

# Análisis de Componentes Principales con correlaciones policóricas: Aplicación en consumo de medios\*


Bastián González-Bustamante<sup>†1</sup>

<sup>1</sup>Leiden University

2 de enero de 2024

Este documento ha sido aceptado para ser publicado en *Tufte Working Papers*

Serie de documentos de trabajo publicada por [Training Data Lab](#)

 Descargar la última versión desde [SocArXiv](#)

## Resumen

Este documento de trabajo describe el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) como técnica estadística exploratoria y reduccionista, así como su aplicación con correlaciones policóricas. Estos modelos bivariados operan como técnica auxiliar y permiten un mejor ajuste con variables ordinales/cuasi-cuantitativas, lo que es bastante útil para investigaciones en ciencias sociales. Se conduce una aplicación práctica utilizando conjuntos de datos de encuestas de opinión nacionales con muestreos probabilísticos para explorar el consumo de medios y la participación política en Argentina ( $N = 1.200$ ), Chile ( $N = 1.200$ ) y Uruguay ( $N = 1.202$ ). Los resultados permiten identificar tres hallazgos relevantes. Primero, los coeficientes policóricos suelen ser más precisos que los de Pearson para variables cuasi-cuantitativas. Segundo, se evalúan diversos

---

\*Este documento fue parcialmente financiado por el proyecto “A Crisis of Legitimacy: Challenges of the Political Order in Argentina, Chile and Uruguay” del International Development Research Centre (IDRC) de Canadá y por el proyecto USA1498.37 de la Universidad de Santiago de Chile (USACH).

<sup>†</sup>Investigador Post-doctoral, Institute of Security and Global Affairs, Faculty of Governance and Global Affairs, Leiden University, Países Bajos. 📍 Wijnhaven, Turfmarkt 99, La Haya 2511 DP, ✉ [b.a.gonzalez.bustamante@fgga.leidenuniv.nl](mailto:b.a.gonzalez.bustamante@fgga.leidenuniv.nl), 🏠 <https://bgonzalezbustamante.com>, ORCID iD <https://orcid.org/0000-0003-1510-6820>.

métodos de retención de componentes/factores y se demuestra la utilidad del Análisis Paralelo (PA, por sus siglas en inglés). Tercero, la extracción de matrices policóricas no es sustancialmente distinta a la de Pearson. En definitiva, este trabajo permite apreciar un uso aplicado de PCA con correlaciones policóricas que podría extenderse a otras investigaciones en ciencias sociales.

**Palabras clave:** Análisis de Componentes Principales; correlaciones; consumo de medios; participación política.

## 1. Introducción

Este documento de trabajo metodológico profundiza en el Análisis de Componentes Principales (*Principal Component Analysis*, PCA) como dispositivo probatorio en sus funciones de técnica exploratoria/reductiva de análisis de datos y de presentación de resultados. En ese sentido, el principal objetivo de este trabajo es evaluar la aplicación de PCA con correlaciones policóricas. Estas correlaciones son modelos bivariados que operan como técnica auxiliar en la ejecución de PCA y permiten un modelamiento más preciso de variables ordinales/cuasi-cuantitativas, pero también para variables dicotómicas/binarias en el caso de las correlaciones tetracóricas ([Cupani y Saurina, 2011](#); [Dominguez Lara, 2014](#)). Esto ofrece diversas ventajas en ciencias sociales debido a la gran cantidad de información no numérica con la cual se trabaja<sup>1</sup>.

Para evaluar la aplicación de PCA con correlaciones policóricas se conduce un caso práctico que permite apreciar y contrastar resultados. El caso corresponde a una exploración sobre el consumo de medios y la participación política en Argentina, Chile y Uruguay. Para esto se utilizan datos de encuestas de opinión probabilísticas comparables que fueron aplicadas en los tres países. Estos conjuntos de datos han sido utilizados en trabajos como [Joignant et al. \(2017\)](#) y [González-Bustamante \(2018, 2019, 2021\)](#) y aunque son un poco antiguos, resultan útiles para el objetivo demostrativo de este trabajo metodológico<sup>2</sup>.

En consecuencia, este documento se compone de cuatro apartados que siguen a esta introducción. En el siguiente apartado se aborda el PCA, sus similitudes y diferencias con el análisis factorial, criterios de retención de componentes/factores y rotación de

---

<sup>1</sup>Generalmente se utilizan mediciones multipuntos como escalas categóricas ordenadas o tipo Likert, como también mediciones de tipo ordinal ([Ferrando y Anguiano-Carrasco, 2010](#)).

<sup>2</sup>Una aplicación práctica con correlaciones tetracóricas y variables dicotómicas/binarias utilizando datos de la serie de tiempo de las encuestas de opinión probabilísticas de la Universidad Diego Portales (UDP), entre 2009 y 2014, se realizó con las preferencias de los niveles de intervención estatal en Chile (véase [González-Bustamante y Barria, 2015](#)).

ejes. Posteriormente, se aborda el caso práctico y se ofrecen detalles como antecedentes, información de los datos, procedimiento de medición y aplicación de la técnica. Luego, se presentan los resultados en tres niveles: (a) análisis univariado y bivariado con datos descriptivos y matrices de correlaciones; (b) evaluación y de métodos de retención de componentes/factores; y (c) el PCA con los componentes rotados y distintos reportes estadísticos. Finalmente, se ofrecen unas breves conclusiones a partir de la evidencia presentada.

## 2. Análisis de Componentes Principales y Factorial en ciencias sociales

### 2.1. Similitudes y diferencias entre PCA y análisis factorial

El PCA y el análisis factorial son técnicas estadísticas bastante similares en términos formales ya que ambas se ejecutan a través de descripciones de series de combinaciones lineales desde una matriz de variables. Las diferencias radican principalmente en el método de extracción de información desde la matriz ([Pérez y Medrano, 2010](#)). El PCA es una técnica reductiva que se utiliza principalmente para análisis exploratorio de datos y la conformación de la menor cantidad de componentes que expliquen la mayor cantidad de varianza considerando la varianza compartida o comunalidad de las variables y sus diferencias o especificidades ([Dominguez Lara, 2014](#); [Ferrando y Anguiano-Carrasco, 2010](#); [Linting et al., 2007](#)). El análisis factorial, por otra parte, es una técnica de reducción de datos que permite vislumbrar la estructura subyacente o latente de la información explicando la covarianza de las varianzas, por lo cual solamente se enfoca en la varianza compartida de las variables consideradas ([González-Bustamante, 2018](#); [Pérez y Medrano, 2010](#)). La capacidad reductiva de ambas aplicaciones es valiosa ya que permite agrupar un gran número de variables, sin un significado teórico, en un número menor con un significado conceptual ([Pérez y Medrano, 2010](#)). Además, una característica central de ambos análisis es que, a diferencia de los modelos econométricos, no se utiliza una variable dependiente por la naturaleza de los objetivos de la técnica, ya sean estos exploratorios o reductivos.

Estas técnicas, al igual que las regresiones, tienen, por una parte, sus antecedentes en los trabajos pioneros de [Galton \(1886, 1869\)](#) sobre la herencia de la estatura y rasgos intelectuales y, por otra, en el coeficiente de correlación entre variables de [Pearson \(1901\)](#). Sin embargo, es [Spearman \(1904\)](#) quien formalmente impulsó el de-

sarrollo del análisis factorial propiamente tal<sup>3</sup>. Desde entonces ambos análisis se han popularizado bastante y las ciencias sociales no han estado al margen (Affi et al., 2020; van Belle et al., 2004). Esta situación ha implicado el desarrollo de ciertas aplicaciones estadísticamente poco ortodoxas ya que las ciencias sociales suelen trabajar con una gran cantidad de información no numérica, lo que complejiza el cumplimiento de ciertos supuestos metodológicos necesarios. Sin embargo, existen métodos para aumentar la precisión de los análisis con este tipo de datos.

Los supuestos metodológicos tradicionales de aplicación de ambas técnicas tienen ciertas similitudes con los modelos lineales por mínimos cuadrados ordinarios (*Ordinary Least Squares*, OLS) como la distribución normal, linealidad y multicolinealidad de los datos (Pérez y Medrano, 2010). En general esto se puede evaluar con análisis univariados como gráficos Q-Q, de caja y pruebas estadísticas estándar como el factor de impacto de varianza (*Variance Impact Factor*, VIF), Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov (Tabachnick y Fidell, 2013). El tamaño de las muestras también es relevante, sin embargo, no hay un acuerdo al respecto. Los criterios más comunes indican que son necesarios al menos 300 casos (Tabachnick y Fidell, 2013) o entre cinco y diez casos por variable (Nunnally y Bernstein, 1994).

Además, ambos análisis requieren de ciertas pruebas estadísticas más específicas para determinar si existe interrelación para la exploración y reducción de variables. Estas son la prueba de esfericidad de Barlett (*Test of Sphericity*), que debiese resultar significativa, y la medida de adecuación muestral Kaiser-Meyer-Olkin (*KMO Measure of Sampling Adequacy*; véase Kaiser, 1974), la cual se evalúa como un coeficiente de confiabilidad de cero a uno y se considera como valor adecuado 0,700 o superior (Hair Jr. et al., 1999).

La aplicación de la técnica consiste en tres etapas: (a) construcción de una matriz de correlaciones con las variables para una reconstrucción lineal que permite obtener coeficientes de regresión o cargas factoriales (*factor loadings*); (b) aplicación de retención de componentes/factores en una segunda reconstrucción; y (c) aplicación de una rotación de componentes/factores para obtener el resultado definitivo.

## 2.2. Matriz de correlaciones y reconstrucción lineal

El primer paso de la aplicación de un PCA o factorial consiste en construir una matriz de correlaciones desde la cual se realiza una reconstrucción lineal para obtener las cargas factoriales que se usan para el siguiente paso. Tradicionalmente se utiliza una

---

<sup>3</sup>Para más detalles sobre sus aplicaciones durante la primera mitad del siglo XX (véase Pérez y Medrano, 2010).

matriz de correlaciones de Pearson, sin embargo, no es lo más adecuado para variables cuasi-cuantitativas o binarias. Por otra parte, el uso de información no numérica tiende a comprometer seriamente el supuesto de linealidad (Linting et al., 2007). En este contexto, una solución común para realizar un PCA o factorial con datos nominales u ordinales es obviar las limitaciones teóricas y realizar el tratamiento de la información como si se tratase de variables continuas utilizando los coeficientes de Pearson (Dominguez Lara, 2014; Nunnally y Bernstein, 1994).

Como la opción anterior no es estadísticamente ortodoxa, se han popularizado tratamientos de PCA no lineales (*Nonlinear PCA*) que permiten manejar de forma más adecuada las variables nominales y ordinales convirtiéndolas en variables numéricas a través de métodos de cuantificación (Gifi, 1990; Linting et al., 2007). Por otra parte, una solución diferente, que tiene relación directa con el objetivo de este trabajo, es utilizar correlaciones policóricas o tetracóricas, las cuales suponen que las categorías de las variables operan como estimaciones de variables no observables con una distribución normal. Diversos autores recomiendan este tipo de correlaciones para PCA o análisis factorial (Dominguez Lara, 2014; Ferrando, 1996; Lorenzo-Seva y Ferrando, 2015).

### 2.3. Retención de componentes/factores

El segundo paso consiste en aplicar una reconstrucción lineal con criterios de retención de componentes/factores para obtener resultados más acotados. Estimar el número de componentes o factores que se deben retener es crucial en términos metodológicos, pues una especificación inexacta conduce a interpretaciones erróneas de los datos por sobre o subestimación (Hayton et al., 2004; Velicer et al., 2000).

Existen dos criterios tradicionales de retención de componentes/factores para PCA y análisis factorial (González-Bustamante, 2018). El más tradicional es K1 de Kaiser (1960), el cual sugiere retener un número de componentes o factores equivalente a los autovalores (*eigenvalues*) iguales superiores a uno en la reconstrucción lineal. El segundo criterio clásico es Cattell (1966), que sugiere utilizar un gráfico de sedimentación (*scree plot*) con un valor promedio que opera como umbral para la selección.

Por otro lado, un criterio no tan popularizado, pero bastante exacto según diversas simulaciones, es el análisis paralelo (*Parallel Analysis*, PA) de Horn (1965). En este análisis se utilizan las matrices de correlaciones de los datos reales y matrices de datos aleatorios simulados con una muestra del mismo tamaño iterada para obtener valores óptimos y ajustar adecuadamente el criterio de retención. Si el autovalor real es mayor que el de las simulaciones después de su última iteración, el componente o factor debe ser retenido ya que es estadísticamente significativo, por otra parte, si es menor se con-

sidera un error de muestreo y debiese ser desestimado para evitar sobre o subestimación (Hayton et al., 2004; Turner, 1998).

## 2.4. Rotación de componentes/factores

Finalmente, una vez estimado el número de componentes/factores a retener, se realiza un análisis con aquel umbral para obtener una matriz no rotada. Entonces el paso final es generar una rotación de los ejes de las variables para obtener resultados estables para una adecuada interpretación (González-Bustamante, 2018). Existen dos tipos de rotaciones que se utilizan con frecuencia y trabajan con supuestos metodológicos opuestos: rotación ortogonal y rotación oblicua (Pérez y Medrano, 2010). La rotación ortogonal asume que las variables no están correlacionadas entre sí por lo cual distribuye muy poco la varianza entre los distintos factores o componentes. La rotación oblicua, en cambio, asume correlación entre las variables y niveles relevantes de varianza compartida. En este contexto, hay que considerar que la ortogonalidad es más bien un fenómeno teórico (Pérez y Medrano, 2010), de hecho, Tabachnick y Fidell (2013) sugieren utilizar rotaciones oblicuas cuando existan correlaciones sobre 0,320.

## 3. Caso práctico: Consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay

### 3.1. Antecedentes

Las actitudes y la participación política de los individuos se pueden explicar a través de modelos con variables de corto, mediano y largo plazo, los cuales varían dependiendo del caso específico y el momento histórico (Arriagada et al., 2010; González-Bustamante y Henríquez, 2013). Las variables de corto plazo se vinculan al modelo de Rochester, en el cual la teoría de elección racional es preponderante. Por otro lado, las variables de mediano plazo, asociadas al modelo de Michigan, se vinculan a los procesos de socialización a los cuales los individuos están expuestos (Lau y Redlawsk, 2006). Por último, el modelo de Columbia, basado en variables largo plazo, se relaciona con las características heredadas y estables de los individuos como, por ejemplo, sexo o nivel socioeconómico. Esta última variable suele tener una relación significativa bastante robusta con la participación política (Schlozman et al., 2012), fenómeno que se asocia a la existencia de un sesgo de clase en la participación y al concepto de desigualdad

política (Dubrow, 2007). Esta desigualdad se ha extendido a formas no convencionales de corte contencioso como la protesta, la cual a comienzos del siglo pasado se asociaba a los sectores más marginados de la población (Dalton et al., 2010).

El consumo de medios también puede ser explicado por estos modelos y, a la vez, puede influir en predisposiciones políticas a nivel individual como la evaluación hacia los representantes y al gobierno (Flowers et al., 2003). Las tendencias asociadas al consumo de medios en las sociedades contemporáneas son particularmente sensibles a los avances tecnológicos. Por una parte, los costos de acceso a la información tienden a disminuir mientras que, por otra parte, los patrones de consumo varían por la irrupción de nuevas formas de comunicación. Se advierte un cambio en los flujos tradicionales del proceso comunicativo donde las audiencias tienen la posibilidad de participar como productores de contenidos e información convirtiéndose, de esta forma, en interlocutores activos, situación que genera la cristalización de una relación horizontal y bidireccional en el sistema de medios (Arriagada y Navia, 2013; Del Valle y González-Bustamante, 2018; Hermida et al., 2012).

En este contexto, ha emergido una distinción entre medios tradicionales y digitales (Arriagada y Schuster, 2008; Del Valle y González-Bustamante, 2018). Resulta posible distinguir espacios digitales por los cuales la ciudadanía consume información e interactúa (Ortiz-Ayala y Orozco, 2015; Wang, 2007). Dentro de estos espacios las redes sociales digitales, como Facebook, Twitter, YouTube e Instagram, ocupan un espacio relevante (Del Valle y González-Bustamante, 2018; Cárdenas et al., 2017). Estas redes también tienen un potencial contencioso ya que permiten una comunicación más eficiente y una disminución en los costos de la acción colectiva (Castells, 2012).

### 3.2. Datos, medición y procedimiento

Se trabaja con las encuestas del proyecto “A Crisis of Legitimacy: Challenges of the Political Order in Argentina, Chile, and Uruguay” financiado por el IDRC de Canadá y coordinadas por la UDP. Estas encuestas se aplicaron con entrevistas cara a cara considerando muestras probabilísticas representativas de la población mayor de 18 años en Argentina ( $N = 1.200$ ), Chile ( $N = 1.200$ ) y Uruguay ( $N = 1.202$ ). El trabajo de campo fue entre 2013 y principios de 2014. El error muestral de las encuestas es de  $\pm 2,8\%$  y el nivel de confianza de un 95 %. Otros detalles metodológicos se pueden revisar en Joignant et al. (2017). Estos datos han sido utilizados en publicaciones como González-Bustamante (2018, 2019, 2021) y aunque ciertamente son antiguos, son útiles para esta demostración metodológica.

Se realiza un PCA para consumo de medios y participación política en Argenti-

na, Chile y Uruguay de forma similar a González-Bustamante (2018). Sin embargo, en estricto rigor no se replica aquel análisis pues se implementan dos diferencias metodológicas sustanciales. Primero, se utiliza una matriz policórica para evaluar la precisión de este tipo de correlaciones con variables binarias y ordinales (Tabla 1), en contraste con las correlaciones de Pearson. Segundo, no se computa directamente el análisis, previamente se construyen manualmente las matrices de correlaciones, en este caso una matriz policórica y de Pearson, desde las cuales se extraen, a través de una reconstrucción lineal, las primeras cargas factoriales para aplicar criterios de retención de componentes/factores, luego obtener las cargas factoriales no rotadas y, finalmente, generar la rotación de ejes. Este procedimiento permite una aplicación exacta del factor de expansión muestral para asegurar mayor precisión en la inferencia estadística.

Tabla 1: Operacionalización de variables sobre consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay

Variable	Pregunta	Tipo
Participación electoral	¿Usted fue a votar en las últimas elecciones? ¿Acudirá a votar en las próximas elecciones?	Binaria
Identificación partidaria	¿Cuál es de los siguientes partidos políticos representa mejor sus intereses, creencias y valores?	Nominal
Participación en protestas	¿En los últimos 12 meses ha participado en manifestaciones en la vía pública?	Binaria
Consumo por televisión	¿Con qué frecuencia ve noticias o programas de política en televisión?	Ordinal
Consumo por radio	¿Con qué frecuencia escucha noticias o programas de política en la radio?	Ordinal
Consumo por diarios o revistas	¿Con qué frecuencia lee de política en diarios o revistas?	Ordinal
Consumo por Internet	¿Con qué frecuencia se informa de política por Internet?	Ordinal
Uso de redes sociales	¿En los últimos 12 meses ha expresado su opinión a través de redes sociales en Internet?	Binaria

Nota: La variable de identificación partidaria se recodificó como binaria. Fuente: Elaboración propia con cuestionarios de encuestas IDRC-UDP 2013-14.

La participación electoral en el caso argentino se mide con la participación postelectoral auto-reportada, no con intención de voto. Por este motivo es necesario evaluar con



precaución esta variable ya que pueden existir sesgos de sobre-reporte, especialmente con la participación preelectoral o intención de voto (Corvalán et al., 2015).

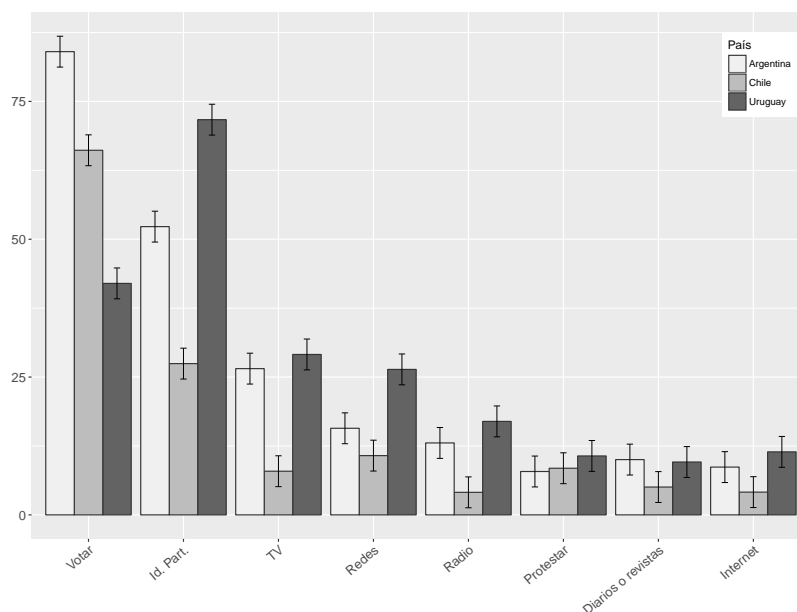
Como criterios de retención de componentes/factores se utilizan K1, Cattell y PA. Se realizan tres estimaciones de PA con matrices simuladas con 10.000 iteraciones por estimación. Previo a la primera iteración de cada estimación se fija un valor inicial (*seed*) para asegurar replicabilidad y evaluar la precisión y estabilidad del análisis. Se utilizan los siguientes valores:  $\{s_1 = 2.042.013; s_2 = 15.052.016; s_3 = 18.062.018\}$ . Por último, se genera una rotación Oblimin.

## 4. Resultados

### 4.1. Análisis descriptivos y matrices de correlaciones

La Figura 1 muestra estimaciones puntuales ponderadas con el error muestral para consumo de medios y participación política convencional y no convencional en Argentina, Chile y Uruguay. En general se aprecia que las formas más convencionales de participación y consumo de medios tienden a ser más elevadas en los tres países con pequeñas diferencias entre los casos. Por otro lado, el consumo de medios es comparativamente más bajo en Chile.

Figura 1: Consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay



Nota: Se indica estimación puntual calculada con factor de expansión y error muestral. Fuente: Elaboración propia con datos de encuestas IDRC-UDP 2013-14.

Las Tablas 2, 3 y 4 presentan la matriz de correlaciones policóricas y de Pearson de las variables. La matriz policórica tiene coeficientes más altos que la de Pearson en todas las variables para cada país. En el caso argentino la variación más alta corresponde a un aumento del 210 % entre el coeficiente de Pearson y el coeficiente policórico, mientras que la más baja es de 15,57 % y la media corresponde a un 67,24 %. Por otro lado, la variación promedio es similar en Chile y Uruguay, casos que presentan un aumento del 60,09 y 53,88 %, respectivamente. Además, en Chile la variación más relevante es de un 134,38 % y la más baja de un 9,76 %, mientras que en el caso uruguayo el aumento más relevante es de un 140,54 % y el más bajo de 13,43 %.

Tabla 2: Matrices policóricas y de Pearson para consumo de medios y participación política en Argentina

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$
$X_1$	1,000 (1,000)	0,264 (0,141)	0,155 (0,050)	0,073 (0,046)	0,085 (0,064)	0,134 (0,080)	0,083 (0,054)	0,054 (0,023)
$X_2$	0,264 (0,141)	1,000 (1,000)	0,328 (0,138)	0,240 (0,177)	0,245 (0,172)	0,244 (0,176)	0,219 (0,145)	0,196 (0,103)
$X_3$	0,155 (0,050)	0,328 (0,138)	1,000 (1,000)	0,235 (0,109)	0,308 (0,156)	0,322 (0,170)	0,352 (0,187)	0,562 (0,290)
$X_4$	0,073 (0,046)	0,240 (0,177)	0,235 (0,109)	1,000 (1,000)	0,540 (0,453)	0,579 (0,501)	0,388 (0,316)	0,192 (0,120)
$X_5$	0,085 (0,064)	0,245 (0,172)	0,308 (0,156)	0,540 (0,453)	1,000 (1,000)	0,575 (0,490)	0,494 (0,385)	0,221 (0,132)
$X_6$	0,134 (0,080)	0,244 (0,176)	0,322 (0,170)	0,579 (0,501)	0,575 (0,490)	1,000 (1,000)	0,639 (0,524)	0,373 (0,236)
$X_7$	0,083 (0,054)	0,219 (0,145)	0,352 (0,187)	0,388 (0,316)	0,494 (0,385)	0,639 (0,524)	1,000 (1,000)	0,524 (0,356)
$X_8$	0,054 (0,023)	0,196 (0,103)	0,562 (0,290)	0,192 (0,120)	0,221 (0,132)	0,373 (0,236)	0,524 (0,356)	1,000 (1,000)

Nota: Se indica coeficiente policórico y entre paréntesis de Pearson. Ambos se calculan con factor de expansión muestral. Fuente: Elaboración propia con datos de encuestas IDRC-UDP 2013-14.

## 4.2. Evaluación de métodos de retención de componentes/factores

Se evalúan tres métodos de retención de componentes para cada caso práctico: K1, Cattell y PA. En cada caso también se comparan los autovalores extraídos de la matriz policórica con los valores de la matriz de Pearson. Para PA se realizan 10.000 iteraciones

Tabla 3: Matrices policóricas y de Pearson para consumo de medios y participación política en Chile

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$
$X_1$	1,000 (1,000)	0,460 (0,253)	0,075 (0,032)	0,251 (0,175)	0,204 (0,138)	0,208 (0,140)	0,118 (0,083)	0,212 (0,092)
$X_2$	0,460 (0,253)	1,000 (1,000)	0,205 (0,092)	0,416 (0,304)	0,370 (0,268)	0,366 (0,268)	0,272 (0,190)	0,390 (0,199)
$X_3$	0,075 (0,032)	0,205 (0,092)	1,000 (1,000)	0,308 (0,168)	0,321 (0,175)	0,366 (0,201)	0,451 (0,254)	0,542 (0,274)
$X_4$	0,251 (0,175)	0,416 (0,304)	0,308 (0,168)	1,000 (1,000)	0,739 (0,646)	0,776 (0,707)	0,678 (0,556)	0,397 (0,231)
$X_5$	0,204 (0,138)	0,370 (0,268)	0,321 (0,175)	0,739 (0,646)	1,000 (1,000)	0,743 (0,652)	0,737 (0,613)	0,372 (0,223)
$X_6$	0,208 (0,140)	0,366 (0,268)	0,366 (0,201)	0,776 (0,707)	0,743 (0,652)	1,000 (1,000)	0,753 (0,634)	0,393 (0,239)
$X_7$	0,118 (0,083)	0,272 (0,190)	0,451 (0,254)	0,678 (0,556)	0,737 (0,613)	0,753 (0,634)	1,000 (1,000)	0,570 (0,370)
$X_8$	0,212 (0,092)	0,390 (0,199)	0,542 (0,274)	0,397 (0,231)	0,372 (0,223)	0,393 (0,239)	0,570 (0,370)	1,000 (1,000)

Nota: Se indica coeficiente policórico y entre paréntesis de Pearson. Ambos se calculan con factor de expansión muestral. Fuente: Elaboración propia con datos de encuestas IDRC-UDP 2013-14.

con  $s_1$ ,  $s_2$  y  $s_3$ .

En el caso de consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay al aplicar el criterio K1 y Cattell<sup>4</sup> el resultado sugiere la retención de tres componentes para cada país cuando se aplican ambos tipos de correlaciones: policóricas y de Pearson (Tabla 5). Sin embargo, los resultados de PA cambian un poco la situación para el caso de Chile en los datos extraídos de la matriz policórica: el autovalor real es menor  $s_1$ ,  $s_2$  y  $s_3$ , lo que constituye una evidencia robusta para desestimar la retención de un tercer componente. Por otra parte, los tres valores *seed* funcionan de forma casi idéntica, lo que da cuenta de una alta estabilidad y confiabilidad del PA.

### 4.3. Análisis de Componentes Principales

A continuación, en las Tablas 6, 7 y 8 se presentan los resultados de PCA después de una rotación Oblimin para consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay. El análisis se realiza con correlaciones policóricas y de Pearson. En los

<sup>4</sup>El Anexo contiene los gráficos de sedimentación por país y según matriz de correlaciones para consumo de medios y participación política.

Tabla 4: Matrices policóricas y de Pearson para consumo de medios y participación política en Uruguay

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$
$X_1$	1,000 (1,000)	0,576 (0,341)	0,195 (0,094)	0,178 (0,139)	0,240 (0,182)	0,310 (0,242)	0,176 (0,130)	0,135 (0,080)
$X_2$	0,576 (0,341)	1,000 (1,000)	0,178 (0,074)	0,171 (0,123)	0,181 (0,128)	0,139 (0,102)	0,076 (0,067)	0,160 (0,087)
$X_3$	0,195 (0,094)	0,178 (0,074)	1,000 (1,000)	0,098 (0,050)	0,151 (0,091)	0,212 (0,112)	0,324 (0,199)	0,481 (0,253)
$X_4$	0,178 (0,139)	0,171 (0,123)	0,098 (0,050)	1,000 (1,000)	0,551 (0,478)	0,454 (0,386)	0,143 (0,105)	-0,034 (-0,017)
$X_5$	0,240 (0,182)	0,181 (0,128)	0,151 (0,091)	0,551 (0,478)	1,000 (1,000)	0,514 (0,430)	0,334 (0,234)	0,077 (0,052)
$X_6$	0,310 (0,242)	0,139 (0,102)	0,212 (0,112)	0,454 (0,386)	0,514 (0,430)	1,000 (1,000)	0,627 (0,505)	0,333 (0,226)
$X_7$	0,176 (0,130)	0,076 (0,067)	0,324 (0,199)	0,143 (0,105)	0,334 (0,234)	0,627 (0,505)	1,000 (1,000)	0,651 (0,499)
$X_8$	0,135 (0,080)	0,160 (0,087)	0,481 (0,253)	-0,034 (-0,017)	0,077 (0,052)	0,333 (0,226)	0,651 (0,499)	1,000 (1,000)

Nota: Se indica coeficiente policórico y entre paréntesis de Pearson. Ambos se calculan con factor de expansión muestral. Fuente: Elaboración propia con datos de encuestas IDRC-UDP 2013-14.

tres países las pruebas de esfericidad de Barlett fueron significativas ( $p = 0,000$ ). Para la agrupación se consideran los componentes con cargas factoriales y comunalidades superiores a 0,550, lo que implica trabajar con un umbral de varianza no explicada (VNE) de 0,450.

En Argentina, el principal componente agrupa las variables de consumo de medios tradicionales e Internet con una varianza del 31,4%. El segundo componente, con una varianza del 22,8%, agrupa la participación en protestas y el uso de redes sociales digitales. En este componente también se tiende a agrupar en menor medida el consumo de medios por Internet ya que su carga factorial se encuentra distribuida entre los dos primeros componentes. Por último, el tercer componente agrupa la participación electoral y la identificación partidaria con una varianza del 15,8%. Además, la prueba KMO arroja un muy buen resultado. Por otra parte, los resultados con la matriz de Pearson son bastante similares, solo se advierten dos diferencias llamativas: la identificación partidaria no presenta una contribución común significativa y la varianza explicada en el análisis es 9,1% menor.

Para Chile, la prueba KMO arroja el resultado más robusto de los tres países, sin

Tabla 5: Retención de componentes con PCA y PA para consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay

	PCA			PA		
	Argentina	Chile	Uruguay	$s_1$	$s_2$	$s_3$
Comp. 1	<b>3,323*</b> (2,658*)	<b>4,107*</b> (3,325*)	<b>2,975*</b> (2,450*)	1,121 (1,121)	1,121 (1,121)	1,121 (1,121)
Comp. 2	<b>1,186*</b> (1,138*)	<b>1,211*</b> (1,116*)	<b>1,518*</b> (1,403*)	1,078 (1,078)	1,078 (1,078)	1,078 (1,078)
Comp. 3	<b>1,087*</b> (1,070*)	1,025 (1,070*)	<b>1,315*</b> (1,173*)	1,043 (1,044)	1,044 (1,044)	1,044 (1,044)
Comp. 4	0,734 (0,852)	0,521 (0,745)	0,749 (0,877)	1,013 (1,013)	1,013 (1,013)	1,013 (1,013)
Comp. 5	0,569 (0,759)	0,447 (0,707)	0,473 (0,680)	0,984 (0,984)	0,984 (0,984)	0,984 (0,984)
Comp. 6	0,474 (0,584)	0,280 (0,408)	0,438 (0,536)	0,955 (0,954)	0,955 (0,955)	0,955 (0,955)
Comp. 7	0,340 (0,281)	0,240 (0,355)	0,310 (0,514)	0,923 (0,922)	0,923 (0,922)	0,923 (0,923)
Comp. 8	0,289 (0,411)	0,171 (0,275)	0,222 (0,368)	0,884 (0,884)	0,883 (0,883)	0,883 (0,883)

\* Componentes retenidos para el análisis

Nota: Para PCA se indican autovalores extraídos de la matriz policórica y entre paréntesis coeficientes extraídos de la matriz de Pearson. Para PA se indican autovalores obtenidos después de 10.000 replicaciones para Argentina ( $N = 1.200$ ) y Chile ( $N = 1.200$ ) y entre paréntesis los coeficientes de Uruguay ( $N = 1.202$ ). Fuente: Elaboración propia con datos de encuestas IDRC-UDP 2013-14.

embargo, hay una diferencia sustancial en la retención de componentes entre el PCA con matrices policóricas y de Pearson: la extracción con correlaciones policóricas y PA desestima la retención de un tercer componente. Es entonces que para Chile el primer componente agrupa, de forma similar a Argentina, el consumo de medios tradicionales e Internet con una varianza del 47,8 %. Por otra parte, el segundo componente agrupa la participación electoral y la identificación partidaria con una varianza del 18,7 %. Como el PCA extraído de la matriz de Pearson agrupa un componente adicional, la varianza explicada tiende a ser mayor, aunque solo un 2,5 %. Los componentes se comportan casi igual al caso argentino con la diferencia que el consumo por Internet se agrupa con los medios tradicionales y no distribuye su carga.

Por último, Uruguay presenta la prueba KMO más baja, lo que sugiere que algunas de las variables no están lo suficiente interrelacionadas. El primer componente agrupa

el consumo de medios por Internet y el uso de redes sociales con una varianza del 27 %. El segundo componente, con una varianza del 25,7 %, agrupa el consumo por medios tradicionales. Por último, la participación electoral y la identificación partidaria conforman el tercer componente con una varianza del 19,9 %. Los resultados extraídos de la matriz de Pearson solo generan un cambio de lugar, no así de variables, del primer y segundo componente y la varianza explicada disminuye un 9,8 %.

Tabla 6: Componentes rotados y varianza para consumo de medios y participación política en Argentina según matriz de correlaciones

	Comp. 1	Comp. 2	Comp. 3	VNE
Participación electoral	−0,027 (−0,038)	−0,062 (−0,039)	<b>0,769*</b> <b>(0,785*)</b>	<b>0,290**</b> <b>(0,322**)</b>
Identificación partidaria	0,070 (0,090)	0,108 (0,082)	<b>0,599*</b> (0,596 <sup>†</sup> )	<b>0,424**</b> (0,522)
Participación en protestas	−0,039 (−0,064)	<b>0,597*</b> <b>(0,636*)</b>	0,163 (0,112)	<b>0,299**</b> <b>(0,433**)</b>
Consumo por televisión	<b>0,565*</b> <b>(0,537<sup>†</sup>)</b>	−0,148 (−0,143)	0,033 (0,019)	<b>0,311**</b> <b>(0,387**)</b>
Consumo por radio	<b>0,538<sup>†</sup></b> <b>(0,521<sup>†</sup>)</b>	−0,054 (−0,068)	0,018 (0,025)	<b>0,318**</b> <b>(0,398**)</b>
Consumo por diarios o revistas	<b>0,512<sup>†</sup></b> <b>(0,530<sup>†</sup>)</b>	0,080 (0,057)	−0,014 (−0,012)	<b>0,256**</b> <b>(0,314**)</b>
Consumo por Internet	<b>0,347<sup>†</sup></b> <b>(0,381<sup>†</sup>)</b>	<b>0,321<sup>†</sup></b> <b>(0,290<sup>†</sup>)</b>	−0,113 (−0,084)	<b>0,332**</b> <b>(0,430**)</b>
Uso de redes sociales	−0,036 (0,005)	<b>0,703*</b> <b>(0,689*)</b>	−0,101 (−0,087)	<b>0,176**</b> <b>(0,328**)</b>
Varianza	0,314 (0,290)	0,228 (0,178)	0,158 (0,141)	0,300 (0,391)
Kaiser-Meyer-Olkin	0,759 (0,759)			

\*\* Contribución común significativa | \* Carga significativa | <sup>†</sup> Carga mal distribuida

Nota: Se indican cargas factoriales rotadas y varianza extraídas de la matriz policórica y entre paréntesis coeficientes extraídos de la matriz de Pearson. Fuente: Elaboración propia con datos de IDRC-UDP 2013-14.

## 5. Conclusión

En este documento se ha conducido un caso práctico de PCA con correlaciones policóricas para evaluar su precisión. Esta aplicación permite distinguir tres hallazgos

Tabla 7: Componentes rotados y varianza para consumo de medios y participación política en Chile según matriz de correlaciones

	Comp. 1	Comp. 2	Comp. 3	VNE
Participación electoral	−0,063 (−0,041)	<b>0,750*</b> (−0,038)	<b>(0,764*)</b>	<b>0,224**</b> <b>(0,301**)</b>
Identificación partidaria	0,087 (0,073)	<b>0,624*</b> (0,068)	<b>(0,618*)</b>	<b>0,295**</b> <b>(0,432**)</b>
Participación en protestas	0,323 (−0,026)	−0,098 <b>(0,722*)</b>	(−0,078)	0,641 <b>(0,342**)</b>
Consumo por televisión	<b>0,410†</b> <b>(0,505†)</b>	0,091 (−0,071)	(0,072)	<b>0,280**</b> <b>(0,253**)</b>
Consumo por radio	<b>0,431†</b> <b>(0,513†)</b>	0,015 (−0,052)	(0,000)	<b>0,277**</b> <b>(0,263**)</b>
Consumo por diarios o revistas	<b>0,446†</b> <b>(0,523†)</b>	0,005 (−0,029)	(−0,007)	<b>0,236**</b> <b>(0,222**)</b>
Consumo por Internet	<b>0,487†</b> <b>(0,449†)</b>	−0,121 (0,182)	(−0,110)	<b>0,175**</b> <b>(0,297**)</b>
Uso de redes sociales	0,307 (0,012)	0,121 <b>(0,656*)</b>	(0,103)	0,553 <b>(0,379**)</b>
Varianza	0,478 (0,367)	0,187 (0,166)	(0,157)	0,335 (0,310)
Kaiser-Meyer-Olkin	0,824 (0,824)			

\*\* Contribución común significativa | \* Carga significativa | † Carga mal distribuida

Nota: Se indican cargas factoriales rotadas y varianza extraídas de la matriz policórica y entre paréntesis coeficientes extraídos de la matriz de Pearson. Fuente: Elaboración propia con datos de IDRC-UDP 2013-14.

relevantes. Primero, los coeficientes policóricos suelen ser más elevados y precisos que los coeficientes de Pearson al usar variables cuasi-cuantitativas. Segundo, la evidencia sugiere que el PA es un método estable y confiable para estimar la retención de componentes/factores y evitar interpretaciones inadecuadas.

Tercero, y último, los resultados de las matrices rotadas permiten apreciar que la extracción desde matrices policóricas es similar a la de matrices de Pearson, aunque resulta mucho más precisa y suele explicar mayor cantidad de varianza. Sin embargo, las pequeñas diferencias que se advierten podrían, eventualmente, ser sustanciales en términos interpretativos. Por otro lado, es probable que las diferencias entre la extracción de matrices tetracóricas y de Pearson tiendan a ser más relevantes cuando se trabaja solo con variables binarias.

Tabla 8: Componentes rotados y varianza para consumo de medios y participación política en Uruguay según matriz de correlaciones

	Comp. 1	Comp. 2	Comp. 3	VNE
Participación electoral	0,015 (0,063)	0,062 (0,016)	<b>0,663*</b> <b>(0,664*)</b>	<b>0,245**</b> <b>(0,365**)</b>
Identificación partidaria	-0,019 (-0,036)	-0,027 (-0,027)	<b>0,720*</b> <b>(0,733*)</b>	<b>0,198**</b> <b>(0,301**)</b>
Participación en protestas	0,447 (-0,100)	-0,093 (0,390)	0,160 (0,131)	0,520 (0,704)
Consumo por televisión	-0,147 <b>(0,614*)</b>	<b>0,609*</b> (-0,132)	0,030 (0,008)	<b>0,287**</b> <b>(0,332**)</b>
Consumo por radio	-0,011 <b>(0,592*)</b>	<b>0,588*</b> (-0,010)	0,022 (0,017)	<b>0,285**</b> <b>(0,342**)</b>
Consumo por diarios o revistas	0,264 <b>(0,470†)</b>	<b>0,470†</b> (0,277)	-0,032 (-0,013)	<b>0,264**</b> <b>(0,338**)</b>
Consumo por Internet	<b>0,550*</b> (0,136)	0,177 <b>(0,590*)</b>	-0,116 (-0,073)	<b>0,210**</b> <b>(0,286**)</b>
Uso de redes sociales	<b>0,637*</b> (-0,135)	-0,134 <b>(0,637*)</b>	0,015 (0,010)	<b>0,184**</b> <b>(0,308**)</b>
Varianza	0,270 (0,234)	0,257 (0,226)	0,199 (0,168)	0,274 (0,372)
Kaiser-Meyer-Olkin	0,681 (0,681)			

\*\* Contribución común significativa | \* Carga significativa | † Carga mal distribuida

Nota: Se indican cargas factoriales rotadas y varianza extraídas de la matriz policórica y entre paréntesis coeficientes extraídos de la matriz de Pearson. Fuente: Elaboración propia con datos de IDRC-UDP 2013-14.

Por último, es importante destacar que este trabajo permite apreciar un uso aplicado de PCA que podría extenderse a otras investigaciones en ciencias sociales que utilicen variables ordinales y dicotómicas aplicando correlaciones tetracóricas.



## Referencias

- Afifi, A., May, S., Donatello, R., y Clark, V. A. (2020). *Practical Multivariate Analysis, 6th Edition*. CRC Press, Boca Raton.
- Arriagada, A. y Navia, P. (2013). Medios y audiencias, ciudadanos y democracia. En Arriagada, A. y Navia, P., editores, *Intermedios: Medios de comunicación y democracia en Chile*. Ediciones UDP, Santiago.
- Arriagada, A., Navia, P., y Schuster, M. (2010). ¿Consumo luego pienso, o pienso y luego consumo?: Consumo de medios, predisposición política, percepción económica y aprobación presidencial en Chile. *Revista de Ciencia Política*, 30(3):669–695. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-090X2010000300005>.
- Arriagada, A. y Schuster, M. (2008). Consumo de medios y participación ciudadana de los jóvenes chilenos. *Cuadernos.info*, (22):34–41. <https://doi.org/10.7764/cdi.22.87>.
- Castells, M. (2012). *Networks of Outrage and Hope: Social Movements in the Internet Age*. Polity Press, Cambridge.
- Cattell, R. B. (1966). The Scree Test For The Number Of Factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2):245–276. [https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102\\_10](https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10).
- Corvalán, A., Cox, P., y Hernández, C. (2015). Evaluando los determinantes de la participación electoral en Chile: sobre el uso de datos individuales y el sobre-reporte en encuestas. En *Condicionantes de la participación electoral en Chile*. PNUD, Santiago.
- Cupani, M. y Saurina, I. (2011). Estudios Psicométricos del Self-Directed Search (Forma E) en una muestra de estudiantes Argentinos. *Revista Evaluar*, 11(1). <https://doi.org/10.35670/1667-4545.v11.n1.2841>.
- Cárdenas, A., Ballesteros, C., y Jara, R. (2017). Redes sociales y campañas electorales en Iberoamérica. Un análisis comparativo de los casos de España, México y Chile. *Cuadernos.info*, (41):19–40. <https://doi.org/10.7764/cdi.41.1259>.
- Dalton, R., van Sickle, A., y Weldon, S. (2010). The Individual–Institutional Nexus of Protest Behaviour. *British Journal of Political Science*, 40(1):51–73. <https://doi.org/10.1017/S000712340999038X>.

- Del Valle, N. y González-Bustamante, B. (2018). Agenda política, periodismo y medios digitales en Chile: Notas de investigación sobre pluralismo informativo. *Perspectivas de la Comunicación*, 11(1):291–326.
- Dominguez Lara, S. A. (2014). ¿Matrices Policóricas/Tetracóricas o Matrices Pearson? Un estudio metodológico. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento*, 6(1):39–48.
- Dubrow, J. K. (2007). Guest Editor's Introduction: Defining Political Inequality Within a Cross-National Perspective. *International Journal of Sociology*, 37(4):3–9. <https://doi.org/10.2753/IJS0020-7659370400>.
- Ferrando, P. J. (1996). Evaluación de la unidimensionalidad de los ítems mediante análisis factorial. *Psicothema*, 8(2):397–410.
- Ferrando, P. J. y Anguiano-Carrasco, C. (2010). El análisis factorial como técnica de investigación en psicología. *Papeles del Psicólogo*, 31(1):18–33.
- Flowers, J. F., Haynes, A. A., y Crespín, M. H. (2003). The Media, the Campaign, and the Message. *American Journal of Political Science*, 47(2):259–273. <https://doi.org/10.2307/3186137>.
- Galton, F. (1869). *Hereditary Genius*. Macmillan & Co., Londres.
- Galton, F. (1886). Regression Towards Mediocrity in Hereditary Stature. *The Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland*, 15:246–263. <https://doi.org/10.2307/2841583>.
- Gifi, A. (1990). *Nonlinear Multivariate Analysis*. Wiley, Chichester.
- González-Bustamante, B. (2018). Internet, uso de redes sociales digitales y participación en el Cono Sur. En Cottet, P., editor, *Opinión pública contemporánea: otras posibilidades de comprensión e investigación*. Social-Ediciones, Santiago. <https://doi.org/10.34720/2nd0-8t73>.
- González-Bustamante, B. (2019). Brechas, representación y congruencia élite-ciudadanía en Chile y Uruguay. *Convergencia. Revista de Ciencias Sociales*, (80):1–27. <https://doi.org/10.29101/crcs.v26i80.11097>.
- González-Bustamante, B. (2021). Hibridación digital en el Cono Sur: Consumo de medios tradicionales, digitales y uso de redes sociales. *Comunifé: Revista de Comunicación Social*, (21):31–39. <https://doi.org/10.33539/comunife.2021.n21.2580>.

- González-Bustamante, B. y Barriá, D. (2015). Estatalidad y tendencias estatistas en Chile (2007-2014). En *VIII Congreso Latinoamericano de Ciencia Política*, Lima. Asociación Latinoamericana de Ciencia Política (ALACIP).
- González-Bustamante, B. y Henríquez, G. (2013). Chile: la campaña digital 2009-2010. En Crespo, I. y del Rey, J., editores, *Comunicación Política & Campañas Electorales en América Latina*. Biblos, Buenos Aires.
- Hair Jr., J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., y Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante, 5ta ed.* Pearson Prentice Hall, Madrid.
- Hayton, J. C., Allen, D. G., y Scarpello, V. (2004). Factor Retention Decisions in Exploratory Factor Analysis: a Tutorial on Parallel Analysis. *Organizational Research Methods*, 7(2):191–205. <http://dx.doi.org/10.1177/1094428104263675>.
- Hermida, A., Fletcher, F., Korell, D., y Logan, D. (2012). SHARE, LIKE, RECOMMEND: Decoding the social media news consumer. *Journalism Studies*, 13(5–6):815–824. <https://doi.org/10.1080/1461670X.2012.664430>.
- Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30(2):179–185. <https://doi.org/10.1007/BF02289447>.
- Joignant, A., Morales, M., y Fuentes, C. (2017). *Malaise in Representation in Latin American Countries. Chile, Argentina, and Uruguay*. Palgrave Macmillan, Nueva York.
- Kaiser, H. F. (1960). The Application of Electronic Computers to Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1):141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>.
- Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39(1):31–36. <https://doi.org/10.1007/BF02291575>.
- Lau, R. R. y Redlawsk, D. P. (2006). *How Voters Decide: Information Processing in Election Campaigns*. Cambridge University Press, Nueva York. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1017/CBO9780511791048>.
- Linting, M., Meulman, J. J., Groenen, P. J. F., y van der Koojj, A. J. (2007). Nonlinear principal components analysis: Introduction and application. *Psychological Methods*, 12(3):336–358. <https://doi.org/10.1037/1082-989x.12.3.336>.

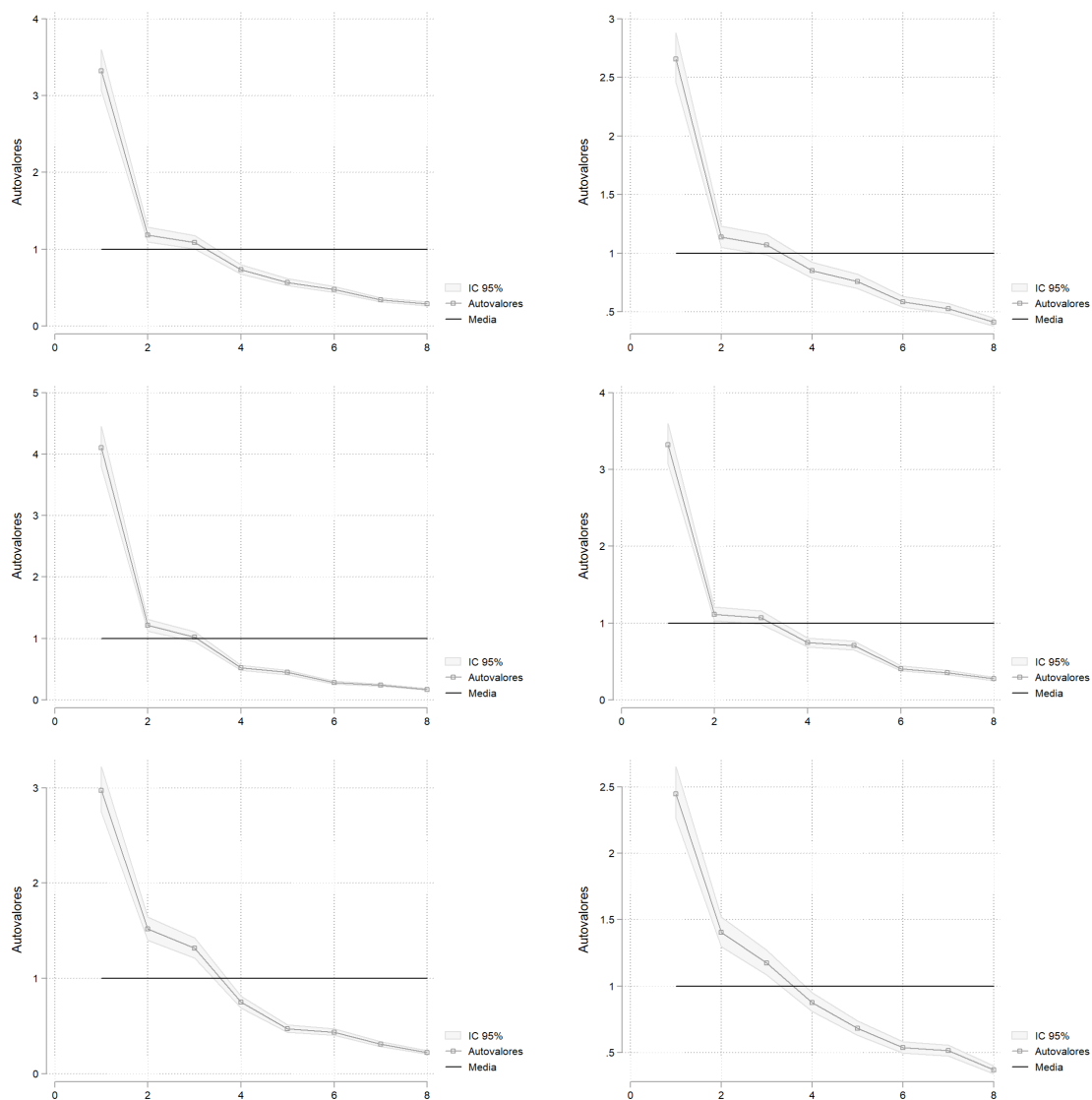
- Lorenzo-Seva, U. y Ferrando, P. J. (2015). POLYMAT-C: a comprehensive SPSS program for computing the polychoric correlation matrix. *Behavior Research Methods*, 47(3):884–889. <https://doi.org/10.3758/s13428-014-0511-x>.
- Nunnally, J. C. y Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory*. McGraw-Hill, Nueva York.
- Ortiz-Ayala, A. y Orozco, M. M. (2015). Involucramiento, participación política y tipología del consumo de medios en Colombia. *Signo y Pensamiento*, 34(66):80–94. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.syp34-66.ippt>.
- Pearson, K. (1901). LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 2(11):559–572. <https://doi.org/10.1080/14786440109462720>.
- Pérez, E. R. y Medrano, L. A. (2010). Análisis Factorial Exploratorio: Bases Conceptuales y Metodológicas. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento*, 2(1):58–66.
- Schlozman, K. L., Verba, S., y Brady, H. E. (2012). *The Unheavenly Chorus: Unequal Political Voice and the Broken Promise of American Democracy*. Princeton University Press, Princeton. Disponible en <https://www.jstor.org/stable/j.ctt7sn9z>.
- Spearman, C. (1904). “General Intelligence,” Objectively Determined and Measured. *The American Journal of Psychology*, 15(2):201–292. <https://doi.org/10.2307/1412107>.
- Tabachnick, B. G. y Fidell, L. S. (2013). *Using Multivariate Statistics, 6th ed.* Pearson Education, Harlow.
- Turner, N. E. (1998). The Effect of Common Variance and Structure Pattern on Random Data Eigenvalues: Implications for the Accuracy of Parallel Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 58(4):541–568. <https://doi.org/10.1177/0013164498058004001>.
- van Belle, G., Fisher, L. D., Heagerty, P. J., y Lumley, T. (2004). *Biostatistics: A Methodology For the Health Sciences, 2nd ed.* Wiley Series in Probability and Statistics, Nueva York.
- Velicer, W. F., Eaton, C. A., y Fava, J. L. (2000). Construct Explication through Factor or Component Analysis: A Review and Evaluation of Alternative Procedures for Determining the Number of Factors or Components. En Goffin, R. D. y Helmes,

E., editores, *Problems and Solutions in Human Assessment*. Springer US, Boston.  
[https://doi.org/10.1007/978-1-4615-4397-8\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-4615-4397-8_3).

Wang, S.-I. (2007). Political Use of the Internet, Political Attitudes and Political Participation. *Asian Journal of Communication*, 17(4):381–395.  
<https://doi.org/10.1080/01292980701636993>.

# Anexo

Figura A.1: Gráficos de sedimentación para retención de componentes/factores para consumo de medios y participación política en Argentina, Chile y Uruguay



Nota: Se presentan en orden, de izquierda a derecha, los autovalores policóricos y de Pearson para Argentina, Chile y Uruguay. Fuente: Elaboración propia con datos de encuestas IDRC-UDP 2013-14.