

SEMINARIO DE DOCTORADO
METODOLOGÍA DE
INVESTIGACIÓN SOCIAL

Agustín Salvia
Santiago Poy

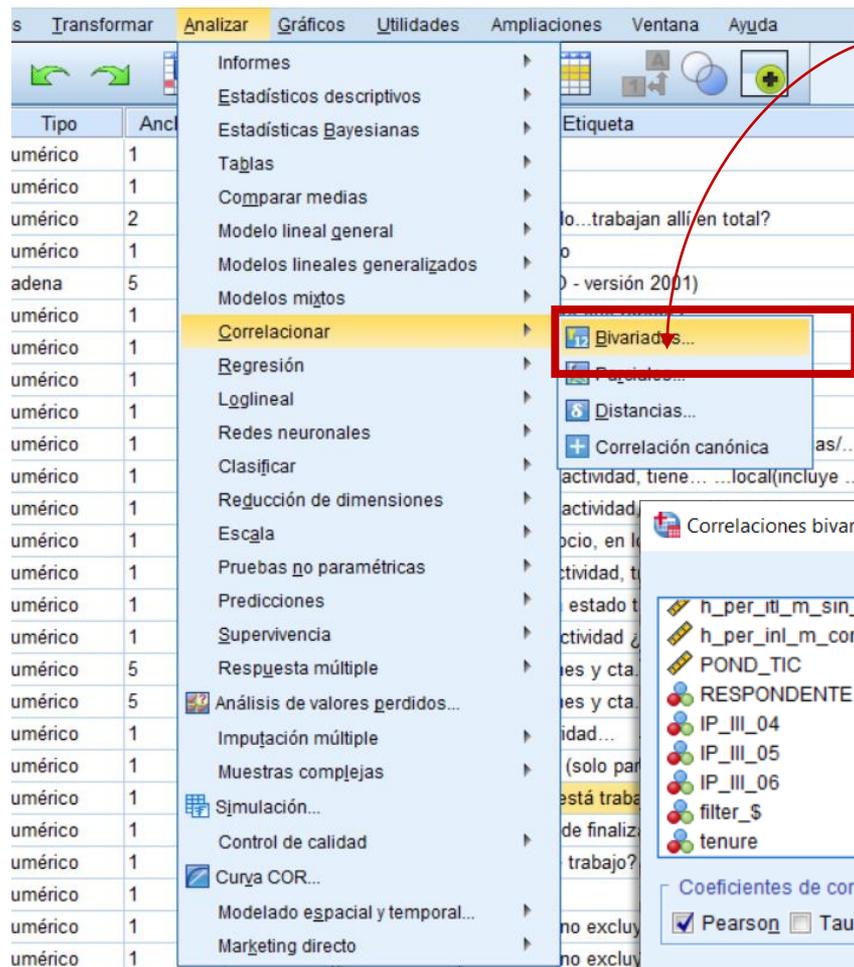
CORRELACIÓN Y CORRELACION PARCIAL

ANÁLISIS FACTORIAL / COMPONENTES
PRINCIPALES / CORRESPONDENCIAS

Matriz de correlaciones

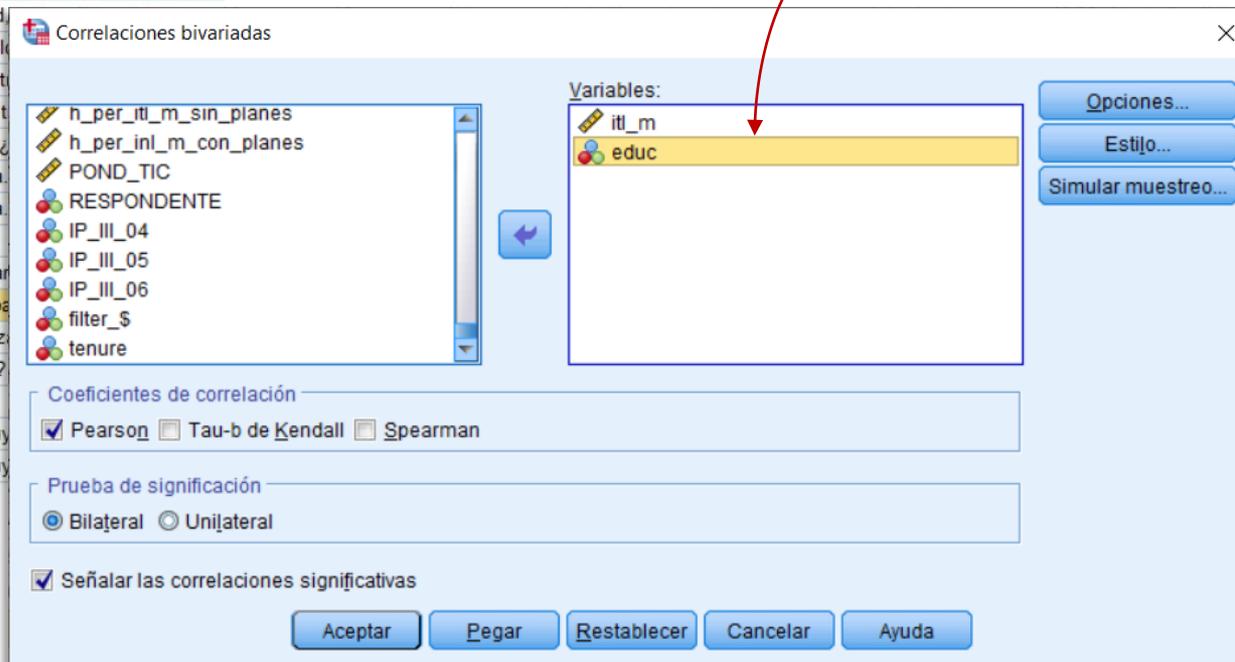
- Si el coeficiente de correlación de Pearson (r) es cercano a 0, las dos variables no se relacionan de manera lineal entre sí (no tienen casi ninguna covariación lineal). Si su valor es cercano a ± 1 , esto significa que la relación entre las dos variables es lineal y podrá ser bien representada por una línea recta.
- A pesar de que el coeficiente de Pearson sólo estima la relación entre dos variables, es fácil calcular una *matriz de correlación* entre todos los pares potenciales de variables, para luego evaluar aquellas relaciones relevantes.
- Un aspecto débil del análisis de correlación es que sólo detecta la parte lineal de las relaciones entre las variables. Por ejemplo, una relación que obedece a una ecuación cuadrática pasaría inadvertida.
- Sin embargo, las variables a evaluar pueden experimentar transformaciones que permite su *“linealización”*, para cual resulta previamente necesario conocer la forma exacta esperada y/o observada de la relación.

Análisis de correlación



**Analizar>Correlacionar>
Bivariadas**

**Introducimos las variables
que interesan**



Análisis de correlación

- Formulamos como **hipótesis** que el ingreso mensual se incrementa a medida que se incrementan los años de educación.
- En la matriz de correlaciones también incluimos otras variables que nos interesan.

Correlaciones

		educ Años de educación	antiguedad Antigüedad en meses (aprox)	edad Edad en la semana de referencia	p21_m MONTO DE INGRESO DE LA OCUPACIÓN PRINCIPAL con ingresos imputados
educ Años de educación	Correlación de Pearson	1	,141**	-,077**	,284**
	Sig. (bilateral)		,000	,000	,000
	N	14344	14344	14344	14344
antiguedad Antigüedad en meses (aprox)	Correlación de Pearson	,141**	1	,304**	,245**
	Sig. (bilateral)	,000		,000	,000
	N	14344	14344	14344	14344
edad Edad en la semana de referencia	Correlación de Pearson	-,077**	,304**	1	,138**
	Sig. (bilateral)	,000	,000		,000
	N	14344	14344	14344	14344
p21_m MONTO DE INGRESO DE LA OCUPACIÓN PRINCIPAL con ingresos imputados	Correlación de Pearson	,284**	,245**	,138**	1
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,000	
	N	14344	14344	14344	14344

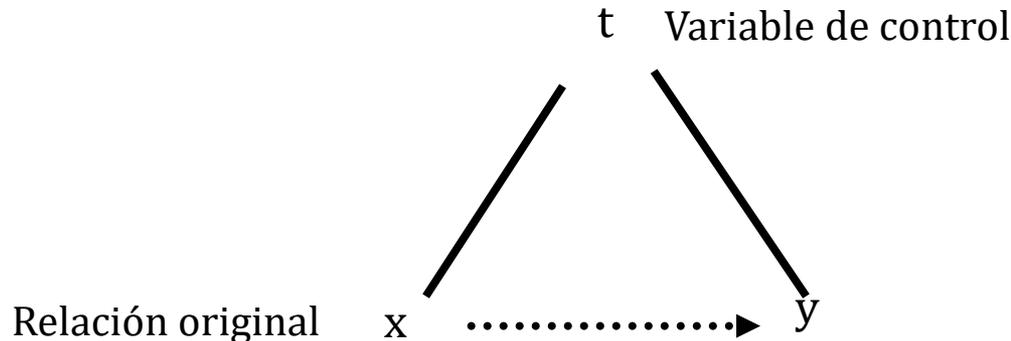
** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Correlación parcial

- Al igual que en el análisis de tablas de contingencia, la **correlación parcial** entre x_i y x_j mide el grado de correlación neta entre dichas variables una vez que se controla o elimina el efecto de las demás variables.

$$r_{x_1, x_2 | x_3} = \frac{r_{x_1, x_2} - r_{x_1, x_3} \cdot r_{x_2, x_3}}{\sqrt{(1 - r_{x_1, x_3}^2)(1 - r_{x_2, x_3}^2)}}$$

- Podríamos plantear que la relación entre **años de educación (X)** e **ingreso mensual (Y)** está mediada o controlada por los **años de experiencia en el puesto (T)**. Gráficamente, una correlación parcial podría tener la siguiente estructura



Correlación parcial es “lo que queda” de la relación original después de quitarle la incidencia de la variable de control.

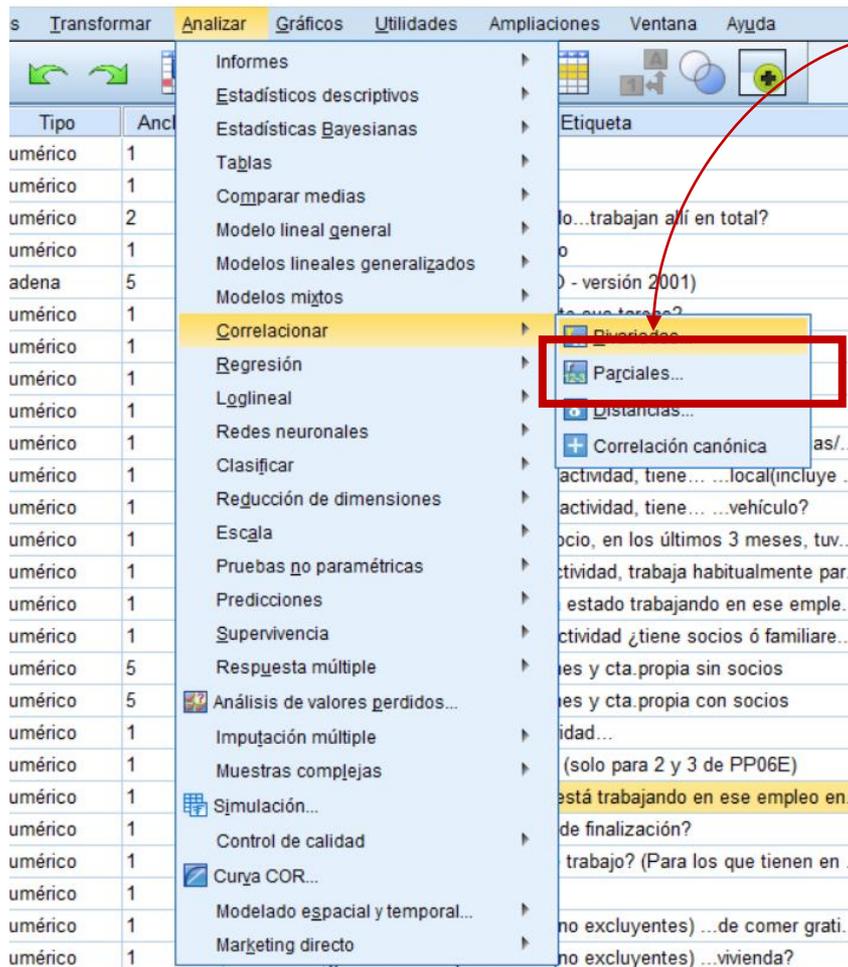
Correlación parcial

- Aplicando la información de la matriz de correlaciones, denotando a *años de educación* como x_1 , a *ingreso laboral mensual* como x_2 y a *años de experiencia en el puesto* como x_3 , tendríamos:

		x1	x2	x3
		Educación	Ingresos	Experiencia (antigüedad)
x1	Educación	1,000	,284	,141
x2	Ingresos		1,000	,245
x3	Experiencia (antigüedad)			1,000

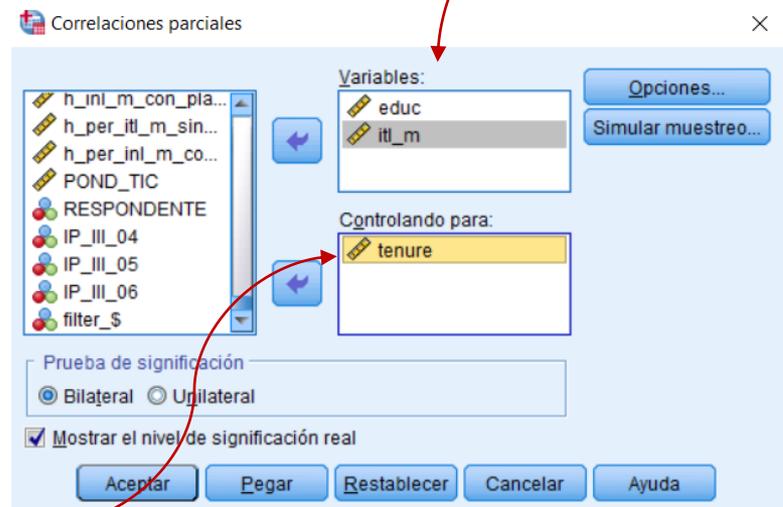
$$r_{x_1, x_2 | x_3} = \frac{0,284 - 0,141 \cdot 0,245}{\sqrt{(1 - 0,141^2)(1 - 0,245^2)}} = 0,260$$

Análisis de correlación parcial



Analizar > Correlacionar > Parciales

Introducimos las dos variables de interés



Y aquí colocamos la variable de control

Análisis de correlación parcial

- Tenemos que:

Correlaciones

Variables de control			educ Años de educación	p21_m MONTO DE INGRESO DE LA OCUPACIÓN PRINCIPAL con ingresos imputados
antigüedad Antigüedad en meses (aprox)	educ Años de educación	Correlación	1,000	,260
		Significación (bilateral)	.	,000
		gl	0	14341
	p21_m MONTO DE INGRESO DE LA OCUPACIÓN PRINCIPAL con ingresos imputados	Correlación	,260	1,000
		Significación (bilateral)	,000	.
		gl	14341	0

- Es decir que la **correlación neta** entre los años de educación y el ingreso mensual, habiendo controlado la experiencia en el puesto de trabajo, es **0,260**.
- Algo menos que la correlación “bruta” originalmente observada (que era **0,284**).
- Por consiguiente, podemos apreciar que la variable de control tiene baja incidencia en la relación original.

SEMINARIO DE DOCTORADO

**METODOLOGÍA DE
INVESTIGACIÓN SOCIAL**

Agustín Salvia

Santiago Poy

**ANÁLISIS FACTORIAL / ANÁLISIS DE
COMPONENTES PRINCIPALES**

Análisis de Componentes Principales: Pasos de aplicación

1) Elección de las variables y pruebas de adecuación:

- **Analizar la matriz de correlaciones:** Identificar cuáles son las variables que incorporaremos al análisis. El criterio es que estas variables deben estar correlacionadas. Si no hay correlación entre las variables, no hay factores comunes latentes.
- **Evaluar determinante de la matriz de correlaciones:** es una medida de la intercorrelación entre las variables. Si el determinante es bajo, significa que las intercorrelaciones son altas.
- **Test de Esfericidad de Bartlett:** si las variables están incorrelacionadas, la nube de puntos tendría la forma de una esfera. La prueba de esfericidad evalúa la hipótesis nula de incorrelación.
- **Prueba de Kaiser-Meier-Olkin (KMO):** esta medida surge de la matriz de correlaciones parciales (correlaciones anti-imagen). Si hay un factor común a un conjunto de variables significa que comparten una gran cantidad de información. Como el coeficiente de correlación parcial es lo que queda de la correlación una vez que se controlan los efectos de otras variables, se espera que en un AF tenga un valor reducido. La medida KMO compara la suma de los cuadrados de los coeficientes de correlación simple con la suma de los cuadrados de los coeficientes de correlación parcial: si éstos tienden a cero, el valor del KMO tenderá a 1.

Análisis de Componentes Principales: Pasos de aplicación

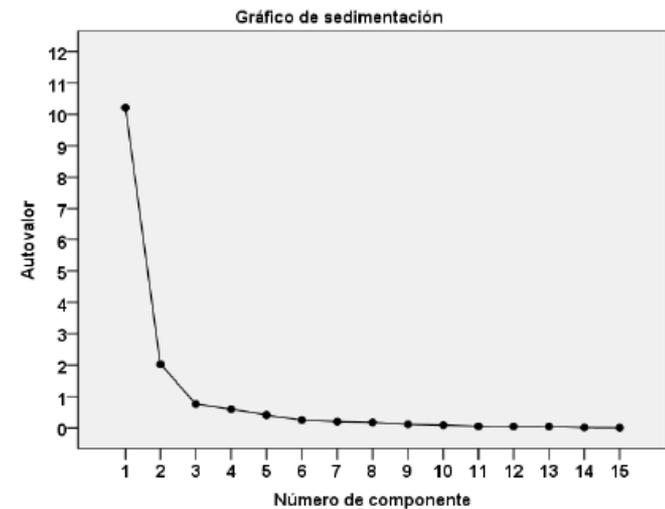
2) Extracción de los factores o componentes:

- Primero cabe señalar cuáles son los requerimientos que deben cumplir los factores:
 1. Deben acumular la máxima inercia, es decir, explicar la mayor parte de la varianza de las variables originales.
 2. Que la varianza explicada sea extraída de forma jerárquica: los ejes deben ir acumulando inercia de manera sucesiva.
 3. Que sean linealmente independientes.
- El supuesto es que en una matriz de p variables hay redundancia informativa de forma que hay m factores subyacentes que expresarán la mayor parte del 100% de la información (varianza).
- *La concentración de la información no implica que las variables se agrupen en los factores, sino que la mayor parte de la variabilidad de las variables originales se combina en un factor determinado.* El total de inercia que acumula un factor se denomina **valor propio** o **autovalor** y da cuenta de la importancia del factor (la varianza que retiene).

Análisis de Componentes Principales: Pasos de aplicación

2) Extracción de los factores o componentes (cont.):

- Para determinar el número de componentes a retener se toman cuatro criterios:
 1. El *valor propio* debe ser superior a uno (principio de Kaiser).
 2. Los factores seleccionados deben acumular alrededor del 70% de la varianza total.
 3. Evaluar el *gráfico de sedimentación*, para detectar el cambio de pendiente de la curva. Se usa el “test del codo” o *scree test*.
 4. Evaluar el significado de los ejes factoriales (a partir de la *matriz de saturaciones o componentes*).



Análisis de Componentes Principales: Pasos de aplicación

3) Interpretación de los factores:

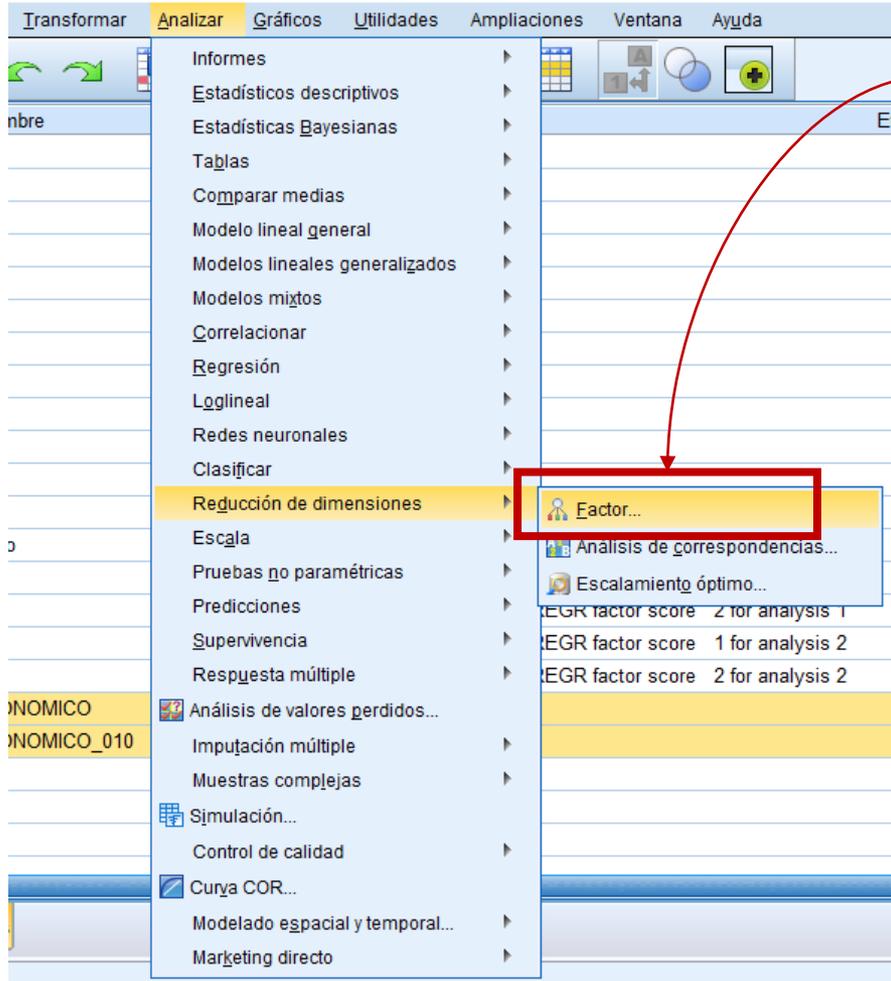
- Para interpretar los factores o componentes que se obtienen del ACP debemos relacionarlos con las variables originales. Para esto, debemos ver la **matriz de saturaciones o de componentes**. En esta matriz lo que se ve es en qué factor queda cargada cada variable. Los **coeficientes o factores de carga** son *coeficientes de correlación entre la variable original y el factor*. Si elevamos al cuadrado y sumamos los coeficientes de cada columna de la matriz de saturaciones, obtenemos los **valores propios** de cada factor.
- La matriz factorial resulta difícil de interpretar pues no queda claro en que factor satura cada variable. Para facilitar la interpretación se realiza la **rotación factorial**, para “optimizar” la carga de cada variable en cada factor. La matriz factorial rotada es una combinación lineal de la primera y explica la misma cantidad de varianza inicial.
- Asimismo, disponemos de los **gráficos factoriales**. En ellos se trata de identificar los grupos de variables que se forman teniendo en cuenta que aquellas que tienen mayor carga o proyección aparecerán al final de un eje.

Análisis de Componentes Principales: Pasos de aplicación

4) Puntuaciones factoriales:

- La puntuación factorial es el valor de los individuos en las nuevas variables factoriales.
- Como se desprende de lo anterior, estas variables están incorrelacionadas entre sí, lo cual es muy apropiado para su utilización en modelos de regresión.
- También se pueden utilizar para construir índices y para realizar análisis de clasificación.

Análisis factorial / ACP

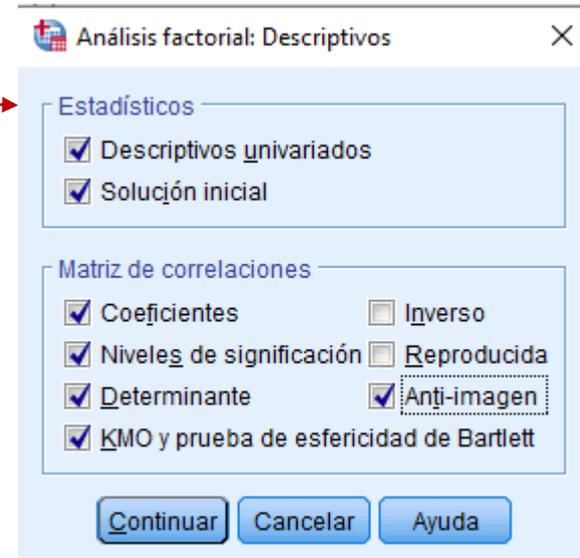
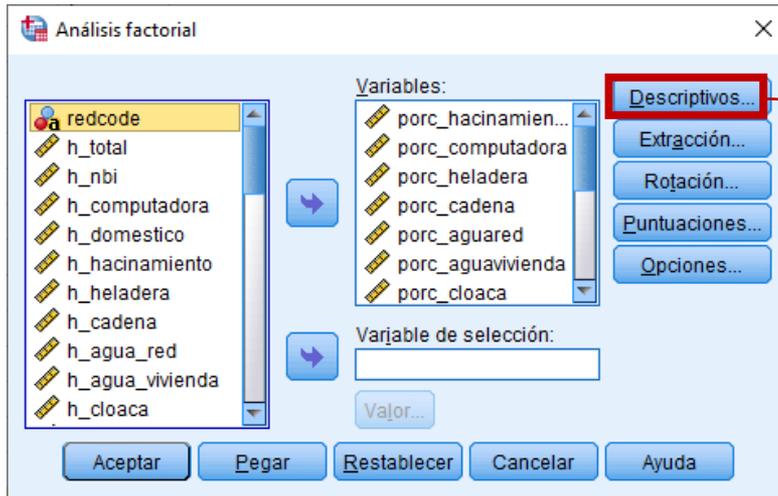


Analizar>Reducción de dimensiones> Factor

Introducimos las variables de interés

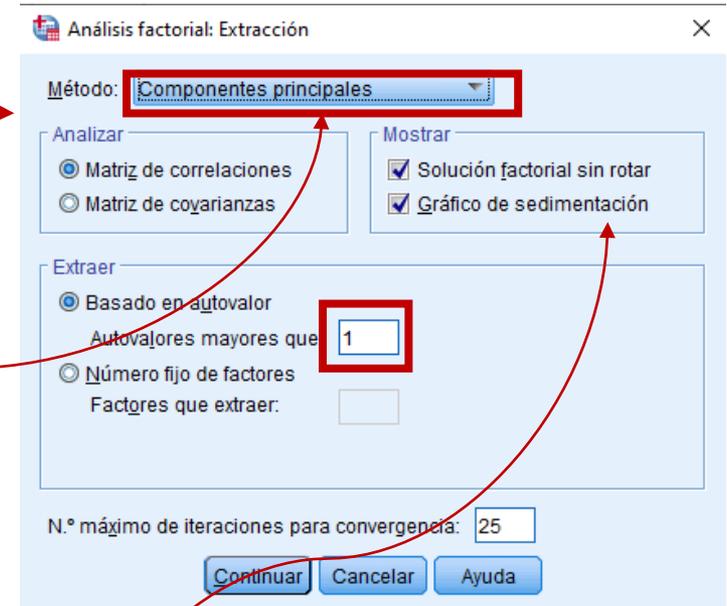
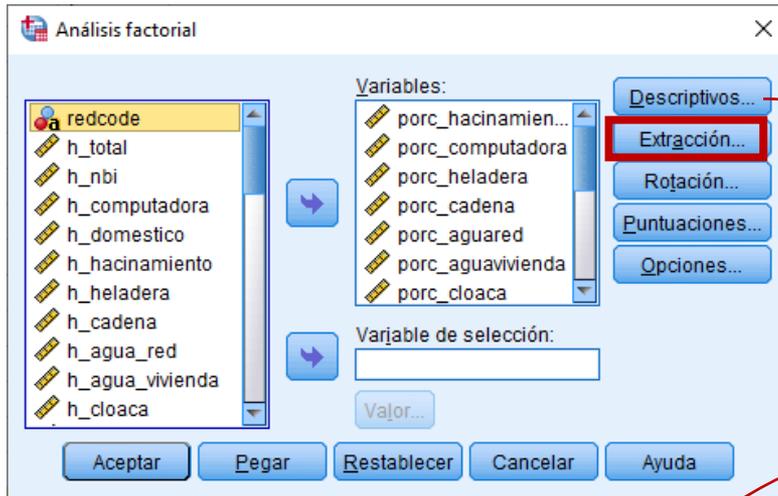


Análisis factorial / ACP



**Solicitamos medidas para
evaluar la matriz de
correlaciones**

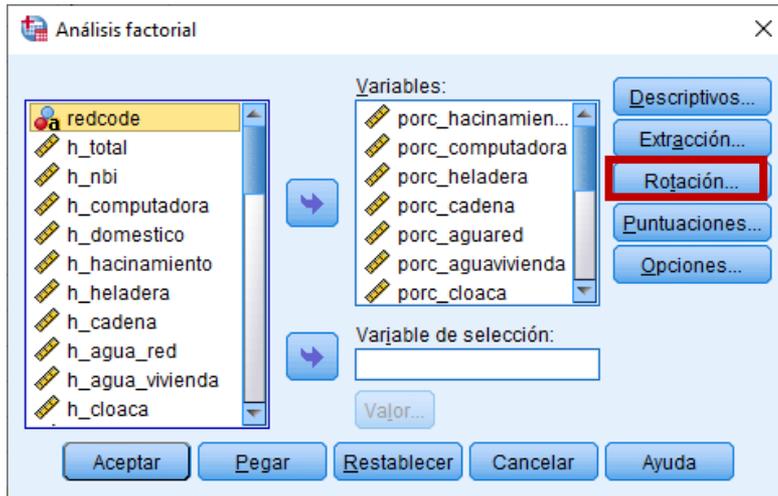
Análisis factorial / ACP



Identificamos el método de extracción

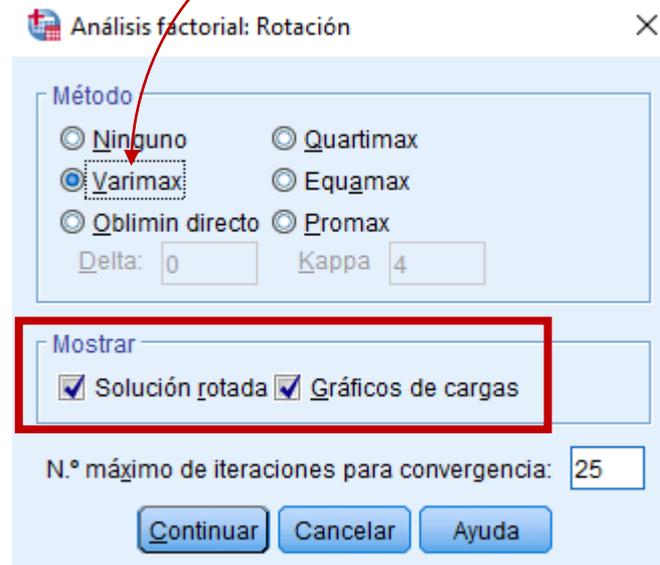
Solicitamos el gráfico de sedimentación

Análisis factorial / ACP

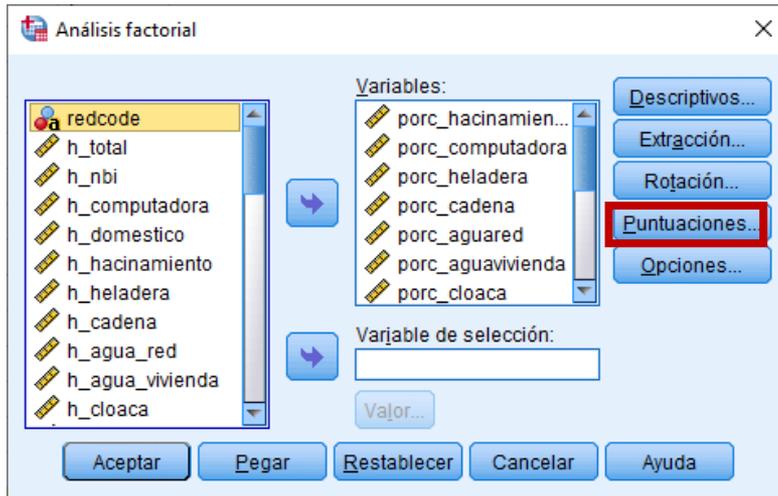


Identificamos el método de rotación

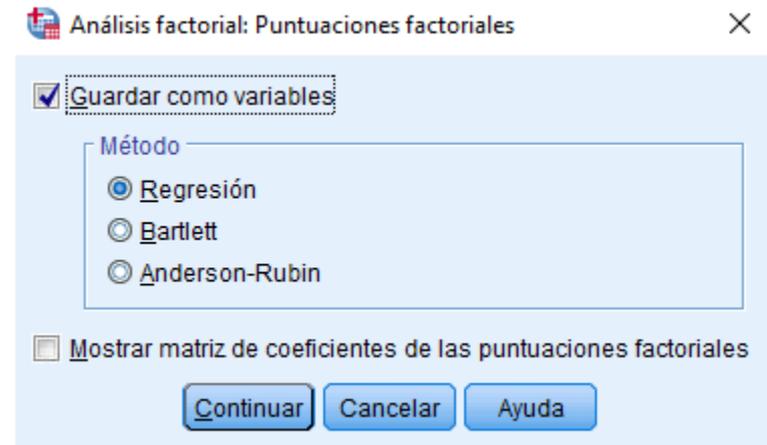
Solicitamos la solución rotada y gráfico de cargas



Análisis factorial / ACP



Pedimos que nos guarde como nuevas variables las puntuaciones factoriales



Análisis factorial: aplicación

Aplicación del ACP a la construcción de un Índice de Condiciones Socio-Habitacionales para la Ciudad de Buenos Aires

Estadísticos descriptivos

	Media	esv. Desviació	N de análisis
porc_hacinamiento % Hogares con hacinamiento	0.0151	0.02776	3552
porc_computadora % Hogares con computadora	0.6847	0.13471	3552
porc_cadena % Hogares sin sistema de botón, cadena o mochila para limpieza del inodoro	0.0147	0.06248	3552
porc_aguared % Hogares sin agua para beber y cocinar proveniente de red pública	0.0041	0.01231	3552
porc_cloaca % Hogares sin cloaca	0.0094	0.03489	3552
porc_hoyo % Hogares con desagüe a hoyo o pozo ciego sin cámara	0.0035	0.02419	3552
porc_techo % Hogares sin cobertura de techo tipo 1 (Membrana, baldosa, losa o teja)	0.0662	0.10153	3552
porc_piso % Hogares sin piso tipo 1 (cerámica, baldosa, mosaico, mármol, madera, alfom)	0.0423	0.10809	3552
porc_celular % Hogares con teléfono celular	0.8714	0.03759	3552
porc_telefono % Hogares con teléfono fijo	0.8501	0.16266	3552

(*) Los datos de este ejemplo provienen de: Pablo De Grande y Agustín Salvia (2019). Indicadores del Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas, 2010. Recuperado el 1 de septiembre, 2023, de <https://mapa.poblaciones.org/map/3701>. Fueron puestos a disposición por el Mg. Juan Ignacio Bonfiglio.

Análisis factorial: aplicación

Matriz de correlaciones^a

	porc_hacinamiento	porc_computadora	porc_cadena	porc_aguared	porc_cloaca	porc_hoyo	porc_techo	porc_piso	porc_celular	porc_telefono
Correlación porc_hacinamiento	1.000	-0.784	0.793	0.370	0.508	0.413	0.659	0.816	-0.144	-0.870
porc_computadora		1.000	-0.686	-0.362	-0.489	-0.390	-0.643	-0.743	0.490	0.884
porc_cadena			1.000	0.416	0.626	0.542	0.666	0.911	-0.072	-0.779
porc_aguared				1.000	0.348	0.327	0.311	0.427	-0.031	-0.419
porc_cloaca					1.000	0.940	0.552	0.630	-0.088	-0.540
porc_hoyo						1.000	0.446	0.537	-0.028	-0.444
porc_techo							1.000	0.758	-0.109	-0.693
porc_piso								1.000	-0.113	-0.825
porc_celular									1.000	0.175
porc_telefono										1.000
Sig. (unilateral) porc_hacinamiento		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
porc_computadora	0.000		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
porc_cadena	0.000	0.000		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
porc_aguared	0.000	0.000	0.000		0.000	0.000	0.000	0.000	0.031	0.000
porc_cloaca	0.000	0.000	0.000	0.000		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
porc_hoyo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		0.000	0.000	0.047	0.000
porc_techo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		0.000	0.000	0.000
porc_piso	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		0.000	0.000
porc_celular	0.000	0.000	0.000	0.031	0.000	0.047	0.000	0.000		0.000
porc_telefono	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	

a. Determinante = 1,994E-5

Análisis factorial: aplicación

Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,826
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	38387,473
	gl	45
	Sig.	,000

La prueba KMO indica un excelente nivel de adecuación

La prueba de esfericidad permite rechazar la hipótesis nula de incorrelación

Comunalidades

	Inicial	Extracción
porc_hacinamiento	1,000	,796
porc_computadora	1,000	,909
porc_cadena	1,000	,803
porc_aguared	1,000	,280
porc_cloaca	1,000	,801
porc_hoyo	1,000	,769
porc_techo	1,000	,638
porc_piso	1,000	,862
porc_celular	1,000	,527
porc_telefono	1,000	,860

El aporte común inicial de cada variable es=1

El promedio de "Extracción" es la varianza total explicada. Un valor bajo indica baja carga en los factores y se relaciona con bajos coeficientes de correlación en la matriz (ej. Celular)

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Análisis factorial: aplicación

Varianza total explicada

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de cargas al cuadrado de la extracción			Sumas de cargas al cuadrado de la rotación		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	5,952	59,523	59,523	5,952	59,523	59,523	4,414	44,144	44,144
2	1,293	12,932	72,455	1,293	12,932	72,455	2,831	28,312	72,455
3	,971	9,714	82,169						
4	,770	7,703	89,872						
5	,392	3,920	93,792						
6	,289	2,894	96,686						
7	,153	1,526	98,212						
8	,076	,758	98,971						
9	,055	,549	99,520						
10	,048	,480	100,000						

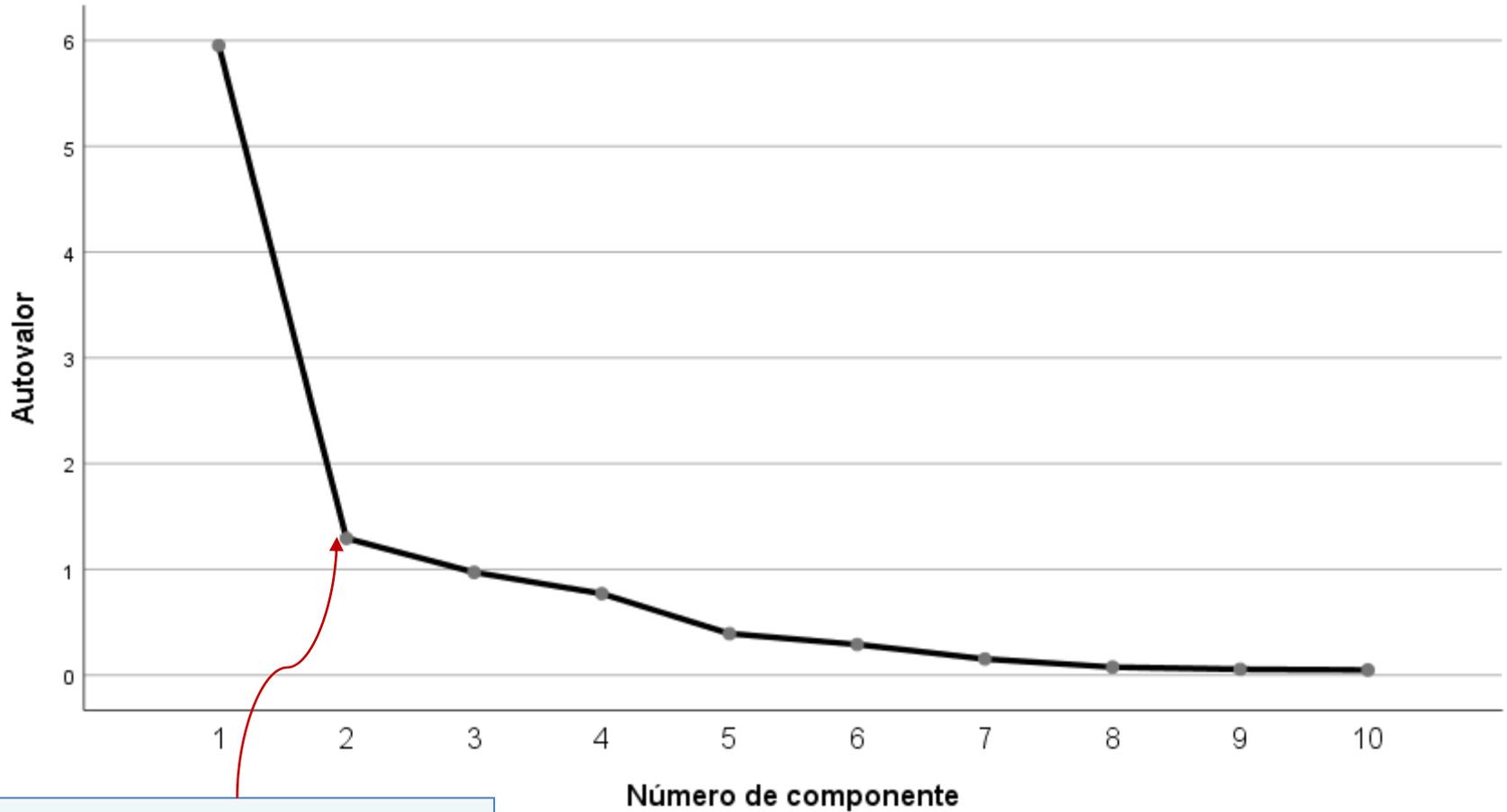
Método de extracción: análisis de componentes principales.

Las 10 variables iniciales se agrupan en dos factores que retienen el 72,5% de la inercia

El primer factor retiene más varianza que el segundo. Pero la rotación factorial le reduce la capacidad explicativa.

Análisis factorial: aplicación

Gráfico de sedimentación



Identificamos el cambio de pendiente ("codo")

Análisis factorial: aplicación

Matriz de componente rotado^a

	Componente	
	1	2
porc_cloaca % Hogares sin cloaca	0.893	0.051
porc_hoyo % Hogares con desagüe a hoyo o pozo ciego sin cámara	0.874	-0.076
porc_cadena % Hogares sin sistema de botón, cadena o mochila para limpieza del inodoro.	0.762	0.471
porc_piso % Hogares sin piso tipo 1 (cerámica, baldosa, mosaico, mármol, madera, alfombrado)	0.758	0.536
porc_techo % Hogares sin cobertura de techo tipo 1 (Membrana, baldosa, losa o teja)	0.641	0.476
porc_aguared % Hogares sin agua para beber y cocinar proveniente de red pública	0.499	0.175
porc_computadora % Hogares con computadora	-0.455	-0.837
porc_celular % Hogares con teléfono celular	0.223	-0.691
porc_telefono % Hogares con teléfono fijo	-0.631	-0.680
porc_hacinamiento % Hogares con hacinamiento	0.618	0.644

Método de extracción: análisis de componentes principales.

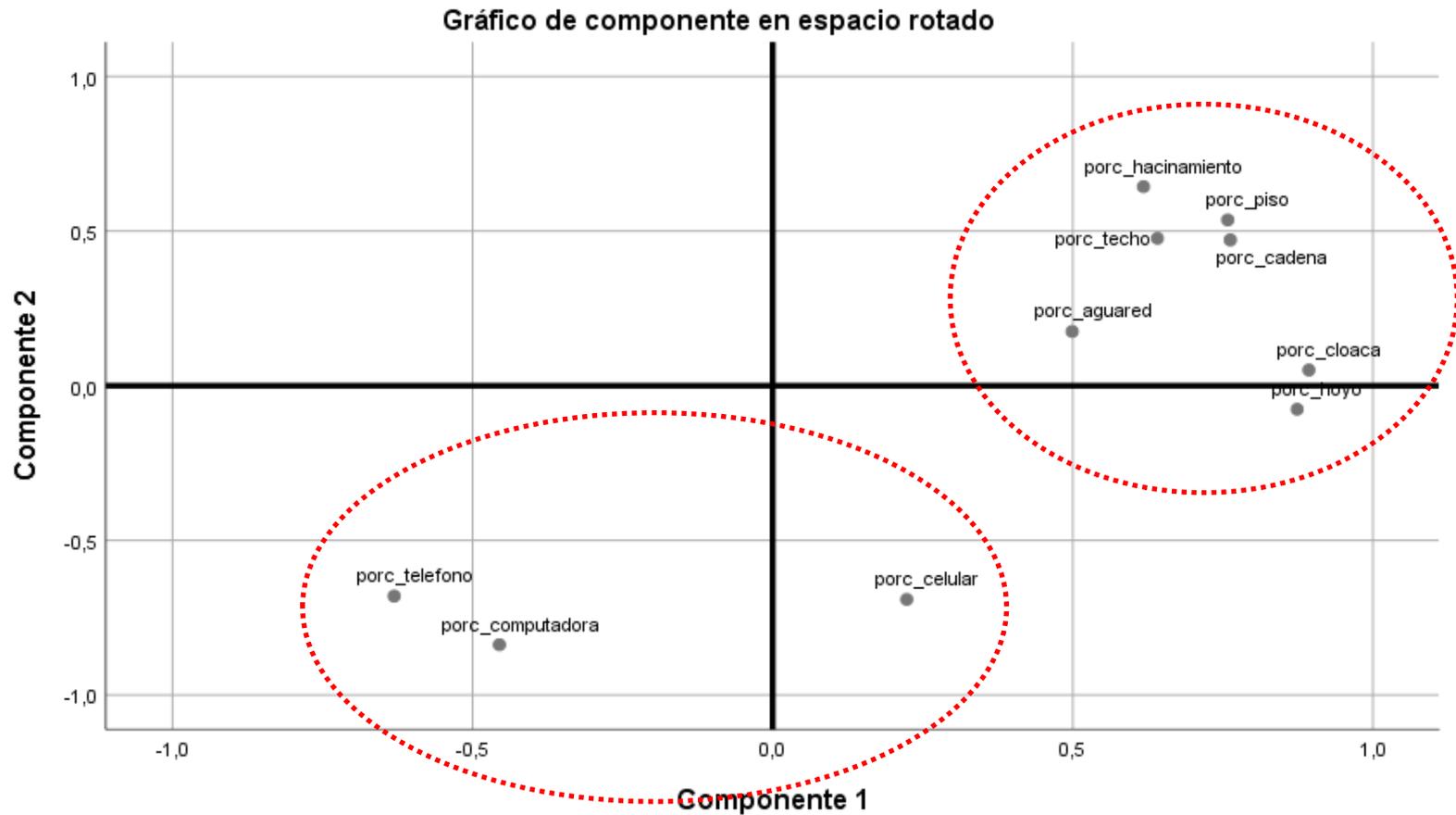
Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 3 iteraciones.

La matriz de saturaciones relaciona las variables originales con los factores

Al primer eje o factor le podemos llamar “Condiciones de hábitat” y al segundo “Equipamiento del hogar”

Análisis factorial: aplicación

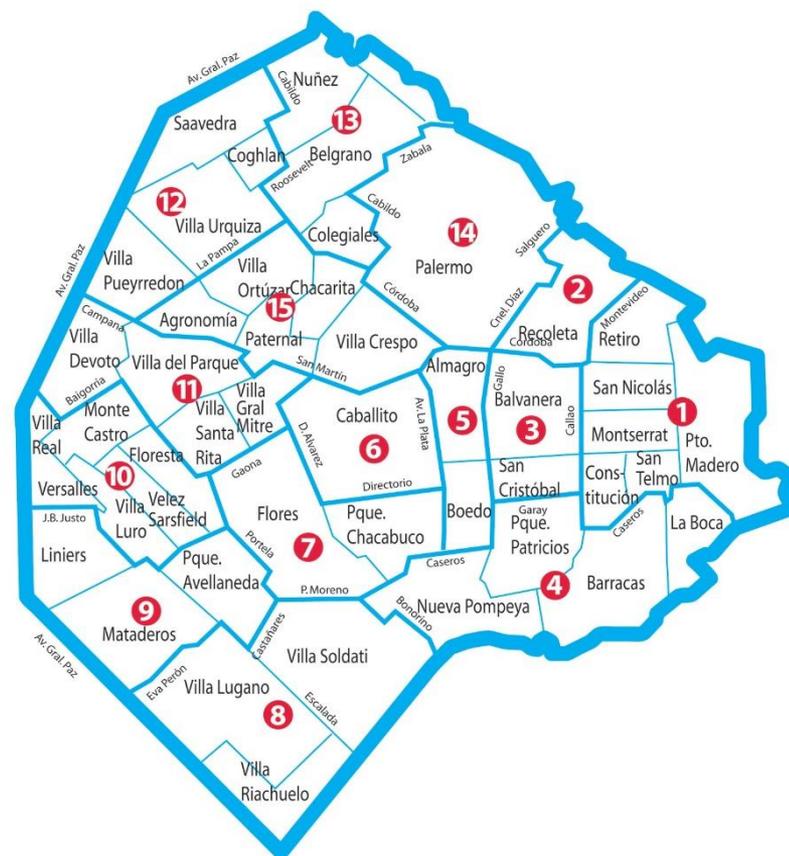


Análisis factorial: aplicación

Informe

Media

DPTO Nombre de departamentos/comuna	factor score	factor score 2
Comuna 8	0.5845558	1.2684682
Comuna 1	0.4947230	0.4848011
Comuna 4	0.4275934	0.6931661
Comuna 14	0.0410580	-0.8186955
Comuna 2	0.0020143	-0.7310025
Comuna 7	-0.0332575	0.4477418
Comuna 13	-0.0500508	-0.7481297
Comuna 15	-0.0808027	-0.2053136
Comuna 12	-0.1429614	-0.3535588
Comuna 5	-0.1669211	-0.0913063
Comuna 6	-0.1673669	-0.4256497
Comuna 11	-0.2434337	-0.1787307
Comuna 9	-0.2485578	0.5476698
Comuna 3	-0.2659407	0.4283842
Comuna 10	-0.3049725	0.1668305



Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

- El Análisis de Correspondencias Múltiples también es parte del Análisis Factorial de Varianza Total, aplicado a la *reducción de información de variables cualitativas*.
- La idea subyacente es similar: en lugar de partir de la correlación entre variables cuantitativas, a partir de las correspondencias entre variables cualitativas se obtienen *factores o dimensiones* latentes.
- Las etapas de aplicación son similares a las que tratamos previamente:
 1. Elección del conjunto de variables original
 2. Extracción de los factores
 3. Interpretación de los factores
 4. Obtención de las puntuaciones factoriales

(*) Los datos de este ejemplo provienen de la Encuesta de la Deuda Social Argentina, correspondiente al relevamiento 2022.

Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Elección del conjunto de variables original

Se tomaron **cinco** indicadores que remiten a la calidad del empleo asalariado.

CALIFICA Calificación del puesto

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido 1,00 Calificaciones bajas	293	22,2	22,2	22,2
2,00 Calificaciones medias	902	68,2	68,2	90,4
3,00 Calificaciones altas	127	9,6	9,6	100,0
Total	1323	100,0	100,0	

SUFICIENCIAINGRESOSB Nivel de ingresos en la ocupación principal

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido 1,00 Ingreso laboral >= CBT	978	73,9	73,9	73,9
2,00 Ingreso laboral <CBT	345	26,1	26,1	100,0
Total	1323	100,0	100,0	

CONAPORTES Le realizan aportes a la seguridad social

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido 1,00 Si	769	58,2	58,2	58,2
2,00 No	553	41,8	41,8	100,0
Total	1323	100,0	100,0	

OBRASOCIAL Tiene obra social en su trabajo

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido 1,00 Sí	765	57,8	57,8	57,8
2,00 No	558	42,2	42,2	100,0
Total	1323	100,0	100,0	

SATISFACCIONB P272 . ¿Y cuán satisfecho está Ud. con las condiciones de trabajo de su actual empleo/ ocupación?

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido 1,00 Muy satisfecho	327	24,8	25,0	25,0
2,00 Satisfecho	811	61,3	61,9	86,8
3,00 Poco o nada satisfecho	173	13,0	13,2	100,0
Total	1311	99,1	100,0	
Perdidos Sistema	12	,9		
Total	1323	100,0		

Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Elección del conjunto de variables original

Analizamos sus relaciones:

Correlaciones

		CALIFICA Calificación del puesto	CONAPORTE S Le realizan aportes a la seguridad social	SATISFACCIO NB P272 . ¿Y cuán satisfecho está Ud. con las condiciones de trabajo de su actual empleo/ ocupación?	SUFICIENCIA INGRESOSB Nivel de ingresos en la ocupación principal	OBRASOCIAL Tiene obra social en su trabajo
CALIFICA Calificación del puesto	Correlación de Pearson Sig. (bilateral) N	1 1323	-,365** 1323	-,144** 1311	-,320** 1323	-,372** 1323
CONAPORTES Le realizan aportes a la seguridad social	Correlación de Pearson Sig. (bilateral) N	-,365** 1323	1 1323	,289** 1311	,348** 1323	,809** 1323
SATISFACCIONB P272 . ¿Y cuán satisfecho está Ud. con las condiciones de trabajo de su actual empleo/ ocupación?	Correlación de Pearson Sig. (bilateral) N	-,144** 1311	,289** 1311	1 1311	,184** 1311	,291** 1311
SUFICIENCIAINGRESOS B Nivel de ingresos en la ocupación principal	Correlación de Pearson Sig. (bilateral) N	-,320** 1323	,348** 1323	,184** 1311	1 1323	,332** 1323
OBRASOCIAL Tiene obra social en su trabajo	Correlación de Pearson Sig. (bilateral) N	-,372** 1323	,809** 1323	,291** 1311	,332** 1323	1 1323

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Extracción de los factores

Al igual que en el AF, obtenemos los **vectores** (factores) y los **valores propios** (inercia explicada por cada factor).

Resumen de procesamiento de casos

Casos activos válidos	1310,603
Casos activos con valores perdidos	12,020
Casos complementarios	0
Total	1322,623
Casos utilizados en análisis	1322,623

Casos ponderados por PON_RESPONDENTE_SIN_ELEVAR
Puntual sin ajustes villas sin elevar.

Resumen del modelo

Dimensión	Alfa de Cronbach	Varianza contabilizada para	
		Total (autovalor)	Inercia
1	,748	2,491	,498
2	,065	1,055	,211
3	-,024	,981	,196
4	-,194	,866	,173
5	-,374	,770	,154
6	-,637	,663	,133
7	-5,266	,192	,038
Total		7,017	1,403
Media	,003 ^a	1,002	,200

a. La media de alfa de Cronbach se basa en la media de autovalor.

Los primeros dos ejes acumulan el 70,9% de la inercia

El alfa de Cronbach del segundo factor es poco adecuada

Retenemos los dos factores con autovalores superiores a 1

Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Interpretación de los factores

Medidas discriminantes

	Dimensión		Media
	1	2	
CALIFICA Calificación del puesto	,393	,375	,384
CONAPORTES Le realizan aportes a la seguridad social	,751	,017	,384
SATISFACCIONB P272 . ¿Y cuán satisfecho está Ud. con las condiciones de trabajo de su actual empleo/ ocupación?	,234	,565	,400
SUFICIENCIAINGRESOS B Nivel de ingresos en la ocupación principal	,362	,082	,222
OBRASOCIAL Tiene obra social en su trabajo	,750	,016	,383
Total activo	2,491	1,055	1,773

Medidas discriminantes

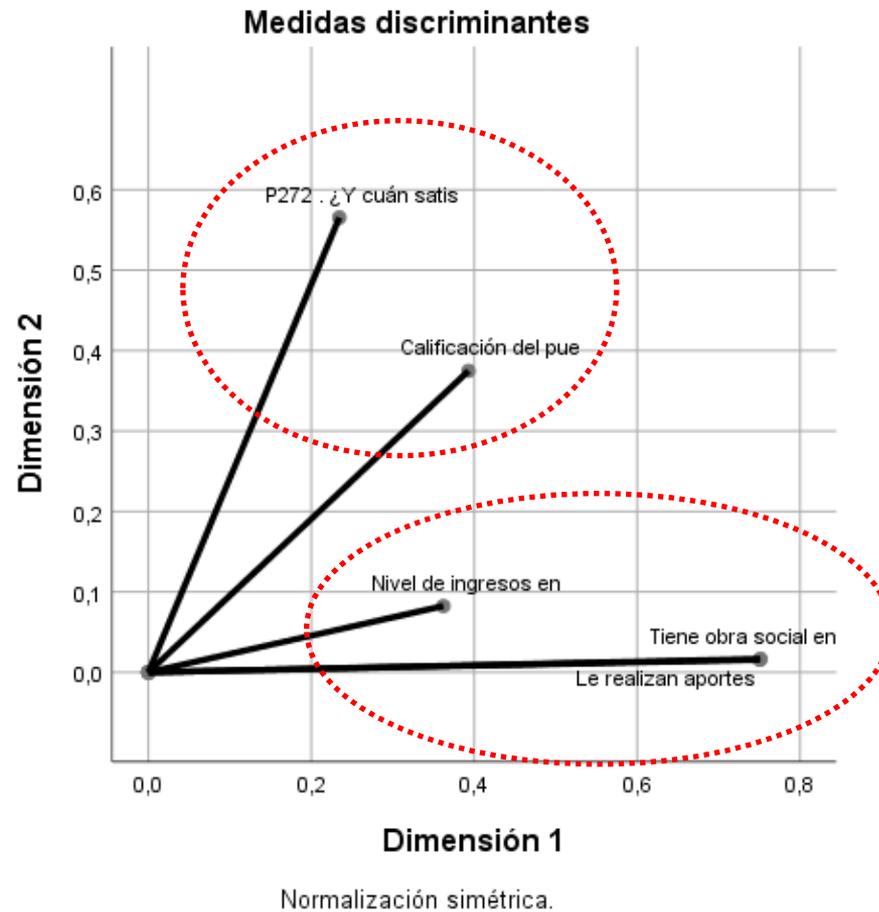
	Dimensión		Media
	1	2	
CALIFICA Calificación del puesto	15,8%	35,5%	21,7%
CONAPORTES Le realizan aportes a la seguridad social	30,2%	1,6%	21,7%
SATISFACCIONB P272 . ¿Y cuán satisfecho está Ud. con las condiciones de trabajo de su actual empleo/ ocupación?	9,4%	53,6%	22,6%
SUFICIENCIAINGRESOS B Nivel de ingresos en la ocupación principal	14,5%	7,8%	12,5%
OBRASOCIAL Tiene obra social en su trabajo	30,1%	1,5%	21,6%
Total activo	100,0%	100,0%	100,0%

Un primer factor se refiere a las características "objetivas" de la calidad del empleo

Un segundo factor se refiere a las características más "subjetivas" (satisfacción con las condiciones)

Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Interpretación de los factores



Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Puntuaciones factoriales y elaboración de un índice

```
compute  
ICALE=(0.498/0.709*OBSCO1_1)+(0.211/0.709*OBSCO2_1).  
execute.
```

```
RANK VARIABLES=ICALE (A)  
  /NTILES(5)  
  /PRINT=YES  
  /TIES=MEAN.
```

```
CROSSTABS  
  /TABLES=NICALE BY MICROEMPRESA  
  /FORMAT=AVALUE TABLES  
  /STATISTICS=CHISQ PHI  
  /CELLS=COLUMN  
  /COUNT ROUND CELL.
```

Análisis de Correspondencias Múltiples: concepto

Puntuaciones factoriales y elaboración de un índice

Tabla cruzada NICALÉ Percentile Group of ICALE* MICROEMPRESA Tipo de empresa

% dentro de MICROEMPRESA Tipo de empresa

		MICROEMPRESA Tipo de empresa		Total
		1,00 Empresa hasta 5 trabajadores	2,00 Empresa más 5 trabajadores	
NICALÉ Percentile Group of ICALE	1	40,2%	12,9%	20,4%
	2	33,6%	13,7%	19,2%
	3	15,6%	20,4%	19,1%
	4	9,0%	26,6%	21,7%
	5	1,6%	26,5%	19,6%
Total		100,0%	100,0%	100,0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	df	Significación asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	275,189 ^a	4	,000
Razón de verosimilitud	304,513	4	,000
Asociación lineal por lineal	264,233	1	,000
N de casos válidos	1322		

a. 0 casillas (0,0%) han esperado un recuento menor que 5. El recuento mínimo esperado es 69,77.

Medidas simétricas

		Valor	Significación aproximada
Nominal por Nominal	Phi	,456	,000
	V de Cramer	,456	,000
N de casos válidos		1322	