

ESTUDIOS DE ECONOMIA

VOLUMEN 52 · Nº1 / JUNIO 2025

ARTÍCULOS

Upstream pricing strategies, multiple inputs,
and downstream delegation
Dang-Long Bui

Do uncertainties and risks have an impact on cryptocurrency
returns? Evidence from the symmetric and asymmetric
fourier quantile causality test
Esra N. Kilci, Veli Yilanci

Nivel de desarrollo como determinante de la capacidad de
innovación. Evidencia para 132 economías con el uso de redes
neuronales artificiales
Mario A. Morales Sánchez, Héctor E. Díaz Rodríguez

Estabilidad de expectativas cuando el Banco Central
aprende de sus pronósticos autorreferenciados
Luis Edgar Basto Mercado

The impact on the skill premium of the task content of jobs:
Evidence from online job ads for Chile 2009 - 2018
Jorge Campos-González

¿Cómo afecta el consumo de alcohol de los adultos a la
distribución intra-hogar del gasto y al bienestar de los niños?
Evidencia para Argentina a partir de un modelo colectivo
de demanda
**Miriam Berges, Lucía Echeverría, Martina Menon,
Federico Perali**

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE ECONOMIA Y NEGOCIOS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

ESTUDIOS DE ECONOMIA

EDITOR

RÓMULO CHUMACERO E.
Departamento de Economía
Universidad de Chile

Editores Ejecutivos

Santiago Gonzalo Sandoval Vinelli
Fernanda Carolina Anguita Acevedo
Santiago Julián García Nava
Sergio Rómulo Salazar Molina
Leonardo Siles Oporto

y la colaboración de los profesores miembros del Departamento de Economía de la Universidad de Chile y referees externos.

POLÍTICA EDITORIAL EDITORIAL POLICY

La Revista ESTUDIOS DE ECONOMÍA es publicada dos veces al año por el Departamento de Economía de la Universidad de Chile.

Su propósito es presentar artículos acerca de investigaciones empíricas y ensayos teóricos que sean de interés general para economistas.

Todo trabajo será evaluado para su publicación por dos comentaristas anónimos.

Como parte de nuestra política editorial, nos comprometemos a enviar una respuesta acerca de la situación de cada trabajo en un plazo no superior a los dos meses desde su recepción.

De no hacerlo, los autores se encuentran en plena libertad de considerar otra revista para la publicación de su artículo.

Para la reproducción total de cualquiera de los artículos publicados en la Revista, deberá solicitarse la autorización al Editor; en caso de reproducciones parciales, solo bastará citar la fuente.

Toda correspondencia debe dirigirse a:

ESTUDIOS DE ECONOMIA is published two times a year by the Department of Economics at the University of Chile.

Its purpose is to publish empirical as well as theoretical papers in every field of Economics.

All papers must go through refereeing process by two anonymous referees.

As part of our editorial policy, an answer regarding the status of a paper will not exceed two months from its reception. If that were not the case, the authors are free to send their paper for consideration for publication elsewhere.

For the reproduction of any paper, written permission must be given by the Editor; for partial reproductions please cite source.

All correspondence should be sent to:

Revista, *Estudios de Economía*
<http://www.estudiosdeeconomia.uchile.cl>
Publicación N° 263 del
Departamento de Economía, Universidad de Chile
Diagonal Paraguay 257
Registro Propiedad Intelectual N° 112.761
Santiago - CHILE
ede@econ.uchile.cl

Estudios de Economía is indexed and abstracted in:

- Social Sciences Citation Index.
- Social Scisearch.
- Journal Citation Reports/Social Sciences Edition.

ARTÍCULOS

- Upstream pricing strategies, multiple inputs, and downstream delegation
Dang-Long Bui 5
- Do uncertainties and risks have an impact on cryptocurrency returns? Evidence from the symmetric and asymmetric fourier quantile causality test
Esra N. Kilci, Veli Yilanci 27
- Nivel de desarrollo como determinante de la capacidad de innovación. Evidencia para 132 economías con el uso de redes neuronales artificiales
Mario A. Morales Sánchez, Héctor E. Díaz Rodríguez 59
- Estabilidad de expectativas cuando el Banco Central aprende de sus pronósticos autorreferenciados
Luis E. Basto Mercado 97
- The impact on the skill premium of the task content of jobs: Evidence from online job ads for Chile 2009 – 2018
Jorge Campos-González 133
- ¿Cómo afecta el consumo de alcohol de los adultos a la distribución intra-hogar del gasto y al bienestar de los niños? Evidencia para Argentina a partir de un modelo colectivo de demanda
Miriam Berges, Lucía Echeverría, Martina Menon, Federico Perali 191

Upstream pricing strategies, multiple inputs, and downstream delegation*

Estrategias de precios aguas arriba, insumos múltiples y delegación aguas abajo

DANG-LONG BUI**

Abstract

This paper considers a delegation game between one multi-input firm and one single-input firm engaging in Cournot competition in the downstream market. Both firms purchase a standard input from a core input supplier; and the multi-input firm also needs a supplementary input provided by an independent supplier. I study two input pricing policies of the core input supplier, uniform pricing and third-degree price discrimination, and obtain the following. First, regardless of the upstream pricing strategies, both downstream firms delegate in equilibrium, but contrary to traditional analysis, delegation is mutually profitable. Second, the core input supplier prefers uniform pricing to third-degree price discrimination. Lastly, uniform pricing is more socially desirable than discriminatory pricing.

Key words: *Downstream delegation; multiple inputs; uniform vs discriminatory input pricing.*

JEL Classification: *L13, L21, M11.*

* I am incredibly grateful to the anonymous reviewers of this journal for providing many constructive comments, which substantially improved this paper. I also thank Micah Mainala for his proofreading assistance. The usual disclaimer applies.

** Correspondence to: Department of Economics, National Dong Hwa University, No. 1, Sec. 2, Da Hsueh Rd., Shoufeng, Hualien 974301, Taiwan. E-mail: dlbui@gms.ndhu.edu.tw; longdangbui95@gmail.com.

Resumen

Este documento considera un juego de delegación entre una empresa de múltiples insumos y una empresa de un solo insumo que participa en competencia a la Cournot en el mercado aguas abajo. Ambas empresas compran un insumo estándar de un proveedor principal y la empresa de insumos múltiples también necesita un insumo suplementario proporcionado por un proveedor independiente. Estudio dos políticas de precios de insumos del proveedor principal de insumos: precios uniformes y discriminación de precios de tercer grado. Los resultados encontrados son: En primer lugar, independientemente de las estrategias de fijación de precios aguas arriba, ambas empresas aguas abajo delegan en equilibrio, pero contrariamente al análisis tradicional, la delegación es mutuamente beneficiosa. En segundo lugar, el proveedor principal de insumos prefiere la fijación uniforme de precios a la discriminación de precios en tercer grado. Por último, la fijación uniforme de precios es más deseable desde el punto de vista social que la fijación de precios discriminatorios.

Palabras clave: *Delegación aguas abajo; insumos múltiples; precios de insumos uniformes vs discriminatorios.*

Clasificación JEL: *L13, L21, M11.*

1. INTRODUCTION

In modern economies, the separation of ownership and control can be frequently observed in big companies (Coffee, 2001). Seminal papers by Vickers (1985), Fershtman and Judd (1987), and Sklivas (1987), hereafter VFJS, support this evidence by showing that both firms in a duopoly model choose to delegate the output/price decision to managers in equilibrium. Moreover, VFJS also prove that in a delegation game with a Cournot duopoly, the delegation contracts incentivize the managers to be more aggressive than profit-maximizers such that both firms become worse off than without delegation. These findings are widely accepted in the literature on managerial delegation (Lambertini, 2017).

The results of VFJS are challenged by studies incorporating vertically related markets, e.g., Park (2002) and Liao (2010).¹ Both papers build a model with an upstream monopolist and two downstream firms and allow reve-

¹ In the absence of the upstream market, Colombo (2019, 2022) also proves that the result of VFJS may not hold in a Cournot duopoly with cost and quality asymmetry, respectively. Specifically, he shows that the more efficient (high-quality) firm is more profitable post-delegation if the cost (quality) differential is sufficiently high.

nue delegation in the downstream market by following Fershtman and Judd (1987) and Sklivas (1987).² Assuming the downstream firms' marginal costs only contain the uniform input price charged by the upstream monopolist, Park (2002) shows that no firm delegates in equilibrium. Liao (2010) then extends the analysis to the case where each downstream firm bears a marginal transformation cost in addition to the input price and accepts both uniform pricing and third-degree price discrimination in the upstream market. The author demonstrates that delegation occurs in equilibrium and is mutually unprofitable (profitable) for Cournot firms under uniform input pricing (upstream price discrimination).

It should be noted that both Park (2002) and Liao (2010) only discuss single-input downstream firms, which are symmetric. However, it is more frequently observed that firms are asymmetric in the real world, and the asymmetry may come from technologies where the number of inputs used to generate the final goods is different.³ I, therefore, contribute to this strand of literature by constructing a downstream delegation framework involving a multi-input downstream manufacturer competing against a single-input rival in a Cournot competition. Two upstream monopolists provide a core and a supplementary input to the multi-input downstream firm, while the single-input manufacturer's production requires the core input only.⁴ The core input supplier can either charge uniform prices or third-degree price discrimination. Unlike Park (2002) and Liao (2010), I follow Vickers (1985) to take into account output delegation in the downstream market.⁵

Three main findings are obtained from the analysis. First, delegation with a less aggressive incentive parameter emerges as a dominant strategy, and it

² Revenue delegation is a type of delegation contract where the manager's performance is measured by a combination of the firm's profit and revenue.

³ Using more inputs may help improve product quality. However, production by outdated technologies may sometimes employ more inputs to correct disadvantages such as labor, security, IT support, and maintenance services. Please refer to the website: <https://www.coxblue.com/how-outdated-technology-costs-businesses-more-than-it-saves/>

⁴ There is a strand of literature concerning complementary inputs (e.g., Kopel *et al.*, 2016, 2017; Kitamura *et al.*, 2018; Lin *et al.*, 2022). Kopel *et al.* (2016, 2017) consider the sourcing strategy of a multi-input-multi-product firm. Kitamura *et al.* (2018) construct a model with a complementary input monopolist to discuss the existence of an exclusive contract in the core input segment. Lin *et al.* (2022) investigate the vertical licensing behavior of a multi-input firm and its welfare effects. To the best of my knowledge, research has yet to incorporate complementary input into the delegation game.

⁵ Output delegation is a type of delegation contract where the manager's performance is measured by a combination of the firm's profit and output quantity. Because it is hard to provide clear-cut results by adopting revenue delegation, and this paper focuses on discovering the change in competition intensity post-delegation only, I employ output delegation instead.

turns out to be mutually profitable for the downstream firms, regardless of input pricing strategies. Second, uniform pricing is superior to third-degree price discrimination from the viewpoint of the core input supplier. Lastly, uniform input pricing is more socially desirable than price discrimination.

Similar to Liao (2010), this study finds that delegation is mutually profitable under third-degree input price discrimination. This finding is significantly based on the *vertical externality effect*. This effect suggests that the input supplier will charge a higher (lower) price for the firm competing more (less) aggressively in the downstream market. Hence, the downstream firms can set less aggressive incentive parameters in the delegation contracts. In doing so, they benefit from lower input prices and the fall in competition intensity in the downstream market. As a result, the downstream firms are better off post-delegation.⁶ The presence of a supplementary input may influence the multi-input firm to compete less aggressively to lower the price offered by the supplementary input supplier. In the meantime, the single-input firm is also incentivized to reduce its combativeness to increase the input price from the supplementary input supplier, leading to a higher marginal cost for its rival. So, this paper creates an extra effect, namely the *supplementary input effect*, which has the same impact as the vertical externality effect and strengthens Liao's (2010) result under third-degree input price discrimination.

However, Liao's (2010) and VFJS's results do not hold in the current model, given the core input supplier charges a uniform input price, as delegation becomes mutually profitable. The intuition can be explained as follows. As the downstream firms pay the same price under uniform input pricing, a downstream firm, in an effort to lower the input price by reducing its aggressiveness, will also lessen its rival's marginal cost, thereby indirectly harming itself due to strategic substitutes. Thus, each firm will compete more severely to strategically weaken the opposition. This is the so-called *spillover effect*.⁷ This effect induces the optimal incentive parameter in Park (2002) to be profit-maximizing when the downstream production incurs no marginal costs except input prices. By considering an identical extra marginal transformation cost for both downstream firms, Liao (2010) shows that the spillover effect helps outweigh the vertical externality effect such that the downstream managers compete more aggressively post-delegation. The overturned result can occur by introducing

⁶ Choi *et al.* (2020) also derive the reverse result to VFJS's based on the vertical externality effect. They encompass two vertical chains into a model in which only the downstream firms can select optimal delegation strategies. Delegation arises in equilibrium with less aggressive managers under linear input pricing. It, therefore, turns out to be mutually profitable.

⁷ The spillover effect under uniform input pricing is well established in Bernhofen (1997).

the supplementary input effect, which influences the managers to behave less forcefully, making delegation mutually profitable.

Although this paper mainly contributes to the literature on managerial delegation, it also provides two valuable results in comparing uniform input pricing and third-degree input price discrimination. First, from the viewpoint of the core input supplier, this research derives a different result from the conventional wisdom, which suggests that a monopolistic seller prefers third-degree price discrimination to uniform pricing because of the more instruments to extract rents from buyers in the former strategy (Holmes, 1989).⁸ In addition, Brito *et al.* (2019) show that input price discrimination benefits the upstream monopolist if downstream quality asymmetry exists. The reverse result can occur by replacing quality asymmetry with technological asymmetry. Second, from the viewpoint of social planners, this research supports the outcome of DeGraba (1990) and Valletti (2003) by showing that uniform input pricing results in a higher welfare level than third-degree input price discrimination, while other papers can unearth some circumstances for the opposite finding (e.g., Arya and Mittendorf, 2010; Kao and Peng, 2012; Brito *et al.*, 2019; and Miklós-Thal and Shaffer, 2021).

The remainder of this paper is structured as follows. Section 2 describes the model with downstream homogeneous products. Section 3 makes a comparison between the two pricing regimes. A discussion on vertically differentiated products in the downstream market is provided in Section 4. Finally, Section 5 concludes the paper.

2. THE MODEL OF DOWNSTREAM HOMOGENEOUS PRODUCTS

Two downstream manufacturers, firms 1 and 2, produce substitute products as goods 1 and 2, respectively. Following Singh and Vives (1984), a representative consumer is assumed to enjoy a utility function from buying the products as follows:

$$(1) \quad U = a_1 q_1 + a_2 q_2 - \frac{1}{2} (q_1 + q_2)^2 + z$$

where q_i ($i = 1, 2$) denotes the output quantity of good i , a_i represents consumers' willingness to pay, which could be referred to as the quality level of good i (Häckner, 2000), and z stands for the numeraire.

The inverse demand system for the final goods is derivable as:

⁸ Theoretical analyses involving vertically related markets, such as Valletti (2003) and Liao (2010), also prove that an upstream monopolist will be more profitable by committing to uniform pricing if the downstream firms are symmetric.

$$(2) \quad p_i = a_i - q_i - q_j; i, j = 1, 2, i \neq j$$

where p_i is the price of good i . For simplicity, assume that $a_1 = a_2 = 1$ such that the products are homogeneous. In Section 4, I show that the main results are robust when the downstream firms produce vertically (quality) differentiated products.

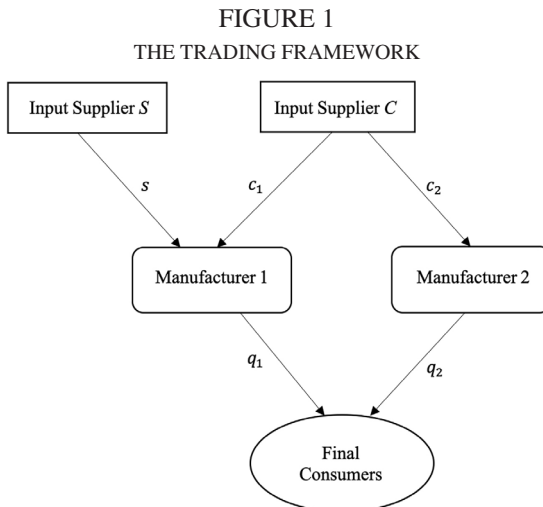
Goods 1 and 2 now face the same elastic demand function $p(Q) = 1 - Q$, where p and Q denote the price and total quantity demanded, respectively, and $Q = q_1 + q_2$. The downstream firms are asymmetric in terms of technology. To generate one unit of the downstream product, firm 1 employs one unit of a core input (input C) and one unit of a supplementary input (input S). In comparison, the production of firm 2 only requires the core input based on a one-to-one relationship. Input C (S) is provided by a monopolist, denoted as supplier C (S), with linear wholesale pricing. For simplicity, input supplier m 's ($m = C, S$) marginal cost is assumed to be *nil*, and manufacturer i 's marginal cost ($i = 1, 2$) contains the input price(s) only.

The input suppliers' profit functions are expressed as:

$$(3.1) \quad \pi_C = c_1 q_1 + c_2 q_2$$

$$(3.2) \quad \pi_S = s q_1$$

where c_i ($i = 1, 2$) is the per-unit input price that firm i pays to supplier C , and s denotes the per-unit input price that firm 1 pays to supplier S . I draw Figure 1 below to describe the trading framework of this paper.



Following Vickers (1985), I assume that manufacturer i 's owner ($i = 1, 2$) can hire a manager and delegate the output decision to him. In doing so, the owner evaluates the manager's performance by a function that contains not only the firm's profit but also a fraction θ_i of its output quantity.⁹ The downstream firms' profit functions and the managers' objective functions are defined as follows:

$$(4.1) \quad \pi_i = (p - k_i)q_i$$

$$(4.2) \quad V_i = \pi_i + \theta_i q_i, i = 1, 2$$

where $k_1 = c_1 + s$ and $k_2 = c_2$ are the downstream firms' marginal costs. Note that when $\theta_i > (<) 0$, firm i 's manager competes more (less) aggressively than a profit-maximizer in the output market, and $\theta_i = 0$ indicates the case where firm i 's owner chooses not to delegate, i.e., $V_i = \pi_i$.

The game in question consists of three stages. In stage 1, each downstream firm's owner determines whether to delegate the output decision to a manager or not. If the owner chooses to do so, an optimal incentive parameter will be assigned to maximize profit. Next, suppliers C and S offer input prices to the downstream firms in the second stage. Lastly, firms 1 and 2 compete in quantity in stage 3.¹⁰ We can use the typical backward induction to solve the game.

In what follows, I analyze two different regimes depending on the pricing policy of the core input supplier. They are uniform input pricing and third-degree input price discrimination. Appendix A shows that the result under discriminatory input pricing is consistent with those in Liao (2010) and Choi *et al.* (2020), in which the downstream firms become less aggressive post-delegation, and delegation is mutually profitable. Hence, this section focuses more on the regime of uniform input pricing.

Suppose supplier C commits to uniformly treating the downstream producers, i.e., $c_1 = c_2 = c$. In stage 3, by differentiating V_i in (4.2) with respect to q_i ($i = 1, 2$), we obtain:

$$(5) \quad \frac{\partial V_i}{\partial q_i} = \frac{\partial \pi_i}{\partial q_i} + \theta_i = p - k_i + \frac{\partial p}{\partial q_i} q_i + \theta_i = 0; i = 1, 2$$

Solving (5) for the optimal downstream output quantities yields:

⁹ Other managerial economists also adopt this type of delegation. See, for example, Matsumura and Matsushima (2012), Nakamura (2012), Jansen *et al.* (2015), and Fanti *et al.* (2017).

¹⁰ The analysis is limited to the Cournot case because only then delegation by both firms ends up being mutually harmful. The full analysis under Bertrand downstream competition is left for future research.

$$(6) \quad \tilde{q}_1 = \frac{1 - \tilde{c} - 2\tilde{s} + 2\tilde{\theta}_1 - \tilde{\theta}_2}{3}, \tilde{q}_2 = \frac{1 - \tilde{c} + \tilde{s} - \tilde{\theta}_1 + 2\tilde{\theta}_2}{3}$$

where the accent \sim stands for variables under the uniform input pricing regime.

We proceed to stage 2, where the upstream firms set optimal input prices. Note that under the uniform input pricing regime, supplier C 's profit function can be rewritten as $\tilde{\pi}_C = \tilde{c}\tilde{Q}$, while that of supplier S stays the same as in (3.2). By substituting (6) into the upstream firms' profit functions, then differentiating $\tilde{\pi}_C$ and $\tilde{\pi}_S$ with respect to \tilde{c} and \tilde{s} , respectively, we can obtain the first-order conditions as follows:

$$(7.1) \quad \frac{d\tilde{\pi}_C}{d\tilde{c}} = \overset{\text{marginal benefit effect}(+)}{\tilde{Q}} + \overset{\text{marginal cost effect}(-)}{\tilde{c} \frac{\partial \tilde{Q}}{\partial \tilde{c}}} = \left(\frac{2 - 2\tilde{c} - \tilde{s} + \tilde{\theta}_1 + \tilde{\theta}_2}{3} \right) + \tilde{c} \left(-\frac{2}{3} \right) = 0$$

$$(7.2) \quad \frac{d\tilde{\pi}_S}{d\tilde{s}} = \overset{\text{marginal benefit effect}(+)}{\tilde{q}_1} + \overset{\text{marginal cost effect}(-)}{\tilde{s} \frac{\partial \tilde{q}_1}{\partial \tilde{s}}} = \left(\frac{1 - \tilde{c} - 2\tilde{s} + 2\tilde{\theta}_1 - \tilde{\theta}_2}{3} \right) + \tilde{s} \left(-\frac{2}{3} \right) = 0$$

The optimal input prices \tilde{c} and \tilde{s} are determined by the balance of the *marginal benefit effect* and the *marginal cost effect* denoted by the first and second terms on the right-hand side of the first-order conditions in (7.1) and (7.2) in that order. The marginal benefit effect equals the sale of the input and is positive as a rise in the input price increases the profit directly. On the other hand, a higher input price reduces the derived demand for the input, leading to the negative marginal cost effect. Moreover, Eq. (7.1) shows that the presence of the supplementary input reduces supplier C 's marginal benefit in choosing an optimal input price. Hence, given the incentive parameters, the optimal \tilde{c} becomes lower than that in the absence of input S .

Solving (7) gives the optimal input prices as:

$$(8) \quad \tilde{c} = \frac{7}{15} + \frac{2}{15}\tilde{\theta}_1 + \frac{1}{3}\tilde{\theta}_2, \tilde{s} = \frac{2}{15} + \frac{7}{15}\tilde{\theta}_1 - \frac{1}{3}\tilde{\theta}_2$$

From (8), we can find that both increases in incentive parameters of firms 1 and 2 cause a rise in the uniform price of input C . However, the impact of a change in $\tilde{\theta}_2$ on \tilde{c} is more substantial than that of $\tilde{\theta}_1$. On the other hand, a higher $\tilde{\theta}_1$ increases the input price for input S , while the opposite influence arises with a higher $\tilde{\theta}_2$ but in a lower magnitude.

We now move to the first stage, where the downstream firms' owners determine whether to delegate or not. The equilibrium results under the case both firms choose not to delegate (NN) can be derived by substituting $\tilde{\theta}_1 = \tilde{\theta}_2 = 0$ into (3), (4), (6), and (8). Calculations lead to the following:

$$(9.1) \quad \tilde{c}^{NN} = \frac{7}{15}, \tilde{s}^{NN} = \frac{2}{15}$$

$$(9.2) \quad \tilde{q}_1^{NN} = \frac{4}{45}, \tilde{q}_2^{NN} = \frac{2}{9}$$

$$(9.3) \quad \tilde{\pi}_C^{NN} = \frac{98}{675}, \tilde{\pi}_S^{NN} = \frac{8}{675}$$

$$(9.4) \quad \tilde{\pi}_1^{NN} = \frac{16}{2025}, \tilde{\pi}_2^{NN} = \frac{4}{81}$$

Next, if only firm 2 (firm 1) chooses to delegate, i.e., case ND (DN), we substitute $\tilde{\theta}_1 = 0 (\tilde{\theta}_2 = 0)$ and (6) and (8) into (4.1), then maximizing $\tilde{\pi}_2 (\tilde{\pi}_1)$ with respect to $\tilde{\theta}_2 (\tilde{\theta}_1)$. The results are obtained in Table 1 hereunder.

TABLE 1
THE EQUILIBRIUM RESULTS OF ASYMMETRIC DELEGATION UNDER UNIFORM
INPUT PRICING

$\tilde{\theta}_1^{ND} = 0, \tilde{\theta}_2^{ND} = -\frac{1}{20} < 0$	$\tilde{\theta}_1^{DN} = -\frac{17}{217} < 0, \tilde{\theta}_2^{DN} = 0$
$\tilde{c}^{ND} = \frac{9}{20}, \tilde{s}^{ND} = \frac{3}{20}$	$\tilde{c}^{DN} = \frac{99}{217}, \tilde{s}^{DN} = \frac{3}{31}$
$\tilde{q}_1^{ND} = \frac{1}{10}, \tilde{q}_2^{ND} = \frac{1}{5}$	$\tilde{q}_1^{DN} = \frac{2}{31}, \tilde{q}_2^{DN} = \frac{52}{217}$
$\tilde{\pi}_C^{ND} = \frac{27}{200}, \tilde{\pi}_S^{ND} = \frac{3}{200}$	$\tilde{\pi}_C^{DN} = \frac{6534}{47089}, \tilde{\pi}_S^{DN} = \frac{6}{961}$
$\tilde{\pi}_1^{ND} = \frac{1}{100}, \tilde{\pi}_2^{ND} = \frac{1}{20}$	$\tilde{\pi}_1^{DN} = \frac{2}{217}, \tilde{\pi}_2^{DN} = \frac{2704}{47089}$

Lastly, let us consider the subgame in which both downstream owners choose to delegate (DD). The first-order conditions are derived implicitly as follows:

$$\begin{aligned}
 (10) \quad \frac{d\tilde{\pi}_i}{d\tilde{\theta}_i} &= \overbrace{\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_i} \frac{d\tilde{q}_i}{d\tilde{\theta}_i}}^{\text{output effect (?)}} + \overbrace{\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_j} \frac{\partial \tilde{q}_j}{\partial \tilde{\theta}_i}}^{\text{strategic effect (+)}} + \overbrace{\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{k}_i} \frac{\partial \tilde{k}_i}{\partial \tilde{\theta}_i}}^{\text{vertical externality effect (-)}} + \overbrace{\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_j} \frac{\partial \tilde{q}_j}{\partial \tilde{c}} \frac{\partial \tilde{c}}{\partial \tilde{\theta}_i}}^{\text{spillover effect (+)}} \\
 &\quad + \overbrace{\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_j} \frac{\partial \tilde{q}_j}{\partial \tilde{s}} \frac{\partial \tilde{s}}{\partial \tilde{\theta}_i}}^{\text{supplementary input effect (-)}} = 0; i, j = 1, 2; i \neq j
 \end{aligned}$$

where $\frac{d\tilde{q}_i}{d\tilde{\theta}_i} = \frac{\partial \tilde{q}_i}{\partial \tilde{\theta}_i} + \frac{\partial \tilde{q}_i}{\partial \tilde{c}} \frac{\partial \tilde{c}}{\partial \tilde{\theta}_i} + \frac{\partial \tilde{q}_i}{\partial \tilde{s}} \frac{\partial \tilde{s}}{\partial \tilde{\theta}_i}$.

It is found from (10) that firm i 's ($i = 1, 2$) optimal incentive parameter is manipulated by the balance of the *output effect*, the *strategic effect*, the *vertical externality effect*, the *spillover effect*, and the *supplementary input effect*, as in the right-hand side of the equation. The output effect indicates that a rise in firm i 's incentive parameter induces its manager to compete more aggressively by increasing its output. The higher output quantity then improves (lowers) the firm's profit if the incentive parameter is negative (positive). Thus, the output effect is ambiguous.¹¹ Next, the strategic effect shows that an increase in firm i 's incentive parameter reduces its rival's output by strategic substitutes. Then a lower quantity supplied by the opposition raises the price of the final product, leading to higher profit for firm i . The strategic effect is, therefore, positive.¹²

The vertical externality effect exhibits that if firm i 's manager competes more severely in the output market, the upstream firm(s) will charge a higher price such that its marginal cost increases. And the rise in the marginal cost reduces firm i 's output quantity and its profit. Thus, this effect is negative.¹³ On the contrary, the spillover effect is positive as a rise in $\tilde{\theta}_i$ increases input C 's uniform price such that firm j 's marginal cost ($i, j = 1, 2; i \neq j$) also grows, leading to less output produced by firm j . The price, therefore, increases, and firm i 's profit is improved.¹⁴ Lastly, the supplementary input effect encourages firm 1 (firm 2) to lower its incentive parameter to reduce (raise) supplier S 's input price, leading to lower output produced by its rival. The price then in-

¹¹ By (6) and (8), we can calculate that $\frac{d\tilde{q}_1}{d\tilde{\theta}_1} = \frac{14}{45} > 0$ and $\frac{d\tilde{q}_2}{d\tilde{\theta}_2} = \frac{4}{9} > 0$. Moreover, it is derived from (5) that $\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_i} = -\tilde{\theta}_i > (<) 0$ if $\tilde{\theta}_i < (>) 0, i = 1, 2$. Hence, the output effect is ambiguous.

¹² From (6), we can find that $\frac{\partial \tilde{q}_j}{\partial \tilde{\theta}_i} = -\frac{1}{3} < 0, i, j = 1, 2, i \neq j$. Also, it is shown by (4.1) that $\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_j} = -\tilde{q}_i < 0$. Accordingly, the strategic effect is positive.

¹³ By (8), we can derive that $\frac{\partial \tilde{k}_i}{\partial \tilde{\theta}_i} = \frac{\partial \tilde{c}}{\partial \tilde{\theta}_i} + \frac{\partial \tilde{s}}{\partial \tilde{\theta}_i} = \frac{3}{5} > 0$ and $\frac{\partial \tilde{k}_i}{\partial \tilde{\theta}_2} = \frac{\partial \tilde{c}}{\partial \tilde{\theta}_2} = \frac{1}{3} > 0$. It is also found from (4.1) that $\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{k}_i} = -\tilde{q}_i < 0$. The vertical externality effect is, therefore, negative.

¹⁴ Computations from (4.1), (6), and (8) show that $\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_j} = -\tilde{q}_i < 0, \frac{\partial \tilde{q}_j}{\partial \tilde{c}} < 0$, and $\frac{\partial \tilde{c}}{\partial \tilde{\theta}_i} > 0, i, j = 1, 2, i \neq j$. Hence, the spillover effect is positive.

creases, and the firm in question is better off. Accordingly, the supplementary input effect is negative.¹⁵

Solving (10) for the optimal incentive parameters gives:

$$(11.1) \quad \tilde{\theta}_1^{DD} = -\frac{17}{191} < 0, \tilde{\theta}_2^{DD} = -\frac{52}{955} < 0$$

From (11.1), it is found that both managers behave less aggressively in the output market. The presence of the supplementary input effect helps the negative effects become more substantial than the positive effects such that their balance is at a negative incentive parameter.

Substituting (11.1) into (3), (4), (6), and (8), we can obtain:

$$(11.2) \quad \tilde{c}^{DD} = \frac{417}{955}, \tilde{s}^{DD} = \frac{21}{191}$$

$$(11.3) \quad \tilde{q}_1^{DD} = \frac{14}{191}, \tilde{q}_2^{DD} = \frac{208}{955}$$

$$(11.4) \quad \tilde{\pi}_C^{DD} = \frac{115926}{912025}, \tilde{\pi}_S^{DD} = \frac{294}{36481}$$

$$(11.5) \quad \tilde{\pi}_1^{DD} = \frac{434}{36481}, \tilde{\pi}_2^{DD} = \frac{10816}{182405}$$

By (9.4), (11.5), and Table 1, we can get the following:

$$(12.1) \quad \tilde{\pi}_1^{DN} - \tilde{\pi}_1^{NN} = \frac{578}{439425} > 0; \tilde{\pi}_1^{DD} - \tilde{\pi}_1^{ND} = \frac{6919}{3648100} > 0$$

$$(12.2) \quad \tilde{\pi}_2^{ND} - \tilde{\pi}_2^{NN} = \frac{1}{1620} > 0; \tilde{\pi}_2^{DD} - \tilde{\pi}_2^{DN} = \frac{16091504}{8589269045} > 0$$

It is shown from (12) that to delegate is the dominant strategy for both firm 1 and firm 2. As a result, they both delegate in equilibrium.¹⁶ Next, I examine whether delegation is mutually profitable or unprofitable for the downstream firms by the following:

$$(13) \quad \tilde{\pi}_1^{DD} - \tilde{\pi}_1^{NN} = \frac{295154}{73874025} > 0; \tilde{\pi}_2^{DD} - \tilde{\pi}_2^{NN} = \frac{146476}{14774805} > 0$$

¹⁵ It is found from (4.1) that $\frac{\partial \tilde{\pi}_i}{\partial \tilde{q}_j} = -\tilde{q}_i < 0, i, j = 1, 2, i \neq j$. Next, we can calculate from (6) and (8) that $\frac{\partial \tilde{q}_2}{\partial \tilde{s}} \frac{\partial \tilde{s}}{\partial \tilde{\theta}_1} = \frac{1}{3} \times \frac{7}{15} = \frac{7}{45} > 0$ and $\frac{\partial \tilde{q}_1}{\partial \tilde{s}} \frac{\partial \tilde{s}}{\partial \tilde{\theta}_2} = \left(-\frac{2}{3}\right) \left(-\frac{1}{3}\right) = \frac{2}{9} > 0$. Thus, the supplementary input effect is negative.

¹⁶ Since not to delegate is a particular case of to delegate, where the owner sets the incentive parameter to be zero, we can conclude that both firms delegate in equilibrium if both parameters are non-zero under subgame DD.

The inequalities in (13) indicate that both downstream firms are better off in equilibrium compared to the case that no firm delegates under the uniform input pricing regime. Moreover, Appendix A shows this result also occurs under third-degree input price discrimination. Accordingly, I establish the following proposition:

Proposition 1. *Both downstream firms delegate in equilibrium, but contrary to traditional analysis, delegation is mutually profitable, no matter whether the core input supplier charges uniform or discriminatory prices.*

Proposition 1 is sharply different from Liao (2010), where delegation is still mutually unprofitable under uniform input pricing. Recall the effects in (10). It should be noted that there is no supplementary input effect in the model of Liao (2010). In that paper, the downstream firms behave less forcefully post-delegation under discriminatory input pricing because of the vertical externality effect, leading to higher profits. When the upstream firm charges uniform input prices, there exists the extra spillover effect that helps outweigh the vertical externality effect such that the firms compete more severely post-delegation, leading to lower profits. Notably, the current paper creates the supplementary input effect that induces both firms to reduce the intensity of competition post-delegation. Hence, this effect amplifies the result of Liao (2010) under discriminatory input pricing while making the reverse result occur under uniform input pricing.

3. UNIFORM VS DISCRIMINATORY INPUT PRICING

This section investigates which pricing strategy is superior from the viewpoint of the core input supplier. In addition, a welfare comparison between uniform and discriminatory input pricing will also be taken into consideration. Let us start by computing supplier C 's profit difference between the two input pricing regimes. By subtracting $\hat{\pi}_C^{DD}$ in (A.4.4) from $\tilde{\pi}_C^{DD}$ in (11.4), we can obtain:

$$(14) \quad \tilde{\pi}_C^{DD} - \hat{\pi}_C^{DD} = \frac{645097}{17875690} > 0$$

The inequality in (14) indicates that the core input supplier prefers uniform pricing to third-degree price discrimination. The rationale behind this result is that the spillover effect emerges under uniform input pricing such that the

downstream firms are less willing to strategically lower the input price.¹⁷ As a result, the core input supplier is better off under uniform input pricing.

I mark the above result by the following proposition:

Proposition 2. *The core input supplier prefers uniform input pricing to third-degree price discrimination.*

Although Proposition 2 is consistent with the finding by Liao (2010, p. 268), this result is significantly different from that of Brito *et al.* (2019), in which input price discrimination benefits the upstream monopolist if there is downstream asymmetry under a non-delegation framework. While their paper incorporates quality asymmetry, the current study considers the downstream asymmetry as the difference in the number of inputs employed by the downstream firms. Constructing a managerial delegation game, I find that uniform input pricing is superior from the viewpoint of the core input supplier.

In what follows, I examine the welfare ranking between two pricing strategies. By substituting (11) and (A.4) into the utility function in (1), we can obtain the welfare levels (\hat{W}) under the uniform and discriminatory input pricing regimes, respectively. Then, comparing them gives:

$$(15) \quad \tilde{W}^{DD} - \hat{W}^{DD} = \frac{226848}{912025} - \frac{2091}{9800} = \frac{2528529}{71502760} > 0$$

Even though the downstream firms always compete less aggressively than profit-maximizers, Footnote 17 shows that the competition intensity is stronger under uniform than discriminatory input pricing due to the spillover effect. This implies that the downstream firms produce more output under the former regime.¹⁸ Thus, consumer surplus and welfare are higher under uniform input pricing. Based on this result, I establish the following:

Proposition 3. *Uniform input pricing is more socially desirable than third-degree input price discrimination.*

Proposition 3 supports the traditional result by DeGraba (1990) and Valletti (2003), in which price discrimination provides more instruments for the upstream monopolist to capture profits from the downstream firms, causing lower total output produced in the downstream market and lower welfare.

¹⁷ We can observe this by comparing the incentive parameters between the two regimes.

From (11.1) and (A.4.1), the comparison shows that $\tilde{\theta}_i > \hat{\theta}_i, i = 1, 2$ as $\tilde{\theta}_1 - \hat{\theta}_1 = \frac{335}{2764} > 0$ and $\tilde{\theta}_2 - \hat{\theta}_2 = \frac{139}{955} > 0$.

¹⁸ Calculating from (11.3) and (A.4.3), we can find that $\tilde{Q}^{DD} = \frac{278}{955} > \hat{Q}^{DD} = \frac{17}{70}$.

4. DOWNSTREAM VERTICALLY DIFFERENTIATED PRODUCTS

In this section, I discuss the case where the downstream firms produce vertically (quality) differentiated products. By assuming $a_1 = \alpha$ and $a_2 = 1$ in (1) and (2), we can use α to measure the quality asymmetry of the downstream products. The restriction $\alpha \in \left(\frac{5}{7}, 2\right)$ is assumed to be held throughout the analysis to guarantee positive output quantities. If $\alpha > (<)1$, the multi-input firm produces higher (lower) quality products than the single-input firm.¹⁹ If $\alpha = 1$, the downstream products are homogeneous, so the analysis degenerates to the primary model. To save space, I move all the proofs to Appendix B.

Appendix B shows that the results in Propositions 1 – 3 are robust when the downstream firms produce vertically differentiated products. These results provide several interesting comparisons with the existing literature. First, when considering the downstream market only, Colombo (2022) indicates that the result of VFJS may not hold, as the high-quality firm will benefit from delegation if the quality asymmetry is high enough. However, Appendix B demonstrates that both downstream firms in the current model benefit from delegation, regardless of quality differential. The reason is based on the vertical externality and the supplementary effects that influence the downstream firms to reduce their aggressiveness in the output market. This leads to less intense competition, which benefits both firms.

Next, considering quality asymmetry in a non-delegation model, Brito *et al.* (2019) show that an upstream monopolist prefers third-degree price discrimination to uniform pricing. On the contrary, I prove that the core input supplier prefers uniform pricing to third-degree price discrimination by introducing quality and technological asymmetry in the downstream delegation game. The contrast may come from the model settings. In addition to the difference mentioned above, Brito *et al.* (2019) adopt the model of vertical differentiation by Choi and Shin (1992) and Motta (1993), while I measure the quality of the product by the consumers' willingness to pay as in Häckner (2000). Moreover, Brito *et al.* (2019) assume Bertrand competition in the downstream market while this paper takes into consideration the Cournot case.

¹⁹ The case of $\alpha > 1$ happens when firm 1 uses an advanced technology that requires extra input to enhance the quality of the product. On the contrary, $\alpha \leq 1$ occurs when firm 1 uses an outdated technology that requires extra input to handle the disadvantage, such as labor, security, IT support, and maintenance services. Please refer to the website in Footnote 3 for more information.

5. CONCLUDING REMARKS

This paper has studied a delegation game between one multi-input firm and one single-input firm competing in quantity. Assuming both firms employ standard input from the core input supplier, and the multi-input firm requires extra input from the supplementary input supplier, we have also discussed the profit and welfare implications of two input pricing strategies: uniform pricing and third-degree price discrimination.

Three results are obtained from the analysis. First, regardless of the upstream pricing strategies, both downstream firms delegate in equilibrium, but contrary to traditional conclusion, delegation is mutually profitable. Second, the core input supplier prefers uniform pricing to third-degree price discrimination. Lastly, uniform pricing is more socially desirable than discriminatory pricing.

These results are specific to the assumption of linear wholesale pricing to focus on comparing uniform pricing and third-degree price discrimination. However, it would also be interesting for the future study to allow two-part tariffs. Another issue that stays outside this paper's scope but deserves to be considered is the strategic vertical integration/separation of the firms by following Bonanno and Vickers (1988).

REFERENCES

- Arya, A. and Mittendorf, B. (2010). "Input Price Discrimination when Buyers Operate in Multiple Markets". *Journal of Industrial Economics*, 58(4), 846-867.
- Bernhofen, D.M. (1997). "Strategic Trade Policy in a Vertically Related Industry". *Review of International Economics*, 5(3), 429-433.
- Bonanno, G. and Vickers, J. (1988). "Vertical Separation". *Journal of Industrial Economics*, 36(3), 257-265.
- Brito, D., Tselekounis, M. and Vasconcelos, H. (2019). "Input Price Discrimination in the Presence of Downstream Vertical Differentiation". *Economics Letters*, 184, 108622.
- Choi, J.C. and Shin, H.S. (1992). "A Comment on a Model of Vertical Product Differentiation". *Journal of Industrial Economics*, 40(2), 229-231.
- Choi, K., Lee, K.D. and Lim, S. (2020). "Managerial Delegation of Competing Vertical Chains with Vertical Externality". *B.E. Journal of Theoretical Economics*, 20(2), 20190029.

- Coffee, J.C.J. (2001). "The Rise of Dispersed Ownership: The Roles of Law and the State in the Separation of Ownership and Control". *Yale Law Journal*, 111(1), 1-82.
- Colombo, S. (2019). "Strategic Delegation under Cost Asymmetry Revised". *Operations Research Letters*, 47, 527-529.
- Colombo, S. (2022). "Prisoner Dilemma in a Vertical Duopoly with Managerial Delegation". *Managerial and Decision Economics*, 43, 1476-1481.
- DeGraba, P. (1990). "Input Market Price Discrimination and the Choice of Technology". *American Economic Review*, 80(5), 1246-1253.
- Fanti, L., Gori, L. and Sodini, M. (2017). "Managerial Delegation Theory Revisited". *Managerial and Decision Economics*, 38, 490-512.
- Fershtman, C. and Judd, K.L. (1987). "Equilibrium Incentives in Oligopoly". *American Economic Review*, 77, 927-940.
- Häckner, J. (2000). "A Note on Price and Quantity Competition in Differentiated Oligopolies". *Journal of Economic Theory*, 93, 233-239.
- Holmes, T.J. (1989). "The Effects of Third-degree Price Discrimination in Oligopoly". *American Economic Review*, 79(1), 244-250.
- Jansen, T., van Lier, A. and van Witteloostuijn, A. (2015). "Managerial Delegation and Welfare Effects of Cost Reductions". *Journal of Economics*, 116, 1-23.
- Kao, K.F. and Peng, C.H. (2012). "Production Efficiency, Input Price Discrimination, and Social Welfare". *Asia-Pacific Journal of Accounting & Economics*, 19(2), 227-237.
- Kitamura, H., Matsushima, N. and Sato, M. (2018). "Exclusive Contracts with Complementary Inputs". *International Journal of Industrial Organization*, 56, 145-167.
- Kopel, M., Löffler, C. and Pfeiffer, T. (2016). "Sourcing Strategies of a Multi-input-multi-product Firm". *Journal of Economic Behavior and Organization*, 127, 30-45.
- Kopel, M., Löffler, C. and Pfeiffer, T. (2017). "Complementary Monopolies and Multi-product Firms". *Economics Letters*, 157, 28-30.
- Lambertini, L. (2017). *An Economic Theory of Managerial Firms: Strategic Delegation in Oligopoly*. Routledge, New York.
- Liao, P.C. (2010). "Discriminatory Input Pricing and Strategic Delegation". *Managerial and Decision Economics*, 31, 263-276.
- Lin, Y.J., Lin, Y.S. and Shih, P.C. (2022). "Welfare Reducing Vertical Licensing in the Presence of Complementary Inputs". *Journal of Economics*, 137, 121-143.
- Matsumura, T. and Matsushima, N. (2012). "Locating Outside a Linear City Can Benefit Consumers". *Journal of Regional Science*, 52(3), 420-432.
- Miklós-Thal, J. and Shaffer, G. (2021). "Input Price Discrimination by Resale Market". *RAND Journal of Economics*, 52(4), 727-757.

- Motta, M. (1993). "Endogenous Quality Choice: Price vs. Quantity Competition". *Journal of Industrial Economics*, 41(2), 113-131.
- Nakamura, Y. (2012). "Bargaining over Managerial Contracts in Delegation Games: The Generalized Oligopolistic Case". *Managerial and Decision Economics*, 33, 249-272.
- Park, E.S. (2002). "Vertical Externality and Strategic Delegation". *Managerial and Decision Economics*, 23, 137-141.
- Singh, N. and Vives, X. (1984). "Price and Quantity Competition in a Differentiated Duopoly". *RAND Journal of Economics*, 15(4), 546-554.
- Sklivas, S.D. (1987). "The Strategic Choice of Managerial Incentives". *RAND Journal of Economics*, 18(3), 452-458.
- Valletti, T.M. (2003). "Input Price Discrimination with Downstream Cournot Competitors". *International Journal of Industrial Organization*, 21, 969-988.
- Vickers, J. (1985). "Delegation and the Theory of the Firm". *Economic Journal*, 95, 138-147.

APPENDIX A

This appendix discusses the regime where supplier C can price discriminate. Maximizing V_i in (4.2), we can obtain the optimal output quantities in stage 3 as:

$$(A.1) \quad \hat{q}_1 = \frac{1 - 2\hat{c}_1 + \hat{c}_2 - 2\hat{s} + 2\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2}{3}, \hat{q}_2 = \frac{1 + \hat{c}_1 - 2\hat{c}_2 + \hat{s} - \hat{\theta}_1 + 2\hat{\theta}_2}{3}$$

where the accent ^ denotes variables under third-degree input price discrimination.

In stage 2, I substitute (A.1) into (3), then solve for the profit-maximizing input prices as follows:

$$(A.2) \quad \hat{c}_1 = \frac{5 + 4\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2}{12}, \hat{c}_2 = \frac{1 + \hat{\theta}_2}{2}, \hat{s} = \frac{1 + 2\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2}{6}$$

In the first stage, by substituting $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_2 = 0$ into (3), (4), (A.1), and (A.2), the equilibrium results when both firms choose not to delegate (NN) are obtained as:

$$(A.3.1) \quad \hat{c}_1^{NN} = \frac{5}{12}, \hat{c}_2^{NN} = \frac{1}{2}, \hat{s}^{NN} = \frac{1}{6}$$

$$(A.3.2) \quad \hat{q}_1^{NN} = \frac{1}{9}, \hat{q}_2^{NN} = \frac{7}{36}$$

$$(A.3.3) \quad \hat{\pi}_C^{NN} = \frac{31}{216}, \hat{\pi}_S^{NN} = \frac{1}{54}$$

$$(A.3.4) \quad \hat{\pi}_1^{NN} = \frac{1}{81}, \hat{\pi}_2^{NN} = \frac{49}{1296}$$

By substituting $\hat{\theta}_1 = 0$ ($\hat{\theta}_2 = 0$) and (A.2) into firm 2's (1's) profit function and maximizing it with respect to $\hat{\theta}_2$ ($\hat{\theta}_1$), we can acquire the equilibrium results in the case where only firm 2 (1) delegates, i.e., case ND (DN), as in the following table:

TABLE A.1
THE EQUILIBRIUM RESULTS OF ASYMMETRIC DELEGATION UNDER INPUT PRICE
DISCRIMINATION

$\hat{\theta}_1^{ND} = 0, \hat{\theta}_2^{ND} = -\frac{49}{275} < 0$	$\hat{\theta}_1^{DN} = -\frac{5}{28} < 0, \hat{\theta}_2^{DN} = 0$
$\hat{c}_1^{ND} = \frac{221}{550}, \hat{c}_2^{ND} = \frac{113}{275}, \hat{s}^{ND} = \frac{54}{275}$	$\hat{c}_1^{DN} = \frac{5}{14}, \hat{c}_2^{DN} = \frac{1}{2}, \hat{s}^{DN} = \frac{3}{28}$
$\hat{q}_1^{ND} = \frac{36}{275}, \hat{q}_2^{ND} = \frac{7}{50}$	$\hat{q}_1^{DN} = \frac{1}{14}, \hat{q}_2^{DN} = \frac{3}{14}$
$\hat{\pi}_C^{ND} = \frac{16657}{151250}, \hat{\pi}_S^{ND} = \frac{1944}{75625}$	$\hat{\pi}_C^{DN} = \frac{13}{98}, \hat{\pi}_S^{DN} = \frac{3}{392}$
$\hat{\pi}_1^{ND} = \frac{1296}{75625}, \hat{\pi}_2^{ND} = \frac{49}{1100}$	$\hat{\pi}_1^{DN} = \frac{1}{56}, \hat{\pi}_2^{DN} = \frac{9}{196}$

By substituting (A.2) into the firms' profit functions and solving for the optimal incentive parameters when both firms choose to delegate (case DD), I show that:

$$(A.4.1) \quad \hat{\theta}_1^{DD} = -\frac{3}{14} < 0, \hat{\theta}_2^{DD} = -\frac{1}{5} < 0$$

Substituting (A.4.1) into (3), (4), (A.1), and (A.2) gives:

$$(A.4.2) \quad \hat{c}_1^{DD} = \frac{23}{70}, \hat{c}_2^{DD} = \frac{2}{5}, \hat{s}^{DD} = \frac{9}{70}$$

$$(A.4.3) \quad \hat{q}_1^{DD} = \frac{3}{35}, \hat{q}_2^{DD} = \frac{11}{70}$$

$$(A.4.4) \quad \hat{\pi}_C^{DD} = \frac{223}{2450}, \hat{\pi}_S^{DD} = \frac{27}{2450}$$

$$(A.4.5) \quad \hat{\pi}_1^{DD} = \frac{9}{350}, \hat{\pi}_2^{DD} = \frac{11}{196}$$

By (A.3.4), Table A.1, and (A.4.5), we can derive that $\hat{\pi}_1^{DN} - \hat{\pi}_1^{NN} = \frac{25}{4536} > 0$, $\hat{\pi}_1^{DD} - \hat{\pi}_1^{ND} = \frac{9081}{1058750}$, $\hat{\pi}_2^{ND} - \hat{\pi}_2^{NN} = \frac{2401}{356400} > 0$, and $\hat{\pi}_2^{DD} - \hat{\pi}_2^{DN} = \frac{1}{98} > 0$. It follows that to delegate the output decision is the dominant strategy for both firms, resulting in DD being a unique equilibrium.

Moreover, comparisons also give $\hat{\pi}_1^{DD} - \hat{\pi}_1^{NN} = \frac{379}{28350} > 0$ and $\hat{\pi}_2^{DD} - \hat{\pi}_2^{NN} = \frac{1163}{63504} > 0$. As a result, delegation is mutually profitable for both downstream firms under input price discrimination.

APPENDIX B

This appendix provides the analytical results of the case where the downstream firms produce quality differentiated products. Given the demand system $p_1 = \alpha - Q$ and $p_2 = 1 - Q$ with $\alpha \in \left(\frac{5}{7}, 2\right)$, I derive the results under uniform (discriminatory) input pricing as in Table B.1 (Table B.2) through the same calculation process as in the primary model.

TABLE B.1
RESULTS OF FOUR SUBGAMES UNDER UNIFORM INPUT PRICING

	NN	DD	DN	ND
$(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$	(0,0)	$\left(\frac{17(2-3\alpha)}{191}, \frac{35\alpha-87}{955}\right)$	$\left(\frac{85}{434}, \frac{17\alpha}{62}, 0\right)$	$\left(0, \frac{\alpha-2}{20}\right)$
(\hat{c}, \hat{s})	$\left(\frac{5+2\alpha}{15}, \frac{7\alpha-5}{15}\right)$	$\left(\frac{3(104+35\alpha)}{955}, \frac{21(3\alpha-2)}{191}\right)$	$\left(\frac{78}{217}, \frac{3\alpha}{31}, \frac{21\alpha-15}{62}\right)$	$\left(\frac{3(\alpha+2)}{20}, \frac{3(3\alpha-2)}{20}\right)$
(\hat{q}_1, \hat{q}_2)	$\left(\frac{2(7\alpha-5)}{45}, \frac{2(2-\alpha)}{9}\right)$	$\left(\frac{14(3\alpha-2)}{191}, \frac{4(87-35\alpha)}{955}\right)$	$\left(\frac{7\alpha-5}{31}, \frac{87}{217}, \frac{5\alpha}{31}\right)$	$\left(\frac{3\alpha-2}{10}, \frac{2-\alpha}{5}\right)$
$(\hat{\pi}_c, \hat{\pi}_s)$	$\left(\frac{2(5+2\alpha)^2}{675}, \frac{2(7\alpha-5)^2}{675}\right)$	$\left(\frac{6(104+35\alpha)^2}{912025}, \frac{294(3\alpha-2)^2}{36481}\right)$	$\left(\frac{6(26+7\alpha)^2}{47089}, \frac{3(7\alpha-5)^2}{1922}\right)$	$\left(\frac{3(2+\alpha)^2}{200}, \frac{3(3\alpha-2)^2}{200}\right)$
$(\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2)$	$\left(\frac{4(7\alpha-5)^2}{2025}, \frac{4(2-\alpha)^2}{81}\right)$	$\left(\frac{434(3\alpha-2)^2}{36481}, \frac{4(87-35\alpha)^2}{182405}\right)$	$\left(\frac{(7\alpha-5)^2}{434}, \frac{(35\alpha-87)^2}{47089}\right)$	$\left(\frac{(3\alpha-2)^2}{100}, \frac{(2-\alpha)^2}{20}\right)$

TABLE B.2
RESULTS OF FOUR SUBGAMES UNDER DISCRIMINATORY INPUT PRICING

	NN	DD	DN	ND
$(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$	(0,0)	$\left(\frac{11-29\alpha}{84}, \frac{\alpha-4}{15}\right)$	$\left(\frac{5(1-2\alpha)}{28}, 0\right)$	$\left(0, \frac{28\alpha-77}{275}\right)$
$(\hat{c}_1, \hat{c}_2, \hat{s})$	$\left(\frac{1+4\alpha}{12}, \frac{1}{2}, \frac{2\alpha-1}{6}\right)$	$\left(\frac{47\alpha+22}{210}, \frac{\alpha+11}{30}, \frac{29\alpha-11}{140}\right)$	$\left(\frac{2+3\alpha}{14}, \frac{1}{2}, \frac{3(2\alpha-1)}{28}\right)$	$\left(\frac{3}{50}, \frac{94\alpha}{275}, \frac{14\alpha+99}{275}, \frac{87\alpha-33}{275}\right)$
(\hat{q}_1, \hat{q}_2)	$\left(\frac{2\alpha-1}{9}, \frac{11-4\alpha}{36}\right)$	$\left(\frac{29\alpha-11}{210}, \frac{11(4-\alpha)}{210}\right)$	$\left(\frac{2\alpha-1}{14}, \frac{4-\alpha}{14}\right)$	$\left(\frac{58\alpha-22}{275}, \frac{11-4\alpha}{50}\right)$
$(\hat{\pi}_c, \hat{\pi}_s)$	$\left(\frac{2}{27}\alpha^2 - \frac{2}{27}\alpha + \frac{31}{216}, \frac{(2\alpha-1)^2}{54}\right)$	$\left(\frac{643\alpha^2-209\alpha+1573}{22050}, \frac{(29\alpha-11)^2}{29400}\right)$	$\left(\frac{3\alpha^2-3\alpha+13}{98}, \frac{3(2\alpha-1)^2}{392}\right)$	$\left(\frac{5144\alpha^2}{75625} - \frac{222\alpha}{6875} + \frac{93}{1250}, \frac{6(29\alpha-11)^2}{75625}\right)$
$(\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2)$	$\left(\frac{(2\alpha-1)^2}{81}, \frac{(11-4\alpha)^2}{1296}\right)$	$\left(\frac{(29\alpha-11)^2}{12600}, \frac{11(4-\alpha)^2}{1764}\right)$	$\left(\frac{(2\alpha-1)^2}{56}, \frac{(4-\alpha)^2}{196}\right)$	$\left(\frac{4(29\alpha-11)^2}{75625}, \frac{(11-4\alpha)^2}{1100}\right)$

Calculations from Table B.1 show that:

$$(B.1.1) \quad \tilde{\pi}_1^{DN} - \tilde{\pi}_1^{NN} = \frac{289(7\alpha - 5)^2}{878850} > 0, \tilde{\pi}_1^{DD} - \tilde{\pi}_1^{ND} = \frac{6919(3\alpha - 2)^2}{3648100} > 0$$

$$(B.1.2) \quad \tilde{\pi}_2^{ND} - \tilde{\pi}_2^{NN} = \frac{(2 - \alpha)^2}{1620} > 0, \tilde{\pi}_2^{DD} - \tilde{\pi}_2^{DN} = \frac{5951(87 - 35\alpha)^2}{8589269045} > 0$$

$$(B.1.3) \quad \tilde{\pi}_1^{DD} - \tilde{\pi}_1^{NN} = \frac{759374 \left(\alpha - \frac{11840}{54241} - \frac{8595\sqrt{434}}{379687} \right) \left(\alpha - \frac{11840}{54241} + \frac{8595\sqrt{434}}{379687} \right)}{73874025} > 0$$

$$(B.1.4) \quad \tilde{\pi}_2^{DD} - \tilde{\pi}_2^{NN} = -\frac{66544 \left(\alpha - \frac{23633}{16636} + \frac{29223\sqrt{5}}{83180} \right) \left(\alpha - \frac{23633}{16636} - \frac{29223\sqrt{5}}{83180} \right)}{2954961} > 0$$

since $\alpha \in \left(\frac{5}{7}, 2 \right)$.

It is found from (B.1.1) and (B.1.2) that to delegate is the dominant strategy for both firms, and DD is a unique equilibrium under uniform input pricing. Moreover, (B.1.3) and (B.1.4) indicate that the firms are better off post-delegation. This is because both firms behave less aggressively than profit-maximizers in equilibrium as $\tilde{\theta}_i^{DD} (i=1,2) < 0$ shown in Table B.1.

Similarly, I compute from Table B.2 that:

$$(B.2.1) \quad \hat{\pi}_1^{DN} - \hat{\pi}_1^{NN} = \frac{25(2\alpha - 1)^2}{4536} > 0, \hat{\pi}_1^{DD} - \hat{\pi}_1^{ND} = \frac{1009(29\alpha - 11)^2}{38115000} > 0$$

$$(B.2.2) \quad \hat{\pi}_2^{ND} - \hat{\pi}_2^{NN} = \frac{49(11 - 4\alpha)^2}{356400} > 0, \hat{\pi}_2^{DD} - \hat{\pi}_2^{DN} = \frac{(4 - \alpha)^2}{882} > 0$$

$$(B.2.3) \quad \hat{\pi}_1^{DD} - \hat{\pi}_1^{NN} = \frac{1969}{113400} \left(\alpha - \frac{71}{1969} - \frac{210\sqrt{14}}{1969} \right) \left(\alpha - \frac{71}{1969} + \frac{210\sqrt{14}}{1969} \right) > 0$$

$$(B.2.4) \quad \hat{\pi}_2^{DD} - \hat{\pi}_2^{NN} = -\frac{97}{15876} \left(\alpha - \frac{143}{97} + \frac{105\sqrt{11}}{194} \right) \left(\alpha - \frac{143}{97} - \frac{105\sqrt{11}}{194} \right) > 0$$

since $\alpha \in \left(\frac{5}{7}, 2 \right)$.

The inequalities in (B.2) demonstrate that both firms delegate in equilibrium, but they benefit from delegation under discriminatory input pricing. The reason is based on the less intense downstream competition, as shown by $\hat{\theta}_i^{DD} (i=1,2) < 0$ in Table B.2.

Next, comparing $\tilde{\pi}_C^{DD}$ and $\hat{\pi}_C^{DD}$ from Tables B.1 and B.2 yields:

$$(B.3) \quad \tilde{\pi}_C^{DD} - \hat{\pi}_C^{DD} = \frac{16974583 \left(\alpha - \frac{46150289}{33949166} + \frac{63\sqrt{534117627861}}{33949166} \right) \left(\alpha - \frac{46150289}{33949166} - \frac{63\sqrt{534117627861}}{33949166} \right)}{804406050} > 0$$

since $\alpha \in \left(\frac{5}{7}, 2\right)$.

It is shown by (B.3) that supplier C prefers uniform input pricing to third-degree price discrimination.

Lastly, I derive the equilibrium welfare levels under the two regimes by substituting the optimal output quantities in Tables B.1 and B.2 into the utility function in (1). Comparing them gives:

$$(B.4) \quad \tilde{W}^{DD} - \hat{W}^{DD} = \frac{11099086}{134067675} \left(\alpha - \frac{51194251}{44396344} \right)^2 + \frac{148380153}{4439634400} > 0$$

From (B.4), we can find that uniform input pricing is welfare superior to third-degree input price discrimination.

Do uncertainties and risks have an impact on cryptocurrency returns? Evidence from the symmetric and asymmetric fourier quantile causality test*

¿Las incertidumbres y los riesgos tienen impacto en los retornos de la criptomoneda? Evidencia de la prueba de causalidad cuántica simétrica y asimétrica de Fourier

ESRA N. KILCI**
VELI YILANCI***

Abstract

This paper explores the impact of uncertainties and risks on the returns of cryptocurrencies by considering the two dimensions of uncertainty sourcing from economic policy uncertainty and geopolitical risk. Therefore, we analyze whether there is a causality from the global economic policy uncertainty (GEPU) and geopolitical risk (GPR) to the cryptocurrency returns in the period from 2015:01 through 2023:05. In our analysis, we use the GEPU and GPR indexes as independent variables and the historical values of Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, Monero, and Dash as dependent variables. We employ the Fourier augmented causality test considering the original series, and also the positive and negative components of the series. Our findings reveal that the GPR has predictive power for all cryptocurrencies while GEPU has not predictive power for only Bitcoin. Furthermore, we find evidence of the causality nexus that runs from negative shocks of GEPU to the negative shocks of Litecoin and Ripple, and from the negative shocks of GPR to the negative shocks of Litecoin and Monero indicating when there are significant decreases at the GEPU, these values can be used to predict the decreases of Litecoin and Ripple. Similarly, we can also imply it for the causality relationship from GPR to Litecoin and Monero. When we consider there might be a causal relationship not only between shocks of the same type but also between different types of shocks we find that there is unidirectional causality from negative shocks of

* The authors are grateful to Prof. Rómulo Chumacero (Editor-in-Chief) and two anonymous referees for their valuable comments and suggestions that have significantly improved this paper.

** Department of Health Economics, Faculty of Health Science, Istanbul University-Cerrahpaşa, Istanbul, Türkiye. E-mail: esra.kilci@iuc.edu.tr

*** Department of Economics, Faculty of Political Sciences, Çanakkale Onsekiz Mart University, Çanakkale, Türkiye. E-mail: veli.yilanci@comu.edu.tr

GEPU to the positive shocks of Dash, Ethereum, and Monero at the high return phase, and from positive shocks of GEPU to the negative shocks of Ethereum, and from positive shocks of GPR to the negative components of Bitcoin, Ethereum, and Ripple at the bearish market conditions.

Key words: *Uncertainty; cryptocurrencies; geopolitical risk.*

JEL Classification: *C22, G15, D81.*

Resumen

Este documento explora el impacto de las incertidumbres y los riesgos en los retornos de las criptomonedas, considerando las dos dimensiones de la incertidumbre que provienen de la inseguridad de la política económica y el riesgo geopolítico. Por lo tanto, analizamos si hay causalidad de la incertidumbre de la política económica global (GEPU) y el riesgo geopolítico (GPR) a los retornos de la criptomoneda en el período de 2015:01 a 2023:05. En nuestro análisis, utilizamos los índices GEPU y GPR como variables independientes y los valores históricos de Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, Monero y Dash como variable dependiente. Empleamos la prueba de causalidad aumentada de Fourier considerando la serie original, así como los componentes positivos y negativos de la serie. Nuestros hallazgos revelan que el GPR tiene poder de predicción para todas las criptomonedas, mientras que GEPU no tiene poder predictivo sólo para BTC. Además, encontramos evidencia del nexo de causalidad que va desde los choques negativos de GEPU hasta los choques negativos de Litecoin y Ripple, y desde los choques negativos de GPR hasta los choques negativos de Litecoin y Monero que indican que cuando hay disminuciones significativas en el GEPU, estos valores se pueden utilizar para predecir las disminuciones de Litecoin y Ripple. Del mismo modo, también podemos insinuarlo para la relación de causalidad de GPR a Litecoin y Monero. Cuando consideramos que podría haber una relación causal no solo entre choques del mismo tipo, sino también entre diferentes tipos de choques, encontramos que hay una causalidad unidireccional desde los choques negativos de GEPU hasta los choques positivos de Dash, Ethereum y Monero en la fase de alto rendimiento, y desde los choques positivos de GEPU hasta los choques negativos de Ethereum, y desde los choques positivos de GPR hasta los componentes negativos de Bitcoin, Ethereum y Ripple en las condiciones bajistas del mercado.

Palabras clave: *Incertidumbre; criptomonedas; riesgo geopolítico.*

Clasificación JEL: *C22, G15, D81.*

1. INTRODUCTION

The interest in cryptocurrencies, and the blockchain technology that sustains them, has grown considerably since the establishment of the first Bitcoin market in July 2010. Bitcoin's resilience during the 2012-2013 Cypriot banking crisis leads to the increasing attraction of Bitcoin among investors and researchers (Luther and Salter, 2017). Because it is not subject to restrictions, regulations, or central authority implications, investments in Bitcoin have risen dramatically in recent years (Bouri et al., 2017, Hasan et al., 2022). The research on Bitcoin and other cryptocurrencies also has significantly grown to better understand the features of these currencies, particularly with its dramatic increases and falls in 2017. Although Bitcoin's market share has dropped from 90 percent in its early stages to roughly 40 percent recently, it remains the most well-known cryptocurrency, followed by Ethereum and Ripple (Aysan et al., 2019). This increase in interest has coincided with an increase in the number of new crypto-assets, as well as an increase in their market values. In parallel with the significant rise of this asset class, media coverage and online search activity have exploded, creating a sentiment-rich informational environment. Several cryptocurrencies and alt-coins have been generated since the creation of Bitcoin, which remains still the most popular cryptocurrency. In this framework, subclasses of crypto-assets have arisen, including crypto coins like Bitcoin, Ethereum, and Ripple, stablecoins like Tether and Maker Dao, and tokens that are cryptocurrencies backed by specific applications and initial coin offerings. This asset class' speculative and investment motivations have gained significance over the prospect of technological improvement in payments and transaction efficiency, particularly over the previous five years (Berentsen and Schär, 2018; Corbet and Gurdgiev, 2018; Gurdgiev and O'Loughlin, 2020). Because of the volatile nature of the Bitcoin market, researchers have recently begun searching for the factors leading to fluctuations in Bitcoin market values (Cheng and Yen, 2020). Some of these studies address the role of economic policy uncertainty (EPU) or geopolitical risk index (GPR) on the excessive returns of Bitcoin (Demir et al., 2018; Wu et al., 2019; Baur and Smales, 2020; Cheng and Yen, 2020, Cheng et al., 2020) with revealing mixed findings. For instance, Demir et al. (2018), and Fang et al. (2019) found that the EPU index of the U.S. has significant predictive power for Bitcoin price volatility. Dyhrberg (2016), Gozgor et al. (2019), Shaikh (2020), Bouri et al. (2020a), and Matkovskyy et al. (2020) also confirmed that Bitcoin might perform as a safe-haven financial asset against uncertainty. On the other hand, Cheng et al. (2020) indicated that the change in the geopolitical risk has no impact on the return and trading volume of cryptocurrencies like Ripple and Ethereum.

We have noticed sharp fluctuations in the cryptocurrency market in the 2020-2023 period covering the COVID-19 pandemic. The economic and financial crisis resulting from the COVID-19 pandemic has been identified by economist and financial analysts as being the most dangerous and destructive crisis in the last century in terms of its consequences since the economic policy and uncertainty and volatility is more perceptible than ever before in today's globally interconnected financial system. Haq et al. (2021) indicate that no other pandemic or high-uncertainty events such as the Spanish Flu, the 2008-09 global financial crisis, and the Euro-Area Debt Crisis has ever had such an impact on the stock market or EPU as COVID-19 has done. Investors' fear of investment loss is commonly referred to as "risk-aversion behavior" because of the associated economic uncertainty. Investors and investment managers are drawn to risk reduction alternatives during times of financial turbulence or heightened uncertainty, such as the COVID-19 pandemic. In times of more economic uncertainty, investors either limit their investments, wait for the current conditions to settle down, or look for suitable solutions to mitigate uncertainty worldwide. To the surprise of many, the cryptocurrency market has emerged as a risk management tool for stock and commodity market participants from around the world, particularly in times of increased uncertainty. Wu et al. (2021) also emphasize that uncertainty related to economic policy can have an impact on cryptocurrency markets as well as other financial markets. Uncertainty about central banks' monetary policy and government fiscal policies, particularly during the 2008-09 Global Financial Crisis, drastically damaged the safe-haven qualities of traditional assets, leading to the promotion of Bitcoin as an alternative payment and investment tool at the time.

In this paper, we analyze the role of uncertainty on the returns of cryptocurrencies by considering the GEPU and GPR indexes by employing the Fourier Quantile Causality test. In our analysis, we use the monthly data from 2015 through 2023, which covers the COVID-19 pandemic, U.S-China tensions, post-Brexit period, and Russian invasion of Ukraine. In these periods, the uncertainty has increased significantly, leading to severe fluctuations in the financial markets. Our paper contributes to the existing literature in several ways. Firstly, having noticed that previous work mainly focused on Bitcoin's safe-haven role against uncertainty, emphasizing that Bitcoin might serve as an excellent hedge against economic and geopolitical uncertainty. Given the fact that the great majority of cryptocurrency research has concentrated primarily on Bitcoin, neglecting the capabilities of the whole cryptocurrency system, we extend our study by focusing not only on Bitcoin but also on a set of cryptocurrencies, including Ethereum (ETH), Litecoin (LTC), Ripple (XRP), Monero (XMR) and DASH. In addition, our study covers the periods in which financial stress increased dramatically result from the noteworthy events such as

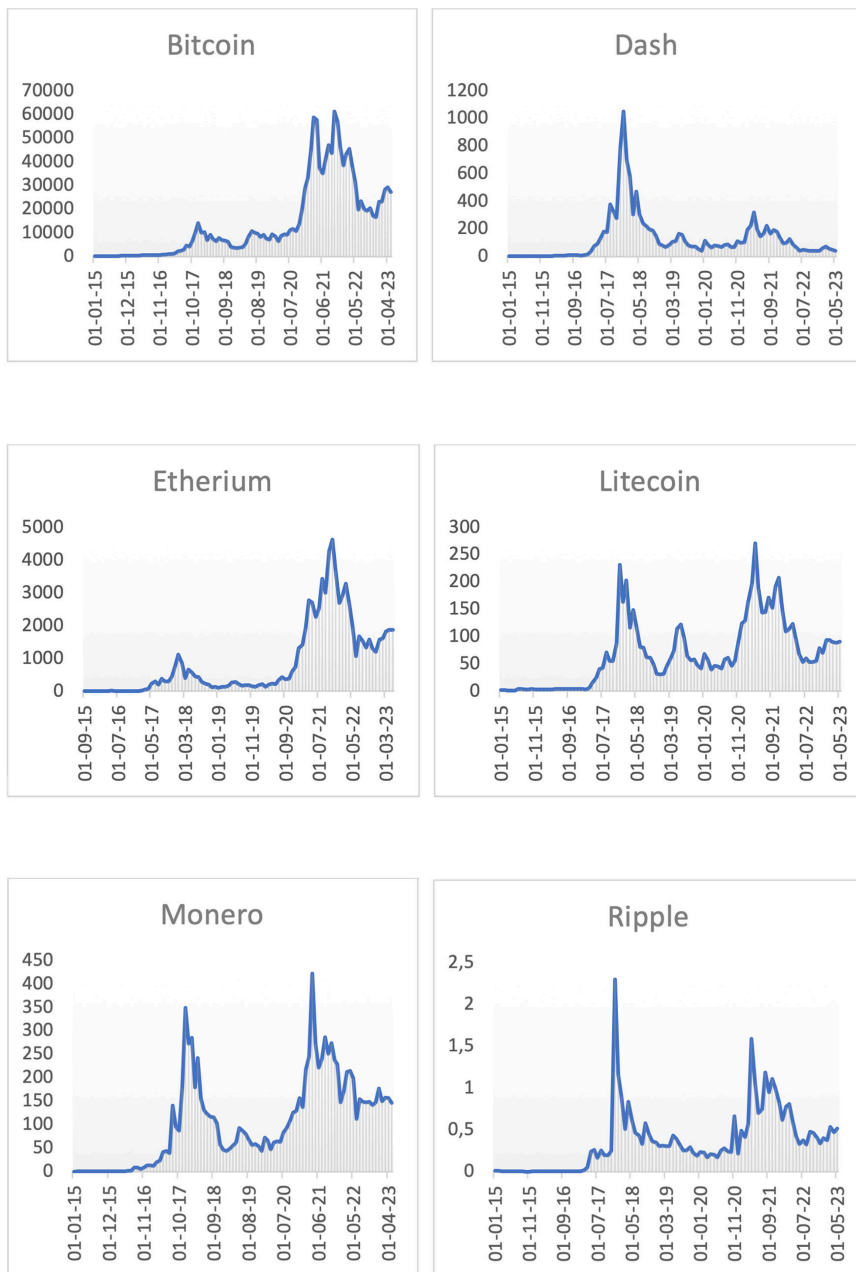
the pandemic, U.S-China conflict, post-Brexit period, and also Russia-Ukraine war which has been still continuing and have destructive effects. In our analysis, we employ the Fourier Quantile Causality (FQC) test, which is introduced by Cheng et al. (2021). So, further distinctive contribution of this paper is that we do not only focus on the causality relationship but also take into consideration cumulative positive and negative shocks by using this recent econometric approach. This suggested test has several attractive properties; i) There is no need to compute the difference of the data in the case of integrated variables ii) By incorporating a Fourier function, multiple smooth breaks in the causality relationship are considered iii) The test allows to test the causality in quantiles. Therefore, the test provides us with more meaningful results iv) The test allows an asymmetric structure in causality relationship.

The remainder of this research is structured as follows. Section 2 discusses the research on the impact of economic policy uncertainty and geopolitical risk on the cryptocurrency markets. Section 3 introduces the econometric methodology employed in the study. Section 4 presents data and discusses the empirical findings. Finally, Section 5 concludes by giving some policy implications.

2. THEORETICAL BACKGROUND

Tremendous focus and attention have been paid to the cryptocurrency markets in the last five years. As a result, sharp increases were experienced with the increasing demand. For instance, the first cryptocurrency, Bitcoin, was only 0.40 USD in 2010. In 2017, it exceeded 20.000 USD, and in 2021 it recorded 80.000 USD. Similarly, Ethereum, which was launched in 2015 and had a great market capitalization, was valued at 0.311 USD. It closed in the year 2017 at around 772 USD, and it recorded 4.800 USD in 2021 (CoinMarketCap, 2022). The largest cryptocurrency in the world, Bitcoin, fell below 20.000 USD in the beginning of 2023. However, the U.S. banking crisis becoming worse, the dollar index falling, and inflation slowing down has allowed Bitcoin and other digital currencies to rebound and take the lead in the path of resistance (Forbes, 2023). Figure 1 shows the market values of some cryptocurrencies in the period of 2015-2023, which is our analysis period.

FIGURE 1
HISTORICAL MARKET VALUES OF SOME CRYPTOCURRENCIES



Source: Yahoo Finance (Access date: 01.05.2023)

As seen from Figure 1, the market values of cryptocurrencies increased significantly after 2017 and experienced sharp fluctuations between 2017-2023. Here, it is of critical importance to understand which factors determine the value of a cryptocurrency. Levy (2022) indicates that cryptocurrencies' value is derived from various factors like supply and demand, production cost, exchange availability, competition, governance, and regulations considering cryptocurrencies are often decentralized. A cryptocurrency's supply mechanism is often clear; each cryptocurrency discloses its token minting and burning plans. Some, like Bitcoin, have a set maximum supply, and analysts predict that there will never be more than 21 million Bitcoins. Others, just like Ethereum, have no production limit. Increased acceptance of cryptocurrencies as investments raises demand while effectively restricting circulation supply. For instance, when institutional investors began purchasing and holding Bitcoin in early 2021, the price of Bitcoin skyrocketed as demand outpaced the rate at which new coins were generated, thereby lowering the total accessible supply of Bitcoin. As mining expenses rise, the value of the cryptocurrency increases as well. Miners do not mind if the value of the money they are mining is insufficient to cover their costs. And, because miners are required to make the blockchain operate, the price will have to rise as long as there is demand for utilizing the blockchain. Regulations might also have a detrimental influence on Bitcoin demand. If a regulatory body modifies the regulations to discourage cryptocurrency investment or use, the price of cryptocurrencies might fall. For example, in late 2021, the FED announced that it would regulate the cryptocurrency market, leading to fluctuations in the prices of cryptocurrencies (Levy, 2022).

The risk perception and trading behavior of investors, regardless of the underlying economic reasons, are expected to be effective in bubble-liked price increases experienced in cryptocurrency markets. From this perspective, speculative buying and selling of investors are seen to be effective in the sharp price increases experienced in the period 2017-2018. Furthermore, news such as companies issuing their cryptocurrencies and the cryptocurrency trading policy change in China are thought to result in increasing prices. Another factor that makes cryptocurrencies attractive and thus brings an upward trend in market values is their use in illicit financing. The absence of tax cuts is another important factor in increasing the demand and prices of cryptocurrencies. Many analysts emphasize that 2020, the COVID-19 pandemic-hit year, would be responsible for the digital currency's resurgence and rapid increase; most investors consider that the pandemic-stricken year provided an ideal atmosphere for the cryptocurrency. Digital currencies have gained momentum in 2020 since traditional currencies and assets have suffered due to the global economic crisis. The value of cryptocurrencies, notably Bitcoin, has risen as

a result of large-scale stockpiling by major investors and corporations (Delhi, 2020). Urquart (2021) notes that one explanation for the significant price increase is a significant surge of investors from large-scale organizations such as pension schemes, university endowment funds, and investment trusts. It was different in 2017, the previous bull market when the price of Bitcoin recorded nearly 20.000 USD before falling down to the low of 3.000 USD a year later. Individual retail investors heavily influenced the cryptocurrency ecosystem in 2017, drawn by Bitcoin's unavailability and being remained outside the global financial system. With investors buying out of "fear of losing out", the 2017 bull market had all the characteristics of a traditional financial bubble. Recently, we see that some prominent consumer-facing payment brands have also supported Bitcoin. For instance, PayPal now enables consumers to purchase, hold, and trade Bitcoin straight from their PayPal accounts. Square, a competing digital payment startup, announced that more of its Cash App customers are purchasing digital currency in an increasing trend. The amount of companies accepting Bitcoin as payment is steadily increasing. Aside from all of this public interest, the COVID-19 pandemic's catastrophe has resulted in massive stimulus packages from governments all around the world, as well as numerous central banks providing financial support. This might cause inflation, reducing people's purchasing power. Faced with this threat, assets such as Bitcoin are being regarded as a store of value (Urquart, 2021).

Cryptocurrencies act as a hedging mechanism during periods of increasing uncertainty in financial markets. Recently, we witnessed that uncertainty in the financial markets rose the most, particularly in the COVID-19 pandemic. In that period, the original epicenter of the shock was the Chinese financial markets, and international contagion effects rapidly expanded. Traditional flight-to-safety channels within energy markets have dissolved in the face of this turmoil, with the increase of geopolitical tensions mostly initiated by the U.S., Russia, and Saudi Arabia, leaving investors trying to locate reliable safe havens (Corbet et al., 2020). Evidently, given their relatively short history, the frequency of significant black-swan events, and the ever-increasing probability of economic divergence as a result of irregular lock-downs to mitigate ongoing pandemics, the fact that cryptocurrencies could potentially act as a financial safe-haven is quite an incredible development (Corbet et al. 2022).

Previous studies have mainly analyzed Bitcoin's hedging capacity in times of uncertainty. In this context, to the best of our knowledge, Dyhrberg (2016) investigated whether Bitcoin can be used as a hedge against stocks in the Financial Times Stock Exchange Index and the American dollar by employing the asymmetric GARCH methodology. According to their findings, Bitcoin offers strong hedging potential against the FTSE Index, and it can be used in conjunction with gold to eliminate or mitigate specific market risks, although

Bitcoin demonstrates short-term hedging potential against the American dollar. Bouri et al. (2017) also examined the role of uncertainty on the Bitcoin market by utilizing a common component, which is the first primary component of the VIXs of 14 developed and developing stock markets, as a global indicator of market uncertainty. Their findings show that short-term Bitcoin investment can help investors hedge global equity market uncertainty, particularly when the market is in a bear or bull market and when uncertainty is low or high.

From a similar perspective, Demir et al. (2018) investigated the EPU's ability to forecast daily Bitcoin returns in the period from July 18, 2010, through November 15, 2017, with the use of the Bayesian Graphical Structural Vector Autoregressive model. They discovered that the EPU could successfully anticipate Bitcoin returns. Although the changes in the EPU have a negative impact on Bitcoin returns, Bitcoin can be utilized as a hedging strategy in times of great uncertainty since they observe that the effect is positive and substantial at the higher quantiles of uncertainty. In another study, Fang et al. (2019) examined whether global EPU affects the long-term volatility of Bitcoin, global equities, commodities, and bonds. Their findings supported this idea except for bonds and suggest that Bitcoin investors can utilize information on the status of global economic uncertainty to improve their predictions of Bitcoin volatility. Emphasizing that there is no paper that investigates the impact of EPU on the interdependence of both traditional financial markets and Bitcoin markets, Matkovskyy et al. (2020) attempted to fill in this gap by looking into how EPU affects the interaction between cryptocurrencies and traditional financial markets in the period from April 27, 2015, through October 25, 2018. Selecting five stock market indices, including Euronext100, FTSE100, NASDAQ100, S&P500, and NIKKEI225, which symbolizes major traditional stock market and measuring EPU in terms of economic policy, monetary policy, taxation policy, financial regulation, and the news-based policy uncertainty index, they employ several statistical methods including multivariate EWMA models and BVAR models. The volatility correlation is also not consistent over time and eventually increases with the introduction of Bitcoin futures in December 2017.

Using the EPU index in the U.S, the U.K, Japan, China, and Hong Kong as well as monetary policy uncertainty (MPU), Shaikh (2020) tried to show how policy uncertainty affects the price of Bitcoin and the profits it generates by employing quantile regression and Markov regime-shifting models. According to the key findings is that in the U.S, China, and Japan, Bitcoin returns are more susceptible to EPU, and uncertainty has a detrimental impact on the Bitcoin market in the United States and Japan, whereas it has a favorable impact in China. The level of global MPU uncertainty is also an important factor in explaining Bitcoin exchange rates. Research on the cryptocurrency market

frequently suggests that it could function as a hedge or safe-haven in times of uncertainty, yet, Colon et al. (2021) also revealed that the market reacts differently to different types of uncertainty. During such a bull market, the Bitcoin market might act as a weak hedge and safe-haven against GEPU, but it can't function as an effective safe-haven against GPR in most circumstances while it could be regarded as a strong hedge.

The analysis of the implications of the GPR index on financial markets and macroeconomic factors has sparked increased attention in the literature. In this context, Balcilar et al. (2018a), Bouri et al. (2018), Cheng and Chiu (2018), Gkillas et al. (2018), and Caldara and Iacoviello (2022) examined the impact of GPR on macroeconomic and financial indicators such as stock market returns, business cycle fluctuations, and oil prices. GPR is seen as a major determinant of investment choices and stock market dynamics by central bank officials, entrepreneurs, and market players (Caldara and Iacoviello, 2018), so Bitcoin prices are also expected to be affected by the GPR. Parallel to this view, Aysan et al. (2019) examined the predictive ability of the GPR on the daily return and price volatility of Bitcoin from 2010:07 to 2018:05. They discovered that changes in the global GPR index have predictive power on both Bitcoin returns and volatility using the Bayesian Graphical Structural Vector Autoregressive (BSGVAR) approach. Their findings reveal that the change in the GPR index has a considerable negative and positive impact on Bitcoin returns and price volatility. Furthermore, they demonstrated that changes in the global GPR index have a positive and statistically significant impact on Bitcoin price volatility and returns at the higher quantiles. Hence, they suggested that Bitcoin could be viewed as a hedging strategy against global geopolitical risks, specifically during extreme moments of global geopolitical risk. Similarly, Bouri et al. (2020b) tried to answer the question of whether cryptocurrency price fluctuations are linked to big changes in geopolitical risk. They employed logistic regressions to investigate the co-jumps between cryptocurrencies and the geopolitical risk index in order to address this issue. Using the dataset, which covers the period from April 2013 to October 2019, they find that the price behavior of all cryptocurrencies under consideration is jumpy, but only Bitcoin jumps are reliant on surges in the geopolitical risk index. This reported evidence of huge co-jumps for Bitcoin merely adds to earlier studies indicating that Bitcoin is a hedge against geopolitical risk.

Cryptocurrencies create large amounts of data that reflect investors' actual preferences from a behavioral standpoint, as stated by Gurdgiev and O'Loughlin (2020). The dynamic properties of cryptocurrencies, especially the links between investor sentiment, investor behavior, and crypto-asset values, are a major issue that impairs this new asset's market pricing in the markets. The dynamic properties of cryptocurrencies, especially the links between investor

emotion, investor behavior, and crypto-asset values, are a major issue that impedes this new asset's price discovery in the markets. In this sense, Gurdgiev and O'Loughlin (2020) attempted to figure out how investor sentiment, investors' general views of financial and crypto-asset markets uncertainty, and the cryptocurrency market value are linked. They concluded that there is a strong connection between investor sentiment and the price of cryptocurrencies, suggesting that using cryptocurrencies as a stock market hedge in the presence of uncertainty is possible. Cryptocurrencies, on the other hand, don't provide a safe-haven in times of fear. There is a tendency for cryptocurrency values to rise when there is a general sense of optimism among investors, showing that there are herding biases among crypto-assets investors.

Based on investment behavior, Yen and Cheng (2021) proposed two assumptions as follows. Their first assumption implies that investors in the crypto-market might have a fear of losing their money, and investors' perception of deteriorating Bitcoin market circumstances would be exacerbated if the EPU rises. As a result, if they believe that cryptocurrency returns are negatively correlated with the EPU, they might decide to move their money out of the cryptocurrency market and into other financial markets. The cryptocurrency market becomes less liquid as a result of this capital outflow, which might increase cryptocurrency volatility in the future. Their second assumption claims that how hedging could make the price of a cryptocurrency less volatile. Investors might invest their money in a cryptocurrency if they think the cryptocurrency is a safe-haven asset when the economy is uncertain. So, the cash coming into the cryptocurrency market makes the market more liquid and makes the cryptocurrency less volatile in the future. Following investigating the role of EPU on cryptocurrency volatility and testing the assumptions above, they explore a negative correlation between EPU and Bitcoin's future volatility, which suggests that a rise in the EPU is associated with a decrease in Bitcoin volatility in the future.

Cheng et al. (2020) investigated if the return and volume of cryptocurrencies are impacted by the geopolitical risk of several economies, such as Venezuela, China, and Russia. They discover that the geopolitical risk of Venezuela, rather than China or Russia, is adversely correlated with both the return on Bitcoin and the volume of Bitcoin trades, using the monthly data of three cryptocurrencies -Bitcoin, Ripple, and Ethereum- over the period of 2014:02–2019:08. Additionally, they discover that the return and trading volume of Ethereum and Ripple are unaffected by changes in the geopolitical risk. Focusing on cryptocurrencies as well as gold, oil, and stock markets, Kyriazis (2021) showed the GPR index has an adverse impact on oil price returns and volatility while increasing volatility in stock markets mostly at lower quantiles and weakening the connection between oil and stock markets. Furthermore,

this index is a strong predictor of Bitcoin returns and volatility, and it is critical for identifying the diversification or hedging nature of Bitcoin and other major cryptocurrencies in portfolios. Considering two components of uncertainty, economic policy uncertainty, and geopolitical uncertainty, Colon et al. (2021) selected the top 25 cryptocurrencies which account for 94.63 percent of the total market capitalization for their analysis covering the period 2013:04-2019:08. They indicate that economic policy uncertainty (GEPU) and geopolitical risks (GPR) have an impact on the cryptocurrency market, but these effects vary depending on the kind of uncertainty. In particular, they discovered that during a bull market, the cryptocurrency market may act as a poor hedge and a safe-haven against GEPU; in most situations, however, it could not act as a safe-haven against GPR.

There are also several studies focusing on between risk and cryptocurrencies. For instance, using daily data covering the period from May 2020 to December 2022, Bouri et al. (2023) investigate the dynamic lower tail dependence and downside risk spillover between the FTX Token (FTT) and seven significant cryptocurrencies, including Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Tether, Ripple, Cardano, and Solana. Their research presents a thorough investigation of the tail risk and spillover effects of the FTX stress event. In another study, Delfabbro et al. (2021) evaluate the distinct psychological mechanisms that they suggest are special risk factors for excessive cryptocurrency trading, including: overestimations of the importance of knowledge or expertise, the fear of missing out, obsession, and expected regret. They additionally investigate at possible preventative and instructional measures that might be taken to safeguard novice investors in the event that this new activity grows to draw a larger proportion of retail or community investors. Focusing on co-jumps amongst cryptocurrencies, Zhang et al. (2023) study the portfolio implications of the jump transfer mechanism for a large group of cryptocurrencies. Their research demonstrates that, although Bitcoin has the most impact, co-jump heterogeneity occurs across combinations of cryptocurrencies with various market capitalizations. Finally, with the use of extreme dependence and temporal dynamic risk spillover analysis, Abid et al. (2023) compare Bitcoin to fiat currencies like EUR, GBP, and JPY utilizing different financial markets that span fixed-income, stock, and commodities indices. Their results demonstrate bearish market similarities between Bitcoin and fiat currencies, as well as their relationships with fixed-income and gold markets, using daily data from October 2010 to December 2022, which covers a number of stressful periods, which involves the COVID-19 outbreak and the war in Ukraine. On the other hand, the way that Bitcoin and fiat currencies interact with the stock and crude oil markets seems different.

3. METHODOLOGY

If we can forecast Y better by employing past values of X and Y , then just using past values Y , we conclude that X Granger-Cause Y . Over the last two decades, there have been several tests introduced to the test to examine the existence of Granger causality. While some of these tests allow examining the causality using integrated series (see Toda and Yamamoto, 1995 and Dolado and Lutkepohl, 1996), some consider structural changes in the causality relationship (Enders and Jones, 2016; Nazlioglu et al., 2016). Recently, to consider asymmetric adjustments and also non-normal distributions, quantile causality tests have been developed that are also robust to outliers in the data (see Jeong et al. (2012), Troster (2018) and Song and Taamouti (2020)).

In this study, we employ the FQC test introduced by Cheng et al. (2021). This test has several attractive properties; i) There is no need to compute the difference of the data in the case of integrated variables, so there is no long-run information loss ii) The test incorporates a Fourier function which enables us to consider unknown number and form of multiple smooth breaks in the causality relationship, as Gregory and Hansen (1996) suggest neglecting breaks in the long-run relationship lead to nonrejection of the null, the same applies when the structural changes in the causality relationship ignored, so using a Fourier function we consider the structural changes and remedy the nonrejection of the null, iii) The test is sufficiently flexible to examine Granger causality in specific regions of the distribution, including the median or the tails of the distribution (either left or right). As such, we can ascertain whether extremely low or high fluctuations are significant to the causality relationship. Since the FQC test assumes that the impact of the positive and negative shocks is the same. However, especially in the financial markets, people tend to behave differently in the case of different kinds of shocks; generally, negative news tends to elicit a stronger reaction from investors than positive news (see Hong et al., 2007; Goudarzi and Ramanarayanan, 2011; Hatemi-J, 2012). To consider this asymmetric structure in the causality testing, we propose to employ the FQX causality test by considering the positive and negative shocks.

The FQC test is based on the following model:

$$(1) \quad Y_t = \beta_0 + \beta_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \beta_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \sum_{i=1}^{p+d \max} \alpha_{1i} Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{p+d \max} \alpha_{2i} X_{t-i} + e_t$$

Where t , T , k , p , and $d \max$ show a trend term, number of observations, the optimal frequency of the Fourier function, and maximum integration level of the considered variables, respectively. We determine the values of k and P endogenously. To find the optimal value of k we estimate Eq. 1 for each value of $k \in \{1, 2, \dots, 5\}$ and select the k that minimizes the sum of squared

residuals. After determining the k , we choose the p using Akaike information criteria. Nazlioglu et al. (2016) suggest augmenting the model with extra lags d_{max} by following the suggestion of Toda and Yamamoto (1995) to use integrated data without differencing.

After determining the optimal values of k^* , p^* and d_{max}^* , we estimate Eq.1 by using the quantile regression approach as suggested by following Cheng et al. (2021):

$$(2) Q_{\tau}(Y_t|Z) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)\sin\left(\frac{2\pi k^* t}{T}\right) + \beta_2(\tau)\cos\left(\frac{2\pi k^* t}{T}\right) + \sum_{i=1}^{p^*+d_{max}^*} \alpha_{1i}(\tau)Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{p^*+d_{max}^*} \alpha_{2i}(\tau)X_{t-i} + e_t$$

Where τ shows a specific quantile and Z is the covariates matrix. We use the modified Barrodale and Roberts (1973) simplex algorithm to estimate the coefficients. We can test the null of X_t does not cause Y_t in the τ th quantile ($H_0 : \alpha_{2,1}(\tau) = \alpha_{2,2}(\tau) = \dots = \alpha_{2,p^*}(\tau) = 0, \forall \tau \in (0,1)$), by employing the following test statistic:

$$(3) W = \frac{\left[T \left(\hat{\alpha}_2(\tau)' \left(\hat{\Omega}(\tau) \right)^{-1} \hat{\alpha}_2(\tau) \right) \right]}{\tau(1-\tau)}$$

Where $\hat{\Omega}(\tau)$ indicates the $\hat{\alpha}_2(\tau)$'s consistent variance-covariance estimator matrix. Before applying the FQC causality test, we test the significance of the trigonometric terms ($H_0 : \beta_1 = \beta_2 = 0$) using the F test statistic, in the case of rejection the null, we apply the FQC test, else we apply bootstrap quantile causality test without a Fourier function. Cheng et al. (2021) suggest obtaining the critical values through bootstrap simulations. We employ the leveraged bootstrap technique as suggested by Hacker and Hatemi (2006).

To consider asymmetric components, we follow the suggestions of Granger and Yoon (2002) and Hatemi-j (2012) and compute the cumulative sums of positive and negative shocks as:

$$(4) Y_t^+ = \sum_{i=1}^T e_i^+, Y_t^- = \sum_{i=1}^T e_i^-, X_t^+ = \sum_{i=1}^T \varepsilon_i^+, X_t^- = \sum_{i=1}^T \varepsilon_i^-$$

Where,

$$(5) Y_t = Y_{t-1} + e_t = Y_0 + \sum_{i=1}^T e_i^+ + \sum_{i=1}^T e_i^- \text{ and } X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t = X_0 + \sum_{i=1}^T \varepsilon_i^+ + \sum_{i=1}^T \varepsilon_i^-$$

Where Y_0 and X_0 show the initial values. We can apply the asymmetric FQC test by using these positive and negative shocks (Y_t^+, Y_t^-, X_t^+ , and X_t^-) instead of the original series (Y_t and X_t). The critical values are obtained through bootstrap simulations.

4. DATA AND FINDINGS

We test the existence of causality from the EPU and the GPR to the BTC, DASH, ETH, LTC, XMR, and XRP. We chose these cryptocurrencies because they are among the oldest and most popular cryptocurrencies. We retrieved the data of cryptocurrencies from the finance service of Yahoo¹, and the data of EPU and GPR from the website of policy uncertainty². Our analysis covers the period of January 2015 to May 2023 except for ETH, which starts from September 2015. We use all variables in the logarithmic return form.

First, we present the descriptive statistics of the series in Table 1:

TABLE 1
SUMMARY STATISTICS OF THE DATA

	Mean	Median	Maximum	Minimum	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera	Probability
GEPU	0.005	-0.013	0.625	-0.494	0.191	0.657	4.383	15.173*	0.001
GPR	0.001	-0.006	0.622	-0.600	0.209	0.253	3.885	4.334	0.114
BTC	0.048	0.042	0.528	-0.474	0.209	-0.076	2.907	0.132	0.936
DASH	0.033	-0.023	1.039	-0.648	0.330	0.788	3.667	12.189	0.002
ETH	0.085	0.054	1.152	-0.769	0.354	0.575	3.740	7.160**	0.028
LTC	0.039	0.008	0.966	-0.554	0.288	0.729	4.033	13.298	0.001
XMR	0.062	0.012	1.549	-0.593	0.347	1.199	6.362	71.028	0.000
XRP	0.036	-0.058	2.216	-1.106	0.444	1.924	9.579	242.043	0.000

Note: *, and ** show the statistical significance at the 1%, and 5% levels.

ETH has the highest mean return (0.085), followed by XMR (0.062), BTC (0.048), and DASH (0.033) which indicates that, on average, ETH has the highest return among the assets. BTC has the highest median return (0.042), followed by ETH (0.054). XRP has the lowest median return (-0.058), indicating that it has more negative return days than the other cryptocurrencies. XRP has the highest standard deviation (0.444), followed by ETH (0.354) and XMR (0.347), indicating that these assets have the highest volatility or risk. XRP has

¹ <https://finance.yahoo.com/>

² <https://www.policyuncertainty.com/>

the highest skewness (1.924), followed by XMR (1.199), indicating that their return distributions are highly positively skewed. BTC has a negative skewness (-0.076), meaning that its return distribution is slightly negatively skewed, with more frequent negative returns. XRP has the highest kurtosis (9.579), followed by XMR (6.362), indicating that these cryptos have more extreme returns (fat tails) in their return distributions than the other assets. BTC has the lowest kurtosis (2.907), suggesting that its return distribution is less prone to extreme returns. XRP has the highest Jarque-Bera statistic (242.043), indicating that its return distribution is significantly different from a normal distribution. GEPU, DASH, ETH, LTC, and XMR also have significant Jarque-Bera statistics, suggesting that their return distributions are not normal either. GPR and BTC have non-significant Jarque-Bera statistics, indicating that their return distributions are more similar to a normal distribution. In summary, ETH, XMR, and XRP appear to be the most volatile and risky assets, with the highest returns and extreme values. The return distributions of most assets are not normal, with XRP and XMR having the most extreme deviations from normality.

Next, we determined the integration levels of the variables using traditional unit root tests such as Augmented Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron, and advanced unit root tests such as Zivot-Andrews and Fourier ADF unit root tests³. Although results are mixed, we reveal that the maximal integration of variables is one, so we add an extra lag to the vector autoregressive model to test the causality relationships.

In the first step, we test the statistical significance of Fourier terms, if the Fourier function is significant, we will test the causality relationship using the FQC test else we will use bootstrap quantile causality test. The results of significance test are presented in Table 2.

³ To conserve space, we do not present the results, which are available from the authors upon request.

TABLE 2
THE RESULTS OF THE SIGNIFICANCE OF THE FOURIER FUNCTIONS

Original Series						
The null hypothesis	Optimal Frequency	Optimal Lags	F Test Statistic	%10 CV	%5 CV	%1 CV
GEPU → BTC	2.4	1	4.556	10.906	12.722	16.677
GEPU → DASH	2.3	1	4.934	10.916	12.857	17.424
GEPU → ETH	2.2	1	4.206	12.173	14.235	18.205
GEPU → LTC	4.6	1	4.435	11.530	13.375	17.354
GEPU → XMR	2.3	2	10.527***	10.475	12.287	15.455
GEPU → XRP	2.5	1	3.787	8.661	10.491	14.134
GPR → BTC	2.4	1	4.586	10.949	12.790	16.797
GPR → DASH	2.3	1	5.088	10.926	12.840	17.198
GPR → ETH	2.2	1	4.316	12.192	14.207	18.088
GPR → LTC	4.3	1	3.587	10.355	12.100	16.096
GPR → XMR	2.3	2	10.294***	10.190	11.786	15.155
GPR → XRP	2.5	z1	4.347	8.737	10.712	14.184
The Causality Relationship for Positive Shocks						
GEPU ⁺ → BTC ⁺	2.5	1	5.793***	5.471	5.801	6.518
GEPU ⁺ → DASH ⁺	2.3	1	6.634*	5.226	5.447	6.009
GEPU ⁺ → ETH ⁺	2.5	2	8.316	9.045	9.596	10.639
GEPU ⁺ → LTC ⁺	2.6	2	5.378***	5.274	5.548	6.057
GEPU ⁺ → XMR ⁺	2.2	1	5.593*	4.459	4.623	4.998
GEPU ⁺ → XRP ⁺	2.4	1	9.167***	9.019	9.615	10.956
GPR ⁺ → BTC ⁺	2.5	1	6.684*	5.617	5.844	6.264
GPR ⁺ → DASH ⁺	2.4	1	6.460*	5.685	5.894	6.273
GPR ⁺ → ETH ⁺	2.6	2	6.622	9.213	9.676	10.641
GPR ⁺ → LTC ⁺	2.6	2	4.370	5.453	5.766	6.313
GPR ⁺ → XMR ⁺	2.2	2	7.630**	6.911	7.399	8.381
GPR ⁺ → XRP ⁺	2.5	1	8.992*	6.859	7.097	7.644
The Causality Relationship for Negative Shocks						
GEPU ⁻ → BTC ⁻	2.4	1	7.184*	5.918	6.204	6.754
GEPU ⁻ → DASH ⁻	2.5	1	5.204*	3.249	3.397	3.661
GEPU ⁻ → ETH ⁻	4.3	1	5.881*	2.876	3.130	3.621
GEPU ⁻ → LTC ⁻	0.3	1	5.444	17.307	18.559	21.621
GEPU ⁻ → XMR ⁻	2.6	3	3.970***	3.662	3.892	4.472

GEPU ⁻ → XRP ⁻	2.8	3	3.763	6.277	6.812	7.965
GPR ⁻ → BTC ⁻	2.4	1	10.387	10.546	11.086	12.083
GPR ⁻ → DASH ⁻	2.5	1	5.780**	5.233	5.510	5.935
GPR ⁻ → ETH ⁻	0.1	2	1.814	2.898	3.179	3.718
GPR ⁻ → LTC ⁻	0.4	1	2.383	5.558	6.014	6.995
GPR ⁻ → XMR ⁻	2.6	3	3.687	5.289	5.604	6.406
GPR ⁻ → XRP ⁻	2.6	2	7.677	10.027	10.655	11.854
The Causality Relationship from Positive Shocks to Negative Shocks						
GEPU ⁺ → BTC ⁻	2.4	1	8.125*	6.851	7.118	7.689
GEPU ⁺ → DASH ⁻	2.5	1	6.018*	4.476	4.683	5.038
GEPU ⁺ → ETH ⁻	2.3	1	7.117	7.133	7.442	8.020
GEPU ⁺ → LTC ⁻	2.5	1	6.100*	4.890	5.090	5.516
GEPU ⁺ → XMR ⁻	2.5	3	6.687	7.571	7.965	8.692
GEPU ⁺ → XRP ⁻	0.2	2	8.400	9.846	10.623	12.119
GPR ⁺ → BTC ⁻	2.4	1	5.881*	4.114	4.345	4.782
GPR ⁺ → DASH ⁻	2.6	1	4.136*	2.249	2.386	2.661
GPR ⁺ → ETH ⁻	1.5	1	8.711	9.921	10.607	11.860
GPR ⁺ → LTC ⁻	1.2	1	7.522	9.317	9.940	11.106
GPR ⁺ → XMR ⁻	1.3	3	6.037	8.538	9.165	10.432
GPR ⁺ → XRP ⁻	2.8	2	8.879**	7.997	8.482	9.417
The Causality Relationship from Negative Shocks to Positive Shocks						
GEPU ⁻ → BTC ⁺	2.5	1	5.152**	4.458	4.756	5.257
GEPU ⁻ → DASH ⁺	0.1	1	8.278**	7.698	8.102	8.826
GEPU ⁻ → ETH ⁺	2.6	3	10.249*	8.044	8.450	9.472
GEPU ⁻ → LTC ⁺	2.7	1	5.242*	3.918	4.110	4.549
GEPU ⁻ → XMR ⁺	0.4	2	8.821	11.468	12.195	13.517
GEPU ⁻ → XRP ⁺	2.5	1	9.032*	7.199	7.637	8.608
GPR ⁻ → BTC ⁺	2.4	1	8.103*	5.875	6.145	6.664
GPR ⁻ → DASH ⁺	2.4	1	6.078*	4.100	4.250	4.563
GPR ⁻ → ETH ⁺	2.5	2	5.906	7.810	8.277	9.094
GPR ⁻ → LTC ⁺	2.5	1	5.885*	4.459	4.648	5.069
GPR ⁻ → XMR ⁺	2.2	2	7.328**	6.322	6.793	7.774
GPR ⁻ → XRP ⁺	2.4	1	8.431**	7.489	7.878	8.679

Note: *, **, and *** show the significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. + and - denote the positive and negative shocks, respectively. The critical values are obtained using 5000 simulations.

According to the findings in Table 2, the Fourier function is significant for only two relationships when analyzing the original series. However, when considering the positive and negative components, we found more significant Fourier functions in the causality relationships. Besides the optimal frequency is found as fractional which indicates that the structural changes that influence the causality relationship is not temporary. So, we employ FQTY test for the causality relationship for which we find the Fourier function as significant and use bootstrap quantile causality test for the remaining relationships. Test results of the symmetric and asymmetric causality tests test, in which the null hypothesis is rejected, are presented in Table 3⁴.

TABLE 3
RESULTS OF THE CAUSALITY TESTS

The Causality Relationship for Original Series					
H₀	Quantile	Test Statistic	10% CV	5% CV	1% CV
GEPU → ETH	0.7	3.399***	2.982	4.383	8.536
GEPU → XRP	0.4	3.128**	1.723	2.405	4.556
GEPU → XRP	0.5	4.498**	1.734	2.569	4.598
GEPU → XRP	0.6	5.890**	2.370	3.504	5.897
GEPU → XRP	0.7	10.763*	3.537	4.963	8.281
GEPU → XRP	0.8	9.407**	4.048	5.652	9.617
GPR → DASH	0.7	5.844**	3.108	4.611	7.867
GPR → XRP	0.3	2.073***	1.862	2.602	4.442
The Causality Relationship for Positive Shocks					
H₀	Quantile	Test Statistic	10% CV	5% CV	1% CV
GEPU ⁺ → XMR ⁺	0.7	10.222**	7.446	9.052	12.603
GPR ⁺ → XMR ⁺	0.8	7.580**	5.100	6.732	10.999
GPR ⁺ → XRP ⁺	0.9	9.741**	6.859	9.275	15.400
The Causality Relationship for Negative Shocks					
H₀	Quantile	Test Statistic	10% CV	5% CV	1% CV
GEPU ⁻ → LTC ⁻	0.1	9.093**	4.877	6.749	11.551
GEPU ⁻ → XRP ⁻	0.1	25.502**	16.294	20.278	29.132

⁴ We presented only the significant causality relationship, the results for the remaining causality relationships all available, upon request.

GEPU ⁻ → XRP ⁻	0.2	15.944**	11.942	15.359	22.290
GEPU ⁻ → XRP ⁻	0.3	14.011**	9.764	12.284	17.657
GEPU ⁻ → XRP ⁻	0.4	8.783***	8.344	10.217	14.601
GPR ⁻ → LTC ⁻	0.1	12.211***	11.230	14.755	22.965
GPR ⁻ → XMR ⁻	0.1	31.450**	24.033	28.882	38.592
The Causality Relationship from Negative Shocks to Positive Shocks					
H ₀	Quantile	Test Statistic	10% CV	5% CV	1% CV
GEPU ⁻ → DASH ⁺	0.6	8.950**	7.265	8.821	12.053
GEPU ⁻ → DASH ⁺	0.8	26.984*	11.076	13.555	19.464
GEPU ⁻ → DASH ⁺	0.9	26.044*	11.664	14.774	24.004
GEPU ⁻ → ETH ⁺	0.6	20.196**	16.545	19.647	27.748
GEPU ⁻ → ETH ⁺	0.9	28.235***	26.345	33.276	48.051
GEPU ⁻ → XMR ⁺	0.7	8.649**	6.612	8.086	10.890
GPR ⁻ → DASH ⁺	0.8	5.676***	5.191	6.822	10.651
GPR ⁻ → LTC ⁺	0.9	11.779**	7.561	10.259	16.624
GPR ⁻ → XMR ⁺	0.7	4.776***	4.565	5.853	9.395
The Causality Relationship from Positive Shocks to Negative Shocks					
H ₀	Quantile	Test Statistic	10% CV	5% CV	1% CV
GEPU ⁺ → ETH ⁻	0.1	15.220**	11.149	14.290	22.443
GEPU ⁺ → ETH ⁻	0.2	12.821***	10.451	12.349	17.968
GPR ⁺ → BTC ⁻	0.1	26.209***	21.223	26.435	38.414
GPR ⁺ → BTC ⁻	0.4	12.658***	10.896	12.782	17.512
GPR ⁺ → ETH ⁻	0.1	15.527***	13.745	16.942	23.475
GPR ⁺ → ETH ⁻	0.2	25.910*	9.771	12.615	18.719
GPR ⁺ → ETH ⁻	0.3	12.809**	10.697	12.432	16.979
GPR ⁺ → XRP ⁻	0.1	24.426**	13.104	16.815	26.416
GPR ⁺ → XRP ⁻	0.4	15.033***	12.985	15.362	20.702

Note: *, **, and *** show the significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. + and - denote the positive and negative shocks, respectively. The critical values are obtained using 5000 simulations.

For the original series, the quantile intervals [0.1, 0.2], [0.2, 0.4], [0.6, 0.8], and [0.8, 0.9] correspond to the extremely bearish, bearish, bullish, and extremely bullish market conditions (see Albuлесcu et al. 2020, and Balcilar et al. 2018b), while the quantile 0.5 corresponds to the normal market states. The findings of the symmetric FQC test show that the GEPU has predictive power for ETH in the bullish states, and for XRP in the normal, bearish, and extremely bullish periods. Besides, the findings also reveal the existence of the unidirectional causality from the GPR to the DASH in the bearish states, and to the XRP in the bearish periods.

Since people generally overreact in the case of negative news than positive news, testing the causality by assuming the effect of a positive shock is the same as the effect of a negative one may be misleading. So, we also test the existence of a causality relationship by decomposing the series into positive and negative shocks. The results are also summarized in Table 3. The findings support the evidence of causality from the GEPU to the XMR, and from GPR to the XMR, and XRP at high quantiles. These results show that when there are high positive changes in the GEPU, and GPR these values can be used as a prediction tool for the high positive returns of XMR, and XRP.

The results of the causality test in the case of negative shocks show that (i) the causality relationship exists in the low quantiles, and (ii) most of the causal relationships that exist are due to the GEPU. We find evidence of the causality nexus that runs from negative shocks of GEPU to the negative shocks of LTC, and XRP, and from the negative shocks of GPR to the negative shocks of LTC and XMR. These findings show when there are significant decreases at the GEPU, these values could be used to predict the decreases of LTC, and XRP. The same can be stated for the causality relationship from GPR to LTC and XMR.

There may be a causal relationship not only between shocks of the same type but also between different types of shocks. To consider this situation, we also consider testing the causality from negative shocks of risk to positive shocks of cryptocurrencies, and from positive shocks of risks to the negative shocks of considered cryptocurrencies. The results show that there is unidirectional causality from negative shocks of GEPU to the positive shocks of DASH, ETH, and XMR at the high return phase, and from positive shocks of GEPU to the negative shocks of ETH, and from positive shocks of GPR to the negative components of BTC, ETH, and XRP at the bearish market conditions. Finally, our empirical findings are in line with those of Demir et al. (2018), Fang et al. (2019), Bouri et al. (2020a, 2020b), and Colon et al. (2021), suggesting that cryptocurrencies could be used as a safe-haven against economic policy uncertainty and geopolitical risk.

Our empirical findings show that cryptocurrencies act as strong hedging tools against high GEPU and GPR. High GEPU and GPR signal noteworthy uncertainty in financial markets, thus altering the investor's anticipations and market volatility. Investors are shifting their money to cryptocurrencies and increasing prices in cryptocurrencies. Since investors place more weight on events that are deemed certain than on those that are just plausible, high GEPUs cause the stock market to experience violent fluctuations, prompting many to resort to cryptocurrencies as a hedge. Cryptocurrency market returns offer hedging and safe-haven characteristics, but their reactions vary on the source of uncertainty. Hence, determining the source of uncertainty is of critical importance. For instance, in our analysis, we find that the GEPU leads to more causality relationships than GPR. When the positive shocks of cryptocurrencies are taken into consideration, causality relationships always take place in high quantiles, that is, in the extreme bull markets, while the causality relationship occurs in extreme bear markets for the negative shocks. Analyzing the general outlook of the causality relationships, we can note that Monero acts differently than the other cryptocurrencies.

There were several incidents that may affect the causality relationship between cryptocurrencies over the analysis period. To reveal the changes in the existence of causality relationship, we also test the causality relationship in a time-varying framework. Fig. A in the Appendix reveals that there exists a causality relationship from GEPU to the cryptocurrencies in the last months of 2021 and first months of 2022 which indicate effect the acceptance of Bitcoin as the official currency in El Salvador and Russian invasion of Ukraine, respectively. Besides, we also find a causality that runs from GPR to the cryptocurrencies. In the beginning of 2020, there seems a causality for BTC and DASH which is mostly due to 2020 Russia–Saudi Arabia oil price war that cause a 65% quarterly fall in the oil price. There is also a causality from GPR to the cryptocurrencies in last months of 2020s, which is due to Second Nagorno-Karabakh War.

5. CONCLUSIONS AND POLICY IMPLICATIONS

The cryptocurrencies, particularly Bitcoin and Ethereum experienced huge price appreciation since 2020. There was a significant inflow of investors from large institutions, including pension plans, university endowment funds, and investment trusts. The demand for cryptocurrencies, particularly for Bitcoin, was supported by a few major consumer-facing payment brands like PayPal and Square and a rising number of businesses accepting Bitcoin as payment. Aside from all this public excitement, the devastation caused by the COVID-19

pandemic has prompted major stimulus packages from governments worldwide and increased money creation by several central banks. In the face of growing inflation and reducing purchasing power, investments like cryptocurrencies are viewed as a store of value. Countries including China, Russia, the EU, and Canada are working or planning to develop central bank digital currencies. It seems clear that cryptocurrencies are perceived as the future by traditional powers in the global financial system.

Throughout their quick growth and development, cryptocurrencies have seen several times significant price volatility. As mentioned above, cryptocurrencies, notably Bitcoin, have taken on a new role as a possible safe-haven during times of huge financial market panic since the outbreak of the COVID-19 pandemic. This was encouraged by the significant challenges in determining the degree of global problems, such as ongoing COVID-19 and geopolitical pressures. Bitcoin's performance in recent years has taken the attention of several researchers, and the number of studies focusing on Bitcoin has increased notably. In this sense, our study contributes to previous research efforts by extending the discussion on the hedging and safe-haven properties of not only Bitcoin but also the other major cryptocurrencies including Ethereum, Litecoin, Ripple, Monero, and Dash against uncertainty. In our analysis, we try to examine the causality relationship from global economic policy uncertainty and geopolitical risk to the returns of cryptocurrencies including Bitcoin, Dash, Ethereum, Litecoin, Monero, and Ripple in 2015-2023, which covers the COVID 19 pandemic, US-China tension, post-Brexit period, and Russia-Ukraine war. We employ the FQC test proposed by Cheng et al. (2021), which allows us more significant results. In our analysis, we demonstrate that the cryptocurrency market actively reacts to economic policy uncertainty (GEPU) and geopolitical risk (GPR), but the reactions to uncertainty by cryptocurrencies are heterogeneous. Specifically, we find that the GEPU has predictive power for Ethereum in the bullish states, and for ripple in the normal, bearish, and extremely bullish periods. Besides, our findings also reveal the GPR has predictive power for Dash in the bearish states, and for Ripple in the bearish periods. Therefore, we can conclude that the cryptocurrency market could serve as a hedge and safe haven against GEPU and GPR in most cases.

Our results have implications not only for researchers but also for investors, cryptocurrency users, and policymakers. Therefore, this paper might help investors in their decision-making process, and portfolio allocations also help policymakers regulate crypto-market trading. As traditional currencies and assets took a hit as a result of the global economic crisis resulting from the COVID-19 pandemic, digital currency popularity grew in the period 2020-2021. The value of cryptocurrencies has risen as many major investors and corporations bought digital money. The fact that interest rates on traditional

assets hit rock bottom throughout the year also contributed to the ascent of cryptocurrencies as more investors put their money into the coin. The majority of analysts had the opinion that investors don't fully comprehend how cryptocurrencies function and that they were in a bubble. A key concern for several institutional investors was the high price volatility. Following the cryptocurrencies' outstanding performance in 2021, the year 2022 was disappointing, as the market prices of the cryptocurrencies significantly declined. In 2023, the cryptocurrencies experienced fluctuations again. In this context, Khalfaoui et al. (2023) investigating the influence of public attention on the Russia-Ukraine war find that co-movements of war attention and cryptocurrencies relies on investment horizon and market condition. Their findings coincide with cryptocurrency investors seeking liquidity in response to the war's attention, with decreases in prices interpreted as sell-offs by major holders. In another research, The Russia-Ukraine war's impact on Bitcoin and Ethereum liquidity is examined by Theiri et al. (2023) in order to determine if this impact is temporary or long-lasting. Their research shows that the Russia-Ukraine conflict had a considerable, albeit transient, influence on Bitcoin and Ethereum liquidity. Liquidity levels have risen at first, then fallen back to where they were before to the occurrence.

It seems that the fluctuations might continue in the future. On the other hand, launching financial instruments like Bitcoin futures and options, in addition to blockchain-related funds, can make it possible for investors who do not participate in the market because of volatility fears to do so. With the use of Bitcoin futures, speculators might take short positions on cryptocurrencies and speculate on their price falling. All these developments imply that cryptocurrencies will continue to have importance in the future. As conflict and instability may upset markets, safe-haven assets often do well during periods of heightened geopolitical stress. Cryptocurrencies are often viewed as safe-haven instruments even though they are highly volatile. Considering cryptocurrencies did actually do well when geopolitical conflict or economic policy uncertainty rose in the past, we might anticipate that the demand might continue for cryptocurrencies in the following term as the Russia-Ukraine war is continuing. According to most investors, the sharp decline in the value of cryptocurrencies might suggest that it could be a good time to trade them. In this sense, cryptocurrency supporters have many reasons to be optimistic about the future of digital assets despite the recent difficult months, especially given the uncertainty surrounding economic policy and the seeming all-time high in geopolitical tensions.

REFERENCES

- Abid, I, Bouri, E. Galariotis, E. Guesmi, K. and Mzoughi, H. (2023). "Bitcoin vs. fiat currencies: Insights from extreme dependence and risk spillover analysis with financial markets", *International Review of Financial Analysis*, 90, 102806.
- Aysan, A. F., Demir, E., Gozgor, G. and Lau, C. K.M. (2019). "Effects of the geopolitical risks on Bitcoin returns and volatility", *Research in International Business and Finance*, 47, 511-518.
- Albulescu, C. T., Bouri, E., Tiwari, A. K. and Roubaud, D. (2020). "Quantile causality between banking stock and real estate securities returns in the US", *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 78, 251-260.
- Balcilar, M., Bonato, M., Demirer, R. and Gupta, R. (2018a). "Geopolitical risks and stock market dynamics of the BRICS", *Economic Systems*, 42(2), 295-306.
- Balcilar, M., Gupta, R., Nguyen, D. K. and Wohar, M. E. (2018b). "Causal effects of the United States and Japan on Pacific-Rim stock markets: nonparametric quantile causality approach", *Applied Economics*, DOI: 10.1080/00036846.2018.1488062.
- Barrodale, I. and Roberts, F. D. (1973). "An improved algorithm for discrete II linear approximation", *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 10(5), 839-848.
- Baur, D. G. and Smales, L. A. (2020). "Hedging geopolitical risk with precious metals", *Journal of Banking & Finance*, 117, 105823.
- Berentsen, A. and Schär, F. (2018). "A Short Introduction to the World of Cryptocurrencies", *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 100(1), 1-16.
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D. and Hagfors, L. I. (2017). "On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier?", *Finance Research Letters*, 20, 192-198.
- Bouri, E., Demirer, R., Gupta, R. and Marfatia, H. A. (2018). "Geopolitical risks and movements in Islamic bond and equity markets: A note", *Defense and Peace Economics*, 30(3), 367-379.
- Bouri, E., Gkillas, K. and Gupta, R. (2020a). "Trade Uncertainties and the Hedging Abilities of Bitcoin", *Economic Notes*, 49(3).
- Bouri, E., Gupta, R. and Vinh-Vo, X. (2020b). "Jumps in geopolitical risk and the cryptocurrency market: The singularity of Bitcoin", *Defense and Peace Economics*, 33(2), 1-12.
- Bouri, E., Kamal, E. and Kinatader, H. (2023). "FTX Collapse and systemic risk spillovers from FTX Token to major cryptocurrencies", *Finance Research Letters*, 56, 104099.

- Caldara, D. and Iacoviello, M. (2018). "Measuring Geopolitical Risk", International Finance Discussion Papers, No: 1222.
- Caldara, D. and Iacoviello, M. (2022). "Measuring geopolitical risk", *American Economic Review*, 112(4), 1194-1225.
- Cheng, C. H. J. and Chiu, C.-W. J. (2018). "How important are global geopolitical risks to emerging countries?", *International Economics*, 156, 305-325.
- Cheng, H.-P., Yen, K.-C. and Chiu, S.-Y. (2020). "Geopolitical Risk and Cryptocurrency Market", *Empirical Economics Letters*, 19(10), 1175-1180.
- Cheng, H.-P. and Yen, K.-C. (2020). "The relationship between the economic policy uncertainty and the cryptocurrency market", *Finance Research Letters*, 25, 101308.
- Cheng, K., Hsueh, H. P., Ranjbar, O., Wang, M. C. and Chang, T. (2021). "Urbanization, coal consumption and CO2 emissions nexus in China using bootstrap Fourier Granger causality test in quantiles", *Letters in Spatial and Resource Sciences*, 14, 31-49.
- CoinMarketCap (2022). Cryptocurrencies. Available from: <https://coinmarketcap.com> (01.12.2022).
- Colon, F., Kim, C., Kim, H. and Kim, W. (2021). "The effect of political and economic uncertainty on the cryptocurrency market", *Finance Research Letters*, 39, 101621.
- Corbet, S. and Gurdgiev, C. (2018). Ripples in the crypto world: Systemic risks in crypto-currency markets international banker [Online at: <https://internationalbanker.com/brokerage/ripples-in-the-crypto-world-systemic-risks-in-crypto-currency-markets/>]
- Corbet, S., Hou, Y. G., Hu, Y., Larkin, C. and Oxley, L. (2020). "Any port in a storm: Cryptocurrency safe-havens during the COVID-19 pandemic", *Economics Letters*, 194, 109377.
- Corbet, S., Hou, Y. G., Hu, Y., Larkin, C., Lucey, B. and Oxley, L. (2022). "Cryptocurrency liquidity and volatility interrelationships during the COVID-19 pandemic", *Finance Research Letters*, 45, 102137.
- Delfabbro, P., King, D. L. and Williams, J. (2021). "The psychology of cryptocurrency trading: Risk and protective factors", *Journal of Behavioral Addictions*, 10(2), 201-207.
- Delhi, N. (2020). Explained: Reason behind Bitcoin's meteoric rise in 2020. At India Today. Available from: <https://www.indiatoday.in/business/story/explained-reason-behind-bitcoin-s-meteoric-rise-in-2020-1753735-2020-12-28> (27.06.2022).
- Demir, E., Gozgor, G., Lau, C. K. M. and Vigne, S. A. (2018). "Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns?", An empirical investigation, *Finance Research Letters*, 26, 145-149.

- Dolado, J. J. and Lütkepohl, H. (1996). "Making Wald tests work for cointegrated VAR systems", *Econometric Reviews*, 15(4), 369-386.
- Dyhrberg, H. (2016). "Hedging capabilities of Bitcoin. Is it the virtual gold?", *Finance Research Letters*, 16, 139-144.
- Enders, W. and Jones, P. (2016). "Grain prices, oil prices, and multiple smooth breaks in a VAR", *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 20(4), 399-419.
- Fang, L., Bouri, E., Gupta, R. and Roubaud, D. (2019). "Does global economic uncertainty matter for the volatility and hedging effectiveness of bitcoin?", *International Review of Financial Analysis*, 61, 29-36.
- Forbes (2023). Bitcoin Price Prediction: Can Bitcoin Reach 1.000.000 USD by 2025). Available from: <https://www.forbes.com/advisor/in/investing/cryptocurrency/bitcoin-prediction/> (31.07.2023).
- Gkillas, K., Gupta, R. and Wohar, M. E. (2018). "Volatility jumps: the role of geopolitical risks", *Finance Research Letters*, 27, 247-258.
- Goudarzi, H. and Ramanarayanan, C. S. (2011). "Modeling asymmetric volatility in the Indian stock market", *International Journal of Business and Management*, 6(3), 221.
- Gozgor, G., Tiwari, A. K., Demir, E. and Akron, S. (2019). "The Relationship between Bitcoin Returns and Trade Policy Uncertainty", *Finance Research Letters*, 29, 75-82.
- Granger, C. W. and Yoon, G. (2002). "Hidden cointegration. U of California", *Economics Working Paper*, (2002-02).
- Gregory, A. W. and Hansen, B. E. (1996). "Residual-based tests for cointegration in models with regime shifts", *Journal of Econometrics*, 70(1), 99-126.
- Gurdgiev, C. and O'Loughlin, D. (2020). "Herding and anchoring in cryptocurrency markets: Investor reaction to fear and uncertainty", *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100271.
- Hacker, R. S. and Hatemi-J, A. (2006). "Tests for causality between integrated variables using asymptotic and bootstrap distributions: theory and application", *Applied Economics*, 38(13), 1489-1500.
- Hasan, M. B., Hassan, M. K., Karim, Z. A. and Rashid, M. M. (2022). "Exploring the hedge and safe haven properties of cryptocurrency in policy uncertainty", *Finance Research Letters*, 46, Part A, 102272.
- Haq, I. U., Maneengam, A., Chupradit, S., Suksatan, W. and Huo, C. (2021). "Economic Policy Uncertainty and Cryptocurrency Market as a Risk Management Avenue: A Systematic Review", *Risks*, 9, 163. <https://doi.org/10.3390/risks9090163>.
- Hatemi-j, A. (2012). "Asymmetric causality tests with an application", *Empirical Economics*, 43, 447-456.

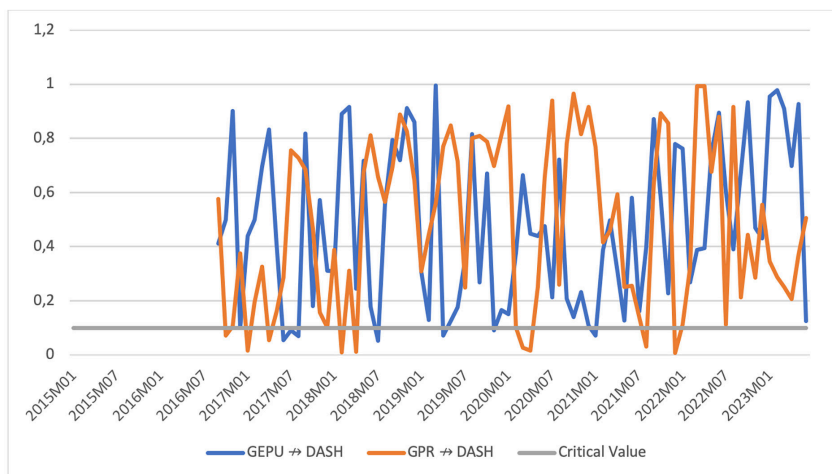
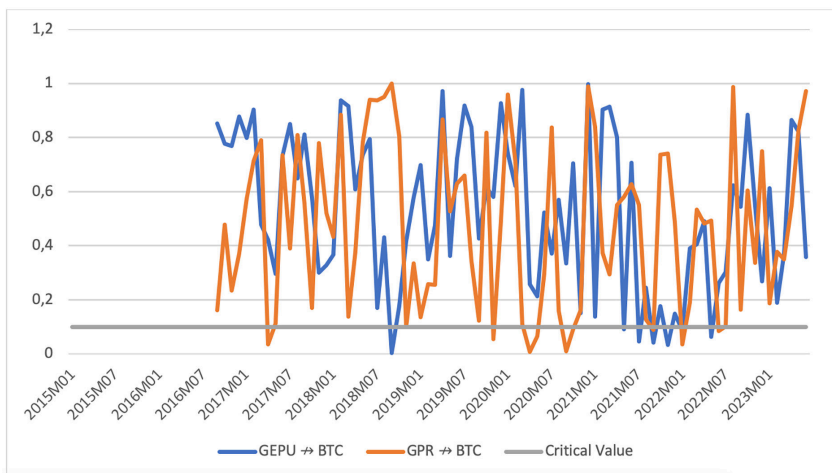
- Hong, Y., Tu, J. and Zhou, G. (2007). "Asymmetries in stock returns: Statistical tests and economic evaluation", *The Review of Financial Studies*, 20(5), 1547-1581.
- Jeong, K., Härdle, W. K. and Song, S. (2012). "A consistent nonparametric test for causality in quantile", *Econometric Theory*, 28(4), 861-887.
- Khalfaoui, R., Gozgor, G. and Goodell, J. W. (2023). "Impact of Russia-Ukraine war attention on cryptocurrency: Evidence from quantile dependence analysis", *Finance Research Letters*, 52, 103365.
- Kyriazis, N. A. (2021). "The effects of geopolitical uncertainty on cryptocurrencies and other financial assets", *SN Business & Economics*, 1(1), 1-14.
- Levy, A. (2022). What Makes Cryptocurrency Go Up or Down? At The Motley Fool. Available from: <https://www.fool.com/investing/stock-market/market-sectors/financials/cryptocurrency-stocks/value-of-crypto/> (27.06.2022).
- Luther, W. J. and Salter, A. W. (2017). "Bitcoin and the bailout", *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 66, 50-56.
- Matkovskyy, R., Jalan, A. and Dowling, M. (2020). "Effects of economic policy uncertainty shocks on the interdependence between Bitcoin and traditional financial markets", *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 77, 150-155.
- Nazlioglu, S., Gormus, N. A. and Soytas, U. (2016). "Oil prices and real estate investment trusts (REITs): Gradual-shift causality and volatility transmission analysis", *Energy Economics*, 60, 168-175.
- Phillips, P. C., Shi, S. and Yu, J. (2015). "Testing for multiple bubbles: Historical episodes of exuberance and collapse in the S&P 500", *International Economic Review*, 56(4), 1043-1078.
- Shaikh, I. (2020). "Policy uncertainty and Bitcoin returns", *Borsa Istanbul Review*, 20, 257-268.
- Song, X. and Taamouti, A. (2021). "Measuring Granger causality in quantiles", *Journal of Business & Economic Statistics*, 39(4), 937-952.
- Theiri, S., Nekhilli, R. and Sultan, J. (2023). "Cryptocurrency liquidity during the Russia-Ukraine war: the case of Bitcoin and Ethereum", *Journal of Risk Finance*, 24(1), 59-71.
- Toda, H. Y. and Yamamoto, T. (1995). "Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes", *Journal of econometrics*, 66(1-2), 225-250.
- Troster, V. (2018). "Testing for Granger-causality in quantiles", *Econometric Reviews*, 37(8), 850-866.
- Urquart, A. (2021). Bitcoin: why the price has exploded - and where it goes from here. At the Conversation. Available from: <https://theconversation.com/bitcoin-why-the-price-has-exploded-and-where-it-goes-from-here-152765> (17.06.2022).

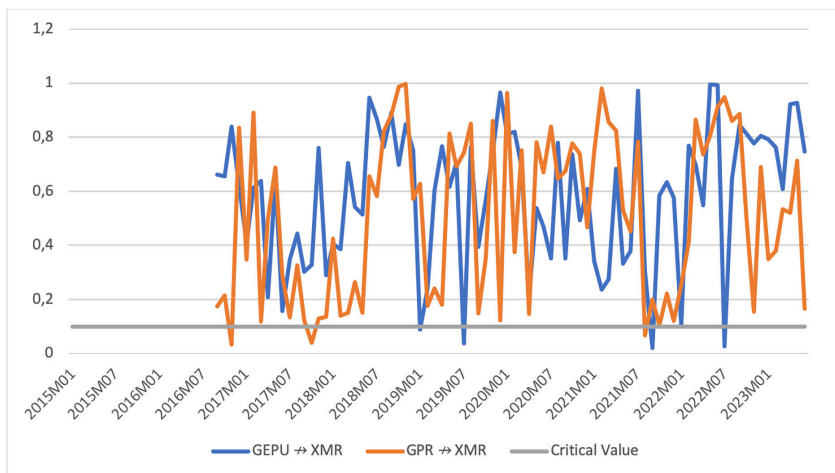
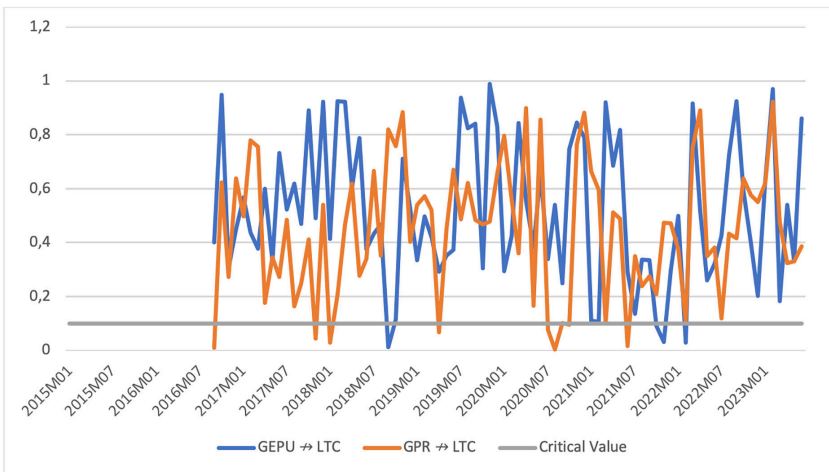
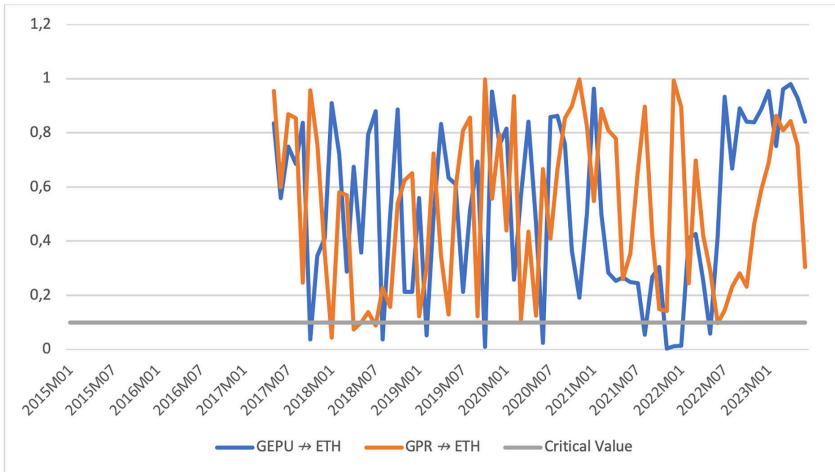
- Wu, S., Tong, M., Yang, Z. and Derbali, A. (2019). "Does gold or bitcoin hedge economic policy uncertainty?", *Finance Research Letters*, 31, 171-178.
- Wu, W, Tiwari, A.K, Gozgor, G. and Leping, H. (2021). "Does economic policy uncertainty affect cryptocurrency markets? Evidence from Twitter-based uncertainty measures", *Research in International Business and Finance*, 58, 101478.
- Yahoo Finance (2023). Cryptocurrencies historical data. Available from: <https://finance.yahoo.com/crypto/> (01.05.2023).
- Yen, K. C. and Cheng, H. P. (2021). "Economic policy uncertainty and cryptocurrency volatility", *Finance Research Letters*, 38, 101428.
- Zhang, L., Bouri, E. and Chen, Y. (2023). "Co-jump dynamicity in the cryptocurrency market: A network modelling perspective", *Finance Research Letters*, 58, Part B, 104372.

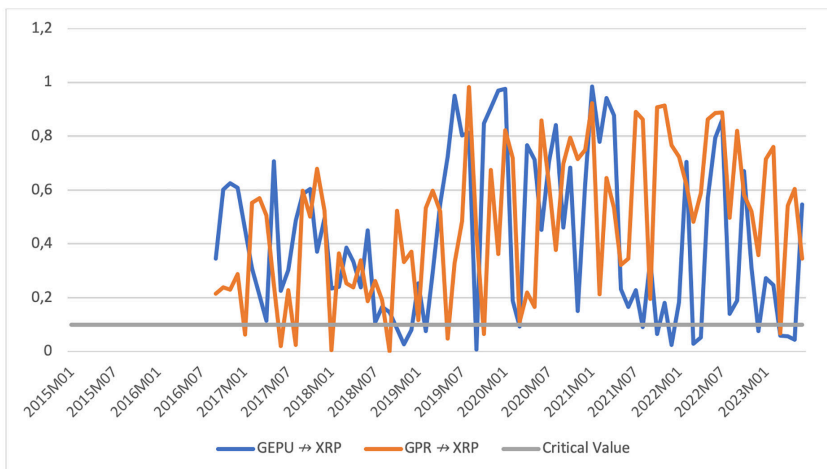
APPENDIX

To reveal the events which cause a change in the existence of the causality relationship, we use the Fourier Toda-Yamamoto causality test in a time varying framework. We consider size of the subsample as 19 by using the formula of Phillips et al. (2015) and present the results as following:

FIGURE A1
DYNAMIC FOURIER TODA-YAMAMOTO CAUSALITY ANALYSIS







Note: The grey line shows the 0.10 % line. The blue and red lines show the bootstrap p-values of the relevant causality tests. The area that is below the grey line indicates the rejection of the null hypothesis of no causality

Nivel de desarrollo como determinante de la capacidad de innovación. Evidencia para 132 economías con el uso de redes neuronales artificiales*

Level of development as a determinant of innovation capability. Evidence for 132 economies using artificial neural networks

MARIO ALBERTO MORALES SÁNCHEZ**
HÉCTOR EDUARDO DÍAZ RODRÍGUEZ***

Abstract

Innovation is increasingly recognized as a determinant of the level of economic activity; however, studies that analyze the determinants of innovation do not usually pay attention to the levels of development of the economies in which these processes occur. This paper aims to analyze whether the impact of the factors that determine innovation is the same for economies with different levels of development, or if, on the contrary, there is a differentiated hierarchical order of these factors. To do this, data from 132 countries in the period 2013-2021 are analyzed using artificial neural networks. The results show that the determinants of innovation have a different impact depending on the level of development of the economies. A detailed analysis of the order of impact of the variables that affect innovation allows us to conclude that it is necessary to consider the hierarchical order of the variables to understand how the different innovation processes occur and how they impact the determination of the product per inhabitant, otherwise; public policies aimed at encouraging innovation can be sterile.

Key words: *Innovation, Development, Artificial Neural Networks.*

JEL codes: *O31, O33, C45*

* Agradecemos los valiosos comentarios de los evaluadores y revisores anónimos de este artículo, así como del editor de la revista, Rómulo Chumacero. Sus comentarios han sido fundamentales para el resultado final de la investigación.

** Universidad Nacional Autónoma de México. Email: albertoms@economia.unam.mx

*** Universidad Autónoma Metropolitana. Email: hectoruardo12@hotmail.com

Resumen

La innovación es cada vez más reconocida como factor determinante del nivel de actividad económica; sin embargo, los estudios que analizan los factores determinantes de la innovación no prestan atención a los niveles de desarrollo de las economías en las que estos procesos ocurren. El objetivo de esta investigación es analizar si el impacto de los factores que determinan la innovación es el mismo para economías con distintos niveles de desarrollo, o si por el contrario, existe un orden jerárquico diferenciado de esos factores. Para ello, se analizan datos de 132 países en el periodo 2013-2021 mediante redes neuronales artificiales. Los resultados muestran que los factores determinantes de la innovación tienen un impacto distinto en función del nivel de desarrollo de las economías. Un análisis detallado del orden de impacto de las variables que inciden en la innovación permite concluir que es necesario considerar el orden jerárquico de las variables para entender el cómo ocurren los distintos procesos de innovación y cómo estos impactan la determinación del producto por habitante, de lo contrario; las políticas públicas destinadas a incentivar la innovación pueden resultar estériles.

Palabras clave: *Innovación, Crecimiento Económico, Redes Neuronales Artificiales.*

Códigos JEL: *O31, O33, C45*

1. INTRODUCCIÓN

En el contexto de la discusión sobre los determinantes del nivel de actividad económica en los últimos años ha cobrado fuerza la hipótesis que establece que el progreso tecnológico conducido por los diversos procesos de innovación constituye el motor fundamental del crecimiento y, por lo tanto, del nivel acumulado de producción. Dichos procesos de innovación ocurren en determinados contextos geográficos e institucionales y, en conjunto, explican el surgimiento, extensión y permanencia de trayectorias exitosas de crecimiento (Dosi y Cimolli, 1994; Dosi et al., 2003; Watkins et al, 2015; Fagerberg et al, 2018; UNCTAD, 2021). En consecuencia, se asume la existencia de una relación directa entre los diversos factores que explican la innovación tecnológica y el nivel de desarrollo económico. Organismos internacionales como la OECD, el Banco Mundial y la Organización Mundial de la Propiedad Intelectual (WIPO por sus siglas en inglés), han enfatizado la importancia que tienen los procesos de innovación en la actividad económica de los países, debido, entre otras causas, a que incrementan la productividad multifactorial en diversos sectores industriales (OECD: 2011, 2010).

La hipótesis que la innovación tecnológica es un factor fundamental del nivel de actividad económica, plantea que la ventaja competitiva de las empresas y las naciones radica en su capacidad para crear nuevos productos, procesos y servicios. Los procesos de innovación dependen de las habilidades y capacidades de las empresas para generar y asimilar conocimiento mediante actividades de investigación y desarrollo aplicadas a nuevos productos y procesos, los cuales se llevan a cabo por personal especializado, así como de su interrelación con la matriz de instituciones nacionales en la que se encuentran insertas, la infraestructura disponible para el desarrollo de dichas capacidades y el grado de desarrollo de los mercados.

Tomando en cuenta lo anterior, la WIPO publica el Índice Global de Innovación en el que se miden 7 dimensiones para determinar el grado de desarrollo innovador a nivel nacional. Estas dimensiones son: 1) instituciones; 2) capital humano e investigación; 3) infraestructura; 4) sofisticación de los mercados; 5) sofisticación en los negocios; 6) los resultados de las actividades tecnológicas y de conocimiento; y 7) los resultados de las actividades creativas. Estas dimensiones están compuestas a su vez de diversos indicadores.

A pesar de la clara correlación positiva entre innovación y actividad económica (véase más adelante), persiste aún una controversia no resuelta por los modelos que miden la relación entre esas variables, relativa a la dirección de causalidad.

Es claro que los países con mayores niveles de producción (y mayor grado de desarrollo) son aquellos que presentan mayores niveles de innovación y desarrollo tecnológico, pero persiste la siguiente interrogante: ¿la existencia de un grado mayor de innovación explica el nivel de actividad económica diferenciada entre países; o bien, ¿la existencia de cierto grado de desarrollo facilita la aparición de procesos innovadores? Sin pretender cerrar ese debate aún abierto, este artículo intenta aportar algunos elementos explicativos sobre la base que existe una correlación positiva (y en todo caso, bidireccional) entre innovación y nivel de desarrollo (medido por el nivel de producción per cápita).

La teoría de la innovación (principalmente, postschumpeteriana) plantea que una parte muy importante nivel de actividad económica tiene como origen la existencia de sistemas integrados que posibilitan la existencia continua de innovaciones. En ese sentido, la innovación es el motor de la actividad económica, de donde se deduce que la innovación causa al nivel de producción por habitante. Partiendo de esa base, se deduce que, es necesario fomentar el desarrollo de aquellos elementos que inciden en la capacidad de innovación de los países mediante políticas de Ciencia, Tecnología e Innovación (CTI), como una estrategia de crecimiento.

Si bien, esa idea es valiosa en principio, el presente estudio considera que el desarrollo de los elementos que determinan la capacidad de innovación se

encuentra determinado por factores ligados al nivel de desarrollo de los países, por lo que es necesario prestar atención al nivel de desarrollo como elemento determinante del éxito de políticas de innovación.

Considerando lo anterior, el objetivo de la presente investigación es analizar si los factores generalmente aceptados como determinantes de la innovación y referidos anteriormente, se encuentran determinados por el grado de desarrollo (nivel de producción per cápita) de los países. Dicho de otra manera, se busca determinar si los factores capaces de explicar los procesos de innovación difieren en función del nivel de desarrollo de los países en los que esos procesos tienen lugar.

La hipótesis de la que se parte es que el nivel de producción per cápita y el grado de desarrollo alcanzado incide de manera profunda en los procesos que determinan del nivel de desarrollo tecnológico y, en consecuencia, que los determinantes de los distintos procesos de innovación en las economías de altos niveles de ingreso son distintos de aquellos que se presentan en las economías con niveles de ingreso bajos.

Estos resultados pueden arrojar luz sobre la importancia de determinadas dimensiones para el desarrollo de procesos de innovación en contextos nacionales, en los que el nivel de ingresos per cápita se encuentra por debajo de las principales potencias económicas.

La identificación diferenciada de aquellos factores puede ser crucial para establecer políticas públicas focalizadas que permitan elevar el nivel de innovación y progreso tecnológico en economías con ingresos medios y bajos.

Con la intención de someter a contraste la hipótesis del orden jerárquico de los factores que inciden en la capacidad innovadora depende del nivel de desarrollo alcanzado por los países, se utilizan datos del Índice Global de Innovación de la WIPO para 132 países, durante el periodo 2013-2021. Los países se dividen en 3 grupos en función de su nivel de ingresos (medio-bajo, medio-alto y alto) y mediante la metodología de Redes Neuronales Artificiales se analiza el orden de jerarquía de las dimensiones que explican el progreso tecnológico para cada grupo de países. Los resultados muestran que la importancia y orden de impacto de las variables que determinan los procesos de innovación se modifican en función de nivel de ingresos per cápita de las economías.

El artículo se encuentra estructurado de la siguiente manera: en la siguiente sección se presenta la discusión teórica sobre los componentes más importantes de los procesos de innovación; en el tercer apartado se muestran algunos hechos estilizados relativos a la relación entre nivel de desarrollo e innovación; en el cuarto apartado se analiza la base datos utilizada y se expone la metodología de Redes Neuronales Artificiales (RNA); en el quinto apartado se muestran los resultados y se sintetiza la discusión que se desprende a partir de los mismos; finalmente se exponen las conclusiones.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

El debate económico sobre la relación entre innovación (en ese entonces considerada más bien cómo progreso tecnológico) y crecimiento comienza a mediados del siglo XX con las aportaciones seminales de Solow (1956) y Swan (1956). En particular Solow planteó que una parte importante del incremento del producto nacional no se explica por el rendimiento de los factores productivos, sino por un elemento no considerado que denominó originalmente como “residuo”, el cual posteriormente fue conocido como cambio técnico. Lo que en realidad determina el nivel de actividad económica en algunos países fue un cambio en la naturaleza cualitativa de la función de producción resultado de dos desplazamientos simultáneos: un cambio en su pendiente producto de una modificación en la intensidad relativa de los factores de producción (rendimientos crecientes a escala), y un desplazamiento “hacia arriba” derivado del efecto de la utilización de nuevos insumos tecnológicos. Posteriormente, Schumpeter (1939/2002) propone que el cambio tecnológico mantiene una preeminencia sobre otros factores económicos para explicar las fluctuaciones cíclicas del sistema económico. En este proceso la innovación tecnológica emerge como el elemento dominante. UN mayor nivel de producción se logra por dos vías principalmente: por la participación porcentual creciente en el PIB de los sectores en los que se generan las innovaciones; y por la reconversión acelerada de otros sectores que adoptan los nuevos productos ofertados por los primeros. En consecuencia, existirá mayor producción en aquellos países en los que la innovación tecnológica suscita procesos cíclicos de mejoras continuas en empresas y sectores económicos (Morales, 2018).

A partir de estos aportes seminales sobre la importancia de tecnología en los procesos de determinación del nivel de actividad económica, se han elaborado una gran cantidad de contribuciones que ponen énfasis en la importancia de la innovación como factor determinante del nivel de actividad económica; sin embargo, la mayoría de los esfuerzos, en consonancia con la teoría de la innovación, ha sido desarrollada sin poner especial atención en el nivel de desarrollo de las economías. Ello implicaría, en principio, que todos los factores son igualmente importantes para todos los países, sin importar su nivel relativo de desarrollo. De ahí, la importancia de incorporar el nivel de desarrollo como elemento que puede incidir los factores que determinan la innovación y su impacto en la actividad económica.

Mucha de la literatura desarrollada en esa dirección pone el acento en algún elemento particular del proceso de innovación. A continuación, se exponen brevemente algunos de ellos.

2.1 Importancia de las Instituciones

Algunos teóricos de la innovación han postulado que el surgimiento y evolución de los procesos de desarrollo tecnológico que conlleva la emergencia de innovaciones productivas y organizacionales ocurre dentro de un régimen específico de interacciones organizacionales, que han denominado Sistema Nacional de Innovación (SNI). Desde sus formulaciones originales, el concepto de SNI ha sido definido como una estructura institucional que confiere un soporte amplio, social y organizacional, para la generación y difusión de las nuevas tecnologías, así como un medio de asegurar que dichas tecnologías tengan una influencia amplia y permanente en el conjunto de la sociedad y en el nivel de actividad económica. En este sentido Freeman (1987) establece que el SNI puede conceptualizarse como una red de instituciones públicas y privadas cuya función es principalmente la de promover e impulsar el desarrollo de nuevas las tecnologías. Por su parte, Lundvall plantea una idea más amplia al considerar que todo resultado innovador es una consecuencia directa de un proceso previo de aprendizaje organizacional, por lo que el SNI se encuentra conformado por todos los aspectos de la estructura económica y del entramado institucional que afectan dichos procesos de aprendizaje (Lundvall, 1992).

A su vez, Freeman (1987) denota con el concepto de institución diversos tipos de organizaciones colectivas estructuradas, tales como ministerios o agencias gubernamentales, empresas, organizaciones educativas o de capacitación y estructuras industriales. En el mismo sentido, Nelson y Rosenberg (1993) identifican como actores institucionales del SNI a cierto tipo de estructuras organizacionales, tales como la empresa, los laboratorios industriales de investigación y las universidades que producen personal científico capacitado. En el mismo sentido, Niosi et al (1993) proponen una definición de SNI que de algún modo sintetiza las posturas anteriores al considerar que un sistema donde interaccionan empresas privadas y públicas, universidades y empresas con el objetivo de producir ciencia y tecnología dentro de los límites de las fronteras nacionales. Es un sistema abierto en tanto mantiene intercambios de conocimiento y otros factores con el exterior, pero sus vínculos internos son más fuertes que los externos. Los agentes internos se vinculan entre sí a través flujos financieros, relaciones legales y políticas, flujos tecnológicos, científicos y de información, así como flujos sociales. En términos analíticos, el SNI se define como un conjunto de instituciones interrelacionadas que producen, difunden y adaptan conocimiento tecnológico. Niosi (2002) define a las instituciones como “hábitos, rutinas, reglas, normas y leyes que regulan la interacción entre los individuos y moldean la interacción social”. Este planteamiento consiste en suponer que las organizaciones son una especie de instituciones formales encargadas de establecer los incentivos necesarios para la generación y difu-

sión del conocimiento tecnológico, pro que en el desempeño del SNI también repercute la influencia de otro tipo de instituciones “informales”, tales como los hábitos, normas, etc., cristalizadas en determinadas políticas públicas nivel nacional (North, 1994; Mazzucato, 2014; Golichenko, 2016).

Si bien, el acento se ha puesto en la configuración de factores nacionales para la elaboración de políticas, también existe un ámbito regional que ha sido abordado para analizar el papel de las instituciones y su vínculo con la innovación. Buesa et al, (2006) analizan la configuración de sistemas regionales de innovación para España, concluyendo que, en el caso español, las instituciones regionales son incluso más importantes que los nacionales para determinar la capacidad innovadora regional.

2.2 Capital Humano y Actividades de Investigación

La formación de capital humano en ciencia y tecnología es un antecedente fundamental para la creación de capacidades tecnológicas y de innovación. En tanto que la tecnología es, en última instancia, conocimiento social materializado en nuevos productos y procesos (Antonelli, 2008), el capital humano encargado de generar, almacenar y transmitir dicho conocimiento es un factor clave en la dinámica de innovación a nivel nacional, regional y local.

Si bien puede no existir una correlación directa entre creación de conocimiento e innovación, es posible suponer que a mayor cúmulo de conocimiento social habrá mayores oportunidades para el despliegue de procesos amplios e innovación (desde la generación de nuevas combinaciones exitosas hasta su aceptación e implementación social). Dicho de otra manera, una sociedad con buenos niveles educativos necesariamente tendrá mejores oportunidades para el despliegue de capacidades tecnológicas y de innovación (Pelinescu, 2015).

En el contexto anterior, la formación de capital humano especializado en áreas científicas y tecnológicas resulta crucial en cualquier ámbito de innovación. En tanto que la generación de conocimiento social es, en primera instancia, una actividad de formación y capacitación de recursos humanos, un factor importante a considerar en el ámbito de la medición de las capacidades de innovación en una región es la estructura y la dinámica de la educación (Boztosun et al, 2016). La mayor inversión en recursos humanos se verifica a través de variables específicas como el incremento de la matrícula universitaria en áreas científicas y tecnológicas, la creación de infraestructura para la investigación aplicada, y la calidad de los procesos de enseñanza aprendizaje.

Autores como y Etzkowitz (2000) y Valero y Van Reenen (2016), han planteado que las universidades tienen al menos tres misiones fundamentales que, desde nuestra perspectiva, impulsan el mayor volumen de actividad económica en un contexto determinado. Por un lado, las universidades, más allá de las

tareas relacionadas con el proceso enseñanza-aprendizaje, tienen la responsabilidad de hacer extensivas sus actividades para fomentar el desarrollo de las comunidades y regiones que las albergan. Por otro lado, transfieren conocimiento hacia otros actores (empresas, centros públicos, etc.) que incentiva las actividades de innovación. Y, finalmente, realizan labores de emprendimiento, utilizando el conocimiento generado para crear valor, a través de la creación de *spin-offs* y otros mecanismos que las acercan al mercado al mismo tiempo que generan recursos propios.

La configuración institucional para la formación de recursos y apoyo para el desarrollo de capital humano también constituye un elemento importante que ha sido estudiado en diferentes latitudes; por ejemplo, Afcha & Lucena, (2022), analizan el impacto de los subsidios en I+D en España, encontrando evidencia que estos ejercen un impacto diferenciado en las firmas españolas, aunque en general, los subsidios tienen un impacto pequeño en la generación de conocimiento tecnológico.

2.3 Infraestructura

Diversos autores han enfatizado la importancia de la creación de infraestructura en el volumen de actividad económica (véase por ejemplo Canning *et al*, 1994). Sin embargo, persiste una controversia parecida a la que se refirió anteriormente respecto a la relación innovación y volumen de producción. Algunos autores sostienen que la creación de infraestructura es necesaria para generar procesos de crecimiento acumulado, que se refleje en un mayor PIB, mientras que otros plantean que, antes bien, la mayor actividad económica demanda mayores inversiones en infraestructura (Palei, 2015). Respecto a esta controversia, estudios recientes demuestran que la inversión en infraestructura resulta crucial para mantener el nivel de actividad económica, aunque esta debe verse acompañada de determinadas estructuras institucionales y características económicas que le confieran un soporte adecuado (Salehi y Ramirez, 2003; Palei, 2015)

En el caso particular de la generación de innovación tecnológica parece claro que su aparición y desarrollo depende de la inversión deliberada en cierta infraestructura que le confiera soporte. Tal es el caso, por ejemplo, el caso de la inversión en Tecnologías de la Información y Comunicación. Algunos autores han planteado que, para el caso de países industrializados como Estados Unidos, el volumen de producción y aumento de la productividad han sido acompañados de una fuerte inversión en TIC y en su amplia difusión (Galindo, 2008; Stanley, Doucouliagos & Steel, 2018).

En el caso de los SNI discutidos anteriormente, es claro que su naturaleza es la creación de una infraestructura básica basada en la colaboración

interinstitucional, que garantice adecuados niveles de generación, difusión y asimilación de conocimientos, necesarios para la generación y transmisión de innovaciones en una sociedad.

2.4 Sofisticación de los Mercados

Una característica fundamental que permite evaluar la importancia de los procesos de innovación es el impacto potencial que pueden tener en los mercados. Es sabido que la diferencia más importante entre los procesos de innovación e invención es que, a diferencia de los primeros, los segundos tienen un impacto positivo en los mercados que contribuye con la creación de valor.

Aportaciones seminales como la de Dosi et al., (1990), han permitido establecer que la capacidad de innovación en los países se encuentra fuertemente correlacionada con el desempeño comercial. Una de las características cruciales del proceso de innovación es la difusión paulatina de sus resultados, vía difusión de conocimiento y tecnologías (Castaldini et al., 2009). Uno de los mecanismos principales de difusión del conocimiento tecnológico es el comercio internacional que se realiza entre los países productores de tecnología y los países receptores. Si bien el comercio por sí mismo no garantiza el desarrollo de capacidades locales de innovación, lo cierto es que su existencia facilita el intercambio tecnológico en aquellos países capaces de absorber, copiar o replicar las tecnologías provenientes del exterior.

La sofisticación de los mercados implica que la creación y mantenimiento de vínculos comerciales externos e internos se materializa en la existencia de mercados estructurados para permitir el intercambio entre los productores de tecnología, por un lado, y los consumidores intermedios y finales, por el otro. En la medida en que dichos mercados se consolidan, existe un mayor flujo de conocimiento que facilita los procesos de aprendizaje y la mejora continua de los nuevos productos y procesos. Este círculo de influencia positiva contribuye con el fortalecimiento de los mercados existentes y con la creación de nuevos, los cuales emergen para satisfacer nuevas demandas (Paun, 2019).

2.5 Sofisticación de los Negocios

El término “sofisticación en los negocios” refiere la eficacia de las redes de negocios, las operaciones y las estrategias que desarrollan las empresas para mejorar sus niveles de productividad, eficiencia y obtención de ganancias (Dima et al., 2018). Estudios recientes han encontrado una relación positiva entre la sofisticación de mercado y la generación de innovaciones tecnológicas, así como su relación positiva con un ambiente macroeconómico estable (Kirkkaleli y Ozun; 2019). Esto es así debido a que la sofisticación de los nego-

cios, entendida como mayor calidad en las relaciones comerciales, implica que las empresas de una región aumentan y profundizan sus relaciones con otras empresas y otros agentes, lo que les permite obtener mayores oportunidades de crear valor. Cuando se refiere el término “calidad” no solo se considera una mayor concordancia mutua en los negocios entre dos o más empresas, sino también una estrategia de largo plazo que les permite crear conjuntamente nuevas soluciones tecnológicas, productivas y organizacionales. Implica también la diversificación de relaciones; una empresa con mayor diversificación tendrá mayor probabilidad de absorber conocimientos necesarios para generar nuevas soluciones, pero también tendrá mayor probabilidad de encontrar más y mejores oportunidades de profundizar las relaciones en el sentido referido anteriormente.

A su vez, la sofisticación de los negocios, implica que las empresas, al mismo tiempo que están creando y mejorando sus redes de interacción, permiten la participación de otros agentes en dichas redes (por ejemplo: proveedores locales), permitiendo de esta manera el incremento en las actividades de negocios que tendrán un impacto positivo en el volumen de producción en el mediano y largo plazo, así como en el mantenimiento de la estabilidad macroeconómica necesaria para continuar el proceso de sofisticación de los negocios.

2.6 Resultados de las Actividades Tecnológicas y de Conocimiento

La innovación tecnológica, en última instancia, puede conceptualizarse como la materialización de cierto tipo de conocimiento aplicado. Dicho de otra manera, toda actividad innovadora que despliegue soluciones tecnológicas u organizacionales es en sí misma resultado de actividades cognitivas (Rosenberg, 1982). A partir de este razonamiento es factible proponer que todo resultado innovador es al mismo tiempo un resultado de la actividad cognitiva de un grupo de agentes; aunque no todos los resultados en materia cognitiva necesariamente se traducen en soluciones innovadoras.

Tomando en cuenta lo anterior, diversos organismos internacionales (OECD, UNESCO, Eurostat, etc.) han diseñado una batería de indicadores que midan los resultados de las actividades de innovación. Todos estos organismos coinciden en establecer que es factible medir el avance en los procesos de innovación mediante sencillos indicadores, los cuales son útiles también para comparar el progreso a nivel nacional. Dichos indicadores se relacionan sobre todo con la adquisición paulatina de habilidades de innovación materializadas en patentes, gasto en I+D, etc.; o la modificación de la forma en que se producen y distribuyen los bienes y servicios, lo cual puede manifestarse en la proliferación del trabajo a distancia, o el uso generalizado de lo que se conoce como *e-applications*, comercio electrónico, etc. (Torrent, 2016).

Se considera que los resultados de las actividades de innovación impactan positivamente en el volumen de producción de un país determinado, y que este proceso es cíclico, ya que a mayor grado de desarrollo, mayores posibilidades existen de expandir los procesos que generan innovación. No obstante, estos indicadores de resultado no miden toda la actividad innovadora, principalmente en países de bajos ingresos en los que la innovación puede encontrarse en estados mucho más básicos que en los países desarrollados (Villavicencio et al., 2012).

Un resultado importante, que vincula las actividades institucionales de innovación, la formación de capital humano y el desarrollo orientado de tecnología, son los parques industriales, que han tenido un crecimiento importante en todo el mundo en los últimos 10 años. En general, su creación sigue el objetivo de crear sinergias entre firmas dedicadas a actividades conexas. Albahari et al, (2022), realizan una revisión exhaustiva de la literatura relacionada en el periodo 1987-2021 y encuentran evidencia contrastante sobre la eficacia de estas herramientas (parques industriales) de política de innovación, tecnología y desarrollo local.

2.7 Resultados de las Actividades Creativas

Finalmente, una dimensión importante que recientemente se comienza a tomar en cuenta en los debates sobre los determinantes del desarrollo es lo que se ha denominado “actividades” “economía” o “industrias creativas”. Esta idea implica la consideración de actividades que involucran la novedad como forma principal de justificación y de existencia. Como refieren Boix y Lazzeretti (2011), la creatividad puede ser considerado un paso previo para la innovación, de tal manera que, si se fomenta la creatividad en distintos niveles, podría existir una mayor probabilidad de generar resultados innovadores.

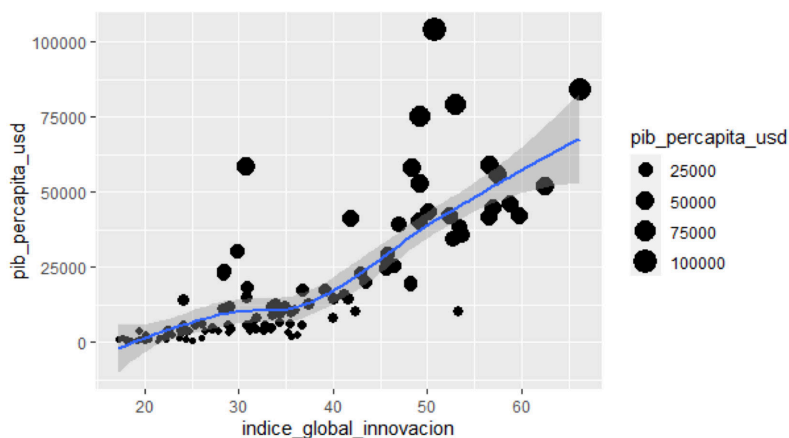
Puede considerarse entonces que la actividad creativa es un paso previo de la innovación, ya que no habrá innovación sin creatividad. Sin embargo, como se ha referido antes, la innovación solo se puede considerar como tal cuando implica una solución de mercado, por lo que no todo proceso creativo generará innovación. Esta reflexión es parcial, ya que no considera un sector de la economía denominado “industrias creativas” que contribuye con un porcentaje creciente al PIB en diversas economías. Se puede afirmar entonces que la creatividad impacta positivamente en el PIB por una vía indirecta que es el proceso de innovación, y por una vía directa que es la emergencia y crecimiento de las industrias creativas (Cunningham & Potts, 2015; Santoro et al.,2020).

3. HECHOS ESTILIZADOS DE LA INNOVACIÓN Y EL NIVEL DE PRODUCCIÓN

De los elementos teóricos descritos, una de las primeras interrogantes que se desprende es si la innovación tecnológica se relaciona con el nivel de producción per cápita. La gráfica 1 muestra la relación que existe entre el nivel de Producto Interno Bruto (PIB) por habitante y la innovación, medida a través del Índice Global de Innovación (IGI).

El patrón mostrado es claro; existe una relación positiva entre capacidad de innovación y capacidad de producción por habitante; adicionalmente, la gráfica 1 muestra lo que parece ser un umbral (establecido a partir de los 40 puntos del IGI) a partir del cual, la acumulación de capacidades de innovación parece detonar en un mayor nivel de producción per cápita. Desde la perspectiva de las fuentes teóricas expuestas anteriormente, existe un proceso de causación circular, en donde se producen circuitos virtuosos en los que ambas variables se retroalimentan a medida que se acumulan capacidades, tanto en los individuos mediante la educación, en las empresas mediante el desarrollo de los mercados y en las instituciones encargadas de generar y diseminar el conocimiento. En ausencia de los elementos que potencian la causalidad, la relación entre innovación y nivel de desarrollo, simplemente es inexistente.

GRÁFICA 1
INNOVACIÓN Y NIVEL DE PRODUCCIÓN PER CÁPITA, 2021



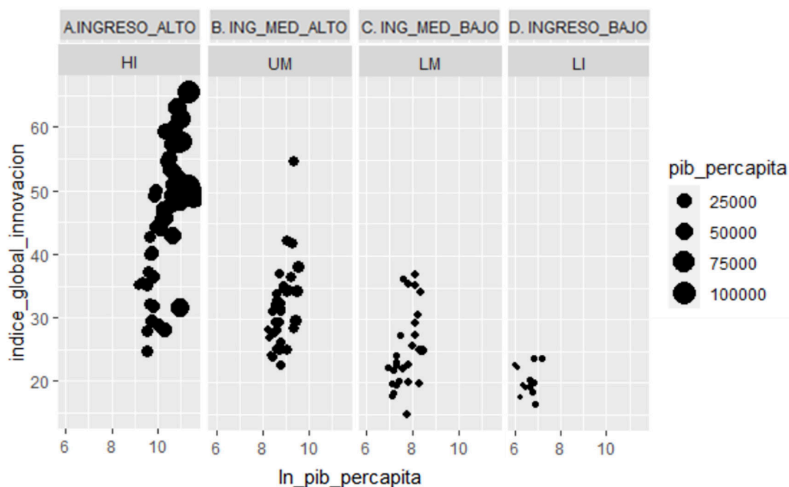
Fuente: Elaboración propia con datos del World Bank National Accounts Data, OECD National Accounts Data Files y el Índice Global de Innovación, WIPO.

La gráfica anterior no solo muestra un patrón estático, sino que indica un proceso dinámico en el que el resultado de los procesos de innovación es acumulativo, y son las economías más innovadoras aquellas que han crecido a mayor velocidad y, por lo tanto, han podido alcanzar mayores niveles de producción por habitante (tamaño de la esfera). Existe un conjunto de países en los cuales no se presentan las condiciones que desde el punto de vista teórico permiten primero, la generación de innovaciones (conocimiento, capacidades, instituciones, financiamiento, etc.) y segundo, el impulso de la innovación hacia una mayor capacidad de producción económica per cápita (derechos de propiedad, aceptación de productos en el mercado, capacidades de adopción de las organizaciones, etc.). En el extremo opuesto, se observa un conjunto de países desarrollados en donde los canales de transmisión de la innovación hacia la producción (y viceversa), son dúctiles y maximizan la probabilidad que una innovación se transforme en mayores niveles de producción por habitante.

Por su puesto, la relación entre innovación y nivel de producción per cápita no es lineal, antes bien, tiende a fortalecerse a medida que los niveles de ingreso per cápita de los países son más altos. Como un segundo elemento que permite analizar la relación planteada, la gráfica 2 muestra la relación entre volumen de producción e innovación, además del crecimiento acumulado a través del tamaño del producto en 2021, dividido por niveles 4 niveles de ingreso; países de altos ingresos (panel A), países de ingresos medios altos (panel B), países de ingresos medios bajos (panel C) y países de bajos ingresos (panel D), así como sus coeficientes de correlación. Diversos patrones se hacen evidentes con esta segmentación.

GRÁFICA 2

RELACIÓN ENTRE INNOVACIÓN Y NIVEL DE PRODUCCIÓN POR NIVEL DE INGRESO PERCÁPITA¹ DE LOS PAÍSES, 2021



Fuente: Elaboración propia con datos del World Bank National Accounts Data, OECD National Accounts Data Files y el Índice Global de Innovación, WIPO.

En primer lugar, a medida que crece el nivel de ingreso, el vínculo entre innovación y tamaño de PIB per cápita se fortalece. En el panel A de países de alto ingreso, el coeficiente de correlación de Pearson entre innovación y volumen de actividad económica per cápita es de 0.70, decrece para el panel B de países de ingreso per cápita medio-alto (coeficiente de correlación de 0.46), baja nuevamente a medida que desciende el nivel de ingreso hacia países de ingreso per cápita medio-bajo (panel C) a 0.41, y se vuelve negativo para el grupo de países del panel D de ingreso bajo (coeficiente de correlación -0.38). De ello, se deduce una clara relación entre nivel de actividad económica per cápita de los países y su capacidad de innovación, lo que sugiere que, en principio, la variable de nivel de ingreso debería tomarse en cuenta para analizar los factores que inciden en la capacidad innovativa de las naciones.

En segundo lugar, para el conjunto de países de altos ingresos, el coeficiente de correlación entre innovación, y tamaño del PIB per cápita (como variable

¹ El criterio de división por panel de ingreso es el producto interno bruto per cápita, mismo que se calcula utilizando las medidas estándar de clasificación del Banco Mundial mediante el método Atlas por la OMPI. Lo que se grafica en el eje de las abscisas es el logaritmo natural del nivel de producción per cápita de las economías. Ello explica porqué dos economías con el mismo nivel de producción, pueden estar en distintos paneles.

acumulada) es el más alto, del orden de 0.70, lo que indica la existencia de un conjunto de factores de causación circular virtuosa; entre mayor es la innovación, mayor es el volumen de producción per cápita y viceversa.

Finalmente, en el extremo opuesto, ocurre lo contrario para el grupo de países de bajos ingresos, en los que se observa que no existe relación alguna entre innovación tecnológica y nivel de actividad económica por habitante (coeficiente de correlación de -0.38). Antes bien, en estos países ocurre un proceso circular pernicioso en el que no existe capacidad de innovación (ni condiciones para generarla) y, por lo tanto, no hay estímulo al nivel de actividad económica; al no haberlo, tampoco hay posibilidad de crear y acumular capacidades de innovación por parte de los individuos, las empresas y las instituciones. En medio de estos dos extremos, la gráfica muestra que el nivel de producción crece a medida que lo hace la capacidad innovadora de los países. Más adelante se profundizará en esta relación entre nivel de ingreso per cápita e innovación tecnológica.

4. METODOLOGÍA

4.1 Base de Datos Índice Global de Innovación

El Índice Global de Innovación (IGI) es un indicador publicado por La Organización Mundial de la Propiedad Intelectual (OMPI) que intenta “captar una imagen lo más completa posible de la innovación y comprende 81 indicadores, entre ellos, medidas sobre el entorno político, la educación, las infraestructuras y la creación de conocimiento de cada economía” (OMPI, 2021). Este índice para su construcción utiliza una definición amplia de innovación, basada en el Manual de Oslo.

El modelo GII 2021 incluye 81 indicadores, que se dividen en tres categorías: a) datos cuantitativos/objetivos/duros (63 indicadores); b) indicadores compuestos/datos de índice (15 indicadores); y c) encuesta/cualitativo/subjetivo/datos blandos (3 indicadores). Los 81 indicadores se normalizan en un rango de 0 a 100, de acuerdo con el método min-max, donde los valores “min” y “max” fueron los valores de muestra del indicador mínimo y máximo, respectivamente (OMPI, 2021). A su vez, los 81 indicadores se agrupan en 7 pilares, que son Instituciones, Capital humano, TIC, Sofisticación de mercado, Sofisticación de negocios, Creación de conocimiento y Productos creativos; esos pilares son los que en el presente estudio se utilizan como variables explicativas.

Los indicadores que ofrece el índice pueden utilizarse para analizar y evaluar los resultados y comparar la evolución de las economías en materia de innovación y todo su entorno. En este estudio, las 7 dimensiones propuestas

por el IGI se utilizan para analizar diferencias en grupos de países con distintos niveles de desarrollo² y como variables determinantes de la capacidad de innovación de las economías durante el periodo 2013-2021.

4.2 Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) es una metodología que consiste en una simulación del proceso de aprendizaje del cerebro humano. Cuando se utiliza para el análisis de fenómenos como el que se estudia aquí, cada una de las observaciones representa conocimiento que se almacena para el establecimiento de relaciones funcionales, (lineales o no lineales).

A diferencia de lo que sucede con otros modelos, en donde la forma funcional es seleccionada *a priori* y depende del tipo de variables con las que se trabaja, en las estimaciones mediante redes neuronales, la forma funcional es determinada mediante el propio proceso de aprendizaje, y no depende del cumplimiento de supuestos de “buen comportamiento”³ vinculados al tipo de modelo seleccionado.

De acuerdo con diversos autores (Longoni, et al., 2010; Tavana et al., 2016; Huang & Yang, 2017; Duygun et al., 2018), las RNA son herramientas cuyo potencial consiste en analizar datos con el objeto de descubrir y modelar las relaciones funcionales existentes entre las variables.

Las redes neuronales artificiales tienen varias ventajas sobre los modelos econométricos tradicionales, entre las que destacan:

- Capacidad para aprender patrones complejos: Las RNA pueden aprender patrones en datos complejos que pueden ser difíciles de identificar por los modelos econométricos tradicionales. Esto se debe a que las RNA son capaces de capturar patrones no lineales y de alta dimensionalidad en los datos.
- Flexibilidad en la estructura del modelo: Las RNA pueden tener una estructura flexible que les permite adaptarse a diferentes tipos de problemas y datos. Por ejemplo, las RNA pueden tener diferentes tipos de capas (como convolucionales, recurrentes, etc.) y diferentes funciones de activación para cada capa.

² El nivel de desarrollo de cada país viene dado en la propia base de la Organización Mundial para la Propiedad Intelectual (OMPI), que es quien publica el Índice Mundial de Innovación. Para ello, la OMPI considera las medidas estándar de clasificación del Banco Mundial en cuatro grupos de ingreso: alto, mediano alto, mediano bajo y bajo. Esta clasificación se basa en el ingreso nacional bruto (INB) per cápita (en USD corrientes) calculado usando el método atlas. En general, no hay ningún país que, durante los años estudiados, haya cambiado en el grupo de nivel de ingreso.

³ Por lo general, en los modelos econométricos se asumen supuestos de normalidad, homoscedasticidad, no multicolinealidad, e incluso requerimientos de cointegración, etc., relativos a la forma funcional específica que se tiene cada modelo.

- Mejor capacidad predictiva: En algunos casos, las RNA pueden tener una mejor capacidad predictiva que los modelos econométricos tradicionales. Esto se debe a que las RNA pueden aprender patrones complejos en los datos y generalizar mejor a nuevos datos.
- De manera adicional, permiten explorar relaciones o modelos que no podrían ser descubiertos usando procedimientos estadísticos tradicionales.

En nuestro caso, el modelo de red neuronal estimado permite realizar una estimación cercana de los valores observados de los niveles de producción de las economías en cada grupo de países.

Un modelo de RNA se integra por los siguientes componentes: 1. La capa de entrada y está conformada por las variables que de forma teórica se vinculan con la variable a estimar. 2. La capa oculta, parte de la estructura en donde se genera el proceso de aprendizaje de las neuronas y por último, 3. la capa de salida, y está constituida por las observaciones de la variable a estimar (Díaz, et al., 2019).

La forma específica en la que se estructuran estas tres partes, se denomina arquitectura de red; si bien, existen distintas arquitecturas y tipos de red, aquí se selecciona trabajar con un tipo específico, por la característica que tiene de reaccionar muy rápido a alteraciones o cambios, que son medibles y conocidos, esto es, una red de tipo Perceptrón Multicapa, cuya forma de aprendizaje es de retropropagación.

Como ocurre con las neuronas biológicas reales, la información de la RNA es procesada cuando el estímulo tiene cierta magnitud, de lo contrario se ignora; Aquí, ello se logra mediante un valor umbral m_j , que se activa cuando la suma ponderada supera un valor determinado y solo entonces, se considera la salida efectiva de la información procesada. Es por ello que, a diferencia de lo que ocurre en los procedimientos econométricos, la información redundante queda excluida por el propio procedimiento. Ello se expresa mediante la función:

$$(1) \quad \sum_j w_{ij} x_j - m_i$$

Los umbrales de activación son funciones que representan la intensidad de las conexiones sinápticas (Moreno, 2011), mientras que las capas cumplen con las funciones de recibir información del entorno, generar el proceso de aprendizaje y obtener resultados replicables del fenómeno de estudio, de acuerdo con las siguientes funciones generales:

$$(2) \quad \text{Capa oculta: } a_j^1 = \sum_l W_{jl}^1 X_l + \theta_j^1; \quad h_j = f^1(a_j^1)$$

Por último, se encuentra la capa de salida, compuesta por los conjuntos de neuronas que proporcionan la respuesta de la red, mediante la función:

$$(3) \quad \text{Capa de salida: } a_j^2 = \sum_l W_{jl}^2 X_l + \theta_j^2 ; h_j = h^2(a_j^2)$$

4.3 Entrenamiento de las Neuronas

El proceso de entrenamiento de las neuronas o proceso de aprendizaje permite obtener las formas funcionales de los datos obtenidos procedentes de la capa de entrada y se realiza para un subconjunto de datos $D = \{X^{(n)}, t^{(n)}\}$.

Aquí, de manera gradual, se ajusta la función de entrada W , mediante la minimización del error de la función, a través del método conocido como descenso del gradiente, representado mediante la función:

$$\begin{aligned} J(W_0) &\geq J(W) \\ J(W_{n+1}) &\geq J(W_n) \end{aligned}$$

$$(4) \quad W_{n+1} = W_n - \mu \frac{1}{2} \nabla J_w \Big|_{W_n} = W_n - \frac{\mu}{2} \frac{\partial J_w}{\partial w} \Big|_{w_n}$$

$$(5) \quad E_D(w) = \frac{1}{2} \sum_n \sum_i i (t_i^{(n)} - y_i(x^{(n)}; w))^2$$

La minimización se basa en evaluar continuamente el gradiente de ED mediante la regla de la cadena para encontrar las derivadas (Mariani & Brusoni, 2013; Chen & Shih, 2015; Tavana et al., 2016; Huang & Yang, 2017; Duygun et al., 2018).

El resultado del proceso de minimización mediante el descenso del gradiente, es una aproximación de los valores de la capa de salida, de una muestra reservada del total de datos, distinta a las observaciones utilizadas en proceso de entrenamiento de la neurona.

Si bien, en conjunto, el uso de RNA ha mostrado mejorar la capacidad de ajuste y predicción con respecto a métodos econométricos (Chiok, 2014), hasta hace relativamente poco tiempo no permitía obtener información relativa a la jerarquía con la cual el conjunto de variables explicativas (capa de entrada) impactan a la variable dependiente (capa de salida). Esta “debilidad” ha tratado de ser paliada mediante exámenes que comparan la matriz de pesos sinápticos y su transmisión hacia la capa oculta, con la intención de categorizar y jerarquizar la influencia que tienen las variables de la capa de entrada sobre la variable dependiente (Yegnanarayana, 2009; Da Silva et al., 2017), de la forma:

$$(6) \quad Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L \left(\frac{W_{ij} V_{jk}}{\sum_{r=1}^N W_{rj}} \right)}{\sum_{i=1}^N \left(\sum_{i=1}^L \left(\frac{W_{ij} V_{jk}}{\sum_{r=1}^N W_{rj}} \right) \right)}$$

El análisis de jerarquía de las variables permite conocer en términos de orden (no de magnitud de su impacto) la importancia de las variables de la capa de entrada sobre la variable dependiente (Mariani & Brusoni, 2013; Chen & Shih, 2015; Tavana et al., 2016; Huang & Yang, 2017; Duygun et al., 2018; Díaz et al, 2019).

5. RESULTADOS

El cuadro 1 muestra los resultados generales de la aplicación de 3 modelos de RNA realizados, 1 para cada grupo de países⁴. La red neuronal presentada, es la que mejores resultados presenta en términos de minimización del error. Previamente, se corrieron varias redes con distintas características específicas, por ejemplo, distintos tipos de entrenamiento de la neurona (en línea, en lote, en mini-lote), con distintos algoritmos de optimización (descenso del gradiente, gradiente escalado conjugado), así como distintas funciones de activación de las capas ocultas (tangente hiperbólica y sigmoide) y de salida (identidad, softmax, tangente hiperbólica y sigmoide).

En el caso de las funciones de activación de la capa oculta de las tres redes neuronales (de los tres grupos de países), se utilizó la función tangente hiperbólica debido a que cumple con las siguientes funcionalidades: en primer lugar, tiene un rango de salida acotado ($-1 < \tanh < 1$), que asegura que la salida de la neurona no se desborde ni se desvanezca a medida que se propague hacia adelante en la red. Esto permite que la red sea más estable y fácil de entrenar. En segundo lugar, la no linealidad, lo que implica la posibilidad de modelar relaciones no lineales entre las entradas y las salidas de la neurona, en caso de un fenómeno estudiado no lineal. En tercer lugar, son simétricas, alrededor del origen, lo que implica que tiene la misma forma en ambas direcciones y por último, la función \tanh posee una derivada bien definida, fácil de calcular y no tiene puntos de discontinuidad. Esto es importante en el proceso de entrena-

⁴ Si bien, en la gráfica 2 se muestran 4 agrupaciones, para el grupo países de bajos ingresos no se pudo estimar un modelo de RNA ya que el número de observaciones es insuficiente para efectuar el proceso de entrenamiento de la neurona. Ello ocurre debido a que el número de países es menor (11 países para cada año) que en el resto de los grupos.

miento de la red neuronal, donde se utiliza la retropropagación del error para ajustar los pesos de las neuronas.

Por su parte, La cantidad de unidades en la capa oculta de una red neuronal artificial es un hiperparámetro importante que se selecciona durante la construcción y entrenamiento del modelo. En el caso de las 3 RNA estimadas, se realizó un procedimiento de selección en donde el número menor sea 1, y el número máximo sea 50 unidades.

Si la cantidad de unidades en la capa oculta es muy pequeña, el modelo puede tener dificultades para capturar patrones complejos en los datos y, por lo tanto, no será capaz de generalizar bien a datos nuevos. Por otro lado, si la cantidad de unidades es demasiado grande, el modelo puede sufrir de overfitting, donde se ajusta demasiado bien a los datos de entrenamiento y no puede generalizar bien a datos nuevos.

Por lo tanto, la elección del número de unidades en la capa oculta es un trade-off entre la complejidad del modelo y su capacidad para generalizar bien nuevas observaciones. En nuestros 3 modelos, se comenzó con una cantidad moderada de unidades y se fue ajustando a medida que el entrenamiento de la neurona permitía que la validación cruzada para encontrar la cantidad óptima se ajustaba mejor para los datos y el problema específico de las variables de innovación sobre el PIB per cápita.

La capa de entrada (o conjunto de variables independientes) se encuentra por los 7 pilares del Índice Global de Innovación descritos anteriormente (secciones 2 y 4.1). Para comprobar la validez empírica de utilizar como variable dependiente el nivel de producción per cápita y como independientes los pilares del IGI, se recurrió a la realización de pruebas econométricas de exogeneidad débil⁵. Aquí, definimos exogeneidad débil como la ausencia de correlación entre los errores del modelo de regresión y las variables explicativas (Angrist & Pischke, 2009). Los resultados se incluyen en el anexo 1.

La función de activación de la capa oculta fue, en los 3 casos, tangente hiperbólica.

Por su parte, la capa de salida está constituida por la variable logaritmo natural del Producto Interno Bruto per cápita, con un método de cambio de escala estandarizado, una función identidad de activación de la capa de salida y de suma de cuadrados para la función de error.

⁵ Si bien, la metodología de RNA no requiere estrictamente del cumplimiento de los supuestos de comportamiento de los datos, el desarrollo del modelo econométrico obedece a la necesidad de plantear empíricamente la exogeneidad de las variables independientes, esto es, comprobar empíricamente que las variables de innovación pueden ser planteadas en un modelo como exógenas. Si bien, existen distintas técnicas para comprobar la existencia de exogeneidad, aquí se utilizan los residuos estandarizados y se correlacionan con las variables independientes. La validación se realiza mediante la inspección de gráficas de dispersión y el análisis de coeficientes de correlación. Ambos se reproducen en el anexo 1.

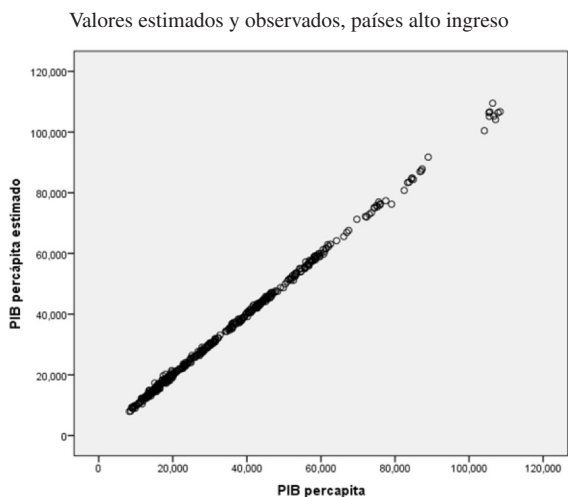
TABLA 1
DATOS DE ESTIMACIÓN DE LA RNA

Información de red				
		RNA ALTO	RNA MEDIO ALTO	RNA MEDIO BAJO
Capa de entrada	Observaciones	443	295	226
		1_Instituciones		
		2_Capital_humano_e_investigación		
		3_Infraestructura		
		4_Sofisticación_de_mercado		
		5_Sofisticación_de_negocios		
		6_Conocimiento_y_tecnología		
		7_Productos_creativos		
	Número de unidades ^a	1868	1302	1079
Capas ocultas	Número de capas ocultas	1	1	1
	Número de unidades en la capa oculta 1 ^a	10	10	6
	Función de activación	Tangente hiperbólica	Tangente hiperbólica	Tangente hiperbólica
	Variables dependientes	ln_PIB_percapita	ln_PIB_percapita	ln_PIB_percapita
Capa de SALIDA	Número de unidades	1	1	1
	Método de cambio de escala para las dependientes de escala	Estandarizados	Estandarizados	Estandarizados
	Función de activación	Identidad	Identidad	Identidad
	Función de error	Suma de cuadrados	Suma de cuadrados	Suma de cuadrados
a. Se excluye la unidad de sesgo				

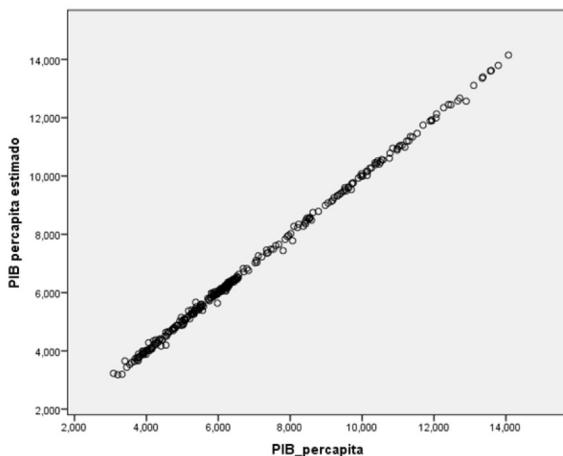
Fuente: Estimación propia con base en datos provenientes de OMPI, 2021

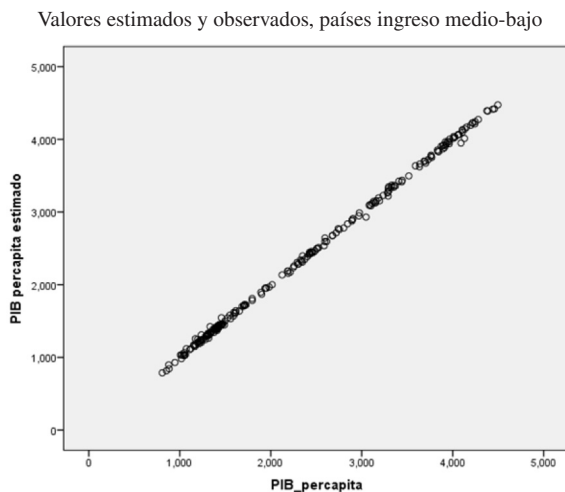
Los resultados indican que los procesos de entrenamiento de las neuronas se llevan a cabo de forma tal que se alcanza la minimización de los errores y las estimaciones de los valores del logaritmo natural de producción per cápita por las RNA son muy cercanos a los valores observados para los tres grupos de países (véase gráfica 3).

GRÁFICA 3
VALORES OBSERVADOS Y PRONOSTICADOS DEL PIB PER CÁPITA
POR LOS MODELOS DE RNA



Valores estimados y observados, países ingreso medio-alto





Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones de RNA con datos del IGI, 2013-2021.

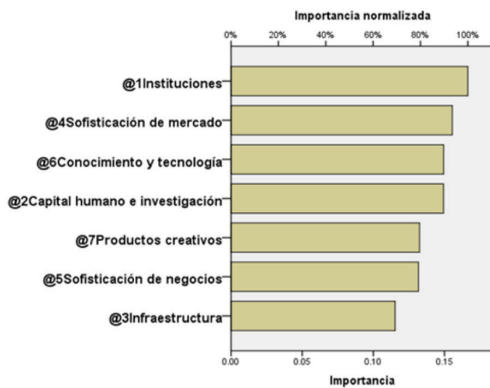
Para el grupo de países de ingresos altos, el error promedio de estimación de los valores de la producción del modelo de RNA es menor al 3.8%, mientras que para el grupo de ingresos medio-altos es del orden de 3.9% y para el grupo de ingresos medio-bajos es de 4.3%. Lo anterior implica que los 7 pilares del Índice Global de Innovación permiten aproximar de manera adecuada los procesos de producción por habitante de cada uno de los grupos de países. Sin embargo, lo que resulta valioso en términos del análisis aquí propuesto, es entender si esas variables impactan de manera diferenciada para cada grupo de países los procesos de determinación del nivel de producción per cápita, o, por el contrario, no existe orden jerárquico y todas las variables son igualmente importantes para determinar el nivel de producto por habitante de las naciones.

Para determinar lo anterior, se realizó dentro del modelo de RNA un análisis de la importancia de las variables⁶, que permite establecer un orden de jerarquía de impacto de las variables de la capa de entrada sobre la variable dependiente. Los resultados de este análisis se pueden apreciar en la gráfica 4; el hecho que exista un diferente orden jerárquico de las variables para cada grupo de países permite corroborar, de manera general, la hipótesis relativa a que el nivel de desarrollo (aproximado aquí por el nivel de ingreso per cápita) es un determinante de los factores capaces de explicar los procesos de innovación.

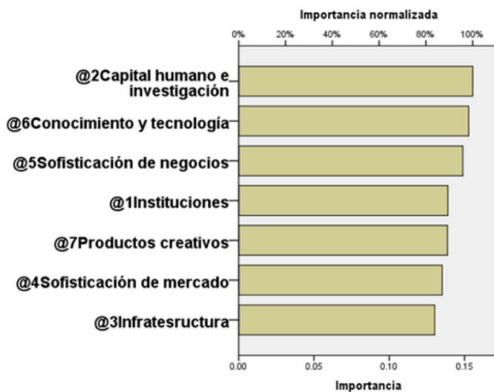
⁶ Este análisis corresponde a la estimación de la ecuación 6.

GRÁFICA 4
COMPARACIÓN DEL ANÁLISIS DE LA IMPORTANCIA DE LA VARIABLE
MODELOS RNA

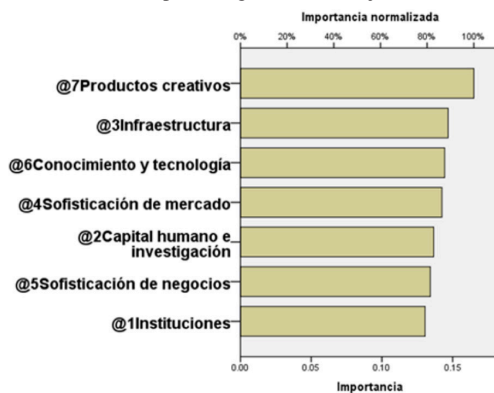
RNA países alto ingreso



RNA países ingreso medio-alto



RNA países ingreso medio-bajo



Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones de RNA con datos del IGI, 2013-2021.

Son muchas y variadas las derivaciones analíticas de lo que se muestra en la gráfica 4. Un primer elemento que señala es que la importancia jerárquica de las variables que impulsan los procesos de innovación es distinta en función del nivel de ingreso por habitante de los países considerados. Con base en los elementos expuestos en el apartado teórico se ofrece a continuación una explicación para cada grupo de países.

En el caso de los países que presentan ingresos medio-bajos, las variables que tienen mayor importancia para explicar los procesos de innovación son las relacionadas con los productos creativos. Esto es así debido a que, como se expuso en el apartado teórico, una condición necesaria pero no suficiente para que se desenvuelva la innovación en un contexto determinado, es la creatividad. Los países de ingresos medio-bajos están atrapados en una situación en la que las industrias de alto valor tecnológico se encuentran acaparadas por los países líderes. La absorción tecnológica es un proceso que requiere la creación previa de capacidades, pero este proceso lleva tiempo e implica la inversión de cuantiosos recursos económicos.

Ello deriva en un proceso en el cual, cuando un país tecnológicamente rezagado intenta asimilar las tecnologías de vanguardia, estas comienzan a volverse obsoletas y, en consecuencia, presentan menores márgenes de valor. La rápida obsolescencia tecnológica es una desventaja para los países de ingresos bajos, ya que los mantiene en niveles subóptimos de acumulación de conocimiento y capacidades, lo que a su vez acrecienta la brecha con los líderes tecnológicos.

Una posible solución para salir de esta trampa del atraso es invertir en la creatividad de los individuos y las organizaciones. En un contexto en el que los principales segmentos de valorización se encuentran cooptados por las grandes empresas tecnológicas, es necesario que los países concentren sus energías en encontrar nichos no explotados aún por las mismas, en los cuales puedan obtener conocimientos y capacidades a la vez que competir en los mercados internacionales. El descubrimiento y explotación de estos nichos es un proceso que en muchas ocasiones se encuentra relacionado con la actividad creativa. No se trata de competir en segmentos maduros con bajo valor agregado, o intentar competir en segmentos de alta tecnología, lo que parece imposible en países de ingresos medio-bajos; se trata más bien de encontrar aquellas oportunidades de mercado que sean redituables en el corto plazo y permitan obtener una mayor sofisticación en el mediano y largo plazo. En este contexto es en el que se insertan los productos creativos como una alternativa real de competencia.

El segundo elemento en términos de importancia para explicar el nivel de producción per cápita de este grupo de países es la infraestructura. En muchos sentidos la infraestructura es un requisito básico del nivel de producción por habitante, ya que una infraestructura bien desarrollada y eficiente permite

la producción y el intercambio de bienes y servicios. Carreteras, puertos y aeropuertos adecuados facilitan el transporte de productos y la conexión con mercados nacionales e internacionales, lo que impulsa el comercio y fomenta el crecimiento económico; redes de energía confiables y telecomunicaciones eficientes, mejora la productividad de las empresas. La disponibilidad de electricidad, agua potable, comunicaciones rápidas y acceso a Internet confiable permite a las empresas operar de manera más eficiente, lo que a su vez contribuye a un mayor nivel de producción y generación de riqueza.

Sin embargo, el hecho de que la infraestructura juegue un papel más importante para este grupo de países que para los países de ingreso alto (en donde ocupa el último lugar en términos del análisis de la importancia de la variable aquí utilizado), se puede explicar porque la aportación marginal de una mejora en la infraestructura es mucho mayor en el caso de los países de ingreso medio-bajo en relación a aquellos de ingresos altos. Los países de ingreso medio-bajo se encuentran mucho más lejos de la frontera tecnológica que los países de ingresos altos, y ello puede implicar que una mejora en la infraestructura genera un impacto significativo en la posibilidad de incrementar el ingreso de sus habitantes. Por ejemplo, en el caso de internet (una de las infraestructuras aquí consideradas), un incremento en la velocidad puede sin duda generar impactos positivos en los países desarrollados, pero, dado que es una tecnología que ya utilizan, con un alto grado de penetración y de uso casi generalizado, el impacto de ese incremento tenderá solo a mejorar algunos de los procesos ya existentes. En el caso de los países de ingreso medio-bajo, mucho más alejados de la frontera tecnológica, un incremento en la disponibilidad de internet puede significar un aumento en la penetración (baja en este tipo de países) y que un mayor número de personas tengan acceso a este servicio, posibilitando a los nuevos usuarios acceder a información, conocimiento y mercados a los que antes no tenían acceso. Lo mismo sucede con otros tipos de infraestructura, tales como energía eléctrica o la infraestructura carretera.

En tercer lugar, un patrón muy similar al caso de los productos creativos se observa con los resultados de las actividades tecnológicas y de conocimiento como el tercer eje más importante para este grupo. Se ha mencionado que la adquisición y creación de conocimientos es una condición necesaria en el proceso de innovación. En la medida en la que los países van adquiriendo un cumulo estable de conocimiento, habrá más probabilidad de generar innovaciones. Los resultados de la creación de conocimiento se mantienen en un proceso de reforzamiento acumulativo que conduce a una mayor sofisticación tecnológica. La diferencia en el caso de los países de ingresos medios-bajos es que los resultados de estos procesos no pueden compararse con lo que obtienen los líderes tecnológicos. Como se mencionó en el apartado teórico, lo resultados conseguidos por los primeros pueden no ser equivalentes a los que

se obtienen en los segundos (patentes, un gasto importante en I+D, etc.), pero son igualmente importantes para afianzar paulatinamente procesos internos de innovación y lograr una sofisticación gradual de los mercados, lo cual constituye el tercer componente en orden de importancia en este grupo de países.

Por su parte, en segunda instancia, se encuentra el grupo de países que cuentan con ingresos per cápita medios-altos. En este grupo, la variable más importante para explicar el nivel de producción por habitante es el capital humano y la investigación. Como se ha mencionado anteriormente, el conocimiento creado localmente, complementa al que proviene de los socios comerciales; no solo porque para replicar o mejorar los avances tecnológicos es necesario tener un cúmulo de conocimiento previo, sino además por que la consolidación de alianzas internacionales implica comúnmente el aprovechamiento del conocimiento local para la adecuación de procesos y productos. Es necesario considerar además que la consolidación de un sistema educativo que reditúe en generación de conocimiento útil implica años de esfuerzo. No es una política que pueda implementarse en el momento que se requiera; por el contrario, es el fruto de la inversión de largo plazo en educación. Por lo tanto, los países de bajos ingresos deben realizar un esfuerzo para consolidar un sistema educativo sólido, para que, cuando la madurez de los mercados y los negocios lo requiera, se cuente con capital humano de calidad y con las capacidades suficientes para liderar un proceso de consolidación.

El análisis de la importancia de la variable muestra que el conocimiento y la tecnología es el segundo factor más importante para explicar el nivel de producción por habitante para el grupo de países de ingreso medio-alto. Como se ha mencionado en la sección 2, el conocimiento y la tecnología fomentan la innovación y la capacidad de generar nuevas ideas y soluciones. En el caso de este grupo de países, esto puede impulsar la diversificación económica, permitiéndoles pasar de una dependencia excesiva de sectores tradicionales a la creación de industrias y servicios de alto valor agregado. La diversificación económica puede contribuir a la generación de empleo, la reducción de la pobreza y la construcción de una economía más resistente y sostenible.

De manera adicional, el conocimiento y la tecnología son cruciales para este conjunto de países para aprovechar la transferencia de tecnología y potencialmente establecer los cimientos de procesos de imitación tecnológica. Sin una masa crítica de generación de conocimiento interna, es muy difícil generar procesos exitosos de transferencia tecnológica. Esto implica adquirir conocimientos y tecnologías existentes y adaptarlos a sus propias necesidades y contextos. La transferencia de tecnología puede ocurrir a través de colaboraciones internacionales, acuerdos comerciales, inversión extranjera directa y programas de cooperación técnica. Los países no desarrollados pueden beneficiarse al adoptar y adaptar tecnologías existentes para impulsar su desarrollo

económico, pero ello no puede realizarse sin una base de conocimiento y tecnología previa.

Por otra parte, para este grupo de países, la sofisticación de los negocios es el tercer factor más importante para explicar el nivel de PIB per cápita. Ello implica el fortalecimiento, profundización y complejización de las redes de negocios que mantienen los agentes en un contexto dado. Una vez que los países logran generar cierta robustez en los mercados, la siguiente fase es consolidar las redes de negocios con que se cuenta. En esta etapa del proceso, aunque aún necesaria, ya no es suficiente la creatividad, sino que ahora de lo que se trata es de volcar los esfuerzos al mercado para conseguir clientes, socios, ingreso a las redes globales de producción, financiamiento, alianzas estratégicas, etc. De lo que se trata ahora es de atraer conocimiento, nuevos productos, y procesos mediante procesos formales de colaboración con los líderes tecnológicos. Puede decirse que esta es una etapa activa de aprendizaje, en la que los países han logrado construir capacidades mínimas para asimilar el conocimiento tecnológico. En la etapa previa de creatividad se crean las bases para el aprendizaje, en esta etapa se comienzan a tener resultados que se reflejan en la diversificación de los negocios.

Una cuestión interesante es que el componente de resultados del conocimiento y tecnológicos sigue siendo una variable importante en este grupo de países. Es claro que dichos resultados son cualitativamente diferentes en esta etapa con respecto a la anterior, ya que no solo se cuenta con más patentes, más inversión en I+D, etc., sino que además los resultados comienzan a ser más complejos en el sentido de la inserción en nuevos mercados, procesos y productos derivado de las alianzas de negocios, conlleva una sofisticación tecnológica gradual. Por ejemplo, ya no solo se cuenta con un número incipiente de patentes en un nicho tecnológico pequeño, sino que ahora se comienzan a generar patentes en sociedad dentro de sectores tecnológicos competitivos y con mayor valor agregado.

Dicho proceso de sofisticación tecnológica y de mercado forzosamente tiene que estar reforzado por una mayor generación de conocimiento local y por la formación de capital humano con las capacidades necesarias para conducirlo. De ahí que el tercer componente en importancia en los países de ingresos altos-medios sea la formación de capital humano y la investigación. Los procesos creativos distintivos de los países de ingresos bajos se comienzan a sustituir gradualmente por procesos formales de aprendizaje e investigación, donde los resultados obtenidos corresponden con una metodología de investigación replicable y acumulativa.

Finalmente, en el tercer grupo de países se encuentran aquellos que tienen altos ingresos. En estos países la variable de mayor importancia en la generación de innovaciones y determinación del nivel de actividad económica por

habitante, son las instituciones. Esto es sí debido a que las instituciones crean certidumbre en la esfera de los negocios al mismo tiempo que establecen las reglas para que el proceso de creación y valoración del conocimiento se lleve a cabo de manera fluida.

Una vez que se ha logrado la consolidación de los mercados y la sofisticación de los negocios, lo que se requiere después es generar la certidumbre relativa a que las reglas que permitieron llegar a una etapa de liderazgo tecnológico se mantengan o vayan mejorando en la medida en que se requiera. Dicha certidumbre se logra asegurando que las reglas formales e informales que se han desarrollado durante el proceso se mantengan alineadas con la propia dinámica y evolución del sistema de innovación. En el mismo sentido, en países de altos ingresos con liderazgo tecnológico, existe un Sistema de Innovación que funciona al mantener una sinergia colaborativa entre diversos agentes como lo son empresas, organizaciones educativas y oficinas gubernamentales, que haciendo cada cual lo que le corresponde, aseguran que las condiciones mínimas para generar nuevas tecnologías se mantengan. Las instituciones son las reglas del juego que mantienen la cohesión entre los agentes al mismo tiempo que proporcionan un asidero sólido para la mejora continua de las prácticas cotidianas.

No obstante, a pesar de contar con un sistema que funciona, la única constante en los procesos de innovación es el cambio y la evolución. Un sistema que permanece estable tiene una alta probabilidad de caer en obsolescencia o desaparecer. De ahí que el dinamismo de los mercados y su constante evolución siga siendo una variable crucial para los países de altos ingresos. La sofisticación de mercados en este nivel ya no implica solo la generación de alianzas corporativas y acuerdos de colaboración, sino además la profundización en las condiciones de valorización de conocimiento a través de la creación nuevas fuentes de riqueza, que exploren las posibilidades de negocio derivadas de los avances científicos, o que incurran en la competencia en nuevos sectores tecnológicos intensivos en conocimiento. En este nivel de desarrollo la sofisticación de los mercados implica intentar trascender las barreras conocidas para la creación de nuevos mercados. Es lo que significó la biotecnología o la ingeniería nano molecular en su momento, y lo que implica la inteligencia artificial en la actualidad. Los acuerdos y alianzas ocurren entre quienes se encuentran en la frontera del conocimiento.

Por último, y estrechamente vinculado con el anterior, se encuentra el componente de resultados cognitivos y tecnológicos. Nuevamente en este nivel de desarrollo los resultados no son solo cuantitativamente superiores sino principalmente en términos cualitativos. Los resultados de investigación ocurren no solo en la frontera tecnológica, sino, sobre todo, en la frontera del conocimiento humano, como se ha planteado anteriormente. Son este grupo de países los

que principalmente generan el conocimiento que se transforma en nuevos productos y procesos, y de donde provienen las nuevas tecnologías, que terminan usándose de manera generalizada en el resto de los países. La generación de conocimiento y tecnología es un elemento crucial de su nivel de producción por habitante.

5. CONCLUSIONES

Una hipótesis que ha cobrado cada vez mayor fuerza es que la innovación tecnológica es una variable que explica en gran medida el nivel de actividad económica de los países. Sin pretender demostrar esta relación a nivel de causalidad fuerte, se ha mostrado la existencia de una correlación positiva muy elevada entre el liderazgo tecnológico y el nivel de producción por habitante. A partir de este hecho se exploran los factores que orientan la innovación tecnológica como elementos que pueden determinar el nivel de producción per cápita de los países. Dentro de esta lógica se ha propuesto la hipótesis que los factores que determinan la innovación son distintos en función del nivel de ingreso de los países. Ello resulta relevante si se busca conocer si existe un orden de jerarquía entre las variables de innovación en función del nivel de desarrollo, con el objetivo de establecer prioridades en las políticas que inciden en cada uno de esos factores.

Utilizando la técnica de RNA para analizar los datos del Índice Global de Innovación construido por la OMPI, se encuentra evidencia de lo anterior y, en función de ello, se ha logrado establecer una jerarquía de los factores que inciden en la innovación en función del nivel de ingreso de los países. Se encontró que el nivel de ingreso se encuentra relacionado con la etapa de consolidación de un sistema de innovación.

Así para los países de ingresos bajos-medios es muy importante la implementación de procesos creativos para buscar nichos de mercado limitados en principio, en los que se comiencen a forjar las actividades de aprendizaje y formación de capacidades; es segundo término, la consolidación de una infraestructura suficiente para soportar dichos procesos es un elemento crucial para este conjunto de países.

En un nivel superior de ingreso donde se encuentran los países de ingresos per cápita medio-alto, las prioridades cambian y el capital humano y la investigación se vuelven cruciales, en función de que son factores que facilitan la adopción tecnológica y, en algunos casos como el de China o India, potencian procesos de creación de tecnología a partir de la imitación. El capital humano y la investigación se encuentran ligados con la capacidad de crear conocimiento interno, que permita adaptar a las necesidades domésticas la tecnología que se está adoptando, al tiempo de buscar una mayor consolidación, profundización

y complejidad de las redes de negocios, atrayendo nuevos socios, nuevos productos y procesos.

En una tercera etapa, para los países de altos ingresos, lo que más importa es conferir certidumbre institucional al proceso que los ha situado en el liderazgo tecnológico, al mismo tiempo que explorar las fronteras del conocimiento buscando valorizarlo mediante la creación de nuevos sectores tecnológicos y mercados.

Una constante en todo este proceso es la importancia de los resultados cognitivos y tecnológicos en los tres niveles de producción. En cada etapa los países deben generar resultados que impulsen progresiva y acumulativamente el proceso de innovación (nuevas patentes, mayor y mejor gasto en I+D, etc.). Sin embargo, se ha propuesto que los resultados cognitivos y tecnológicos son distintos en función del nivel de desarrollo, no solo cuantitativamente sino sobre todo cualitativamente. Los países líderes muestran evidentemente mayor nivel de patentamiento o mayores montos de inversión en I+D, pero lo importante es considerar que un nivel superior de desarrollo económico implica que estos resultados se encuentran más cerca de la frontera tecnológica y de conocimiento.

Con esto no se pretende demeritar el esfuerzo de los países de menores ingresos, por el contrario, la obtención de una patente o el incremento del presupuesto en I+D, aunque no se encuentren en la frontera tecnológica, puede tener efectos positivos, perdurables y cíclicos en el objetivo de largo plazo de consolidar un sistema de innovación. Por lo tanto, en cada etapa de desarrollo esta variable resulta de vital importancia.

Finalmente, lo que se desprende de los hallazgos de esta investigación en materia de política pública, es que esta debe ser diferenciada en función del grado de desarrollo (medido por el nivel de producción por habitante). Si bien la innovación tecnológica es una variable que puede tener una influencia perdurable en el nivel de producción, detonar procesos de innovación implica políticas selectivas en función del nivel de ingreso de los países. Por lo tanto, no hay una receta general de política pública, sino que esta debe estar orientada por las características particulares de cada grupo de países y, en un nivel más específico, por las particularidades y ventajas que cada país posea, como ha quedado claro en el caso de los pocos países que a lo largo del siglo XX han logrado trascender su nivel de desarrollo.

REFERENCIAS

- Afcha, S. & Lucena, A., (2022). R&D subsidies and firm innovation: does human capital matter?. *Industry and Innovation*, 29(10), 1171-1201.
- Albahari, A., Barge-Gil, A. Pérez, S. & Landoni, P., (2022). The effect of science and technology parks on tenant firms: a literature review. *The Journal of Technology Transfer*, 1-43.
- Angrist, D., & Pischke, S. (2009). Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion. *Princeton university press*.
- Antonelli, C. (2008). Localized Technological Change. Towards the economics of complexity. Londres: Routledge.
- Boix, R. y Luciana, L. (2011). Las industrias creativas en España: una panorámica. *Investigaciones Regionales*, 22, 181-206.
- Boztosun, D., Aksoyulu, S. & Ulucak, Z. (2016). The role of human capital in economic growth. *Economics World*, 4(3), 101-110.
- Buesa, M., Heijs, J., Pellitero, M., & Baumert, T., (2006). Regional systems of innovation and the knowledge production function: the Spanish case. *Technovation*, 26(4), 463-472.
- Canning, D. Fay, M. Perotti, R. (1994). Infrastructure and growth. En: Bsaldassarri, M., Paganetto, y M., Phelps (Eds.), *International Differences in Growth Rates*. St. Martin's Press, Nueva York, 285- 310.
- Castaldi, C., Cimoli, C., Correa, N. y Dosi, G. (2009). Technological Learning, Policy Regimes, add Growth: The Long Term-Patterns and Some Specificities of a 'Globalized' Economy. En: Cimoli, Mario, Giovanni Dosi y Joseph E. Stiglitz (Editores) *Industrial Policy and Development. The political economy of Capabilities Accumulation*. Ney York; Oxford University Press, 39-75.
- Chen, Y., & Shih, H. (2015). Forecasting innovation using artificial neural networks and support vector regression. *Technological Forecasting and Social Change*, 92, 25-35.
- Chiok, C., (2014). Modelos de regresión lineal con redes neuronales. In *Anales Científicos*, 75(2), 253-260. Universidad Nacional Agraria La Molina.
- Cunningham, S., & Potts, J., (2015). Creative industries and the wider economy. *The Oxford handbook of creative industries*, 387-404.
- Da Silva, I., Spatti, H. Flauzino, A., Liboni, B., & Dos Reis Alves, (2017), Artificial neural networks. *Cham: Springer International Publishing*, 39.
- Díaz, H., Sosa, M. & Cabello, A. (2019). Determinantes del endeudamiento de los hogares en México: un análisis con redes neuronales. *Problemas del desarrollo*, 50(199), 115-140.
- Dima, A., Begu, L., Vasilescu, M. y Maassen, M. (2018). The relationship between the knowl-edge economy and global competitiveness in the European Union. *Sustainability*, 10(6), 1706.

- Dosi, G., Pavitt K. y Soete L. (1990). The economics of technical change and international trade. Londrés: Harvester Wheatsheaf.
- Dosi, G. & Cimoli, M. (1994). De los paradigmas tecnológicos a los sistemas nacionales de producción e innovación. *Comercio exterior*, 44(8), 669-82.
- Dosi, G., Faillo, M. & Marengo, L. (2003). Organizational capabilities, patterns of knowledge accumulation and governance structures in business firms. *Organizational Innovation Within Firms*, Cheltenham, UK, and Northampton, MA: Edward Elgar.
- Duygun, M., Sena, V., & Shaban, M. (2018). An artificial neural network approach to measuring innovation in the banking sector. *Journal of Banking & Finance*, 96, 330-342.
- Etzkowitz, H. y Leydesdorff, L. (2000). The dynamics of innovation: from National Systems and 'Mode 2' to a Triple Helix of university–industry–government relations. *Research policy*, 29(2), 109-123.
- Fagerberg, J., Lundvall, B. & Srholec, M. (2018). Global value chains, national innovation systems and economic development. *The European Journal of Development Research*, 30(3), 533-556.
- Freeman, C. (1987) *Technology Policy and Economic Performance. Lessons from Japan*. Londres: Pinter
- Galindo, M. (2008). Las TIC y su papel en el crecimiento económico y la nueva economía. *Economía Industrial*, 370, 15-24.
- Golichenko, O. (2016). The national innovation system: From concept to research methodology. *Problems of Economic Transition*, 58(5), 463-481.
- Huang, C. & Yang, C. (2017). An artificial neural network approach to modeling innovation diffusion with a case study of high-tech industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 116, 97-107.
- Johnston, J., & DiNardo, J. E. (1984). *Econometric Methods* McGraw Hill. New York.
- Kirikkaleli, D. y Alper, O. (2019). Innovation capacity, Business Sophistication and Macroeconomic Stability: Empirical Evidence from OECD Countries. *Journal of Business Exconomics and Management*, 20(2), 351-367.
- Longoni, G., Porcel, E., López, V., y Dapozo, N. (2010). Modelos de Redes Neuronales Perceptrón Multicapa y de Base Radial para la predicción del rendimiento académico de alumnos universitarios. En: XVI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación.
- Lundvall, B. (1992) *National Systems of Innovations*. Londres: Pinter.
- Mariani, S., & Brusoni, S. (2013). Predicting innovation adoption in the presence of network externalities: An artificial neural network approach. *Research Policy*, 42(9), 1629-1643.

- Morales, M. (2018). Crecimiento económico e innovación tecnológica: un esbozo general sobre la situación en México en comparación con otros países miembros de la OECD. En: Eduardo Vega López (Coord.) Cambio de rumbo: desafíos económicos y sociales de México hoy. México UNAM – Facultad de Economía, 87-113.
- Nelson, R. y Rosenberg. (1993). Technical Innovation and National Systems. En Richard Nelson (ed.) National Innovation Systems. A comparative Analysis. New York: Oxford University Press, 3-21.
- Niosi, J. (2002). National Systems of Innovation are ‘x-efficient’ (and x-effective). Why some are slow learners. *Research Policy*, 31, 291-302.
- Niosi, J., (1993). National Systems of Innovation : In Search of a Workable Concept. *Technology and Society*, 15, 207-227.
- North, D. (1994). Economic performance through time. *The American economic review*, 84(3), 359-368.
- Organización Mundial para la Propiedad Intelectual, OMPI, (2021), Índice Global de Innovación de la Organización Mundial para la Propiedad Intelectual, 14ª edición.
- Palei, T. (2015). Assessing the impact of infrastructure on economic growth and global competitiveness. *Procedia Economics and Finance*, 23, 168-175.
- Paun, V., Musetescu, C., Topan, M., & Danuletiu, C. (2019). The impact of financial sector development and sophistication on sustainable economic growth. *Sustainability*, 11(6), 1713.
- Pelinescu, E. (2015). The impact of human capital on economic growth. *Procedia Economics and Finance*, 22, 184-190.
- Rosenberg, N. (1982) Inside the Black Box. UK: Cambridge University Press.
- Esfahani, H. y Ramírez, M. (2003). Institutos, infrestructure and Economic Growth. *Journal of Economic Growth*, 70, 443-477.
- Santoro, G., Bresciani, S., & Papa, A. (2020). Collaborative modes with cultural and creative industries and innovation performance: the moderating role of heterogeneous sources of knowledge and absorptive capacity. *Technovation*, 92, 102040.
- Schumpeter, J. (1939/2002). Ciclos económicos. Análisis teórico, histórico y estadístico del proceso capitalista. Zaragoza: Prensas Universitarias.
- Solow, R. (1957). Technical change and the aggregate production function. *Review of Economic Statistics*, 79(3), 367-70.
- Stanley, D., Doucouliagos, H., & Steel, P. (2018). Does ICT generate economic growth? A meta-regression analysis. *Journal of economic surveys*, 32(3), 705-726.
- Swan, W. (1956). Economic growth and capital accumulation. *Economic Record*, Vol. LXVI, pp. 334-61.

- Tavana, M., Rezaei, S., & Azizi, M. (2016). An artificial neural network approach to measuring innovation performance in the automotive industry. *International Journal of Production Research*, 54(10), 3059-3075.
- Torrent, J. (2016). La economía del conocimiento y el conocimiento de la economía. *Oikonomics Revista de Economía, Empresa y Sociedad*, 5, 26-32.
- UNCTAD. (2021). Informe sobre tecnología e información 2021, UNCTAD, ONU
- Valero, A., & Van Reenen, J. (2016). How universities boost economic growth. VoxEU.org—CEPR's policy portal. Retrieved, 10.
- Villavicencio, D., Morales, M. y Amaro, M. (2012). Indicadores y asimetrías sobre la Sociedad Basada en el Conocimiento en América Latina. *Perfiles Latinoamericanos*, 40, 63-95.
- Watkins, A., Papaioannou, T., Mugwagwa, J., & Kale, D. (2015). National innovation systems and the intermediary role of industry associations in building institutional capacities for innovation in developing countries: A critical review of the literature. *Research Policy*, 44(8), 1407-1418.
- Yegnanarayana, B. (2009). Artificial neural networks. PHI Learning Pvt. Ltd.

ANEXO 1

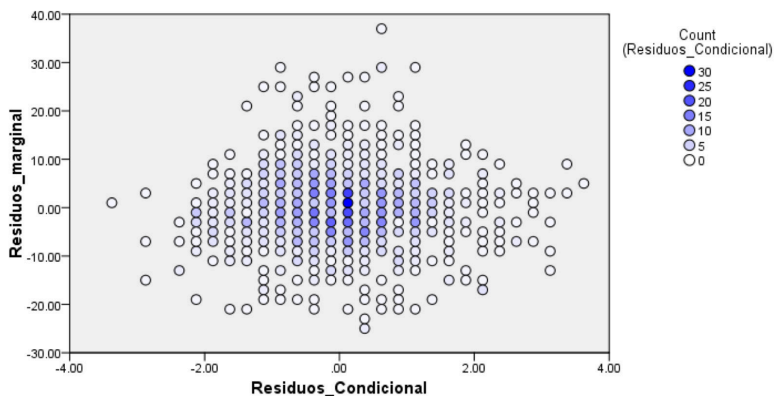
Definiendo que la exogeneidad débil se refiere a la ausencia de correlación entre los errores del modelo de regresión y las variables explicativas, para evaluar la exogeneidad débil, se estimaron dos modelos (Johnston & DiNardo, 1984) por una parte, un modelo condicional, que toma como variable dependiente el logaritmo natural del PIB per cápita y como variables exógenas los pilares del Índice Global de Innovación.

$$\ln Y_{PerCap_{jt}} = f(Inst, CapHum, Infra, SofMerc, SofNeg, ConyTec, Pr oCrea)$$

donde: $\ln Y_{jt}$ es el nivel de producción per cápita del país j en el periodo t. *Inst, CapHum, Infra, SofMerc, SofNeg, ConyTec, Pr oCrea* son los 7 pilares que componen el índice de innovación.

El segundo es el modelo marginal, que considera como variable dependiente el Índice Global de Innovación; los residuos de ambos modelos se comparan bajo la hipótesis de que no existe correlación entre sus residuos. Los resultados se evalúan a la luz del análisis gráfico mostrado en la figura A1, por una parte, y mediante la evaluación de los coeficientes de correlación de Pearson, de Kendall's tau_b y de Spearman, todos bajo test de significancia de dos colas. Como se muestra en los cuadros A1 y A2, en ninguno de los tres coeficientes se muestra evidencia de correlación significativa entre los residuos del modelo condicional y el modelo marginal, por lo que se infiere la existencia de exogeneidad débil.

FIGURA A1
GRÁFICA DE DISPERSIÓN DE LOS RESIDUOS DE LOS MODELOS CONDICIONAL Y MARGINAL



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de estimación econométrica con datos del IGI.

TABLA A1
COEFICIENTE DE CORRELACIÓN DE PEARSON ENTRE LOS RESIDUOS
DE LOS MODELOS CONDICIONAL Y MARGINAL

Pearson Correlation			
		Residuos Condicional	Residuos marginal
Residuos_Condicional	Pearson Correlation	1	-.008
	Sig. (2-tailed)		.786
	N	1072	1072
Residuos_marginal	Pearson Correlation	-.008	1
	Sig. (2-tailed)	.786	
	N	1072	1072

Fuente: Elaboración propia con base en modelos estimados.

TABLA A2
COEFICIENTES DE CORRELACIÓN DE KENDALL'S TAU_B Y SPEARMAN ENTRE
LOS RESIDUOS DE LOS MODELOS CONDICIONAL Y MARGINAL

Kendall's tau_b and Spearman's rho Correlations				
			Residuos Condicional	Residuos Marginal
Kendall's tau_b	Residuos_Condicional	Correlation Coefficient	1.000	-.014
		Sig. (2-tailed)		.488
		N	1072	1072
	Residuos_marginal	Correlation Coefficient	-.014	1.000
		Sig. (2-tailed)	.488	
		N	1072	1072
Spearman's rho	Residuos_Condicional	Correlation Coefficient	1.000	-.020
		Sig. (2-tailed)		.513
		N	1072	1072
	Residuos_marginal	Correlation Coefficient	-.020	1.000
		Sig. (2-tailed)	.513	
		N	1072	1072

Fuente: Elaboración propia con base en modelos estimados.

Estabilidad de expectativas cuando el Banco Central aprende de sus pronósticos autorreferenciados

Expectations Stability when the Central Bank Learns from its Self-referenced Forecasts

LUIS EDGAR BASTO MERCADO*

Resumen

En la literatura de aprendizaje adaptativo se ha argumentado que la intensidad de la respuesta de la tasa de interés de un banco central (BC) a la inflación esperada debe ser más que proporcional. Este artículo tranquiliza en alguna medida al BC ya que muestra que, si este aprende de una forma más sofisticada que con aprendizaje adaptativo, la respuesta de política no tiene que ser tan fuerte. Y en especial, propone un aprendizaje autorreferenciado para el BC donde este tiene en cuenta que sus propias expectativas afectan a la misma inflación. Esto es bastante realista porque los BC dedican recursos en la generación de expectativas de las variables económicas.

Palabras clave: Aprendizaje adaptativo; estabilidad de expectativas; principio de Taylor; aprendizaje autorreferenciado.

Clasificación JEL: E52, D84.

* Docente ocasional de la Universidad Nacional de Colombia. Este artículo hace parte de mi tesis de Doctorado en la Universidad de los Andes. Agradezco la valiosa asesoría de Julián Andrés Parra Polanía y a las útiles recomendaciones de los revisores anónimos. Este documento fue financiado por la Universidad Sergio Arboleda. Los posibles errores del artículo son de mi responsabilidad exclusivamente.
E-mail: le.basto21@uniandes.edu.co

Abstract

In adaptive learning literature it has been argued that the intensity of a Central Bank's (CB) interest rate response to expected inflation must be more than proportional. This article provides reassurance to the CB to some extent, showing that if it learns in a more sophisticated way than with adaptive learning, the policy response does not have to be as strong. Particularly, it proposes self-referenced learning for the CB to consider that its own expectations affect inflation itself. This is highly realistic because CBs dedicate resources to generating expectations for economic variables.

Key words: Adaptive learning, expectational stability, Taylor principle, self-referenced learning.

JEL Classification: E52, D84.

1. INTRODUCCIÓN

En los diversos estudios sobre aprendizaje econométrico o adaptativo en modelos macroeconómicos, se analiza si los agentes que realizan regresiones econométricas aprenden, al pasar el tiempo, el valor de los parámetros del equilibrio de expectativas racionales (REE). Para ello, recurren al concepto de estabilidad de expectativas (E-S) según el cual la creencia sobre el REE que tienen los agentes que hacen regresiones período a período, converge en el tiempo al equilibrio REE¹.

Para el caso concreto del análisis de la política monetaria en un Modelo Nuevo Keynesiano estándar con aprendizaje econométrico, Bullard and Mitra (2002) encontraron que para la E-S es fundamental cómo forman sus expectativas tanto el banco central (BC) como los agentes privados. Mostraron que, si ambos agentes tienen expectativas de aprendizaje econométrico estándar (SAL)², la condición de E-S equivale al Principio de Taylor (PT): el BC debe

¹ Ver, por ejemplo, Evans and Honkapohja (2001, 2003, 2008 y 2009) y Gaspar et al. (2006b).

² Es un aprendizaje que requiere dos condiciones. La primera, es que sea de mínimas variables de estado (MSV), es decir, cuando la ley de movimiento percibida por el agente (PLM), o su creencia sobre las variables determinantes de su variable de interés, tiene las mismas variables y la misma forma que el REE. Y la segunda condición, es que emplee mínimos cuadrados recursivos (RLS). En el Anexo 3 se presenta de manera simplificada cómo opera el SAL. Para una explicación detallada de las propiedades de este aprendizaje, ver Evans and Honkapohja (2001).

ajustar la tasa de interés nominal más que proporcionalmente a cambios en la inflación con respecto a su meta³.

A su vez, Honkapohja and Mitra (2005) encontraron que, si los agentes tienen expectativas heterogéneas de aprendizaje independientes, se rompe la equivalencia entre E-S y el PT. Y al mismo resultado llegó Muto (2011) pero suponiendo expectativas heterogéneas de aprendizaje dependientes, encontrando que el BC debe reaccionar con la tasa de interés el doble que lo que implica el PT. Ambos artículos resaltan a la heterogeneidad de expectativas como la característica que genera una mayor reacción del BC a las expectativas de inflación de los privados.

Sin embargo, en este artículo se presenta una alternativa: suponer que el BC, o los privados o ambos, elaboran sus expectativas de una manera más sofisticada que SAL. Empleando este supuesto, se llega al resultado más importante de este artículo: la reacción del BC a la inflación no tiene que ser tan fuerte, tanto en el caso de expectativas homogéneas que presentan Bullard and Mitra (2002) como en el caso de heterogéneas dependientes expuesto por Muto (2011). Para obtener este resultado, en este artículo se propone un aprendizaje más sofisticado que SAL, donde los agentes tienen en cuenta que sus expectativas afectan a la misma variable de interés, en este caso la inflación, el cual se denomina aprendizaje autorreferenciado (SRL).

Así, este artículo se divide en cinco secciones incluida esta introducción. En la sección 2 se presenta el modelo Nuevo Keynesiano estándar reducido con su equilibrio de expectativas racionales, que es el punto de referencia de este artículo. En la sección 3 se presentan tres casos analizados en la literatura de aprendizaje adaptativo. El primero es cuando el Banco central y los privados tienen el mismo SAL expuesto por Bullard and Mitra (2002). El segundo, cuando cada uno de estos agentes tiene un mecanismo diferente de aprendizaje adaptativo, presentado por Honkapohja and Mitra (2005). Y el tercer caso, cuando los agentes privados aprenden de los pronósticos del BC y éste emplea SAL, propuesto por Muto (2011). En la sección 4, se propone el SRL y se aplica tanto al modelo de Bullard and Mitra (2002) como al de Muto (2011), encontrando que en ambos casos se relajan las E-S y luego se presentan dos implicaciones de política que resultan del SRL. Finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones y la agenda de investigación.

En el cuadro 1 se resumen los casos y las condiciones de E-S de cada uno de ellos y que se contrastarán durante todo este artículo:

³ Ver Bullard and Mitra (2002), pág. 1008 y 1116.

CUADRO 1
CONDICIONES DE ESTABILIDAD DE EXPECTATIVAS SEGÚN EL TIPO
DE APRENDIZAJE DE CADA AGENTE

BANCO CENTRAL	AGENTES PRIVADOS	PROPUESTO EN	CONDICIONES DE E-S
SAL	SAL	Bullard and Mitra (2002)	PT
CGL	CGL	Honkapohja and Mitra (2005)	PT es necesario pero no es suficiente
SAL	LBF	Muto (2011)	Doble que el PT
SRL	SRL	Este artículo, sección 4.1	Menos que el PT
SRL	LBSR	Este artículo, sección 4.2	Más que el PT pero menos que 2PT

RE: Expectativas Racionales. SAL: Aprendizaje Econométrico Estándar. CGL: Aprendizaje de Ganancia Constante. LBF: Aprendizaje de los pronósticos del Banco. SRL: Aprendizaje Autorreferenciado. E-S: Estabilidad de expectativas. PT: Principio de Taylor.

2. MODELO BASE

El modelo que sirve de punto de referencia es el Nuevo Keynesiano básico usado por Bullard and Mitra (2002). Está basado en Clarida, Galí and Gertler (1999), Galí (2008) y Walsh (2010). Es un modelo de equilibrio general cuya versión log-linealizada alrededor de una inflación de cero en estado estacionario, se resume en cuatro ecuaciones.

La primera de ellas recoge el comportamiento optimizador de los hogares. Es la curva IS con expectativas:

$$(1) \quad x_t = x_{t+1}^{ep} - \sigma \left(r_t - r_t^n - \pi_{t+1}^{ep} \right)$$

Cada variable está definida como la desviación porcentual de su estado estacionario. Siguiendo la notación de Muto (2011), x_t representa la brecha del producto, π_t es la tasa de inflación, r_t es la desviación de la tasa de interés nominal de su nivel de estado estacionario consistente con inflación cero y con el respectivo crecimiento del producto, r_t^n es la tasa natural de interés real, x_{t+1}^{ep} representa la expectativa de los agentes privados con respecto a la brecha del producto y π_{t+1}^{ep} es la respectiva expectativa de la diferencia entre la infla-

ción y su valor de cero en estado estacionario⁴. Por su parte, $\sigma > 0$ se refiere al inverso de la elasticidad de sustitución intertemporal del agente representativo.

La segunda ecuación representa el proceso autorregresivo y estacionario de la tasa natural de interés real⁵:

$$(2) \quad r_t^n = \rho r_{t-1}^n + \varepsilon_t$$

Donde $0 < \rho < 1$ y el choque ε_t se supone ruido blanco. Ahora bien, la tercera ecuación reúne el comportamiento optimizador de las empresas. Es la curva de Phillips con expectativas:

$$(3) \quad \pi_t = \beta \pi_{t+1}^{eP} + \kappa x_t$$

Aquí $0 < \beta < 1$ se refiere al factor de descuento de los hogares y $\kappa > 0$ es el grado de rigidez de los precios. A su vez, la cuarta ecuación reúne el comportamiento del Banco central. Es la regla monetaria tipo Taylor⁶:

$$(4) \quad r_t = \phi_\pi \pi_{t+1}^{eB} + \phi_x x_{t+1}^{eB}$$

El coeficiente $\phi_\pi > 0$ representa la sensibilidad a la inflación, $\phi_x > 0$ representa la sensibilidad a la brecha del producto y π_{t+1}^{eB} y x_{t+1}^{eB} representan las expectativas del BC con respecto a la inflación y a la brecha del producto, respectivamente. Para simplificar el análisis, Muto (2011) supone que el Banco central puede observar las expectativas de la brecha del producto futuro de los privados:

$$(5) \quad x_{t+1}^{eB} = x_{t+1}^{eP}$$

Además, Muto (2011) supone que el BC compensa completamente las variaciones de las expectativas de la brecha del producto futuro por parte de los privados:

$$(6) \quad \phi_x = \frac{1}{\sigma}$$

⁴ Si la inflación de estado estacionario es diferente de cero, Ascari et al. (2017) y Kobayashi and Muto (2013) analizan cómo cambian las condiciones de estabilidad de expectativas.

⁵ Bullard and Mitra (2002), pág. 1110 la definen con este proceso autorregresivo.

⁶ Ver Bullard and Mitra (2002), pág. 1106. Los autores analizan cuatro tipos de reglas monetarias, en este caso, la ecuación (4) corresponde a la regla que ellos denominan con expectativas hacia adelante, pág. 1112 y 1121.

Evans and Honkapohja (2003) encuentran que estas restricciones son una respuesta apropiada del BC a las expectativas de la brecha del producto por parte de los agentes privados. Además, los supuestos (5) y (6) permiten concentrarse en el análisis de la influencia de las expectativas de inflación del BC sobre las respectivas expectativas de inflación de los privados⁷.

2.1 Dinámica de la Inflación

Si se reemplazan (5) y (6) en la Regla de Taylor (4), luego en (1) y el resultado en (2), se obtiene la forma reducida de la dinámica de la inflación o Ley de Movimiento (LoM):

$$(7) \quad \pi_t = \bar{A} + \bar{B}\pi_{t+1}^{eP} + \bar{C}\pi_{t+1}^{eB} + \bar{D}r_t^n$$

Con: $\bar{A} = 0$; $\bar{B} = \kappa\sigma + \beta > 0$; $\bar{C} = -\kappa\sigma\phi_\pi < 0$; $\bar{D} = \kappa\sigma > 0$. Honkapohja and Mitra (2005, 2006) resaltan cómo los pronósticos de los agentes privados tienen un efecto desestabilizador ($\bar{B} > 0$), ya que una mayor inflación esperada tenderá a aumentar la inflación, mientras que el respectivo pronóstico del Banco central tiene un efecto estabilizador ($\bar{C} < 0$).

Los supuestos que se empleen para la formación de expectativas por parte de los agentes privados y del BC son fundamentales para obtener la dinámica de la inflación. A continuación, se presenta el equilibrio suponiendo que estos dos agentes tienen expectativas racionales. Este constituye el punto de referencia de este documento.

2.2 Solución Si Ambos Agentes Tienen Expectativas Racionales (RE)

Como se muestra en el anexo 1, si tanto el BC como los agentes privados tienen expectativas racionales (RE), es decir, si $\pi_{t+1}^{eP} = \pi_{t+1}^{eB} = E_t\pi_{t+1}$, el equilibrio de expectativas racionales (REE) para la inflación es:

$$(8a) \quad \pi_t = \frac{\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \frac{\bar{D}}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} r_t^n$$

$$(8b) \quad \pi_t = \bar{a} + \bar{b}r_t^n$$

Con: $\bar{a} = 0$; $\bar{b} = \frac{\kappa\sigma}{1 - \rho(\beta + \kappa\sigma(1 - \phi_\pi))}$. Con base en (8b) ambos agentes pueden calcular su respectiva RE como:

⁷ Para Muto (2011) esta influencia es importante en países con esquemas de inflación objetivo puesto que los privados tienden a prestarle atención a los pronósticos que realiza y publica el banco central. Ascari et al (2017) analizan las condiciones de estabilidad cuando éste tiene una regla de inflación objetivo en vez de una regla tipo Taylor.

$$(9a) \quad E_t^P \pi_{t+1} = E_t^B \pi_{t+1} = \frac{\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \frac{\bar{D}}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} \rho r_t^n$$

$$(9b) \quad E_t^P \pi_{t+1} = E_t^B \pi_{t+1} = \bar{a} + \bar{b} \rho r_t^n$$

Estas RE serán el punto de referencia en los modelos de aprendizaje adaptativo que presentaremos en el resto de este artículo. Para Evans and Honkapohja (2001) es importante relajar el supuesto de RE ya que éste es muy fuerte porque les exige a los agentes que tengan mucho conocimiento de la economía. En particular requiere que éstos conozcan la estructura del modelo con sus variables relevantes y los valores de todos los parámetros.

3. ESTABILIDAD DE EXPECTATIVAS SI LOS AGENTES TIENEN APRENDIZAJE ECONÓMÉRICO

Por la limitación anterior, la literatura macroeconómica ha relajado el supuesto de RE con diversas alternativas. Una de ellas es el aprendizaje econométrico⁸, donde los agentes no conocen los parámetros del modelo y por tanto se comportan como econométristas: se forman una idea sobre el modelo económico, estiman los parámetros para pronosticar las variables y ajustan sus pronósticos cuando la nueva información está disponible.

A continuación, se presentan los principales resultados en términos de estabilidad de expectativas (E-S) de tres casos con este aprendizaje que ha analizado la literatura previa. El primero, cuando ambos agentes tienen aprendizaje econométrico estándar (SAL) presentado por Bullard and Mitra (2002); el segundo, cuando cada agente tiene un aprendizaje diferente e independiente del otro (Honkapohja and Mitra, 2005); y el tercer caso, cuando el BC tiene SAL y los privados aprenden estos pronósticos del BC (se denominará LBF), propuesto por Muto (2011). Esto con el fin de modificar, en la sección 4, el SAL en esos casos por uno más sofisticado, por el aprendizaje autorreferenciado (SRL), y ver si las condiciones de E-S se relajan y le exigen una reacción menos fuerte al BC con respecto a los anteriores casos.

3.1 Estabilidad De Expectativas Cuando Ambos Agentes Tienen Aprendizaje Económico Estándar (SAL)

Si se supone que tanto el banco central como los agentes privados tienen SAL y si se cumple la condición (6), entonces la ley de movimiento (LoM) viene dada por (7) y la ley de movimiento percibida (PLM), es decir, su creencia

⁸ Para una revisión sobre aprendizaje econométrico o adaptativo ver Evans and Honkapohja (2001, 2008, 2009).

sobre las variables determinantes de su variable de interés, para los dos agentes viene dada por⁹:

$$(10) \quad \pi_t = a + br_t^n$$

Esta PLM tiene la misma forma que el REE (8b), pero desconocen los parámetros a y b . Siguiendo la convención estándar de la literatura de aprendizaje adaptativo, supondremos que tanto el banco como los privados realizan la siguiente regresión por mínimos cuadrados al inicio¹⁰ del período t :

$$(11) \quad \pi_{t-1} = a_{t-1} + b_{t-1}r_{t-1}^n + \hat{\epsilon}_{t-1}$$

Donde $\hat{\epsilon}_{t-1}$ son los residuales estimados en tal regresión. Con base en las estimaciones de a y b usando información hasta $t-1$, es decir a_{t-1} y b_{t-1} , ambos agentes generan su expectativa de la inflación como¹¹:

$$(12) \quad \hat{E}_t^P \pi_{t+1} = \hat{E}_t^B \pi_{t+1} = \hat{E}_t \pi_{t+1} = a_{t-1} + b_{t-1}\rho r_t^n$$

Reemplazando (12) en (7) se obtiene la ley de movimiento real (ALM) de la inflación:

$$(13) \quad \pi_t = \bar{A} + (\bar{B} + \bar{C})a_{t-1} + \left[\bar{D} + (\bar{B} + \bar{C})\rho b_{t-1} \right] r_t^n$$

Empleando el mapeo (T-map) de la PLM a la ALM y su ecuación diferencial ordinaria (ODE) asociada, Muto (2011) encuentra las siguientes condiciones para que haya estabilidad de expectativas¹²:

⁹ Cuando la PLM tiene las mismas variables y la misma forma que el REE, se le denomina aprendizaje de mínimas variables de estado (MSV). Si adicionalmente, este aprendizaje se realiza con mínimos cuadrados recursivos (RLS) se le llama aprendizaje adaptativo estándar (SAL). En el Anexo 3 se presenta de manera simplificada cómo opera el SAL. Ver Evans and Honkapohja (2001) para las propiedades de este aprendizaje.

¹⁰ En la literatura de aprendizaje adaptativo es estándar suponer que al inicio del período t no se conoce π_t , porque aún no se ha generado la expectativa $\hat{E}_t \pi_{t+1}$. Por tanto, el conjunto de información va hasta $t-1$. Se puede cambiar este supuesto, pero para Evans and Honkapohja (2001) se adicionaría complejidad técnica en el análisis sin modificar los resultados generales de convergencia del aprendizaje.

¹¹ Siguiendo la notación de aprendizaje econométrico, se denotará cada coeficiente estimado con información hasta $t-1$ como: $\hat{a}_{|t-1} \equiv a_{t-1}$ y $\hat{b}_{|t-1} \equiv b_{t-1}$, respectivamente y $\hat{E}_t \pi_{t+1}$ es la expectativa de la inflación condicional con información hasta t generada con SAL y con estos coeficientes estimados. Además, usando los supuestos estándar de esta literatura, se supondrá que los agentes conocen ρ .

¹² Ver Muto (2011) pág. 54-55. El proceso que emplea el T-map y la ODE para llegar a las condiciones de E-S en un modelo con SAL se presenta en este artículo en el anexo 3.

$$(14a) \quad \phi_\pi > 1 + \frac{\beta - 1}{\kappa\sigma}$$

$$(14b) \quad \phi_\pi > 1 + \rho \left(\frac{\beta - 1}{\kappa\sigma} \right)$$

Como $0 < \rho < 1$ se tiene que (14b) se cumple si (14a) se cumple, por tanto, la condición necesaria y suficiente para que haya E-S del REE está dada por (14a). Esta condición no depende del coeficiente asociado a la expectativa del Banco central \bar{C} . En el caso más general de Bullard and Mitra (2002), donde no se impone la restricción (6), se tiene que la condición resultante es la versión general del principio de Taylor:

$$(14a') \quad \phi_\pi > 1 + \left(\frac{\beta - 1}{\kappa} \right) \phi_x$$

Estos autores muestran que tal principio resulta siendo una condición para que haya E-S con varios tipos de reglas monetarias, no sólo para la regla con expectativas hacia delante (4) que es la que se usará en todo este artículo.

3.2 Estabilidad de Expectativas Cuando Cada Agente Tiene Un Aprendizaje Econométrico Diferente E Independiente

Honkapohja and Mitra (2005) extienden el análisis de Bullard and Mitra (2002) al introducir distintos mecanismos de formación de expectativas de aprendizaje heterogéneos e independientes entre el banco central y los Agentes Privados. Ellos muestran en general que el Principio de Taylor, ecuación (14a') sigue siendo la condición necesaria y suficiente para la E-S, siempre que los mecanismos que empleen ambos agentes converjan en el tiempo a una misma distribución¹³.

Sin embargo, si tales mecanismos convergen a diferentes distribuciones Honkapohja and Mitra (2005) encuentran que tal Principio de Taylor es necesario, pero no suficiente para garantizar la estabilidad de expectativas¹⁴. Por tanto, ellos resaltan que la heterogeneidad en los mecanismos de aprendizaje entre el Banco y los Privados es crucial para determinar las condiciones de E-S. Por su parte, Muto (2011) usó heterogeneidad en tales aprendizajes, pero introduciendo dependencia entre ellos y encontró cómo cambian las condiciones de E-S, las cuales son presentadas en la siguiente subsección.

¹³ Para llegar a este resultado, Honkapohja and Mitra (2005) usan algoritmos de Ganancia Constante con diferente valor para la ganancia.

¹⁴ Estos autores encuentran tal resultado usando un algoritmo de Ganancia Constante para un agente y para el otro el de Mínimos Cuadrados (este último es el que emplearemos en todo este artículo). Y encuentran que además del principio de Taylor, se requieren que se cumplan ciertas condiciones sobre la autocorrelación de los choques y su varianza.

3.3 Estabilidad de Expectativas Cuando Los Privados Aprenden de Los Pronósticos del Banco Central y Este Tiene Aprendizaje Econométrico (LBF)

Muto (2011) propuso un modelo donde supone que el banco central anuncia su expectativa de inflación¹⁵ y los agentes privados aprenden tales pronósticos del BC, usándolo para generar su propio pronóstico (este aprendizaje se denotará aquí como LBF). Este autor considera bastante realista ese supuesto ya que actualmente muchos bancos centrales publican pronósticos de distintas variables económicas agregadas, en especial si ellos tienen esquemas de inflación objetivo¹⁶.

Con el fin de hacer una modificación al aprendizaje LBF en la subsección 4.2 de este artículo, conservaremos los siguientes supuestos adicionales que emplea Muto (2011). Primero, él supone que el BC puede observar la tasa natural de interés, pero no los privados, bien sea porque les resulta muy costoso o difícil de conseguir esta información, mientras que el BC puede usar muchos recursos internos de investigación para observarla. Muto (2011) resalta que es precisamente esta asimetría de información la que genera incentivos para que los privados usen los pronósticos del BC en su proceso de aprendizaje. El segundo supuesto consiste en que el banco central anuncia primero su pronóstico (líder) y luego los agentes lo observan y con base en este obtienen su expectativa (seguidor)¹⁷. Y el tercero, Muto (2011) supone que los agentes privados usan el pronóstico del BC dependiendo de cómo ha sido su desempeño histórico.

De esta manera, si el BC tiene SAL, su PLM viene dada por (10), su regresión en cada período es de la forma (11) y su expectativa sigue siendo (12). Después de calcularla, éste la anuncia a los agentes privados. Estos a su vez, determinan cómo utilizar tal pronóstico $\hat{E}_t^B \pi_{t+1}$ para formar su propia expectativa, evaluando el desempeño histórico que ha tenido. Siguiendo a Muto (2011) la PLM de los agentes privados sería ahora:

¹⁵ Este anuncio puede ser por estrategia óptima del banco central o por algún requerimiento institucional que le exige publicar el pronóstico para mantener la transparencia de la política monetaria. Como en Muto (2011), en este artículo no se hará la discusión sobre cuál caso es, ni las implicaciones que pueda tener para la Estabilidad de las Expectativas. Para una presentación de anuncios óptimos ver por ejemplo Evans and Honkapohja (2003, 2009), Gómez y Parra-Polanía (2011) y Parra-Polanía (2012).

¹⁶ Ver Muto (2011) pág 55.

¹⁷ Existen varios estudios empíricos que soportan el uso de este supuesto, tal es el caso de Fujiwara (2005) que encuentra evidencia empleando datos de Japón. Hubert (2015a) también lo deduce con datos de Suecia, Reino Unido, Canadá y Suiza. Hubert (2014 y 2015b) llega a un resultado similar empleando datos de Estados Unidos al igual que lo encuentran Bordo et al. (2020) con las predicciones de consenso. Hubert (2015c) encuentra que los pronósticos del Banco Central Europeo son influyentes en las expectativas de los privados. Pedersen (2015) obtiene resultados similares para datos de Chile.

$$(15) \quad \pi_t = c + d\hat{E}_{t-1}^B \pi_t$$

Con c y d desconocidos. Entonces los agentes privados realizan la siguiente regresión por mínimos cuadrados al inicio del período t :

$$(16) \quad \pi_{t-1} = c_{t-1} + d_{t-1}\hat{E}_{t-2}^B \pi_{t-1} + \hat{\xi}_{t-1}$$

Donde $\hat{\xi}_{t-1}$ son los residuales estimados en tal regresión. De esta forma, si el pronóstico del banco central se ha desempeñado históricamente bien, el intercepto c_{t-1} se aproximará a 0 y la pendiente d_{t-1} deberá estar cerca de 1. En el caso contrario, si tal pronóstico se ha desempeñado mal, c_{t-1} se aproximará a la media muestral de la inflación y d_{t-1} deberá estar cerca de 0. Con base en las estimaciones c_{t-1} y d_{t-1} , los privados generan su expectativa de la inflación usando el pronóstico anunciado por el banco central (LBF):

$$(17) \quad \hat{E}_t^P \pi_{t+1} = c_{t-1} + d_{t-1}\hat{E}_t^B \pi_{t+1}$$

Esta forma de calcular la expectativa de los privados muestra de qué manera está influenciada por el pronóstico del BC y su impacto está medido por d_{t-1} y en últimas refleja qué tanta importancia le están dando ellos a $\hat{E}_{t-1}^B \pi_t$. Comparando (17) con (12) se puede ver cómo en LBF los agentes privados requieren menos conocimiento de la economía, sólo les basta conocer los valores históricos de las expectativas del banco central y de las inflaciones período a período. Reemplazando (12) y (17) en (7) se obtiene la ALM de la inflación:

$$(18) \quad \pi_t = \bar{A} + \bar{B}(c_{t-1} + d_{t-1}a_{t-1}) + \bar{C}a_{t-1} + \left(\bar{D} + \rho(\bar{B}d_{t-1} + \bar{C})b_{t-1}\right)r_t^n$$

Debido a que la PLM de los agentes privados no es de la forma de mínimas variables de estado (MSV) como sí lo era en (10), Muto (2011) deriva los T-maps de las condiciones de ortogonalidad relevantes y de la ALM “proyectada” de los privados, como lo propone Branch (2004). Y encuentra que el equilibrio es el mismo REE, ecuación (8b). Luego, al igual que en el modelo de la subsección 3.1, con LBF los agentes privados igualan su pronóstico al del BC en el equilibrio, aún si ellos no siguen perfectamente ese pronóstico durante la transición. Es decir, en el equilibrio se cumple que: $\hat{E}_t^P \pi_{t+1} = \hat{E}_t^B \pi_{t+1}$. Sin embargo, Muto (2011) encuentra que las condiciones de E-S cambian con respecto al modelo de la subsección 3.1, porque ahora son¹⁸:

¹⁸ Ver Muto (2011) pág. 56-57. El proceso que emplea el T-map, las condiciones de ortogonalidad relevantes y la ALM “proyectada” para llegar a las condiciones de E-S en un modelo con LBF se presenta en este artículo en el anexo 5.

$$(19a) \quad \phi_{\pi} > 2 \left(1 + \frac{\beta - 1}{\kappa\sigma} \right)$$

$$(19b) \quad \phi_{\pi} > 1 + \frac{\beta - 1}{\kappa\sigma}$$

Como lo resalta Muto (2011), si $\kappa\sigma > 1 - \beta$ entonces si se cumple la condición (19a) implica que se cumple la ecuación (19b), es decir, el principio de Taylor. Por tanto, tal principio dejaría de ser la condición suficiente para que haya E-S y lo sería (19a), donde el banco debe ajustar la tasa nominal de interés más del doble al aumento de la inflación esperada por el banco.

De esta manera, si hay LBF el banco debe responder a la inflación esperada más fuertemente que lo que sugiere el principio de Taylor que, como se presentó en la subsección 3.1, es la condición necesaria y suficiente de estabilidad de expectativas en el modelo de Bullard and Mitra (2002). Y a su vez, es la condición necesaria en el modelo de Honkapohja and Mitra (2005), presentado en este artículo en la subsección 3.2.

Muto (2011) justifica este resultado indicando que en LBF al aprender los agentes privados de los pronósticos del BC, estos tienen dos fuentes de errores de pronóstico. La primera, es por los errores que le transmite el BC en su pronóstico al estimar los coeficientes en sus regresiones período a período, y son errores que se los transmite a los privados uno a uno en el largo plazo. Y la segunda fuente es por los propios errores que cometen los privados en su pronóstico al estimar los coeficientes de sus propias regresiones que realizan cada período y empleando en ellas como variable regresora los pronósticos que anuncia el banco Central¹⁹.

Por tanto, si los errores de pronóstico de los agentes privados exceden a los del BC se puede generar una dinámica inestable de la inflación porque, como se mencionó en la subsección 2.1, los errores de los privados tienen un efecto desestabilizador mientras que los del BC generan un efecto estabilizador. En esta situación, el BC debe reaccionar fuertemente a su pronóstico para fortalecer su efecto. Esta es la razón por la cual Muto (2011) justifica el resultado de la insuficiencia del principio de Taylor para garantizar la estabilidad de las expectativas.

¹⁹ Ver Muto pág 58.

4. ESTABILIDAD DE EXPECTATIVAS BAJO APRENDIZAJE AUTORREFERENCIADO (SRL)

En la subsección 3.1 se presentó el caso donde el banco central y los privados tienen expectativas homogéneas y emplean SAL. El principal resultado es que la condición para que haya estabilidad de expectativas es que se cumpla el principio de Taylor. Por su parte, en la subsección 3.2 se presentó la situación cuando ambos agentes tienen expectativas heterogéneas e independientes, resultando que es necesario que se cumpla el principio de Taylor pero ya no es suficiente para que haya E-S. Mientras que en la subsección 3.3 se expuso el caso cuando ambos agentes tienen expectativas heterogéneas pero dependientes, en el sentido que el BC tiene SAL y los privados aprenden de ese pronóstico que anuncia el BC. El principal resultado es que la condición para que haya estabilidad de expectativas es que se cumpla el doble del principio de Taylor. Estos dos últimos casos resaltan a la heterogeneidad de expectativas como la característica que genera una mayor reacción del BC a las expectativas de inflación de los privados. Sin embargo, en esta sección se presenta una alternativa: suponer que el BC, o los agentes privados o ambos, elaboran sus expectativas de una manera más sofisticada que SAL, independiente que las expectativas sean homogéneas o heterogéneas y dependientes.

Para tal fin, en la subsección 4.1 se les impondrá tanto al BC como a los privados que realicen un pronóstico más sofisticado con respecto al que ellos hacían con aprendizaje adaptativo estándar en el modelo de Bullard and Mitra (2002). Este aprendizaje más sofisticado que SAL se denominará aprendizaje autorreferenciado (SRL), donde los agentes tienen en cuenta que sus expectativas afectan a la misma variable de interés, en este caso la inflación. Por su parte, en la subsección 4.2 sólo se le impondrá al BC que realice su pronóstico con SRL, dejando a los privados que sigan aprendiendo de los pronósticos del banco central, como en el aprendizaje LBF propuesto por Muto (2011) y se denominará aprendizaje de los pronósticos autorreferenciados del Banco central (LBSR).

Con el fin de fortalecer los resultados que se encuentran en estas dos subsecciones, en la subsección 4.3 se le impondrá a alguno de los agentes que tenga RE, ya que es un aprendizaje más sofisticado que SRL, se encontrarán las condiciones de E-S y se comprobará que en la medida que el aprendizaje sea más sofisticado, tales condiciones implican una reacción menos fuerte para el BC. Finalmente, en la subsección 4.4 se presentan dos recomendaciones de política que pueden desprenderse del aprendizaje autorreferenciado²⁰.

²⁰ Se deja como investigación futura la aplicación de SRL a otros mecanismos de aprendizaje mencionados en la subsección 3.2 ya que SAL es el más empleado en la literatura, como lo mencionan Honkapohja and Mitra (2006).

4.1 Estabilidad Cuando Ambos Agentes Tienen Aprendizaje Autorreferenciado (SRL)

En esta subsección se introducirá un aprendizaje más sofisticado que SAL en el caso de Bullard and Mitra (2002), presentado aquí en la subsección 3.1, para intentar reducir el error de pronóstico que cometen ambos agentes y analizar si de esta forma se relajan las condiciones de E-S.

Cuando los dos agentes tenían SAL, ambos agentes estaban cometiendo un error: estimaban por mínimos cuadrados ordinarios (OLS) un modelo mal especificado, ya que no tenían en cuenta que sus pronósticos sobre la variable endógena (inflación) la afectan a ella misma, como se ve en la LoM (7). Este error ocurre porque el SAL supone que los dos agentes conocen la forma funcional del REE y las variables exógenas que afectan a la inflación, pero desconocen la dinámica de la inflación o LoM; para Evans and Honkapohja (2001) tal error de especificación se desvanece en el tiempo. Sin embargo, Ferrero (2007) encuentra que dependiendo del rango de valores que tomen los parámetros de la regla monetaria, con SAL la velocidad de convergencia hacia el REE puede ser muy lenta, haciendo que los errores de pronóstico perduren mucho tiempo y por tanto, la reacción del BC deba ser muy fuerte. Por todo lo anterior, tener en cuenta la LoM es muy importante para pronosticar la inflación y es la base del SRL.

De esta manera, en esta subsección supondremos que ambos agentes, además de conocer la forma funcional del REE, tienen en cuenta que sus pronósticos sobre la inflación la afectan a ella misma y conocen la forma funcional de la LoM (7). Esta es la razón por la que denominaremos a este aprendizaje como Autorreferenciado (SRL). En la literatura de aprendizaje, Milani (2005) empleó una metodología empírica que reconocía esta auto-referencia con el fin de estimar los parámetros estructurales de su modelo. A diferencia de este autor, aquí emplearemos la auto-referencia incorporándola en la teoría del aprendizaje econométrico²¹. Suponemos que desde el período t en adelante ambos agentes conocen la forma funcional de la LoM, entonces su PLM no será más como (10) sino que ahora su creencia de la LoM, la cual denominaremos PLM2 en t , es:

$$(20) \quad \pi_t = A + F \hat{E}_t \pi_{t+1} + D r_t^n$$

Donde $\hat{E}_t \pi_{t+1}$ se define como la expectativa que se obtiene con aprendizaje autorreferenciado y con A , F y D desconocidos. Como los privados y el BC tienen la misma expectativa, se tiene que $F \equiv B + C$ en la ley de movimiento inicial (7). Por tanto, si su PLM2 es de la forma (20) tanto el banco como los

²¹ Existen algunas implicaciones empíricas adicionales a las que Milani (2005) presenta y serán comentadas en la sección 4.4.

privados realizan la siguiente regresión²² por mínimos cuadrados al inicio del período t :

$$(21) \quad \pi_{t-1} = A_{t-1} + F_{t-1} \hat{E}_{t-1} \pi_t + D_{t-1} r_{t-1}^n + \hat{v}_{t-1}$$

Donde \hat{v}_{t-1} son los residuales estimados en tal regresión. De esta manera, ellos incorporan su pronóstico de la inflación como otra de las variables que la determinan y de manera auto-referenciada, a diferencia de la regresión (11) donde no aparecía la expectativa de la inflación como regresora de la propia inflación. Adicionalmente, supondremos que los dos agentes conocen la forma funcional del REE dada por (8a) y con las estimaciones de A , F y D encontradas en (21) con información hasta $t-1$, ellos calculan su expectativa de la inflación en t , empleando la misma forma funcional de la expectativa racional (9a):

$$(22) \quad \hat{E}_t \pi_{t+1} = \frac{A_{t-1}}{1-F_{t-1}} + \frac{D_{t-1}}{1-\rho F_{t-1}} \rho r_t^n$$

Una característica muy importante del pronóstico de la forma (22) es que expresa una relación no lineal de r_t^n , en la medida que las estimaciones de A , D y F cambien cada vez que los agentes reciban nueva información período a período²³. Por tanto, al hacer la regresión de la forma (21) existirá una relación no lineal entre los regresores $\hat{E}_{t-1} \pi_t$ y r_{t-1}^n y no presentará problemas de multicolinealidad, a diferencia de lo que Muto (2011) argumenta que podría ocurrir en su modelo²⁴. Ahora bien, si se define $\bar{F} \equiv \bar{A} + \bar{C}$ y se reemplaza (22) en (7) se obtiene la ALM de la inflación:

$$(23) \quad \pi_t = \bar{A} + \bar{F} \left(\frac{A_{t-1}}{1-F_{t-1}} \right) + \left[\bar{F} \left(\frac{D_{t-1}}{1-\rho F_{t-1}} \right) \rho + \bar{D} \right] r_t^n$$

Como la PLM2 no es de la forma MSV, en principio se podrían derivar los T-maps de las condiciones de ortogonalidad relevantes y de la ALM “proyectada” de los agentes privados, como en LBF. Sin embargo, ya que estas condiciones involucran el valor esperado no condicional, en particular sobre

²² Para las primeras tres estimaciones de a y b , supondremos que los agentes conocen por lo menos los valores de π_{-2} , π_{-1} , π_0 , r_{-2}^n , r_{-1}^n y r_0^n , hacen la regresión de la forma (11) y con ella estiman $\hat{E}_i \pi_{i+1}$ para $i = 1, 2, 3$ como en (12) y luego estiman (21) para obtener $\hat{E}_i \pi_{i+1}$ para $i = 1, 2, 3$ siguiendo (22). Evans and Honjapohja (2001) resaltan que la estabilidad de expectativas bajo SAL no depende de las condiciones iniciales, ya que sólo pueden afectar la trayectoria inicial de los parámetros estimados, al igual que ocurre con SRL en las diferentes simulaciones realizadas para este artículo.

²³ Esto ocurre porque el aprendizaje tarda un buen número de períodos en estabilizarse alrededor de los valores de RE, como lo comprueba Ferrero (2007) empleando varias reglas monetarias con SAL.

²⁴ Ver sección 3.1 de Muto (2011).

la ecuación (20), esto haría que el valor esperado de $\widehat{E}_t \pi_{t+1}$ y el de r_t^n estén correlacionados, haciendo inaplicable el procedimiento que presenta Branch (2004) para obtener los T-maps a partir de tales condiciones. Por tal razón, se simuló este modelo con unos conjuntos de parámetros basados en las calibraciones de Muto (2011) y de Bullard and Mitra (2002) y se encuentran en el anexo 2. Producto de tales simulaciones, se obtuvo el siguiente resultado numérico²⁵ en cuanto a la E-S.

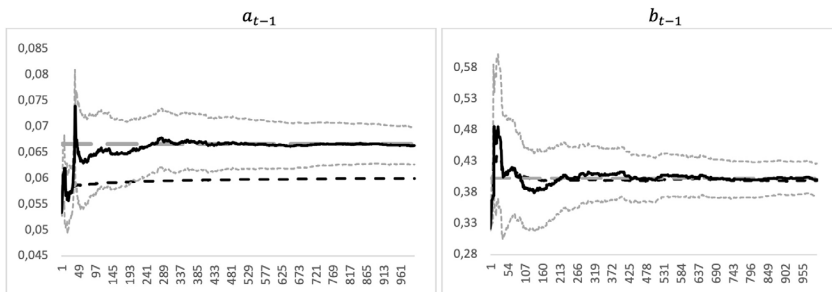
Resultado Numérico 1. Estabilidad de Expectativas cuando ambos agentes tienen Aprendizaje Autorreferenciado (SRL): *Considere el sistema dinámico (7), (22) y (23). Se tiene que la solución (8a) es estable en expectativas bajo SRL si $\phi_\pi > 0$, para el rango de los parámetros calibrados por Muto (2011) y Bullard and Mitra (2002).*

De esta forma, si se cumple el Principio de Taylor (14a) se obtuvo que tanto el aprendizaje autorreferenciado como el aprendizaje estándar presentan estabilidad de expectativas. Este resultado se puede ver en la gráfica 1 donde se compararon los dos coeficientes estimados a_{t-1} y b_{t-1} tanto en el modelo donde ambos agentes tienen SAL, como en el modelo donde los dos tienen SRL. Se usó el mismo coeficiente de la inflación en la regla monetaria ($\phi_\pi = 1.5$) que emplea Muto (2011) con el cual se cumple el Principio de Taylor²⁶.

²⁵ Ver la sección 5.1 de Muto (2011) donde obtiene un resultado numérico con tales parámetros calibrados para su modelo.

²⁶ Para otros valores para $\phi_\pi > 1$ también se obtuvo este resultado. Las gráficas se realizaron con los parámetros calibrados por Muto (2011). Empleando tanto los parámetros de Bullard and Mitra (2002) como diversos conjuntos de parámetros del rango presentado en el anexo 2, se obtuvieron gráficas similares.

GRÁFICA 1

SIMULACIÓN DE LOS MODELOS CON SAL Y CON SRL CON LAS CALIBRACIONES DE MUTO (2011) Y CUMPLIÉNDOSE EL PRINCIPIO DE TAYLOR ($\phi_\pi > 1$)

Las líneas grises con guión largo corresponden a los valores de los parámetros a y b con RE. Las líneas negras con guion corto representan las estimaciones a_{t-1} y b_{t-1} con SAL. Las líneas negras continuas corresponden a las estimaciones con SRL y las líneas punteadas en gris representan los respectivos intervalos de confianza al 95%.

En la gráfica 1, se observa que b_{t-1} se acerca a su valor de expectativas racionales de manera rápida tanto en SAL como en SRL, mientras que a_{t-1} es rápida bajo SRL y muy lenta en SAL²⁷. Adicionalmente, se simuló un intervalo de confianza al 95% para SRL con el fin de observar el rango más probable donde estará el respectivo coeficiente estimado y así que el resultado principal no dependa de su estimación específica.

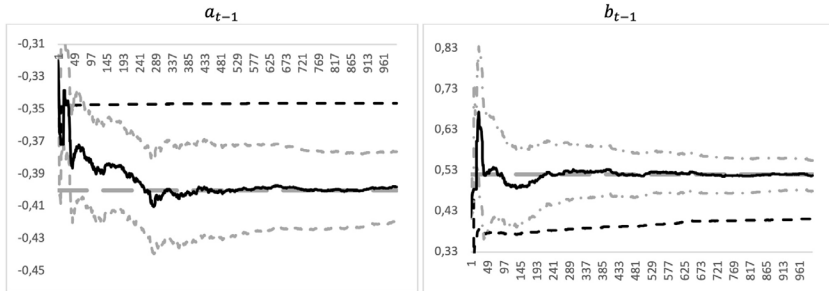
Ahora bien, si no se cumple el Principio de Taylor (14a) y empleando el mismo rango para los parámetros, se presenta E-S cuando ambos agentes tienen SRL, pero no cuando tienen SAL. Esto se puede observar en la gráfica 2 donde se compararon los dos coeficientes estimados a_{t-1} y b_{t-1} en estos dos casos y usando $\phi_\pi = 0.85$, donde no se cumple el Principio de Taylor²⁸. Se observa que los dos coeficientes con sus respectivos intervalos de confianza se acercan a su valor de expectativas racionales de manera rápida bajo SRL, mientras que no convergen bajo SAL.

²⁷ Esta lenta velocidad de convergencia del intercepto lo encuentra Ferrero (2007) para varias reglas monetarias con SAL.

²⁸ Para otros valores el rango $0 < \phi_\pi < 1$ donde no se cumple el principio de Taylor también se obtuvo este resultado.

GRÁFICA 2

SIMULACIÓN DE LOS MODELOS CON SAL Y CON SRL CON LAS CALIBRACIONES DE MUTO (2011) PERO INCUMPLIÉNDOSE EL PRINCIPIO DE TAYLOR ($\phi_\pi < 1$)



Las líneas grises con guion largo corresponden a los valores de los parámetros a y b con RE. Las líneas negras con guion corto representan las estimaciones a_{t-1} y b_{t-1} con SAL. Las líneas negras continuas corresponden a las estimaciones con SRL y las líneas punteadas en gris representan los respectivos intervalos de confianza al 95%.

4.2 Estabilidad de Expectativas Cuando los Privados Aprenden de los Pronósticos del Banco Central y Este Tiene Aprendizaje Autorreferenciado y (LBSR)

El modelo de Muto (2011), presentado en la subsección 3.3, tiene un atractivo muy interesante ya que le asigna a las expectativas del banco central un papel muy importante porque no sólo le da información sobre cuál política monetaria es la más apropiada, sino que, al anunciárselas a los privados, estos la toman como información fundamental en la generación de su propio pronóstico. Pero, debido a esta dinámica, uno de los principales resultados de este modelo es que el BC debe reaccionar muy fuerte, más del doble, comparado con la reacción en el modelo de Bullard and Mitra (2002). La razón de este resultado para Muto (2011) es que los agentes privados tienen dos fuentes de errores de pronóstico: la de su propia estimación y la que le transmite el BC al generar su respectiva estimación. Por eso, vale la pena preguntarse: ¿Es posible disminuir los errores que causan cada una de estas fuentes para que la respuesta del banco central a los pronósticos de los privados no sea tan fuerte?

Como vimos en la subsección anterior, una opción consistiría en imponerle a los privados que realicen un pronóstico más sofisticado que (12) pero esto podría resultar poco realista²⁹. Por esa razón es que la literatura de aprendizaje adaptativo supone en general que los agentes privados sólo hacen una regresión sencilla para pronosticar y en esta subsección mantendremos tal supuesto y nos concentraremos en la segunda fuente de los errores de pronóstico: la que

²⁹ Ver por ejemplo a Gaspar et al. (2006a y 2006b).

le transmite el banco central cuando le anuncia sus pronósticos a los privados. Por tanto, supondremos que el BC genera una expectativa más sofisticada que (12) ya que este sí tiene un mayor conocimiento de la economía y emplea modelos de pronóstico más sofisticados que los privados, porque en general tiene una parte de sus investigadores dedicados a generar pronósticos. Gaspar et al. (2006a) y Muto (2011) justifican por qué razón los bancos centrales pueden tener modelos más sofisticados que los privados³⁰.

En concreto, supondremos que el banco central ya no tiene SAL sino que tiene SRL, mientras que los privados siguen aprendiendo del pronóstico del BC, este aprendizaje se denotará como LBSR. Y se mantendrán los demás supuestos del LBF. Por tanto, supondremos que desde el período t en adelante el BC conoce la forma funcional de la LoM, luego su PLM no será más como (10) sino que ahora su creencia de la LoM, la cual denominaremos PLM2 en t , es:

$$(24) \quad \pi_t = A + B\hat{E}_t^P \pi_{t+1} + C\hat{E}_t^B \pi_{t+1} + Dr_t^n$$

Donde $\hat{E}_t^B \pi_{t+1}$ se define como la expectativa del banco central con SRL, al igual que en la subsección anterior, mientras que $\hat{E}_t^P \pi_{t+1}$ es la expectativa que los privados obtienen basándose en la expectativa auto-referenciada del BC. Los parámetros A , B , C y D son desconocidos. Por tanto, el BC realiza la siguiente regresión³¹ por mínimos cuadrados al inicio del período t :

$$(25) \quad \pi_{t-1} = A_{t-1} + B_{t-1}\hat{E}_{t-1}^P \pi_t + C_{t-1}\hat{E}_{t-1}^B \pi_t + D_{t-1}r_{t-1}^n + \hat{v}_{t-1}$$

Donde \hat{v}_{t-1} son los respectivos residuales estimados. Así, el BC incorpora su pronóstico y el de los privados como otras de las series determinantes de la inflación y de manera auto-referenciada³². Además, supondremos que el banco central conoce la forma funcional del REE dada por (8a) y con las estimaciones de A , B , C y D encontradas en (25) con información hasta $t-1$, calcula su expectativa de la inflación en t empleando la misma forma funcional de la expectativa racional (9a):

$$(26) \quad \hat{E}_t^B \pi_{t+1} = \frac{A_{t-1}}{1 - (B_{t-1} + C_{t-1})} + \frac{D_{t-1}}{1 - \rho(B_{t-1} + C_{t-1})} \rho r_t^n$$

³⁰ Ver también Ehrmann et al. (2010), Adolfson et al. (2007), Tissot (2019) y Gaspar et al. (2006b).

³¹ Como en la regresión de la subsección 4.1, los tres valores iniciales se estiman de manera análoga al procedimiento mencionado en la nota al pie 16.

³² En esta situación se supondrá que el banco conoce el pronóstico de los privados, esto puede ser cierto si el banco realiza encuestas de expectativas a los privados o si calcula (27) con la información que tiene disponible.

El BC anuncia esta expectativa³³ a los privados y estos se forman la PLM como en (15), hacen la regresión de la forma (16) y obtienen su pronóstico como en (17) pero empleando el pronóstico del banco central (26) en vez del respectivo pronóstico (12):

$$(27) \quad \hat{E}_t^P \pi_{t+1} = c_{t-1} + d_{t-1} \hat{E}_t^B \pi_{t+1}$$

Si se reemplazan (26) y (27) en (7) se obtiene la ALM de la inflación:

$$(28) \quad \pi_t = \bar{A} + \bar{B}c_{t-1} + \frac{(\bar{B}d_{t-1} + \bar{C})A_{t-1}}{1 - (B_{t-1} + C_{t-1})} + \left(\frac{(\bar{B}d_{t-1} + \bar{C})D_{t-1}}{1 - \rho(B_{t-1} + C_{t-1})} \rho + \bar{D} \right) r_t^n$$

De manera análoga a la subsección 4.1, como la PLM2 no es de la forma MSV, en principio se podrían derivar los T-maps de las condiciones de ortogonalidad relevantes y de la ALM “proyectada” de los agentes privados, pero esto haría que el valor esperado de $\hat{E}_t \pi_{t+1}$, de $\hat{E}_t^B \pi_{t+1}$ y el de r_t^n estén correlacionados, haciendo inaplicable el procedimiento de Branch (2004) para obtener los T-maps a partir de tales condiciones. Por ello, se simuló este LBSR con los conjuntos de parámetros del anexo 2 obteniendo el siguiente resultado numérico en cuanto a la E-S.

Resultado Numérico 2. Estabilidad de Expectativas cuando los Privados aprenden de los pronósticos Autorreferenciados del Banco Central (LBSR): Considere el sistema dinámico (7), (26), (27) y (28). Se tiene que la solución (8b) es estable en expectativas bajo LBSR si $\phi_\pi > 1$ para el rango de los parámetros calibrados por Muto (2011) y Bullard and Mitra (2002).

Por tanto, si se cumple la condición (19^a) hay E-S si los privados aprenden de los pronósticos del BC y este tiene SRL y también hay estabilidad con LBF. Este resultado se puede ver en la gráfica 3 donde se compararon los dos coeficientes estimados a_{t-1} y b_{t-1} tanto en el modelo donde hay LBF, como en el modelo con LBSR. Se usó $\phi_\pi = 2.5$ para cumplir la condición (19^a), es decir, el doble del Principio de Taylor³⁴. Se observa que b_{t-1} se acerca a su valor de expectativas racionales de manera rápida, mientras que a_{t-1} es rápida bajo

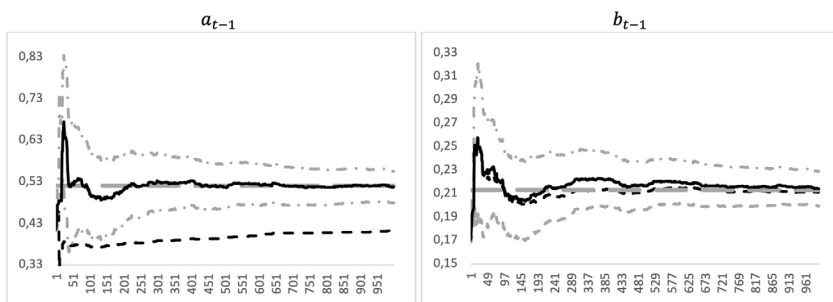
³³ Esta expectativa expresa una relación no lineal con r_t^n , al igual que ocurre con el pronóstico (22), evitando así multicolinealidad en las estimaciones que se obtienen con las regresiones de la forma (25).

³⁴ Para otros valores para $\phi_\pi > 2$. también se obtuvo este resultado. Como en el caso de la subsección 4.1 las gráficas se realizaron con los parámetros calibrados por Muto (2011). Y se obtuvieron gráficas similares usando tanto los parámetros de Bullard and Mitra (2002) como diversos conjuntos de parámetros del rango presentado en el anexo 2.

LBSR y muy lenta con LBF. También se simuló un intervalo de confianza para LBSR con el fin de observar el rango más probable donde estarán cada uno de los coeficientes estimados y así que el resultado principal no dependa de su estimación puntual.

GRÁFICA 3

SIMULACIÓN DEL LBSR Y LBF CON LAS CALIBRACIONES DE MUTO (2011) Y CUMPLIÉNDOSE EL DOBLE DEL PRINCIPIO DE TAYLOR ($\phi_\pi > 2$)

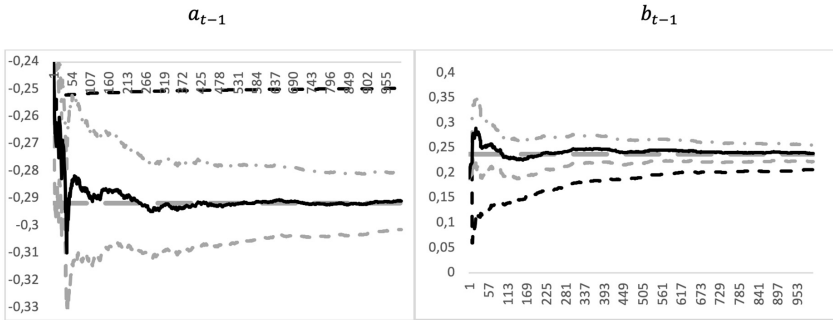


Las líneas grises con guion largo corresponden a los valores de los parámetros a y b con RE. Las líneas negras con guion corto representan las estimaciones a_{t-1} y b_{t-1} con LBF. Las líneas negras continuas corresponden a las estimaciones con LBSR y las líneas punteadas en gris representan los respectivos intervalos de confianza al 95%.

Ahora bien, si no se cumple la condición (19^a) se presenta E-S si los privados aprenden de los pronósticos autorreferenciados del BC pero no si el éste tiene SAL, usando el mismo rango para los parámetros. Esto se ve en la gráfica 4 donde se compararon los dos coeficientes estimados a_{t-1} y b_{t-1} en ambos modelos y se usó $\phi_\pi = 1.85$, que no cumple el doble del Principio de Taylor³⁵. Se observa que bajo el LBSR los dos coeficientes con sus respectivos intervalos de confianza se acercan a su valor de RE de manera rápida, mientras que no convergen bajo LBF.

³⁵ Para otros valores el rango $1 < \phi_\pi < 2$ donde no se cumple el doble del principio de Taylor también se obtuvo el mismo resultado.

GRÁFICA 4
SIMULACIÓN DEL LBSR Y LBF CON CALIBRACIONES DE MUTO (2011) PERO
INCUMPLIÉNDOSE EL DOBLE DEL PRINCIPIO DE TAYLOR Y $1 < \phi_\pi < 2$



Las líneas grises con guion largo corresponden a los valores de los parámetros a y b con RE. Las líneas negras con guion corto representan las estimaciones a_{t-1} y b_{t-1} con LBF. Las líneas negras continuas corresponden a las estimaciones con LBSR y las líneas punteadas en gris representan los respectivos intervalos de confianza al 95%.

4.3 Estabilidad de Expectativas Cuando Alguno de los Agentes Tiene Expectativas Racionales y El Otro Tiene Algún Tipo de Aprendizaje Econométrico

En las subsecciones 4.1 y 4.2 se presentaron los aprendizajes SRL y LBSR que son más sofisticados que SAL y que LBF respectivamente, ya que les exigen a los agentes más conocimiento de la economía. El resultado más importante es que en ambos casos, con aprendizaje autorreferenciado se relajan las condiciones de estabilidad de expectativas.

Para fortalecer este resultado, se obtuvieron tales condiciones si se le impusiera a alguno de los agentes que tuviera RE ya que este mecanismo se puede considerar como el aprendizaje más sofisticado posible. En estos casos se confirmó que las E-S son las menos fuertes posibles y se encuentran en los anexos 3, 4 y 5 y la síntesis de los resultados se presentan en el cuadro 2.

CUADRO 2

CONDICIONES DE ESTABILIDAD DE EXPECTATIVAS CUANDO UN AGENTE TIENE EXPECTATIVAS RACIONALES Y EL OTRO TIENE SAL O LBF

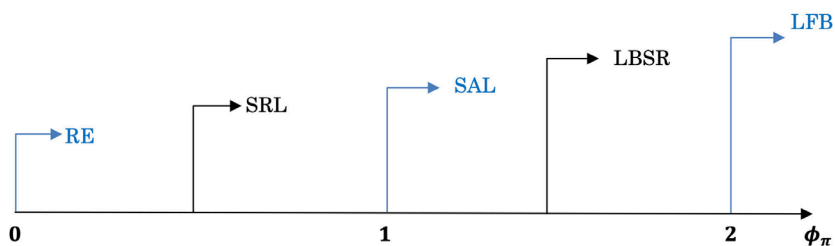
BANCO CENTRAL	AGENTES PRIVADOS	CONDICIONES DE E-S
RE	SAL	Menos que PT: $\phi_\pi > 0$ (Ver anexo 3)
SAL	RE	Menos que PT: $\phi_\pi > -\frac{1}{\kappa\sigma}$ (Ver anexo 4)
RE	LBF	Menos que PT: $\phi_\pi > 0$ (Ver anexo 5)

RE: Expectativas Racionales. SAL: Aprendizaje Econométrico Estándar. LBF: Aprendizaje del Banco.

Con base en estas condiciones de E-S y con los resultados numéricos 1 y 2, presentados anteriormente, se puede ver al aprendizaje autorreferenciado como un punto intermedio entre expectativas racionales y aprendizaje econométrico estándar, en términos de la estabilidad de expectativas, como lo muestra la gráfica 5.

GRÁFICA 5

CONDICIONES DE ϕ_π PARA QUE HAYA ESTABILIDAD DE EXPECTATIVAS EN L DISTINTOS CASOS ANALIZADOS



RE: Algún agente con Expectativas Racionales (subsección 4.3). SRL: Ambos agentes con Aprendizaje Autorreferenciado (subsección 4.1). SAL: Ambos agentes con Aprendizaje Econométrico Estándar (subsección 3.1). LBSR: el BC tiene SRL y los privados aprenden de los pronósticos Autorreferenciados del BC (subsección 4.2). LFB: el BC tiene SAL y los privados aprenden de los pronósticos del BC (subsección 3.3).

Como puede observarse, en la medida que el aprendizaje sea más sofisticado al pasar de LFB a LBSR y de SAL a SRL y luego a RE (de derecha a izquierda en la gráfica 5) las condiciones de estabilidad de expectativas son menos fuertes, ya que el valor requerido para el coeficiente de la inflación esperada (el ϕ_π en la regla monetaria (4)) es menor en cada caso.

4.4 Algunas Implicaciones de Política del Aprendizaje Autorreferenciado

Como vimos en dos anteriores subsecciones, SRL permite relajar las condiciones de estabilidad de expectativas tanto del Modelo de Bullard and Mitra (2002) donde hay expectativas homogéneas con SAL, como en el Modelo de Muto (2011) donde las expectativas son heterogéneas (el banco central tiene SAL y los privados aprenden de ese pronóstico del BC).

De aquí, pueden surgir dos recomendaciones de política. La primera es que, si el banco central tiene en cuenta que sus pronósticos de inflación afectan a la misma inflación, no tiene que reaccionar tan fuerte ante cambios en la inflación esperada aumentando demasiado la tasa de interés.

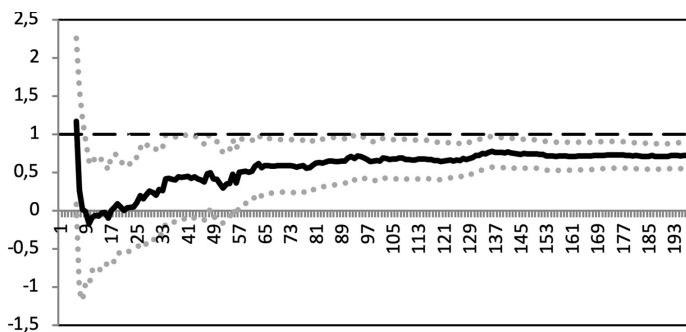
Y la segunda recomendación, es que el aprendizaje autorreferenciado también le sirve al banco central como una herramienta para estimar la condición de E-S. Así, si en algún período observa que las expectativas no están convergiendo a su valor de expectativas racionales, entonces el BC puede cambiar sus parámetros de política para modificar tal condición y con esto que las expectativas retomen su trayectoria hacia RE. A manera de ejemplo, en la gráfica 6 se presenta una condición de estabilidad estimada³⁶ ($B_{t-1} + C_{t-1} < 1$) en 200 períodos, junto con el respectivo intervalo de confianza al 95%. Se observa que existen unos períodos donde la condición estimada tiende a incrementarse hacia el valor de 1, en esos períodos el banco central podría actuar con sus parámetros de política para que tal condición disminuya y con esto conseguir que las expectativas tiendan hacia las racionales.

³⁶ En todos modelos presentados en este artículo, esta condición es por lo menos necesaria para que haya estabilidad de expectativas.

GRÁFICA 6

EJEMPLO DE ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN DE ESTABILIDAD DE EXPECTATIVAS

$$B_{t-1} + C_{t-1} < 1$$



La línea negra con guiones corresponde a la condición de E-S teórica, la línea negra continua es la condición de E-S estimada período a período y las líneas grises punteadas representan el intervalo de confianza al 95%.

5. CONCLUSIONES Y AGENDA DE INVESTIGACIÓN

Este artículo tomó como punto de referencia tres casos expuestos en la literatura de aprendizaje econométrico. En el primero de ellos, si el banco central y los privados tienen aprendizaje adaptativo estándar entonces la condición para que haya estabilidad de expectativas es que se cumpla el principio de Taylor. En el segundo caso, si ambos agentes tienen aprendizajes heterogéneos e independientes, entonces el principio de Taylor es una condición necesaria pero no suficiente para que haya estabilidad de expectativas. Y en el tercer caso, si los privados aprenden del pronóstico que anuncia el banco central y éste tiene aprendizaje econométrico estándar, entonces la condición para que haya estabilidad de expectativas es que se cumpla el doble del principio de Taylor.

Estos dos últimos casos resaltan a la heterogeneidad de expectativas como la característica que genera una mayor reacción del banco central a las expectativas de inflación de los privados. Sin embargo, en este artículo se presentó una alternativa, que consiste en suponer que el banco central, o los agentes privados o ambos, elaboran sus expectativas de una manera más sofisticada que aprendizaje econométrico estándar, independiente que las expectativas sean homogéneas o heterogéneas y dependientes.

Para ellos, se presentaron dos escenarios. El primero, consistió en suponer que alguno de los agentes tiene expectativas racionales como el mecanismo

más sofisticado y el otro algún tipo de aprendizaje. Se encontró que las condiciones de estabilidad de expectativas son las menos restrictivas posibles, ya que el banco central sólo debe reaccionar positivamente a la inflación.

Como imponer expectativas racionales es muy fuerte, en el segundo escenario se supuso que alguno de los agentes tiene un aprendizaje más sofisticado que el adaptativo estándar pero menos que expectativas racionales. Este aprendizaje se denominó autorreferenciado, donde los agentes tienen en cuenta que sus expectativas afectan a la misma variable de interés, en este caso la inflación.

En este documento se emplearon los rangos estándar para los parámetros que se han usado en varios artículos de la literatura de aprendizaje econométrico. Con base en tales rangos se obtuvieron los siguientes resultados. En el primer caso de referencia, donde las expectativas eran homogéneas, se encontró que si el aprendizaje fuera autorreferenciado, la condición para que haya estabilidad de expectativas es menor que la que impone el principio de Taylor. Mientras que en el tercer caso, donde los privados aprenden del pronóstico que anuncia el Banco central, la condición para que haya estabilidad de expectativas es que se cumpla el principio de Taylor si el banco central tuviera tal aprendizaje autorreferenciado.

De esta forma, la reacción del banco central para garantizar la condición de estabilidad de expectativas puede relajarse si por lo menos alguno de los agentes tiene un aprendizaje más sofisticado que el econométrico y más cercano a expectativas racionales. Además, el aprendizaje autorreferenciado le sirve al banco central como una herramienta para estimar período a período la condición de estabilidad de expectativas, para que cuando observe que las expectativas no están convergiendo a su valor de expectativas racionales, pueda cambiar sus parámetros de política para modificar tal condición y de esta manera, permitir que las expectativas retomen su trayectoria hacia las expectativas racionales.

Como agenda de investigación, podría aplicarse el aprendizaje autorreferenciado a modelos con otras reglas monetarias como las que presentan Bullard and Mitra (2002). También se podría emplear con otros aprendizajes como los expuestos por Honkapojha and Mitra (2005). De igual forma, se podría aplicar SRL en el modelo generalizado de Muto (2011) donde también se requiere pronosticar la brecha del producto. A su vez, se podría incorporar en el modelo de economía abierta que presentan Llosa and Tuesta (2005 y 2008) que es la extensión del modelo de Bullard and Mitra (2002) analizado en este artículo.

Ahora bien, en los modelos presentados en este artículo si los agentes usan SAL se tiene que las condiciones de E-S permiten que las expectativas de inflación de los privados se anclen en el largo plazo al valor de expectativas racionales (9b). Sin embargo, se podrían analizar aprendizajes que no sean de MSV donde las expectativas pueden anclarse a un valor diferente al de RE

como lo exponen Ascari et al. (2017). Para ellos, el valor de inflación objetivo y la información que trasmite el banco central a los privados son determinantes fundamentales para el ancla de las expectativas de inflación que se formen los agentes privados.

REFERENCES

- Adolfson, M., M. Andersson, J. Lindé, M. Villani, and A. Vredin. (2007) “Modern Forecasting Models in Action: Improving Macroeconomic Analyses at Central Banks”. *International Journal of Central Banking*, Vol. 3, 4; 111–144.
- Ascari, G., A. Florio, and A. Gobbic. (2017). “Transparency, Expectations Anchoring and Inflation Target”. *European Economic Review*, Vol. 91; 261–273.
- Bordalo, P., N. Gennaioli, Y. Ma, and A. Shleifer. (2020). “Overreaction in Macroeconomic Expectations.” *American Economic Review*, Vol. 110 (9); 2748-82.
- Branch, W. (2004). “The Theory of Rationally Heterogeneous Expectations: Evidence from Survey Data on Inflation Expectations”, *Economic Journal*, Royal Economic Society, Vol. 114; 592-621.
- Bullard J., and K. Mitra. (2002). “Learning about Monetary Policy Rules”, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 49 (6); 1105–1129
- Clarida, R., J. Galí, and M. Gertler. (1999). “The Science of Monetary Policy: A New Keynesian Perspective”. NBER Working Paper, 7147.
- Ehrmann, M., S. Eijffinger and M. Fratzscher. (2010) “The Role of Central Bank Transparency for Guiding Private Sector Forecasts”, *European Central Bank Working Paper Series*, 1146.
- Evans, G. and S. Honkapohja. (2001). *Learning and Expectations in Macroeconomics*, Princeton University Press.
- Evans, G. and S. Honkapohja. (2003). “Adaptive Learning and Monetary Policy Design”. *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 35; 1045-1072.
- Evans, G. and S. Honkapohja. (2008). “Expectations, Learning and Monetary Policy: An Overview of Recent Research”. *Centre for Dynamic Macroeconomic Analysis Working Paper*, 08 / 02.
- Evans, G. and S. Honkapohja. (2009). “Learning and Macroeconomics”. *Annual Review of Economics*, Vol. 1.
- Ferrero, G. (2007) “Monetary Policy, Learning and the Speed of Convergence”.

- Journal of Economic Dynamics & Control, Vol. 31; 3006-3041.
- Fujiwara, I. (2005). "Is the Central Bank's Publication of Economic Forecasts Influential?", *Economics Letters*, Vol. 89 (3); 255-261.
- Galí, J. (2008). *Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle: An Introduction to the New Keynesian Framework and Its Applications*. Princeton University Press.
- Gaspar, V., F. Smets, and D. Vestin. (2006a). "Optimal Monetary Policy under Adaptive Learning", *Computing in Economics and Finance from Society for Computational Economics*, 183.
- Gaspar, V., F. Smets, and D. Vestin. (2006b). "Adaptive Learning, Persistence, and Optimal Monetary Policy", *Journal of the European Economic Association*, Vol. 4 (2-3); 376-385.
- Gómez S. y J. Parra-Polanía. (2011). "Comportamiento Estratégico de los Bancos Centrales al Anunciar Pronósticos de Inflación", *Borradores de Economía*, Banco de la República, 653.
- Honkapohja, S., and K. Mitra. (2005). "Performance of Monetary Policy with Internal Central Bank Forecasting", *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 29 (4); 627-658.
- Honkapohja, S., and K. Mitra. (2006). "Learning Stability in Economies with Heterogeneous Agents", *Review of Economic Dynamics*, Vol. 9(2); 284-309.
- Hubert, P. (2014). "FOMC Forecasts as a Focal Point for Private Expectations". *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 46, 7; 1381-1420.
- Hubert, P. (2015a). "Do Central Bank Forecasts Influence Private Agents? Forecasting Performance versus Signals". *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 47, 4; 771-789.
- Hubert, P. (2015b). "The Influence and Policy Signalling Role of FOMC Forecasts". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 77, 5; 655-680.
- Hubert, P. (2015c). "ECB Projections as a Tool for Understanding Policy Decisions". *Journal of Forecasting*, Vol. 34; 574-587.
- Kobayashi, T. and I. Muto (2013). "A Note on Expectational Stability under Nonzero Trend Inflation", *Macroeconomic Dynamics*, Vol. 17: 681-693.
- Llosa, G. and V. Tuesta (2005). "Learning about Monetary Policy Rules in Small Open Economies", *SSRN Working Papers Series*, march.
- Llosa, G. and V. Tuesta (2008). "Determinacy and Learnability of Monetary Policy Rules in Small Open Economies", *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol.40; 1033-63.
- Milani, F. (2005). "Adaptive Learning and Inflation Persistence". Working Papers 050607, University of California-Irvine, Department of Economics.

- Muto, I. (2011). "Monetary Policy and Learning from the Central Bank's Forecast". *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 35, (1); 52–66.
- Parra-Polanía, J. (2012). "Transparency: can Central Banks Commit to Truthful Communication?", *Borradores de Economía*, Banco de la República, 711.
- Pedersen, M. (2015). "What Affects the Predictions of Private Forecasters? The Role of Central Bank Forecasts in Chile", *International Journal of Forecasting*, Vol. 31; 1043-1055.
- Tissot (2019). "Big data for central banks", in: *The Use of Big Data Analytics and Artificial Intelligence in Central Banking*, Bank for International Settlements, vol. 50.
- Walsh, C. (2010). *Monetary Theory and Policy*, 3rd Edition, MIT press.

ANEXO 1

EQUILIBRIO BAJO EXPECTATIVAS RACIONALES (REE)

Se obtiene con base en la ecuación (7), la dinámica de la inflación. Entonces si ambos agentes tienen expectativas racionales se tiene que: $\pi_{t+1}^{eP} = \pi_{t+1}^{eB} = E_t \pi_{t+1}$. Por tanto, (7) se convierte en:

$$(A1) \quad \pi_t = A + (B + C)E_t \pi_{t+1} + Dr_t^n$$

Adelantando (A1) un período y aplicando $E_t(\cdot)$ se observa que $E_t \pi_{t+1}$ sólo adiciona constantes y r_t^n , por tanto, se puede conjeturar que la inflación es:

$$(A2) \quad \pi_t = a + br_t^n$$

Adelantando (A2) un período y aplicando $E_t(\cdot)$ se calcula $E_t \pi_{t+1}$:

$$(A3) \quad E_t \pi_{t+1} = a + br_t^n$$

Reemplazando (A3) y (A2) en (A1), se tienen las siguientes condiciones para los coeficientes a y b :

$$(A4) \quad \bar{a} = \frac{A}{1 - (B + C)}$$

$$(A5) \quad \bar{b} = \frac{D}{1 - \rho(B + C)}$$

Reemplazando (A4) y (A5) en (A2), se obtiene el REE, ecuación (8b) del documento:

$$(A6) \quad \pi_t = \frac{A}{1 - (B + C)} + \frac{D}{1 - \rho(B + C)} r_t^n$$

ANEXO 2

CONJUNTO DE VALORES DE LOS PÁMETROS BASADOS EN LAS CALIBRACIONES DE BULLARD AND MITRA (2002) Y DE MUTO (2011)

Parámetros	Mínimo	Máximo
σ	1.0	
β	0.9	
κ	0.024	0.3
ρ	0.35	0.8

ANEXO 3

ESTABILIDAD CUANDO EL BANCO CENTRAL TIENE EXPECTATIVAS RACIONALES Y LOS PRIVADOS TIENEN APRENDIZAJE ECONÓMÉRICO

En este caso, la expectativa del BC es (9b):

$$(A7) \quad E_t^B \pi_{t+1} = \bar{a} + \bar{b} \rho r_t^n$$

Mientras que si los privados tienen SAL entonces creen que inflación depende de una constante y de la tasa natural de interés real, la misma forma que el REE (8b), pero desconocen los parámetros \bar{a} y \bar{b} . Por tanto, su PLM viene dada por (10), realizan la regresión (11) y con base en las estimaciones a_{t-1} y b_{t-1} , genera su expectativa de la inflación como en (12):

$$(A8) \quad \hat{E}_t^P \pi_{t+1} = a_{t-1} + b_{t-1} \rho r_t^n$$

Reemplazando (A7) y (A8) en (7) se obtiene la ALM de la inflación:

$$(A9) \quad \pi_t = \bar{A} + \frac{\bar{C}\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \bar{B}a_{t-1} + \left(\bar{D} + \frac{\rho\bar{D}\bar{C}}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} + \bar{B}\rho b_{t-1} \right) r_t^n$$

Para ver cómo se acerca la PLM a la ALM, se construye el mapeo o T-map (coeficientes de las variables del REE en la ALM)³⁷:

$$(A10) \quad T(\phi) = T \begin{pmatrix} a_{t-1} \\ b_{t-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{A} + \frac{\bar{C}\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \bar{B}a_{t-1} \\ \bar{D} + \frac{\rho\bar{D}\bar{C}}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} + \bar{B}\rho b_{t-1} \end{pmatrix}$$

Y su ecuación diferencial ordinaria (ODE) asociada:

$$(A11) \quad T(\phi) - \phi = T \begin{pmatrix} a_{t-1} \\ b_{t-1} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} a_{t-1} \\ b_{t-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{A} + \frac{\bar{C}\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \bar{B}a_{t-1} - a_{t-1} \\ \bar{D} + \frac{\rho\bar{D}\bar{C}}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} + \bar{B}\rho b_{t-1} - b_{t-1} \end{pmatrix}$$

³⁷ Ver Evans and Honkapohja (2001), capítulo 8.

Se obtiene la Matriz Jacobiana de la ODE:

$$(A12) \quad J(\phi) = \begin{bmatrix} \bar{B}-1 & 0 \\ 0 & \bar{B}\rho-1 \end{bmatrix}$$

Y se analiza la convergencia del SAL al REE con la estabilidad de $J(\phi)$: las condiciones de estabilidad de expectativas E-S se obtienen cuando la parte real de sus valores propios sean menores que cero:

$$(A13a) \quad \bar{B}-1 < 0$$

$$(A13b) \quad \bar{B}\rho-1 < 0$$

Si se cumplen estas condiciones de E-S entonces la estimación econométrica de los agentes privados (A8) convergerá al pasar el tiempo a la expectativa racional (9b), es decir, si:

$$(A14a) \quad \phi_t \rightarrow \bar{\phi} \text{ cuando } t \rightarrow \infty$$

$$(A14b) \quad \begin{pmatrix} a_{t-1} \\ b_{t-1} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \bar{a} \\ \bar{b} \end{pmatrix} \text{ cuando } t \rightarrow \infty$$

Por tanto, las condiciones (A13a) y (A13b) generan el siguiente resultado:

Proposición A1. Estabilidad de expectativas bajo aprendizaje estándar de los agentes privados: Considere el sistema dinámico (7), (A7), (A8), y (A9). Se tiene que la solución (8b) es estable en expectativas si se cumple:

$$(A15) \quad \kappa\sigma + \beta < 1$$

sérvase que esta condición no depende del coeficiente asociado a la expectativa del Banco central \bar{C} ni del parámetro de la regla de política ϕ_π , por tanto, cualquier valor de $\phi_\pi > 0$ permite que los agentes privados aprendan con el tiempo el REE. Esto se da así porque al ser racionales las expectativas de los privados, no se necesita un ajuste adicional para compensar el efecto que genera sobre la inflación el efecto de las expectativas del BC, como es explicado en Honkapohja and Mitra (2005, 2006).

ANEXO 4

ESTABILIDAD CUANDO EL BANCO CENTRAL TIENE APRENDIZAJE ECONOMÉTRICO Y LOS PRIVADOS TIENEN EXPECTATIVAS RACIONALES

En este otro caso, la expectativa de los privados viene dada por (9b):

$$(A16) \quad E_t^P \pi_{t+1} = \bar{a} + \bar{b} \rho r_t^n$$

Y si el banco central tiene SAL entonces su PLM viene dada por (10), realiza la regresión (11) y su expectativa de la inflación es como (12):

$$(A17) \quad \hat{E}_t^B \pi_{t+1} = a_{t-1} + b_{t-1} \rho r_t^n$$

Reemplazando (A16) y (A17) en (7) se obtiene ALM de la inflación:

$$(A18) \quad \pi_t = \bar{A} + \frac{\bar{B}\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \bar{C}a_{t-1} + \left(\bar{D} + \frac{\rho\bar{D}\bar{B}}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} + \bar{D}\rho b_{t-1} \right) r_t^n$$

Empleando el T-map de la PLM a la ALM y su ODE asociada (como se realizó en el anexo anterior), se obtienen las siguientes condiciones de E-S para que el aprendizaje del BC converja en el tiempo a la solución de expectativas racionales (REE):

Proposición A2. Estabilidad de expectativas bajo aprendizaje estándar del Banco Central: Considere el sistema dinámico (7), (A16), (A17), y (A18). Se tiene que la solución (8b) es E-stable si se cumple que:

$$(A19) \quad \phi_\pi > -\frac{1}{\kappa\sigma}$$

Debido a que los parámetros κ , σ son positivos, se cumple la condición (A19) siempre que el parámetro de la regla de política sea $\phi_\pi > 0$. Sesto ocurre, el banco aprenderá con el tiempo el REE, porque al ser las expectativas de los privados racionales, no se necesita un ajuste adicional en las expectativas del banco para compensar el efecto que generan las expectativas de los privados sobre π_t , como lo explican Honkapohja and Mitra (2005, 2006).

ANEXO 5

ESTABILIDAD CUANDO EL BANCO CENTRAL TIENE EXPECTATIVAS RACIONALES Y
LOS PRIVADOS APRENDEN DE LOS PRONÓSTICOS DEL BANCO

Si el BC tiene RE su pronóstico de la inflación será (A7). Después de calcularla, éste la anuncia a los privados. Estos a su vez, determinan cómo utilizar tal pronóstico $E_t^B \pi_{t+1}$ para formar su propia expectativa, evaluando el desempeño histórico que ésta ha tenido. Como se presentó en la subsección 3.3, siguiendo a Muto (2011), la PLM de los privados será:

$$(A20) \quad \pi_t = c + dE_{t-1}^B \pi_t$$

Con c y d desconocidos. Entonces los privados realizan la siguiente regresión inicio de t :

$$(A21) \quad \pi_{t-1} = c_{t-1} + d_{t-1} E_{t-2}^B \pi_{t-1} + \hat{\xi}_{t-1}$$

Donde $\hat{\xi}_{t-1}$ son los residuales estimados en tal regresión. Con base en c_{t-1} y d_{t-1} los privados generan su expectativa de la inflación usando el pronóstico anunciado por el BC:

$$(A22) \quad \hat{E}_t^P \pi_{t+1} = c_{t-1} + d_{t-1} E_t^B \pi_{t+1}$$

Reemplazando (A7) y (A22) en (7) se obtiene la ALM de la inflación:

$$(A23) \quad \pi_t = \bar{A} + \bar{B}c_{t-1} + \frac{\bar{A}(\bar{C} + \bar{B}d_{t-1})}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} + \left(\bar{D} + \frac{\rho\bar{D}(\bar{C} + \bar{B}d_{t-1})}{1 - \rho(\bar{B} + \bar{C})} \right) r_t^n$$

Debido a que la PLM de los privados no es de la forma MSV, se deben derivar los T-maps de las condiciones de ortogonalidad relevantes, como lo expone Branch (2004). Con base en (10) y (23) la ALM “proyectada” de los entes se puede expresar como³⁸:

$$(A24) \quad \pi_t = T_c + T_d (\bar{a} + \bar{b} \rho r_{t-1}^n)$$

Por tanto, las condiciones de ortogonalidad en este caso son:

$$(A25a) \quad E \left[1^* \left(\pi_t - T_c - T_d (\bar{a} + \bar{b} \rho r_{t-1}^n) \right) \right] = 0$$

³⁸ Ver el procedimiento que emplea Muto (2011), sección 3.3.

$$(A25b) \quad E \left[\left(\bar{a} + \bar{b} \rho r_{t-1}^n \right) \left(\pi_t - T_c - T_d \left(\bar{a} + \bar{b} \rho r_{t-1}^n \right) \right) \right] = 0$$

Reemplazando (A23) en (A25a) y (A25b), se obtienen:

$$(A26) \quad T_c(c_{t-1}) = \bar{A} + \bar{B}c_{t-1} + \frac{\bar{A}}{1 - (\bar{B} + \bar{C})} \left[\bar{C} + \bar{B}d_{t-1} - \rho \bar{B}(d_{t-1} - 1) + 1 \right]$$

$$(A27) \quad T_d(d_{t-1}) = \rho \bar{B}(d_{t-1} - 1) + 1$$

El equilibrio se puede derivar como los puntos fijos de los T-maps, ver Evans and Honkapohja (2001). Usando (A24), (A26) y (A27), se encuentra que los coeficientes son $\bar{c} = 0$ y $\bar{d} = 1$ obteniéndose el mismo REE de (8b) con la ALM proyectada (A24). Así, los agentes privados igualan su pronóstico al del BC en el equilibrio, aún si ellos no siguen perfectamente ese pronóstico durante la transición, es decir en el equilibrio se cumple que: $\hat{E}_t^P \pi_{t+1} = E_t^B \pi_{t+1}$. Las condiciones de estabilidad de expectativas se obtienen con los T-map (A26) y (A27) y sus ODE asociadas, siguiendo el proceso del anexo 3, obteniéndose el siguiente resultado:

Proposición A3. Estabilidad de expectativas cuando los privados aprenden de los pronósticos de expectativas racionales del Banco Central: *Considere el sistema dinámico (7), (A7), (A24), (A26), y (A27). Se tiene que la solución (8b) es E-stable si se cumple que:*

$$(A28) \quad \kappa\sigma + \beta < 1$$

Por tanto, se encuentra la misma condición que en el caso del anexo 3, donde el banco central tenía RE, al igual que en este caso, pero los privados no aprendían de los pronósticos del BC, sino que ellos tenían aprendizaje econométrico. La razón por la cual se llega a la misma condición es que en ambos modelos el banco central tiene expectativas racionales y el error de pronóstico que está cometiendo, en el modelo de este anexo se lo transmite directamente a los agentes privados por medio de su anuncio, mientras que en el modelo del anexo 3 se lo está transmitiendo indirectamente a través de la ALM.

The impact on the skill premium of the task content of jobs: Evidence from online job ads for Chile 2009 – 2018*

El impacto del contenido de tareas de los empleos en la prima salarial de trabajadores calificados: Evidencia usando avisos de empleo online en Chile 2009 – 2018

JORGE CAMPOS-GONZÁLEZ**

Abstract

We evaluate the influence on the skill premium of the task content of jobs by exploiting the text data from online job ads covering 2009-2018 (over 189,000 ads) published by one of the leading Chilean online job portals (www.trabajando.com). Our analysis tests the expected complementarity between skilled labour, non-routine cognitive (analytical and interactive), and routine cognitive tasks. Our results show weak evidence of the influence on the skill premium of our task-related measures. Nevertheless, some implications arise from this apparent decrease in the importance of the tasks skilled workers typically perform, such as inefficient educational investment or unwanted changes in the occupational ladder.

Key words: Task content, Skill premium, Cognitive tasks, Routinisation, Technological change, Skilled labour.

JEL Classification: *I26, J23, J24, J31, O15, O33.*

* The author acknowledges the financial support from the National Agency for Research and Development (ANID) / Scholarship Program / DOCTORADO BECAS CHILE/2017 – 72180253. Also, the author expresses his gratitude to Trabajando.com for granting access to online job posting databases. This paper has greatly benefited from comments by the Editor of *Estudios de Economía* and two anonymous reviewers to whom the author is very grateful. The usual disclaimer applies.

** School of Agriculture, Policy and Development, University of Reading, Earley Gate, Whiteknights Road, Reading, RG6 6EU, United Kingdom. Millenium Nucleus for the Integrated Development of Territories, CEDIT, Santiago, Chile. Email: jorge.camposgonzalez@reading.ac.uk

Resumen

Este estudio evalúa la influencia del contenido de las tareas de las ocupaciones laborales en la prima salarial de trabajadores calificados mediante la explotación del texto de avisos de empleo online (más de 189.000 anuncios) publicados entre 2009-2018 por uno de los principales portales de empleo en línea de Chile (www.trabajando.com). Este análisis examina la sugerida complementariedad entre la mano de obra calificada y mediciones representando las tareas cognitivas (rutinarias y no rutinarias) de los empleos. Los resultados muestran una débil evidencia sobre la esperada influencia de nuestras medidas relacionadas con el contenido de tareas sobre la prima salarial de los trabajadores calificados. Sin embargo, a partir de esta aparente disminución de la importancia de las tareas que suelen realizar los trabajadores cualificados se derivan algunas implicancias tales como la ineficiencia de la inversión educativa o los cambios no deseados en la escala ocupacional.

Palabras clave: *Contenido de tareas, Prima salarial, Tareas cognitivas, Rutinización, Cambio tecnológico, Mano de obra calificada.*

Clasificación JEL: *I26, J23, J24, J31, O15, O33.*

1. INTRODUCCIÓN

The impact of technological change on labour markets has been widely debated, focusing on how technology influences employment patterns and wage inequality (Autor, 2015; Autor et al., 1998). A fundamental framework used to analyse these dynamics is the Autor, Levy, and Murnane (2003) model, also known as the ALM model and task-based approach, which posits that technology complements non-routine cognitive tasks but substitutes for routine tasks, thereby reshaping the demand for different skill levels (Autor et al., 2003). While numerous studies have explored these dynamics in developed countries (Goos et al., 2014; Goos & Manning, 2007; Sebastian, 2018; Spitz-Oener, 2006), evidence from economies recently classified in this status¹, such as Chile, remains limited, particularly in the context of rapidly evolving digital technologies. Thus, computer-based technologies such as Information and Communications Technologies (ICT) and automation, among others, have fur-

¹ The World Bank classifies countries into four income groups—low, lower-middle, upper-middle, and high-income countries— using thresholds based on Gross National Income (GNI) per capita in current USD Income. In 2012 Chile was assigned to the high-income category since its GNI per capita was higher than USD\$12,615 (World Bank, 2020).

ther fuelled this debate since it has been suggested that much of the technological change in production is driven by these advancements (Acemoglu & Autor, 2011; Almeida et al., 2020).

This study seeks to address this gap by examining how changes in the task content of jobs influence the skill premium—the wage gap between skilled and unskilled workers²—in Chile from 2009 to 2018. Our analysis tests the ALM framework in the context of the Chilean labour market, using changes in task content as proxies for shifts in technology’s impact. While we do not directly identify technology-specific shocks, the observed co-movements between task measures and the skill premium suggest that the patterns align with the expected outcomes of skill-biased technological change.

The study leverages data from online job advertisements, providing a unique opportunity to capture detailed information on job requirements. We chiefly analyse the open text data (the job title, job description, and job requirements), wages, and educational data by applying analytical processing and classification techniques. Thus, we build a monthly time series for the skill premium and task-related metrics. We use a Vector Autoregressive (VAR) framework to assess the relationship between the skill premium and the task content of jobs derived from the ALM model, explicitly focusing on non-routine analytical, non-routine interactive, and routine cognitive tasks. Our focus relies on the increase in demand for skilled labour due to computer-based and related advancements since it has been suggested that this complementarity between highly qualified workers and technology is one of the main determinants that exacerbate the skill premium (Acemoglu & Autor, 2011; Goldin & Katz, 2008).

Our main contribution is twofold. First, we comprehensively analyse how task-based shifts influence the skill premium in an economy transitioning from a developing to a developed country using high-frequency job ads data. Second, we challenge the conventional ALM model by showing that the expected complementarity between non-routine cognitive tasks and skilled labour may not hold in the Chilean context. Our findings suggest that contrary to predictions, routine cognitive tasks might play a more significant role than previously thought, potentially indicating a de-skilling trend in the Chilean labour market, as suggested by researchers (Almeida et al., 2020; Zapata-Román, 2021). This de-skilling process also aligns with the skill premium decline in recent decades (Campos-González & Balcombe, 2024; Parro & Reyes, 2017).

The results have policy implications, highlighting the need to reassess the role of education and skill development in responding to technological change.

² According to the conventional distinction based on workers’ educational attainment, skilled and unskilled individuals are those workers with tertiary education and secondary or less schooling, respectively. An additional distinction refers to middle-skilled workers as those with only secondary schooling.

Given the ongoing expansion of tertiary education in Chile as a response to the demand for skilled labour fuelled by technological change, trade and other factors (Gallego, 2012; Murakami, 2014), understanding these dynamics is crucial for aligning educational outcomes with evolving labour market demands.

The paper will proceed by first outlining the ALM model and past evidence in Section 2. Section 3 will discuss the data before outlining our methodologies, i.e., the construction of variables and empirical strategies that we employ, in Section 4. Section 5 gives and discusses the results, and Section 6 concludes.

2. CONCEPTUAL FRAMEWORK & PAST EVIDENCE

The ALM model enables us to evaluate the differentiated impact of technological advancements on different kinds of labour by positing that technology is biased towards routine or codifiable work tasks. These interactions are examined following a two-fold classification (routine/non-routine and cognitive/manual) which in turn generates five categories: 1) routine cognitive, which involves activities regarding the processing of information defined by explicit rules which can easily be programmable; 2) non-routine analytic and 3) non-routine interactive, both under the cognitive category, capture labour tasks involving reasoning skills and interactive abilities (e.g., communication and managerial skills), respectively; 4) routine manual and 5) non-routine manual refers to repetitive and non-repetitive physical work activities. This distinction tries to separate tasks that can be potentially programmable based on their degree of routineness. Thus, the ALM model assumes that routine tasks can be expressed as programmable rules or as codifiable; in that case, they could be executed by computer-related technologies. For the sake of clarity, Table 1 shows how we can allocate work activities to the five task categories discussed above following past studies (Atalay et al., 2018; Autor et al., 2003; Dengler et al., 2014; Mihaylov & Tijdens, 2019; Spitz-Oener, 2006).

TABLE 1
EXAMPLES OF THE ASSIGNMENT OF WORK ACTIVITIES TO TASK CATEGORIES

Classification and definition	Job Tasks examples
Non-routine cognitive analytic: non-repetitive work activities involving reasoning, critical thinking and problem-solving	Researching, analysing, evaluating and planning, making plans/constructions, designing, sketching, working out rules/prescriptions, using and interpreting rules, examining patients, and using advanced software, among others
Non-routine cognitive interactive: non-repetitive work activities involving creativity and complex communication	Negotiating, lobbying, coordinating, organising, teaching or training, selling, buying, entertaining or presenting, employing or managing personnel, pleading in courts of law, and interviewing, among others
Routine cognitive: repetitive work activities regarding the processing of information	Calculating, book-keeping, correcting texts/data, and measuring length/weight/temperature, operating systems and networks, operating laboratory and office computer equipment, inspection and quality control, among others
Routine manual: repetitive and physical work activities. (ICT and machines can automate them)	Operating, controlling or monitoring stationary machines and equipping machines; making standardised products; assembling prefabricated parts or components; sorting and storing produce, among others
Non-routine manual	Repairing or renovating houses, apartments, machines, vehicles, restoring art and monuments, serving, or accommodating, operating non-stationary and mobile equipment, driving and, guarding and protecting, among others

Source: Adapted from past studies (Atalay et al., 2018; Autor et al., 2003; Dengler et al., 2014; Mihaylov & Tijdens, 2019; Spitz-Oener, 2006).

Table 1's first column presents the task category and a general definition. In the second column, we see the most representative work activities featuring each kind of task. This allocation allows us to classify tasks according to the ALM model categories. Under the assumptions discussed above, the ALM model predicts the differentiated impact of computer-based technologies on different kinds of labour. We can describe three main potential interactions of this impact. First, technologies can become substitutes for workers doing jobs with an intensive demand for routine tasks, both cognitive and manual, such as middle-skilled labour (see footnote 2), who usually perform jobs rich in these tasks (e.g., clerical workers, assemblers). Secondly, technologies can complement non-routine cognitive activities, both analytical and interactive. These cognitive tasks mainly feature in skilled occupations (e.g., professionals, managers, associate professionals or technicians) requiring workers with specific knowledge or abilities provided by tertiary education (Autor, 2015). Thirdly, in the case of non-routine manual tasks, technologies might have a limited role as substitutes or complements for labour. We typically observe less skilled or unskilled occupations involving non-routine manual tasks (e.g., food preparation and serving, cleaning, and security services). Thus, the impact of technology will depend on the composition of the tasks of labour occupations. Implications include the possibility that computer-based technologies might harm labour outputs (e.g., demand and wages) of jobs with an intensive demand for routine tasks. On the other hand, skilled labour jobs abundant in non-routine analytical and interactive tasks might benefit from higher demand and productivity, resulting in skill premium improvements.

Some have empirically tested the differentiated technological impact predicted by the ALM model. There is evidence of the complementarity between skilled workers and jobs with an intensive demand for non-routine cognitive tasks, both analytical and interactive (Autor et al., 2003; Goos et al., 2014; Goos & Manning, 2007; Sebastian, 2018; Spitz-Oener, 2006). However, studies employing the ALM model in Chile are recent, and the evidence contradicts its main predictions. For example, Almeida et al. (2020) analysed the impact of complex software as proxies for computer-based technologies in Chilean firms between 2007 and 2013, finding that these technologies encouraged routine and manual tasks. Simultaneously, the software replaced analytical tasks, displacing skilled labour to less-skilled positions. The results of Almeida et al. (2020) are in line with recent studies showing a broader class of jobs at risk due to the potential displacement role of frontier technologies (Arntz et al., 2016; Frey & Osborne, 2017), such as robotics and artificial intelligence which can automate non-routine analytical or interactive tasks (Autor, 2015). Another study based in Chile suggests that the routine content of jobs plays an important role in earnings (Zapata-Román, 2021). Based on four waves of Chilean

household data from 1992 to 2017, Zapata-Román (2021) shows how the technological change in production, which is assumed abundant in computer-based technologies, would encourage jobs abundant in routine tasks: this contradicts ALM model predictions. Given these findings for Chile, an open question is whether the expected complementarity between skilled workers and jobs with an intensive demand for non-routine cognitive tasks can also be extended to routine cognitive tasks.

3. ONLINE JOB ADS DATA

Our data cover all full-time job ads posted on the Chilean online job portal www.trabajando.com between January 1, 2009, and December 31, 2018. After some cleaning³, our sample consists of 189,986 unique job ads. In this study, we analyse the job ads grouped by month, i.e., 120 data points. The average of job ads by month is 1,583 (standard deviation of 433), and the minimum and maximum frequencies are 657 and 2,670, respectively. For our purposes, the key advantages of this data are the detailed requirements stipulated by firms. For instance, formal qualifications (to identify job postings demanding skilled workers), offered wages (to build the skill premium), and work activities to be performed (to build our task content measures), among others.

Considered the principal internet labour market intermediary in Chile over the 2000s (Ramos et al., 2013), researchers have used data from www.trabajando.com to examine the impact on wages of job skills, job search behaviour, among other aspects of labour markets (Banfi et al., 2019, 2022; Banfi & Villena-Roldán, 2019; Campos-González, 2024; Ramos et al., 2013). Regarding the offered wages, we note that this information is required for all firms posting a job ad, although they can choose whether it is published in the job ad. Despite this feature, Banfi & Villena-Roldán (2019) show that these hidden wages are reliable measures of salaries that firms expect to pay. Table 2 shows some descriptive statistics and features of our job ads sample. These statistics are similar to Banfi & Villena-Roldán (2019), who used the same data source but in different periods (January 2008- June 2014).

³ We exclude job ads using some criteria as past studies (Banfi & Villena-Roldán, 2019): (i) monthly wages below CLP (Chilean Pesos) 150,000 (minimum wage at the start of the period) or above CLP 5,000,000 (unfeasible), (ii) work experience above 30 years (less probable).

TABLE 2
SUMMARY OF FEATURES FOR TRABAJANDO.COM 2009-2018 JOB ADS

Required years of experience (%)	
0	16%
1	30%
2 to 3	39%
4 to 20	15%
Average years of experience (SD)	2.09 (1.89)
Required education level (%)	
Primary/secondary/technical secondary	36%
Technical tertiary	29%
College (tertiary)/graduate	34%
Other	1%
Sectors (%)	
Manufacturing	17%
Electricity/gas/water	2%
Commerce	19%
Transportation	5%
Communication	9%
Financial/business/personal service	27%
Other	21%
Offered wage (%)	
CLP <= 300,000	22%
CLP 300,001-600,000	39%
CLP 600,001-1,000,000	23%
CLP >1,000,000	16%
Average CLP offered wage (SD)	690,839 (542,024)
Observations	189,986

Note: CLP stand for Chilean Pesos

4. METHODOLOGIES

4.1. Construction of Variables

4.1.1. The Skill Premium

Our definition of the skill premium is based on the educational requirements specified in job advertisements and follows standard strategies used in this literature (Autor et al., 2008; Card & Lemieux, 2001; Ciccone & Peri, 2005). For Chile, see e.g., Gallego (2012), Murakami (2014) and Campos-González & Balcombe (2024), among others. Specifically, we define skilled labour as job ads requiring college or tertiary graduates and unskilled labour as job ads specifying high school education or less. Thus, our skill premium captures the difference between the offered wages for jobs categorised as skilled versus unskilled. This distinction is crucial, as our approach reflects the aggregate wage differential between groups of job postings, representing broader labour market trends rather than individual-level wage returns. To estimate the skill premium, we regress the monthly offered wage on typical wage determinants available in the data following a Mincer regression strategy using all the job ads for a given month. Then, we estimate the skill premium month by month using the differences in predicted wages between skilled and unskilled workers. We focus on job ads offering full-time positions, and we use weighted averages from education construction by experience subgroups to adjust for compositional changes. The skill premium estimation consists of the following three steps:

Step 1. Construction of education by experience sub-groups to adjust for compositional labour changes (e.g., different skill levels) within each subgroup using the educational level and experience specified in the job ads. We define four educational categories as our measure of schooling for different workers' school attainments: college graduates, some college and high school graduates and less educated (primary and high school dropouts). There are three experience subgroups: 0-2, 3-5 and 6-30 years. Combining the education and experience categories, we construct 12 education-by-experience subgroups. We use the total hours worked monthly for each sub-group as weights, assuming that full-time positions correspond to 193.5 working hours per month (45 hours per week * 4.3 weeks per month).

Step 2. Estimating the predicted wages for skilled and unskilled workers regressing a Mincer-type equation. We regress the wages for each monthly sample of job ads estimating the following standard wage equation⁴:

⁴ This methodology allows controlling of the labour supply by other demographic characteristics which are not related to the education premium.

$$(1) \quad \log(W_{i,t}) = \text{cons} + \text{educ_cat}'_{i,t} \alpha_j + \beta_1 \text{exp}_{i,t} + \beta_2 \text{exp}_{i,t}^2 + X'_{i,t} \delta$$

where $W_{i,t}$ is the monthly offered (log) wage for a job ad i in month t , expressed in December 2018 Chilean pesos (CLP) using the Unidad de Fomento as a deflator⁵. educ_cat are j educational categories defined in Step 1 with “less educated” as the base category. exp is the required work experience. X is a vector containing additional determinants, such as the economic sector of the firm posting the job ad (eight industries such as agriculture, mining, and construction, among others, with manufacturing as the base category) and the firm size (big, medium, small, with micro as the base category). We use these regression results to compute the predicted wages for skilled and unskilled workers, as detailed in Step 3.

Step 3. Estimating the predicted average wage for skilled and unskilled groups and computation of the skill premium. We estimate the predicted log wages using regression results from Step 2 evaluated at the correspondent experience level (1, 4, or 10 years based on experience categories) and at base categories included in the vector X . We compute the predicted log wage difference between college and high-school graduates as our proxy for the skill premium. We use the sum of monthly hours worked for each of the education x experience sub-groups built-in Step 1 as weights. The wage differential is our monthly measure of the skill premium, which captures how firms value skilled versus unskilled labour at an aggregate level in the Chilean labour market.

4.1.2. Estimation Of Task Content Measures

Our strategy of building task content indicators from job ad data relies on the quantification and classification of tasks proposed by the ALM model. Our measures show the prevalence of each category of tasks across job postings demanding skilled labour by allocating job postings to standard occupations. These standard occupations give detailed work activity descriptions, which we can classify according to the ALM model’s task categories. However, job ads do not follow standard national or international labour classifications. Besides, the task descriptions are specific to the offered jobs, resulting in a lack of information about additional general tasks. To tackle this difficulty, we developed a strategy consisting of three steps. It starts with the manual classification of work activities that feature each occupational group into the categories proposed by the ALM model, using national and international classifications of occupations as statistical tools and dictionaries from the literature. The second step categorises each job ad according to its standard occupational groups.

⁵ The Unidad de Fomento (UF) is a Chilean unit of account. The exchange rate between the UF and the Chilean peso is constantly adjusted for inflation.

However, the data does not contain references to standardised classes of occupations, therefore we infer that information using the text data from the job ads by applying a classifier algorithm. The third step corresponds to constructing measures representing the task content of occupations by mapping the task analysis of occupations in step one and the classification of job ads from step two. We detail these steps as follows.

4.1.2.1 Step One: Examining The Task Content Of Standard Occupational Groups.

To evaluate the task content of standard occupational groups, we rely on the task descriptions for occupations documented in the Chilean Classification of Occupations, CIUO08-CL (INE, 2018). In turn, CIUO08-CL relies on the current International Standard Classification of Occupations, ISCO-08 (ILO, 2012). To ensure reliability, CIUO08-CL is prepared and published by the government agency in charge of national statistics for the labour sector (in Spanish, Instituto Nacional de Estadísticas, INE) (INE, 2018). Like ISCO-08, the CIUO08-CL structure is hierarchical. From the top down, ten major groups are composed of 44 sub-major groups, containing 129 minor groups. The 129 minor groups contain 444 unit groups, which the most exhaustive level of the classification. Regarding coding, 1-digit, 2-digit, 3-digit, and 4-digit codes represent the major, sub-major, minor and unit groups, respectively. To illustrate the CIUO08-CL structure, Table 3 presents an example of the hierarchy and task descriptions.

TABLE 3
EXAMPLE OF THE CHILEAN CLASSIFICATION OF OCCUPATIONS (CIU008-CL)
STRUCTURE

Groups	Codes	Occupational groups	Examples of tasks
Major Group	2	Professionals	Conducting research and analysis, developing concepts, among others
Sub-major Group	25	ICT professionals	Conducting research, planning, designing and providing among others.
Minor Group	251	Software and Applications Developers and Analysts	Evaluating, planning, and designing hardware or software for specific applications, among others
	2511	System Analysts	Consulting with users to formulate document requirements, among others
Unit groups	2512	Software Developers	Researching, designing, and developing software systems, among others
	2513	Web and Multimedia Developers	Analysing, designing, and developing Internet sites and digital animations, among others

Source: Own from (ILO, 2012; INE, 2018)

Since the analysis of task content for 4-digit and 1-digit groups can result in excessively narrow or broad descriptions of occupational duties, respectively, we analyse the task content according to the aggregation of 2-digit level groups. We exclude groups representing Armed Forces occupations and others without details about tasks or not classified. Then, our sample compounds 41 2-dig occupational groups which report 845 work activities (803 unique). We assign these work activities manually to the five ALM model categories: routine cognitive (*NR*), non-routine analytic (*NRA*), non-routine interactive (*NRI*), routine manual (*RM*) and non-routine manual (*NRM*). We support this task's classification process using translated work-task dictionaries (English to Spanish) from the literature (see Table 1). Once we have done the classification, we compute the task shares index following past studies (Autor et al., 2003; Autor & Dorn, 2013; de Vries et al., 2020; Goos et al., 2014; Mihaylov & Tijdens,

2019). Our task shares index computation aims to show the relative importance of each ALM's task category for each of the 41 occupational groups by computing the proportion of work activities for a given task category over the total of work activities as follows:

$$(2) \quad TS_{j,k} = \frac{\text{number of work activities in task category } j \text{ in occupation } k}{\text{total number of work activities in occupation } k}$$

where TS is the Task Share with j referring to each of the five ALM model categories, $j = \{NRA, NRI, RC, RM, NRM\}$, as defined above and, the term k represents each of the 41 2-digit occupations. As a result, we obtain five TS measures: TS_{NRA} , TS_{NRI} , TS_{RC} , TS_{RM} and TS_{NRM} , which sum one and characterize each k occupation. These TS metrics measure the variation in intensity across the occupations. To illustrate, occupations with higher values for TS_{NRA} correspond to occupations with an intense demand for NRA tasks.

4.1.2.2 Step Two: Classification Of Job Ads Into The 41 2-Digit Occupations

This step aims to classify our job ad sample according to the 41 2-digit occupations described by CIUO08-CL. This stage consists of two sub-steps. First, we pre-process the text data (e.g., cleaning, normalisation) and construct the document-term representation, DTM, based on our job ads corpus. Secondly, we “train” and evaluate our classifier algorithm, Support Vector Machines, SVM (Cortes & Vapnik, 1995), using a training dataset. SVM, when used as a classifier algorithm, has shown reasonable accuracy in text classification using job ads. See, e.g., Guerrero & Cabezas (2019) and Boselli et al. (2018) for a Chilean and Italian application, respectively.

In our analysis, we applied SVM to classify labour data into occupational categories similar to past studies (Guerrero & Cabezas, 2019; Javed et al., 2014, 2015; Lovaglio et al., 2018; Nahoomi, 2018). Once we consider a proper SVM performance, we apply our SVM algorithm to the unlabelled observations. We evaluate the SVM prediction following the metrics *precision* and *recall* and *f1-score* (see Appendix 2.2.3 for details on how we construct these metrics). Thus, we classify our whole data set of job ads according to the Chilean standard classification system of occupations CIUO08-CL. The techniques described are implemented using R packages like Quanteda (Benoit et al., 2018) and the Python library Scikit-learn (Pedregosa et al., 2011), among others. Appendix 2 contains a detailed description of these procedures, i.e., pre-processing and DTM representation (Appendix 2.1), the SVM theoretical overview and details of the involved algorithms and their application (Appendix 2.2.1), the training dataset construction (Appendix 2.2.2), SVM evaluation and prediction (Appendix 2.2.3).

4.1.2.3 Step Three: Construction Of Task Content Time Series Variables From Results In Step One (Section 4.1.2.1) And Step Two (Section 4.1.2.2)

This section describes the construction of a time series representing our task-related measures on a monthly basis. Similar strategies followed past studies using Chilean data from household surveys (Perez-Silva & Campos-Gonzalez, 2021). Since we are interested in the impact on the skill premium, we compute measures using only job postings requiring skilled labour, JPS , by examining the educational level required by firms (see section 3). We name our task-related measures as TM , and we compute them for all j ALM model categories (see section 4.1.2.1) over all months, t , according to our data sample, $t = \{1, 2, \dots, 120\}$ (see section 3). Thus, our $TM_{j,t}$ measures stand for the share of job postings devoted to j task category relative to all job postings in t considering only JPS . For instance, the $TM_{NRA,t}$ stand for the proportion of job postings devoted to the non-routine analytical task category, NRA , relative to summing all JPS in each t .

Three sub-steps compound this stage. First, using the output from Step Two above, i.e., our labelled job ads dataset with the 2-digit occupations (see section 4.1.2.2), we obtain skilled job posting frequencies for each k occupation in each t month, i.e., $JPS_{k,t}$ where $k = \{1, 2, 3 \dots 41\}$. Secondly, we distribute each $JPS_{k,t}$ into the five j task categories using the computed $TS_{j,k}$ metrics (see section 4.1.2.1) as weights. Notably, $TS_{j,k}$ does not depend on time since we assume that the task content of occupations is constant over time, as in past studies (Reijnders & de Vries, 2018). Thirdly, we compute the numerator of our $TM_{j,t}$ by summing the weighted quantities, i.e., the product $JPS_{k,t} * TS_{j,k}$, for a given j task category over all the k occupations and the denominator by summing all JPS over all the k in t . We represent our $TM_{j,t}$ measure as follows:

$$(3) \quad TM_{j,t} = \frac{\sum_k (JPS_{k,t} * TS_{j,k})}{\sum_k JPS_t}$$

where TM is the task measure, as explained earlier. Therefore, we obtain our five TM measures standing for each of the ALM model categories: $TM_{NRA,t}$, $TM_{NRI,t}$, $TM_{RC,t}$, $TM_{RM,t}$ and $TM_{NRM,t}$. These metrics measure the prevalence of a given task category over t periods based on the task content of occupations. The use of TS as weights allows us to consider the variation in intensity for a given task category across the occupations. Since this research focuses on how cognitive tasks drive the relative demand for skilled labour, we evaluate the influence on the skill premium of TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} .

A consideration in constructing our task content measures is the potential endogeneity arising from changes in educational requirements within the same

occupation over time. Such changes may reflect shifts in the skill intensity of tasks or evolving employer expectations, leading to variations in the demand for higher education within similar job titles. For instance, an occupation like ‘software developer’ might require a higher degree over time as the complexity of tasks increases. While this phenomenon can introduce some degree of movement along the intensive margin of skill demand (Gu & Zhong, 2023; Harrigan & Reshef, 2015), our classification of skilled and unskilled labour is based on standard definitions in the literature (see e.g., Autor et al., 2008; Ciccone & Peri, 2005). Thus, our task content measures are primarily designed to capture broader shifts in skill demand rather than short-term fluctuations in educational requirements. Future research could address this issue by focusing on within-occupation variations to better understand the role of the intensive margin in driving changes in the skill premium.

4.2. Empirical Modelling And VAR Estimation

Following the notation developed in the last section, we examine the influence of non-routine cognitive, non-routine interactive and routine cognitive tasks as follows:

$$(4) \quad \omega_t = \beta_0 + \beta_1 TM_{NRA,t} + \beta_2 TM_{NRI,t} + \beta_3 TM_{RC,t} + \varepsilon_t,$$

where ω_t is the skill premium at t (month); TM_{NRA} , TM_{NRI} and, TM_{RC} are measures of task content related to non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive tasks, respectively. ε_t is a residual term.

To test our empirical models from Eq. (4), we model our time series data interactions using the VAR framework (Sims, 1980). This modelling relies on an autoregressive model applied to a series vector, allowing us to treat each variable symmetrically (Enders, 2015). Thus, every variable is specified as endogenous and, in essence, dependent on all other lagged variables. Employing standard forms of inference within the VAR specification depends on the assumption of the stationarity of the variables, where, among other things, it is assumed that “unit roots” are not present. Testing for unit roots is required since estimation and inference in VARs become non-standard in the presence of unit roots in the data. For stationarity, we apply the Augmented Dickey-Fuller (ADF) and the Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin (KPSS) (Kwiatkowski et al., 1992). We include deterministic terms such as constant and linear trends. Also, we can add a quadratic trend, an available strategy in ADF but not in our KPSS due to software limitations⁶. We also examine seasonality by including seasonal dummies.

⁶ We also found this KPSS limitation in other common statistical software like EViews, Stata, and R packages like tseries.

Also, we perform lag order testing to estimate the optimal lag order for our VAR specification. The typical approach is estimating VAR models with different lag orders beginning with higher-order lags. The selected lag order relies on inspecting minimum values of statistical information criteria, such as the Schwarz Bayesian criterion (BIC) and Hannan-Quinn criterion (HQC), that penalise overfitted models. We also examine how seasonal dummies might affect the BIC and HQC by improving the information criteria values designed to select the optimal VAR considering seasonality⁷. Since we analyse monthly data, like other labour outputs, our variables are natural candidates for seasonality. In this sense, this data evolves in 12-month rounds; then, there is a potential serial correlation at the 12th lag. Therefore, we test and control for seasonality alongside our estimation strategy testing and including relevant seasonal dummies.

4.2.1. VAR Specification And Estimation

To illustrate our VAR specification, let us suppose we are interested in capturing interactions between two economic variables, $x_{1,t}$ and $x_{2,t}$. According to Patterson (2000), in the VAR representation of this bivariate problem, $x_{1,t}$ is related to both its own lagged values and those of $x_{2,t}$, and equivalently $x_{2,t}$ is linked to its own lagged values and those of $x_{1,t}$. Thus, two dimensions feature in a VAR model: the lag order in the autoregression, p , and the number of variables, k . In a two variables application, $k = 2$, a first-order VAR, $p = 1$, is

$$(5) \quad \begin{pmatrix} x_{1,t} \\ x_{2,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \pi_{1,1} & \pi_{1,2} \\ \pi_{2,1} & \pi_{2,2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{1,t-1} \\ x_{2,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \end{pmatrix}$$

where μ are deterministic terms (e.g., a constant, a deterministic trend or both), ε_t are error terms, and t is time. A multivariate VAR generalization with order p and n variables is (Enders, 2015)

$$(6) \quad X_t = \mu_t + A_1 X_{t-1} + A_2 X_{t-2} + \dots + A_p X_{t-p} + \varepsilon_t$$

where X_t is an $(n \times 1)$ vector containing the n variables involved in the VAR, μ_t is an $(n \times 1)$ constant vector or deterministic function of time, A_i are the $(n \times n)$ matrices of coefficients and ε_t is a $(n \times 1)$ vector of i.i.d. multivariate normal error terms. To generalise the model in Eq. (6), we may add exogenous variables as explanatory variables, and the constant term μ_t might instead represent a polynomial in time.

⁷ The addition of seasonal dummy variables prevents the optimal lag being equal to the seasonal period (e.g., 12 for monthly data) at the lag selection stage, since the high additive seasonality might otherwise induce a high autocorrelation at the 12th lag.

Our empirical specification from Eq. (4), modelled under the VAR framework, assumes that our VARs are first-order. However, additional lags will be included in the lag selection phase and possibly in the optimal model selection. Thus, our VAR model with a (4×1) vector of endogenous variables and, assuming a $p = 1$, is:

$$(7) \quad \begin{bmatrix} \omega_t \\ TM_{NRA,t} \\ TM_{NRI,t} \\ TM_{RC,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{1,t} \\ \vdots \\ \mu_{4,t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_{1,1} & \cdots & \beta_{1,4} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{4,1} & \cdots & \beta_{4,4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_{t-1} \\ TM_{NRA,t-1} \\ TM_{NRI,t-1} \\ TM_{RC,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{s-1} \rho_{1,i} D_{1,i,t} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{s-1} \rho_{4,i} D_{4,i,t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \vdots \\ \varepsilon_{4,t} \end{bmatrix}$$

where ω , TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} are as in Eq. (4). μ is the deterministic trend component. $\beta_{i,j}$ stands for the elements of the matrix of coefficients of lagged variables, and $\sum_{i=1}^{s-1} \rho_i D_{i,t}$ stands for our $s - 1$ seasonal dummies D^8 (11 for our 12-month data periodicity).

The econometric estimation of Eq. (7) can be estimated using OLS on each equation. This technique is possible because all regressions have identical right-hand side variables, and the error terms are assumed serially uncorrelated with constant variance (Enders, 2015). We focus on parameter estimation from the equation with the skill premium, ω , as the target variable. We specified the deterministic component μ as a linear time trend (constant, μ_0 , and trend, μt) since ω shows a trend, as noted by past studies (Gallego, 2012; Murakami, 2014), and potentially, this trend might imply non-stationarity. By adding this trend component, we can detrend the series to obtain a stationary process (Wooldridge, 2009). Also, we apply logarithms to all variables. Thus, our equation of interest for the task content analysis is

$$(8) \quad \ln \omega_t = \mu_0 + \mu t + [\beta_{1,1} \cdots \beta_{1,4}] \begin{bmatrix} \ln \omega_{t-1} \\ \ln TM_{NRA,t-1} \\ \ln TM_{NRI,t-1} \\ \ln TM_{RC,t-1} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^s \rho_{1,k} D_{1,k,t} + \varepsilon_{1,t}$$

⁸ Since our data cover the January 2009 - December 2018 period, D_1 shows we are in the first month, i.e., it takes on the value one in January and zero otherwise. D_2 applies to February and so on.

where μ_0 , μt , $\beta_{i,j}$, and $\rho_{,lk}$ are our parameters of interest to be examined and interpreted.

The VAR estimation parameters in our last stage allow us to perform Granger causality testing (Granger, 1969). We evaluate the Granger causality statistics for an equation where the skill premium is the dependent variable from the VAR specification of our empirical modelling. For example, for the model represented in Eq. (7), we state null hypotheses such as ‘lags of TM_{NRA} do not Granger-cause the skill premium, ω ’, and then they can be rejected or not based on F statistics (F statistic compared to F -value and resulting p -value). Thus, in our example we assume the Granger-causality of TM_{NRA} towards the skill premium whether the coefficients estimated on the lagged TM_{NRA} in Eq. (8) are statistically different zero as a group.

To enrich our understanding of the interaction between the variables in our VAR specification, given that the Granger causality statistics may not tell us the complete story, we apply the Impulse Response Function (IRF) analysis (Lutkepohl, 2005; Neusser, 2016). The IRF allow us to examine the response of the skill premium to an impulse in another variable specified in our VAR representation described by Eq. (7) and Eq. (8). Formally, let us assume that the error term ε_t , from our multivariate VAR generalization with p order and k variables represented by Eq. (6) can be expressed as a linear function of a vector of shocks represented by u_t (Cottrell & Lucchetti, 2021). If the elements of u_t have unit variance and are mutually uncorrelated, then $V(u_t) = I$. Assuming that the errors in the VAR can be expressed as $\varepsilon_t = Ku_t$, we can write $\Sigma = Vcov(\varepsilon_t) = KK'$. From this configuration, we have the following sequence of matrices C_k^9 , in the following equation:

$$(9) \quad C_k = \frac{\partial y_t}{\partial u_{t-i}} = \Theta_k K .$$

From our VAR generalization represented by Eq. (6), we can derive the IRF of the variable i to shock j . This IRF will be the sequence of the elements in the row i and column j of the sequence of matrices C_k given by Eq. (9). Using the notation given by Cottrell & Lucchetti (2021), the IRF represented by symbols is:

$$(10) \quad \zeta_{i,j,k} = \frac{\partial y_{i,t}}{\partial u_{j,t-k}} .$$

The IRF can be plotted graphically to observe and interpret the occurrence of transmission from one specific variable to our dependent variable of interest

⁹ This sequence of matrices is also called the moving average representation or VMA representation. It refers to the fact that every stationary VAR process has an infinite order vector moving average representation (Cottrell & Lucchetti, 2021).

through time. Since these results are estimations of each IRFs interaction, they are endowed with confidence intervals. We perform all the analyses described in this section using Gretl (GNU Regression, Econometrics and Time-series Library) as statistical software (Baiocchi & Distaso, 2003; Cottrell & Lucchetti, 2021). Our implementation in Gretl computes the IRF confidence intervals using bootstrap techniques, considering the construction of an artificial dataset with resampled residuals and evaluated by repetitive sampling (Cottrell & Lucchetti, 2021). In our IRF plots analysis, we set the following: the bootstrap confidence interval at $1 - \alpha = 0.95$, 1,999 bootstrap iterations (by default value) and a forecast horizon of 24 months. In terms of interpretation, since our variables are in logs, we can say that a 1% unexpected shock or increase in an independent variable one, two, three, etc., periods back is an increase/decrease (expressed in percentage) in the skill premium today.

Also, during the estimation process, we compute the matrix K , which is considered a known parameter in the formula given by Eq. (9). Following standard procedures in the literature (Lutkepohl, 2005), Gretl estimates K as the Cholesky decomposition of $\Sigma = \text{Cov}(\varepsilon_t) = KK'$, where K is assumed to be a lower triangular matrix (Cottrell & Lucchetti, 2021). However, the Cholesky decomposition is not unique because it depends on the ordering of the variables within the vector y_t i.e., our vector of endogenous variables. This ordering is critical since K is also the matrix of IRF at lag 0, and the assumed triangularity implies that the first variable in the vector y_t responds contemporaneously only to shock number one, the second variable only to shocks one and two, and so on. Therefore, the order of our variables is meaningful where the independent variables must be placed before our target variable, the skill premium, in the variables list. As a result, the shock in the independent variables affects our target variable instantaneously, but not vice versa. In terms of interpretation, since our variables are in logs, we can say that a 1% unexpected shock or increase in an independent variable one, two, three, etc., periods back is an increase/decrease (expressed in percentage) in the skill premium today.

It is important to mention that, given the use of the Cholesky decomposition approach, we are assuming a specific causal ordering of the variables. This ordering relies on the theoretical expectation that changes in task content measures (e.g., non-routine cognitive tasks) influence the skill premium contemporaneously. Although we hypothesise that these residuals primarily capture technological shocks (e.g., the adoption of ICT and other computer-based technologies as drivers of current technological change), it is important to recognise that they may also reflect other changes in labour demand (e.g., institutional reforms).

5. RESULTS AND DISCUSSION

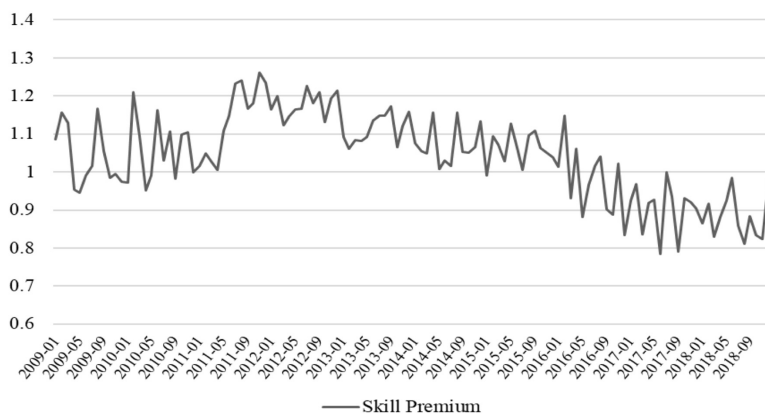
5.1. Estimation Of Variables

5.1.1.The Skill Premium

Figure 1 displays the monthly evolution of our measure for the skill premium from Jan-2009 to Dec-2018. It shows an inverted U-shaped pattern, growing to a peak of 1.26 in November 2011 and then reducing, although with fluctuations. Over two years, the skill premium average increased from 1.05 in 2009-2010 to 1.16 in 2011-2012. In turn, in 2013-2014, 2015-2016 and 2017-2018, it decreased to 1.09, 1.02 and 0.9, respectively. This pattern, composed by a reversal during most of the 2010s, has also been noted by past studies using different data sources, such as labour and household representative surveys (Campos-González & Balcombe, 2024; Murakami, 2014; Parro & Reyes, 2017).

FIGURE 1

THE SKILL PREMIUM PROXIED BY THE AGGREGATED DIFFERENCE OF OFFERED WAGES BETWEEN SKILLED AND UNSKILLED IN JOB POSTINGS: MONTHLY EVOLUTION JAN 2009- DEC 2018



Note: As stated in the section 4.1.1, the skill premium is defined as the ratio of predicted offered wages between skilled (college graduates) and unskilled (high school graduates or less) job postings, based on educational requirements in job ads.

Our estimated magnitude and pattern for the skill premium using online job ads is similar to estimations using recurrent sources like the Employment and Unemployment Survey for Greater Santiago data (in Spanish, Encuesta de Ocupación y Desempleo del Gran Santiago), EOD. The University of Chile has carried out the EOD since 1956 (University of Chile, 2020); this labour survey is generally used as source material when estimating the skill premium in Chile (Beyer et al., 1999; Campos-González & Balcombe, 2024; Gallego, 2012; Murakami, 2014; Robbins, 1994b, 1994a). Using the EOD, we estimated the average value for the skill premium for 2010-2018, around 1.06. For the same period, our estimation using job postings is 1.03. The similarity between our results and those using EOD (see a plot in Appendix 3) shows the reliability of our estimations using job posting ads data.

5.1.2. The Task Content Measures

5.1.2.1. Estimation Of The Task Content For The 41 2-Digit Occupations

Here we describe the output from the manual classification of work activities for the 41 2-digit occupational groups under analysis. On average, an occupation consists of around 20 work activities (min=5 and max= 45). Table 4 shows the global distribution of task percentage shares across occupational groups. Each row represents one of the 41 2-digit occupational groups and columns, TS_{NRA} , TS_{NRI} , TS_{RC} , TS_{RM} and TS_{NRM} depict the tasks shares of the five task types per occupational group. The score in columns TS_{NRA} , TS_{NRI} , TS_{RC} , TS_{RM} and TS_{NRM} in Table 4 ranges between zero and one. A zero score implies that a given occupational group does not contain any work activity in that task category. Alternatively, scores equal to one show that all work activities for a given occupational group belong to a unique task category. For instance, the first row of Table 4 displays the distribution of task categories for the “Chief executives, senior officials, and legislators” group. Only non-routine analytical and non-routine interactive tasks feature this occupation, given the 0.54 and 0.46 scores for the TS_{NRA} and TS_{NRI} shares, respectively. In contrast, occupations such as 2-digits codes 82, 83, 91, among others, show a score equal to zero for TS_{NRA} and TS_{NRI} .

TABLE 4
TASK CONTENT SHARES FOR THE 41 2-DIGIT OCCUPATIONAL GROUPS

2-dig Occupation Code	2-dig Occupation Name	TS_{NRI}	TS_{NR}	TS_{RC}	TS_{RM}	TS_{NRM}
11	Chief executives, senior officials, and legislators	0.54	0.46	0.00	0.00	0.00
12	Administrative and commercial managers	0.35	0.65	0.00	0.00	0.00
13	Production and specialised services managers	0.30	0.68	0.03	0.00	0.00
14	Hospitality, retail, and related services managers	0.39	0.52	0.09	0.00	0.00
21	Science and engineering professionals	0.77	0.23	0.00	0.00	0.00
22	Health professionals	0.54	0.37	0.05	0.00	0.05
23	Teaching professionals	0.39	0.51	0.10	0.00	0.00
24	Business and administration professionals	0.50	0.44	0.06	0.00	0.00
25	ICT professionals	0.90	0.00	0.10	0.00	0.00
26	Legal, social, and cultural professionals	0.56	0.40	0.04	0.00	0.00
31	Science and engineering associate professionals (technicians)	0.39	0.21	0.27	0.06	0.06
32	Health associate professionals (technicians)	0.32	0.24	0.08	0.05	0.32

33	Business and administration associate professionals (technicians)	0.14	0.31	0.52	0.00	0.03
34	Legal, social, cultural, and related associate professionals (technicians)	0.20	0.65	0.05	0.00	0.10
35	ICT associate professionals (technicians)	0.35	0.29	0.29	0.00	0.06
36	Teaching associate professionals (technicians)	0.14	0.71	0.00	0.00	0.14
41	General and keyboard clerks	0.00	0.05	0.95	0.00	0.00
42	Customer services clerks	0.00	0.15	0.85	0.00	0.00
43	Numerical and material recording clerks	0.00	0.17	0.83	0.00	0.00
44	Other clerical support workers	0.00	0.13	0.88	0.00	0.00
51	Personal services workers	0.00	0.24	0.14	0.05	0.57
52	Sales workers	0.00	0.32	0.39	0.03	0.26
53	Personal care workers	0.00	0.67	0.00	0.00	0.33
54	Protective services workers	0.00	0.14	0.00	0.00	0.86
61	Market-oriented skilled agricultural workers and farmers	0.13	0.25	0.22	0.09	0.31
62	Market-oriented skilled forestry, fishery and hunting workers	0.05	0.20	0.05	0.05	0.65
63	Subsistence farmers, fishers, hunters, and gatherers	0.03	0.06	0.00	0.12	0.79

71	Building and related trades workers (excluding electricians)	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00	0.89
72	Metal, machinery, and related trades workers	0.00	0.00	0.00	0.17	0.83	
73	Handicraft and printing workers	0.13	0.00	0.13	0.19	0.56	
74	Electrical and electronic trades workers	0.07	0.07	0.14	0.00	0.71	
75	Food processing, woodworking, garment, and related trades workers	0.07	0.04	0.07	0.26	0.56	
81	Stationary plant and machine operators	0.00	0.11	0.13	0.67	0.09	
82	Assemblers	0.00	0.00	0.20	0.80	0.00	
83	Drivers and mobile plant operators	0.00	0.00	0.00	0.06	0.94	
91	Cleaners and helpers	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	
92	Agricultural, forestry and fishery labourers	0.00	0.00	0.00	0.11	0.89	
93	Labourers in mining, construction, manufacturing, and transport	0.00	0.00	0.00	0.33	0.67	
94	Food preparation assistants	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	
95	Street and related sales and services workers	0.00	0.46	0.00	0.00	0.54	
96	Refuse workers and other elementary workers	0.00	0.00	0.36	0.09	0.55	

Abbreviations: TS_{NAI} = non-routine analytical tasks share, TS_{NRI} = non-routine interactive tasks share, TS_{RC} = routine cognitive tasks share, TS_{RM} = routine manual tasks share and, TS_{NRM} = non-routine manual tasks share.

Also, in Table 4 we see that occupations with the two highest TS_{NRA} scores, i.e., values over 0.75 or at least with $\frac{3}{4}$ of their task content composed only of non-routine analytical tasks, are “ICT professionals” and “Science and engineering professionals”. In the case of TS_{NRI} , some examples of occupations with high values are “Administrative and commercial managers” and “Production and specialized services managers” (see the second and third rows of Table 4). We see similar scores of TS_{NRI} for some occupations in the generic category of “associate professionals or technicians” (e.g., the 2-digit codes 35 and 36 in Table 4). These results are as expected since non-routine analytical and interactive work activities, such as researching, evaluating, designing, and managing, usually feature occupations performed by managers, professionals and some associate professionals or technicians. These workers are primarily highly-educated or skilled labour, given that post-secondary education provides and promotes specific knowledge and abilities, respectively. We give more insights into this relationship between non-routine analytical and interactive work activities and occupations employing skilled labour in our categorization of job ads according to the occupational classification in the next section.

5.1.2.2. Classification Of Job Ads Into The 41 2-Digit Occupational Groups

This section outlines the results of classifying our job ads sample against the 41 2-digit occupations using the SVM algorithm. The global evaluation of SVM shows that the classifier predicted as expected. The global accuracy is 0.92, and the macro and weighted averages for precision, recall and f1-score fall between 0.81 and 0.92. These results are as expected and in line with past studies, i.e., global accuracy and average precision around 0.85 (Guerrero & Cabezas, 2019). Additional details on SVM performance at occupation level can be found in Appendix 2.3.

The SVM application labelled 122,330 job ads with an occupational group. This sample plus our training dataset (67,656 job ads) represents our whole dataset (189,986 job ads, see section 3). Our labelling procedure shows six missing occupational groups in our analysis since no job ad was distributed to them¹⁰. Consequently, our job ads sample is distributed across 35 2-digit

¹⁰ Unlike to the task content analysis in section 4.1.2.1 examining 41 2-digit occupational groups, our training sample is composed of only 35 occupational groups. We cannot allocate job ads to any of the following six groups (code in parentheses): (62) Market-oriented skilled forestry, fishery and hunting workers, (63) Subsistence farmers, fishers, hunters and gatherers, (63) Assemblers, (92) Agricultural, forestry and fishery labourers, (95) Street and related sales and services workers, (96) Refuse workers and other elementary workers.

occupational groups. Table 5 shows the distribution of job ads by occupational group and year, focusing on the 19 most represented groups in the dataset (these 19 groups represent 93% of the dataset). Two occupational groups, “Business and administration associate professionals (technicians)” and “Business and administration professionals”, represent 34% of the sample.

Recapitulating, our tasks-related measures aim to capture the distribution of task categories across skilled labour. In this regard, Table 6 shows the composition of our sample across occupational groups. As discussed in our last section 5.1.2.1, these results align with our expectation that most occupations filled by managers, professionals and associate professionals or technicians demand skilled labour (see, e.g., the 2-digit Code Occupations 33, 21, 31 in Table 6). Regarding our sample of interest to construct measures of task content of jobs requiring skilled labour, the bottom row of Table 6 shows that our sample of job ads is 120,970.

TABLE 5
DISTRIBUTION (%) OF JOB ADS BY SELECTED 2-DIGIT OCCUPATIONS 2009-2018

2-dig Code	2- dig Name Occupation	Year											Total	
		2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	N	%	
33	Business and administration associate professionals (technicians)	1,882	2,377	4,271	4,596	4,551	3,873	3,798	3,837	3,440	3,619	36,244	19.08	
24	Business and administration professionals	2,098	2,838	4,315	3,759	3,157	2,737	2,761	2,410	2,413	2,792	29,280	15.41	
52	Sales workers	712	1,058	2,202	2,261	2,341	1,722	1,818	1,738	1,391	1,492	16,735	8.81	
21	Science and engineering professionals	854	1,422	2,370	1,966	1,522	1,283	1,599	1,467	1,201	1,442	15,126	7.96	
41	General and keyboard clerks	608	941	1,570	1,575	1,511	1,192	1,100	1,121	1,001	788	11,407	6.00	
42	Customer services clerks	595	593	1,517	1,398	1,234	1,868	1,602	1,217	764	510	11,298	5.95	
31	Science and engineering associate professionals (technicians)	354	603	1,051	1,158	1,061	896	907	1,004	977	1,067	9,078	4.78	
43	Numerical and material recording clerks	215	398	1,119	1,355	1,088	663	552	581	629	521	7,121	3.75	
22	Health professionals	357	547	848	885	913	577	526	450	587	702	6,392	3.36	
25	ICT professionals	604	727	1,143	790	543	447	462	550	368	540	6,174	3.25	

35	ICT associate professionals (technicians)	356	401	859	811	667	534	513	649	451	478	5,719	3.01
72	Metal, machinery, and related trades workers	89	193	405	588	475	334	325	471	304	320	3,504	1.84
26	Legal, social, and cultural professionals	186	278	372	332	305	318	347	370	354	333	3,195	1.68
23	Teaching professionals	109	144	254	272	370	308	334	431	480	481	3,183	1.68
54	Protective services workers	79	233	550	485	336	218	298	321	216	188	2,924	1.54
51	Personal services workers	173	131	324	268	324	514	363	327	294	190	2,908	1.53
83	Drivers and mobile plant operators	54	109	261	327	356	275	288	364	364	283	2,681	1.41
32	Health associate professionals (technicians)	69	118	251	404	354	259	222	217	224	262	2,380	1.25
81	Stationary plant and machine operators	81	147	247	372	237	216	179	188	232	199	2,098	1.10
	Rest (16 Occupational Groups)	617	754	1,352	1,279	1,350	1,353	1,379	1,755	1,465	1,235	12,539	6.60
	Total	10,092	14,012	25,281	24,881	22,695	19,587	19,373	19,468	17,155	17,442	189,986	100

Note: 2-dig codes of the 16 occupational groups in "Rest" category: 91,74,34,12,44,36,94,53,14,75,13,71,11,73,93, and 61.

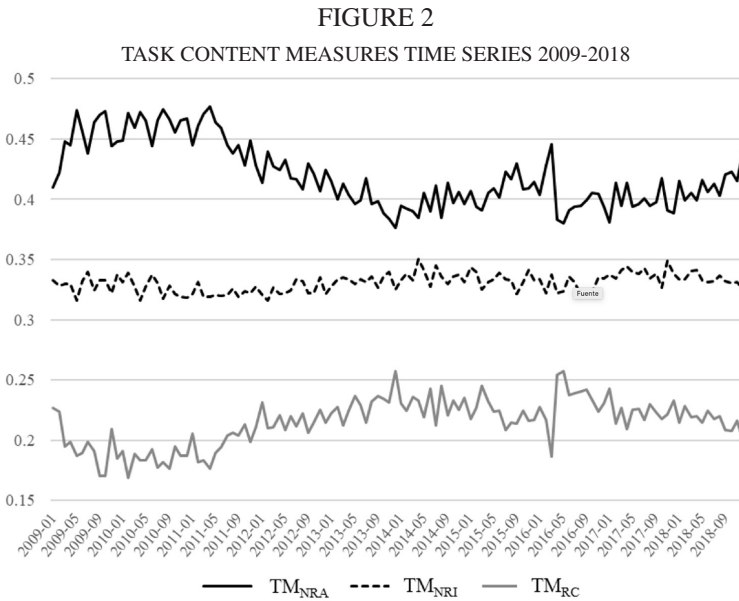
TABLE 6
JOB ADS DISTRIBUTION BY OCCUPATIONS FOR SKILLED LABOUR

2-dig Code	2-dig Name Occupation	N
33	Business and administration technicians	36,219
24	Business and administration professionals	29,280
52	Sales workers	2
21	Science and engineering professionals	15,116
41	General and keyboard clerks	-
42	Customer services clerks	4
31	Science and engineering technicians	8,902
43	Numerical and material recording clerks	1
22	Health professionals	6,346
25	ICT professionals	6,153
35	ICT associate professionals (technicians)	5,404
72	Metal, machinery, and trades workers	1
26	Legal, social, and cultural professionals	3,167
23	Teaching professionals	3,164
54	Protective services workers	54
51	Personal services workers	49
83	Drivers and mobile plant operators	31
32	Health associate professionals (technicians)	2,309
81	Stationary plant and machine operators	-
	Rest (16 Occupational Groups)	4,768
Total		120,970

Note: 2-dig codes of the 16 occupational groups in “Rest” category: 91,74,34,12,44,36,94,53,14,75,13,71,11,73,93, and 61.

5.1.2.3. Estimation Of The Task Content Measures

Following our estimation strategy, we obtain our task measures following Eq. (3) and related statements. These metrics measure the prevalence of a given task category monthly based on the task content of occupations. The use of *TS* as weights allows us to consider the variation in intensity for a given task category across the occupations. Since this research focuses on how cognitive tasks drive the relative demand for skilled labour, Figure 2 plots the series representing our task content measures focusing on cognitive tasks. We focus on the task measures for the following ALM model categories: non-routine analytical (TM_{NRA} : solid black line on top of the plot), non-routine interactive (TM_{NRI} ; black dashed line at the middle of plot) and routine cognitive (TM_{RC} ; solid grey line at the bottom of the plot). The TM_{NRA} series indicates that the intensity ratio of non-routine analytical tasks required by job ads for skilled labour fluctuates between 0.38 and 0.48 over the period. This measure shows an initial steady pattern, and then it decreases to grow up again, although with fluctuations.



Note: TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} stand for non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive tasks, respectively.

More generally, our results show a higher prevalence of non-routine analytical tasks in skilled occupations classified generically as managers, professionals and associate professionals or technicians in line with our expectations and previous literature (Mihaylov & Tijdens, 2019; Perez-Silva & Campos-González, 2021; Reijnders & de Vries, 2018). Like our non-routine analytical measure, our measure stands for non-routine interactive tasks or TM_{NRI} also shows a high prevalence in these skilled occupations. Over time, TM_{NRI} fluctuated between 0.32 and 0.35, implying a more stable pattern compared to TM_{NRA} .

We also see a fluctuating pattern for the TM_{RC} measure between 0.17 and 0.26 but starting with an increasing trend and then a steady pattern. This measure shows the intensity ratio of routine cognitive interactive task content of jobs demanding skilled labour fluctuates. TM_{NRI} shows a narrower range, i.e. between 0.32 and 0.35, compared to the rest of the series. This pattern implies that the intensity of non-routine interactive tasks in job ads demanding skilled labour stays stable over the period. In line with expectations and previous studies (Mihaylov & Tijdens, 2019), our results show that these kinds of tasks are less prevalent in skilled jobs, with ratios fluctuating between 0.17 and 0.26. Our motivation for including this measure arose from previous studies on Chile, suggesting the relocation of skilled workers to less skilled positions due to complex software adoption as proxies for computer-based technologies (Almeida et al., 2020). Since less-skilled or middle-skilled positions are more abundant in routine cognitive tasks, as proposed by the ALM model, we might see some relationship between skilled labour and the skill premium. We return to this point in the next section on our findings on the influence of our task content measures on the skill premium.

5.2. VAR Analysis

Our results demonstrate significant co-movements between the skill premium and changes in task content measures over time, reflecting dynamic relationships in the Chilean labour market. These patterns are consistent with the predictions of the ALM framework, where technological advancements are expected to impact routine and non-routine tasks differentially. However, given the nature of our identification strategy, we refrain from making strong causal claims about the role of technology as the primary driver of these patterns. Instead, our focus is on documenting the temporal correlations that suggest a potential role of technology, leaving more definitive causal interpretations for future research.

Following formal testing described in our VAR specification and estimation techniques about stationarity (see section 4.2), our ADF and KPSS output im-

plies that our endogenous series are stationary by detrending the series using a linear and a quadratic time trend (see details in Appendix 1). Also, in our lag order testing (see section 4.2), we include the first lag order variables following our BIC and HQC results (see details in Appendix 1). Therefore, our VAR represents the interactions between our four endogenous variables, which include linear and quadratic trends and the first lag order variables. In our estimation process, we also test if the 12th variable lag (to control potential seasonality) favours the specification fitting. However, our testing cannot reject the null hypothesis that these regression parameters are zero for the 12th lag variables¹¹. Therefore, we remove the 12th variable lags, which implies the estimation of a VAR with only the first lag or a VAR (1).

The results of our VAR estimation for the equation with the skill premium, ω , as the target variable are displayed in Table 7. The first three rows show that the constant, linear and quadratic trend time influence the skill premium at 10%, 1% and 1% significance levels, respectively. We do not observe influence from the lagged skill premium. Regarding our lagged task content measures, TM_{NRI} shows a positive and significant coefficient at a 5% level, and both TM_{NRA} and TM_{RC} are also positive but significant at 10%. The exposed results allow us to evaluate the dependency between variables. However, these results do not necessarily imply causality or infer how the skill premium responds to shocks in the task content variables. Hence, we apply the Granger-causality to analyse if the explanatory variables Granger-causes the skill premium and IRF analysis to examine the response of the skill premium to an impulse in another variable.

¹¹ We use the option given by Gretl to perform this test after the VAR estimation including the 12th lag. The Wald test statistics result was Chi-square = 14.7055 and p-value > 0.1 (0.538628).

TABLE 7

VAR ESTIMATION, LAG ORDER 1. OLS ESTIMATES, OBSERVATIONS 2009:02-2018:12 (T=119). RESULTS FOR EQUATION WITH THE LOGGED SKILL PREMIUM AS THE TARGET VARIABLE. SEE EQ. 8

Parameter	Coefficient	Std. Error	t-ratio	p-value	
Constant	3.9656	2.0348	1.9490	0.0538	***
Time	0.0046	0.0011	4.2140	5.11e-05	*
Time ²	-4.99e-05	0.0000	-5.698	9.96e-08	*
Skill premium, ω_{t-1}	0.1477	0.0964	1.5320	0.1282	
$TM_{NRA,t-1}$	1.4507	0.7957	1.8230	0.0709	***
$TM_{NRI,t-1}$	1.3069	0.6540	1.9980	0.0481	**
$TM_{RC,t-1}$	0.8218	0.4518	1.8190	0.0716	***
R^2	0.64				

Note: Recalling from Eq. (7) TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} stand for non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive task content, respectively. (*), (**) and (***) denote a rejection of H_0 : the regression parameter is zero at 1%, 5% and 10% significance level, respectively. All the variables, except time and time2, are in natural logs.

Table 8 outlines the Granger-causality testing results. The first column shows the stated null hypotheses and the results of F -statistic evaluation and significance level for the one lag and two lag models. We have included the results with an additional lag to show that a redundant lag still gives similar results but with some p-value changes. The TM_{NRA} variable shows significance at 10% level in both lag orders, while the TM_{NRI} is significant at 5% in both models. In the case of TM_{RC} our results show significance only in the lag one model (at 10% significance level). From these results, we assume the Granger-causality of our task content measures towards the skill premium only for the TM_{NRA} and TM_{NRI} variables at 10% and 5% of significance level, respectively.

TABLE 8
GRANGER-CAUSALITY TESTING RESULTS

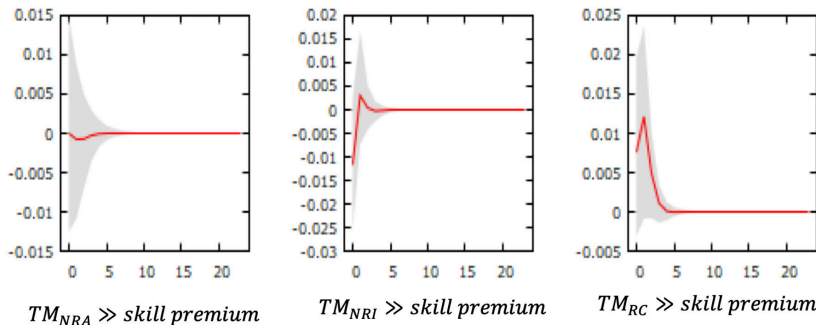
Null hypothesis	Lag Order 1 (N=112)		Lag order 2 (N=107)	
	F Statistic	p-value	F Statistic	p-value
All lags of TM_{NRA} do not Granger-cause ω	3.3243	0.0709***	2.5586	0.0821***
All lags of TM_{NRI} do not Granger-cause ω	3.9939	0.0481**	4.4575	0.0138**
All lags of TM_{RC} do not Granger-cause ω	3.3079	0.0716***	2.3304	0.1022

Note: (*), (**) and (***) denote a rejection of H_0 at 1%, 5% and 10% significance level, respectively. ω is the skill premium and, TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} stand for non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive task content, respectively.

Related to our IRF analysis, Figure 3 displays the IRF plots where the scale refers to the sizing of the “shock” at one standard deviation of the estimated innovations in the variable stated as the origin of the impulse. Since our variables are in logs, we can say that a 1% unexpected shock or increase in a task content variable one, two, three, etc., periods back is an increase/decrease (expressed in percentage) in the skill premium today. In this regard, the left-hand plot suggests that a 1% unexpected increase in TM_{NRA} around 2-3 months back is a negligible decline in the skill premium today. In the case of TM_{NRI} and TM_{RC} , middle and right-hand plots, respectively, we see negligible increases as the response of the skill premium.

FIGURE 3

IMPULSE RESPONSE FUNCTION (IRF) PLOTS FOR THE RESPONSE OF THE SKILL PREMIUM TO A SHOCK IN TM_{NRA} (LEFT-HAND PLOT), TM_{NRI} (MIDDLE PLOT) AND TM_{RC} (RIGHT-HAND PLOT)



Note: TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} stand for non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive task content, respectively

Although our results are weak, they support the ALM prediction about complementarity between computer-based technologies and non-routine cognitive tasks, both analytical and interactive, given the positive influence of TM_{NRA} and TM_{NRI} on the skill premium. In this regard, we show that changes in non-routine cognitive tasks may imply a greater demand for skilled labour and, consequently, a skill premium improvement. Conversely, past studies on Chile do not support this ALM prediction since they found substitution effects of computer-based technologies instead of complementarity (Almeida et al., 2020). Warnings of this substitution effect have also emerged from evidence showing a broader class of jobs at risk due to the potential ability of frontier technologies (e.g., robotics and artificial intelligence) to automate non-routine analytical or interactive tasks (Arntz et al., 2016; Autor, 2015; Frey & Osborne, 2017).

In the case of negligible influence on the skill premium of TM_{RC} , this finding is not in line with our expectations based on recent research for Chile carried out by Zapata-Román (2021), who suggested that routine tasks were important in explaining earnings variation. Relevant differences between our approaches to data and methods might explain this discrepancy¹². However, our results agree with previous and prominent literature on other countries (Autor et al., 2003; Goos et al., 2014; Goos & Manning, 2007; Sebastian, 2018;

¹² Zapata-Román (2021) used a Chilean household survey in four waves between 1992 and 2017, with decomposition methods to observe changes in occupational structure.

Spitz-Oener, 2006). In this regard, more research is needed to understand the interactions between the skill premium and the task-related metrics analysed here, given the weakness or absence of our evidence and the potential already revealed by incipient research in this field for Chile.

We can speculate on the reasons for our lack of strong evidence on the expected role of cognitive tasks, mainly in the context of the skill premium decline observed in recent decades, as suggested by past studies (Campos-González & Balcombe, 2024; Murakami, 2014; Murakami & Nomura, 2020; Parro & Reyes, 2017). First, some suggest that the decrease in skill premium has been driven by the drop in returns to skilled labour due to the substantial expansion of Chilean tertiary education (Murakami & Nomura, 2020; Parro & Reyes, 2017). If the return to higher education, which gives knowledge and stimulates cognitive skills to perform analytical tasks, is falling, then it would be expected that this knowledge and ability has little influence on skilled labour wages. Secondly, researchers have recently reported downward movements in the occupational ladder post-2000 period, such as reassigning skilled workers to less skilled positions (Almeida et al., 2020; Zapata-Román, 2021). These downward movements could explain the declining importance of cognitive tasks and skills in explaining the wages of skilled workers.

As limitations of our analysis, we consider some characteristics of our data, potential differences between job ad salaries and survey-based wages and limitations of causal interpretation given the structure of our VAR model. Regarding data features, although we examine monthly data, the low number of observations (120 data points over 2009-2018) might not be enough to capture an adequate data variation. Additionally, categorising our global and skilled labour samples according to their occupational groups needs to be better balanced. These unbalanced data imply an over-representation of groups related to Business and administration (2-dig Code Occupations 33 and 24 in Table 5 and 6) characterized by medium or low content of non-routine cognitive analytical and interactive tasks (see 2-dig Code Occupation 33 and 24 in Table 4). Thus, observations representing non-routine cognitive task content are less represented. Future research needs to consider this potential bias towards specific occupational groups.

We also acknowledge potential differences between job ad salaries and survey-based wages¹³. Job advertisements represent the initial salary offer made by firms, which may not account for subsequent negotiations or adjustments after the hiring process. In contrast, survey-based wages reflect realised earnings, incorporating individual productivity and job-specific characteristics that emerge after matching employers and employees. Additionally, the advertised

¹³ I acknowledge Estudios de Economía's reviewers for suggesting the inclusion of this discussion about job ad-salaries and survey-based wages.

wages in job postings are influenced by the strategic behaviour of firms, such as setting wage levels to attract a specific skill set or filling a particular vacancy. As a result, these job ad wages may not fully capture idiosyncratic factors affecting wage dispersion within occupations, potentially leading to an over- or under-estimation of the skill premium when compared to survey data. Despite the apparent consistency between our skill premium estimates and those derived from household surveys, as discussed in sections 3 and 5.1.1, the non-binding nature of job ad wages may introduce variability that complicates direct comparisons. Future research should consider complementing job ad data with longitudinal survey data to account for the negotiation processes and productivity-related wage differentials that occur ex-post in employer-employee relationships.

Related to limitations of causal interpretation, the interpretation of the impulse response functions (IRFs) should be approached with caution. The ordering of variables is based on theoretical considerations, but this assumption may only partially capture the contemporaneous interactions between task measures and the skill premium. Therefore, our findings primarily describe co-movements between variables rather than establish a causal relationship. Future research could employ more advanced identification methods to isolate better the effects of technological shocks from other exogenous factors.

Some policy implications, beyond our results, emerge. First, the lack of a strong relationship between the skill premium and cognitive tasks and skills might imply an unanticipated impact of technology adoption underestimated by the expected coordination between policies examining labour markets (demanding skills) and education (supplying skills). In this case, instead of the expected complementarity between technology and skilled labour, we might see a neutral or substitution effect, leading to changes in the demand for both skilled and unskilled labour. Using data from Chilean firms, Almeida et al. (2020) suggested that because of the adoption of advanced technologies like complex software, the demand for unskilled workers grew faster than for skilled labour. Here, the lower demand for cognitive tasks and skills might be a potential explanation. In this regard, the lower demand for skilled workers due to technology adoption may differ from the significant growth in supply resulting from the substantial expansion of the tertiary education system starting in the 1980s and 1990s, as discussed above.

A second policy implication arising from our lack of strong evidence about the complementarity between skilled labour and cognitive tasks could be the potential displacement of skilled labour to lesser-skilled positions. In other words, unwanted changes in the occupational ladder. For instance, displacements of skilled labour to middle-skilled positions rich in cognitive but intensive in routine tasks (Almeida et al., 2020) would push middle-skilled workers

to lower or unskilled skilled positions; in turn, these less-skilled workers can be pushed further down the occupational ladder, even affecting their chances of employment participation. These sequential downward movements represent unwanted changes in the occupational ladder for workers' educational and job prospects. Therefore, policymakers must predict these unwanted movements and mitigate their potential pervasive effects, especially among most affected employers. As pointed out above, policy efforts stimulating better coordination between higher education institutions and industry can support the development of specific skills or training systems to mitigate potential adverse effects.

6. CONCLUSION

The evolution of the skill premium supplies opportunities to examine how economic forces (in particular, technological change) may influence the demand for skilled labour. Research on the task content of jobs and workers' skill endowments provides material for relevant contributions to explanations of the dynamics between labour and technology, particularly the expected complementarity between cognitive tasks and more educated workers (Acemoglu & Autor, 2011; Ehrenberg & Smith, 2018; Markowitsch & Plaimauer, 2009). We examine how measures standing for cognitive work activities employing mainly skilled workers, such as reasoning, problem-solving, and persuasion, drive the skill premium. However, our analysis focuses on a period witnessing a declining trend in the skill premium when cognitive tasks might be less critical. In this regard, our results support only weakly the ALM model prediction of the complementarity between non-routine cognitive tasks and skilled labour.

Like past studies for the Chilean case, such as Almeida et al. (2020) and Zapata-Román (2021), we contribute to the recent strand of literature examining the ALM model predictions in the case of countries recently graduated from middle to high-income status. The lack of solid support for the complementarity between cognitive tasks and skilled labour is a key contribution of this study. From a policy perspective, we encourage higher levels of institutional coordination between education and labour policymakers. If the premium for analytical capability becomes less important, it might imply mismatches between skills demand and supply. Therefore, the adoption of coordinated educational and labour policies to correct these mismatches is needed. Also, our lack of solid support for the view on the complementarity between cognitive tasks, skilled labour, and technology implies a role for technological progress that would be potentially neutral or become a substitute for skilled labour. In this case, skilled workers would perform cognitive but routine tasks, which middle-skilled workers typically perform. In turn, this middle-skilled labour

would be filling lower-skilled positions. Relocating better-educated workers to less-skilled positions might imply an inefficient educational investment and produce other unwanted impacts, like deteriorating workers' prospects. Again, we highlight the importance of coordinated education and labour policies to predict and mitigate unwanted effects of technology adoption.

REFERENCIAS

- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In O. Ashenfelter & D. Card (Eds.), *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4B, pp. 1043–1171). Elsevier Science & Technology, Oxford, UK. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Almeida, R. K., Fernandes, A. M., & Viollaz, M. (2020). Software Adoption, Employment Composition, and the Skill Content of Occupations in Chilean Firms. *Journal of Development Studies*, 56(1), 169–185. <https://doi.org/10.1080/00220388.2018.1546847>
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis (*OECD Social, Employment and Migration Working Papers*). OECD. <https://doi.org/10.1787/1815199X>
- Atalay, E., Phongthientham, P., Sotelo, S., & Tannenbaum, D. (2018). New technologies and the labor market. *Journal of Monetary Economics*, 97, 48–67. <https://doi.org/10.1016/J.JMONECO.2018.05.008>
- Auria, L., & Rouslan, M. (2008). Support Vector Machines (SVM) as a technique for solvency analysis (DIW Discussion Papers). *Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung (DIW)*. <http://hdl.handle.net/10419/27334>
- Autor, D. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Autor, D., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–1597. <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>
- Autor, D., Katz, L. F., & Krueger, A. B. (1998). Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market? *The Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1169–1213.

- Autor, D., Katz, L., & Kearney, M. (2008). Trends in U. S. Wage Inequality: Revising the Revisionists. *The Review of Economics and Statistics*, 90(2), 300–323. <https://www.jstor.org/stable/40043148>
- Autor, D., Levy, F., & Murnane, R. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333.
- Baiocchi, G., & Distaso, W. (2003). GRETL: Econometric software for the GNU generation. *Journal of Applied Econometrics*, 18(1), 105–110. <https://doi.org/10.1002/jae.704>
- Banfi, S., Choi, S., & Villena-Roldán, B. (2019). Deconstructing Job Search Behavior (*MPRA Working Paper*). MPRA. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/92482/>
- Banfi, S., Choi, S., & Villena-Roldán, B. (2022). Sorting On-line and On-time. *European Economic Review*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2022.104128>
- Banfi, S., & Villena-Roldán, B. (2019). Do High-Wage Jobs Attract More Applicants? Directed Search Evidence from the Online Labor Market. *Journal of Labor Economics*, 37(3), 715–746. <https://doi.org/10.1086/702627>
- Benoit, K., Watanabe, K., Wang, H., Nulty, P., Obeng, A., Müller, S., & Matsuo, A. (2018). quanteda: An R package for the quantitative analysis of textual data. *Journal of Open Source Software*, 3(30), 774. <https://doi.org/10.21105/joss.00774>
- Beyer, H., Rojas, P., & Vergara, R. (1999). Trade liberalization and wage inequality. *Journal of Development Economics*, 59(1), 103–123. [https://doi.org/10.1016/S0304-3878\(99\)00007-3](https://doi.org/10.1016/S0304-3878(99)00007-3)
- Boselli, R., Cesarini, M., Mercorio, F., & Mezzanzanica, M. (2018). Classifying online Job Advertisements through Machine Learning. *Future Generation Computer Systems*, 86, 319–328. <https://doi.org/10.1016/J.FUTURE.2018.03.035>
- Campos-González, J. (2025). Disasters and technological upgrading measured by changes in demand for ICT labour: Estimating the impacts with text. *Nat Hazards* 121, 911–957. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-06863-z>
- Campos-González, J., & Balcombe, K. (2024). The race between education and technology in Chile and its impact on the skill premium. *Economic Modelling*, 131, 106616. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106616>
- Card, D., & Lemieux, T. (2001). Can Falling Supply Explain the Rising Return to College for Younger Men? A Cohort-Based Analysis. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(2), 705–746. <https://www.jstor.org/stable/2696477>
- Ciccone, A., & Peri, G. (2005). Long-run substitutability between more and less educated workers: Evidence from U.S. States, 1950–1990. *The Review of Economics and Statistics*, 87(4), 652–663. <https://www.jstor.org/stable/40042883>

- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20, 273–297. <https://doi.org/10.1109/64.163674>
- Cottrell, A., & Lucchetti, R. (2021). Gretl User's Guide. <https://gretl.sourceforge.net/gretl-help/gretl-guide.pdf>
- de Vries, G. J., Gentile, E., Miroudot, S., & Wacker, K. M. (2020). The rise of robots and the fall of routine jobs. *Labour Economics*, 66(October). <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101885>
- Dengler, K., Matthes, B., & Paulus, W. (2014). Occupational Tasks in the German Labour Market—An alternative measurement on the basis of an expert database (*FDZ-Methodenreport*).
- Ehrenberg, R. G., & Smith, R. S. (2018). *Modern Labor Economics: Theory and Public Policy*. Routledge, New York.
- Enders, W. (2015). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons, Ltd, New York.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Gallego, F. A. (2012). Skill Premium in Chile: Studying Skill Upgrading in the South. *World Development*, 40(3), 594–609. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2011.07.009>
- Gerón, A. (2017). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow*. O'Reilly Media, Inc., Sebastopol, CA.
- Gil, D., & Johnson, M. (2011). Support Vector Machines in Medical Classification Tasks. In B. H. Boyle (Ed.), *Support Vector Machines: Data Analysis, Machine Learning and Applications*. Nova Science Publishers, Incorporated, New York.
- Goldin, C., & Katz, L. F. (2008). The Race Between Technology & Education. *The Belknap Press of Harvard University Press*, Cambridge, MA. <https://doi.org/10.2307/j.ctvjf9x5x>
- Goos, M., & Manning, A. (2007). Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain. *The Review of Economics and Statistics*, 89(1), 118–133.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring †. *American Economic Review*, 104(8), 2509–2526. <https://doi.org/10.1257/aer.104.8.2509>
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, 37(3), 424–438.
- Gu, R., & Zhong, L. (2023). Effects of stay-at-home orders on skill requirements in vacancy postings. *Labour Economics*, 82, 102342. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2023.102342>

- Guerrero, J., & Cabezas, J. (2019). Clasificación automática de textos utilizando técnicas de text mining: Aplicación a las glosas de la Encuesta Nacional de Empleo (ENE) (Documentos de Trabajo). *Instituto Nacional de Estadísticas*.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). Classification: Advanced Methods. Support Vector Machines. In *Data Mining: Concepts and Techniques*. Elsevier Science & Technology, Waltham, MA.
- Harrigan, J., & Reshef, A. (2015). Skill-biased heterogeneous firms, trade liberalization and the skill premium. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, 48(3), 1024–1066. <https://doi.org/10.1111/caje.12167>
- ILO. (2012). The International Standard Classification of Occupations (ISCO-08). *International Labour Office*.
- INE. (2018). Clasificador Chileno de Ocupaciones CIUO 08.CL. Instituto Nacional de Estadísticas.
- Javed, F., Luo, Q., McNair, M., Jacob, F., Zhao, M., & Kang, T. S. (2015). Carotene: A job title classification system for the online recruitment domain. *Proceedings - 2015 IEEE 1st International Conference on Big Data Computing Service and Applications, BigDataService 2015*, 286–293. <https://doi.org/10.1109/BigDataService.2015.61>
- Javed, F., Mcnair, M., Jacob, F., & Zhao, M. (2014). Towards a Job Title Classification System (WSDM'14 - *Workshop on Web-Scale Classification: Classifying Big Data from the Web*). <http://hadoop.apache.org>
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, 54, 159–178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- Lovaglio, P. G., Cesarini, M., Mercorio, F., & Mezzanzanica, M. (2018). Skills in demand for ICT and statistical occupations: Evidence from web-based job vacancies. *Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal*, 11(2), 78–91. <https://doi.org/10.1002/sam.11372>
- Lutkepohl, H. (2005). New Introduction to Multiple Time Series Analysis. In *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/3-540-27752-8>
- Markowitsch, J., & Plaimauer, C. (2009). Descriptors for competence: Towards an international standard classification for skills and competences. *Journal of European Industrial Training*, 33(8), 817–837. <https://doi.org/10.1108/03090590910993652>
- Mihaylov, E., & Tjidsens, K. G. (2019). Measuring the Routine and Non-Routine Task Content of 427 Four-Digit ISCO-08 Occupations (Tinbergen Institute Discussion Paper). *Tinbergen Institute*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3389681>

- Murakami, Y. (2014). Trade liberalization and the skill premium in Chile. *México y La Cuenca Del Pacífico*, 3(6), 77–101.
<https://doi.org/10.32870/mycp.v3i6.418>
- Murakami, Y., & Nomura, T. (2020). Expanding higher education and wage inequality in Chile. *Journal of Economic Studies*, 47(4), 877–889.
<https://doi.org/10.1108/JES-12-2018-0445>
- Nahoomi, N. (2018). Automatically Coding Occupation Titles to a Standard Occupation Classification. *The University of Guelph*.
- Nalepa, J., & Kawulok, M. (2019). Selecting training sets for support vector machines: A review. *Artificial Intelligence Review*, 52(2), 857–900.
<https://doi.org/10.1007/s10462-017-9611-1>
- Neusser, K. (2016). Time Series Econometrics. Springer International Publishing Switzerland.
- Parro, F., & Reyes, L. (2017). The rise and fall of income inequality in Chile. *Latin American Economic Review*, 26(3), 31.
<https://doi.org/10.1007/s40503-017-0040-y>
- Patterson, K. (2000). An Introduction to Applied Econometrics, a time series approach. *Palgrave*, New York.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.
- Perez-Silva, R., & Campos-Gonzalez, J. (2021). Agriculture 4.0? Studying the evidence for automation in Chilean agriculture. *International Journal of Agriculture and Natural Resources*, 48(3), 233–247.
<https://doi.org/10.7764/ijanr.v48i3.2339>
- Ramos, J., Coble, D., Elfernan, R., & Soto, C. (2013). The Impact of Cognitive and Noncognitive Skills on Professional Salaries in An Emerging Economy, Chile. *The Developing Economies*, 51(1), 1–33.
<https://doi.org/10.1111/deve.12000>
- Reijnders, L. S. M., & de Vries, G. J. (2018). Technology, offshoring and the rise of non-routine jobs. *Journal of Development Economics*, 135(August), 412–432. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2018.08.009>
- Robbins, D. (1994a). Relative wage structure in Chile, 1957—1992: Changes in the structure of demand for schooling. *Estudios de Economía*, 21, 49–78.
<https://estudiosdeeconomia.uchile.cl/index.php/EDE/article/view/40932>
- Robbins, D. (1994b). Worsening relative wage dispersion in Chile during trade liberalization, and its causes: Is supply at fault? (Development Discussion Paper, p. 39). *Harvard Institute for International Development*, Harvard University.

- Sebastian, R. (2018). Explaining job polarisation in Spain from a task perspective. *SERIEs*, 9(9), 215–248. <https://doi.org/10.1007/s13209-018-0177-1>
- Sims, C. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48(1), 1–48.
- Spitz-Oener, A. (2006). Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure. *Journal of Labor Economics*, 24(2), 235–270. <https://doi.org/10.1086/499972>
- University of Chile. (2020). Encuesta de Ocupación y Desocupación en el Gran Santiago (EOD). <http://www.microdatos.cl/eod>
- Wooldridge, J. (2009). Introductory Econometrics: A modern approach. *Cengage Learning*, Mason, OH.
- World Bank. (2020). World Development Indicators. Countries Historical Classifications by Income.
- Zapata-Román, G. (2021). The role of skills and tasks in changing employment trends and income inequality in Chile (WIDER Working Paper 2021/48; Wider Working Paper). *UNU WIDER: United Nations University World Institute for Development Economics Research*.

APPENDIX

Appendix 1. Unit-Roots And Lag Order Testing

We determine the presence of unit roots and stationarity by applying the ADF and KPSS tests, respectively, to all our endogenous variables (the skill premium, TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC}) individually. First, we analyse the ADF results displayed in Table A.1. Columns display the variable names, modelling case (constant, “C”, constant and linear trend, “C, T”, and adding a quadratic trend, “C, T, TT”). Next, seasonal dummies addition, lag order (selection using criterion BIC with max order=12 given our monthly data) and test-statistics and related level of significance. ADF results show that we cannot reject the null of unit roots when modelling includes only a constant and the linear trend (the “C, T” case rows in column “Modelling case”) for three of our variables (the skill premium, TM_{NRA} , and TM_{RC}). In the case of TM_{NRI} , we reject the null of unit roots for the “C, T” modelling case at 1% of significance. These results are consistent with the inclusion or not of seasonal dummies. The modelling case with a quadratic trend shows that we can reject the null of unit roots at the 1% of significance for all endogenous variables excepting TM_{NRA} variable (rejection is at 10% of significance). These ADF results with a quadratic trend are obtained with and without seasonal dummies. Overall, our ADF output implies that our endogenous series are stationary by detrending the series using a linear and a quadratic time trend.

TABLE A1
ADF RESULTS

Variable	Modelling case	Seasonal dummies	Lag order	test-statistic	p-value
<i>ln skill premium</i>	C, T	No	2	-2.4978	0.3292
	C, T, TT		2	-4.7600	0.0025 *
	C, T	Yes	2	-2.1447	0.5201
	C, T, TT		2	-4.4575	0.0074 *
<i>ln TM_{NRA}</i>	C, T	No	2	-1.9262	0.6406
	C, T, TT		1	-5.1071	0.0006 *
	C, T	Yes	2	-1.5797	0.8012
	C, T, TT		2	-3.6847	0.0729 ***

$\ln TM_{NRI}$	C, T	No	0	-8.0841	<0.001	*
	C, T, TT		0	-8.0323	<0.001	*
	C, T	Yes	0	-7.5479	<0.001	*
	C, T, TT		0	-7.4966	<0.001	*
$\ln TM_{RC}$	C, T	No	3	-1.6561	0.7706	
	C, T, TT		0	-7.9026	<0.001	*
	C, T	Yes	2	-2.055	0.5704	
	C, T, TT		0	-7.0221	<0.001	*

Note: ADF H_0 = the series has a unit root. Lag order selection using criterion BIC (max was 12). (*), (**), and (***) denotes a rejection of H_0 at 1%, 5% and 10% significance level, respectively. TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} stand for non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive tasks, respectively.

With regard to KPSS stationarity testing, we show these results in Table A2. We consider the modelling case of a constant plus a linear trend. Columns display the variable names, use of seasonal dummies, lag order (the same as in the ADF test, i.e., selection using criterion BIC with max order=12 given our monthly data) and test-statistics and related level of significance. We reject the null of stationarity at 1% of the significance level for all the endogenous variables. These results are robust to the inclusion of seasonal dummies. We confirm our ADF results for the same modelling case, i.e., constant plus linear trend or “C, T”. We cannot compare the case “C, T, TT” since our KPSS implementation test the hypothesis of stationarity only around a linear trend (See section 4.2 for details). The stationarity results discussed here show that our variables are stationary around linear and quadratic trends. Therefore, we follow this modelling strategy in our VAR specification and estimation.

TABLE A2
 KPSS TEST RESULTS (THE MODELLING CASE SPECIFIES A CONSTANT PLUS A
 LINEAR TREND)

Variable	Seasonal dummies	Lag order	test-statistic	p-value
<i>ln skill premium</i>	No	2	0.7248	<0.01*
	Yes	2	0.7453	<0.01 *
<i>ln TM_{NRA}</i>	No	2	0.5622	<0.01*
	Yes	2	0.5746	<0.01 *
<i>ln TM_{NRI}</i>	No	0	0.2778	<0.01*
	Yes	0	0.2933	<0.01 *
<i>ln TM_{RC}</i>	No	3	0.4548	<0.01*
	Yes	2	0.4611	<0.01 *

Note: KPSS H_0 =the series is stationary. Lag order is the same as in ADF (see Table). p-values as in Gretl output. (*), (**) and (***) denotes a rejection of H_0 at 1%, 5% and 10% significance level, respectively. TM_{NRA} , TM_{NRI} and TM_{RC} stand for non-routine analytical, non-routine interactive and routine cognitive tasks, respectively.

Regarding the optimal lag order testing, Table A3 shows the results for the tested VAR models from 1st to 12th lag order. We display the results differentiating because of the addition of seasonal dummies. The optimal number of lags to include is one, based on the minimized values of the BIC and HQC values. However, more importantly, the addition of all seasonal dummies worsened these values, i.e., a bigger penalization due to the increased number of parameters. Therefore, in our VAR estimation, we assess the addition only of the 12th lag to control the potential seasonality since the nature of our labour data can be highly seasonal alongside the first lag order following our BIC and HQC results.

TABLE A3
OPTIMAL LAG ORDER FOR THE VAR

Lags	BIC		HQC	
	Seasonal dummies		Seasonal dummies	
	No	Yes	No	Yes
1	-17.016 *	-15.668 *	-17.429 *	-16.731 *
2	-16.644	-15.269	-17.294	-16.568
3	-16.296	-15.040	-17.182	-16.576
4	-15.792	-14.579	-16.914	-16.350
5	-15.397	-14.205	-16.755	-16.213
6	-14.905	-13.771	-16.499	-16.016
7	-14.631	-13.537	-16.461	-16.018
8	-14.215	-13.219	-16.282	-15.935
9	-13.704	-12.844	-16.007	-15.797
10	-13.382	-12.554	-15.922	-15.743
11	-13.098	-12.250	-15.874	-15.675
12	-12.592	-11.905	-15.604	-15.567

Note: Results estimated from VAR systems of order 1 to max. lag order 12. The asterisks indicate the best lag order, that is, the minimized values of the respective information criteria. VAR model with constant, linear and quadratic trends and our four endogenous variables (the skill premium and the task-related measures).

Appendix 2. Pre-Processing Of Text Data And The Svm Implementation

Appendix 2.1. Pre-Processing And Dtm Representation

The pre-processing stage starts with the concatenation of the three open-text variables: job title, job description and job-specific requirements. We perform a set of standard techniques on the new concatenated variable to convert words to lowercase, remove Spanish stop words, punctuation and special symbols, tokenisation, and stemming (words being reduced to their word stem). The tokenisation allows the text content to be split into words (unigrams) and groups of two consecutive words (bigrams) denoted as tokens or features. In this study, we use unigrams and bigrams. Bigrams can be more representative for job titles composed of two words (e.g., job titles preceded by generic words like, in Spanish, “Ingeniero” (“Engineer” in English) such as “Ingeniero Informático” (“Informatics Engineer” in English).

Based on these features, we build a DTM, which shows the collection of job ads or documents represented in the vector space model. In the DTM, job ads and tokens are rows and columns, respectively. The DTM represents the corpus as a bag of words and is usually sparse; it is the primary input for SVM. We applied these pre-processing and DTM techniques to, firstly, our training sample and, secondly, our unlabelled observations to classify the job ads against the Chilean standard classification system of occupations CIUO08-CL.

Appendix 2.2. The SVM Application

The SVM, initially known as support-vector networks, is an algorithm developed by Cortes & Vapnik, (1995). SVM is a real-world-oriented application (Nalepa & Kawulok, 2019; Smola & Scholkopf, 2004) that researchers have successfully performed on classification analysis in multiple fields due to its capacity to learn from data to attain the best separation between classes or groups of data (Gil & Johnson, 2011).

Overall, the SVM algorithm predicts occupational category labels according to a subset of training data already labelled with their 2-digit occupational group or the training dataset (we detailed the training sample construction in the Appendix 2.2.2 below). SVM uses a set of functions to convert the training data into a high-dimensional space to find one or multiple optimal separating hyperplanes. An ideal hyperplane separates one class from another based on the support vectors, which refer to the critical training instances that define its margins; therefore, they give the most information about the classification (Han et al., 2011). This hyperplane should also stay as far away from the nearest training instances as possible (Gerón, 2017). We evaluate the predictive

capability of our SVM using measures developed for this purpose as detailed below (see Appendix 2.2.3).

Appendix 2.2.1. SVM Theoretical Overview And Implementation

To illustrate how, theoretically, an SVM classifier achieves its goal, we will assume a two-class problem with a dataset D linearly separable. D refers to $(X_1, y_1), \dots, (X_{|D|}, y_{|D|})$ where X_i corresponds to the set of training instances labelled according to their class, y_i , which can take the values of +1 or -1. Since our data is linearly separable, graphically, we can draw infinite straight lines between the two classes. The SVM searches a separating hyperplane, the maximum marginal hyperplane, to discriminate between the classes in a high dimensional space. Simultaneously, the margins refer to the shortest distance between the hyperplane and the closest training instance of either class (Gerón, 2017; Gil & Johnson, 2011; Han et al., 2011). Following Han et al. (2011), we write the separating hyperplane as:

$$(11) \quad W \cdot X + b = 0$$

where W is a row vector of weights, $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ and n is the number of attributes. In our assumption, we have two classes, denoted by a column vector $X = (x_1, x_2)$ where x_1 and x_2 are the values of attributes. b is a scalar usually associated with bias. We re-write Eq. (11) as:

$$(12) \quad b + w_1x_1 + w_2x_2 = 0$$

Therefore, any data point located above or below the separating hyperplane satisfies Eq. (13) and Eq. (14), respectively

$$(13) \quad b + w_1x_1 + w_2x_2 > 0,$$

$$(14) \quad b + w_1x_1 + w_2x_2 < 0.$$

We can define the sides of the maximal margin using new hyperplanes, h_1 and h_2 , based on the adjustment of weights as follow:

$$(15) \quad h_1 : b + w_1x_1 + w_2x_2 \geq 1 \text{ for } y_i = +1,$$

$$(16) \quad h_2 : b + w_1x_1 + w_2x_2 \leq -1 \text{ for } y_i = -1.$$

If any training data point falls on or above h_1 it will belong to class +1 while any training data point that falls on or below h_2 will belong to class -1. The combination of inequalities from Eq. (15) and Eq. (16) yields:

$$(17) \quad y_i (b + w_1 x_1 + w_2 x_2) \geq 1, \forall i.$$

The support vectors will be any training data point that falls on the sides of the maximal margin; this is the hyperplanes h_1 and h_2 . Since the support vectors satisfy the Eq. (17) and are located equally near the separating hyperplane, we can use this expression to find the maximal margin between h_1 and h_2 (Gil & Johnson, 2011). By definition, the distance from a point (x_0, y_0) to a line $a_x + b_x + c = 0$ is $|a_x + b_x + c = 0| / \sqrt{a^2 + b^2}$, therefore, the distance from any support vector on h_1 to the separating hyperplane is $|W \cdot X + b| / \|W\|$ which is equal to $\frac{1}{\|W\|} \cdot \|W\|$ is the Euclidean distance from the origin to W , that is $\sqrt{W \cdot W}$ (recalling from Eq. (11), $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, then $\sqrt{W \cdot W} = \sqrt{w_1^2, w_2^2, \dots, w_n^2}$). Since this distance is the same from any support vector on h_2 to the separating hyperplane, the maximal theoretical margin possible is $\frac{2}{W}$. Therefore, to maximize the separating hyperplane, the value of W need to be minimised with the condition given by Eq. (17) to avoid training data points falling between h_1 and h_2 . We can re-write the problem as a quadratic programming problem as follows:

$$(18) \quad \min_{w,b} \frac{W^2}{2},$$

concerning the constrain represented by Eq. (17). This formulation is usually known as the primal form (Nalepa & Kawulok, 2019), which is the problem to be solved applying SVM. SVM performs a set of mathematical functions and procedures and transformations, the so-called “fancy math tricks” (Han et al., 2011), to find the separating hyperplane and the support vectors. These mathematical approaches include Lagrangian formulations, Karush-Kuhn-Tucker conditions, and kernel functions (e.g. linear, polynomials) to handle linearly inseparable data, among others (Gil & Johnson, 2011; Nalepa & Kawulok, 2019).

To implement our SVM strategy, we use the Scikit-learn software library via an interface in Python (Pedregosa et al., 2011). We apply the linear support vector classification, LinearSVC, to solve our multi-class optimization problem. LinearSVC applies the one-vs-the rest strategy to fit one classifier per class. Thus, to obtain knowledge about a particular class, we evaluate only its computed classifier. In parameter tuning, we control the balance between max-

imising the margin and reducing misclassification using the C parameter, as explained below, and the potential imbalance between classes using weights. LinearSVC formulates Eq. (18) equivalently as:

$$(19) \quad \min_{w, b} \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^n \max\left(0, 1 - y_i \left(W^T \phi(x_i) + b\right)\right),$$

where ϕ is the identity function, and C is a real and positive constant. The LinearSVC algorithm uses the math tricks noted above with a linear kernel to optimize Eq. (19) with C as a tuning parameter. According to Gerón (2017), C controls the balance between keeping the maximal margin as wide as possible and limiting the misclassifying i.e., when instances fall in the middle of the margin or even on the wrong side. We use $C = 1$, which is the recommended value for LinearSVC (Pedregosa et al., 2011). The same parameter has been used by Guerrero & Cabezas (2019) in their study classifying occupations for Chile from national labour surveys. We also experiment with alternative values to analyse impacts on classifier performance. A lower value for C gives more regularization if the data contains a high number of noisy observations, and higher values for C (e.g., 10, 100) result in a lower generalization ability of the classifier. This impact on generalization means that SVM may classify appropriately on the training stage but its performance on new samples would be poor (Auria & Rouslan, 2008).

We also control for the expected unbalance between classes due to the natural distribution of labour. For instance, clerical workers have a significantly higher representation than managers. We apply weights to optimize the classifier performance on less represented classes. In LinearSVC, we include class weights inversely proportional to the class frequencies using the formula $weight_j = n / (k * n_j)$ where $weight_j$ is the weight to class j , n is the number of observations in the dataset, k is the number of classes and n_j is the number of observations in class j .

Appendix 2.2.2. The Training Dataset Construction

The SVM, as noted above, requires a training dataset, i.e., a job ads sample already labelled with their 2-digit occupational group code. We start by selecting the most frequent job titles. We filter 3,359 job titles whose frequencies vary between 2,000 and 20. At this point, our training sample is a subset of 67,656 job ads, i.e., 35% of our whole job ads dataset described in section 3. The rest of our whole dataset, i.e., the 122, 330 unlabelled job ads, will be labelled using SVM. The distribution of our training sample in terms of industry and educational category is similar to the whole dataset distribution as shown in Table A4. We manually label each job ad from our training sample according

to the Chilean classification CIUO08-CL, supporting this labelling by observing the educational category, economic area and job task descriptions reported by CIUO08-CL. We also support our labelling process by examining the training dataset employed by Guerrero & Cabezas (2019), which was prepared by domain experts from the Chilean National Institute of Statistics (in Spanish Instituto Nacional de Estadísticas). As observed above, since algorithms do not deal directly with text data but perform on specific text features, we apply the procedures detailed in the Appendix 2.1 to obtain our DTM representation of the training data. We use 80% of the training sample to train the SVM and the rest (20%), our testing dataset, to evaluate the SVM performance.

TABLE A4
DISTRIBUTION (IN PERCENTAGES) OF EDUCATIONAL AND INDUSTRY CATEGORIES
FOR THE WHOLE AND TRAINING DATASETS

Educational and industry categories	Whole dataset	Training dataset
Educational category		
Primary	2%	1%
Secondary	20%	15%
Secondary Education Technician	15%	16%
Higher Professional Technician	29%	34%
Graduate	34%	33%
Postgraduate	1%	0%
Number of observations	189,986	67,656
Industry		
Agriculture and fishing	1%	1%
Commerce	19%	16%
Communication	9%	8%
Construction	4%	5%
Electricity, water and gas	2%	2%
Financial services	6%	4%
Industry	17%	17%
Mining	2%	2%
Other activity	5%	13%

Other services	8%	8%
Personal services	19%	18%
Public Administration	1%	0%
Restaurants and Hotels	2%	2%
Transportation	5%	5%
Number of observations	189,986	67,656

Appendix 2.2.3. SVM Evaluation And Prediction

To evaluate the SVM classification performance, we use metrics (e.g., *accuracy*, *precision*) based on four outputs by comparing the labelled categories with those predicted by SVM using our testing dataset. These outputs are true negatives, TN , when the observation is negative and predicted negative; false negatives, FN , when the observation is positive but predicted negative; true positives, TP , when the observation is positive and predicted positive; and false positives, FP , when the observation is negative but predicted positive. Typically, the classifier accuracy is calculated as the ratio of all correct predicted observations to the total number of observations, as follows:

$$accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FN + TP + FP}.$$

We also examine *precision*, *recall*, and *F1 score*, which are standard metrics used to evaluate the classifier performance at the global and class level. The *precision* and *recall* measures refer to ratios to measure the ability of SVM to avoid labelling as positive an observation that is negative and to find all the positive observations, respectively and *F1 score* corresponds to the weighted harmonic mean of both metrics (Pedregosa et al., 2011). The formulation of these metrics is:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP},$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN},$$

$$F1\ score = 2 * \frac{(precision * recall)}{(precision + recall)}.$$

Intuitively, *precision* counts for the number of observations correctly classified among that class and *recall* quantifies the number of cases for a given class found by the classifier over the total number of class cases. These metrics

can also evaluate global performance by calculating averages (*avg precision* or *avg accuracy*) which can take classes' imbalance into account. We also examine *macro avg F1 score*, the unweighted mean of *F1 score*, which results in higher penalization if the classifier does not perform appropriately with less represented classes since all classes have the same weight. We also examine *weighted avg F1 score*, which uses as weights the number of true positives for each class. This weighted version adjusts *macro avg F1 score* to account for class imbalance. The results from these metrics are presented in the form of a classification report which outlines the results from these metrics at the global and class level (see Appendix 2.3 below).

Also, some adjustments related to tokens or features (e.g., number, frequency) or balancing between classes can impact these measures.

Appendix 2.3 Results From Evaluating The SVM Algorithm

The DTM representation of our training sample (as discussed above in section 0) corresponds to a matrix of 67,656 documents and 210,689 features (unigrams and bigrams). Once we have “trained” our SVM algorithm, we evaluate the SVM prediction following the metrics *precision*, *recall* and *f1-score* as discussed above. Table A5. displays the classification report from the results of the SVM evaluation.

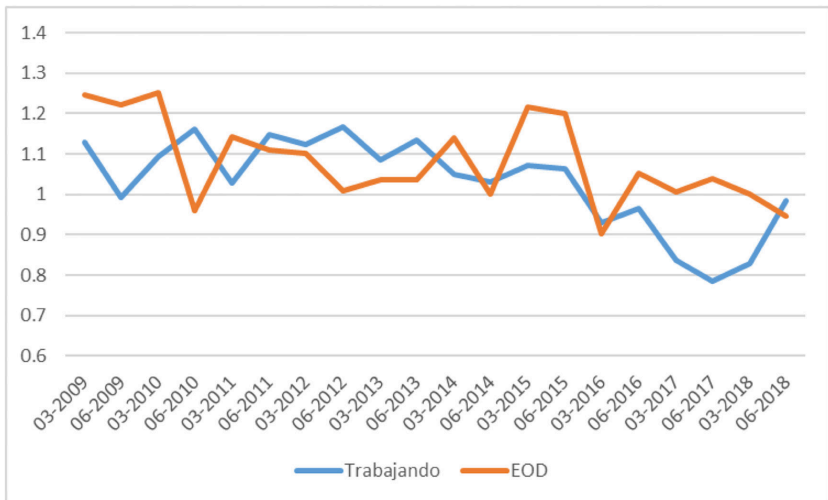
The first column in Table A5 refers to 35 2-digit occupational codes (see footnote 9), and in the subsequent columns, we see the metrics *precision*, *recall* and *f1-score* results at the occupation level. The last column shows the number of occurrences of the occupation in the training dataset. We can see that the predictive performance of SVM depends on the analysed occupational group, with better results in occupations with higher representation in the sample. Overall, by observing the global evaluation of SVM in the bottom rows of Table A.5., we see that *global accuracy* is 0.92 and the *macro* and *weighted* averages for, *recall* and *f1-score* fall between 0.81 and 0.92.

TABLE A5
CLASSIFICATION REPORT FOR THE SVM (LINEARSVC) APPLICATION

2-dig Code	precision	recall	f1-score	N support (80% training sample)
11	0.91	0.54	0.68	143
12	0.81	0.76	0.78	571
13	0.76	0.48	0.59	219
14	0.83	0.37	0.51	94
21	0.86	0.88	0.87	3,867
22	0.93	0.97	0.95	1,418
23	0.95	0.93	0.94	533
24	0.94	0.94	0.94	8,894
25	0.89	0.88	0.88	1,661
26	0.91	0.95	0.93	1,030
31	0.9	0.86	0.88	2,589
32	0.96	0.96	0.96	805
33	0.97	0.97	0.97	12,437
34	0.86	0.8	0.83	571
35	0.86	0.92	0.88	1,653
36	0.91	0.7	0.79	211
41	0.9	0.86	0.88	3,970
42	0.84	0.87	0.85	1,420
43	0.89	0.93	0.91	2,379
44	0.93	0.86	0.89	578
51	0.92	0.86	0.89	772
52	0.91	0.96	0.93	3,748
53	0.75	0.78	0.77	99
54	0.97	0.99	0.98	902
61	0.9	0.52	0.66	86
71	0.88	0.68	0.77	117
72	0.84	0.87	0.85	885
73	0.93	0.93	0.93	75
74	0.81	0.78	0.8	497
75	0.68	0.69	0.68	106
81	0.81	0.66	0.73	479
83	0.93	0.98	0.95	634
91	0.92	0.99	0.95	530
93	0.93	0.52	0.67	50
94	0.93	0.85	0.89	102
global accuracy			0.92	54,125
macro average	0.88	0.81	0.84	54,125
weighted average	0.92	0.92	0.91	54,125

Appendix 3. Comparing The Skill Premium Estimation From EOD And Online Job Ads

FIGURE A1
 COMPARING THE SKILL PREMIUM STIMATION BETWEEN JOBS ADS DATA FROM TRABAJANDO.COM AND EOD, FOR 2009-2018 (TRABAJANDO DATA GROUPED BI-ANNUALLY)



¿Cómo afecta el consumo de alcohol de los adultos a la distribución intra-hogar del gasto y al bienestar de los niños? Evidencia para Argentina a partir de un modelo colectivo de demanda*

How does adult alcohol consumption affect intra-household expenditure distribution and children's well-being? Evidence for Argentina from a collective demand model

MIRIAM BERGES **
 LUCÍA ECHEVERRÍA***
 MARTINA MENON ****
 FEDERICO PERALI *****

Resumen

El consumo de alcohol por parte de un miembro del hogar genera externalidades negativas sobre el presupuesto familiar, afectando la distribución del gasto y el bienestar de los demás integrantes. Reducciones significativas en los recursos asignados hacia los niños asociados a elevados consumos de alcohol de los adultos pueden tener consecuencias negativas para su desarrollo a largo plazo. Este trabajo analiza si el consumo de alcohol por parte de los adultos se asocia a la distribución del gasto al interior de los hogares, afectando el bienestar de los niños. Se estima un modelo colectivo de demanda para Argentina empleando los datos de la Encuesta Nacional de Gastos de los Hogares (ENGH) 2017/2018. Las estimaciones permiten identificar cuál es la proporción del gasto total destinada a los adultos y niños, focalizando en familias que exhiben distintos niveles de consumo de alcohol. Este trabajo presenta la primera evidencia para América Latina sobre la relación entre el consumo de alcohol y la distribución del gasto dentro hogar. Los resultados indican que el consumo intenso de alcohol genera un detrimento en el bienestar individual de los niños, en tanto se asocia a una re-distribución de recursos dentro del hogar en favor de los adultos.

Palabras claves: Modelo colectivo, sistema de demanda, regla de reparto, consumo de alcohol, distribución intra-hogar del gasto.

Clasificación JEL: D12, D13.

* Agradecemos los valiosos comentarios y sugerencias de los revisores. Los errores y omisiones son nuestra responsabilidad.

** Universidad Nacional de Mar del Plata. Funes 3250, Mar del Plata, Argentina. Email: mberges@mdp.edu.ar

*** CONICET-Universidad Nacional de Mar del Plata. Funes 3250, Mar del Plata, Argentina. Email: lecheverria@mdp.edu.ar

**** Universidad de Verona. Italia. Via Cantarane 24, Verona, Italia. Email: martina.menon@univr.it

***** Universidad de Verona. Italia. Via Cantarane 24, Verona, Italia. Email: federico.perali@univr.it

Abstract

Alcohol consumption by one member of the household generates negative externalities in the family budget, affecting the distribution of expenditure and the well-being of the other members. Significant reductions in the resources allocated to children associated with high alcohol consumption by adults can have negative consequences for their long-term development. This paper analyses whether alcohol consumption by adults is associated with the distribution of expenditure within households, affecting the well-being of children. We estimate a collective demand model for Argentina using data from the 2017/2018 National Household Expenditure Survey (ENGH). The estimates allow us to identify the proportion of total expenditure allocated to adults and children, focusing on families with different levels of alcohol consumption. This work presents the first evidence for Latin America on the relationship between alcohol consumption and the allocation of expenditure within the household. Results indicate that intense alcohol consumption is linked to a lower child well-being, as it is associated with a redistribution of resources within the home in favor of adults.

Key words: *Collective model, demand system, sharing rule, alcohol consumption, intra-household expenditure allocation.*

JEL Classification: *D12, D13.*

1. INTRODUCCIÓN

Argentina encabeza el ranking de consumo de alcohol de la región; el nivel de ingesta de alcohol por persona es de 9,8 litros al año, superando el promedio regional de 8 litros (Ministerio de Salud y Desarrollo Social, 2019). Los efectos negativos directos e indirectos del alcohol sobre la salud física y mental han sido ampliamente documentados en la literatura (Brick, 2004; Carvalho et al., 2019). A su vez, existe vasta evidencia acerca de las consecuencias del consumo abusivo de alcohol sobre algunas dimensiones del ámbito familiar, tal como la violencia doméstica (Devries et al., 2014).

Sin embargo, es escaso el conocimiento acerca de los efectos distributivos que tiene el consumo de alcohol al interior de los hogares. Es razonable pensar que un alto nivel de consumo individual de alcohol tiene consecuencias negativas sobre el bienestar económico de los otros miembros de la familia, puesto que afecta tanto la disponibilidad como la asignación del gasto. En esta línea, el consumo de alcohol excesivo por parte de los adultos puede interpretarse como una conducta egoísta de los padres hacia el bienestar presente de los ni-

ños, pero también puede limitar su acceso a oportunidades futuras, generando una fuente de desigualdad adicional.

Este trabajo analiza si el consumo de alcohol por parte de los adultos se asocia a cambios en la distribución del gasto al interior de los hogares, afectando el bienestar individual de los niños. El marco conceptual adecuado para abordar esta pregunta es el de los modelos colectivos del comportamiento del hogar, introducidos por Chiappori (1988, 1992) y Apps y Rees (1988). A diferencia del enfoque tradicional del comportamiento del hogar (denominado “unitario”, Alderman et al. (1995)) que considera que el hogar se comporta como si tuviese un único agente tomador de decisiones, el modelo colectivo admite explícitamente que el hogar está conformado por un conjunto de individuos, cada uno de ellos dotado con una función de utilidad, que interactúan para generar decisiones de asignación a nivel del hogar.

El único antecedente internacional que estudia la relación entre el consumo de alcohol y la asignación de recursos dentro del hogar, en el marco de los modelos colectivos, es el de Menon et al. (2018). En dicho trabajo, los autores analizan la pérdida del bienestar individual que resulta de una asignación de recursos injusta asociada al consumo excesivo de alcohol en las parejas italianas (sin hijos) y encuentran que un alto nivel de consumo de alcohol por parte de un miembro del hogar afecta significativamente la asignación de recursos del hogar.

En este trabajo, seguimos la estrategia metodológica de Menon et al. (2018) para estimar un modelo colectivo de demanda teóricamente plausible para Argentina, empleando la Encuesta Nacional de Gastos de los Hogares (ENGH) más reciente, correspondiente al período 2017/2018. Estas estimaciones permiten identificar cómo se distribuyen los recursos totales del hogar entre adultos y niños y, de este modo, recuperar la proporción del gasto total destinada a los niños (regla de reparto) – que constituye la medida de bienestar individual. Luego, se estiman un conjunto de regresiones mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios para analizar si el consumo de alcohol de los adultos se relaciona con la asignación estimada, focalizando en hogares con consumo intenso, moderado y nulo. Los resultados indican que el consumo de alcohol intenso por parte de los adultos genera un detrimento en el bienestar individual de los niños, en tanto se asocia a una re-distribución de recursos dentro del hogar en favor de los adultos. En cambio, no se observan re-distribuciones significativas en la asignación de recursos entre adultos y niños cuando los adultos consumen alcohol moderadamente.

Este trabajo contribuye a la literatura presentando la primera evidencia para Argentina y América Latina sobre la relación entre el consumo de alcohol y la distribución del gasto dentro de los hogares. Existe evidencia previa para Argentina -con datos menos recientes- sobre cómo se distribuyen los recursos del hogar entre adultos y niños (Echeverría, 2020), así como antecedentes sobre

el consumo de alcohol, por ejemplo sobre el rol de las variables socio-económicas en el consumo de alcohol en la población (García Arancibia, 2014; García Arancibia et al., 2015) o en sub-grupos específicos, como los jóvenes universitarios (Conde y Cremona, 2017) y sobre las desigualdades socio-económicas del consumo de alcohol (Rivera y De Santis, 2021). Sin embargo, ningún trabajo previo, en Argentina o en la región, ha combinado ambas líneas tal de explorar la potencial relación entre el consumo de alcohol y las asignaciones del gasto dentro del hogar, focalizando en los niños. En este sentido, el trabajo también contribuye de forma más amplia a la literatura internacional ya que el único antecedente previo (Menon et al., 2018) se centra en parejas sin hijos, por lo que nuestros resultados pueden arrojar luz sobre las dinámicas de re-asignación de recursos asociadas al consumo de alcohol en hogares con niños.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En la Sección 2 se describe el modelo de asignación intra-hogar. En la Sección 3 se presenta el sistema de demanda colectivo. En la Sección 4 se describen los datos y la estrategia empírica. En la Sección 5 se reportan los resultados, y en la Sección 6 se delinean las reflexiones finales.

2. MODELO DE ASIGNACIÓN INTRA-HOGAR

El modelo describe las decisiones de consumo de un hogar de K individuos (o grupos de individuos) que interactúan cooperando entre sí para generar decisiones a nivel del hogar. El modelo asume que existe un proceso de decisión respecto a la asignación de los recursos dentro del hogar, pero no se especifica cuál es el mecanismo subyacente. El supuesto fundamental de los modelos colectivos es que las asignaciones resultantes del proceso de decisión son Pareto eficientes, en el sentido de que, para una elección dada, no es posible aumentar el bienestar de un miembro sin reducir el de los demás (Chiappori 1988, 1992). Esto significa que el equilibrio de consumo se encuentra en la frontera de Pareto de la familia, siempre que las funciones de utilidad individuales se comporten bien y los conjuntos presupuestarios sean convexos. El fundamento de este supuesto descansa en que es razonable que surjan asignaciones eficientes en el contexto de la familia, donde los individuos pueden asumir compromisos vinculantes, y existen interacciones repetidas e información simétrica sobre los comportamientos y las preferencias.

El k -ésimo miembro consume una canasta de n_k bienes $\mathbf{x}_k = (x_{k1}, \dots, x_{kn_k}) \in \mathbb{R}^{n_k}$ con precios exógenos, $\mathbf{p}_k = (p_1, \dots, p_{kn_k}) \in \mathbb{R}_{++}^{n_k}$, pertenecientes al conjunto de números reales estrictamente positivos, con $k = 1, \dots, K$. La canasta de consumo \mathbf{x}_k incluye el caso en que algunos bienes son privados y están asignados a un determinado miembro del hogar, como

es el rubro de ropa para adultos y niños, mientras que otros pueden ser bienes públicos. Nuestro análisis se centra en la asignación de bienes de mercado consumidos privadamente por los miembros de la familia. El consumo de bienes privados puede asignarse o no asignarse a un miembro específico del hogar. El hogar tiene recursos limitados y su consumo total debe satisfacer una restricción presupuestaria lineal dada por $\sum_{k=1}^K p_k x_k = y$, donde $y \in \mathbb{R}_{++}$ es el ingreso total del hogar. Cada miembro tiene sus propias preferencias sobre \mathbf{x}_k , representadas por una función de utilidad cuasi-cóncava $u_k : \mathbb{R}^{n_k} \rightarrow \mathbb{R}$, dos veces diferenciable y estrictamente creciente en sus argumentos.

La función de utilidad del hogar se define como $U(u_1(\mathbf{x}_1), \dots, u_K(\mathbf{x}_K); \mathbf{p}, y, \mathbf{z})$, donde $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_K)$ y \mathbf{z} es un vector de variables exógenas denominadas factores de distribución, que afectan el proceso de decisión dentro del hogar, pero sin modificar las preferencias ni la restricción presupuestaria (Browning et al., 1994). La función de utilidad U es una generalización de la función de bienestar de Samuelson, estrictamente creciente en (u_1, \dots, u_K) , que agrega las preferencias individuales a las preferencias del hogar y representa los problemas de distribución dentro del hogar. Notar que la función U depende directamente de los precios \mathbf{p} , el ingreso y , y los factores de distribución \mathbf{z} .¹

Las asignaciones eficientes dentro de la familia se derivan del siguiente problema:

$$(1) \quad V(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}) = \max_{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_K} \left\{ U(u_1(\mathbf{x}_1), \dots, u_K(\mathbf{x}_K); \mathbf{p}, y, \mathbf{z}) : \sum_{k=1}^K \mathbf{p}_k \mathbf{x}_k = y \right\}$$

donde $V(\mathbf{p}, y, \mathbf{z})$ es la función de utilidad indirecta del hogar. Las elecciones óptimas del problema (1) son las demandas centralizadas del hogar $\mathbf{x}^C(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}) = (\mathbf{x}_1^C(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}), \dots, \mathbf{x}_K^C(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}))$.

La eficiencia implica que el proceso de decisión del hogar puede ser descentralizado en dos etapas eligiendo la transferencia correcta entre los miembros, en una analogía con el Segundo Teorema Fundamental del Bienestar (Chiappori, 1992). En la primera etapa, los individuos deciden sobre la distribución del ingreso familiar y entre los miembros del hogar, por lo que el individuo k recibe ϕ_k (regla de reparto). En la segunda etapa, cada individuo elige su vector de consumo privado sujeto a su propia restricción presupuestaria $\mathbf{p}_k \mathbf{x}_k = \phi_k$. En consecuencia, la asignación eficiente del hogar en (1) se puede descomponer en dos etapas como

$$(2) \quad V(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}) = \max_{\phi_1, \dots, \phi_K} \left\{ U(V_1(\mathbf{p}_1, \phi_1), \dots, V_K(\mathbf{p}_K, \phi_K); \mathbf{p}, y, \mathbf{z}) : \sum_{k=1}^K \phi_k = y \right\}$$

¹ Las preferencias del hogar también pueden verse afectadas por las características socio-demográficas de cada miembro del hogar (Barten, 1964; Peralí, 2003), pero no son incluidas para simplificar la notación.

$$(3) \quad V_k(\mathbf{p}_k, \phi_k) = \max_{\mathbf{x}_k} \left\{ u_k(\mathbf{x}_k) : \mathbf{p}_k \mathbf{x}_k = \phi_k \right\} \quad \forall k = 1, \dots, K$$

donde $V_k(\mathbf{p}_k, \phi_k)$ es la función de utilidad indirecta para el k -ésimo individuo, que depende de los precios \mathbf{p}_k y a la asignación de ingresos ϕ_k . El problema (2) describe la asignación óptima de ingresos $\phi_k(\mathbf{p}, y, \mathbf{z})$ entre todos los miembros de la familia, cuya solución está dada por $(\phi_1(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}), \dots, \phi_K(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}))$. El problema (3) resuelve la demanda marshalliana descentralizada del individuo k -ésimo, $\mathbf{x}_k^D(\mathbf{p}_k, \phi_k)$. Bajo eficiencia, $\phi_k(\mathbf{p}, y, \mathbf{z}) = \mathbf{p}_k \mathbf{x}_k^C(\mathbf{p}, y, \mathbf{z})$ y el problema de maximización en la ecuación (1) es equivalente a (2) y (3).

La regla de reparto ϕ_k no es observable, pero puede identificarse explotando la información sobre el consumo individual de al menos un bien asignable para cada miembro del hogar (Bourguignon et al., 1993; Browning et al., 1994). En la aplicación empírica seguimos la estrategia de estimación e identificación propuesta por Chavas et al. (2018) y Arias et al. (2004, 2020), como se explica en la siguiente sección.

3. EL SISTEMA DE DEMANDA COLECTIVO

Nuestro análisis utiliza el sistema de demanda colectivo para recuperar la proporción de recursos del hogar que es asignada a cada miembro (es decir, la regla de reparto expresada en proporción). El sistema de demanda a estimar es una extensión del Quadratic Almost Ideal Demand System (QUAIDS) (Banks et al., 1997)² para el caso colectivo propuesto por Chavas et al. (2018) y Arias et al. (2004, 2020). Dicha extensión introduce la regla de reparto, que determina la distribución de recursos entre los miembros del hogar. Este modelo ha sido implementado en Menon et al. (2018), Mangiavacchi et al. (2018), Belete et al. (2018), Menon y Perali (2019), Echeverría (2020) y Belete (2021).³ En particular, la aplicación de Echeverría (2020) constituye el único antecedente

² Evidencia previa para Argentina sugiere que la forma funcional cuadrática constituye un ajuste adecuado (e.g. Pizzolito, 2007; Echeverría, 2020).

³ Este modelo, en línea con las contribuciones pioneras de esta literatura, requiere como fuente de información la observación de un bien asignable y factores de distribución, sin imponer condiciones sobre las preferencias. Esto se diferencia de otros trabajos, como Dunbar et al. (2013), que además de requerir como fuente de información la observación de al menos un bien asignable, incorporan restricciones sobre las preferencias individuales (por ejemplo, similitud en las preferencias entre personas dentro del hogar, o similitud en las preferencias entre individuos que viven en hogares de distinta composición). Sin embargo, contribuciones más recientes Dunbar et al. (2019) se alinean con nuestro enfoque en tanto abandonan los supuestos de similitud en las preferencias para basar su identificación en los bienes asignables y el empleo de factores de distribución. Por otro lado, mientras que muchos antecedentes de modelos colectivos se basan en la estimación de curvas de Engel, este enfoque estima un sistema de demanda completo e introduce precios en el análisis, posibilitando un análisis de bienestar más completo.

de estimación del modelo colectivo para Argentina (con datos de 1996, 2004 y 2012), encontrando que la distribución intra-hogar es pro-niño en Argentina. Sin embargo, en dicha aplicación no se analiza la relación entre el consumo de alcohol y la distribución intra-hogar.

En esta aplicación empírica, $k = 2$ denota los (grupos de) individuos, conformados por los adultos y los niños, respectivamente. De esta forma, y en línea con los desarrollos más recientes de la literatura de los modelos colectivos,⁴ modelamos a los niños como agentes económicos que poseen preferencias individuales, afectando las decisiones de gasto del hogar a través de su poder de negociación. En este sentido, la evidencia sugiere que los niños influyen en el proceso de toma de decisiones del hogar y que tienen buenas habilidades de negociación desde edades tempranas (Harbaugh, et al. 2003; Dauphin et al., 2011).

En el Apéndice A se detalla la derivación del sistema colectivo demanda, propuesto por Chavas et al. (2018) y Arias et al. (2004, 2020). Partiendo de un modelo QUARDS, la ecuación de participación presupuestaria a estimar está dada por

$$(4) \quad w_i = \alpha_i + t_i(\mathbf{d}) + \sum_j \gamma_{ij} \ln p_j + \sum_{k=1}^2 \beta_{ki} \left(\ln(\phi_k^*) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)) \right) + \sum_{k=1}^2 \frac{\lambda_{ki}}{C_k(\mathbf{p}_k)} \left(\ln(\phi_k^*) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)) \right)^2$$

donde w_i es la participación en el presupuesto del bien i , $t_i(\mathbf{d})$ son las funciones demográficas de traslado, $\ln(A_k(\mathbf{p}_k))$, $B_k(\mathbf{p}_k)$ y $C_k(\mathbf{p}_k)$ son agregadores de precios, y $\ln(\phi_k^*)$ es el logaritmo del ingreso individual modificado demográficamente.

Siguiendo a Chavas et al. (2018) y Arias et al. (2004, 2020), la estrategia de identificación de la regla de reparto ϕ_k consiste en la posibilidad de construir un ingreso individual parcialmente observable y_k explotando la información disponible sobre los bienes asignables. Como la información sobre el consumo individual es limitada, se corrige escalando la medida aproximada del ingreso individual del miembro y_k con una función lineal latente $m_k(\mathbf{z})$ à la Barten (1964), que depende de los factores de distribución \mathbf{z}

$$(5) \quad \ln(\phi_k) = \ln y_k + \ln m_k(\mathbf{z})$$

La función $m_k(\mathbf{z})$ describe las transferencias entre los miembros del hogar.

⁴ Los trabajos pioneros de los modelos colectivos incorporaban a los niños como un consumo de bien público por parte de los padres (Bourguignon, 1999). Es decir, los niños son relevantes para las elecciones del hogar únicamente a través de la utilidad que los padres derivan de su bienestar. Sin embargo, en las contribuciones más recientes, y a partir de Dunbar et al. (2013), se ha comenzado a modelar a los niños como agentes económicos con preferencias individuales.

Sea $k = 1$ el grupo de miembros de los adultos, si $m_k(\mathbf{z}) < 1$, entonces los adultos re-asignan gasto hacia los niños.

4. DATOS Y ESTRATEGIA EMPÍRICA

En esta sección se describen los datos empleados y la clasificación de hogares construida según el consumo de alcohol, así como la estrategia de estimación del sistema de demanda y la estrategia post-estimación seguida para analizar cómo afecta el consumo de alcohol de los adultos a la distribución intra-hogar del gasto.

4.1. Datos

Los datos de los gastos de los hogares provienen de la Encuesta Nacional de Gasto de los Hogares (ENGH) realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) de Argentina durante el período 2017/2018. La encuesta es representativa a nivel nacional y está dirigida a hogares ubicados en áreas de 5.000 o más habitantes. La encuesta cubrió un total de 21.547 hogares. La ENGH proporciona datos exhaustivos sobre los gastos y las cantidades de los hogares para un amplio conjunto de categorías de consumo y con un alto grado de desagregación. La encuesta también registra información detallada sobre las condiciones de la vivienda, y las características socio-demográficas y laborales individuales.

Para identificar la regla de reparto, se emplea la información disponible sobre el consumo privado de bienes asignables. Para los adultos, explotamos datos sobre ropa y calzado, bebidas alcohólicas, juegos de casino, periódicos, cigarrillos, joyas y peluquería, mientras que para los niños utilizamos la información de gastos de ropa y calzado, juegos y juguetes, libros infantiles, educación, mochilas infantiles, guarderías, pañales, comidas para niños y peluquería. La ropa y el calzado es el componente más importante del gasto individual observado, representando en promedio el 75% de los gastos asignables.

En relación a la muestra, se excluyen los hogares con niños mayores a 10 años de edad en tanto la información sobre el gasto en ropa (que constituye el principal componente de la estrategia de identificación) es preguntada para las categorías de «menores» y «mayores», definiendo a los «mayores» («menores») como miembros de más (hasta) de 10 años.⁵ Además, para evitar una clasificación errónea del gasto en ropa de niños y adultos en familias más complejas y extensas con diferentes tipos de miembros (familias extendidas), restringimos el análisis a familias nucleares con hijos, es decir, hogares bi-pa-

⁵ Si incluyéramos familias con al menos un niño mayor de 10 años, la información sobre el gasto en ropa para adultos incluiría el gasto de los adultos y el del niño mayor.

rentales y mono-parentales (con adultos de hasta 64 años). Nuestra muestra final está compuesta por 2.404 familias nucleares con hijos, que representan 1.526.069 familias en términos expandidos (ponderados).

Respecto al consumo de alcohol, clasificamos a los hogares de acuerdo a si los adultos son bebedores intensos (BI), bebedores moderados (BM) o no bebedores (NB). Siguiendo a Menon et al. (2018), los hogares con presencia de bebedores intensos son aquellos ubicados en el decil superior de la distribución de la participación presupuestaria (per cápita) del gasto en alcohol.⁶ Es decir, aquellos hogares con una participación (per cápita) superior a 4,6%. Los hogares con presencia de bebedores moderados son los que se ubican en los restantes deciles, mientras que los no bebedores son aquellos que no consumen alcohol.⁷

La Tabla 1 reporta las estadísticas descriptivas del gasto mensual, según el nivel de consumo de alcohol del hogar. Los hogares con BI representan el 10% de la muestra, mientras que los hogares con BM representan el 16% y los no bebedores el 74%. Se observa que los hogares con BM tienen un gasto total más alto, en promedio, mientras que el gasto total de los hogares con BI y NB es similar entre sí y, al mismo tiempo, es similar al gasto promedio de toda la muestra (M). Por otro lado, los hogares con BI gastan en promedio 2,5 veces más en bebidas alcohólicas que el promedio de los hogares con BM y 6,2 veces más que todos los hogares de la muestra. De igual forma, los hogares con BI destinan en promedio un 4,6% de su gasto total en bebidas alcohólicas, mientras que los BM un 1,4%, y todos los hogares un 0,7%. Como los hogares con BI tienen en promedio un nivel de gasto similar a los de los hogares con NB, y a los de toda la muestra, es posible que el consumo intenso de alcohol implique una disminución del presupuesto disponible para otros rubros de bienes, afectando potencialmente los recursos que reciben los niños y, con ello, su bienestar individual.

⁶ En estimaciones alternativas hemos realizado una corrección del gasto en alcohol por posible infrecuencia de compra siguiendo el procedimiento Double-Hurdle (Yen, 1993), mediante el cual la realización de ceros puede explicarse por un proceso de decisión que surge de variables latentes no observadas que determinan las elecciones del consumidor, con soluciones de esquina. Sin embargo, dado que el gasto en alcohol es reportado por el hogar mediante registros diarios durante el período de referencia, lo cual reduce la posibilidad de que los gastos nulos sean por infrecuencia de compra, se observa que la corrección no altera la posición relativa de los hogares en la distribución de la participación presupuestaria del gasto en alcohol, con lo cual la clasificación de hogares de acuerdo al perfil de consumo de alcohol no se modifica.

⁷ Si bien la ENGH reporta información sobre el gasto en alcohol a nivel del hogar, como nuestra muestra está compuesta por hogares con niños de hasta 10 años, consideramos que es seguro asumir que el consumo de alcohol recolectado a nivel del hogar corresponde al consumo de alcohol por parte de los adultos. Asimismo, datos previos indican que en Argentina la edad de inicio de consumo es a los 13 años (Ministerio de Salud y Desarrollo Social, 2019).

TABLA 1
ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DEL GASTO, SEGÚN EL CONSUMO DE ALCOHOL

	Bebedores intensos (BI)		Bebedores moderados (BM)		No bebedores (NB)		Muestra (M)
	Media	D.S.	Media	D.S.	Media	D.S.	
proporción		10%		16%		74%	100%
gasto total	31.163	20.073	42.218	21.488	29.370	21.820	31.557
gasto en alimentos	11.126	5.929	12.513	6.988	7.984	5.751	9.006
gasto en bebidas alcohólicas	1.434	1.291	561	414	0	0	231
proporción del gasto del hogar en alcohol	4.6%	2.4%	1.4%	0.7%	0%	0%	0.7%
número de hogares	247		331		1.826		2.404
número de hogares ponderado	152.689		238.489		1.134.891		1.526.069

Nota: Los bebedores intensos son definidos como hogares ubicados en el decil superior de la distribución de la participación presupuestaria (per cápita) del gasto en alcohol (participación superior a 0,046). Los gastos son mensuales y están expresados en pesos de Noviembre 2018. Se han aplicado los pesos de la encuesta.

La Tabla 2 reporta las estadísticas descriptivas de las características socio-demográficas de los hogares para caracterizar el perfil de los hogares con distinto nivel de consumo de alcohol. Los hogares con BI están encabezados, mayormente, por jefes jóvenes, en tanto el 51,1% tiene entre 18 y 34 años de edad, y por jefes hombres (69,9%). Al mismo tiempo, el 68,6% de estos hogares tienen un clima educativo medio/alto, es decir que son hogares donde el promedio de los años de educación alcanzados por los adultos es mayor a 11 años. En esta línea, el 54,3% de dichos hogares pertenece al estrato económico medio/alto; 45,7% al estrato bajo. Sin embargo, en comparación a los hogares con BM y NB, los hogares con BI presentan la mayor proporción de familias con clima educativo bajo (31,4%). Por otro lado, el 86,6% de los hogares con BI son bi-parentales, mientras que el 13,4% son mono-parentales. En cuanto a la distribución geográfica, el 37,7% reside en Gran Buenos Aires (GBA), el 30,5% en la región Pampeana, el 15,7% en la región Norte, el 9,1% en la Patagonia y el 7,1% en la región de Cuyo. A diferencia de los hogares con consumo de alcohol moderado y nulo, los hogares con BI están relativamente más concentrados en la región Patagonia y Cuyo.

Por su parte, los hogares con BM están encabezados, en su mayoría, por jefes de entre 35 y 64 años de edad (51%) y hombres (68,7%). Además, los hogares con BM son los que presentan la mayor proporción de familias con clima educativo medio/alto (75,1%), que pertenecen a los dos quintiles de ingreso más altos (48%) y que son mayormente bi-parentales (95,2%). Asimismo, estos hogares están relativamente más concentrados en la región GBA (42%) y Pampeana (35%). Por último, los hogares con NB son los que presentan el mayor porcentaje de jefes jóvenes (55,6%), también en su mayoría hombres (67,4%). Están constituidos principalmente por hogares con clima educativo medio/alto (69,1%), aunque esta proporción es menor a la de los hogares con BM, pero mayor a la de los hogares con BI. Asimismo, están levemente más concentrados en la cola inferior de la distribución del ingreso, en tanto el 54,9% pertenece al estrato bajo. El 88% de estos hogares son bi-parentales y el 12% mono-parentales. En contraste a los hogares con BI, la distribución geográfica de los hogares con NB está levemente más concentrada en la región Norte (16,5%) y Pampeana (32,9%). Cabe destacar que el perfil socio-demográfico de los hogares con BI es estadísticamente distinto al perfil de los hogares con adultos NB, a excepción de la concentración de hogares en la región GBA.

TABLA 2
ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS CARACTERÍSTICAS DEL HOGAR,
SEGÚN EL CONSUMO DE ALCOHOL

	BI	BM	NB	M	BI - NB [valor-p]
número de niños en el hogar	1,7 (0,71)	1,5 (0,63)	1,6 (0,72)	1,6 (0,71)	0,1 [0,000]***
edad del jefe entre 18-34	51,1%	49,0%	55,6%	54,1%	-4,5 [0,000]***
edad del jefe entre 35-64	48,9%	51,0%	44,4%	45,9%	4,5 [0,000]***
jefe del hogar hombre	69,9%	68,7%	67,4%	67,9%	2,5 [0,000]***
clima educativo bajo	31,4%	24,9%	30,9%	30,0%	0,5 [0,000]***
clima educativo medio/alto	68,6%	75,1%	69,1%	70,0%	-0,5 [0,000]***
ingresos bajos (quintil 1 y 2)	45,7%	31,1%	54,9%	50,2%	-9,2 [0,000]***
ingresos medios (quintil 3)	23,4%	20,9%	17,5%	18,6%	5,9 [0,000]***
ingresos altos (quintil 4 y 5)	30,9%	48,0%	27,6%	31,1%	3,3 [0,000]***
hogares bi-parentales	86,6%	95,2%	88,0%	89,0%	-1,4 [0,000]***
hogares mono-parentales	13,4%	4,8%	12,0%	11,0%	1,4 [0,000]***
región GBA	37,7%	42,0%	37,6%	38,3%	0,1 [0,382]
región Norte	15,7%	11,4%	16,5%	15,6%	-0,8 [0,000]***
región Patagonia	9,1%	5,8%	6,9%	6,9%	2,2 [0,000]***
región Cuyo	7,1%	5,8%	6,2%	6,2%	0,9 [0,000]***
región Pampeana	30,5%	35,0%	32,9%	33,0%	-2,4 [0,000]***

Nota: BI: bebedores intensos; BM: bebedores moderados; NB: no bebedores; M: toda la muestra. La columna BI - NB reporta el test-t de igualdad de las medias. Se han aplicado los pesos de la encuesta. *** p < 0,01.

4.2. Estimación del Sistema Colectivo de Demanda

La estimación del sistema colectivo de demanda requiere una estrategia de pre-estimación para: a) computar los precios de las categorías de bienes; b) corregir la censura presente en la información de gasto en ropa; c) corregir la infrecuencia de compra de los gastos que conforman las categorías del sistema de demanda; y d) corregir la potencial endogeneidad del gasto total. El Apéndice B describe los enfoques metodológicos adoptados.

En consecuencia, el modelo colectivo QUAIDS especificado en la Ec. (4) se modifica para introducir las cuestiones empíricas mencionadas. Se incorpora: los pseudo precios del hogar \hat{p}_i estimados; la función de densidad y la

acumulada predichas $\hat{\Psi}_i$ y $\hat{\psi}_i$ a partir del Probit que modela los gastos ceros; y los residuos predichos $\hat{\omega}_i$ de la función de control que corrige el potencial sesgo de endogeneidad del gasto total. De este modo, las ecuaciones en forma de participación presupuestaria del sistema de demanda son⁸

$$(6) \quad w_i = \hat{\Psi}_i \left\{ \begin{aligned} &\alpha_i + \iota_i(\mathbf{d}) + \sum_j \gamma_{ij} \ln \hat{p}_j + \sum_{k=1}^2 \beta_{ki} \left(\ln(\phi_k^*) - \ln(A(\hat{\mathbf{p}})) \right) \\ &+ \sum_{k=1}^2 \frac{\lambda_{ki}}{C(\hat{\mathbf{p}})} \left(\ln(\phi_k^*) - \ln(A(\hat{\mathbf{p}})) \right)^2 \end{aligned} \right\} + \eta_i \hat{\psi}_i + \zeta_i \hat{\omega}_i + \varepsilon_i$$

donde ε_i es el término de error. Las categorías de gasto definidas para la estimación del sistema de demanda colectivo (w_i), siguiendo evidencia previa para Argentina (Echeverría, 2020), son: 1) alimentos y bebidas, 2) ropa y calzado, 3) vivienda y mantenimiento, 4) transporte y comunicaciones, 5) recreación y educación, y 6) otros.

Por otro lado, las variables demográficas incluidas en el vector \mathbf{d} son: variables regionales (Gran Buenos Aires, Centro, Norte y Sur de Argentina), variables que capturan la situación económica del hogar (indicadores de propiedad de al menos un auto, propiedad de la casa y cantidad de miembros que trabajan respecto al tamaño del hogar), y un conjunto de variables indicadoras del nivel de educación del jefe del hogar (si posee educación primaria completa o incompleta, secundaria completa o incompleta, o estudios superiores completos o incompletos) y del cohorte de edad al cual pertenece el jefe del hogar. Las categorías son: nivel educativo bajo como educación primaria completa o incompleta, nivel medio como secundaria completa o incompleta, y nivel alto como universidad completa o incompleta. (de 18 a 34 y de 35 a 64).

Los factores de distribución \mathbf{z} son variables asociadas con características de los niños y los padres que probablemente afecten el poder de negociación, y la asignación de recursos entre adultos y niños. Siguiendo evidencia previa para Argentina (Echeverría, 2020), incluimos una variable indicadora si todos los niños son mujeres, para capturar evidencia de discriminación de género en el gasto. La evidencia internacional, en el marco de los modelos colectivos, indica que este fenómeno es específico a cada país (Dunbar et al., 2013; Bargain et al., 2014, 2017; Mangiacavacchi et al., 2018). También incorporamos una variable que representa la diferencia en educación (en años) y edad de los cónyuges. Como sugieren investigaciones anteriores, la edad y el nivel de educación de los cónyuges pueden afectar el poder de negociación entre ellos (Bargain et al., 2014; Mangiacavacchi et al., 2018; Menon et al., 2018). Esto, a su vez, es esperable que afecte la forma en que se asignan los recursos hacia los niños, dado que hay evidencia que indica que las madres tienden a favorecer a los

⁸ Notar que $\ln(A_k(\mathbf{p}_k)) = \ln(A(\mathbf{p})) \forall k$, $B_k(\mathbf{p}_k) = B(\mathbf{p}) \forall k$ y $C_k(\mathbf{p}_k) = C(\mathbf{p}) \forall k$.

niños más que a los esposos en sus elecciones de gastos (e.g., Thomas, 1994; Kennedy y Peters, 1992; Case y Deaton, 1998; Lundberg et al., 1997). Dado que éstos dos últimos factores de distribución contienen información sobre los cónyuges, estimamos la Ec. (6) por separado para las familias bi-parentales y mono-parentales.

El sistema especificado en la Ec. (6) se estima por Máxima Verosimilitud imponiendo las restricciones especificadas correspondientes (ver Ec. (A.8) del Apéndice A) y excluyendo la ecuación de la categoría de otros. La estimación del sistema permite identificar los parámetros de ingresos individuales β_{ki} , λ_{ki} capturando efectos lineales y cuadráticos de Engel para cada (grupo de) miembro del hogar. En tanto, los estimadores correspondientes a los interceptos α_i y precios γ_{ij} , así como los parámetros de las funciones demográficas $m_k(\mathbf{z})$ y $t_i(\mathbf{d})$ son estimados a nivel del hogar. Los parámetros de la función $m_k(\mathbf{z})$, es decir φ_i , configuran los parámetros de interés.

La Tabla C.1 del Apéndice C reporta estadísticas descriptivas de las variables demográficas, los factores de distribución, las participaciones presupuestas y los pseudo precios implícitos, por tipo de hogar (bi-parental y mono-parental). El 85% de nuestra muestra está compuesta por hogares bi-parentales y el 15% hogares por mono-parentales.

4.3. Análisis Post-Estimación

La estimación del sistema colectivo de demanda nos permite recuperar cuál es la porción del gasto total que es consumida por los adultos y los niños. Luego, nuestro interés es analizar si el consumo de alcohol de los adultos se relaciona con asignación hacia los niños y, por lo tanto, con su bienestar individual. Para realizar este análisis, estimamos una serie de modelos mediante el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).

En primer lugar, estimamos el siguiente modelo para toda la muestra de hogares, de modo tal de incorporar las variables que den cuenta del nivel de consumo de alcohol en el hogar

$$(7) \quad \hat{\phi}_{nh} = \alpha + \beta X_h + \theta TH_h + \eta BI_h + \delta BM_h + \rho R_h + \varepsilon_h$$

donde $\hat{\phi}_{nh}$ es la regla de reparto por niño del hogar h estimada mediante el modelo colectivo. X_h es un vector de características socio-demográficas que incluye (ver Tabla 2 para las estadísticas descriptivas): si el jefe pertenece al grupo de edad de 18 a 34 o de 35 a 64 años (categoría de referencia); si el jefe es hombre o mujer (categoría de referencia); si el hogar pertenece al estrato económico bajo (quintil 1 y 2, categoría de referencia), medio (quintil 3) o alto (quintil 4 y 5) de la distribución nacional de ingreso per cápita; y si el

hogar está caracterizado por un clima educativo bajo (categoría de referencia) o medio/alto. TH_h es una variable indicativa del tipo de hogar: bi-parental o mono-parental (categoría de referencia). BI_h y BM_h son variables que indican si es un hogar con adultos de bebedores intensos o un hogar con adultos de bebedores moderados, respectivamente, siendo la categoría de referencia los hogares con adultos no bebedores. Por último, R_h es un vector que indica la región en la que habita el hogar; Gran Buenos Aires, Norte, Patagonia, Cuyo y Pampeana (categoría de referencia). ε_h es el término de error.

Los parámetros de interés son η y δ . Si $\eta < 0$ ($\delta < 0$) y estadísticamente significativo, entonces, en los hogares donde hay consumo de alcohol intenso (moderado), los adultos asignan una menor proporción del gasto total a cada niño del hogar, en comparación a la proporción asignada por los adultos que no beben alcohol, habiendo controlado por las características del hogar.

En segundo lugar, estimamos un modelo que aumenta la Ec. (7) para incorporar las interacciones entre el nivel de consumo de alcohol (BI y BM) y el tipo de hogar (TH). Como la evidencia previa de distribución intra-hogar para Argentina que indica que existen diferencias en la proporción de recursos asignados a los niños de acuerdo a si el hogar es bi-parental o mono-parental (Echeverría, 2020), es esperable encontrar diferencias también en relación al consumo de alcohol y la regla de reparto de los niños

$$(8) \quad \hat{\phi}_{nh} = \alpha + \beta X_h + \theta TH_h + \eta BI_h + \delta BM_h + \gamma BI_h * TH_h + \mu BM_h * TH_h + \rho R_h + \varepsilon_h$$

En tercer lugar, nos interesa evaluar en qué medida la relación entre la regla de reparto de los niños y las características del hogar está moderada por el consumo de alcohol de los adultos. Es decir, si las correlaciones entre el perfil socio-demográfico y los recursos de los niños, son iguales o distintas de acuerdo al nivel de consumo de alcohol. Para ello, estimamos el siguiente modelo por separado para los hogares donde los adultos son bebedores intensos (BI), bebedores moderados (BM) y no bebedores (NB)

$$(9) \quad \hat{\phi}_{nh} = \alpha + \beta X_h + \theta TH_h + \rho R_h + \varepsilon_h$$

La siguiente sección presenta los resultados.

5. RESULTADOS

5.1 Análisis No Condicional De La Distribución Intra-Hogar

En la Tabla 3 se reporta la distribución del gasto intra-hogar estimada mediante el sistema de demanda colectivo⁹, es decir, la proporción del gasto total del hogar que es, en promedio, consumida por cada adulto y por cada niño, según el nivel de consumo de alcohol de los adultos. Se observa que, considerando el total de los hogares de la muestra (M), los adultos asignan en promedio un 35% de los recursos totales a cada niño, mientras que cada adulto recibe en promedio un 27%. Estos resultados están en línea con evidencia previa para Argentina para el período 1996-2013 que encuentra que la distribución del gasto dentro de los hogares nucleares en Argentina es, en promedio, pro-niño (Echeverría, 2020).

⁹ La Tabla C3 del Apéndice C reporta los parámetros más importantes estimados por el sistema colectivo de demanda, en tanto la Tabla C4 del Apéndice C muestra los parámetros estimados de la regla de reparto, estimada conjuntamente con el sistema de demanda. Los coeficientes de la regla de reparto indican si los factores de distribución están positiva o negativamente correlacionados con la proporción de gasto (regla de reparto) de los adultos. Por ejemplo, se observa que los adultos asignan más recursos hacia los menores cuando no hay niños varones en el hogar, tanto en las familias bi-parentales como en las mono-parentales.

TABLA 3
DIFERENCIA NO CONDICIONAL DE LA REGLA DE REPARTO POR NIÑO, SEGÚN EL CONSUMO DE ALCOHOL

	BI		BM		NB		M	
	Media	D.S.	Media	D.S.	Media	D.S.	Media	D.S.
regla de reparto por niño ($\hat{\phi}_n$)	0,32	0,11	0,36	0,12	0,35	0,13	0,35	0,13
regla de reparto por adulto ($\hat{\phi}_a$)	0,29	0,07	0,27	0,06	0,27	0,08	0,27	0,07
test-t dif. $\hat{\phi}_n$ respecto a BI [valor-p]	-		0,04 [0,000]***		0,03 [0,000]***		0,03 [0,000]***	
test-t dif. $\hat{\phi}_n$ respecto a BM [valor-p]	-0,04 [0,000]***		-		-0,01 [0,3777]		-0,01 [0,234]	
test-t dif. $\hat{\phi}_n$ respecto a NB [valor-p]	-		-		-		0,00 [0,613]	
ratio de las reglas de reparto: $\hat{\phi}_n / \hat{\phi}_a$	1,15	0,41	1,39	0,62	1,36	0,62	1,34	0,61
número de hogares	247		331		1.826		2.404	
número de hogares ponderado	152.689		238.489		1.134.891		1.526.069	

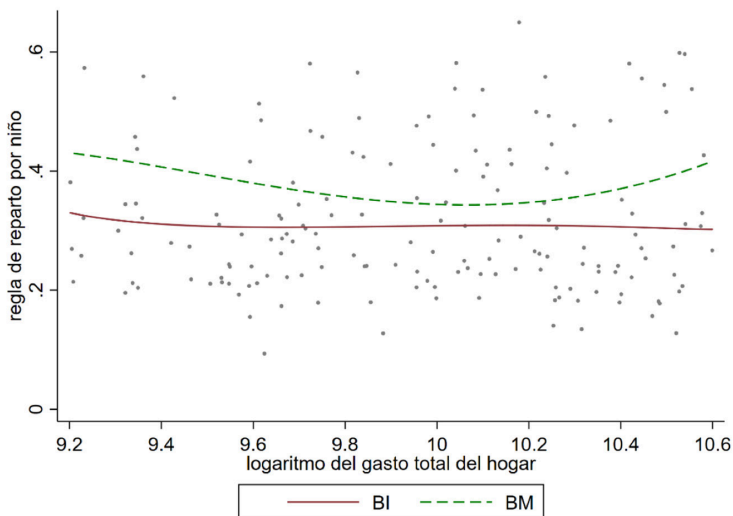
Nota: BI: bebedores intensos; BM: bebedores moderados; NB: no bebedores; M: toda la muestra. Test-t de igualdad de las medias de la regla de reparto por niño. Se han aplicado los pesos de la encuesta. ***: p < 0,01.

Por su parte, los hogares con BI destinan en promedio una menor porción de recursos a cada niño, en tanto, la regla de reparto por niño es de 32%. En hogares en los que los adultos tienen un consumo de alcohol intenso, la regla de reparto promedio es 3 puntos porcentuales (p.p.) menor que en los hogares en los que los adultos no consumen alcohol, y 4 p.p. menor que en los hogares en los que los adultos consumen alcohol de forma moderada (siendo las diferencias estadísticamente significativas a un nivel de confianza del 1%).¹⁰ La magnitud de las reducciones en la asignación a cada niño en los hogares con BI es considerable, ya que implica que los hogares con BI los adultos asignan en promedio un 8,6% menos de recursos totales a cada niño en comparación a los hogares con NB, y un 11,1% en comparación a los hogares con BM. A su vez, en los hogares con BI la regla de reparto promedio por adulto es 2 p.p. mayor comparado a la de los hogares con adultos que consumen alcohol moderadamente o que no consumen alcohol.¹¹ Asimismo, las diferencias reportadas sobre la media de la regla de reparto también son observadas a lo largo de toda la distribución del gasto del hogar. La Figura 1 y 2 muestran que los hogares con BI asignan menos recursos totales a cada niño, respecto a los hogares con BM y NB, independientemente de la posición relativa del hogar en la distribución del gasto. De esta forma, se observa que el consumo intenso de alcohol por parte de los adultos genera un detrimento en el bienestar individual de los niños, en tanto implica una re-distribución de recursos dentro del hogar desde los niños hacia los adultos. Cabe notar que dichas re-distribuciones refieren a la proporción de recursos que recibe cada niño en su hogar, y no nos permiten conocer cuál es la calidad del gasto que efectivamente reciben los niños.

¹⁰ Este resultado está en línea con efectos encontrados en otros trabajos que evalúan cambios en las reglas de reparto de distintos miembros del hogar. Por ejemplo, la AUH aumentó la regla de reparto de los niños en 2,9 a 3,9 p.p. en promedio, dependiendo del tipo de hogar (Echeverría, 2020); el programa PROGRESA aumentó los recursos que reciben las madres en 2,6 p.p. en promedio (Tommasi, 2019); y la reciente crisis económica española aumentó la regla de reparto de las mujeres en 3,7 p.p. a 5 p.p. en promedio (Bargain y Martinoty, 2019).

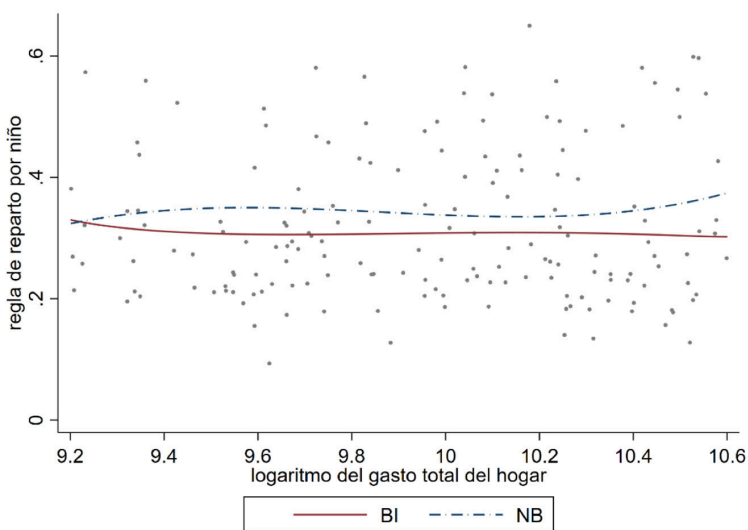
¹¹ Estas diferencias también son significativas al 1%.

FIGURA 1
REGLA DE REPARTO POR NIÑO, SEGÚN EL CONSUMO DE ALCOHOL (BI VS. BM)



Nota: BI: bebedores intensos; BM: bebedores moderados. Polinomios locales.

FIGURA 2
REGLA DE REPARTO POR NIÑO, SEGÚN EL CONSUMO DE ALCOHOL (BI VS. NB)



Nota: BI: bebedores intensos; NB: no bebedores. Polinomios locales.

En contraste, no se evidencian diferencias significativas entre los recursos que se destinan a cada niño en los hogares con adultos que consumen alcohol de forma moderada (36%) y en aquellos en los que los adultos no consumen alcohol (35%). De igual manera, se observa que la porción promedio del gasto total que consume cada adulto es la misma en estos dos grupos de hogares (27%). En consecuencia, no se observan re-distribuciones en la asignación de recursos dentro del hogar cuando los adultos consumen alcohol moderadamente. Si bien en los hogares con BM se asigna presupuesto a la compra de bebidas alcohólicas, este gasto no conlleva una reducción de los recursos que reciben los niños, por lo que posiblemente sea compensado por una reducción en el gasto de otros bienes consumidos también por los adultos.

Asimismo, la Tabla 3 reporta el ratio entre la regla de reparto por niño y la regla de reparto por adulto, como una medida de cuántos más recursos del gasto del hogar recibe cada niño en comparación a cada adulto. De esta forma, permite ver cuánto menos recursos recibe cada niño, en términos de lo que recibe cada adulto, en familias con BI respecto a familias con menor consumo de alcohol. Los resultados muestran que, en los hogares con BI, cada niño recibe en promedio 15% más de recursos que cada adulto, lo cual es significativamente menor (al 1%) al ratio promedio para los hogares con BM y NB. En los hogares con BM y NB cada niño recibe 39% y 36% más de recursos que cada adulto (siendo estas medias no diferentes en términos estadísticos). Estos resultados sugieren que en los hogares con bebedores intensos de alcohol la distribución de recursos es relativamente más pro-adulto respecto a los demás hogares.

5.2 Análisis Condicional De La Distribución Intra-Hogar

Puesto que los resultados de la Tabla 3 reportan las diferencias no condicionales en la asignación de recursos hacia los niños de acuerdo a distintos niveles de consumo de alcohol, a continuación, presentamos un análisis condicionado para evaluar en más detalle esta relación. La Tabla 4 presenta los resultados del análisis de regresión post-estimación (ver Sección 4.3). Las Columnas (1) y (2) reportan los parámetros de la Ec. (7) y (8), respectivamente, estimadas para todos los hogares que conforman la muestra, mientras que las Columnas (3) a (5) reportan los parámetros de la Ec. (9), estimada para los distintos grupos de hogares definidos de acuerdo al nivel de consumo de alcohol (BI, BM y NB, respectivamente).

TABLA 4
REGRESIONES DE LA REGLA DE REPARTO POR NIÑO,
SEGÚN EL CONSUMO DE ALCOHOL

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	M	M	BI	BM	NB
edad del jefe entre 18-34	0,021*** (0,007)	0,021*** (0,007)	0,001 (0,017)	0,011 (0,018)	0,023*** (0,009)
jefe del hogar hombre	0,009 (0,008)	0,009 (0,008)	-0,002 (0,025)	-0,030 (0,019)	0,018** (0,009)
ingresos medios (quintil 3)	0,053*** (0,010)	0,052*** (0,010)	0,047* (0,024)	0,027 (0,022)	0,060*** (0,012)
ingresos altos (quintil 4 y 5)	0,078*** (0,010)	0,078*** (0,009)	0,092*** (0,022)	0,078*** (0,021)	0,075*** (0,012)
clima educativo medio/alto	0,017** (0,008)	0,017** (0,008)	0,034 (0,022)	0,006 (0,019)	0,017* (0,010)
hogares bi-parentales	-0,165*** (0,012)	-0,169*** (0,013)	-0,112*** (0,031)	-0,182*** (0,033)	-0,175*** (0,013)
bebedores intensos (BI)	-0,038*** (0,010)	-0,085*** (0,023)	-	-	-
bebedores moderados (BM)	0,001 (0,010)	0,030 (0,031)	-	-	-
BI*hogares bi-parentales	-	0,055** (0,025)	-	-	-
BM*hogares bi-parentales	-	-0,030 (0,032)	-	-	-
región GBA	0,025*** (0,009)	0,025*** (0,009)	-0,001 (0,025)	-0,008 (0,021)	0,034*** (0,011)
región Norte	0,019** (0,008)	0,019** (0,008)	0,029 (0,021)	0,048** (0,022)	0,015 (0,010)
región Patagonia	-0,016* (0,009)	-0,016* (0,009)	-0,021 (0,022)	-0,045 (0,027)	-0,010 (0,011)
región Cuyo	0,000 (0,011)	0,001 (0,012)	-0,021 (0,028)	-0,061** (0,024)	0,016 (0,014)
constante	0,422*** (0,014)	0,425*** (0,015)	0,351*** (0,036)	0,500*** (0,044)	0,419*** (0,015)
R cuadrado	0,236	0,239	0,294	0,233	0,247
número de hogares	2.404	2.404	247	331	1.826
número de hogares ponderado	1.526.069	1.526.069	152.689	238.489	1.134.891

Nota: BI: bebedores intensos; BM: bebedores moderados; NB: no bebedores; M: toda la muestra. Regresión MCO. Variable dependiente: regla de reparto por niño. La columna (1) se corresponden con el modelo especificado en la Ec. (7). La columna (2) se corresponden con el modelo especificado en la Ec. (8). Las columnas (3), (4) y (5) se corresponden con el modelo especificado en la Ec. (9). Errores estándar robustos entre paréntesis. Se han aplicado los pesos de la encuesta. * p < 0,10, ** p < 0,05, *** p < 0,01.

Relaciones Entre La Regla De Reparto De Los Niños Y El Perfil De Consumo De Alcohol De Los Adultos

Los estimadores de la Columna (1) refuerzan los resultados no condicionados presentados en la Tabla 3. Controlando por las características socio-demográficas de los hogares, se observa que en los hogares con adultos que consumen alcohol de forma intensa, los niños reciben una menor proporción del gasto total del hogar que asciende a 3,8 p.p., y significativo al 1%, en comparación a los niños que viven en hogares con adultos que no consumen alcohol. Esto confirma que los niños de hogares con BI tienen menor nivel de bienestar, en términos de los recursos que efectivamente reciben. En contraste, no se evidencian diferencias significativas entre la regla de reparto por niño en hogares con adultos que consumen alcohol moderadamente y que no consumen alcohol, habiendo controlado por el perfil socio-demográfico del hogar.

Este resultado también se mantiene en la estimación que incluye una interacción entre el consumo de alcohol y el tipo de hogar (bi-parental o mono-parental), reportado en la Columna (2). La relación entre la regla de reparto y el consumo intenso de alcohol es de similar magnitud a lo reportado en la Tabla 3 y en la Columna (1) de la Tabla 4, ya que, diferenciando por BI, se obtiene que la regla de reparto por niño en el caso de hogares con BI es de 3 p.p. menor, en comparación a hogares con NB. Adicionalmente, se encuentra un efecto diferencial, estadísticamente significativo, en la regla de reparto por niño en hogares con BI, en comparación a hogares con NB, de acuerdo a la cantidad de adultos presentes en el hogar. En cambio, no se evidencia un efecto diferencial significativo en la regla de reparto por niño de acuerdo al tipo de hogar en el caso de los hogares con BM.

Relaciones Entre La Regla De Reparto De Los Niños Y El Perfil Socio-Demográfico De Los Hogares, De Acuerdo Nivel De Consumo De Alcohol De Los Adultos

Por otro lado, los coeficientes de las regresiones reportadas en las Columnas (1) a (3) revelan que el perfil socio-demográfico del hogar se correlaciona de distinta forma con la asignación de recursos intra-hogar, dependiendo del nivel de consumo de alcohol. En este sentido, la edad y el sexo del jefe del hogar, junto al clima educativo del hogar, están significativamente asociadas a la regla de reparto por niño únicamente en los hogares con NB. Esto es, en hogares con NB, los adultos asignan una mayor proporción de recursos a cada niño si el jefe tiene entre 18 y 34 años de edad, si es hombre y si el hogar tiene un clima educativo medio/alto. En contraste, estas variables no están significativamente correlacionadas con los recursos que reciben los niños en el caso de hogares con BI y BM.

En todos los hogares que pertenecen al estrato de ingresos alto, en comparación a los del estrato bajo, la regla de reparto por niño es significativamente mayor, con independencia del nivel de consumo de alcohol que exhiban los adultos, aunque dicha correlación es más alta para los hogares con BI. Por su parte, los hogares ubicados en el estrato medio de ingresos también asignan más recursos por niño, pero esto sólo se observa en los hogares con BI y NB. Asimismo, se presentan diferencias significativas en la asignación hacia los niños entre familias mono-parentales y bi-parentales en todos los hogares, siendo el coeficiente relativamente mayor, en términos absolutos, para el caso de hogares con BM. Los hogares bi-parentales, ya sean con BI, BM o NB, asignan una menor porción del gasto total del hogar a cada niño, en comparación a los mono-parentales. Este resultado se alinea con la evidencia previa para Argentina (Echeverría, 2020). Cabe notar, sin embargo, que los hogares bi-parentales son relativamente más ricos, por lo que asignan una menor fracción, pero de un nivel de gasto mayor.

Por último, la localización geográfica no está significativamente asociada a la distribución intra-hogar en familias con BI, mientras que las familias con BM (NB) que habitan en la región Norte (GBA) la regla de reparto por niño es mayor, y estadísticamente significativa, en comparación a hogares que habitan en la región Pampeana, pero menor en el caso de hogares que viven en la región de Cuyo.

6. CONCLUSIONES Y REFLEXIONES DE POLÍTICA

En este trabajo se analizan los efectos del consumo de alcohol de los miembros adultos sobre la distribución del presupuesto al interior de los hogares que conforman, focalizando en la proporción del gasto destinada a los niños en el hogar. La hipótesis que subyace en esta investigación es que el alcohol es un bien consumido únicamente por los miembros adultos del hogar y, por lo tanto, niveles de consumo elevados podrían disminuir la proporción del gasto en bienes destinados a los niños, menores de 10 años que viven con uno o dos adultos, afectando su nivel de bienestar.

Los hogares se clasifican de acuerdo con el decil en que se ubican de la distribución de la participación presupuestaria (per cápita) del gasto en alcohol. De esta forma, los miembros adultos son bebedores intensos (BI) – el 10% de la muestra con una participación del gasto mayor a 4,6% del presupuesto total, bebedores moderados (BM) -16% de la muestra- o no bebedores (NB) – el 74% de la muestra con gasto cero en alcohol-. Los resultados indican que los hogares con BI gastan en promedio 2,5 veces más en bebidas alcohólicas que el promedio de los hogares con BM y 6,2 veces más que todos los hogares de la

muestra, mientras que su promedio de gasto total es similar al del total hogares. En comparación a los hogares con BM y NB, los hogares con BI presentan la mayor proporción de familias con clima educativo bajo (31,4%) y están relativamente más concentrados en la región Patagonia y Cuyo.

Para el conjunto de la muestra, los resultados estiman que los adultos asignan en promedio un 35% de los recursos totales a cada niño, mientras que cada adulto recibe en promedio un 27%, encontrando que la distribución del gasto dentro de los hogares nucleares en Argentina es, en promedio, pro-niño. Sin embargo, en los hogares con BI la proporción de los recursos promedio asignada a cada niño se reduce al 32%. La diferencia encontrada resulta más evidente al comparar el cociente entre las participaciones de los recursos que reciben los niños respecto de los adultos en cada grupo de hogares, mientras que en BI la asignación a cada niño es 15% mayor a la de los adultos, en BM y en NB asciende a un 39% y 36% mayor respectivamente. Adicionalmente, si consideramos que el consumo de alcohol al igual que otros consumos socialmente no deseables suelen ser sub reportados en las encuestas (Cabral et al., 2021), los valores hallados constituirían una referencia o base mínima que podría ser aún mayor de lo que reflejan los resultados. De esta forma, el consumo intenso de alcohol por parte de los adultos genera un detrimento en el bienestar individual de los niños, en tanto implica una re-distribución de recursos desde los niños hacia los adultos. Esa redistribución afecta no solo el bienestar presente de los menores, en términos de ropa, calzado y recreación, sino que compromete su bienestar futuro y su potencial de desarrollo, en tanto se trate de gastos relacionados con su educación.

El perfil sociodemográfico del hogar se correlaciona de distinta forma con la asignación de recursos intra-hogar, dependiendo del nivel de consumo de alcohol. En este sentido, la edad y el sexo del jefe del hogar, junto al clima educativo del hogar, están significativamente asociadas a la regla de reparto por niño únicamente en los hogares con NB. En estos hogares, los adultos asignan una mayor proporción de recursos a cada niño si el jefe tiene entre 18 y 34 años de edad, si es hombre y si el hogar tiene un clima educativo medio/alto. En contraste, estas variables no están significativamente correlacionadas con los recursos que reciben los niños en el caso de hogares con BI y BM. En todos los hogares que pertenecen el estrato de ingresos alto, en comparación a los del estrato bajo, la regla de reparto por niño es significativamente mayor, con independencia del nivel de consumo de alcohol que exhiban los adultos, aunque dicha correlación es más alta para los hogares con BI. Asimismo, los hogares bi-parentales, con independencia de su consumo de alcohol, asignan una menor porción del gasto total del hogar a cada niño, en comparación a los mono-parentales, confirmando la evidencia previa para Argentina (Echeverría, 2020). Esto se relaciona con el hecho que dos adultos aportan, por lo general,

mayores ingresos al hogar y, aunque la asignación por niño sea menor, los gastos totales son mayores. La localización geográfica está significativamente asociada en el caso de las familias con BM (NB) que habitan en la región Norte (GBA), en la que la regla de reparto por niño es mayor, y estadísticamente significativa, en comparación a hogares que habitan en la región Pampeana, pero menor en el caso de hogares que viven en la región de Cuyo.

El perjuicio que ocasiona el excesivo consumo de alcohol en los hogares ha sido abordado desde múltiples perspectivas sociales, deteriora los vínculos familiares que sostienen las familias y supone una influencia negativa que naturaliza comportamientos sociales. De acuerdo con datos del Ministerio de Salud en Argentina, la edad de inicio en el consumo de alcohol se encuentra entre los 13 y 15 años y ha estado bajando en los últimos años, lo que constituye un fenómeno que se repite en Latinoamérica. Al mismo tiempo, se documenta correlación entre el consumo de alcohol parental y el de hijos adolescentes (García Barba et al., 2018), presencia de comportamientos violentos, ausencia de supervisión y escasez de recursos para satisfacer necesidades básicas en hogares de padres alcohólicos (Florenzano et al., 2016) y sobre el consumo parental de alcohol como factor de riesgo que afecta el desempeño social de los hijos (Paéz-Landeta et al., 2021).

Las evidencias aportadas por nuestra investigación, aunque focalizadas en la menor asignación de recursos que perciben los niños en un entorno de consumo de alcohol por parte de los adultos en el hogar, se suman en la misma dirección que otro tipo de abordajes que evidencian las consecuencias negativas para un desarrollo integral de los menores. Se requieren políticas sociales activas, que refuercen las consecuencias nocivas del consumo excesivo de alcohol sobre la salud y el bienestar de las familias, en particular, y en ausencia de un modelo en el hogar, el rol de las instituciones educativas es fundamental. Los programas de enseñanza deberían incrementar en los niveles de educación inicial y secundario, el tratamiento del tema como adicción en talleres que no solo adviertan sobre las consecuencias, sino que puedan contener a los menores afectados por esta problemática en sus hogares. Queda pendiente para futuras líneas de investigación asociadas, explorar la relación entre el consumo de alcohol de los adultos y la desigualdad y la pobreza infantil medidas sobre la base del bienestar individual (Iglesias y Coelho, 2020; Bargain et al., 2022).

REFERENCIAS

- Alderman, H., Chiappori, P. A., Haddad, L., Hoddinott, J., y Kanbur, R. (1995). Unitary versus collective models of the household: is it time to shift the burden of proof?. *The World Bank Research Observer*, 10(1), 1-19.
- Apps, P. F., y Rees, R. (1988). Taxation and the household. *Journal of Public Economics*, 35(3), 355-369.
- Arias, C., Atella, V., Castagnini, R. y Perali, F. (2004). Estimation of the Sharing Rule between Adults and Children and Related Equivalence Scales within a Collective Consumption Framework. In: Dagum C., y Ferrari, G. (eds) *Household Behaviour, Equivalence Scales, Welfare and Poverty*. Contributions to Statistics. Physica, Heidelberg.
- Arias, C., Chavas, J. P., Menon, M., y Perali, F. (2020). An Extension to Collective Theory: Identification Revisited and the Income Proportionality Property. Department of Economics, University of Verona, Working Paper Series.
- Atella, V., M. Menon, y F. Perali (2004). Estimation of Unit Values in Cross Sections Without Quantity Information, in *Household Welfare and Poverty*, ed. By G. Ferrari, and C. Dagum. Physica Verlag.
- Banks, J., R. Blundell, y A. Lewbel (1997). Quadratic Engel Curves and Consumer Demand. *The Review of Economics and Statistics*, 79(4), 527-39.
- Bargain, O., Donni, O., y Kwenda, P. (2014). Intrahousehold distribution and poverty: Evidence from Côte d'Ivoire. *Journal of Development Economics*, 107, 262-276.
- Bargain, O., Kwenda, P., y Ntuli, M. (2017). Gender bias and the intrahousehold distribution of resources: Evidence from African nuclear households in South Africa. *Journal of African Economies*, 27(2), 201-226.
- Bargain, O., Lacroix, G., y Tiberti, L. (2022). Intrahousehold resource allocation and individual poverty: assessing collective model predictions using direct evidence on sharing. *The Economic Journal*, 132(643), 865-905.
- Bargain, O., y Martinoty, L. (2019). Crisis at home: mancession-induced change in intrahousehold distribution. *Journal of Population Economics*, 32(1), 277-308.
- Barten, A. P. (1964). Family Composition, Prices and Expenditure Patterns, in *Econometric Analysis for National Economic Planning: 16th Symposium of the Colston Society*, ed. by P. Hart, G. Mills, y J. K. Whitaker.
- Belete, G. Y. (2021). Impacts of Social Protection Programmes on Children's Resources and Wellbeing: Evidence from Ethiopia. *Child Indicators Research*, 14(2), 681-712.
- Belete, G. Y., Menon, M., y Perali, F. (2018). Children's Resources and Poverty in Single-Mother and Male-Headed Households: A Collective Consumption Evidence from Ethiopia. Working paper, Department of Economics, University of Verona, Verona.

- Blundell, R. W., y Powell, J. L. (2004). Endogeneity in semiparametric binary response models. *The Review of Economic Studies*, 71(3), 655-679.
- Blundell, R., y Meghir, C. (1987). Bivariate Alternatives to the Tobit Model. *Journal of Econometrics*, 34, 179-200.
- Bourguignon, F. (1999). The cost of children: may the collective approach to household behavior help?. *Journal of Population Economics*, 12(4), 503-521.
- Bourguignon, F., Browning, M., Chiappori, P. A., y Lechene, V. (1993). Intra household allocation of consumption: A model and some evidence from French data. *Annales d'Economie et de Statistique*, 137-156.
- Brick, J. (2004). *Medical Consequences of Alcohol Abuse*. Haworth Press.
- Browning, M., Bourguignon, F., Chiappori, P. A., y Lechene, V. (1994). Income and outcomes: A structural model of intrahousehold allocation. *Journal of Political Economy*, 102(6), 1067-1096.
- Cabral, A. C. G., Gemmell, N., y Alinaghi, N. (2021). Are survey-based self-employment income underreporting estimates biased? New evidence from matched register and survey data. *International Tax and Public Finance*, 28, 284-322.
- Carvalho, A. F., Heilig, M., Perez, A., Probst, C., y Rehm, J. (2019). Alcohol use disorders. *The Lancet*, 394(10200), 781-792.
- Case, A., y Deaton, A. (1998). Large cash transfers to the elderly in South Africa. *The Economic Journal*, 108(450), 1330-1361.
- Chavas, J. P., Menon, M., Pagani, E., y Peralí, F. (2018). Collective Household Welfare and Intra-household Inequality. *Theoretical Economics*. 13(2), 667-696.
- Cherchye, L., De Rock, B., y Vermeulen, F. (2012). Economic well-being and poverty among the elderly: an analysis based on a collective consumption model. *European Economic Review*, 56(6), 985-1000.
- Chiappori, P. A. (1988). Rational household labor supply. *Econometrica*, 56(1), 63-90.
- Chiappori, P. A. (1992). Collective labor supply and welfare. *Journal of Political Economy*, 100(3), 437-467.
- Conde, K., y Cremonte, M. (2017). Environmental stressors, socioeconomic factors, and alcohol-related problems among Argentinian college students. *Salud mental*, 40(4), 157-163.
- Dauphin, A., Lahga, E., Fortin, B., y Lacroix, G. (2011). Are Children Decision-Makers within the Household?. *The Economic Journal*, 121(553), 871-903.
- Devries, K. M., Child, J. C., Bacchus, L. J., Mak, J., Falder, G., Graham, K., Watts, C. y Heise, L. (2014). Intimate partner violence victimization and alcohol consumption in women: A systematic review and meta-analysis. *Addiction*, 109(3), 379-391.

- Dunbar, G. R., Lewbel, A., y Pendakur, K. (2013). Children's resources in collective households: identification, estimation, and an application to child poverty in Malawi. *The American Economic Review*, 103(1), 438-471.
- Dunbar, G. R., Lewbel, A., y Pendakur, K. (2019). Identification of random resource shares in collective households without preference similarity restrictions. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1-20.
- Echeverría, L. (2020). Modelos colectivos de consumo y distribución intra-hogar. Teoría y Aplicaciones. Tesis Doctoral. Universidad Nacional de La Plata, Argentina.
- Florenzano, R.; Echeverría, A.; Sieverson, C.; Barr, M. y Fernández M. (2016) Daño a niños y sus familias por el consumo de alcohol: Resultados de una encuesta poblacional. *Revista Chilena de Pediatría*, 87 (3), 162-168.
- García Arancibia, R., (2014). El alcohol en el presupuesto familiar: incidencia del poder adquisitivo y de la composición demográfica de los hogares. *Ecos Econ.* 18 (39), 5-36.
- García Arancibia, R., Depetris de Guiguet, E. Y. N., y Rossini, G. E. (2015). From Occasional Consumption to Alcohol Abuse: Quantifying the Socio-economic Determinants in Argentina. *International Journal of Development Research and Quantitative Techniques*, 5(1-2): Spring & Fall 2015.
- García Barba, M., Giménez García, C., Castro Calvo, J., Nebot García, J. y Ballester Arnal, R. (2018) ¿Existe relación entre el consumo de alcohol de los padres y el de los adolescentes? *International Journal of Developmental and Educational Psychology* . vol 2,1, 229-239
- Harbaugh, W. T., Krause, K., y Liday, S. (2003). Bargaining by children. University of Oregon Economics, Working Paper No. 2002-4.
- Heckman, J. J. (1979). Sample Selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*, 47(1), 153-61.
- Hoderlein, S., y Mihaleva, S. (2008). Increasing the Price Variation in a Repeated Cross Section. *Journal of Econometrics*, 147(2): 316-325.
- Iglesias, W. J., y Coelho, A. B. (2020). Poverty and inequality within Brazilian households: an application of a collective consumption model. *Empirical Economics*, 58(4), 1923-1952.
- Kennedy, E., y Peters, P. (1992). Household food security and child nutrition: the interaction of income and gender of household head. *World Development*, 20(8), 1077-1085.
- Lewbel, A. (1985). A Unified Approach to Incorporating Demographic or Other Effects into Demand Systems. *Review of Economic Studies*, 52(1): 1- 18.
- Lewbel, A. (1989). Identification and Estimation of Equivalence Scales under Weak Separability. *Review of Economic Studies*, 56, 311-16.

- Lundberg, S. J., Pollak, R. A., y Wales, T. J. (1997). Do husbands and wives pool their resources? Evidence from the United Kingdom child benefit. *Journal of Human Resources*, 463-480.
- Mangiavacchi, L., Piccoli, L., y Perali, F. (2018). Intrahousehold distribution in migrant-sending families. *Journal of Demographic Economics*, 84(1), 107-148.
- Menon, M. y Perali, F. (2019). Cost of raising children, child poverty and fertility decisions. *Rivista internazionale di scienze sociali*, (3), 225-263.
- Menon, M., Perali, F., y Piccoli, L. (2018). Collective consumption: an application to the passive drinking effect. *Review of Economics of the Household*, 1-27.
- Menon, M., Perali, F., y Tommasi, N. (2017). Estimation of unit values in household expenditure surveys without quantity information. *Stata Journal*, 17(1), 222-239.
- Ministerio de Salud y Desarrollo Social (2019). Alcohol en Argentina. Diagnóstico de situación sobre el consumo de y recomendaciones para la puesta en marcha de políticas sanitarias. Buenos Aires, Argentina.
- Páez-Landeta, Rubén, Riofrio-Mora, Iván, Páez-Llerena, Alejandro, y Llerena-Montes, Gardenia. (2021). Alcoholismo parental como factor de riesgo para el desempeño social en adolescentes. *Horizonte sanitario*, 20(3), 357-367.
- Perali, F. (2003). *The Behavioral and Welfare Analysis of Consumption: The cost of children, equity and poverty in Colombia*. Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Pizzolito, G. (2007). *Curvas de Engel de Alimentos, Preferencias Heterogéneas y Características Demográficas de los Hogares: Estimaciones para Argentina*. Documento de Trabajo, CEDLAS, 45.
- Pollak, R. A., y Wales, T. J. (1981). Demographic variables in demand analysis. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1533-1551.
- Pudney, S. (1989). *Modelling Individual Choice*. Oxford: Basil Blackwell.
- Rivera, A. C., y De Santis, M. (2021). Socioeconomic inequalities in alcohol consumption in Argentina: Comparative analysis from 2009, 2013, and 2018. *Drug and alcohol dependence*, 227, 108942.
- Shonkwiler, J. S., y S. T. Yen (1999). Two-Step Estimation of a Censored System of Equations. *American Journal of Agricultural Economics*, 81, 972-982.
- Terza, J. V., Basu, A., y Rathouz, P. J. (2008). Two-stage residual inclusion estimation: addressing endogeneity in health econometric modeling. *Journal of Health Economics*, 27(3), 531-543.
- Thomas, D. (1994). Like father, like son; like mother, like daughter: Parental resources and child height. *Journal of Human Resources*, 950-988.

- Tommasi, D. (2019). Control of resources, bargaining power and the demand of food: Evidence from PROGRESA. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 161, 265-286.
- Yen, S. T. (1993). Working Wives and Food Away from Home: The Box-Cox Double- Hurdle Model. *American Journal of Agricultural Economics*, 75, 88-95.

APPENDIX

Apéndice A: Derivación Del Sistema De Colectivo De Demanda

Bajo el modelo QUAIDS, la función de utilidad indirecta del k-ésimo individuo es

$$(A.1) \quad V_k(\mathbf{p}_k, \phi_k) = \frac{\ln(\phi_k) - \ln(A(\mathbf{p}_k))}{B_k(\mathbf{p}_k) + C_k(\mathbf{p}_k)(\ln(\phi_k) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)))}$$

donde ϕ_k es el ingreso individual y las funciones $\ln(A_k(\mathbf{p}_k))$, $B_k(\mathbf{p}_k)$ y $C_k(\mathbf{p}_k)$ son agregadores de precios diferenciables y cóncavos, y tienen la siguiente forma funcional

$$(A.2.1) \quad \ln(A_k(\mathbf{p}_k)) = \alpha_{k0} + \sum_i \alpha_{ki} \ln p_{ki} + \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \gamma_{kij} \ln p_{ki} \ln p_{kj}$$

$$(A.2.2) \quad B_k(\mathbf{p}_k) = \prod_i p_{ki}^{\beta_{ki}}$$

$$(A.2.3) \quad C_k(\mathbf{p}_k) = \sum_i \lambda_{ki} \ln p_{ki}$$

Las funciones $\ln(A_k(\mathbf{p}_k))$ y $B_k(\mathbf{p}_k)$ son homogéneas de grado 1 en \mathbf{p}_k , y la función $C_k(\mathbf{p}_k)$ es homogénea de grado 0 en \mathbf{p}_k .

Luego, la participación en el presupuesto del bien i del k-ésimo individuo está dada por

$$(A.3) \quad w_{ki} = \frac{\partial V_k}{\partial \ln(p_{ki})} = \frac{\partial \ln(A_k(\mathbf{p}_k))}{\partial \ln(p_{ki})} + \frac{\partial B_k(\mathbf{p}_k)}{\partial \ln(p_{ki})} (\ln(\phi_k) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k))) + \frac{\partial C_k(\mathbf{p}_k)}{\partial \ln(p_{ki})} \frac{(\ln(\phi_k) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)))^2}{B_k(\mathbf{p}_k)}$$

Por lo tanto, las participaciones presupuestarias individuales que resultan del sistema colectivo w_{ki} se pueden agregar para obtener la participación presupuestaria de cada bien i a nivel del hogar como

$$(A.4) \quad w_i = w_{1i} + w_{2i} = \alpha_i + \sum_j \gamma_{ij} \ln p_j + \sum_{k=1}^2 \beta_{ki} (\ln(\phi_k) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k))) + \sum_{k=1}^2 \frac{\lambda_{ki}}{C_k(\mathbf{p}_k)} (\ln(\phi_k) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)))^2$$

siendo $k = 2$. Este sistema de demanda es muy similar a un sistema de demanda tradicional, excepto por la especificación del término ingreso, que se expresa en niveles individuales, introduciendo la regla de reparto.

Siguiendo a Chavas et al. (2018) y Arias et al. (2004, 2020), la estrategia de identificación de la regla de reparto ϕ_k consiste en la posibilidad de construir un ingreso individual parcialmente observable (y_k) explotando la información disponible sobre los bienes asignables, por ejemplo la ropa y el calzado.¹² Sin embargo, como la información sobre el consumo individual es limitada, se conoce parcialmente con errores de medición. Esta imprecisión se corrige escalando la medida aproximada del ingreso individual del miembro y_k con una función lineal latente $m_k(\mathbf{z})$ à la Barten (1964)¹³, que depende de los factores de distribución \mathbf{z}

$$(A.5) \quad \ln(\phi_k) = \ln y_k + \ln m_k(\mathbf{z})$$

La función $m_k(\mathbf{z})$ puede interpretarse como un factor de corrección que describe las transferencias entre los miembros del hogar, e indica tanto el monto como la dirección de la asignación de recursos. Sea $k = 1$ el grupo de miembros de los adultos, si $m_k(\mathbf{z}) < 1$, entonces los adultos re-asignan gasto hacia los niños. La transferencia intra-hogar entre los miembros debe ser la misma debido a la restricción presupuestaria, tal que $\ln m_1(\mathbf{z}) = -\ln m_2(\mathbf{z})$.

La especificación empírica de $m_k(\mathbf{z})$ es una función Cobb-Douglas, por lo que la especificación logarítmica es lineal en los parámetros, $m_k(\mathbf{z}) = \sum_l \varphi_l \ln z_l$ donde $l = 1, \dots, L$ es la dimensión del vector de distribución de factores \mathbf{z} . En suma, la estrategia permite la identificación de los parámetros de la función m_k y, por consiguiente, de la regla de reparto de los recursos del hogar dentro de una familia que toma decisiones Pareto eficientes.

Adicionalmente, el sistema incorpora la heterogeneidad observada mediante el uso de una tecnología de traslado $t_i(\mathbf{d})$ de la recta presupuestaria, que modifica el sistema de demanda especificado en la Ec. (A.4), de modo que las características demográficas interactúan de manera aditiva con el ingreso (Pollak y Wales, 1981; Lewbel, 1985; Perali, 2003). Esta especificación demográfica modela las características de los hogares como si fueran costos fijos que deflactan los ingresos. Por lo tanto, la ecuación de participación presupuestaria modificada demográficamente está dada por

¹² Al construir esta medida de ingreso individual parcialmente observable, se asume que los gastos de los bienes que no son asignables se distribuyen equitativamente en los miembros del hogar.

¹³ Notar que no se escala el gasto total del hogar en tanto sólo capturaría las diferencias demográficas entre los hogares pero sin identificar la distribución de recursos entre los miembros de la familia, ya que los gastos totales del hogar no brindan información sobre el proceso de distribución (Arias et al., 2020).

$$\begin{aligned}
 w_i = \alpha_i + t_i(\mathbf{d}) + \sum_j \gamma_{ij} \ln p_j + \sum_{k=1}^2 \beta_{ki} \left(\ln(\phi_k^*) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)) \right) \\
 + \sum_{k=1}^2 \frac{\lambda_{ki}}{C_k(\mathbf{p}_k)} \left(\ln(\phi_k^*) - \ln(A_k(\mathbf{p}_k)) \right)^2
 \end{aligned}
 \tag{A.6}$$

donde $t_i(\mathbf{d})$ son las funciones demográficas de traslado especificadas como $t_i(\mathbf{d}) = \sum_r \tau_{ir} \ln d_r$ donde $r = 1, \dots, R$ es la dimensión del vector de variables demográficas \mathbf{d} . Entonces, $\ln(\phi_k^*)$ es el logaritmo del ingreso individual modificado demográficamente

$$\ln(\phi_k^*) = \ln(\phi_k) - \sum_i t_i(\mathbf{d}) \ln p_i
 \tag{A.7}$$

Para imponer las propiedades de regularidad del sistema de demanda (aditividad, homogeneidad lineal en precios y la simetría de Slutsky), los parámetros de las ecuaciones de participación presupuestaria se restringen de la siguiente manera¹⁴

$$\begin{aligned}
 \sum_i \alpha_i = 1; \sum_i \beta_i = 0; \sum_i \lambda_i = 0; \sum_i \gamma_{ij} = 0; \sum_j \gamma_{ij} = 0; \gamma_{ij} \\
 = \gamma_{ji}; \sum_i \tau_{ir} = 0
 \end{aligned}
 \tag{A.8}$$

¹⁴ La última restricción sobre los parámetros demográficos asegura que la función de costos modificada mantenga la propiedad de homogeneidad (Perali, 2003).

Apéndice B: Estrategia Pre-Estimación Del Sistema De Colectivo De Demanda

En este Apéndice se describen los enfoques metodológicos adoptados para computar los precios de las categorías de gasto del sistema de demanda, para corregir la censura presente en la información de gasto en ropa y la infrecuencia de compra de los gastos que conforman las categorías del sistema y para corregir la potencial endogeneidad del gasto total.

Pseudo Precios Implícitos. Puesto que los datos de la ENGH no registran información de precios, adoptamos la metodología de construcción de pseudo precios unitarios del hogar¹⁵ de acuerdo con el método teórico desarrollado por Lewbel (1989) y aplicado en Atella et al. (2004), Hoderlein y Mihaleva (2008) y Menon et al. (2018).¹⁶ El procedimiento se basa en dos supuestos principales; una función de utilidad homotéticamente separable y sub-utilidades Cobb-Douglas. La técnica captura la variabilidad espacial y de calidad típica de los precios unitarios asociados con las características socio-económicas del hogar, utilizando la variabilidad de las participaciones presupuestarias de conjuntos de bienes desagregados. Luego, esta variabilidad se agrega a los índices de precios publicados oficialmente para construir valores unitarios nominales.

En el caso de los datos de la ENGH, es posible construir precios implícitos de alimentos en tanto las unidades de medida de los sub-grupos son homogéneas o fácilmente agrupables. En este sentido, un resultado reconfortante, es que el pseudo precio unitario calculado para los alimentos replica con éxito la distribución del valor unitario.

Infrecuencia de Compra en Ropa. La ropa y el calzado (para adultos y niños) son los componentes más importantes del gasto asignable que configura la estrategia de identificación. Por lo tanto, la censura presente en el gasto en ropa y calzado requiere una corrección, ya que si se descartaran las observaciones con gasto cero se perdería información valiosa y se introduciría un sesgo en las estimaciones y el análisis de distribución intra-hogar. Se implementa el modelo Tobit bivariado siguiendo el enfoque de Blundell y Meghir (1987) para la ropa y el calzado de adultos y niños, con el objetivo de suavizar las distribuciones de estos gastos. Los gastos nulos en la vestimenta se describen mediante un proceso de infrecuencia de compras de bienes semi-durables sin soluciones de

¹⁵ Si bien la encuesta releva información de las cantidades consumidas a nivel desagregado, la construcción de precios implícitos del hogar se dificulta en tanto los artículos que componen cada categoría de gasto tienen unidades de medida muy diferentes. Atella et al. (2004) comparan los precios unitarios con los pseudo precios unitarios y muestran que en la mayoría de los casos los pseudo precios unitarios mantienen las características de la distribución de los valores unitarios. También concluyen que los pseudo precios son mejores que los índices de precios agregados para los análisis de demanda y bienestar.

¹⁶ Los pseudo precios implícitos pueden ser computacionalmente construidos siguiendo a Menon et al. (2017).

esquina. El modelo es bivariado porque la función logarítmica de verosimilitud que proponen los autores modela dos procesos separados: uno que determina el comportamiento discreto cero-uno mediante un modelo probabilístico y otro que determina las observaciones continuas aplicando un modelo Tobit.

Selectividad por Gastos Ceros en las Categorías del Sistema. La proporción de hogares con gastos cero para las categorías de transporte y comunicaciones, recreación y educación, y otros gastos están censurados en una magnitud no despreciable, generando un problema de selectividad (ver Tabla C1 del Apéndice C). La censura puede deberse a la poca frecuencia de compra relacionada con la duración relativamente corta del período de recordación de la encuesta, a las preferencias de los consumidores o a que los hogares deciden deliberadamente no consumir bienes particulares dados los precios que enfrentan y las restricciones de ingresos (Pudney, 1989). Para abordar este problema, se emplea una generalización del estimador en dos etapas de Heckman (1979) propuesto por Shonkwiler y Yen (1999) para sistemas de ecuaciones censurados. En la primera etapa del método, se estima la probabilidad de consumo de cada hogar a partir de un modelo Probit para cada categoría de gasto, tal de recuperar la función acumulada y de densidad de la distribución normal estándar. En la segunda etapa, se incorpora la función acumulada y de densidad al sistema de demanda.

Endogeneidad del Gasto Total. El gasto total puede ser endógeno si los shocks de preferencias que determinan el gasto total están correlacionados con los shocks de preferencias no observados de un componente particular del sistema, o si los errores de medición (o de recordación) en las participaciones presupuestarias están correlacionados con errores de medición (o de recordación) en el total gasto. Para corregir esto, implementamos el enfoque de función de control propuesto por Blundell y Powell (2004), ya que en los modelos no lineales el uso de la predicción de la primera etapa en lugar de la variable endógena puede generar estimadores sesgados e inconsistentes (Terza et al., 2008). El enfoque consiste en un procedimiento de dos etapas. En la primera etapa, se estima una regresión lineal de la variable endógena sobre todas las variables del sistema de demanda y el instrumento. El instrumento utilizado es el logaritmo del ingreso total del hogar (y su cuadrado), siguiendo la tradición de las estimaciones de demanda (e.g. Cherchye et al., 2012; Tommasi, 2019). En la Tabla C2 del Apéndice C se reportan los resultados de esta etapa. En la segunda etapa, se estima el sistema de demanda aumentado por los residuos predichos de la primera etapa. En la Tabla C3 del Apéndice C se reportan los parámetros del sistema de demanda asociados a dichos residuos. La significatividad conjunta de estos parámetros indica que el gasto total es endógeno.

Apéndice C: Tablas Adicionales

TABLEA C1
ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS VARIABLES DEL SISTEMA DE DEMANDA,
POR TIPO DE HOGAR

	Familias bi-parentales			Familias mono-parentales		
	Media	D.S.	% ceros	Media	D.S.	% ceros
VARIABLES DEMOGRÁFICAS						
número de niños en el hogar	1,66	0,71		1,43	0,68	
1 si el hogar vive en GBA	0,38	-		0,41	-	
1 si el hogar vive en la región Norte	0,15	-		0,19	-	
1 si el hogar vive en la región Patagonia	0,07	-		0,09	-	
1 si el hogar es dueño de la casa	0,50	-		0,40	-	
1 si el hogar es dueño de al menos 1 auto	0,59	-		0,22	-	
1 si el jefe tiene entre 35 y 64	0,46	-		0,45	-	
1 si el jefe tiene educ. secundaria (completa o no)	0,54	-		0,41	-	
1 si el jefe tiene educ. primaria (completa o no)	0,33	-		0,49	-	
miembros que trabajan respecto al tamaño del hogar	0,50	0,15		0,44	0,10	
Regla de Reparto						
años de educ. del padre - años de educ. de la madre	-2,15	4,29		-	-	
edad del padre - edad de la madre	0,95	3,29		-	-	
1 si todos los menores son mujeres	0,33	-		0,40	-	
Participaciones del Sistema de Demanda						
alimentos y bebidas	0,33	0,15	0	0,29	0,15	0
ropa y calzado	0,07	0,03	0	0,09	0,04	0
hogar y mantenimiento	0,21	0,13	0,2	0,28	0,16	0,5
transporte y comunicaciones	0,18	0,12	3,1	0,13	0,10	7,6
recreación y educación	0,12	0,10	7,7	0,12	0,11	9,4
otros	0,10	0,08	7,6	0,09	0,09	11,6
Pseudo Precios (en log)						
alimentos y bebidas	4,49	0,26		4,04	0,21	
ropa y calzado	3,05	0,14		2,79	0,22	
hogar y mantenimiento	3,84	0,33		3,73	0,30	
transporte y comunicaciones	3,92	0,31		3,03	0,24	
recreación y educación	3,88	0,44		3,29	0,33	
otros	3,32	0,37		2,89	0,40	
Número de observaciones	2.036			368		
Número de observaciones ponderadas	1.357.532			168.537		

TABLA C2
PRIMERA ETAPA DE LA ESTIMACIÓN DE LA FUNCIÓN DE CONTROL

	Familias bi-parentales	Familias mono-parentales
ingreso total (en log)	-0,589 (0,377)	-1,68** (0,659)
ingreso total al cuadrado (en log)	0,051*** (0,018)	0,115*** (0,036)
estadístico F de significancia conjunta		
del ingreso total (en log) [valor-p]	346,90 [0,000]***	41,46 [0,000]***
controles socio-demográficos	Sí	Sí
factores de distribución	Sí	Sí
precios (en log)	Sí	Sí
F	82,31	21,56
R cuadrado	0,565	0,563
número de hogares	2.036	368
número de hogares ponderado	1.357.532	168.537

Nota: Variable instrumental: logaritmo del ingreso total del hogar y su cuadrado. Variable instrumentada: logaritmo del gasto total del hogar. Las regresiones incluyen como controles todas las variables del sistema de demanda (variables socio-demográficas, factores de distribución y precios). Errores estándar robustos entre paréntesis. Se han aplicado los pesos de la encuesta. ** p < 0,05, *** p < 0,01.

TABLA C3
 PARÁMETROS ESTIMADOS DEL SISTEMA COLECTIVO DE DEMANDA QUAIDS

Parámetros	alim. y bebidas		ropa y calzado		hogar y mantenim.		transporte y com.		recreación y educ.		otros	
	Bi-P.	Mono-P.	Bi-P.	Mono-P.	Bi-P.	Mono-P.	Bi-P.	Mono-P.	Bi-P.	Mono-P.	Bi-P.	Mono-P.
α_i	0,722*** (0,085)	0,706*** (0,185)	0,222*** (0,019)	0,526*** (0,059)	0,018 (0,093)	-0,577*** (0,220)	-0,059 (0,069)	0,584* (0,307)	0,165* (0,088)	-0,164 (0,197)	0,030 (0,109)	-0,075 (0,170)
γ_{1j}	-0,100*** (0,021)	-0,089 (0,054)	-0,018*** (0,004)	-0,035* (0,018)	0,034** (0,014)	0,098** (0,048)	0,038*** (0,014)	0,045 (0,051)	0,041*** (0,013)	0,064* (0,036)	0,004 (0,011)	-0,035*** (0,041)
γ_{2j}	-	-	0,047*** (0,006)	0,017 (0,020)	0,002 (0,0043)	0,087*** (0,024)	-0,015*** (0,004)	-0,056** (0,023)	-0,011*** (0,004)	0,008 (0,021)	-0,005 (0,004)	-0,023 (0,017)
γ_{3j}	-	-	-	-	-0,125*** (0,015)	-0,251*** (0,093)	0,050*** (0,013)	0,041 (0,058)	0,030*** (0,011)	-0,011 (0,041)	0,008 (0,011)	0,034 (0,046)
γ_{4j}	-	-	-	-	-	-	-0,130*** (0,019)	-0,027 (0,107)	0,033*** (0,011)	-0,057 (0,039)	0,023** (0,012)	0,053 (0,067)
γ_{5j}	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,099*** (0,016)	-0,019 (0,053)	0,005 (0,013)	0,015 (0,030)
γ_{6j}	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,037** (0,013)	0,004 (0,004)

β_{1i}	0,011 (0,0309)	-0,034 (0,020)	-0,005 (0,008)	-0,001 (0,003)	0,056* (0,032)	-0,008 (0,015)	-0,010** (0,029)	0,042 (0,032)	-0,103*** (0,029)	0,032** (0,014)	0,051* (0,028)	(0,015)	(0,048)
β_{2i}	-0,056* (0,029)	-0,010 (0,008)	-0,026*** (0,008)	0,015*** (0,003)	0,056** (0,028)	-0,029*** (0,010)	0,066*** (0,022)	0,004 (0,010)	-0,023 (0,021)	0,003 (0,0508)	-0,017* (0,024)	0,018*	(0,009)
λ_{1i}^1	-0,014*** (0,004)	-0,036 (0,020)	-0,002 (0,001)	-0,001 (0,003)	-0,002 (0,004)	-0,008 (0,015)	0,007 (0,004)	0,042 (0,031)	0,016*** (0,004)	0,031** (0,015)	-0,005 (0,004)	-0,031*	(0,016)
λ_{1i}^2	-0,007* (0,004)	-0,010 (0,008)	0,002 (0,001)	0,016*** (0,004)	-0,005 (0,004)	-0,030*** (0,010)	-0,008** (0,003)	0,004 (0,010)	0,013*** (0,003)	0,002 (0,008)	0,005 (0,003)	0,018*	(0,009)
η_i	-	-	-	-	-	-	-	-0,009 (0,068)	-0,026 (0,034)	0,117 (0,093)	-	-	-
ζ_i	0,063*** (0,015)	0,089*** (0,032)	-0,005** (0,003)	-0,011** (0,0105)	-0,005*** (0,014)	-0,094*** (0,026)	-0,032*** (0,012)	0,009 (0,021)	0,003 (0,011)	0,006 (0,024)	0,025** (0,013)	-0,001 (0,023)	-

Nota: Parámetros principales del sistema colectivo de demanda QUAIDS, especificado en la Ec. (6). Los parámetros de la regla de reparto son estimados conjuntamente con el sistema (reportados en la Tabla C4). Todas las estimaciones incluyen controles socio-demográficos a nivel del hogar. La corrección por infrecuencia de compra es realizada para las categorías del sistema que tienen más del 5% de las observaciones con cero gastos. El gasto total es instrumentado con el ingreso total del hogar. El sistema es estimado para cada tipo de hogar (bi-parentales y mono-parentales) por separado. Errores estándar entre paréntesis. Bi-P.: hogares bi-parentales. Mono-P.: hogares mono-parentales. Se han aplicado los pesos de la encuesta. * p < 0,10, ** p < 0,05, *** p < 0,01.

TABLA C4
PARÁMETROS ESTIMADOS DE LA REGLA DE REPARTO

	Familias bi-parentales	Familias mono-parentales
diferencia de años de educación (padre - madre)	-0,025*** (0,009)	-
diferencia de edad (padre - madre)	-0,013 (0,012)	-
1 si todos los menores son mujeres	-0,259*** (0,084)	-0,199** (0,101)
número de hogares	2.036	368
número de hogares ponderado	1.357.532	168.537

Nota: Los parámetros de la regla de reparto son estimados en conjunto con el sistema colectivo QUAIDS, como especifica la Ec. (6). Los restantes parámetros del sistema son reportados en la Tabla C3. El sistema es estimado para cada tipo de hogar (bi-parentales y mono-parentales) por separado. Errores estándar entre paréntesis. Se han aplicado los pesos de la encuesta. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Instrucciones para los autores	Instructions to Authors
<p>Los artículos deberán ser escritos en inglés preferentemente o español y enviados en triplicado a los editores de <i>Estudios de Economía</i>.</p> <p>Los artículos seleccionados serán publicados en el idioma original. Los artículos deberán ser mecanografiados de un solo lado y escritos a doble espacio con márgenes amplios.</p> <ul style="list-style-type: none"> • La primera página debe incluir la siguiente información: el título del artículo (debe venir con letras minúsculas en inglés y español), nombre y filiación del autor o autores y un resumen de no más de 100 palabras. Incluya la clasificación del JEL y hasta 5 palabras claves que describan el artículo. • Las notas de pie de página deberán restringirse al mínimo posible en su cantidad y extensión, ser numeradas correlativamente y evitar incluir fórmulas matemáticas. • Las fórmulas matemáticas deberán ser numeradas en forma consecutiva. Cuando la derivación de una fórmula ha sido abreviada se deberá presentar en una hoja aparte la derivación del resultado, paso a paso. • Los cuadros y gráficos se presentarán en hoja aparte. Deberán ser numerados, incluir toda la información necesaria para su interpretación así como la fuente de datos. • Las referencias bibliográficas deben ser citadas en el texto como sigue: Hirshleifer (1958). Cuando 3 o más autores sean citados deberá hacerse de la siguiente manera: Judge <i>et al.</i> (1985). El autor es responsable de que exista una perfecta correspondencia entre el nombre y el año de referencia y las anotaciones de la bibliografía. • La bibliografía, en orden alfabético, debe listarse al final del artículo de acuerdo al siguiente patrón: Hirshleifer, J. (1958). "On the Theory of Optimal Investment Decisions", <i>Journal of Political Economy</i>, Vol. 56; 279-394. Judge, G., W. Griffiths, R. Carter, H. Lutkepohl y T. Lee. (1985). <i>The Theory and Practice of Econometrics</i>. 2ª edición. John Wiley. 	<p>Papers should be written in English preferably or Spanish, three copies of the original manuscript should be addressed to Editors of <i>Estudios de Economía</i>.</p> <p>The articles approved will be published in the original language. All submitted manuscripts should be typed on one side, with wide margins and double spaced.</p> <ul style="list-style-type: none"> • The first page must include the following information: paper title (should come with lowercase letter's), name, address and affiliation of the author(s) and a summary of no more than 100 words. Include the JEL classification and up to five keywords that describe your paper for indexing purposes. • Footnotes should be the fewest possible in quantity and extension. They must be numbered in serial order. Please avoid formulas in footnotes. • Equations should be numbered in consecutive order. When the derivation of a formula has been condensed, an additional page should be included with a full derivation. • Tables and graphs must be included in a different page. They should be numbered and should include all the information needed for interpretation as well as the data sources. • References should be quoted in the text as follows: Hirshleifer (1958). Where three or more authors are listed in the reference list, please cite in the text as: Judge <i>et al.</i> (1985). The author is responsible for the existence of a perfect correspondence between names and year of the reference and what appear in the section of references. • References should listed at the end of the paper alphabetically in the following style: Hirshleifer, J. (1958). "On the Theory of Optimal Investment Decisions", <i>Journal of Political Economy</i>, Vol. 56; 279-394. Judge, G., W. Griffiths, R. Carter, H. Lutkepohl and T. Lee. (1985). <i>The Theory and Practice of Econometrics</i>. 2nd edition. John Wiley.

