

**APUNTES DE USO BÁSICO DE JAMOVI:
AFC, PATH, ECUACIONES ESTRUCTURALES
Y ANÁLISIS DE CLASES LATENTES**

Antonio Cervero, Adrián Castro, Lucía Álvarez y Celia Galve

Índice de contenido

1. Qué es el programa Jamovi.....	5
2. Gestión de bases de datos	5
2.1. Crear o abrir bases de datos	5
2.2. Operar con el programa	6
2.3. Añadir módulos adicionales	6
3. Manejo de variables	7
3.1. Tipos de variables.....	7
3.2. Transformación y cálculo de variables	7
4. Análisis factorial confirmatorio	11
4.1. Análisis factorial confirmatorio básico.....	11
4.2. Exportar resultados.....	13
4.3. Análisis factorial confirmatorio de segundo orden.....	14
5. Path analysis.....	16
6. Modelos de ecuaciones estructurales.....	18
7. Análisis de clases latentes.....	21

Índice de figuras

Fig. 1. Operar con nuevas bases de datos.....	5
Fig. 2. Crear una nueva base o abrir una existente.....	5
Fig. 3. Sectores de trabajo.....	6
Fig. 4. Añadir nuevos módulos.....	6
Fig. 5. Nuevos módulos.....	6
Fig. 6. Transformar.....	7
Fig. 7. Nueva variable a transformar.....	8
Fig. 8. Primera transformación.....	8
Fig. 9. Segunda transformación.....	9
Fig. 10. Cálculo mediante función de suma.....	9
Fig. 11. Cálculo de suma mediante factor.....	10
Fig. 12. Visionado de suma mediante factor.....	10
Fig. 13. Acceso al análisis factorial confirmatorio.....	11
Fig. 14. Configuración de factores.....	11
Fig. 15. Pesos factoriales.....	12
Fig. 16. Ajustes y diagrama de flujo.....	12
Fig. 16. Ajustes para exportar.....	13
Fig. 17. Exportar.....	13
Fig. 18. Copiar.....	13
Fig. 19. Factores iniciales.....	14
Fig. 20. Factores 2º orden.....	14
Fig. 21. Factores en diagrama.....	15
Fig. 22. Índice de fiabilidad.....	15
Fig. 23. Configurar variables de Path Analysis.....	16
Fig. 23. Resultados del Path Analysis.....	16
Fig. 24. Diagrama del Path Analysis.....	17
Fig. 25. Modelo de ecuaciones estructurales.....	18
Fig. 26. Parameters options.....	18
Fig. 27. Outputs options.....	19
Fig. 28. Resultados del modelo de ecuaciones estructurales I.....	19
Fig. 29. Resultados del modelo de ecuaciones estructurales II.....	20
Fig. 30. Diagrama del modelo de ecuaciones estructurales.....	20
Fig. 31. Análisis de clases latentes.....	21

Fig. 32. Análisis de clases latentes.....	21
Fig. 33. Selección del modelo de clases	22
Fig. 34. Representación de resultados	22

1. Qué es el programa Jamovi

JAMOVI es un programa para realizar cálculos estadísticos que facilita la realización de análisis del entorno estadístico R sin que el usuario tenga que conocer su lenguaje de comandos.

2. Gestión de bases de datos

2.1. Crear o abrir bases de datos

En primer lugar, tras instalar y ejecutar el programa (<https://www.jamovi.org/download.html>), se debe abrir el gestor de creación o acceso a bases de datos (círculo rojo) [Fig. 1].

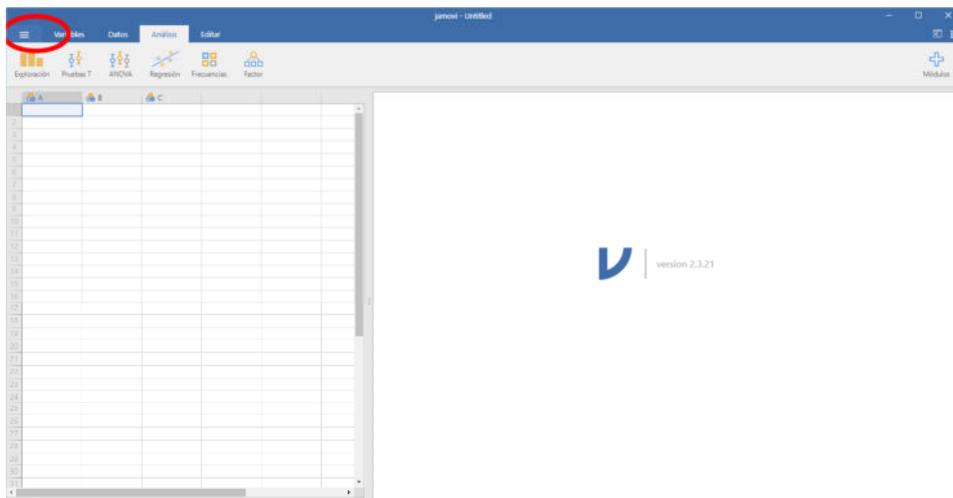


Fig. 1. Operar con nuevas bases de datos

En la ventana emergente se puede crear una nueva base de datos, abrir una existente o importarla. Acepta bases de datos en Excel y SPSS [Fig. 2].

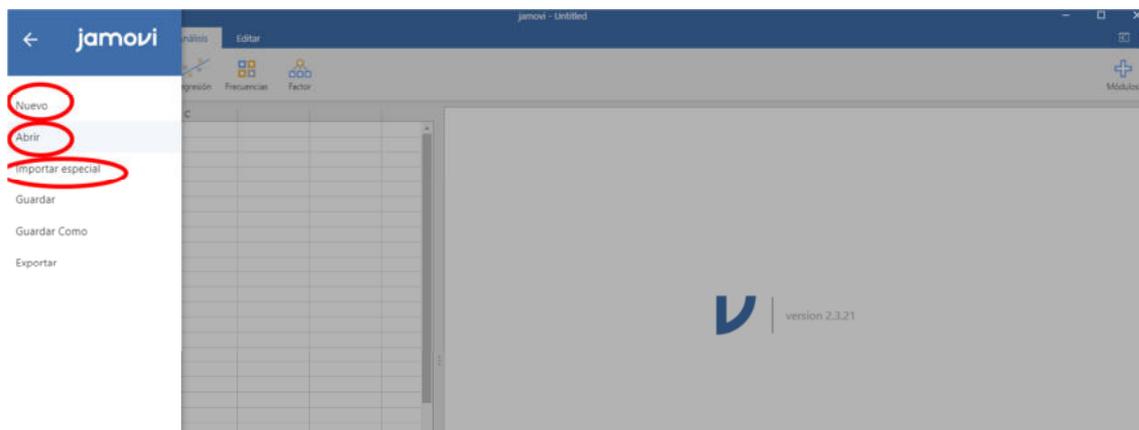


Fig. 2. Crear una nueva base o abrir una existente

2.2. Operar con el programa

La forma de trabajar con el programa se fundamenta en una pantalla dividida en dos sectores, uno de gestión de datos y otro que funciona como visor de resultados [Fig. 3]

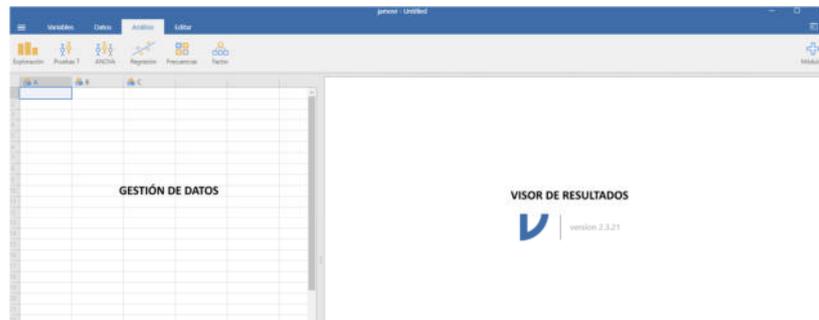


Fig. 3. Sectores de trabajo

2.3. Añadir módulos adicionales

Para instalar nuevos módulos específicos, se debe entrar en el apartado análisis (círculo rojo) y posteriormente seleccionar el apartado módulo (círculo azul). A continuación, se debe entrar en la Biblioteca [Fig. 4].

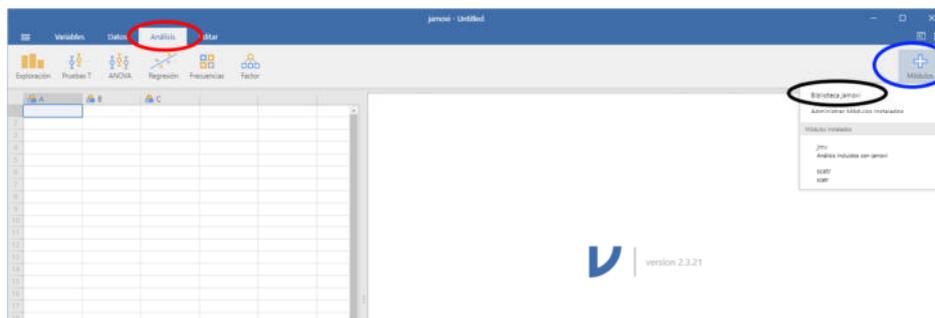


Fig. 4. Añadir nuevos módulos

Posteriormente, ya dentro de la Biblioteca, se debe buscar el módulo que se desea instalar y seleccionarlo. Para poder realizar Path Analysis, Modelos de Ecuaciones Estructurales y Análisis de Clases Latentes deben descargarse los módulos: Pathj, SEM y SnowLatent [Fig. 5].

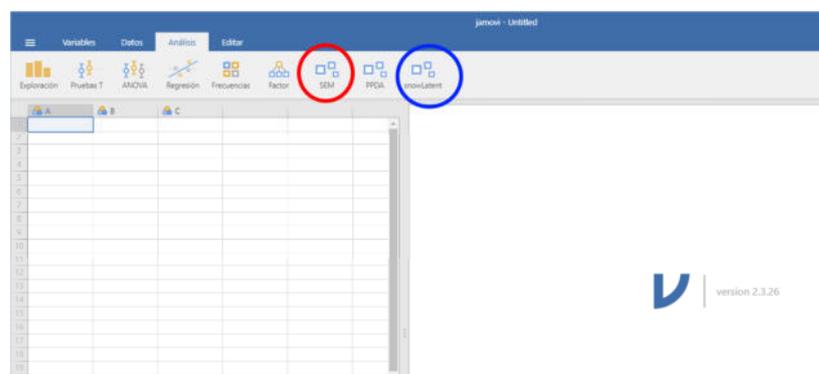


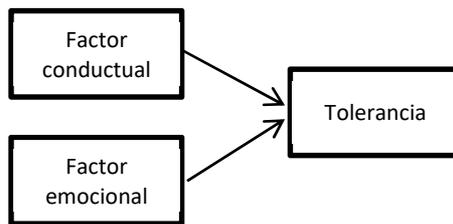
Fig. 5. Nuevos módulos

3. Manejo de variables

3.1. Tipos de variables

Previamente a realizar cualquier análisis es importante saber qué tipo de variables existen en el modelo. Las variables pueden ser exógenas (predictoras o antecedentes), que son las que influyen sobre otras, o endógenas (consecuentes o dependientes), que son las que reciben influencia de otras.

En el siguiente modelo, por ejemplo, el factor conductual y el factor emocional son variables exógenas (ya que influyen en otra) y la tolerancia es una variable endógena (ya que recibe influencia de otras).



3.2. Transformación y cálculo de variables

En el caso de que sea necesario se puede transformar la escala, lo que puede ser útil si existen ítems inversos o hay que calcular variables que sean suma de otras. Para ello, se pincha dos veces sobre la variable lo que nos permite definirla. En el caso de que sea nominal se pueden poner los valores, si no lo es, no.

Para realizar las transformaciones, teniendo la variable activada en el modo definición (círculo rojo) se pincha en el apartado datos (círculo azul) y se selecciona la opción transformar (círculo negro).

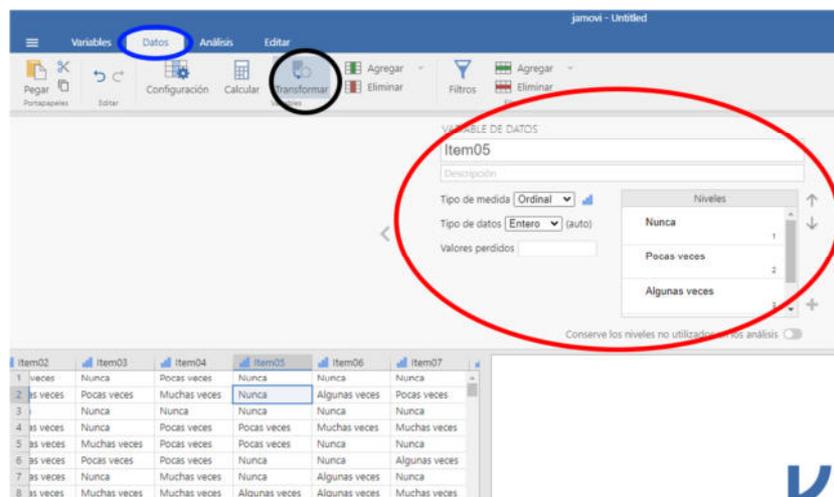


Fig. 6. Transformar

Al pinchar en transformar la variable se duplica, creando una nueva columna con los valores de la variable idénticos (círculo rojo) y se abre la denominación de la nueva variable, pudiendo renombrarla (círculo azul) y acceder a la opción de aplicar condición de transformación (círculo negro).

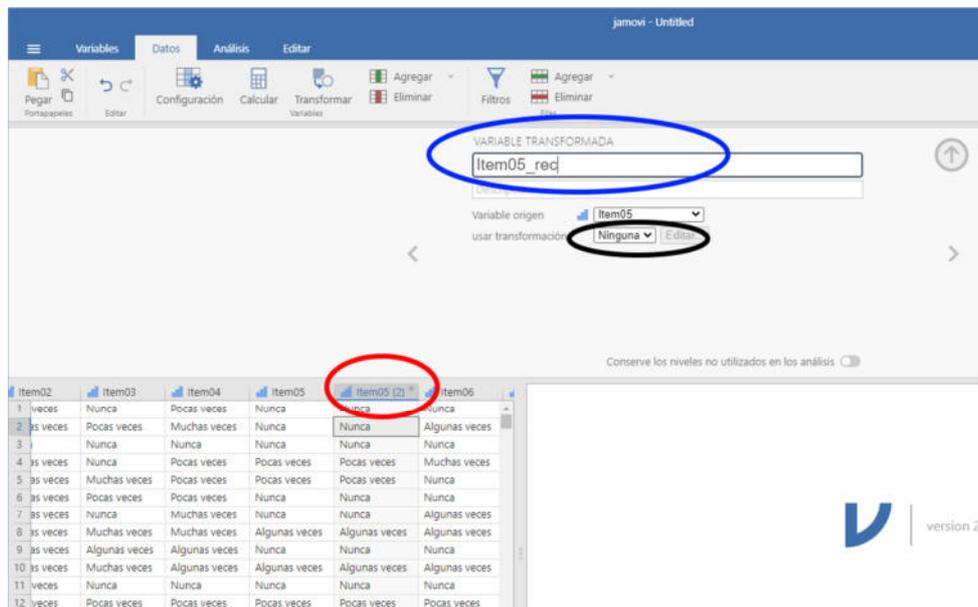


Fig. 7. Nueva variable a transformar

Posteriormente se añade la condición de recodificación o transformación. En el caso de querer invertir los valores de una variable se puede hacer de dos formas. La primera es reasignando valores, indicando que el 1 pase a ser 5, el 2 pase a 4... Para ello se activa la opción previa de usar transformación (círculo negro fig. 7), se da nombre y descripción a la transformación que se quiere realizar (círculo rojo), lo cual hace que dicha transformación ya quede guardada para no tener que repetirla en el futuro. Se realiza la recodificación (círculo azul) y la columna de la nueva variable cambia al pulsar intro tras realizar la última recodificación (círculo negro).

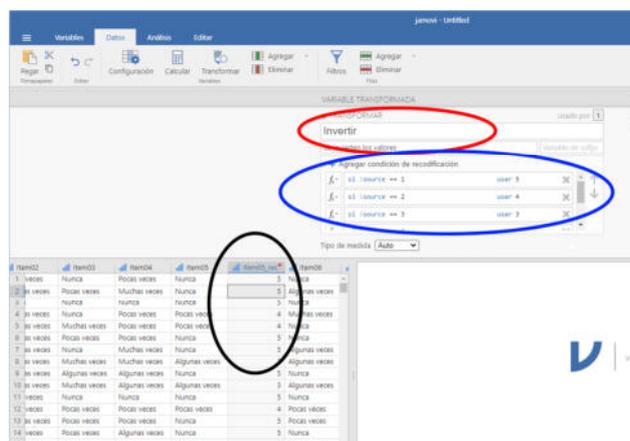


Fig. 8. Primera transformación

La segunda opción es mediante la expresión $(Max + min) - x$ (círculo azul). En este caso hay que especificar entre paréntesis que el valor mínimo es 1 y el máximo 5. Posteriormente se resta el valor de la variable.

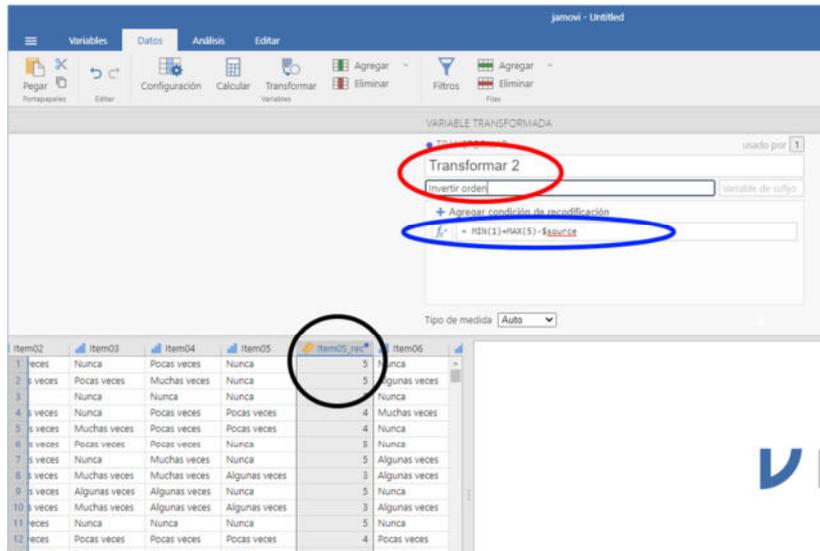


Fig. 9. Segunda transformación

Para calcular el total, también se pueden aplicar dos procedimientos. En el primero se activa el apartado de datos y la opción de calcular (círculo verde). Se nombra la variable y describe el cálculo (círculo rojo). Se ajusta la función con el cálculo a realizar (círculo azul) y al pulsar intro, la variable procede al cálculo automáticamente (círculo negro).

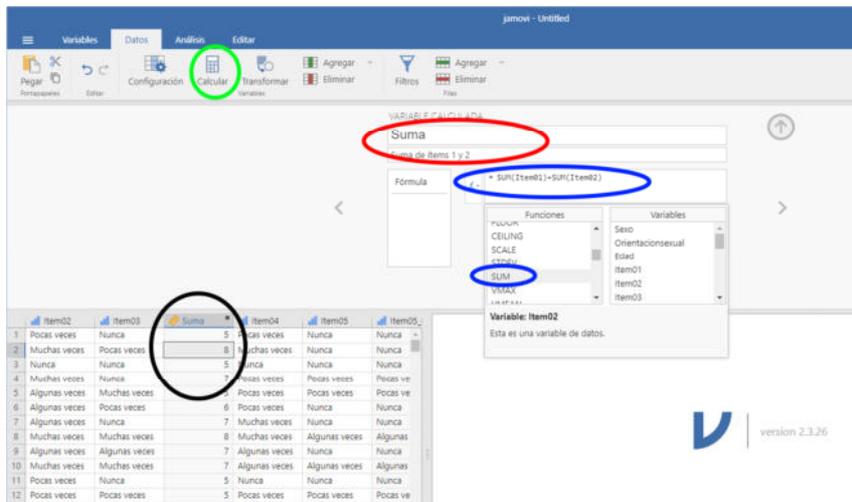


Fig. 10. Cálculo mediante función de suma

Otra opción es a través del apartado Factor y activando el análisis de fiabilidad (círculo rojo). Se pasan los ítems que se quieren sumar a la derecha (círculo azul). Posteriormente se pincha abajo en la opción guardar y se marca la casilla de suma puntuación (círculo negro).

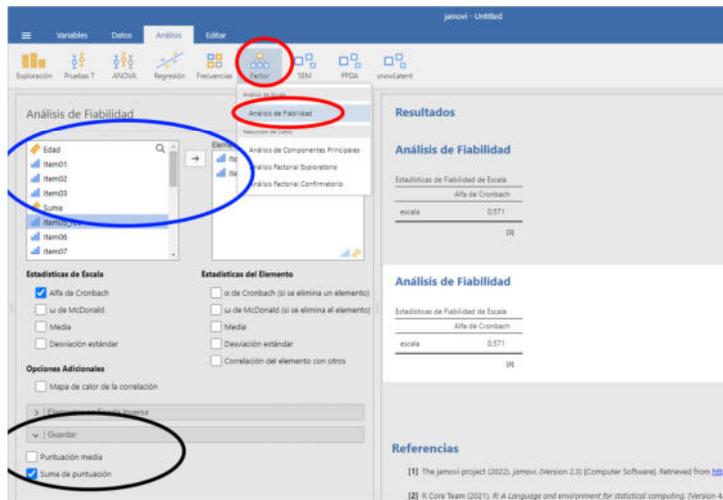


Fig. 11. Cálculo de suma mediante factor

En ese momento ya se puede salir del análisis con la flecha y ha quedado guardada la columna suma, que solamente habrá que renombrar. El problema en este caso es que si se elimina el análisis desaparece la columna.

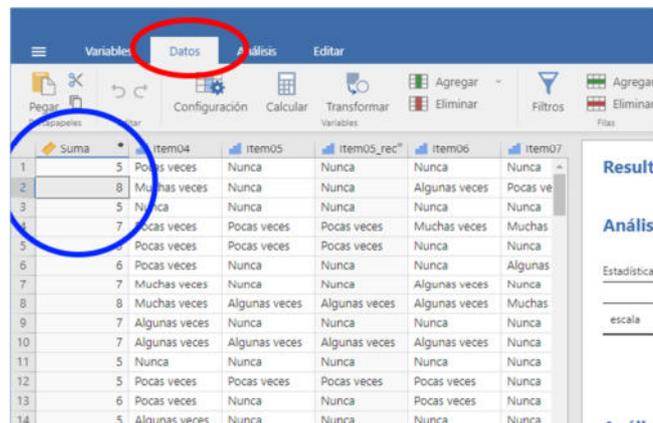


Fig. 12. Visionado de suma mediante factor

4. Análisis factorial confirmatorio

4.1. Análisis factorial confirmatorio básico

El análisis factorial confirmatorio (AFC) es una técnica que permite determinar los factores que se ocultan bajo las relaciones de un conjunto de variables cuantitativas. El AFC se basa en una hipótesis específica sobre el número de factores y las variables asociadas a cada uno, que generalmente se deriva de investigaciones o teorías previas. El objetivo del AFC es confirmar o rechazar el modelo propuesto, explicando las covarianzas o correlaciones entre las variables observadas a través de los factores.

Para realizar un AFC, se accede al apartado Factor y se pincha en la opción Análisis Factorial Confirmatorio

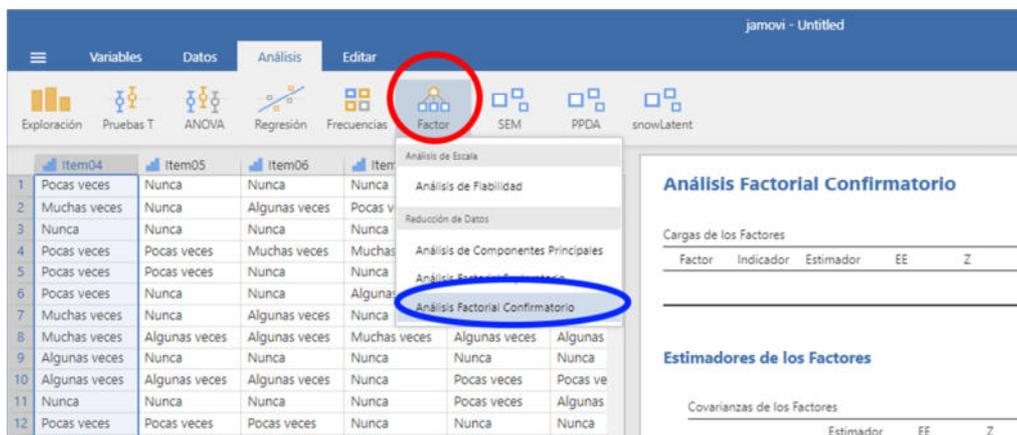


Fig. 13. Acceso al análisis factorial confirmatorio

En la sección de AFC se pasan las variables a la columna de la derecha (círculo rojo), donde previamente se han descrito los factores. Pinchando encima del nombre de cada factor se puede cambiar este, así como asignar las variables (círculo azul), añadiendo tantos factores como sea necesario (círculo negro)

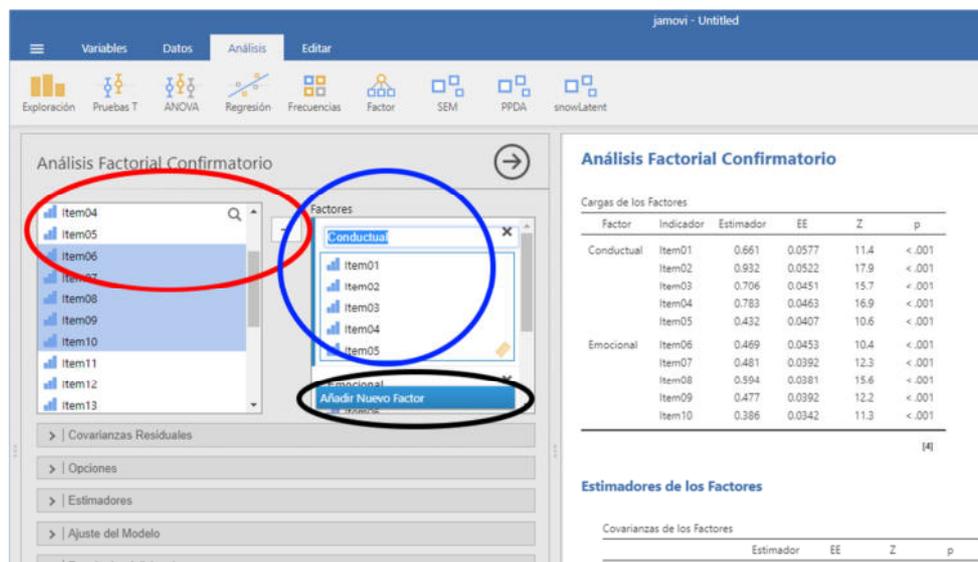


Fig. 14. Configuración de factores

En la pestaña de covarianzas residuales se pueden incluir aquellas variables que pueden tener relación entre ellas (círculo rojo). En la pestaña estimadores, hay que marcar estimador estandarizados (círculo azul), ya que será este el valor que se considere y dé los pesos factoriales de cada variable (círculo negro), al estar en puntuaciones z.

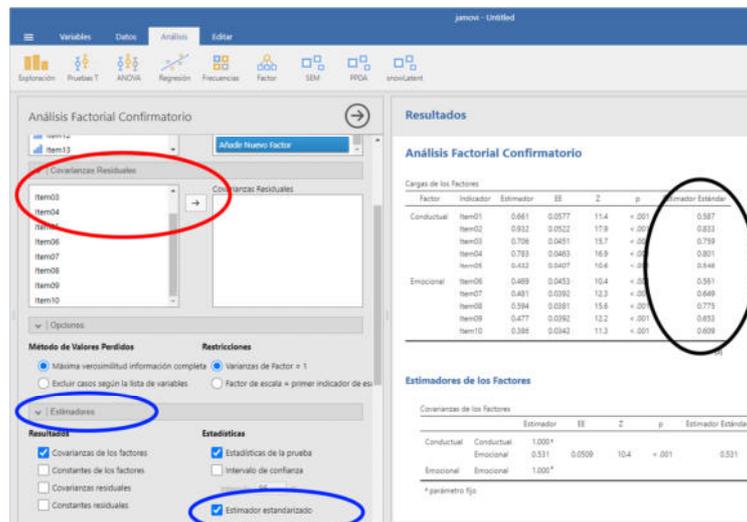


Fig. 15. Pesos factoriales

A continuación, en ajustes del modelo se pueden ver los diferentes indicadores (círculo rojo) y en la pestaña resultados adicionales, si se marca la casilla de diagrama de flujo, aparecerá en la pantalla de resultados (círculo azul).

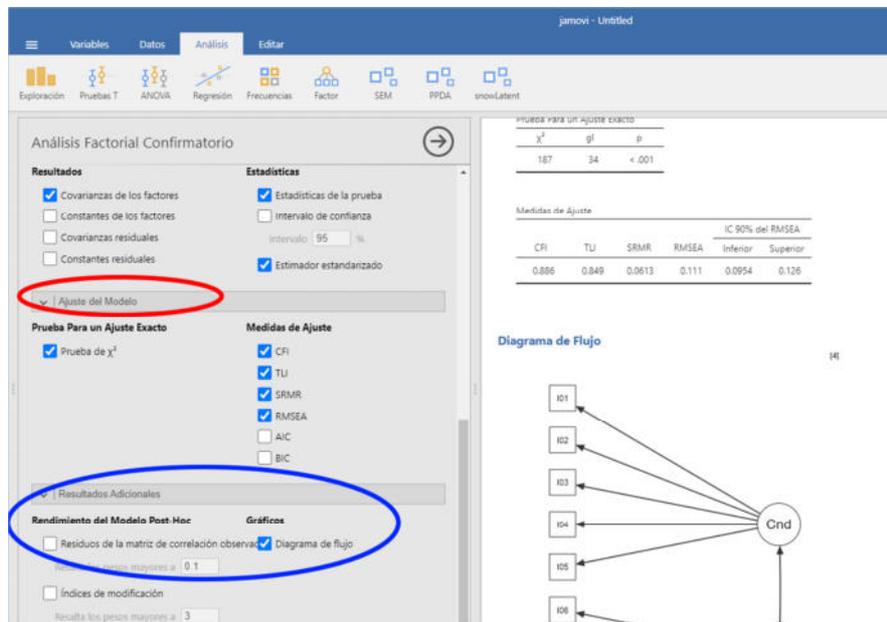


Fig. 16. Ajustes y diagrama de flujo

4.2. Exportar resultados

Una vez acabados todos los análisis se pueden exportar todos los resultados en pdf. Para ello, se selecciona la opción ajustes.

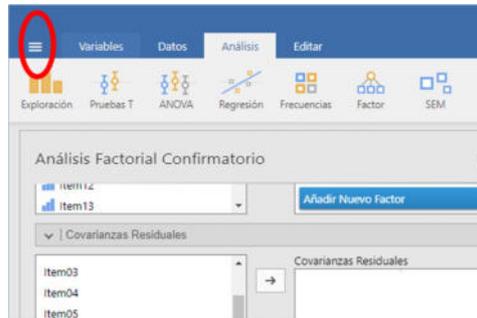


Fig. 16. Ajustes para exportar

Posteriormente, se selecciona la opción exportar (círculo rojo), se nombra el archivo y se selecciona el tipo de archivo (círculo azul) y se pulsa en exportar (círculo negro).

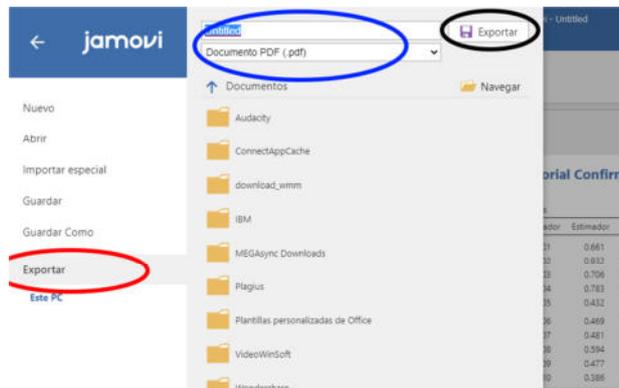


Fig. 17. Exportar

Si se pincha en una tabla o imagen en el botón derecho del ratón también se abren las opciones de copiar resultados.

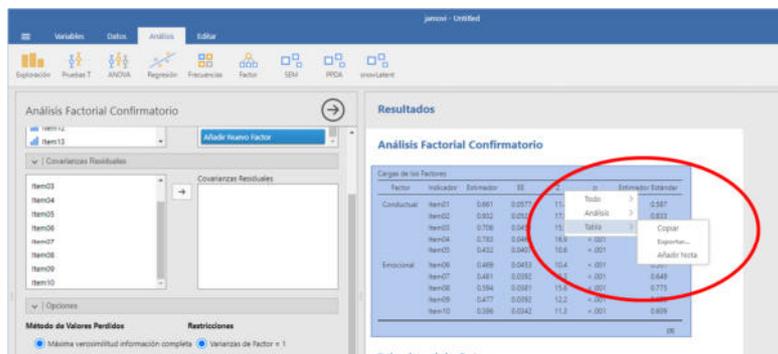


Fig. 18. Copiar

4.3. Análisis factorial confirmatorio de segundo orden

Para comprobar si sobre los factores de primer orden hay un factor de segundo orden (como sería el factor g en la inteligencia), se utiliza el módulo Sem-J. Se selecciona el apartado Sem interactive y se incluyen las variables endógenas y exógenas.

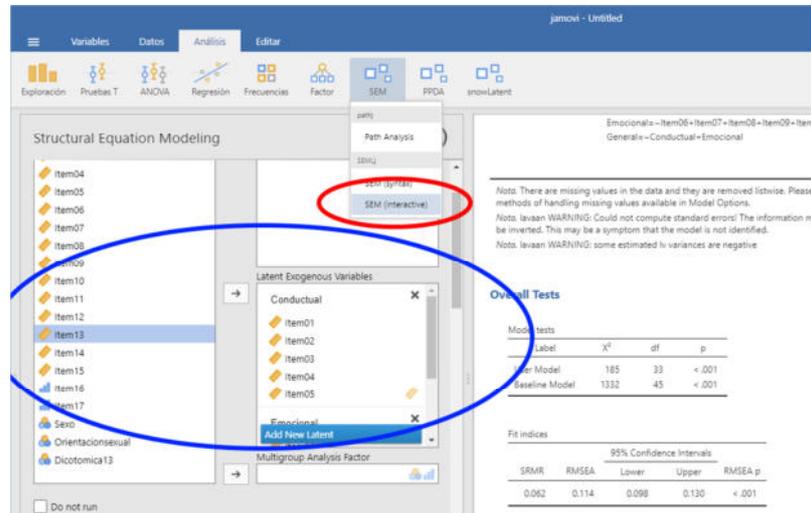


Fig. 19. Factores iniciales

A continuación, en la pestaña de factores de segundo orden se pasan los factores que se someten a prueba a la columna de la derecha (círculo rojo). En la pantalla de resultados se comprueba la validez del modelo (círculo azul). En este caso no es válido, ya que el valor RMSEA debe ser ≤ 0.08 y en aquí es superior.

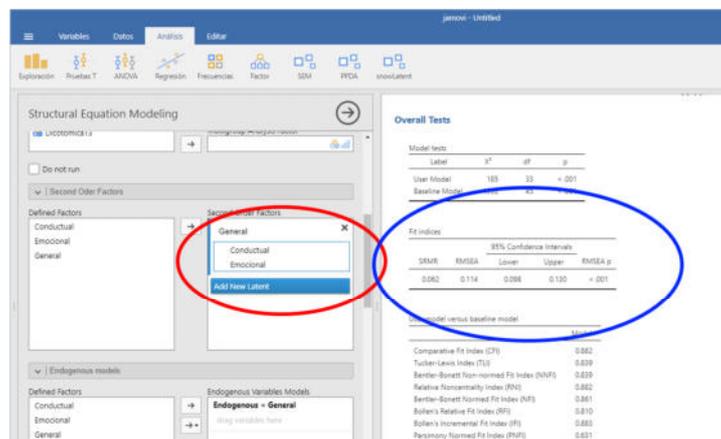


Fig. 20. Factores 2º orden

Finalmente, y si fuera válido, en la pestaña Path Diagram se puede representar el modelo. Para ello hay que marcar en la opción Paths las betas (círculo azul), viendo la representación del modelo en la pantalla de resultados (flecha azul).

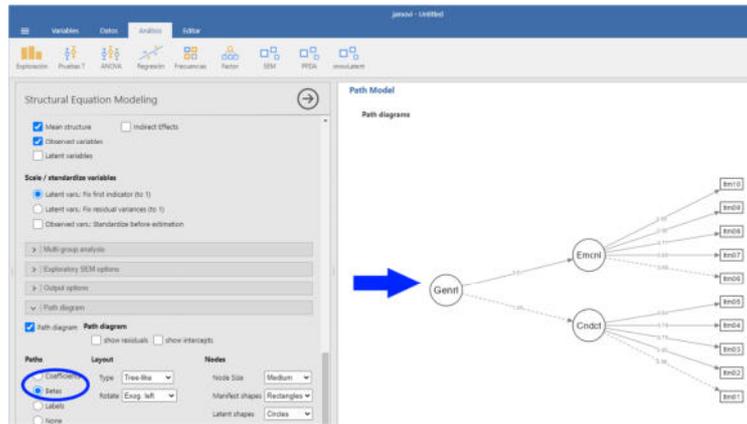


Fig. 21. Factores en diagrama

En la pestaña outputs options (círculo rojo) se pueden pedir los índices de fiabilidad de cada factor marcando la casilla reliability indices (círculo azul). En resultados puede verse el alfa de Cronbach y la W de McDonalds (círculo negro).

Variable	Intercept	SE	Lower	Upper	z	p
Item01	2,472					
Item02	2,092					
Item03	1,810					
Item04	1,667					
Item05	1,454					
Item06	1,396					
Item07	1,384					
Item08	1,398					
Item09	1,353					
Item10	1,234					
Conductual	0,000	0,000	0,000	0,000		
Emocional	0,000	0,000	0,000	0,000		
General	0,000	0,000	0,000	0,000		

Variable	alpha	omega	omega	omega	alpha
Conductual	0,823	0,835	0,835	0,835	0,516
Emocional	0,791	0,785	0,785	0,785	0,427
General	-	-	-	-	-

Fig. 22. Índice de fiabilidad

5. Path analysis

Para realizar el Path Analysis se selecciona en el módulo SEM, el apartado Path Analysis (círculo rojo). Posteriormente, se definen las variables endógenas y exógenas (círculo azul). Finalmente, se “dibuja” el modelo, indicando qué variables exógenas influyen sobre qué variables endógenas. Para ello puede ser útil tener un dibujo del modelo presente.

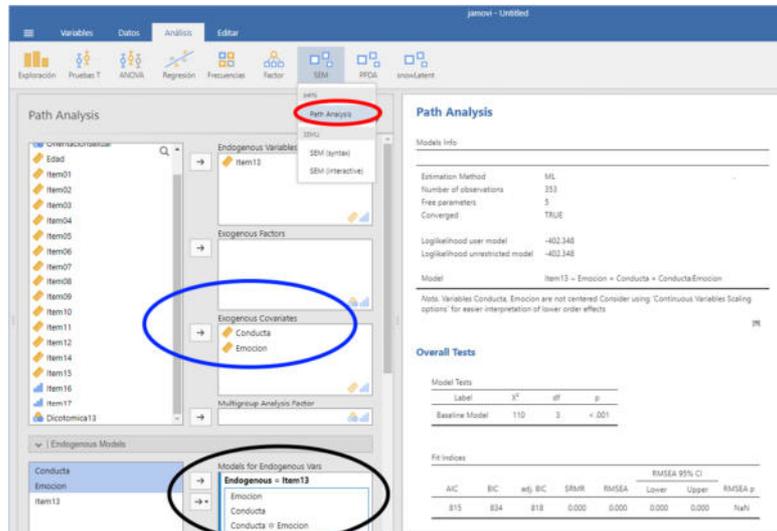


Fig. 23. Configurar variables de Path Analysis

En el apartado de resultados se pueden ver los datos generales y los índices de ajuste (círculo rojo). Debajo se puede ver la R^2 de las variables endógenas (círculo azul). En parámetros estimados se mira la Beta y si es significativa (círculo negro).

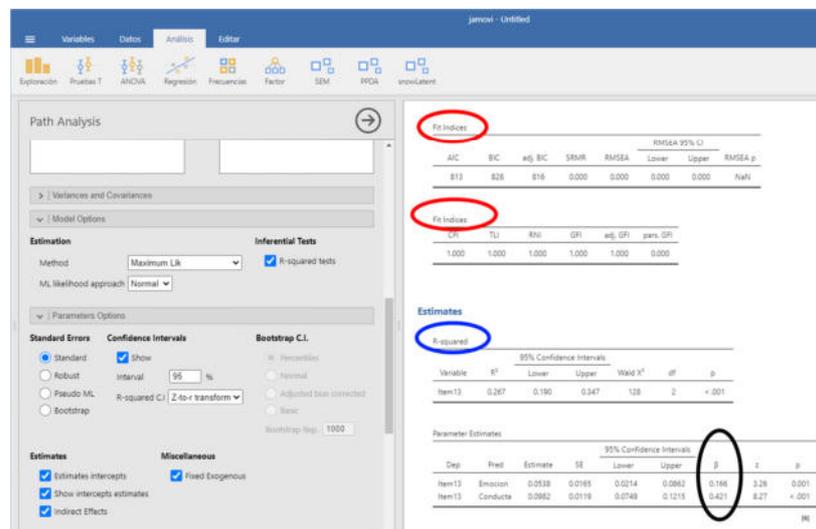


Fig. 23. Resultados del Path Analysis

En el apartado de varianzas y covarianzas se puede incluir alguna relación entre las variables. En la pestaña del modelo options por defecto se utiliza el modelo de máxima verosimilitud. En la pestaña de Parameter Options, se pueden marcar también los efectos indirectos. Finalmente en Path Diagram, se obtiene el modelo en su forma de diagrama. Por defecto da los valores no estandarizados, por lo que es importante marcar la Beta (círculo rojo) para que dé los valores estandarizados. Si se marca residuals (círculo azul) figurará también en el diagrama, el error.

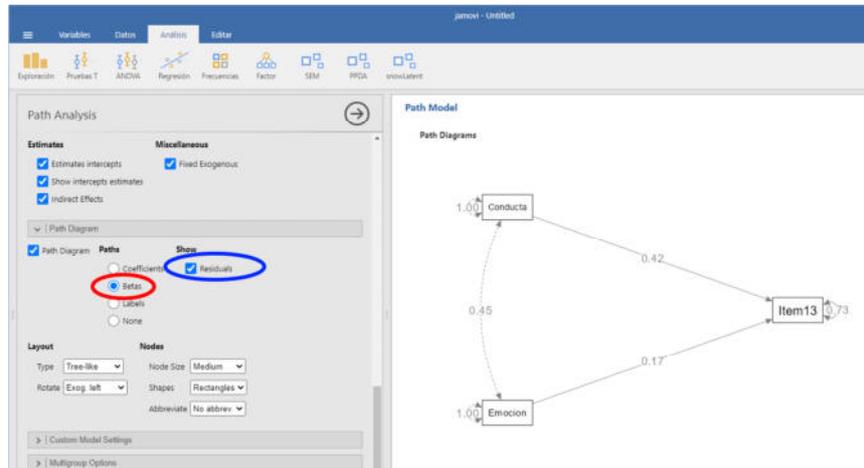


Fig. 24. Diagrama del Path Analysis

6. Modelos de ecuaciones estructurales

En general, para realizar modelos de ecuaciones estructurales se necesitan unos 10-20 casos por parámetro. Al menos unas 200 observaciones. Si el Path Analysis es un modelo de variables observadas, el modelo general permite incluir variables latentes. La R^2 explica el porcentaje de varianza explicado de las variables endógenas.

Para su cálculo se selecciona el módulo SEM en la opción interactiva (círculo rojo). Se añaden los factores exógenos y endógenos, así como las variables que los determinan (círculo azul) y se dibuja el modelo en la pestaña (círculo negro).

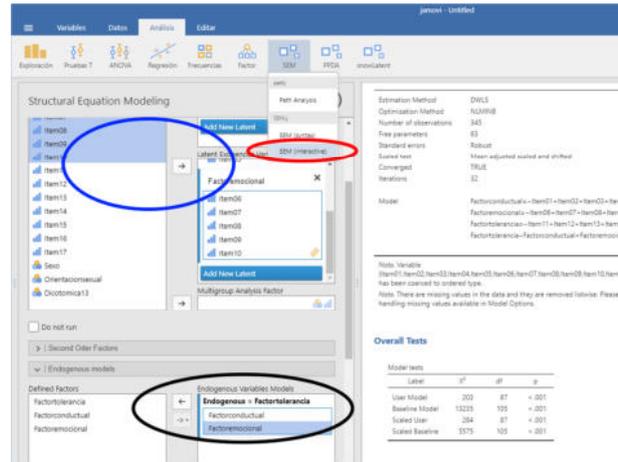


Fig. 25. Modelo de ecuaciones estructurales

En la opción Parameters Label se pueden seleccionar los parámetros que se quiere calcular, como los efectos indirectos o los valores beta.

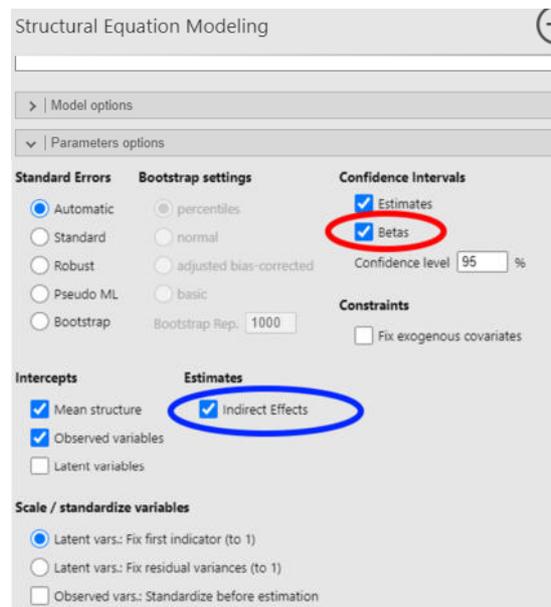


Fig. 26. Parameters options

En outputs options, se puede seleccionar la casilla reliability indices para calcular los índices de fiabilidad (círculo rojo) o la R-Squared para analizar el porcentaje de varianza explicada de las variables endógenas (círculo azul).

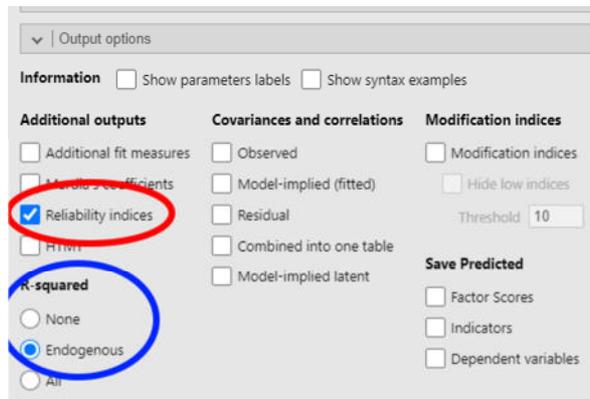


Fig. 27. Outputs options

En el visor de resultados se pueden ver los resultados de los índices generales o de la varianza explicada de las variables endógenas (R^2).

Fit indices

Type	SRMR	RMSEA	95% Confidence Intervals		RMSEA p
			Lower	Upper	
Classical	0.071	0.062	0.051	0.073	0.036
Robust	0.067				
Scaled	0.067	0.081	0.071	0.092	< .001

User model versus baseline model

	Model
Comparative Fit Index (CFI)	0.991
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.989
Bentler-Bonett Non-normed Fit Index (NNFI)	0.989
Relative Noncentrality Index (RNI)	0.991
Bentler-Bonett Normed Fit Index (NFI)	0.985
Bollen's Relative Fit Index (RFI)	0.982
Bollen's Incremental Fit Index (IFI)	0.991
Parsimony Normed Fit Index (PNFI)	0.816

R^2

Variable	R^2
Factortolerancia	0.574

Fig. 28. Resultados del modelo de ecuaciones estructurales I

También se pueden observar los parámetros estimados (círculo rojo) o la fiabilidad mediante el alfa de Cronbachs o la W de Mcdonalds (círculo azul).

Estimates

Parameters estimates

Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	β 95% Confidence Intervals		z	p
				Lower	Upper		Lower	Upper		
Factortolerancia	Factorconductual	0.620	0.0813	0.4604	0.779	0.585	0.4509	0.719	7.62	< .001
Factortolerancia	Factoremocional	0.299	0.1043	0.0950	0.504	0.231	0.0763	0.386	2.87	0.004

Additional outputs

Reliability indices

Variable	α	Ordinal α	ω_1	ω_2	ω_3	AVE
Factorconductual	0.820	0.806	0.859	0.859	0.892	0.648
Factoremocional	0.782	0.874	0.800	0.800	0.810	0.603
Factortolerancia	0.885	0.927	0.891	0.891	0.896	0.724

Fig. 29. Resultados del modelo de ecuaciones estructurales II

En la pestaña Path Diagram se deben marcar las betas (círculo rojo) y se puede ver el modelo final (círculo azul).

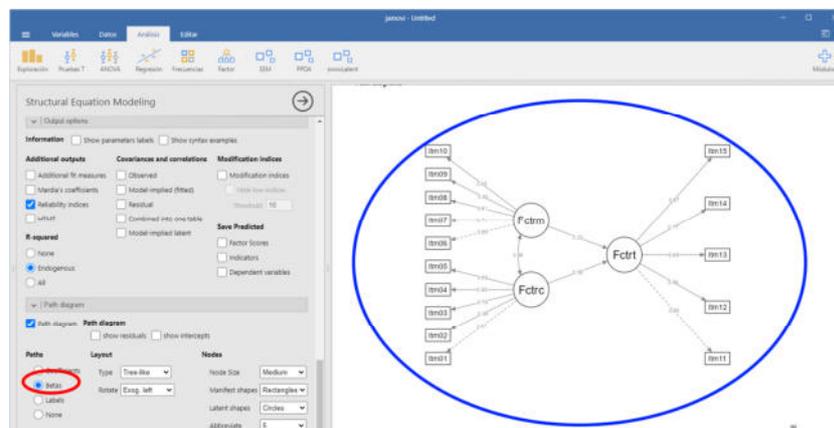


Fig. 30. Diagrama del modelo de ecuaciones estructurales

En la aplicación de app.diagramas.net se pueden dibujar diagramas con múltiples opciones.

Los indicadores para validar el modelo son los siguientes*¹:

Ajuste absoluto	Abreviatura	Criterio
Chi-Cuadrado	χ^2	Significación > .05
Razón Chi-cuadrado/grados de libertad	χ^2/df	< 3
Índice de bondad de ajuste	GFI	$\geq .95$
Raíz del residuo cuadrático medio estandarizado	SRMR	≤ 0.06
Raíz cuadrada media del error de aproximación	RMSEA	≤ 0.08
Ajuste comparativo	Abreviatura	Criterio
Índice de ajuste comparativo	CFI	$\geq .95$
Índice de Tucker-Lewis	TLI	$\geq .95$
Ajuste relativo	Abreviatura	Criterio
Criterio de Información de Akaike	AIC	Cuanto menor valor, mejor ajuste
Criterio de Información Bayesiano	BIC	Cuanto menor valor, mejor ajuste
Criterio de Información Bayesiano ajustado a la muestra	ABIC	Cuanto menor valor, mejor ajuste

¹ Tabla de Fernández, R., Cuesta, M. y Postigo, A. (2023). *Modelos de Ecuaciones Estructurales. Introducción y aspectos básicos*. INIE, Universidad de Oviedo.

7. Análisis de clases latentes.

Si el análisis de clúster sirve para agrupar sujetos, el análisis de clases latentes identifica grupos no observables a partir de un conjunto de indicadores observables. En el análisis de clases latentes se emplean indicadores categóricos (generalmente dicotómicos), mientras que en el análisis de perfiles latentes los indicadores son continuos. Los perfiles latentes son similares al análisis de clúster.

Para su cálculo, se comienza con el modelo de dos clases y se van añadiendo clases hasta que el modelo no converja. También cuando dos clases están infrarrepresentadas (con menos del 5%). Se realizan los cálculos con el módulo de Jamovi, SnowLatent (círculo rojo). Se pasan los ítems a la columna de la derecha y por defecto, el programa calcula el de dos clases (círculo azul). En el visor de resultados se verán dos tablas porque a medida que se incluyan nuevos modelos se incorporarán a la segunda tabla (círculo negro).

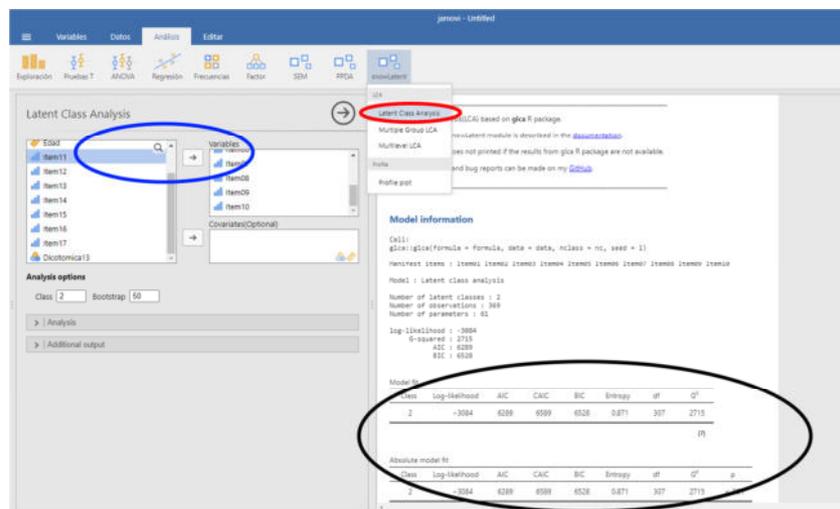


Fig. 31. Análisis de clases latentes

Posteriormente, en clases se cambia el 2 por el 3, luego el 3 por el 4, etc. Con variables Likert se calculan perfiles latentes. En la pestaña de Análisis, mirando la p se puede ver si el modelo es significativo frente al anterior (círculo azul).

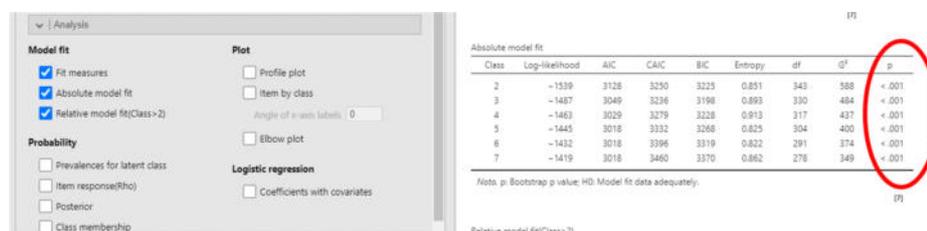


Fig. 32. Análisis de clases latentes

Para seleccionar el modelo de mejor ajuste no solo se mira la p. También se pueden mirar los indicadores BIC, ABIC y AIC. Cuanto menor es el valor, mejor ajuste tiene. El valor de la entropía es un valor entre 0 y 1. Cuanto más elevado es el valor más diferenciadas están las clases. En este caso podría seleccionarse el de 4 clases.

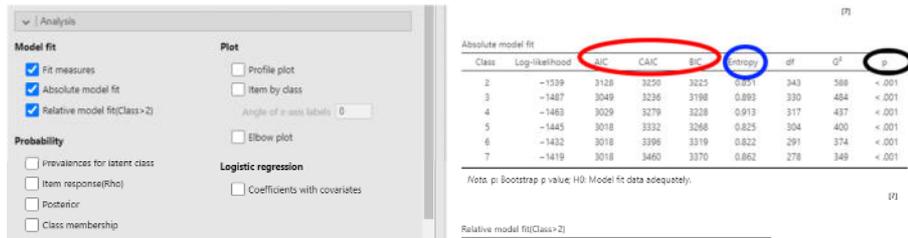


Fig. 33. Selección del modelo de clases

Habiendo seleccionado el más idóneo, en la pestaña de probabilidad la casilla de prevalencias para latent class muestra la prevalencia de personas en cada grupo. La casilla ítems responde, muestra la probabilidad de cada clase latente en cada individuo. La pestaña class membership es importante ya que muestra a qué clase pertenece cada persona. La pestaña profile plot, muestra la probabilidad de cada una de las clases latentes y a partir de ahí se puede buscar el significado sustantivo. La pestaña ítem by class, muestra el gráfico con el porcentaje de cada perfil. Finalmente, la casilla elbow plot, muestra la probabilidad de ajuste de modo visual. Se seleccionaría el de X clases y se realizaría el análisis sobre ese. En la figura 34 pueden observarse algunos de los resultados.

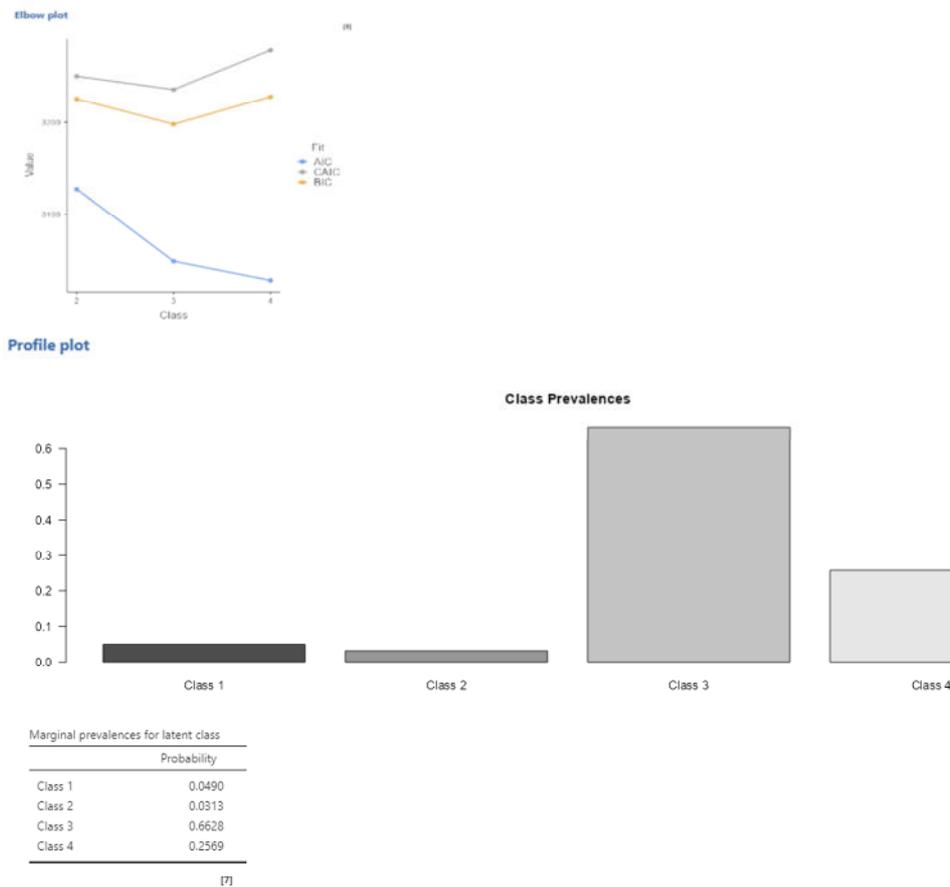


Fig. 34. Representación de resultados