

# **Influencia de la banca pública bonaerense sobre la actividad: un análisis de CDNI**

Milena Patricia Valens Upegui<sup>1</sup>

## **Resumen**

De acuerdo con la institución, uno de los objetivos de la Cuenta DNI (CDNI) del Banco Provincia es impulsar la actividad otorgando beneficios que incrementan el poder adquisitivo de las personas y potencian las ventas de los comercios. Evaluar si esto efectivamente se cumple es el propósito de la presente investigación. En una primera parte, mediante el uso de diferentes técnicas multivariantes, como el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) y el Análisis de Conglomerados, se realizó una clasificación de los clientes del Banco Provincia que permitió conocer mejor su estructura. Posteriormente, haciendo uso del Análisis de la Varianza (ANOVA, por sus siglas en inglés) se analizó si existe un efecto sobre las ventas de los comercios según el uso dado al segmento Cuenta DNI Comercios (CDNIC), encontrando que el uso intensivo de la herramienta logró incrementar las ventas durante 2023 para los comercios pequeños y de poca trayectoria en la institución, ratificando así su doble mandato como promotora del desarrollo, al focalizarse en los pequeños comerciantes, y como banca comercial de primer piso, al usar la herramienta para captar nuevos clientes.

**Clasificación JEL:** C13, D2, G28, H49, H83, O1.

**Palabras Clave:** Banco Provincia, Banca Pública, Actividad, Consumo, Políticas Públicas.

---

<sup>1</sup> Banco Provincia. Email: [mpvalensupegui@bpba.com.ar](mailto:mpvalensupegui@bpba.com.ar). Se agradecen los comentarios y sugerencias de Julieta Albano, Marino Beltrani y Marcelo Renda. Las expresiones presentadas en este trabajo son responsabilidad de la autora y pueden no representar la visión de la institución a la que pertenece.

## 1. Introducción

Con el advenimiento de la pandemia, el rol de la banca pública de desarrollo volvió a ser tema de debate a nivel global. Autores como Gutierrez et al. (2011) han manifestado que los bancos de desarrollo generalmente actúan de manera anticíclica, permitiendo que los países puedan recuperarse tras las crisis para alcanzar el pleno empleo. Asimismo, Musacchio et al. (2017) consideran que son una herramienta fundamental a la hora de resolver las imperfecciones del mercado que podrían dejar sin financiamiento proyectos que generan externalidades positivas. En la vereda opuesta, varios autores sostienen que en el largo plazo las productividades individuales de las empresas se revierten en presencia de tasas subsidiadas, deprimiendo la producción y la productividad a nivel agregado Buera et al. (2013). Además, algunos detractores advierten también que el crowding out del financiamiento privado a manos de este tipo de instituciones (Lazzarini et al., 2015) hace que subsistan firmas insolventes que deprimen el crecimiento de la inversión y del empleo de las empresas solventes (Caballero et al., 2008).

S bien existe un amplio abanico de literatura que habla desde una perspectiva teórica sobre los efectos tanto positivos como negativos de este tipo de instituciones sobre el desarrollo económico, la evidencia empírica sobre su accionar es escasa y se centra en los bancos multilaterales de desarrollo, dejando muy relegado el análisis de los bancos públicos nacionales y regionales. En este contexto, Argentina no es la excepción. El análisis sobre los efectos de la banca pública de desarrollo, y en particular sobre la banca pública de primer piso es muy limitada, pese a la importancia que reviste para los formuladores de políticas interesados en políticas públicas basadas en evidencia.

Particularmente, Banco Provincia, además de su rol como intermediario financiero, tiene también entre sus mandatos promover el desarrollo económico y social de la Provincia de Buenos Aires, en tanto entidad pública. Es así como el análisis sobre el logro de dichos objetivos cobra gran importancia, no solo para la institución sino también para sus beneficiarios finales. Un estudio preliminar sobre el efecto en el empleo de su principal línea de crédito a Micro, Pequeñas y Medianas Empresas (MiPyMEs) se puede ver en Danon et. Al. (2023). Entre las diferentes herramientas que utiliza la entidad, una que ha cobrado gran notoriedad es la Cuenta DNI. Se trata de una billetera virtual lanzada en 2019 y relanzada en 2020 con más funcionalidades para que pudiera operar de manera integrada con el resto del sistema. Además de ser un instrumento de inclusión financiera, de acuerdo con la institución, Cuenta DNI busca impulsar la actividad mediante beneficios que incrementan el poder adquisitivo de las personas y potencian las ventas de los comercios.

A nivel general, las billeteras virtuales han transformado la forma en que los consumidores realizan transacciones y cómo los comercios pequeños gestionan sus pagos. Estas plataformas digitales permiten a los usuarios realizar pagos sin necesidad de efectivo o tarjetas físicas, lo que facilita las transacciones en entornos urbanos y rurales (Arango, Huynh, & Sabetti, 2015). Además, las billeteras virtuales pueden mejorar la inclusión financiera, un factor clave para los pequeños comercios que tradicionalmente operan en el sector informal (Ozili, 2018).

El uso de estas herramientas se ha visto impulsado por el crecimiento de la infraestructura digital y la adopción de tecnologías móviles. En economías en desarrollo, el acceso a los servicios financieros sigue siendo limitado, pero estas aplicaciones han abierto nuevas oportunidades para que pequeños comercios accedan a un mayor número de clientes y potencialmente se

incrementen las ventas de los comercios adheridos, pues permiten la integración de beneficios bancarios que aumentan el atractivo para los usuarios (World Bank, 2020).

Los bancos públicos, como actores clave en la promoción de políticas de inclusión financiera, han implementado programas de beneficios económicos que buscan incentivar el uso de billeteras virtuales entre consumidores y comerciantes. Estos beneficios incluyen descuentos y promociones, que no solo impulsan el uso de las billeteras, sino que también fomentan el consumo en los comercios que hacen uso de estos instrumentos (Demirgüç-Kunt, Klapper, Singer, & Ansar, 2018).

En este contexto, el presente trabajo realizó un análisis sobre la CDNI del Banco Provincia, tomando como referencia el segmento Cuenta DNI Comercios (CDNIC)<sup>2</sup>. Por un lado, se buscó entender mejor a los negocios y las variables que los caracterizan, haciendo uso del análisis *Cluster* y del Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) y, por otro lado, se indagó sobre su eficacia como herramienta de impulso a la actividad en su área de injerencia, mediante un análisis ANOVA para la variabilidad de las ventas de los comercios que son clientes de la institución. Estudios realizados por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) y el Banco Mundial destacan que los comercios pequeños que participan en programas de beneficios bancarios observan un aumento en sus ventas. Esto se debe, en parte, a la percepción de los consumidores de obtener un mayor valor en sus compras, lo que incentiva el gasto (Klapper, El-Zoghbi, & Hess, 2016). Esta es la hipótesis que se testeó en el último punto del análisis, demostrando que las ventas medias entre los comercios usuarios de CDNIC, intensivos e intermedios, y los no usuarios de CDNIC poseen una diferencia estadísticamente significativa.

Concretamente, en este trabajo se analizaron las variables que caracterizan los comercios que son clientes del Banco Provincia, tanto usuarios como no usuarios de CDNIC, utilizando el método PCA sobre las variables disponibles para identificar factores subyacentes que permitieran determinar su estructura y si existían similitudes entre ellos. Asimismo, mediante el análisis *Cluster*, se analizaron patrones de agrupamiento para desarrollar una suerte de taxonomía de comercios clientes que permita la segmentación de mercados según diversas características dadas por el PCA. Finalmente, haciendo uso del ANOVA de un solo factor, se verificó si existe una diferencia significativa en las ventas entre los comercios adheridos con uso intensivo, intermedio y los no adheridos a CDNIC en cada clúster, con la finalidad de determinar si esta herramienta digital efectivamente generó un efecto positivo sobre la actividad.

Si bien este ejercicio no permite sacar conclusiones de atribución causal<sup>3</sup>, realizar el análisis de la variabilidad en las ventas entre comercios CDNIC y no CDNIC para cada clúster, que contiene comercios parecidos entre sí en todas las otras características observables contempladas salvo en el uso de CDNIC, permite tener una aproximación al efecto causal atribuible al uso de la billetera virtual sobre las ventas, logrando un buen indicio de la efectividad de dicha herramienta para dar impulso a la actividad.

El análisis se hizo sobre una base de datos provista por el área de Inteligencia Comercial del Banco Provincia compuesta por aproximadamente 94.000 comercios clientes que acreditaron cupón en la institución en 2023. La misma contiene los registros de todas las transacciones

---

<sup>2</sup> Cuenta DNI Comercios es la facilidad ofrecida para que monotributistas y responsables inscriptos puedan cobrar con cualquier billetera virtual, pudiendo participar de las promociones para clientes con Cuenta DNI para potenciar sus ventas.

<sup>3</sup> Los efectos causales de un programa o política solo pueden determinar mediante evaluaciones de impacto que involucren una correcta identificación de contrafactuales.

realizadas durante dicho año, fecha de alta de CDNIC, la información recolectada por la institución sobre sus clientes e información de NOSIS. Si bien existen otras variables no observables o de índole macroeconómico que podrían afectar positiva o negativamente las ventas, no se tendrán en cuenta en el presente estudio, pero podrían ser incluidas en un análisis futuro donde se haga uso de las metodologías de evaluación de impacto propiamente dichas. No obstante, con las técnicas llevadas a cabo en el presente trabajo igualmente se podrá realizar un análisis riguroso sobre el uso de CDNIC, entendiendo los patrones y estructuras en los datos gracias a los análisis descriptivos de Clúster y PCA y también se podrá tener una aproximación al efecto sobre la actividad de la política de incentivos dada por la institución con CDNI, mediante la utilización de la técnica explicativa ANOVA.

Luego de esta introducción, el artículo muestra un panorama de la importancia de la transformación digital en el desarrollo económico y cómo la banca pública bonaerense en particular ha contribuido en ese aspecto. Posteriormente, se realiza una descripción de la base de datos utilizada en la investigación, para luego exhibir la estrategia empírica adoptada y los resultados. Finalmente, se da cuenta de las principales conclusiones.

## **2. Transformación digital y desarrollo económico**

Uno de los avances más importantes en las finanzas globales en los últimos años ha sido la adopción de tecnología de vanguardia. Entre las muchas aplicaciones de la tecnología financiera se encuentra el desarrollo de métodos de pago digitales. Éstos, también conocidos como pagos electrónicos, hacen parte de un amplio abanico que contempla cualquier transferencia de valor mediante dispositivos o canales digitales e incluyen medios como transferencias bancarias, dinero móvil, códigos de respuesta rápida (QR) e instrumentos de pago como tarjetas de crédito o débito, es decir, que ayudan a evitar el uso de efectivo.

Tal como sostiene el BIS (2024), aunque la adopción de pagos digitales se ha generalizado bastante en las economías avanzadas, las economías de mercados emergentes y en desarrollo no se quedan atrás. Entre 2014 y 2021, la proporción de adultos en los países en desarrollo que utilizan pagos digitales aumentó del 35% al 57%, según datos de Findex del Banco Mundial. Por su parte, en China, las plataformas privadas de pagos digitales como Alipay y WeChat Pay, basadas en billeteras digitales y códigos QR, así como M-Pesa en Kenia y la Interfaz Unificada de Pagos (UPI) en India han logrado avances sustanciales en los pagos minoristas (Klein, 2020; Prasad, 2021; Aurazo y Gasmi, 2024). Asimismo, en la región, el gobierno de Brasil desarrolló un sistema de pagos rápidos minoristas, llamado Pix, que también ha sido ampliamente adoptado (Alfonso et al, 2020; Duarte et al, 2022).

Si bien estos desarrollos han sido explotados por el sector financiero para la captación y fidelización de clientes mediante descuentos o puntos canjeables (Arango, Huynh, & Sabetti, 2015) y los datos generados a través de estas transacciones utilizados por los comercios para personalizar ofertas y mejorar la experiencia del cliente, los partidarios de estas nuevas formas de pago sostienen que su adopción también acelera el crecimiento económico y la productividad de las empresas, principalmente a través de cuatro canales: menores costos fijos que facilitan el desarrollo del comercio electrónico; aumento de la bancarización; mayor formalización, tanto de la empresa como de los trabajadores, y mejoras en la administración de las finanzas gubernamentales. La idea detrás de esto es que sus interacciones crean un círculo virtuoso

donde los empleadores y empleados informales ingresan al sector formal (A.T. Kearney y Visa, 2018), alentados por la conveniencia de los pagos digitales y luego por el beneficio de usar los servicios financieros (historial crediticio y acceso al crédito para la inversión), lo que redundó a su vez en una mejor recaudación de ingresos que respalda la inversión pública y la sostenibilidad de la deuda.

Al respecto, BIS (2024) examinó la relación entre la innovación en pagos digitales, el crecimiento económico y las actividades informales en 101 economías durante el período 2014 – 2019. Los autores encontraron que un aumento de 1 punto porcentual (p. p.) en el uso de pagos digitales se asocia con aumentos en el crecimiento del PIB per cápita de 0,1 p.p. y con una disminución de la informalidad de 0,06 p.p. durante un período de dos años en ambos casos, manifestando que sus resultados refuerzan el argumento a favor de políticas gubernamentales para fomentar los pagos digitales y, como factores complementarios, el acceso al sector financiero y a la tecnología de la información.

No obstante, la investigación manifiesta en sus conclusiones algunas salvedades metodológicas. Los países con un mayor uso de los pagos digitales pueden estar más desarrollados y tener una mayor productividad por otras razones y es por esto por lo que se necesitan más trabajos, idealmente con datos granulares para cada país, para descartar la correlación espuria y evaluar si se trata de un efecto causal. En vista de esto, manifiestan que son varias las vías de investigación a seguir, siendo una de ellas el análisis del rol de las intervenciones de políticas en jurisdicciones específicas que estimulen la adopción de métodos de pago digitales sobre el crecimiento, pues podrían permitir una mejor identificación causal que el análisis agregado realizado por ellos, dado que solo muestran evidencia transnacional sobre estas relaciones. En ese sentido, el presente análisis sobre CDNI es un avance importante en esa dirección.

## **2.1 Cuenta DNI: banca pública e innovación**

Cuenta DNI (CDNI) es la billetera digital del Banco de la Provincia de Buenos Aires. Su lanzamiento en abril de 2020, coincidente con el inicio del Aislamiento Social Preventivo y Obligatorio (ASPO) para hacerle frente a la pandemia de Covid-19, fue fundamental para acercar servicios financieros de manera ágil a la población, incluso a aquella que hasta el momento no se encontraba bancarizada. La facilidad de dar el alta de los clientes desde la aplicación solo validando la identidad con autenticación biométrica en la base de datos del Registro Nacional de las Personas (RENAPER), ha logrado que hasta mediados de 2024 la herramienta cuente con más de 9,3 millones de clientes.

Al año siguiente, en noviembre de 2021, el ecosistema de soluciones digitales se completó con el lanzamiento de CDNI Comercios (CDNIC), una aplicación de cobros diseñada para monotributistas y responsables inscriptos que acepta pagos de cualquier billetera y que hoy cuenta con más de 130.000 usuarios<sup>4</sup>. CDNIC es 100% interoperable y cuenta con toda la gama de beneficios y promociones de CDNI. De esta forma, cualquier comercio de cercanía que posea un smartphone puede realizar cobros de acreditación inmediata, ya que no necesita terminales de captura, pudiendo beneficiar a su clientela con el programa de descuentos llevado a cabo por la institución para incrementar el poder adquisitivo de las personas y potenciar las ventas. Con

---

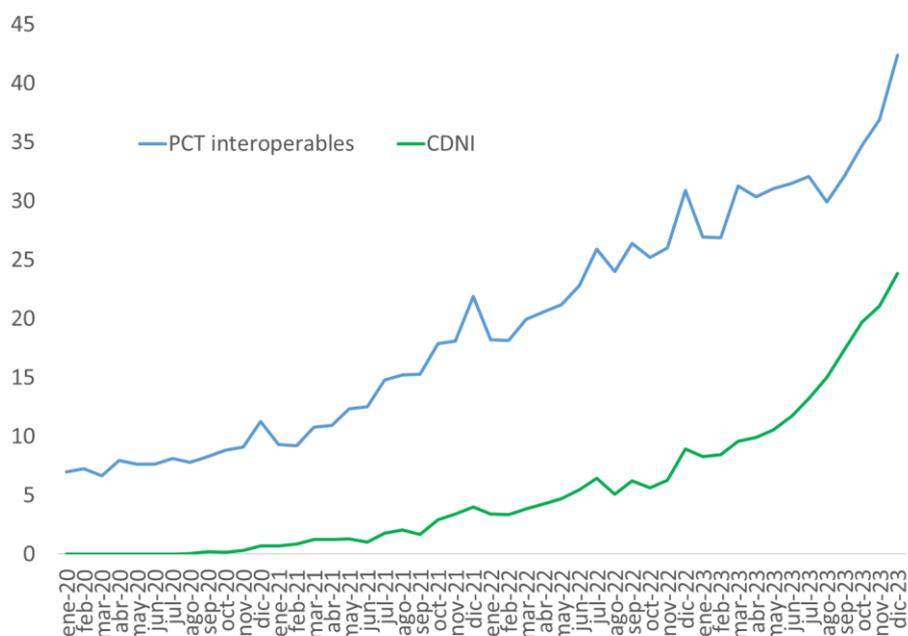
<sup>4</sup> Dato registrado hasta junio de 2024.



pago). Así las cosas, es importante resaltar que dicho monto, 23,8 millones<sup>10</sup> se realizaron con la billetera digital CDNI, es decir el 56,2% del segmento pertenece al desarrollo de la banca pública bonaerense (Tabla 1).

Vale la pena resaltar que a través de CDNI el Banco Provincia ofrece reintegros en ferias, mercados, carnicerías y pequeños comercios de cercanía en su área de influencia, siendo éstos cobrados mayoritariamente con CDNIC en rubros como alimentos, bebidas y supermercados (37% de los comercios adheridos); indumentaria y accesorios (17%), bienes y servicios para el hogar (14%); bienes y servicios varios (11%); educación y salud (9%) y otros (12%). Este enfoque, junto al crecimiento exponencial que ha tenido el uso de la billetera (Gráfico 1), deja en evidencia el rol clave que desempeña la banca pública impulsando la adopción de transferencias y pagos digitales en el país, aportando así evidencia para reforzar el argumento a favor de las políticas gubernamentales para fomentar los pagos digitales.

**Gráfico 1. Evolución transacciones de PCT interoperables y de la billetera virtual CDNI.**  
Datos en millones



Incluye PCT iniciados con QR, iniciados en POS con credenciales de tarjeta, iniciados con claves aleatorias e iniciados con botón/link de pago. FUENTE: BCRA y Banco Provincia

### 3. Obtención de datos

Los datos utilizados en la presente investigación provienen de los registros internos de la institución sobre aproximadamente 94.000 comercios que fueron clientes durante todo 2023 y que acreditaron cupón en la institución en algún momento del año. La base está compuesta por una agregación de los montos de los pagos diarios percibidos en cada comercio, tanto en valores

<sup>10</sup> Dato provisto por el área de Inteligencia Comercial del Banco Provincia.

nominales como a precios de diciembre 2023, como aproximación a las ventas realizadas<sup>11</sup>. Asimismo, de todas las variables disponibles, se utilizaron solo aquellas que mostraban una correlación significativa para el análisis y que, desde una perspectiva teórica, podrían ser más dicientes a la hora de caracterizar los comercios y analizar sus ventas (ver Tabla 2).

**Tabla 2. Resumen de la base de datos**

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO	DEFINICIÓN
CUIT	Identificación del comercio	Documento	Número de identificación
DESC_ACTIVIDAD_AFIP	Actividad en AFIP a la que pertenece	Texto	Nombre
NOSIS_LOCALIDAD	Localidad a la que pertenece	Texto	Nombre
AÑO_CLIENTE	Año de alta en la institución	Fecha	Entre 1994 y 2023
ALTA_CDNIC	Uso de CDNIC		<b>0: no usa; 1: uso intermedio (menor o igual a 6 meses) y 2: uso intensivo (mayor o igual a 7 meses). Se asume equivalencia entre alta y uso</b>
ACTIVIDAD_CAT	Clasificación en AFIP de la actividad a la que pertenece		1: comercio; 2: servicios; 3: agricultura; 4: industria manufacturera y 5: construcción
CONTRIBUYENTE_CAT	Régimen ante AFIP del trabajador independiente		1: Responsable inscripto y 2: Monotributista
IMPOSITIVA_CAT	Categoría 2023 según AFIP	Categoría	1: Responsable inscripto; 2: Mono-A; 3: Mono-B; 4: Mono-C; 5: Mono-D; 6: Mono-E; 7: Mono-F; 8: Mono-G; 9: Mono-H; 10: Mono-I; 11: Mono-J y 12: Mono-K
PROVINCIA	Pertenencia a la Provincia de Buenos Aires		1: PBA y 2: Capital Federal
NSE	Clasificación del nivel socioeconómico en función de los ingresos mensuales pronosticados por NOSIS		1: A; 2: B; 3: C; 4: C2; 5: C3; 6: D1 y 7: D2.
EMPLEO_CAT	Categorías de empleo		Siendo A el nivel más alto y D2 el más bajo 1: empleado; 2: 2 y 3 empleados y 3: 4 y más empleados
ANTIGUEDAD_CLIENTE_CAT	Categorías de antigüedad como cliente		1: entre 0 y 9 años; 2: entre 10 y 19 años y 3: 20 años y más
SEXO	Sexo titular del comercio		1: Mujer y 2: Hombre
TOTAL	<b>Ventas totales a precios corrientes realizadas durante 2023</b>		<b>Entre \$0 y \$1.180 millones</b>
TOTAL_C	<b>Ventas totales a precios de diciembre 2023 realizadas durante 2023</b>		<b>Entre \$0 y \$2.000 millones</b>
PROMEDIO	Prom. de las ventas totales a precios corrientes realizadas durante 2023		Entre \$0 y \$97 millones
PROMEDIO_C	Prom. de las ventas totales a precios de diciembre 2023 realizadas durante 2023		Entre \$0 y \$165 millones
ENERO	Ventas a precios corrientes realizadas en enero 2023		Entre \$0 y \$83 millones
ENERO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en enero 2023		Entre \$0 y \$244 millones
FEBRERO	Ventas a precios corrientes realizadas en febrero 2023		Entre \$0 y \$89 millones
FEBRERO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en febrero 2023		Entre \$0 y \$245 millones
MARZO	Ventas a precios corrientes realizadas en marzo 2023		Entre \$0 y \$65 millones
MARZO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en marzo 2023		Entre \$0 y \$167 millones
ABRIL	Ventas a precios corrientes realizadas en abril 2023		Entre \$0 y \$59 millones
ABRIL_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en abril 2023		Entre \$0 y \$140 millones
MAYO	Ventas a precios corrientes realizadas en mayo 2023		Entre \$0 y \$73 millones
MAYO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en mayo 2023		Entre \$0 y \$159 millones
JUNIO	Ventas a precios corrientes realizadas en junio 2023		Entre \$0 y \$96 millones
JUNIO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en junio 2023		Entre \$0 y \$200 millones
JULIO	Ventas a precios corrientes realizadas en julio 2023		Entre \$0 y \$90 millones
JULIO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en julio 2023		Entre \$0 y \$174 millones
AGOSTO	Ventas a precios corrientes realizadas en agosto 2023		Entre \$0 y \$10 millones
AGOSTO_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en agosto 2023		Entre \$0 y \$192 millones
SEPTIEMBRE	Ventas a precios corrientes realizadas en septiembre 2023		Entre \$0 y \$15 millones
SEPTIEMBRE_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en septiembre 2023		Entre \$0 y \$178 millones
OCTUBRE	Ventas a precios corrientes realizadas en octubre 2023		Entre \$0 y \$154 millones
OCTUBRE_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en octubre 2023		Entre \$0 y \$218 millones
NOVIEMBRE	Ventas a precios corrientes realizadas en noviembre 2023		Entre \$0 y \$165 millones
NOVIEMBRE_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en noviembre 2023		Entre \$0 y \$207 millones
DICIEMBRE	Ventas a precios corrientes realizadas en diciembre 2023		Entre \$0 y \$213 millones
DICIEMBRE_C	Ventas a precios de diciembre 2023 realizadas en diciembre 2023		Entre \$0 y \$213 millones
ANTIGUEDAD_CLIENTE	Años siendo cliente de la institución		Entre 0 y 29 años
EDAD	Edad de el o la titular del comercio		Entre 18 y 99 años
NOSIS_CANT_EMPLEADOS	Cantidad de empleados		Entre 1 y 826

CDNIC es una aplicación 100% interoperable diseñada para monotributistas y autónomos. Fue lanzada en noviembre de 2021 para fomentar la bancarización y potenciar las ventas, ya que mediante el uso de esta aplicación los comercios pueden ofrecerles a sus clientes todos los beneficios y promociones de Cuenta DNI. De esta forma, el análisis de CDNIC permitirá conocer los alcances que ha tenido esta política de la banca pública bonaerense de incremento del poder de compra de los individuos sobre la actividad, entendida como el nivel de ventas de los comercios clientes.

<sup>11</sup> Vale resaltar que el análisis será sobre las ventas bancarizadas y escapa del mismo las ventas realizadas en efectivo.

**Tabla 3. Cantidad de comercios según uso de CDNIC en 2023, actividad y sexo**

Sexo/Usuario CDNIC Actividad	Hombre				Mujer				Total General
	Nulo	Intermedio	Intensivo	Total	Nulo	Intermedio	Intensivo	Total	
Comercio	5,751	10,164	16,167	32,082	4,956	12,811	21,383	39,150	71,232
Servicios	1,140	2,393	3,126	6,659	957	3,778	4,344	9,079	15,738
Agricultura	55	132	213	400	15	95	102	212	612
Construcción	76	137	191	404	17	48	75	140	544
Industria Manufacturera	488	918	1,255	2,661	355	1,220	1,572	3,147	5,808
No informada			3	3	5		14	19	22
Total General	7,510	13,744	20,955	42,210	6,305	17,952	27,490	51,747	93,956

En la Tabla 3 se puede apreciar que el 15% de los comercios clientes del banco no usó la billetera virtual, el 34% la usó moderadamente y el 52% la usó intensivamente. Asimismo, se tiene que el 55% de los usuarios de CDNIC son mujeres con una participación mayoritaria en los segmentos de uso intermedio e intensivo (57% en ambos casos), mientras que en el segmento que no usa la billetera virtual los hombres son los hombres quienes se llevan el podio (54%). Además, como era de esperar, el 76% del uso se concentra en negocios vinculados al comercio, 17% a los servicios, 6% a la industria y 1% a la agricultura y a la construcción, respectivamente.

## 4. Estrategia empírica

### a. Análisis de Componentes Principales

De acuerdo con Cuadras (2012), el Análisis de Componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés) es un método de reducción de la dimensionalidad que permite hallar unas variables compuestas incorrelacionadas (componentes principales) tales que con pocas de esas se puede explicar la mayor parte de la variabilidad del conjunto total de datos, facilitando los análisis cuando hay muchas variables a considerar. Con este método se busca conocer qué comercios son parecidos entre sí utilizando, gracias a la estimación de las componentes, un número reducido de criterios compuestos por todo el abanico de variables métricas disponibles en un principio.

**Tabla 4. Matriz de correlación**

Index	EDAD	TOTAL_C	ENERO_C	FEBRERO_C	MAYO_C	JUNIO_C	JULIO_C	OCTUBRE_C	DICIEMBRE_C	JTIGUEDAD_CLIEN	IS_CANT_EMPLEA
EDAD	1	0.0903343	0.101563	0.105159	0.0901931	0.0917303	0.0825271	0.076994	0.0670765	0.515863	0.111041
TOTAL_C	0.0903343	1	0.795636	0.840895	0.967144	0.959187	0.969616	0.958665	0.931955	0.0765827	0.308608
ENERO_C	0.101563	0.795636	1	0.926806	0.739197	0.709593	0.702458	0.669566	0.662478	0.0975107	0.258355
FEBRERO_C	0.105159	0.840895	0.926806	1	0.792251	0.762377	0.753357	0.711914	0.707285	0.0971874	0.274633
MAYO_C	0.0901931	0.967144	0.739197	0.792251	1	0.975308	0.962919	0.902378	0.852042	0.07871	0.291825
JUNIO_C	0.0917303	0.959187	0.709593	0.762377	0.975308	1	0.967089	0.904165	0.86153	0.0813844	0.292606
JULIO_C	0.0825271	0.969616	0.702458	0.753357	0.962919	0.967089	1	0.930009	0.884797	0.0707646	0.293886
OCTUBRE_C	0.076994	0.958665	0.669566	0.711914	0.902378	0.904165	0.930009	1	0.94311	0.0613842	0.301431
DICIEMBRE_C	0.0670765	0.931955	0.662478	0.707285	0.852042	0.86153	0.884797	0.94311	1	0.0524511	0.280464
ANTIGUEDAD_CLIENTE	0.515863	0.0765827	0.0975107	0.0971874	0.07871	0.0813844	0.0707646	0.0613842	0.0524511	1	0.0893104
NOSIS_CANT_EMPLEADOS	0.111041	0.308608	0.258355	0.274633	0.291825	0.292606	0.293886	0.301431	0.280464	0.0893104	1

Como primera aproximación, la matriz de correlación estimada con Python (Tabla 4) muestra patrones significativos entre las variables que brindan información respecto a los comercios. En ella se pueden observar correlaciones positivas, sugiriendo interdependencias entre las mismas.

Posteriormente, al aplicar la prueba de Esfericidad de Bartlett (ver Anexo 1), el p-valor permite rechazar la hipótesis nula, lo que indica que la matriz de correlación no es una matriz de identidad y que no todas las variables son independientes, es decir, hay presencia de correlaciones significativas entre las variables asociadas a los comercios, lo que permitirá un mejor desempeño del análisis PCA.

Sin embargo, el método lo que busca transformar un conjunto de variables originales estandarizadas que pueden ser dependientes en otro conjunto, menor, de componentes independientes. Así, luego de estandarizar las variables, los resultados de aplicar el método son los siguientes:

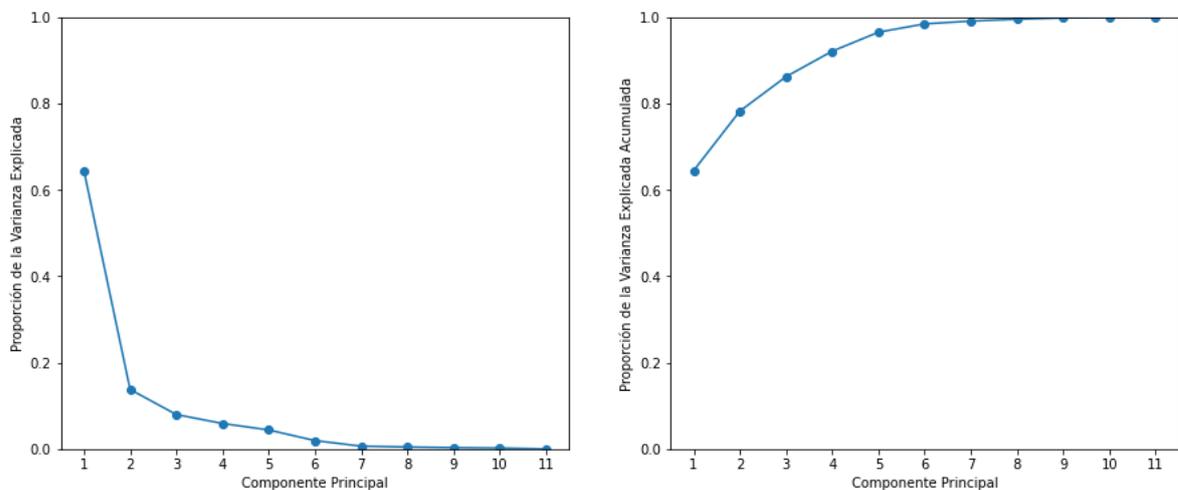
**Tabla 5. Variabilidad total explicada por cada componente**

```
El Porcentaje de varianza explicada por cada componente es :
[6.44437383e-01 1.37668161e-01 7.96592445e-02 5.89455277e-02
4.39574089e-02 1.93025931e-02 6.42105678e-03 4.39695555e-03
2.95386632e-03 2.05826641e-03 1.99536363e-04]
```

De la Tabla 5 se desprende que el primer componente explica un 64,4% y el segundo componente explica un 13,8% de la variabilidad total, por lo que esos dos bastan para explicar adecuadamente la base de datos. Esto último se puede confirmar utilizando el criterio de la media aritmética, puesto que los autovalores para las dos primeras componentes son mayores a 1 (ver Anexo 2).

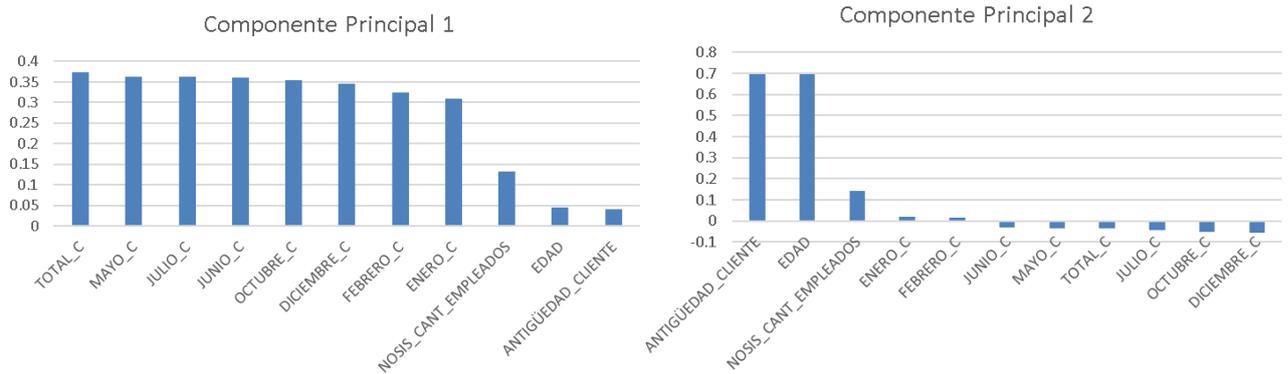
Adicionalmente, la proporción de la variabilidad explicada por cada componente se puede visualizar así:

**Gráfico 2. Proporción explicada por cada componente**



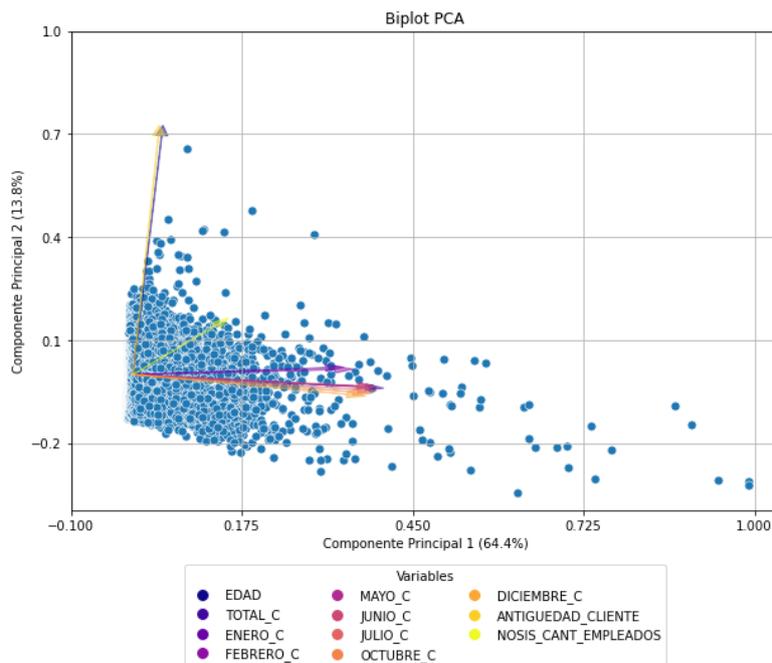
El primer componente es una combinación lineal de las variables utilizadas que captura la mayor proporción de la variabilidad de la base de datos. Como se puede apreciar en el Gráfico 3, las 3 variables que más contribuyen son las ventas totales, las ventas de mayo y las ventas de julio, por lo que se podría señalar que esta componente da cuenta de la diferenciación entre los comercios con más facturación, que podría estar influenciada por el *hot sale* (canales digitales) y las vacaciones de invierno. Por su parte, el segundo componente principal se ve influenciado principalmente por la antigüedad del cliente en la institución, la edad y la cantidad de empleados, por lo que podría interpretarse como una medida de los negocios más tradicionales, que requieren una mayor cantidad de empleados.

**Gráfico 3. Contribución de las variables a cada componente**



Por todo lo expuesto anteriormente, queda claro que utilizando las dos componentes se captará una gran proporción de la variabilidad de los datos (78% aproximadamente), lo que facilita los análisis sobre la taxonomía de los comercios. Además, que solo dos componentes se aproximen tan bien a lo que dice la totalidad de las variables sobre los comercios es una buena noticia, ya que será muy útil para la visualización de los datos. Al respecto, tal como se aprecia en el Gráfico 4, los comercios analizados son muy parecidos entre sí, dado que la mayoría de los puntos observados están muy cerca unos de otros, aunque hay claras excepciones, que dan cuenta, en general, de un diferencial de ventas más alto y mayor tradición en la institución (están alejados de dichas flechas, pero en el sentido de estas). Este hallazgo es un disparador importante para el ejercicio ANOVA que se realizará posteriormente, pues permitirá indagar sobre qué podría estar explicando el diferencial en la facturación de los negocios. Asimismo, del gráfico se desprende que las variables utilizadas tienen correlaciones positivas entre sí.

**Gráfico 4. Resultados Análisis de Componentes Principales**



Además, observando el módulo de los vectores, se puede apreciar que para las variables antigüedad del cliente y edad existe mayor variabilidad entre los comercios, seguidas por las ventas, mientras que la variable sobre la que hay menor variabilidad es la cantidad de empleados (flecha más corta). Por su parte, analizando el ángulo entre los vectores, se confirma que las ventas mensuales de enero y febrero; las ventas de mayo, junio, julio, octubre y diciembre y la antigüedad con la edad son las que tienen la correlación más fuerte entre sí, mientras que la antigüedad y las ventas y la edad con las ventas correlacionan poco, al tiempo que la antigüedad y la edad con la cantidad de empleados correlacionan mejor y la cantidad de empleados con las ventas también exhiben una relación, aunque no tan fuerte.

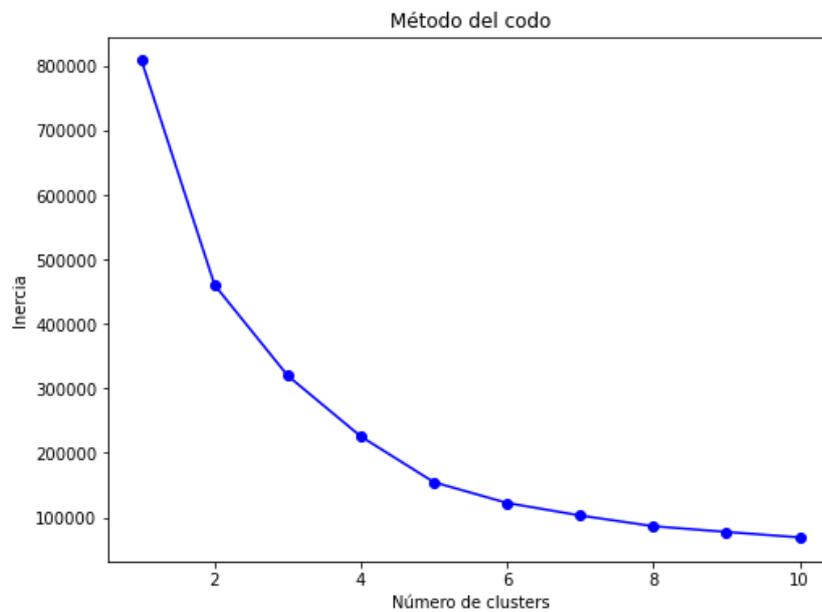
## **b. Análisis Clúster**

El análisis de conglomerados es una técnica descriptiva de análisis exploratorio, cuya esencia es poder agrupar las unidades que sean muy parecidas entre sí y que a su vez sean lo más diferente posible de las unidades que están en los otros conglomerados, permitiendo reducir así la dimensionalidad de un grupo heterogéneo de datos. Esta técnica también es conocida como de aprendizaje no supervisado, ya que permite extraer información de un conjunto de datos sin imponer patrones o teorías previamente establecidas; es decir, es un método primitivo (Johnson y Wichern 2007) que no impone un supuesto en relación con el número de grupos y su estructura.

En ese sentido, tener una clasificación “genuina” de los comercios que permita ordenar los análisis (Sokal y Sneath, 1963) será de gran utilidad para la institución a la hora enfocar los beneficios de CDNI, al tiempo que será un insumo valioso para el ANOVA, con el que se obtendrá una mejor aproximación al efecto de dicha política. Como se menciona en Pérez (2004), la utilización de este tipo de análisis implica un desconocimiento o conocimiento incompleto de la clasificación de los datos. Dado el gran volumen de registros, en el presente trabajo se desarrolló un análisis no jerárquico pues es el más recomendado en estos casos, centrando el análisis en los dos componentes principales hallados anteriormente, que capturan el 78% de la variabilidad de los datos, y por construcción están incorrelacionados entre sí.

Los métodos no jerárquicos clasifican a todos los elementos en grupos separados sin que exista una estructura vertical de dependencia entre los grupos formados. Es decir, dichos grupos no se organizan jerárquicamente ni están relacionados entre sí, pero su conformación maximiza la homogeneidad de las unidades asignadas a un mismo grupo y la heterogeneidad entre grupos (Pérez, 2004). En este apartado, se llevará a cabo uno de los métodos no jerárquicos más conocidos, el K-Means, el cual además permite que un comercio asignado a un grupo en un determinado paso del proceso pueda ser reasignado a otro grupo en un paso posterior si esto optimiza el criterio de selección, es decir, los pasos se repiten hasta que ninguna reasignación permita reducir más la distancia de las unidades dentro de cada conglomerado ni aumentar la distancia entre los mismos. En el método se debe conocer a priori el número de grupos que se desea formar.

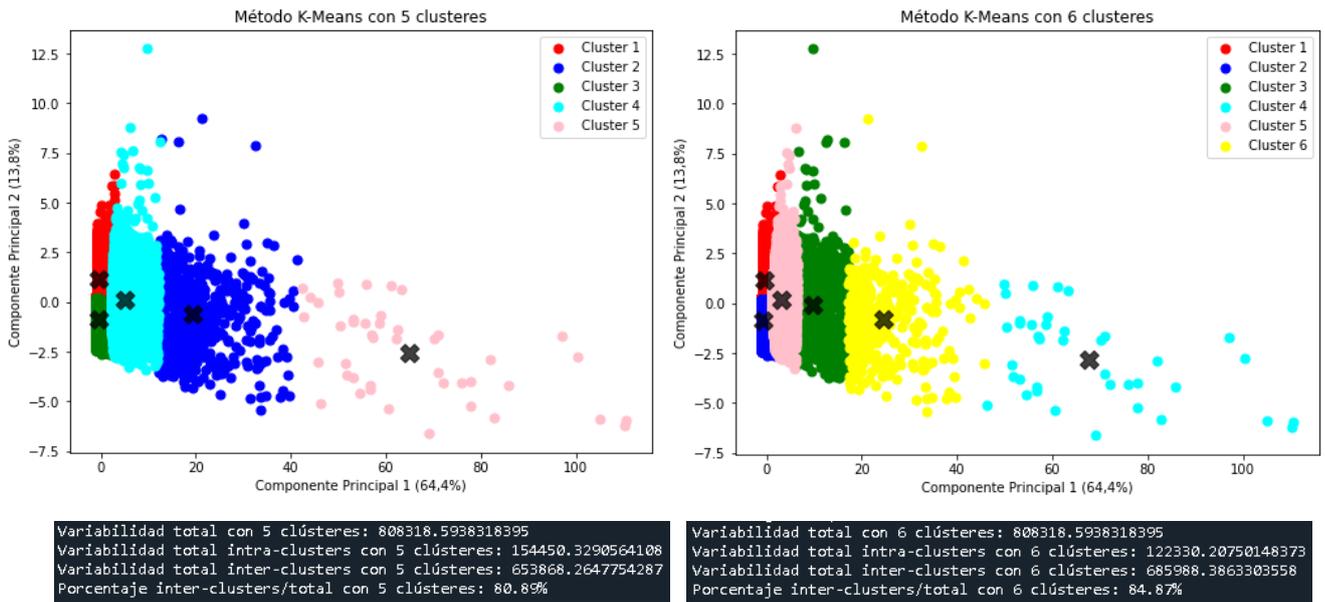
**Gráfico 5. Número óptimo de clústeres usando el método del codo**



Dado esto, para tener una idea de cuántos aglomerados elegir, se realizó la prueba del codo, que se basa en la suma de los errores cuadráticos al interior de los clústeres, fijando una semilla (en 0) para que la rutina programada en Python sea reproducible. Este método va evaluando la variabilidad al interior de diferentes aglomerados y busca el punto en el que sumar un aglomerado más ya no reduce significativamente la suma de los errores cuadráticos. Al visualizarlo (Gráfico 5), el quiebre parecería ubicarse en 5, es decir, tener en cuenta más de ese número no conllevaría a una mejora sustancial en la reducción de la suma total de los errores cuadráticos intra-clúster o inercia.

Es importante recordar que la suma de cuadrados dentro de cada clúster es la medida de la variabilidad total intra-clusters y cuanto menor sea ésta más similares serán los comercios dentro de cada aglomerado. Por su parte, la variabilidad total inter-clusters indica, a medida que se reduce, que los aglomerados serán muy parecidos entre sí. Como lo que se busca es encontrar aglomerados bien diferenciados, su variabilidad debe ser alta, explicando así el mayor porcentaje posible de la variabilidad total de los datos. De esto se desprende que la ratio entre la variabilidad total inter-clústeres y la variabilidad total es una medida de la calidad de los agrupamientos realizados, ya que indica que éstos son compactos y separados entre sí. Tal como se aprecia en el Gráfico 6, dicha proporción para 5 clústeres, lo sugerido en el gráfico del codo, se ubica en 81,1% y al agregar 1 clúster más no se observa una mejora sustancial, pues la proporción para 6 aglomerados tan solo sube a 85%. En ese sentido, la elección de 5 clústeres es la más adecuada.

**Gráfico 6. Resultados del Método K-Means para distinto número de clústeres**



Vale mencionar también que dicho agrupamiento da cuenta de una taxonomía de negocios desbalanceada, donde conviven muchísimos comercios de poca facturación y pocos años en la institución, muchísimos comercios de poca facturación con más años en el Banco y pocos comercios grandes en ventas y más tradicionales (Gráfico 6), caracterización que no sorprende si se tiene en cuenta que se está analizando una institución pública de gran trayectoria. Puntualmente, el agrupamiento para 5 clústeres (Tabla 6) muestra que, de los 93.956 comercios, solo 44 (0,05%) se aglutinan en el clúster 5, 625 (0,67%) en el clúster 2, 5.071 (5,4%) en el clúster 4, 37.839 (40,27%) en el clúster 1 y 50.377 (53,62%) en el clúster 3.

**Tabla 6. Cantidad de comercios según clúster y nivel de uso de CDNIC**

Uso CDNIC	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3	Clúster 4	Clúster 5	Total
Nulo	7,198	169	5,451	981	17	13,816
Intermedio	11,731	58	19,426	476	5	31,696
Intensivo	18,910	398	25,500	3,614	22	48,444
Total	37,839	625	50,377	5,071	44	93,956

Además, teniendo en cuenta la caracterización hecha en la sección anterior sobre los componentes principales usados en el armado de los conglomerados, se tiene que el clúster 5 se compone de los comercios con las ventas más altas. En el extremo opuesto, los comercios en los clústeres 1 y 3 poseen ventas bajas, aunque los del clúster 3 tienen menos tiempo siendo clientes de la institución. Al respecto, es importante señalar que en los clústeres 4 y 2, de ventas en nivel medio y medio-alto, se encuentran los comercios con mayor tradición en la institución. Así, pensando en las políticas de incentivo a las ventas, los esfuerzos podrían volcarse de manera más intensa sobre los comercios que todavía no usan la billetera virtual pertenecientes a los aglomerados 1, 3 y, en menor medida, al 4 (ventas medias).

### c. Análisis ANOVA

El análisis de la varianza (ANOVA, por sus siglas en inglés), es una técnica multivariante de análisis de dependencia que estudia la influencia de uno o más factores (variables categóricas que se presentan en 3 o más tratamientos o niveles) sobre una variable dependiente (variable métrica). Teniendo en cuenta que la motivación de este análisis es poder realizar un acercamiento a la atribución causal (sin serlo) del efecto de la herramienta CDNIC sobre las ventas, la estrategia de investigación adoptada consistió en calcular varias ANOVAs de un factor, una para cada clúster. Así, indagando si los comercios con uso nulo, intermedio o intensivo de CDNIC poseen diferencias estadísticamente significativas en sus ventas, dado que los comercios son muy parecidos entre sí (pertenecientes al mismo clúster), se podrá tener una aproximación más fiel al efecto sobre las ventas atribuible solo al tratamiento (tipo de uso de la herramienta) y no a otras características de los comercios que podrían estar contribuyendo también a tener diferencias en su facturación.

En este sentido, las hipótesis a plantear sobre cada clúster serían:

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$ , donde  $\mu_i$  son las ventas medias en cada nivel de uso de CDNIC

$H_1$ : al menos alguna de las medias es diferente

Así las cosas, para aportar evidencia sobre la eficacia del uso intensivo de CDNIC sobre la actividad, a la hora de realizar la prueba ANOVA se requiere rechazar  $H_0$ , dado que ello estará confirmando que existe al menos un par de ventas medias en las que hay diferencias significativas según el uso dado a la billetera virtual. De acuerdo con el resultado observado para el clúster 3 que concentra casi el 54% de los comercios (Tabla 7), dado que el p-value es pequeño, se rechaza la hipótesis nula, lo que da un primer indicio para asegurar que la herramienta desarrollada por la institución para incentivar las ventas tuvo el efecto buscado.

**Tabla 7. Resultado de la prueba ANOVA para el Clúster 3**

	Source	SS	DF	MS	F	p-unc	np2
0	ALTA_CDNIC	4.137279e+17	2	2.068639e+17	2117.076566	0.0	0.077537
1	Within	4.922148e+18	50374	9.771207e+13	NaN	NaN	NaN

Si bien la prueba global del ANOVA indica que hay diferenciación en las ventas según el uso dado a CDNIC, es importante indagar entre cuáles pares de grupos se presentaron dichas diferencias, puesto que esto permitirá entender mejor el efecto de la herramienta. Para ello, se deben realizar las pruebas a posteriori.

**Tabla 8. Prueba de Scheffe para el Clúster 3**

	0	2	1
0	1.0	0.0	0.0
2	0.0	1.0	0.0
1	0.0	0.0	1.0

De acuerdo con Terpilowski (2024), la prueba de Scheffé es una prueba de comparación de todos los pares de datos que permite comparaciones de promedios tanto en poblaciones balanceadas como no balanceadas, como en este caso. Siguiendo la Tabla 8, se puede observar que la prueba da cuenta de la existencia de diferencias significativas en los tres pares posibles, ya que para todos los p-values son extremadamente pequeños (se rechaza la  $H_0$  de igualdad), dando así

mayor robustez a la hipótesis planteada sobre el efecto positivo del uso intensivo de la CDNI sobre las ventas.

**Tabla 9. Prueba de Dunnet para el Clúster 3**

	0	2	1
0	1.0	0.0	0.0
2	0.0	NaN	NaN
1	0.0	NaN	NaN

Por su parte, la prueba de Dunnet se puede usar cuando hay violación del supuesto de homocedasticidad (Lee y Dong, 2018) y no necesariamente requiere que las poblaciones sean iguales, como pasa en este análisis. Además, este es un método particularmente útil para analizar estudios que tienen grupos de control, es decir, de acuerdo con la literatura (ídem), la prueba de Dunnett es ampliamente utilizada por investigadores interesados en probar dos o más grupos experimentales contra un solo grupo de control.

Así, si pensamos que el uso nulo de la billetera es el grupo de control, esta prueba se convierte en una herramienta muy rica en el marco de este ejercicio en particular, puesto que se estaría comparando el uso intermedio de CDNIC contra el no uso y el uso intensivo de CDNIC contra el no uso. En este sentido, según la Tabla 9, en ambos casos se rechaza la  $H_0$  de igualdad, es decir, el uso de CDNIC frente al no uso marcó una diferencia estadísticamente significativa, concluyéndose así que los incentivos dados mediante CDNI para potenciar las ventas de los comercios funcionó, pues aquellos que hicieron uso de la herramienta en forma intensiva tuvieron, en promedio para el clúster 3, \$4 millones más en ventas que aquellos que no la usaron en 2023 (Tabla 10).

**Tabla 10. Promedio de ventas en 2023 según clúster y nivel de uso de CDNIC**

Millones de \$, a precios de dic23

Uso CDNIC	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3	Clúster 4	Clúster 5
Nulo	8	368	5	99	1,126
Intermedio	4	335	3	98	860
Intensivo	11	340	9	101	1,164
Promedio	8	347	6	100	1,115

## 5. Resultados

Como se pudo apreciar en la sección anterior, para un 54% de clientes parecidos entre sí en diversas características (Clúster 3), salvo en el uso dado a CDNIC, el haberla utilizado durante todos los meses de 2023 (uso intensivo) potenció sus ventas, situación que sin dudas aporta evidencia favorable sobre la hipótesis planteada en este trabajo sobre el efecto positivo de la política de incentivos dada a través de CDNI para dar impulso a la actividad.

Lo mismo sucede para el Clúster 2 (Tabla 11)<sup>12</sup>, que reúne al 0,7% de los comercios, donde se encontró un efecto significativo. Igualmente, es importante resaltar que en este aglomerado las ventas medias para los comercios que no utilizaron la billetera fueron más altas que para aquellos que la usaron de forma intensiva, lo cual tiene sentido pues aquí se nuclean los negocios más tradicionales o de mayor trayectoria que tiene el Banco (al igual que en el clúster 4) y de facturación media-alta, por lo que es esperable que sus ventas sean altas a pesar de no hacer uso de un instrumento que ha sido diseñado principalmente pensando en las necesidades de los comercios más jóvenes que poseen otras dinámicas comerciales. Por su parte, el Clúster 1, el segundo en importancia con poco más del 40% de comercios, también mostró un efecto positivo, confirmando la hipótesis sobre la eficacia del uso intensivo de la billetera virtual para potenciar las ventas, en este caso, en \$3 millones en promedio más que aquellos comercios no adheridos a la herramienta.

**Tabla 11. Resumen de prueba ANOVA y comparaciones *post-hoc***

Prueba	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3	Clúster 4	Clúster 5
<b>ANOVA</b>	Hay efecto*	Hay efecto*	Hay efecto*	No efecto*	No efecto*
	Rechazo $H_0$	Rechazo $H_0$	Rechazo $H_0$	No rechazo $H_0$	No rechazo $H_0$
<b>Scheffe</b>	Diferencia nulo - intermedio	No diferencia nulo - intermedio	Diferencia nulo - intermedio	No aplica	No aplica
	Diferencia nulo - intensivo	Diferencia nulo - intensivo	Diferencia nulo - intensivo		
	Diferencia intermedio - intensivo	No diferencia intermedio - intensivo	Diferencia intermedio - intensivo		
<b>Dunnett</b>	Diferencia intermedio - nulo	No diferencia intermedio - nulo	Diferencia intermedio - nulo	No aplica	No aplica
	Diferencia intensivo - nulo	Diferencia intensivo - nulo	Diferencia intensivo - nulo		

\*El efecto se refiere al uso de CDNIC. Hay efecto si se rechaza la  $H_0$  y por tanto al menos alguna de las medias es diferente. No hay efecto si no se rechaza  $H_0$  y por tanto todas las medias son iguales.

Del análisis realizado sobre los componentes principales, tanto el Clúster 1 como el 3 (94% de los comercios) se caracterizan por tener pocas ventas (pequeños en facturación) y poca antigüedad en la institución en el tercer aglomerado. Dado esto, tiene todo el sentido haber encontrado ahí el efecto diferenciador en el uso de CDNIC y no, por ejemplo, en el Clúster 5 que contiene a los 44 comercios (0,05%) con mayor facturación, puesto que este tipo de políticas suelen ser irrelevantes en comercios grandes. Esto mismo ocurre con el Clúster 4, que contiene a los 5.071 comercios (5,4%) con ventas medias.

Otro resultado importante para resaltar es que los aglomerados 1 y 3, donde se encontró el efecto significativo positivo, están conformados principalmente por comercios en cabeza de mujeres (Tabla 12).

**Tabla 12. Cantidad de comercios según clúster y sexo**

Sexo	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3	Clúster 4	Clúster 5	Total
Hombre	17,585	443	20,938	3,210	33	42,209
Mujer	20,254	182	29,439	1,861	11	51,747
Total	37,839	625	50,377	5,071	44	93,956

No obstante, al analizar el promedio de ventas en dichos conglomerados, se tiene que el promedio de ventas para las mujeres se incrementó en promedio \$2,5 millones gracias al uso intensivo de CDNIC en el Clúster 1, mientras que para los hombres dicho guarismo se ubicó en \$3,4 millones. Asimismo, para el Clúster 3, los números se ubicaron en \$3,4 y \$5,2 millones,

<sup>12</sup> Los resultados del ANOVA y las pruebas a posteriori (en caso de corresponder) programados en Python para los demás clústeres se pueden ver en el Anexo 3.

respectivamente, lo que sugiere un desafío para la institución a la hora de focalizar sus incentivos para lograr mayor inclusión.

**Tabla 13. Promedio de ventas en 2023 según clúster, nivel de uso de CDNIC y sexo**  
Millones de \$, a precios de dic23

Uso CDNIC/Sexo	Clúster 1	Clúster 3
Nulo	8.4	5.2
Hombre	9.2	5.9
Mujer	7.4	4.5
Intermedio	4.2	3.1
Hombre	5.4	4.2
Mujer	3.2	2.3
Intensivo	11.0	9.1
Hombre	12.5	11.0
Mujer	9.9	7.9
Promedio	8.4	6.4

## 6. Conclusiones

Mediante la aplicación de diferentes técnicas de análisis multivariado se logró realizar una clasificación exhaustiva de los comercios clientes del Banco Provincia, que permitió dar luces sobre la taxonomía del público que se atiende en el segmento autónomo y monotributista al cual va dirigido CDNIC. Haciendo uso del PCA, se encontró que hay dos rasgos distintivos que caracterizan al público que atiende la institución. Por un lado, la facturación, que explica más de un 64% de la variabilidad existente entre todos los comercios, aunque no hay mucha dispersión en torno a ella y, por otro, la antigüedad, que explica alrededor del 14% de la variabilidad de los clientes, pero posee mayor dispersión que las ventas.

Asimismo, con el análisis de conglomerados se pudo identificar que el 94% de los comercios se aglutina en torno a niveles de venta bajos y mucha antigüedad (40%) y a ventas bajas y poca antigüedad (54%). En resumen, si de realizar una caracterización de los clientes del Banco se trata, se podría decir que son comercios homogéneamente chicos, pero con diferencias en su trayectoria en la institución.

Adicionalmente, mediante la utilización del ANOVA se pudo confirmar que la política de incentivos dada a través de CDNI ha tenido su correlato en el nivel de actividad, puesto que el uso intensivo en el segmento creado para los comercios (CDNIC), que permite materializar los beneficios otorgados a los individuos, exhibió un diferencial estadísticamente significativo de \$4 y \$3 millones respecto a la no utilización de la herramienta para el 54% y el 40% de los comercios, respectivamente. Adicionalmente, se encontró que la política tuvo efecto en el segmento de comercios pequeños y no así en los comercios con ventas más altas, dando cuenta del cumplimiento de uno de los objetivos institucionales y de una correcta focalización del instrumento en su calidad de banco público de desarrollo, al fomentar las ventas de los comerciantes más pequeños. Asimismo, vale mencionar que el beneficio también se verificó en

aquellos comercios con poco tiempo en la institución, lo que permite deducir que la política también ha servido en su rol comercial para captar nuevos clientes.

Por otro lado, si bien CDNIC es una herramienta utilizada principalmente por comercios en cabeza de mujeres, se observa que las ventas medias para este segmento han mejorado con el uso intensivo de la billetera, al igual que para los hombres, pero con menor intensidad, lo cual representa un desafío para la institución a la hora de planificar su política para seguir impulsando la actividad de manera más inclusiva.

En términos generales, mediante este análisis se destaca la importancia de continuar con la política de incentivos dada a través de CDNI, sobre todo en un contexto de caída del poder adquisitivo, dado su potencial expansivo sobre la actividad y la facturación de los negocios pequeños que podrían estar más expuestos a los vaivenes macroeconómicos. Asimismo, es importante resaltar que la adopción de billeteras virtuales por parte de bancos públicos facilita el acceso a nuevas tecnologías de pago, permitiendo que los comercios pueden no solo aumentar sus ingresos, sino también expandir su base de clientes y mejorar su competitividad en un entorno cada vez más digital.

## Bibliografía

- Alfonso, V, A Tombini and F Zampolli (2020), "Retail payments in Latin America and the Caribbean: present and future", BIS Quarterly Review, December.
- Arango, C., Huynh, K. P., & Sabetti, L. (2015). "How do you pay? The role of incentives at the point-of-sale". *Journal of Banking & Finance*, 55, 130-141.
- Aslam, W., Younis, A., Sheik, Z., & Ayub, R. (2021). "Digital payment systems and their impact on consumer purchasing behavior". *Journal of Retail and Consumer Services*, 62, 102-125.
- A.T. Kearney and Visa (2018), "Digital payments and the global informal economy".
- Aurazo, J and F Gasmi (2024), "Digital payment systems in emerging economies: Lessons from Kenya, India, Brazil, and Peru", mimeo.
- Banco Mundial (2022): "The Global Findex Database 2021", junio.
- BCRA (2023). Informe de Pagos Minoristas. [https://www.bcra.gob.ar/Pdfs/PublicacionesEstadisticas/Informe\\_Pagos\\_Minoristas\\_Anuual\\_2023.pdf](https://www.bcra.gob.ar/Pdfs/PublicacionesEstadisticas/Informe_Pagos_Minoristas_Anuual_2023.pdf)
- BIS (2024). "Digital payments, informality and economic growth", Working Paper No 1196.
- Buera, F. J., Moll, B., y Shin, Y. (2013); "Well-Intended Policies". *Review of Economic Dynamics*, 16(1), pp. 216-230.
- Caballero, R. J., Hoshi, T., Kashyap, A. K. (2008). Zombie lending and depressed restructuring in Japan. *American Economic Review*, 98(5), 1943-77.
- Carbó-Valverde, S., Cuadros-Solás, P., & Rodríguez-Fernández, F. (2019). "Digital Payments and Financial Inclusion: The Role of Mobile Payments in Developed and Developing Countries". *Journal of Financial Services Research*, 55(1), 127-146.
- Chakravorti, B. (2017). "The Business Case for Digital Payments in Small Retail Enterprises". *Harvard Business Review*, 1(2), 23-29.
- Cuadras, Carles (2012). *Nuevos Métodos de Análisis Multivariante*. CMC Editions, España.
- Danon, A., R. Tessone y M. Valens Upegui (2023); "Financiamiento en tiempos de crisis: lecciones de la evaluación del impacto de la línea de crédito de capital de trabajo del Banco Provincia durante la pandemia", *Ensayos Económicos*, N°82, Noviembre, pp. 77-97.
- Demirguc-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., Ansar, S., & Hess, J. (2018). "The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution". *World Bank Group*.
- Duarte, A, J Frost, L Gambacorta, P Koo Wilkens and H S Shin (2022): "Central banks, the monetary system and public payment infrastructures: lessons from Brazil's Pix", *BIS Bulletin*, no 52, March.
- Gutierrez, E., Rudolph, H. P., Homa, T., y Beneit, E. B. (2011); "Development Banks: Role and Mechanisms to Increase their Efficiency". *World Bank Policy Research Working Paper*, (5729).
- Klein, A (2020), "China's digital payments revolution", *Brookings Institution*, April.

Lazzarini, S. G., Musacchio, A., Bandeira-de Mello, R., y Marcon, R. (2015); "What do State-owned Development Banks Do? Evidence from BNDES, 2002-2009". *World Development*, 66, pp. 237-253.

Prasad, E (2021), *The future of money: how the digital revolution is transforming currencies and finance*, Harvard University Press.

Musacchio, A., Lazzarini, S. G., Makhoul, P., y Simmons, E. (2017); "The Role and Impact of Development Banks". World bank working paper.

Johnson R. y Wicher D. (1982). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice Hall. Estados Unidos.

Klapper, L., El-Zoghbi, M., & Hess, J. (2016). *Achieving the Sustainable Development Goals: The Role of Financial Inclusion*. CGAP.

Lee S. y Dong, K. (2018). What is the proper way to apply the multiple comparison test?. *Korean Journal of Anesthesiology*, Korea.

Ozili, P. K. (2018). "Impact of digital finance on financial inclusion and stability". *Borsa Istanbul Review*, 18(4), 329-340.

Pérez, César (2004). *Técnicas de Análisis Multivariante de Datos. Aplicaciones con SPSS*. Pearson-Prentice Hall, España.

Sahay, R., Čihák, M., N'Diaye, P., Barajas, A., Mitra, S., Kyobe, A., & Yousefi, S. R. (2020). "Financial Inclusion: Can It Meet Multiple Macroeconomic Goals?". *International Monetary Fund*.

Scheffe, H. (1953). A Method for Judging all Contrasts in the Analysis of Variance. *Biometrika* 40, 87-110.

Sokal, R.R. and Sneath, P.H.A. (1963) *Principles of Numerical Taxonomy*. W.H. Freeman & Co., New York.

Terpilowski, Maksim (2024). *Scikit-posthocs Documentation. Release 0.7.0*. [https://scikit-posthocs.readthedocs.io/\\_/downloads/en/stable/pdf/](https://scikit-posthocs.readthedocs.io/_/downloads/en/stable/pdf/)

World Bank. (2020). *Digital Financial Services*. World Bank Group.

## Anexos

### Anexo 1. Test de esfericidad de Bartlett

```
Estadístico de Bartlett: 5788825.630097421  
Valor p: 0.0
```

### Anexo 2. Autovalores de la matriz de correlación

```
Eigenvalues:  
[7.08881122e+00 1.51434977e+00 8.76251689e-01 6.48400805e-01  
4.83531498e-01 2.12328524e-01 7.06316246e-02 2.19489999e-03  
4.83665110e-02 2.26409305e-02 3.24925295e-02]
```

### Anexo 3. ANOVAS y pruebas a posteriori (para el que corresponda) para cada Clúster

#### CLÚSTER 1

##### ANOVA

	Source	SS	DF	MS	F	p-unc	np2
0	ALTA_CDNIC	3.388559e+17	2	1.694279e+17	1327.787389	0.0	0.065583
1	Within	4.827938e+18	37836	1.276017e+14	NaN	NaN	NaN

##### Scheffe

	2	0	1
2	1.0	0.0	0.0
0	0.0	1.0	0.0
1	0.0	0.0	1.0

##### Dunnett

	2	0	1
2	NaN	0.0	NaN
0	0.0	1.0	0.0
1	NaN	0.0	NaN

#### CLÚSTER 2

##### ANOVA

	Source	SS	DF	MS	F	p-unc	np2
0	ALTA_CDNIC	1.067629e+17	2	5.338144e+16	4.223795	0.015065	0.013399
1	Within	7.861001e+18	622	1.263826e+16	NaN	NaN	NaN

### Scheffe

	2	1	0
2	1.000000	0.942334	0.022471
1	0.942334	1.000000	0.140119
0	0.022471	0.140119	1.000000

### Dunnett

	2	1	0
2	NaN	NaN	0.011436
1	NaN	NaN	0.088202
0	0.011436	0.088202	1.0

### CLÚSTER 4

#### ANOVA

	Source	SS	DF	MS	F	p-unc	np2
0	ALTA_CDNIC	5.367982e+15	2	2.683991e+15	1.558539	0.210544	0.000615
1	Within	8.727701e+18	5068	1.722119e+15	NaN	NaN	NaN

### CLÚSTER 5

#### ANOVA

	Source	SS	DF	MS	F	p-unc	np2
0	ALTA_CDNIC	3.797861e+17	2	1.898931e+17	1.72493	0.190865	0.077612
1	Within	4.513583e+18	41	1.100874e+17	NaN	NaN	NaN