



GRADO EN PSICOLOGÍA

PSICOMETRÍA

Guía de Análisis Psicométrico con Jamovi

Actualizado: Junio 2021

EDUARDO GARCÍA GARZON



GRADO EN PSICOLOGÍA

PSICOMETRÍA

ANÁLISIS DE ÍTEMS: RENDIMIENTO ÓPTIMO

Actualizado: Junio 2021

EDUARDO GARCÍA GARZON











1: INTRODUCCIÓN A LA BASE DE DATOS

1.1. Introducción

Dada una base de datos que incluya las respuestas de una serie de sujetos a una prueba de rendimiento óptimo. Concretamente, se tratan de 10 ítems con tres opciones de respuesta. Cómo recuerdo, en esta base de datos van a estructurarse de la siguiente manera: Los sujetos son las filas y los ítems o variables, las columnas; de tal manera que cada fila contiene las respuestas de una persona a todos los ítems. Por tanto, el fichero tiene tantas filas como sujetos hayan respondido el test. La columna relativa a cada ítem debe reflejar las respuestas de todos los sujetos a ese ítem. Observe que el primer sujeto ha escogido la alternativa 1 en el ítem 1, la alternativa 3 en el ítem 2, etc.

Dado que en la aplicación de este test no ha habido tiempo límite (i.e., es un test de rendimiento óptimo de potencia), parece razonable **interpretar las omisiones como respuestas no sabidas (y no como ítems “no vistos”)**. Por lo tanto, las omisiones han sido codificadas con “9” y las trataremos como errores. Como muestra la Tabla 1, el sujeto 3 omitió la respuesta a los ítems 8 y 9.

Tabla 1. Imagen de los valores perdidos en los ítems

	 v1	 v2	 v3	 v4	 v5	 v6	 v7	 v8	 v9	 v10
1	3	1	3	4	4	2	4	4	3	4
2	3	1	3	4	4	2	4	4	3	2
3	3	1	3	4	4	3	4	9	9	1
4	3	1	3	1	4	2	4	4	3	1

1.2. Plan de Análisis

En el caso de **los ítems**, vamos a obtener la siguiente información:

1. El número (y porcentaje) de sujetos que ha elegido cada una de las opciones, incluida la omisión. Se obtendrá la representación gráfica para cada ítem de la distribución de frecuencias de sujetos que ha elegido cada opción.
2. Su índice de dificultad y su varianza.
3. Los índices de discriminación: la correlación ítem-test y la correlación ítem-resto test.
4. Un análisis exhaustivo del funcionamiento de las categorías de respuesta.

Para cada uno de los **sujetos**:

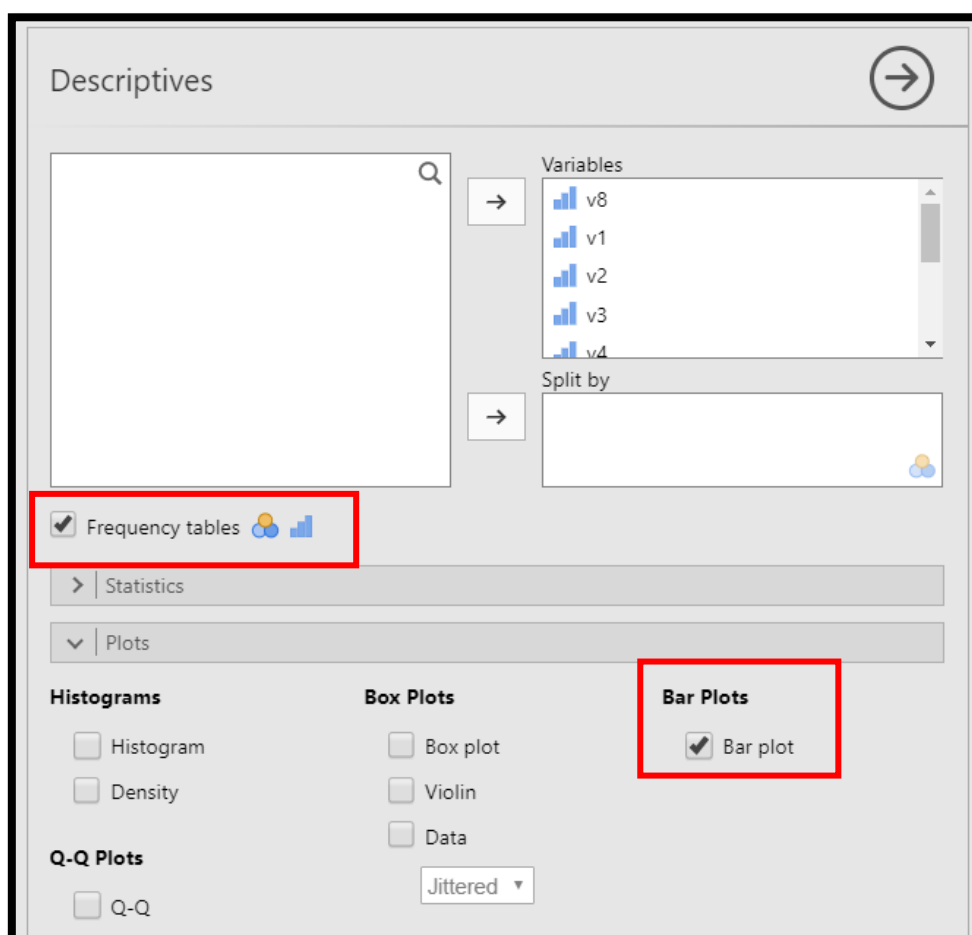
5. Su puntuación directa en el test.
6. Su puntuación corregida en el total del test, para eliminar los posibles aciertos por azar.
7. También se obtendrá la representación gráfica de la distribución de frecuencias de las puntuaciones corregidas.

2:Análisis de los Ítems

2.1. Obtención del porcentaje de elección de respuesta

Lo primero que vamos a hacer es obtener la frecuencia (y porcentaje) de personas que escogen las opciones de cada ítem. Para ello, se selecciona el menú **Exploration -> Descriptives -> Frequency Tables** y aparecerá el cuadro de dialogo siguiente. Debe seleccionar los 10 ítems de su test y arrastrarlos (pulsando en la flechita) al cuadro de *Variables*. La pantalla mostrará una ventana como esta (Tabla 2). Asimismo, dentro de la pestaña **“Plots”** Seleccione **“Barplot”** para obtener el gráfico de barras:

Tabla 2. Menú de *Exploration -> Descriptives -> Frequency Tables*.



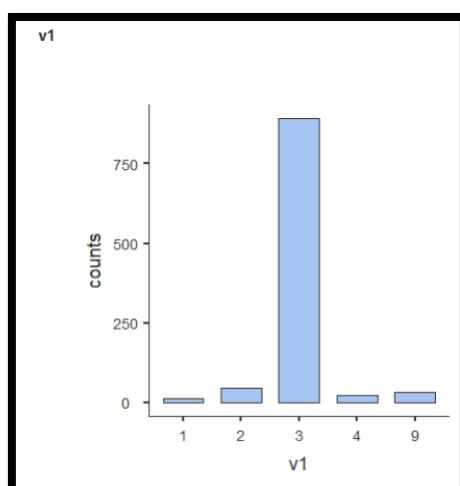
Para cada ítem aparecerá una tabla como la siguiente (Tabla 3):

Tabla 3. Distribución de Frecuencias del ítem 1.

Levels	Counts	% of Total	Cumulative %
1	11	1.1 %	1.1 %
2	46	4.6 %	5.7 %
3	891	89.1 %	94.8 %
4	21	2.1 %	96.9 %
9	31	3.1 %	100.0 %

Observe que en el ítem 1 sólo 11 personas (el 1,1% de la muestra total) han escogido la opción 1 como correcta. Además, para cada ítem, aparecerá un gráfico que sintetiza la misma información, pero de forma gráfica usando el gráfico de barras (Figura 1). Importante, si definimos los valores perdidos de la variable en la vista de variable, estos desaparecen del gráfico de barras obtenido (cómo en este caso).

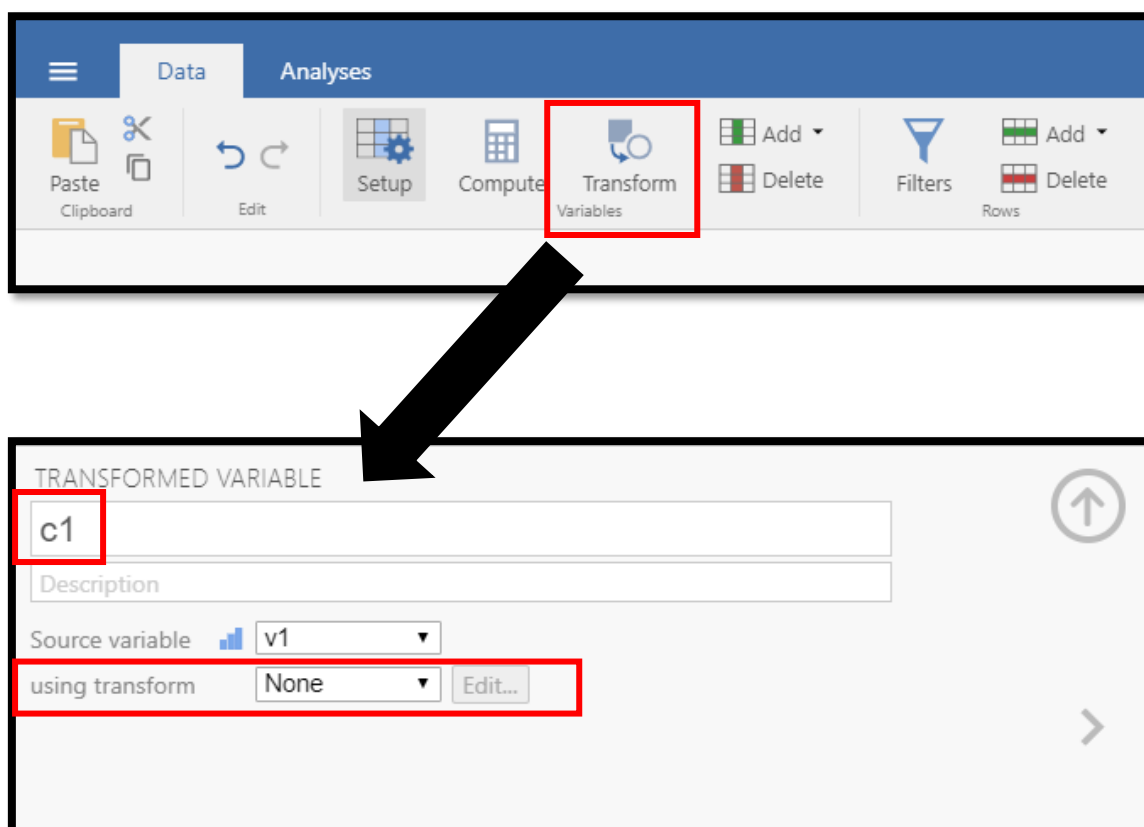
Figura 1. Gráfico de barras de la frecuencia de respuesta al ítem 1.



2.2. Obtención de los índices de dificultad y varianzas

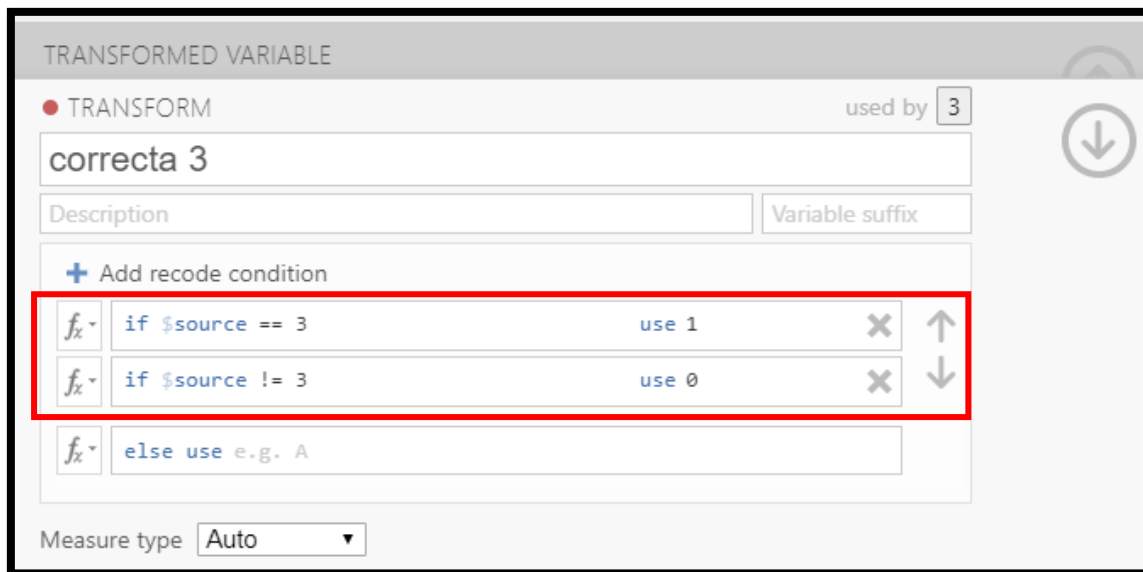
Para obtener los índices de dificultad y varianzas deberemos crear nuevas variables en las que se cuantifiquen las respuestas a los ítems, asignando 1 al acierto y 0 al fallo u omisión. Para ello se selecciona el menú **Data -> Transform** y aparece el siguiente cuadro de diálogo (Tabla 4):

Tabla 4. Cuadro de diálogo *Data -> Transformar*.



En este panel podemos escribir el nombre de la nueva variable que contendrá las respuestas cuantificadas para ese ítem (p.e., “c1”). A continuación, pulse el botón **using transform** y hacemos click en **create new transform**. Aparecerá la siguiente ventana (Tabla 5). Recuerde, en el ítem 1 la respuesta correcta es la 3. Podemos nombrar esta transformación como **correcta 3** para poder utilizarla en un futuro.

Tabla 5. Regla de cuantificación del ítem 1.



TRANSFORMED VARIABLE

● TRANSFORM used by 3

correcta 3

Description Variable suffix

+ Add recode condition

f_x	if \$source == 3	use 1	×	↑
f_x	if \$source != 3	use 0	×	↓
f_x	else use e.g. A			

Measure type Auto

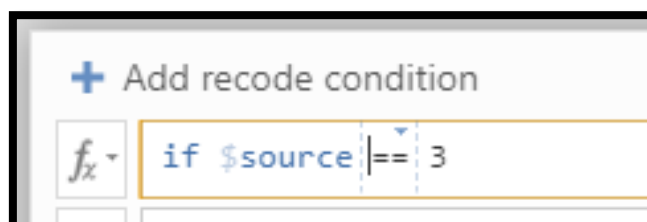
Si hacemos click en **+ Add recode condition**, podemos añadir las condiciones de recodificación. En este caso le diremos que cuando la variable original sea igual a 3, la variable recodificada tenga un valor de 1, y si es distinta de 3, que tenga un valor de 0. Por lo tanto, cuando en *v1* haya un 3, la nueva variable *c1*, que cuantifica la variable *v1*, valdrá 1; cuando en *v1* hay un 1 o un 2, la nueva variable deberá valer 0. Las omisiones, de haberlas, también se cuantificarían con 0. Los símbolos lógicos que se pueden utilizar en Jamovi se detallan en la Tabla 6.

Tabla 6. Símbolos lógicos en Jamovi.

Símbolo	Significado
= =	Igual
! =	Diferente
>	Mayor que
<	Menor que
< =	Menor o igual qué
> =	Mayor o igual qué

Si uno quiere, puede acceder a las posibles condiciones lógicas disponibles haciendo click sobre la parte de la fórmula correspondiente (que se destaca entre líneas discontinuas, Tabla 7).

Tabla 7. Detalle sobre como añadir condiciones lógicas en el menú de creaciones de Transformar.



Jamovi automáticamente creará una nueva variable que aparecerá en el fichero de datos. Además, de querer reutilizar esta estrategia, Jamovi guarda la transformación para poder ser utilizada en otras variables. Esto nos permite ahorrar bastante tiempo a la hora de transformar variables.

Tras repetir el proceso para el resto de los ítems, obtendremos diez nuevas variables (*c1* a *c10*) que indicarán si la persona ha acertado o fallado cada ítem. Conviene comprobar que la cuantificación ha sido realizada correctamente. Como vemos en la Tabla 7, las 4 primeras personas tienen en *c1*, *c2* y *c3* un 1, ya que han elegido las

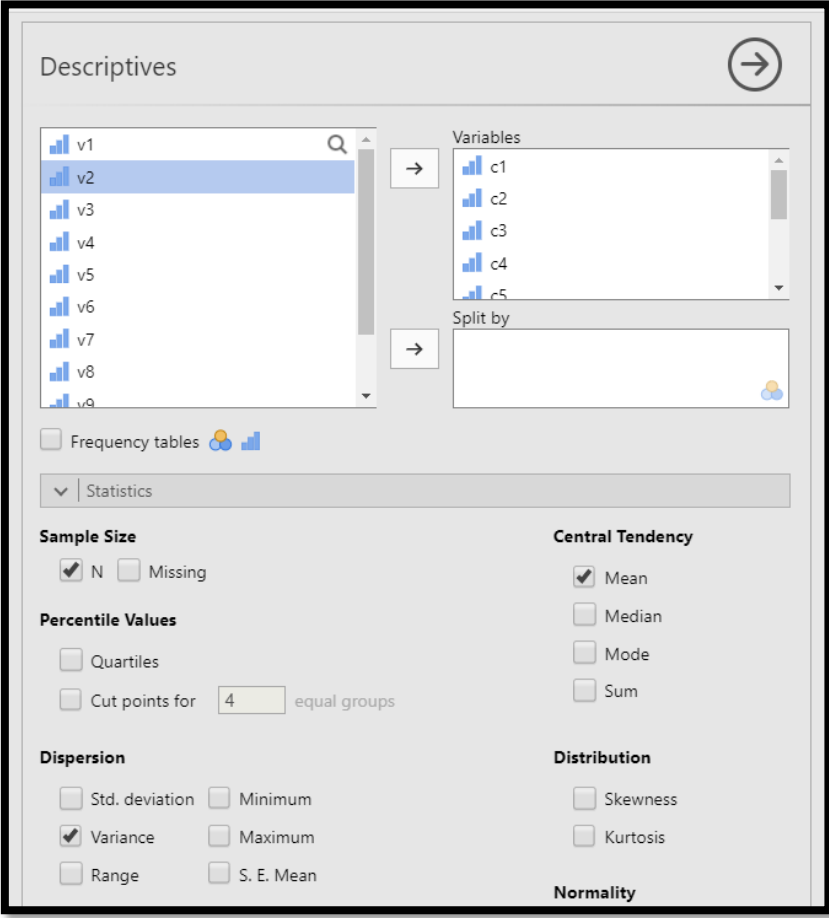
alternativas correctas en v1, v2 y v3. La quinta persona tiene un 0 porque ha elegido una opción incorrecta (4). El color al final de las variables transformadas nos permite identificar variables que hayan sido creadas utilizando la misma transformación (Tabla 8).

Tabla 8. Editor de datos tras la creación de las nuevas variable de c1 a c10

	v1	c1	v2	v2 - corre...	v3	c3	v4	c4	v5	c5
1	3	1	1	1	3	1	4	1	4	1
2	3	1	1	1	3	1	4	1	4	1
3	3	1	1	1	3	1	4	1	4	1
4	3	1	1	1	3	1	1	0	4	1
5	4	0	1	1	3	1	4	1	4	1
6	3	1	1	1	4	0	4	1	9	0
7	3	1	1	1	3	1	4	1	9	0

Ahora podemos obtener el índice de dificultad y su varianza. Para ello, se selecciona el menú **Exploration -> Descriptives -> Statistics**. Aparecerá el siguiente cuadro de diálogo que se muestra en la Tabla 8. Debe seleccionar las **10 nuevas variables** (de c1 a c10) y arrastrarlas (pulsando en la flechita) al cuadro de **Variables**. Dentro de *statistics* podemos solicitar que Jamovi nos calcule el número de respuestas, la media y la varianza para cada una de las variables (Tabla 9), obteniendo el siguiente resultado (Tabla 10).

Tabla 9. Cuadro de diálogo *Analizar -> Estadísticos descriptivos -> Descriptivos*



Descriptives

Variables: c1, c2, c3, c4, c5

Split by:

☐ Frequency tables

Statistics

Sample Size

☒ N ☐ Missing

Percentile Values

☐ Quartiles

☐ Cut points for 4 equal groups

Dispersion

☐ Std. deviation ☐ Minimum

☒ Variance ☐ Maximum

☐ Range ☐ S. E. Mean

Central Tendency

☒ Mean

☐ Median

☐ Mode

☐ Sum

Distribution

☐ Skewness

☐ Kurtosis

Normality

Tabla 10. Descriptivos de las variables *c1* a *c10*

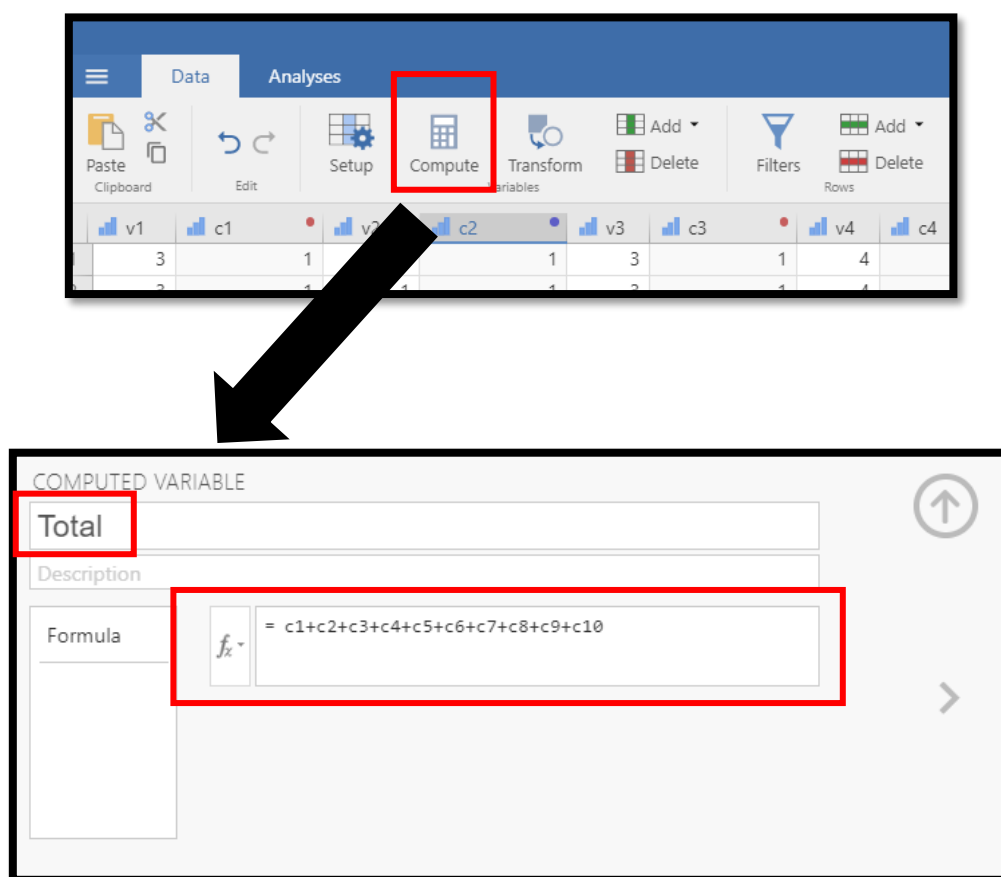
Descriptives										
Descriptives										
	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
N	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000
Mean	0.891	0.800	0.538	0.794	0.318	0.335	0.620	0.569	0.844	0.536
Variance	0.097	0.160	0.249	0.164	0.217	0.223	0.236	0.245	0.132	0.249

Observe que, si lo ha hecho bien, la media es el índice de dificultad del ítem y coincide con el porcentaje de personas que escogen la opción correcta dividido por 100. Por ejemplo, para el ítem 1, la media es 0,891 (es decir, su índice de dificultad es 0,891). En la Tabla 4 vimos que el 89,1% de la muestra había elegido la opción 3, que es la correcta. Se comprueba que ese porcentaje dividido por cien es la media e índice de dificultad. En la salida también aparecen la desviación típica y la varianza de cada ítem (p.ej., para el ítem 1, la varianza es 0,097).

2.3. Cálculo de la Puntuación total del test

Podemos calcular la puntuación no corregida del test sumando los valores obtenidos en las variables *c1* hasta *c10*. Para ello, se selecciona el menú **Data->Compute** y aparecerá (Tabla 11). Ahora, indicaremos que la variable resultante será la **puntuación total en el test (*Total*)**, que resulta de la suma para cada sujeto de sus puntuaciones en las variables *c1* hasta *c10*. Pulse **Aceptar** y se habrá creado una nueva variable llamada *Total* en la que para cada persona se contabiliza el número de aciertos en el conjunto de los 10 ítems (Tabla 11).

Tabla 11. Cuadro de diálogo *Transformar -> Calcular variable*



Podemos calcular la información descriptiva de las puntuaciones totales usando el cuadro de dialogo **Exploration -> Descriptives-> Statistics**, y seleccionando las opciones de media y varianza. El resultado se refleja en la Tabla 12.

Tabla 12. Tabla de información descriptiva de las puntuaciones en el test.

Descriptives	
Descriptives	
	Total
N	1000
Mean	6.245
Variance	4.133

Además, para realizar una buena representación gráfica de esta variable, podemos añadir un histograma con la curva de densidad superpuesta a la distribución de las puntuaciones. Para ello, es necesario seleccionar ir al cuadro de diálogo **Plot -> Histogram & Density** (Tabla 12) y obtenemos el gráfico que podemos observar en la Figura 2.

Tabla 12. Cuadro de diálogo Gráficos -> Histogramas (Mostrar curva normal).

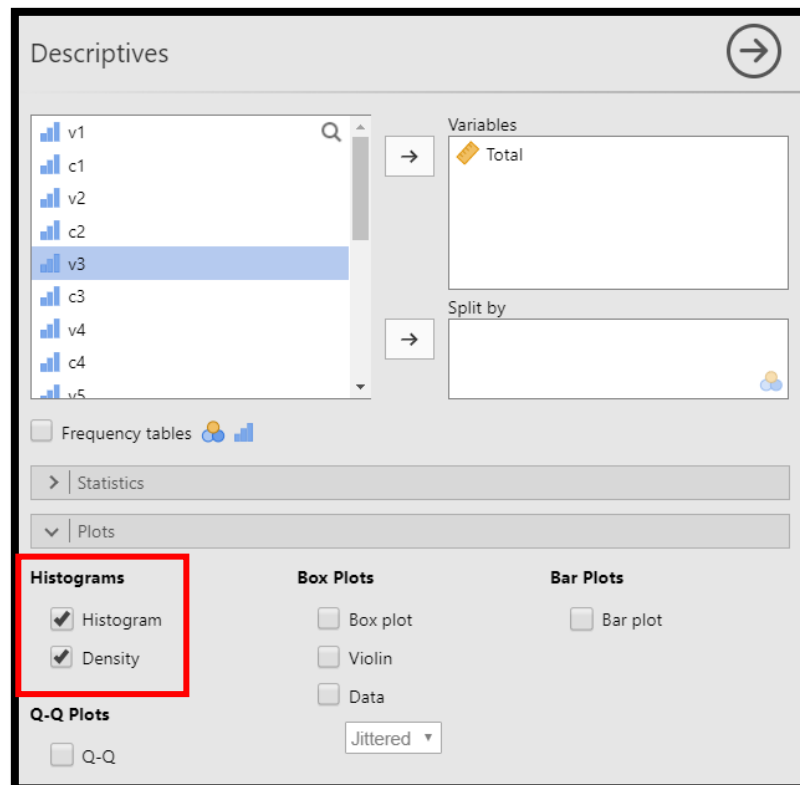
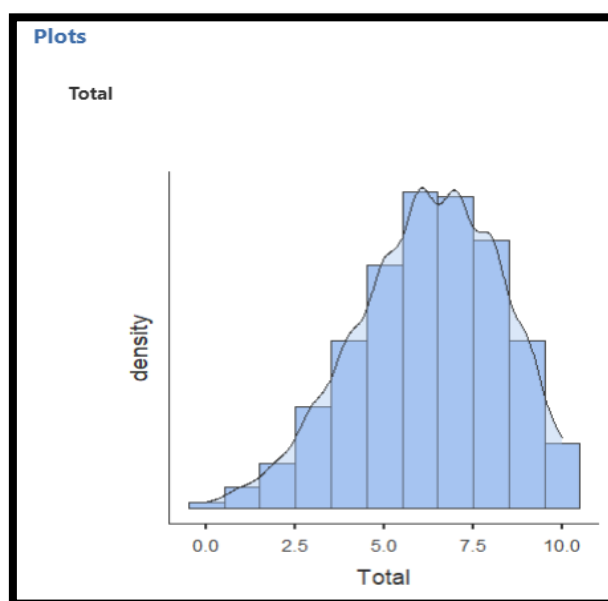


Figura 2. Histograma de las puntuaciones totales en el test.

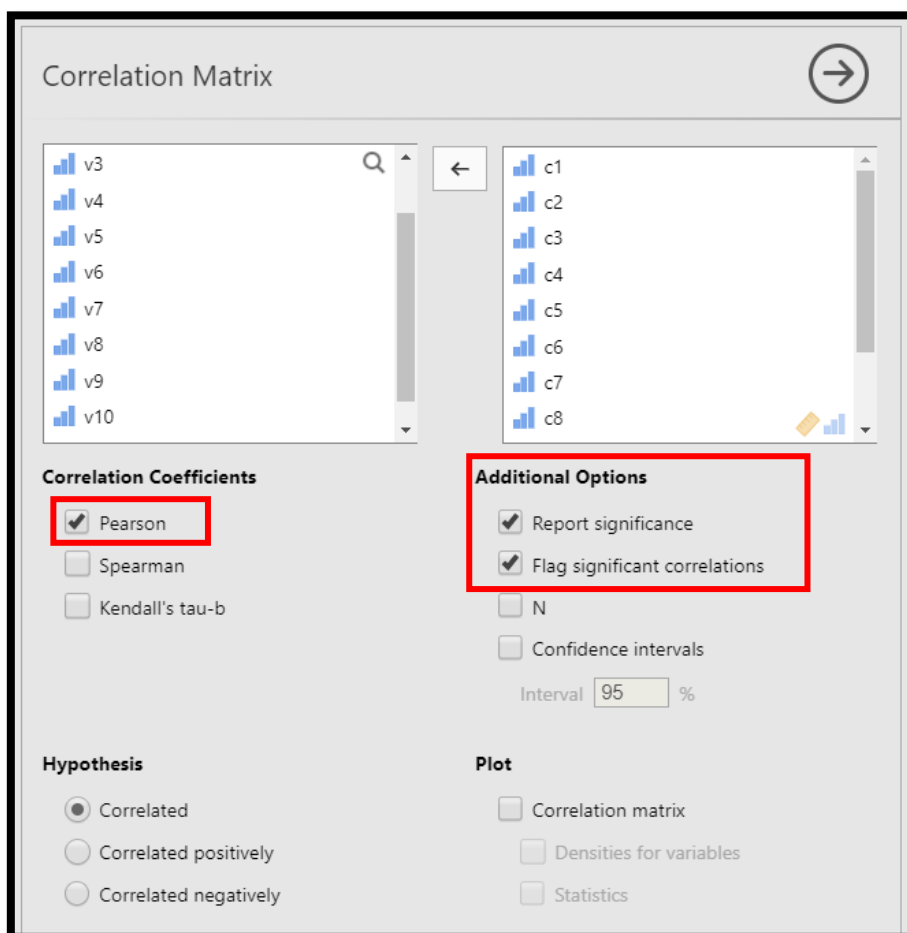


Si quisiéramos calcular las puntuaciones en el test corregidas para un ítem concreto tendríamos que repetir este proceso usando el menú “**Data -> Compute**” y sumar todos los ítems menos el ítem con el que queremos realizar la corrección.

2.4. Cálculo de los índices de discriminación: Correlación ítem – test.

Para obtener las correlaciones ítem – test, podemos utilizar el menú de **“Analysis → Regression → Correlation matrix”**. Podemos seleccionar las respuestas a los 10 ítems y la puntuación total calculada. En este caso, no podemos calcular la correlación biserial (que sería la prueba correcta), con lo que usaremos las correlaciones de Pearson (Tabla 13). Pedimos que nos indique que correlaciones son significativas.

Tabla 13. Obtención de los índices de correlación ítem-test



Correlation Matrix

Variables: v3, v4, v5, v6, v7, v8, v9, v10, c1, c2, c3, c4, c5, c6, c7, c8

Correlation Coefficients

- ☒ Pearson
- ☐ Spearman
- ☐ Kendall's tau-b

Additional Options

- ☒ Report significance
- ☒ Flag significant correlations
- ☐ N
- ☐ Confidence intervals
- Interval: 95 %

Hypothesis

- ☒ Correlated
- ☐ Correlated positively
- ☐ Correlated negatively

Plot

- ☐ Correlation matrix
- ☐ Densities for variables
- ☐ Statistics

En la última columna de esta tabla podemos encontrar las correlaciones ítem-test. Jamovi automáticamente nos calcula si dichas correlaciones son significativas y el nivel de significación asociado (Tabla 15).

Tabla 15. Obtención de los índices de correlación ítem-test

Correlation Matrix		c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10	Total
c1	Pearson's r	—										0.295
	p-value	—										< .001
c2	Pearson's r	0.138	—									0.508
	p-value	< .001	—									< .001
c3	Pearson's r	0.068	0.153	—								0.451
	p-value	0.030	< .001	—								< .001
c4	Pearson's r	0.060	0.172	0.168	—							0.445
	p-value	0.058	< .001	< .001	—							< .001
c5	Pearson's r	0.080	0.143	0.069	0.066	—						0.432
	p-value	0.011	< .001	0.030	0.036	—						< .001
c6	Pearson's r	0.044	0.196	0.152	0.152	0.125	—					0.533
	p-value	0.162	< .001	< .001	< .001	< .001	—					< .001
c7	Pearson's r	0.050	0.144	0.113	0.075	0.092	0.289	—				0.490
	p-value	0.113	< .001	< .001	0.018	0.004	< .001	—				< .001
c8	Pearson's r	0.065	0.176	0.113	0.111	0.156	0.216	0.184	—			0.532
	p-value	0.040	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	—			< .001
c9	Pearson's r	0.080	0.178	0.066	0.190	0.057	0.060	0.072	0.121	—		0.392
	p-value	0.012	< .001	0.037	< .001	0.072	0.058	0.022	< .001	—		< .001
c10	Pearson's r	0.061	0.126	0.059	0.131	0.136	0.108	0.106	0.174	0.158	—	0.472
	p-value	0.055	< .001	0.063	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	—	< .001
Total	Pearson's r	0.295	0.508	0.451	0.445	0.432	0.533	0.490	0.532	0.392	0.472	—
	p-value	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001	—

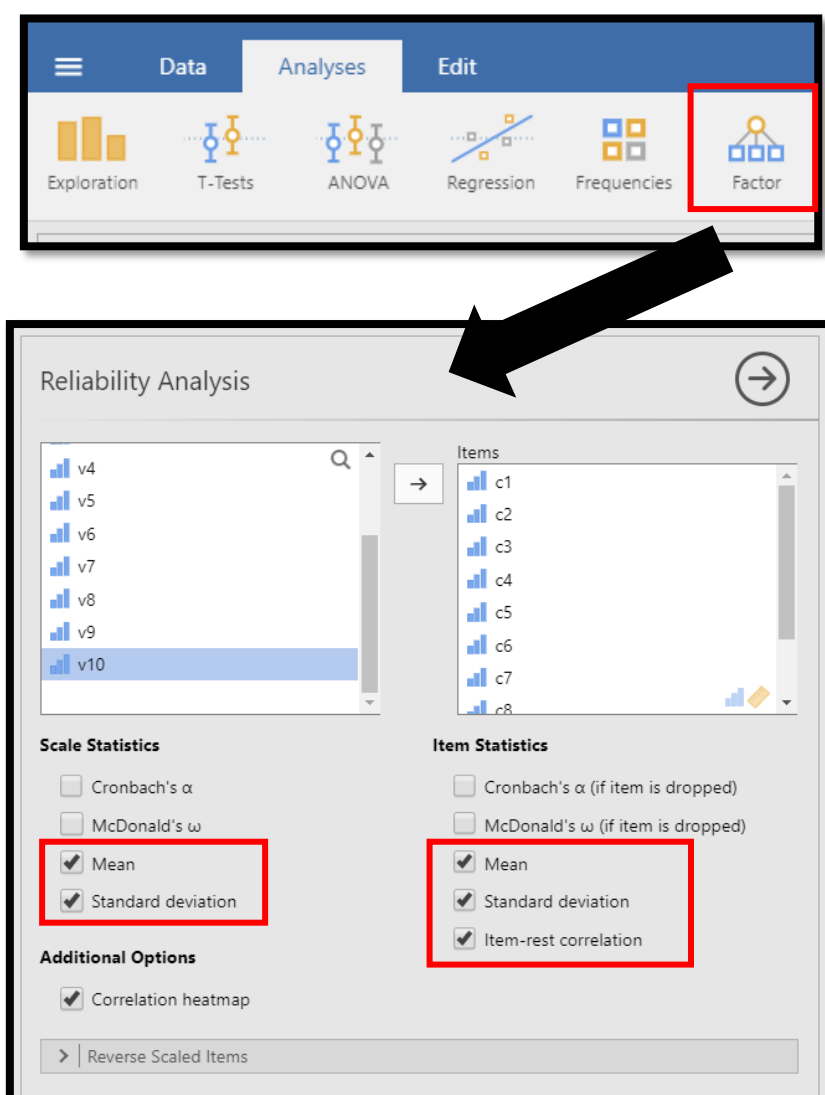
A partir de estos resultados, debemos depurar el test inicial (10 ítems) eliminando los ítems cuyos valores de la correlación ítem-resto del test no sean adecuados, es decir negativos o más próximos a cero. Siempre que tengamos una correlación ítem-resto del test negativa debemos comprobar que no ha habido un error en la cuantificación del ítem, es decir que no se ha indicado como correcta una opción incorrecta. Si descubrimos que hemos cometido este error será necesario recodificar dicho ítem y repetir todos los análisis referidos a él. Para la selección de ítems también se tendrá en cuenta su contribución a la consistencia interna.

2.5. Cálculo de los índices de discriminación: Correlación ítem – test corregida.

Para el cálculo de la correlación ítem – test corregida tenemos dos opciones principales. Por un lado, podemos calcular cual es la puntuación del test corregida para cada ítem utilizando el menú **Data -> Compute**. Sin embargo, podemos obtener esta misma información utilizando el módulo de Jamovi para cálculos de Psicometría.

Para acceder al mismo, tenemos que ir a **Anaylsis -> Factor-→ Reliability Analysis** (Tabla 16). Seleccionamos las puntuaciones en diez ítems (nótese que las variables a seleccionar son *c1 a c10*) y quedará la ventana como muestra la Tabla 16. En este caso **no** se debe incluir la variable calculada de las puntuaciones totales en el test, únicamente las de los ítems.

Tabla 16. Menú de Análisis de Fiabilidad de Jamovi.



Para obtener la información relativa al índice de correlación ítem-test corregida vamos a ir a **“Item Statistics”** -y vamos a seleccionar *media*, *desviación típica* y *item-retest correlation*. Además, podemos ir a **Scale Statistics** y calcular la media y la desviación típica de la escala. De este modo obtendremos la información descriptiva para los ítems, para las puntuaciones en el test y la correlación ítem-resto del test.

En este caso, las tres primeras columnas nos informan de cuál sería la media, la desviación típica y la correlación ítem-resto del test (corregida) con puntuaciones del test si cada uno de los ítems se hubiera eliminado. Con esa información, podemos comenzar a entender si debemos descartar alguno de los ítems de nuestra escala (Tabla 17).

Tabla 17. Media, desviación típica para la escala y los ítems y correlación ítem-test corregida para los ítems

Reliability Analysis			
Scale Reliability Statistics			
	mean	sd	
scale	0.624	0.203	
[8]			
Item Reliability Statistics			
	mean	sd	item-rest correlation
c1	0.891	0.312	0.146
c2	0.800	0.400	0.340
c3	0.538	0.499	0.225
c4	0.794	0.405	0.265
c5	0.318	0.466	0.220
c6	0.335	0.472	0.335
c7	0.620	0.486	0.277
c8	0.569	0.495	0.323
c9	0.844	0.363	0.226
c10	0.536	0.499	0.249

2.7. Inspección detallada de las opciones de un ítem.

Se ha de hacer un análisis exhaustivo de un ítem que haya mostrado mal comportamiento. En este caso, el ítem 1 ha demostrado tener la correlación ítem test corregida más baja de toda la escala ($r_{jx} = 0,146$). Vamos a analizar qué ocurre con sus opciones de respuesta en detalle. Por un lado, debe informarse de los porcentajes de elección de las opciones (Apartado 2.1.). Por otro lado, es correcto

obtener las correlaciones ítem-test corregidas. Primero, necesitamos obtener las puntuaciones corregidas en el test para el ítem 1. Es decir, debemos obtener las puntuaciones en el test excluyendo a este ítem. Para ello, creamos la nueva variable *total1m*, que refleja la suma de las puntuaciones de c2 hasta c10. Para ello, podemos usar el menú “**Data -> Compute**”, cómo habíamos visto anteriormente.

Adicionalmente, a partir de la variable *v1*, creamos las nuevas variables *c1_1*, *c1_2*, *c1_3*, *c1_4* y *c1_9*, tantas como opciones tenga el ítem más la omisión. En cada variable, tendremos un 1 cuando se haya elegido la correspondiente opción y 0, si no se ha elegido. La Tabla 18 muestra los valores que producirían en las nuevas cuatro variables cada uno de los posibles valores de *v1*.

Tabla 18. Generación de las variables necesarias para el estudio exhaustivo del ítem5.

v1	c1_1	c1_2	c1_3	c1_4	c1_9
1	1	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0
3	0	0	1	0	0
4	0	0	0	1	0
9	0	0	0	0	1

Para obtener con Jamovi estas cuatro variables hay que proceder como se ha visto antes. Para obtener *c1_1*, se selecciona el menú “**Data → Transform**” y se selecciona la variable *v1*. Se da un nombre a la nueva variable, por ejemplo, *c1_1*. Creamos una transformación que indique si la persona ha elegido la opción 1, y 0 si ha elegido cualquiera de las otras alternativas. En + **Add recode condition**, el **valor 1** de *v1* se recodifica como 1, y **todos los demás como 0**. De manera similar se obtienen las otras cuatro variables *c1_2*, *c1_3*, *c1_4* y *c1_9*.

A continuación, obtendremos la correlación de cada una de estas nuevas variables con *total1m*, que es la puntuación en el test cuando se excluye la aportación del ítem que estamos analizando exhaustivamente. Para calcular esta puntuación total corregida, usaremos el mismo procedimiento de **Data → Compute** que vimos en el apartado 2.3, pero excluyendo la puntuación del ítem en cuestión.

En nuestra muestra, se llega a la matriz de correlaciones siguiente (Tabla 19):

Tabla 19. Análisis exhaustivo del ítem 1

Correlation Matrix							
Correlation Matrix		c1_1	c1_2	c1_3	c1_4	c1_9	totalm
c1_1	Pearson's r	—					
	p-value	—					
c1_2	Pearson's r	-0.023	—				
	p-value	0.464	—				
c1_3	Pearson's r	-0.302 ***	-0.628 ***	—			
	p-value	< .001	< .001	—			
c1_4	Pearson's r	-0.015	-0.032	-0.419 ***	—		
	p-value	0.626	0.310	< .001	—		
c1_9	Pearson's r	-0.019	-0.039	-0.511 ***	-0.026	—	
	p-value	0.551	0.215	< .001	0.408	—	
totalm	Pearson's r	-0.039	-0.064 *	0.146 ***	0.002	-0.165 ***	—
	p-value	0.223	0.043	< .001	0.949	< .001	—

Note. * p < .05, ** p < .01, *** p < .001

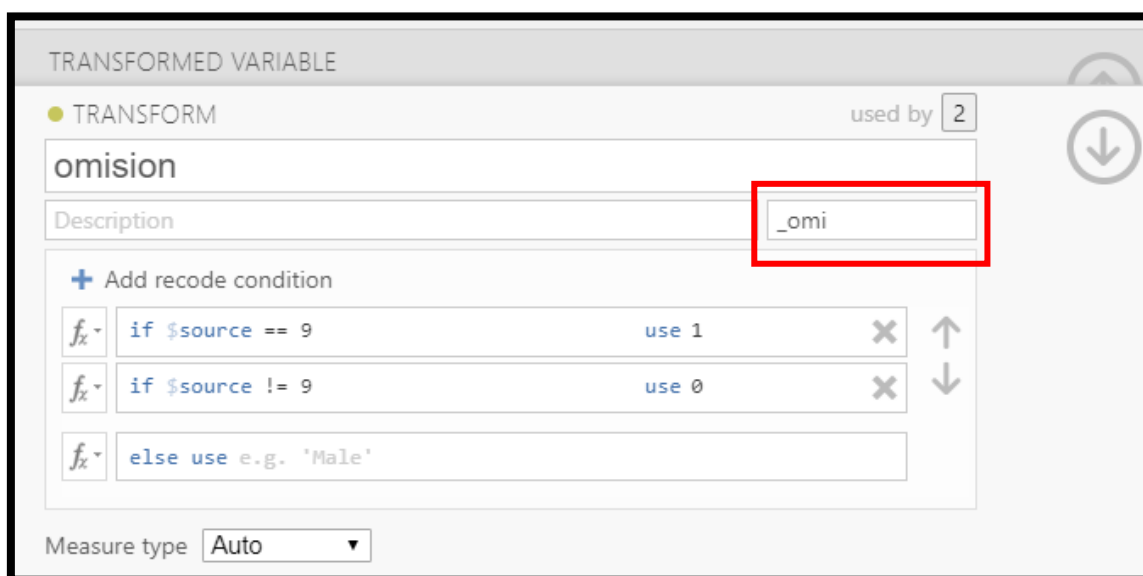
Dado que en el ítem 1 la opción considerada correcta es la 3, la correlación entre *c1_3* y *totalm* es su índice de discriminación **correlación ítem-resto del test**. En este caso, este índice de discriminación es positivo ($r_{jx}^c = 0,145$). Esto nos indica un buen funcionamiento de esta opción de respuesta, ya que personas que contesten a dicha opción tendrán mayores puntuaciones en el test. Es destacable que el resto de las opciones mantienen correlaciones nulas o negativas con las puntuaciones corregidas en el test, por lo que cabría comprobar la idoneidad de dichas alternativas. Asimismo, comprobamos que las personas que tienden a omitir una respuesta son aquellas que obtienen menores puntuaciones en la puntuación corregida del test.

2.6. Cálculo de las puntuaciones en el test corregidas.

En el apartado 2.3 se calcularon las puntuaciones directas o número de aciertos de las personas en el test de 10 ítems (*total*). Para calcular la puntuación corregida debemos crear una nueva variable, **omi**, que contabilice el número de omisiones de cada persona en los 10 ítems. Para contar cuantos “9” tiene cada sujeto se sigue el siguiente procedimiento: a) calculo las omisiones para cada variable; b) sumo las omisiones totales al test.

Para realizar el primer paso, vamos al menú “**Data -> Transform**”, reutilizando la transformación que indica un 1 si el valor es igual a 9, o 0 si el valor es cualquier otro. Utilizaremos esta transformación para crear 10 variables que recojan el número de omisiones que hemos observado (*v1_omi* a *v10_omi*; Tabla 21). Para facilitar el trabajo, usaremos la opción **suffix** para modificar automáticamente el nombre de las variables.

Tabla 20. Menú de Contar apariciones de casos en variables.



TRANSFORMED VARIABLE

● TRANSFORM used by 2

omision

Description _omi

+ Add recode condition

f_x	if \$source == 9	use 1	×	↑
f_x	if \$source != 9	use 0	×	↓
f_x	else use e.g. 'Male'			

Measure type Auto ▼

Por último, crearemos una variable que sume todas las variables que contienen las omisiones, de tal modo que refleje el total de omisiones para cada sujeto. Para ello, iremos a **Data → Compute** y crearemos la variable **omi** sumando las variables **v1_omi** a **v10_omi**.

Ahora podemos calcular el número de errores. Se selecciona el menú “**Data → Compute**”. En Variable de destino escribimos **err** y en Expresión numérica escribimos **10 - total - omi**. Es decir, el número de errores de una persona se calcula restando al número de ítems (10) el número de aciertos y el número de omisiones que ha tenido. Pulse *Aceptar* y se creará la nueva variable **err**. En este sentido, obtendremos el siguiente cuadro de diálogo (Tabla 23):

Tabla 23. Cuadro de diálogo *Transformar -> Calcular*



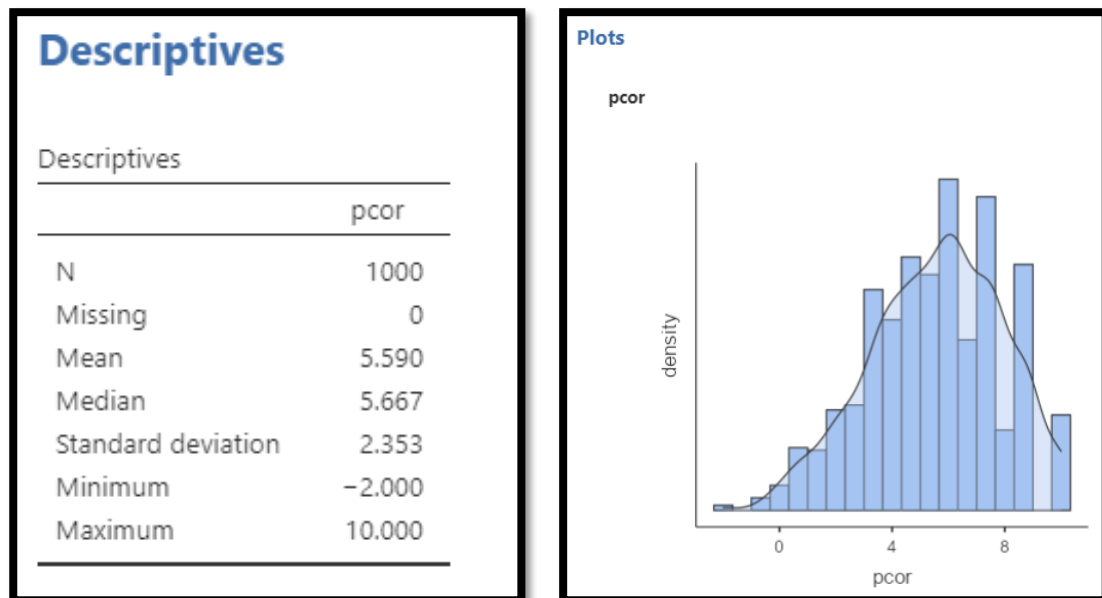
COMPUTED VARIABLE

Variable de destino: **err**

Expresión numérica: **= 10 - Total - omi**

Como todos recordamos, la fórmula correctora a aplicar es igual a $\frac{E}{(K-1)}$. Una vez que hemos calculado el número de errores, podemos volver a utilizar el menú “**Data -> Compute**”. en **Variable de destino** escribimos **pcor** y en **formula** escribimos **total - $\frac{err}{3}$** . Es decir, la puntuación corregida se calcula restando al número de aciertos (**total**) el número de errores dividido por el número de opciones de los ítems menos 1. Una vez obtenida la variable **pcor**, podemos obtener la información descriptiva cómo hicimos para las puntuaciones totales (Figura 4).

Figura 4. Histograma de las puntuaciones corregidas y curva normal superpuesta





GRADO EN PSICOLOGÍA

PSICOMETRÍA

FIABILIDAD Y VALIDEZ: RENDIMIENTO TÍPICO I

Actualizado: junio 2021

EDUARDO GARCÍA GARZON

1: INTRODUCCIÓN A LA BASE DE DATOS

1.1. Introducción

En esta práctica vamos a analizar una base de datos que contiene las respuestas de 250 sujetos a una serie de test. En esta práctica vamos a centrarnos en el análisis de una serie de ítems de rendimiento típico, analizando la fiabilidad de las puntuaciones del test y las evidencias de validez pertinentes. En esta práctica no analizaremos *las evidencias de validez referidas a la estructura interna*. Las mismas vienen referidas en la tercera guía de Jamovi de la asignatura.

Los test definidos en esta base de datos son los siguientes:

1. **Brief Multidimensional Life Satisfaction Scale:** Escala Breve de Satisfacción Vital Multidimensional. Escala de 12 ítems que mide doce áreas diferentes de satisfacción vital. Cada ítem está medido en escala 1-7. Se tienen las respuestas de los sujetos en el momento de recogida de datos original y a los seis meses después de la recogida de los datos.
2. **The Energy/Activation Scale:** Escala de Energía/Activación física breve de 5 ítem. Esta escala evalúa el actual estado físico subjetivo de cada uno de los sujetos. Cada ítem está medido en escala 1-7.
3. **The Scale of Positive and Negative Experiences (SPANE), subescala positiva:** 6 ítems que miden experiencias positivas del test SPANE. Cada ítem está medido en escala 1-7.
4. **Puntuaciones en Autonomía y Sentimientos Negativos.** Puntuaciones sumadas provenientes de las escalas ACS-30 y la subescala negativa del SPANE.

1.2. Plan de Análisis

Importante

Para realizar esta práctica correctamente es necesario actualizar Jamovi a la versión 1.8.0

La primera parte de la práctica vamos a analizar diferentes aspectos de la **fiabilidad** de las puntuaciones del test BMLSS:

1. Estadísticos de fiabilidad para las puntuaciones totales en la escala medida con los estadísticos α de Cronbach y el estadístico ω de McDonald.
2. Análisis de dificultad y varianza para cada uno de los ítems de la escala.
3. Análisis de resultados del α de Cronbach y el estadístico ω de McDonald si se considera eliminar cada uno de los ítems.
4. Análisis de fiabilidad por otros métodos: **método de las dos mitades y método de fiabilidad test-retest.**

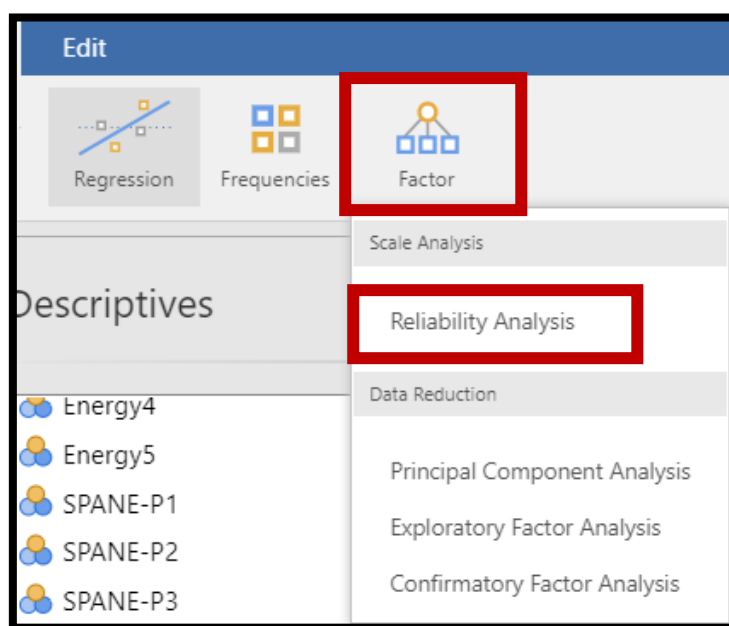
La segunda parte de la práctica vamos a centrarnos en analizar evidencias de **validez** en relación de las puntuaciones de un test y un criterio.

5. Vamos a calcular el coeficiente de validez entre las puntuaciones del test y las puntuaciones de un criterio (puntuaciones en la subescala de experiencias positivas del test SPANE)
6. Vamos a analizar **la validez incremental** de las puntuaciones del BMLSSS cuando intentamos predecir la subescala positiva del test SPANE una vez considerada la influencia de las puntuaciones del test de Energía.
7. Por último, vamos a analizar **la validez congruente y discriminante** cuando consideramos las relaciones con las puntuaciones de Autonomía y la subescala de sentimientos negativos del SPANE.

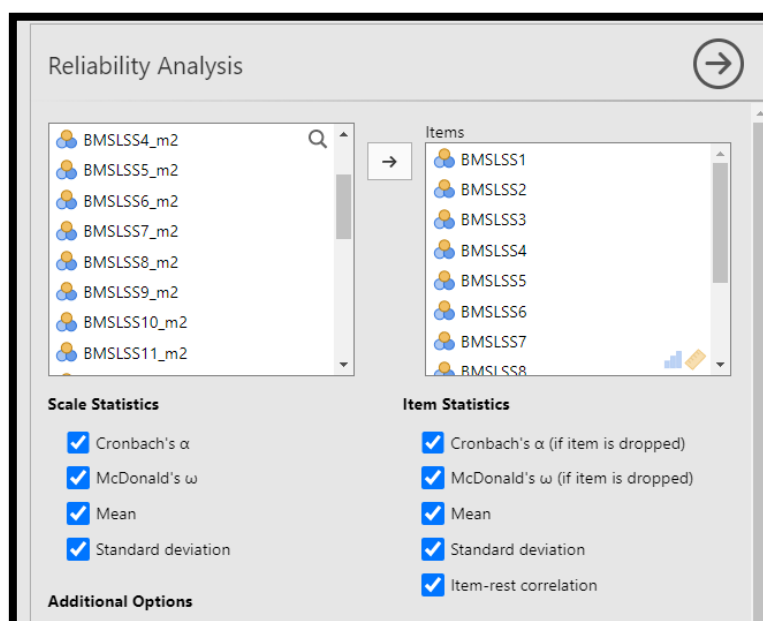
1: Fiabilidad

1.1. Análisis de la fiabilidad de las puntuaciones de la escala

La mayoría de los análisis que vamos a utilizar para analizar la fiabilidad de la escala van a encontrarse dentro del menú **factor** de Jamovi. Dentro del menú **factor**, vamos a centrarnos en el submenú **Reliability Analysis**.



Dentro del menú de análisis tenemos varias opciones que nos van a ser de utilidad para responder a las preguntas que nos interesa responder. Primero vamos a analizar **los estadísticos descriptivos y fiabilidad** de las puntuaciones de la escala, añadiendo las variables BMLSS1-BMLSS12 al cuadro de *Items*.

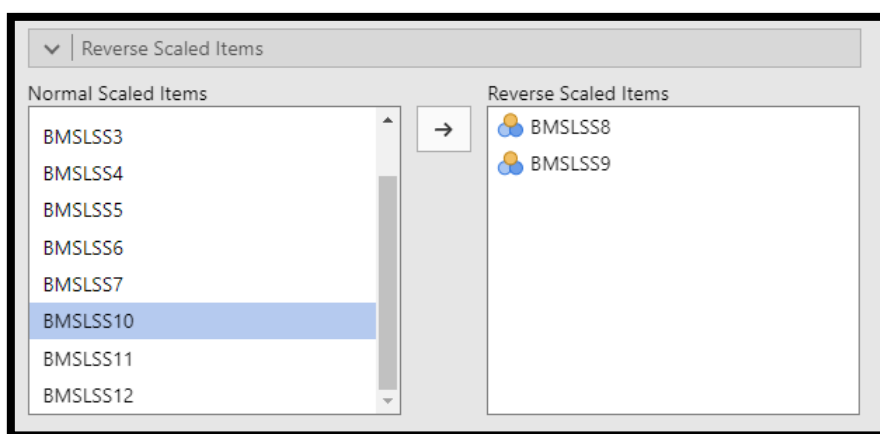


Una vez hayamos añadido las variables correspondientes, podemos solicitar los estadísticos de media, desviación típica, el α de Cronbach y el estadístico ω de McDonald para las puntuaciones de la escala.

Reliability Analysis				
Scale Reliability Statistics				
	mean	sd	Cronbach's α	McDonald's ω
scale	4.412	0.692	0.510	0.620
Note. items 'BMSLSS8' and 'BMSLSS9' correlate negatively with the total scale and probably should be reversed				
[3]				

En este caso hemos observado una media de 4.645, una desviación típica de 0.925. Esto nos indica que la mayoría de las personas tienen un bienestar por encima de la media esperada de la escala (3,5). Por otra parte, los estadísticos α de Cronbach y el estadístico ω de McDonald indican que, según los criterios de la EFPA, no hemos observado una fiabilidad adecuada en la escala.

En este caso particular, Jamovi nos avisa que existen dos ítems que podemos considerar cuantificar de una manera alternativa. En este caso particular, estos ítems son dos ítems que tenemos que **recodificar**, ya que son ítems inversos que nos hemos cuantificado correctamente previamente. Para recodificar estos ítems, podemos utilizar la función **crear variable calculada** y utilizar la fórmula matemática $(K+1) - X_i$ donde K es el número de categorías de la variable. Sin embargo, podemos recodificar estos ítems utilizando el menú de fiabilidad de Jamovi.



Tras recodificar estos dos ítems, podemos observar el cálculo correcto de los estadísticos para las puntuaciones totales de la escala:

Reliability Analysis				
Scale Reliability Statistics				
	mean	sd	Cronbach's α	McDonald's ω
scale	4.646	0.925	0.765	0.774

[3]

En este caso, observamos como cambian la media y la desviación típica de las puntuaciones. Además, observamos que tras recodificar estos dos ítems, los estadísticos α de Cronbach y el estadístico ω de McDonald indican que, según los criterios de la EFPA, hemos observado una fiabilidad adecuada en la escala. Hay que tener en cuenta que esta fiabilidad tiene que interpretarse en consideración con la longitud de la escala (que en este caso es de 12 ítems).

1.2. Análisis de la fiabilidad de las puntuaciones de cada ítem

Si hemos seleccionado el cálculo de los **estadísticos de ítems (Item Statistics)**, obtendremos la media, desviación típica, correlación ítem-retest (correlación ítem-test corregida) y los índices de fiabilidad si se elimina cada uno de los ítems.

	mean	sd	item-rest correlation	if item dropped	
				Cronbach's α	McDonald's ω
BMSLSS1	4.660	1.797	0.338	0.756	0.767
BMSLSS2	4.432	1.967	0.378	0.752	0.765
BMSLSS3	4.884	1.693	0.430	0.746	0.758
BMSLSS4	4.304	1.784	0.429	0.746	0.757
BMSLSS5	5.152	1.752	0.409	0.748	0.757
BMSLSS6	4.408	1.395	0.469	0.744	0.747
BMSLSS7	4.660	1.775	0.336	0.756	0.767
BMSLSS8 *	5.500	2.013	0.378	0.753	0.765
BMSLSS9 *	3.900	1.731	0.392	0.750	0.761
BMSLSS10	4.304	1.791	0.404	0.749	0.759
BMSLSS11	5.140	1.761	0.420	0.747	0.756
BMSLSS12	4.404	1.448	0.478	0.743	0.746

* reverse scaled item

En este caso, observamos que el ítem con el que las participantes mostraron un mayor nivel de acuerdo fue el ítem BMLSS8, y el ítem con un menor nivel de acuerdo fue el ítem BMLSS9. El ítem con una mayor varianza fue el ítem BMLSS9, y el ítem con una menor variabilidad fue el ítem BMLSS6. Hay que recordar que Jamovi nos devuelve la desviación típica de las puntuaciones de cada ítem, no la varianza.

Por otra parte, vemos que el ítem con un mejor índice de discriminación fue el ítem BMLSS12, y el ítem con un peor índice de discriminación el ítem BMLSS7. Ninguno de los ítems mostraba una **correlación ítem-test corregida menor a 0.30**, por lo que no consideramos eliminar ninguno de ellos. Respecto a los índices de fiabilidad si eliminamos los ítems, **no observamos que eliminar ninguno de ellos mejoraría la fiabilidad de la escala** (ni medida por los estadísticos α de Cronbach y el estadístico ω de McDonald), por lo que consideraríamos mantener la escala con sus 12 ítems originales. En ambos casos, el ítem BMLSS12 parece ser el ítem de mayor calidad.

1.3. Análisis de la fiabilidad por el método de dos mitades

Para poder calcular la fiabilidad por el **método de dos mitades**, es necesario que obtengamos las puntuaciones correspondientes a cada mitad del test. En este caso, vamos a seguir un esquema de división por ítems pares e impares. Para ello, calcularemos dos nuevas variables, sumando las puntuaciones de ítems pares e impares. Antes de ello, es necesario que **recodifiquemos** las puntuaciones de los ítems 8 y 9, ya que eran ítems inversos. Para ello, podemos aplicar utilizar la opción de **Calcular Variable** y aplicar la fórmula antes indicada (donde 8 indica el número de categorías totales +1):

COMPUTED VARIABLE

BMSLSS8_rev

Description

Formula

$f_x = 8 - \text{BMSLSS8}$

↑

>

Después de aplicar la misma corrección al ítem 9, podemos calcular la suma de puntuaciones totales para los ítems pares e impares.

COMPUTED VARIABLE

pares

Description

Formula

$f_x = \text{BMSLSS2} + \text{BMSLSS4} + \text{BMSLSS6} + \text{BMSLSS8_rev} + \text{BMSLSS10} + \text{BMSLSS12}$

↑

>

COMPUTED VARIABLE

impares

Description

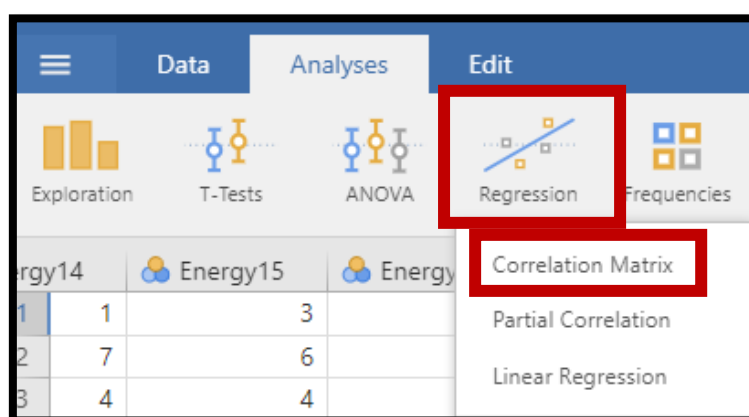
Formula

$$f_x = \text{BMSLSS1} + \text{BMSLSS3} + \text{BMSLSS5} + \text{BMSLSS7} + \text{BMSLSS9_rev} + \text{BMSLSS11}$$

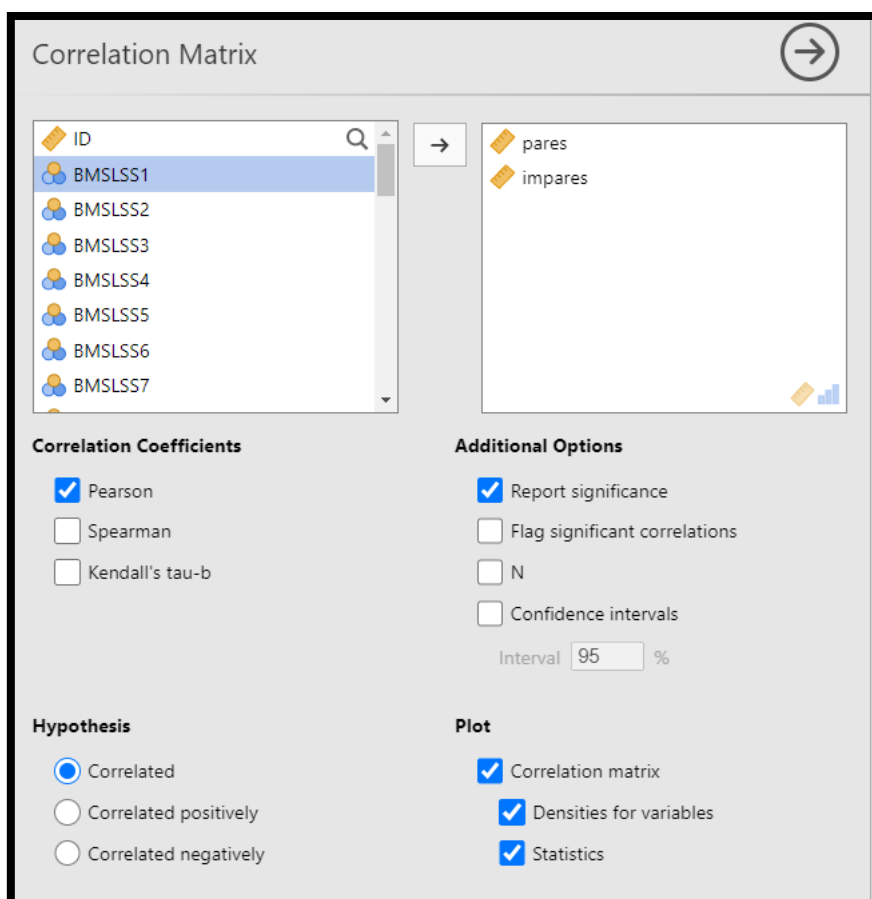
↑

>

Una vez calculadas estas puntuaciones, podemos obtener la **fiabilidad** de cada una de las partes del test calculando la correlación entre estas puntuaciones. Para ello, vamos a utilizar el menú **Regression >> Correlation matrix**.



Dentro de este menú, vamos a introducir las puntuaciones calculadas dentro del menú de variables, dejando el resto de las opciones que nos marca por defecto Jamovi. Es útil obtener en este caso una visualización adecuada de la relación entre las puntuaciones de los ítems pares e impares.



Correlation Matrix

Variables: ID, BMSLSS1, BMSLSS2, BMSLSS3, BMSLSS4, BMSLSS5, BMSLSS6, BMSLSS7

Correlation Coefficients:

- ☒ Pearson
- ☐ Spearman
- ☐ Kendall's tau-b

Additional Options:

- ☒ Report significance
- ☐ Flag significant correlations
- ☐ N
- ☐ Confidence intervals
- Interval: 95 %

Hypothesis:

- ☒ Correlated
- ☐ Correlated positively
- ☐ Correlated negatively

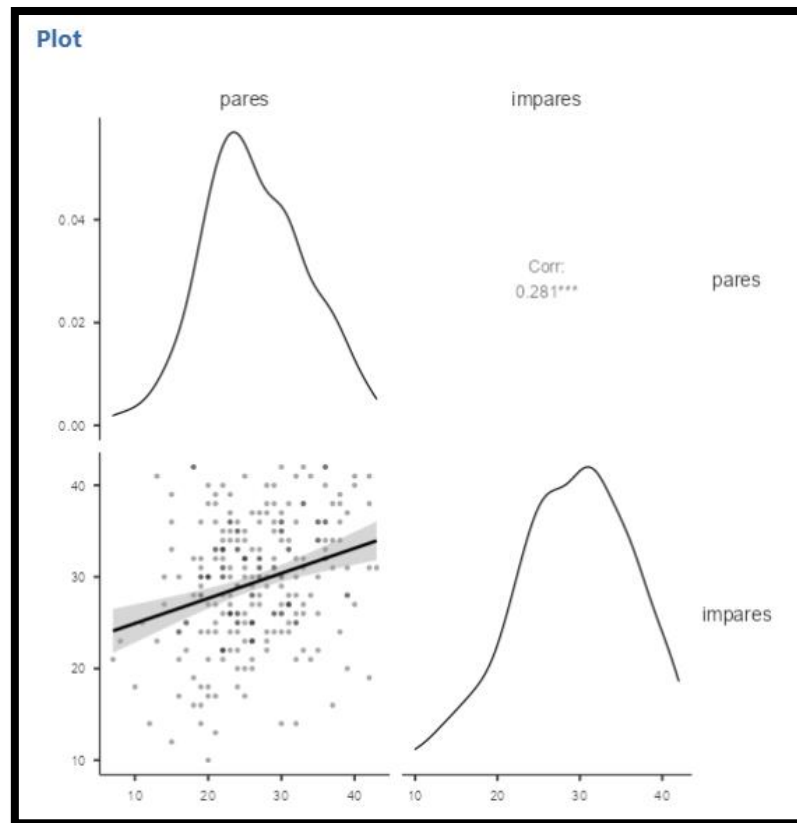
Plot:

- ☒ Correlation matrix
- ☒ Densities for variables
- ☒ Statistics

En este caso podemos observar que el resultado nos indica que la correlación entre ambas partes del test es positiva y significativa, pero de pequeña magnitud ($r_{xx} = 0,281$). Esta correlación nos indica la fiabilidad de cada una de las dos partes del test. Para conocer la fiabilidad de las puntuaciones totales del test, tenemos que aplicar la **fórmula de la profecía de Spearman-Brown**:

$$r_{pxx} = \frac{2 * r_{xx}}{1 + r_{xx}} = 0,438$$

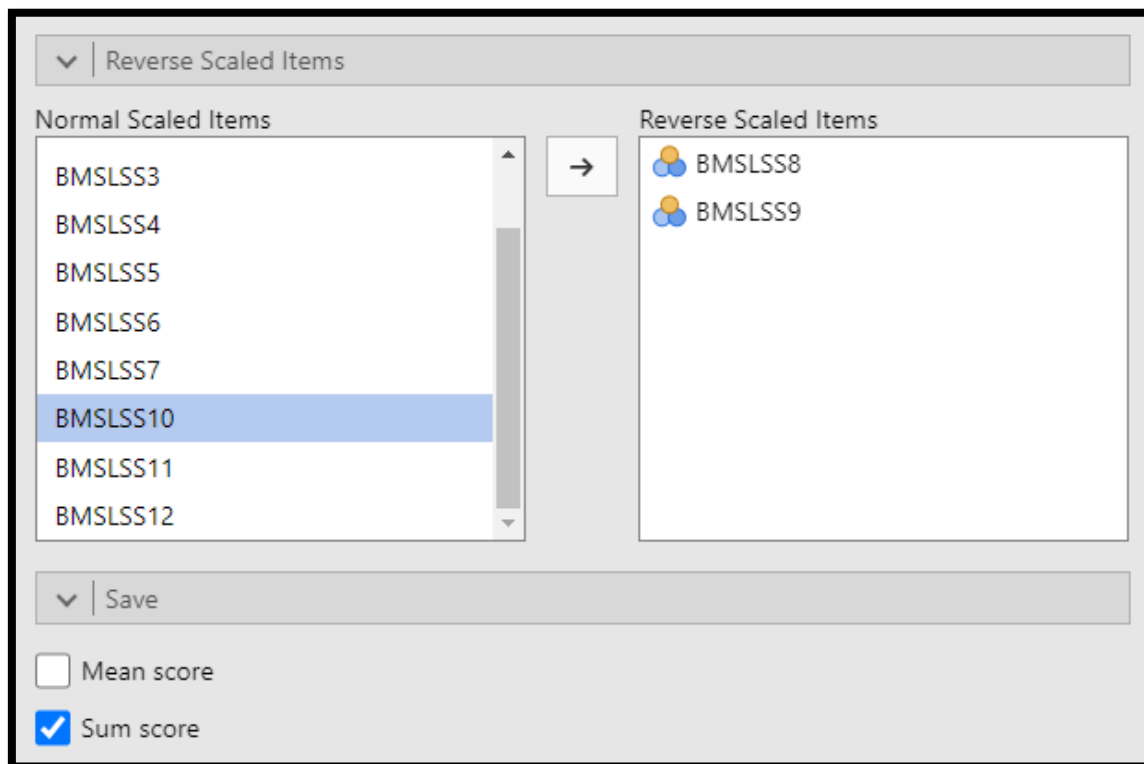
En este caso, concluiríamos que la fiabilidad de las puntuaciones totales de la escala medida por el método de dos mitades es **no adecuada**. Sin embargo, es importante recordar que esta aproximación a la fiabilidad es bastante limitada y tiende a no darnos un cálculo adecuado, ya que depende de la manera en la que nosotros hayamos decidido dividir el test.



1.4. Análisis de la fiabilidad por el método de test-retes

Para poder aproximar la **fiabilidad utilizando el método del test-retest** (también llamada *estabilidad o consistencia temporal*), es necesario haber medido a las mismas personas en los mismos ítems en, al menos, dos ocasiones. Para poder realizar su cálculo es necesario obtener las puntuaciones totales de la escala en ambas ocasiones. Para ello, podemos utilizar la función **Calcular variable** y sumar los ítems correspondientes en cada momento, o utilizar el menú de **Factor >> Reliability Analysis**.

Para obtener las puntuaciones sumadas de la escala BMSLSS en el primer momento, nos basta con indicar los ítems en el menú de *ítems*, recodificar los ítems necesarios, y abrir el menú **Sum Scores**. En este momento podemos pedir a Jamovi que nos calcule la puntuación sumada en la escala o la puntuación media. En el momento que hacemos click, se nos calculará una nueva variable con los ítems recodificados como le hemos indicado en el menú anterior.




Es conveniente revisar que Jamovi ha realizado la suma correctamente y darle un nombre que nos permita identificar rápidamente dicha variable.

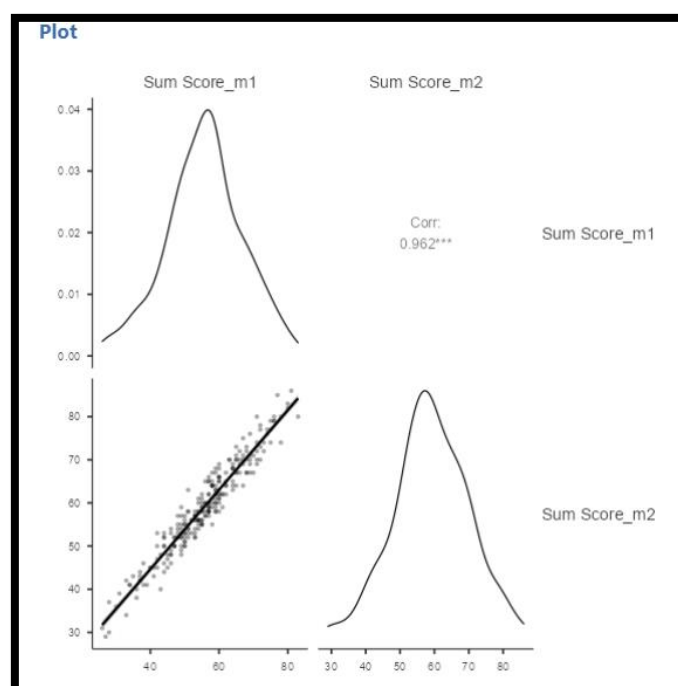
OUTPUT VARIABLE

Sum Score_m1

Sum score based on the variables 'BMSLSS1', 'BMSLSS2', 'BMSLSS3', 'BMSLSS4', 'BMSLSS5', 'BMSLSS6', 'BMSLSS7', 'BMSLSS8 (reversed)', 'BMSLSS9 (reversed)', 'BMSLSS10', 'BMSLSS11', and 'BMSLSS12'



Si abrimos un nuevo menú de **Analysis >>Factor >> Reliability Analysis**, podemos realizar el mismo proceso para las puntuaciones en el momento 2. Es importante que no sustituyamos las variables del análisis anterior, ya que la variable calculada se actualizaría y perderíamos las puntuaciones sumadas para el momento 1. Es necesario realizar dos veces el proceso. Una vez hayamos obtenido ambas puntuaciones, podemos calcular la fiabilidad test-retest como la correlación entre las puntuaciones en el test en ambos momentos. En este caso podemos observar que la consistencia temporal de las puntuaciones es muy alta ($r_{xx} = 0,962$).



En última instancia, podemos calcular la estabilidad temporal para las puntuaciones de cada uno de los ítems. Para ello, necesitamos calcular la correlación entre cada uno de los pares de ítems. Es recomendado hacer este cálculo ítem a ítem, ya que la tabla de correlaciones correspondiente es normalmente de un tamaño excesivo para su correcta interpretación. Por ejemplo, las puntuaciones del ítem 1 muestran una buena estabilidad temporal entre los dos momentos analizados.

Correlation Matrix			
		BMSLSS1	BMSLSS1_m2
BMSLSS1	Pearson's r	—	
	p-value	—	
BMSLSS1_m2	Pearson's r	0.877	—
	p-value	< .001	—

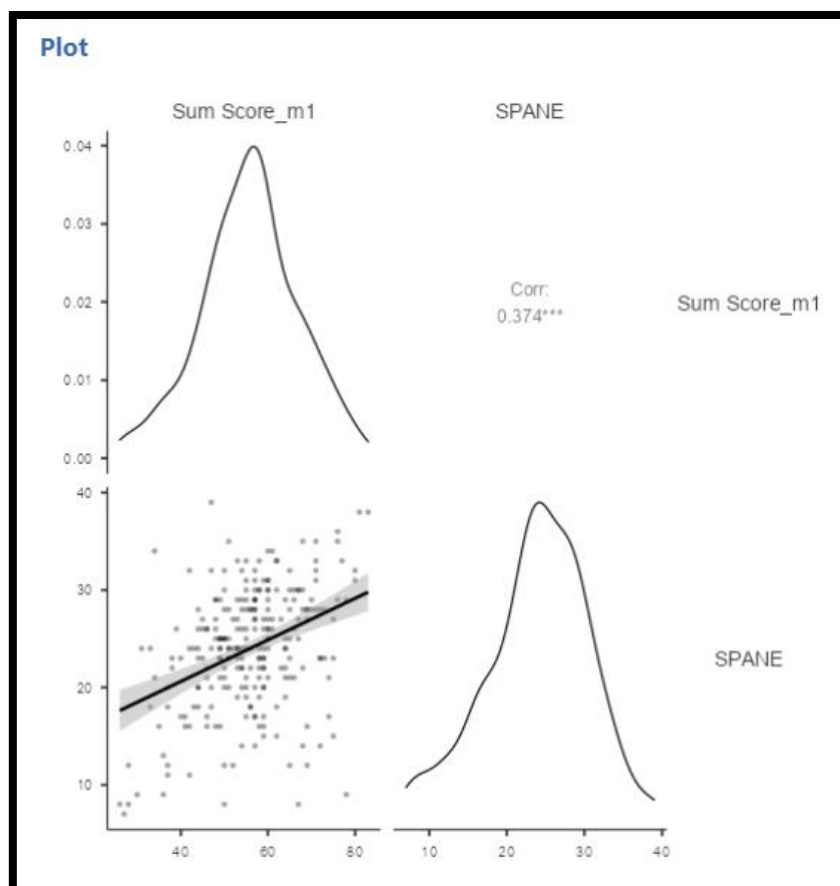
Por último, podríamos obtener el efecto de eliminar cada ítem sobre la fiabilidad test-retest. Para ello, tendríamos que calcular la puntuación sumada en el momento 1 y momento 2 **sin considerar** cada uno de los ítems, y ver como cambia dicho índice de fiabilidad. Este proceso tendría que repetirse para cada uno de los pares de ítems que componen la escala. Para facilitar el proceso, podemos volver al cálculo de la puntuación sumada en cada momento utilizando el menú de **Reliability Analysis**, eliminar el ítem correspondiente del menú de *ítem* y quitar la selección y seleccionar el que nos calcule la puntuación sumada para que se actualice dicho cálculo. Si calculamos la fiabilidad test-retest sin considerar el ítem 1, observamos que la misma disminuye una centésima. Esto nos indica que no deberíamos considerar eliminar dicho ítem.

Correlation Matrix			
		Sum Score_m1	Sum Score_m2
Sum Score_m1	Pearson's r	—	
	p-value	—	
Sum Score_m2	Pearson's r	0.961	—
	p-value	< .001	—

2: Evidencias de Validez

2.1. Análisis del índice o coeficiente de validez.

El índice o coeficiente de validez se define como la correlación entre las puntuaciones en el test y las puntuaciones en un criterio. En este caso, vamos a utilizar como criterio las puntuaciones en la subescala de emociones positivas del SPANE. Lo primero que necesitamos calcular para obtener el índice de validez es obtener la puntuación sumada para los ítems que conforman el criterio. Podemos utilizar el menú de **Analysis >> Factor >> Reliability Analysis** para obtener las puntuaciones totales en esta escala como hicimos previamente con las puntuaciones de nuestro test. Vamos a guardar dichas puntuaciones en una variable llamada **SPANE**. El índice de validez lo obtendríamos calculando la correlación entre las puntuaciones sumadas de nuestro test y la variable SPANE.



Es importante recordar que la correlación observada $r_{xy} = 0,374$ es la **correlación atenuada** entre las puntuaciones verdaderas de la subescala positiva de BMSLSS y SPANE. Podríamos calcular la correlación desatenuada utilizando los índices de fiabilidad de BMSLSS (ω de McDonald = 0,774) y SPANE (ω de McDonald = 0,660).

$$r_{VXVY} = \frac{0,374}{\sqrt{0,774 * 0,660}} = 0,52$$

Por lo tanto, ha existido un **efecto de la atenuación** de $0,52 - 0,374 = 0,146$.

2.2. Análisis de validez incremental

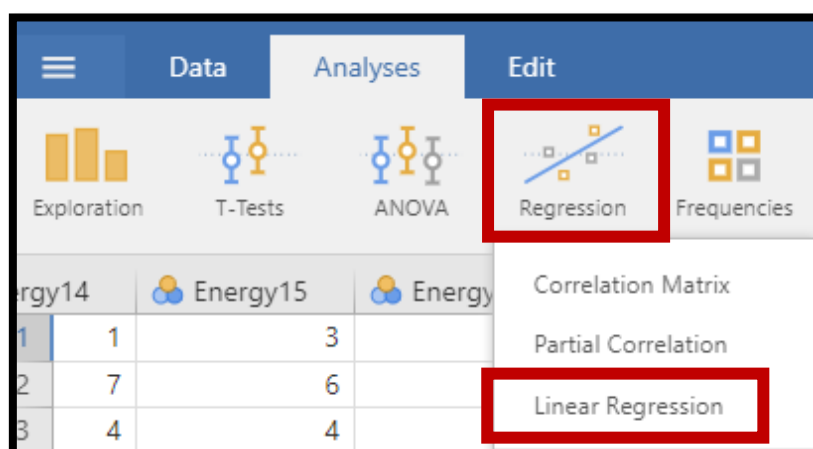
En este caso vamos a estar interesados en conocer la validez incremental de las puntuaciones de BMSLSS al predecir las puntuaciones de la escala positiva del SPANE una vez hemos considerado las puntuaciones de energía. El primer paso para realizar este análisis es calcular la puntuación en el test de **Energía/Activación**. Podemos utilizar el menú de **Analysis >> Factor >> Reliability Analysis** para obtener las puntuaciones totales en esta escala como hicimos previamente con las puntuaciones de nuestro test.

El primer paso para obtener evidencia de validez incremental es obtener los índices de validez y los **coeficientes de determinación** para cada una de las dos variables. En este caso, ya observamos un coeficiente de validez $r_{xy} = 0,374$ para BMSLSS. El coeficiente de determinación correspondiente sería $r^2_{xy} = 0,14$, lo que nos indica que las puntuaciones de bienestar predicen el 14% de la varianza de las puntuaciones de experiencias positivas.

Podemos obtener el coeficiente de validez para las puntuaciones de Energía/Activación de la misma manera (menú **Regression >> Correlation Matrix**). Observamos que la correlación entre ambas variables es igual a $r_{xy} = 0,608$, lo que nos indica un coeficiente de determinación $r^2_{xy} = 0,37$. Esto nos indica que las puntuaciones de Energía/Activación predicen el 37% de las puntuaciones de experiencias positivas.

Correlation Matrix			
		SPANE	Energy
SPANE	Pearson's r	—	
	p-value	—	
Energy	Pearson's r	0.608	—
	p-value	< .001	—

Para poder poner a prueba la validez incremental de las puntuaciones del test BMSLSS, necesitamos calcular dos modelos de regresión diferentes: a) un modelo donde predecimos las puntuaciones de emociones positivas a partir de las puntuaciones de Energía/Activación; y b) un modelo donde predecimos las puntuaciones de emociones positivas a partir de las puntuaciones de Energía/Activación **y BMSLSS**. Para calcular estos modelos, vamos a utilizar el menú de **Analysis >> Regression >> Linear Regression**.



En este menú vamos a incluir nuestra variable criterio dentro del cuadro de variable *Dependent*, y vamos a incluir la variable del primer modelo dentro del cuadro de variables *Covariates*. Si abrimos el menú **Model Builder**, veremos que la variable Energía/Activación se ha incluido en el primer bloque del análisis de regresión.

Linear Regression

Energy4

Energy5

Energy6

SPANE-P1

SPANE-P2

SPANE-P3

SPANE-P4

SPANE-P5

SPANE-P6

Autonomy

Negative Feelings

Sum Score_m1

→

→

→

Dependent Variable

SPANE

Covariates

Energy

Factors

Model Builder

Predictors

Energy

Blocks

Block 1

Energy

+ Add New Block

Los resultados del modelo de regresión confirman los resultados que vimos previamente en el análisis de correlación.

Model Fit Measures		
Model	R	R ²
1	0.608	0.370

Para añadir la variable BMSLSS en un nuevo modelo, vamos a hacer click en la opción **+ Add New Block** dentro del menú *Model Builder*. A continuación vamos a incluir la variable que recoge las puntuaciones sumadas del test BMSLSS en el cuadro de Covariates. Jamovi automáticamente incluirá la nueva variable dentro del segundo paso del análisis. Jamovi nos va a devolver los resultados de ajuste total (R^2) para el modelo 1 (incluyendo Energía/Activación) y modelo 2 (Energía/Activación + BMSLSS). Además, Jamovi nos devuelve un cuadro de comparación en ajuste, indicándonos que las puntuaciones de BMSLSS únicamente predicen un 2.6% adicional de la varianza de las puntuaciones en SPANE una vez que hemos considerado las puntuaciones de Energía/Activación. Además, nos proporciona una prueba de significación para saber si existe una diferencia significativa entre la varianza explicada entre ambos modelos.

Model Fit Measures						
Model	R	R^2				
1	0.608	0.370				
2	0.629	0.396				

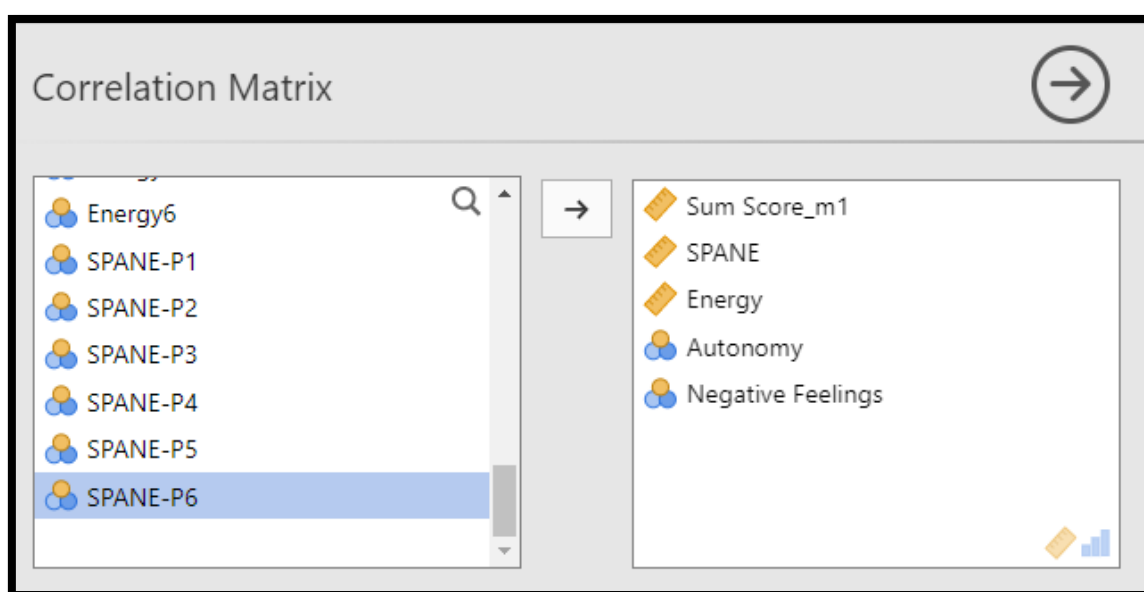
Model Comparisons						
Comparison						
Model	Model	ΔR^2	F	df1	df2	p
1	- 2	0.026	10.787	1	247	0.001

Si nos fijamos en los resultados previos, BMSLSS presentaba coeficiente de validez con SPANE de $r_{xy}=0,374$ (coeficiente de determinación correspondiente sería $r^2_{xy}=0,14$). En este caso, únicamente un 2.6% de ese 14% de varianza de SPANE predicha por BMSLSS es varianza incremental de dicho test (varianza en SPANE no predicha ya por el test de Energía/Activación¹).

¹ BMSLSS y Energía/Activación tienen una correlación igual a 0,368, lo que equivale a un coeficiente de determinación de 0,135. Si se calcula la correlación parcial entre SPANE y BMSLSS controlando por Energy se puede observar el valor exacto de la validez incremental de BMSLSS.

2.3. Análisis de validez congruente y discriminante

En este último análisis vamos a analizar la validez congruente y discriminante de las puntuaciones del test BMSLSS. Para ello, vamos a utilizar las puntuaciones ya sumadas de la subescala de emociones negativas del SPANE y Autonomía. Según la teoría previa, las puntuaciones en bienestar deberían estar positivamente correlacionadas con la subescala de emociones positivas del SPANE y la escala de Energy/Activation, negativamente con la escala de emociones negativas del SPANE y ser independientes de las puntuaciones de Autonomía.



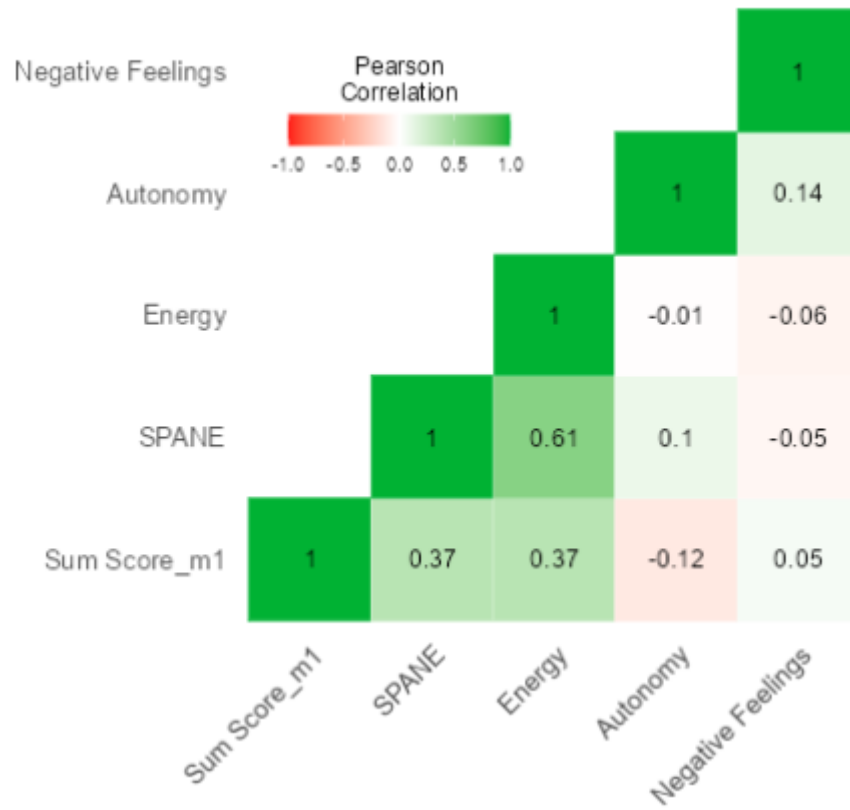
Podemos obtener las correlaciones entre todas las variables utilizando el menú **Analysis >> Regression >> Correlation Matrix**. En este caso, podemos introducir las cinco variables en el cuadro de análisis para obtener todas las correlaciones que nos interesa analizar.

Correlation Matrix						
Correlation Matrix		Sum Score_m1	SPANE	Energy	Autonomy	Negative Feelings
Sum Score_m1	Pearson's r	—				
	p-value	—				
SPANE	Pearson's r	0.374	—			
	p-value	< .001	—			
Energy	Pearson's r	0.368	0.608	—		
	p-value	< .001	< .001	—		
Autonomy	Pearson's r	-0.118	0.095	-0.014	—	
	p-value	0.063	0.133	0.822	—	
Negative Feelings	Pearson's r	0.054	-0.051	-0.062	0.137	—
	p-value	0.392	0.419	0.331	0.031	—

Podemos observar que hemos observado evidencia de **validez convergente** en el caso de las correlaciones con la subescala de emociones positivas del SPANE y la escala de Energy/Activation. Por otra parte, **no** hemos observado que la correlación negativa esperada con las puntuaciones de la subescala de emociones negativas del SPANE, indicando una falta de **validez convergente** en este caso. Por último, hemos observado que las puntuaciones de nuestro test y Autonomía tienen una correlación de magnitud baja ($r = -0,118$), por lo que hemos obtenido **evidencia de validez discriminante**.

Si queremos ayudarnos de un gráfico para interpretar las correlaciones existentes entre las variables, podemos utilizar la opción gráfica incluida en **Analysis >> Factor >> Reliability Analysis**. Dentro del menú añadimos las variables al cuadro de *Ítems* e indicamos la opción del gráfico de **Additional Options (Correlation Heatmap)**.

Correlation Heatmap





GRADO EN PSICOLOGÍA

PSICOMETRÍA

VALIDEZ II: ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

Actualizado: junio 2021

EDUARDO GARCÍA GARZON

 **Universidad
Camilo José Cela**

1: INTRODUCCIÓN A LA BASE DE DATOS

1.1. Introducción

En esta práctica vamos a analizar una base de datos que contiene las respuestas reales de 381 sujetos que respondieron a una serie de preguntas reales de bienestar ([Graeph-Buhl-Nielsen, Garcia-Garzon, Benzerga, Folke & Ruggeri, 2020](#)). Los autores originales estaban interesados en conocer las evidencias de validez interna que podían tener de 10 ítems originalmente desarrollados por [Huppert & So \(2013\)](#) para medir bienestar global. Además, en esta muestra se recogieron ítems relativos a las *cinco vías para el bienestar*, que reflejan las tendencias de los sujetos a participar en actividades tradicionalmente asociadas con un mayor bienestar. Todos los ítems fueron medidos en una escala tipo Likert de 1 a 7, donde 1 representaba (“No puedo estar más de en desacuerdo”) y 5 “No podría estar más de acuerdo”). Para el ítem de actividad física, se utilizó una escala de orden similar relativa a los días activos (1 a 7 días) de la semana.

Los ítems que se van a analizar son los siguientes:

Nombre del ítem en la base de datos	Enunciado
Competence	1. Siento una sensación de logro por lo que hago.
Emotional Stability	2. Me siento tranquilo/a y relajado/a.
Engagement	3. Me siento implicado/a en lo que hago.
Meaning	4. Siento que lo que hago en mi vida tiene valor y vale la pena.
Optimism	5. Soy optimista con respecto a mi futuro.
Positive Emotion	6. Me siento feliz.
Positive Relationship	7. Recibo ayuda y apoyo de las personas más cercanas a mí cuando lo necesito.
Resilience	8. Me recupero rápidamente de las cosas que salen mal en mi vida.
Self-esteem	9. Me siento bien conmigo mismo/a.
Vitality	10. Me siento rebosante de energía.
Autonomy	11. Tengo la sensación de poder decidir con libertad como vivir mi vida.

Learning	12. Busco oportunidades para aprender cosas nuevas.
Surroundings	13. Tomo tiempo durante mis actividades diarias para apreciar mi entorno.
Support	14. Presto ayuda y apoyo a las personas cercanas a mi cuando lo necesitan.
Socializing	15. Paso tiempo en compañía de amigos, compañeros y otras personas cercanas.
GoodThings	16. Consigo aprovechar las cosas buenas de mi vida.
Exercise	17. En una semana típica, ¿cuántos días estás activo/a durante al menos 30 minutos? Active significa hacer lo suficiente para aumentar la frecuencia respiratoria.

Según el modelo teórico original, cabría esperar una solución con 2 factores principales: uno que incluya los ítems de bienestar general (ítems 1 – 11) y otro que recogiera los ítems de las *cinco vías para el bienestar* (ítems 12-17). Sin embargo, es hay otros autores que defienden una solución de tres factores, dividiendo los ítems de bienestar en general en un factor de *funcionamiento positivo* (ítems 1-4) y otro que recoge *características positivas* (ítems 5-11). El *funcionamiento positivo* reflejaría el bienestar eudamónico, la capacidad de sentirse bien y disfrutar de las situaciones, mientras que el factor de *características positivas* reflejaría la capacidad de una persona para expresar y sentir su bienestar.

1.2. Plan de Análisis

Importante

Para realizar esta práctica correctamente es necesario actualizar Jamovi a la versión 1.8.0

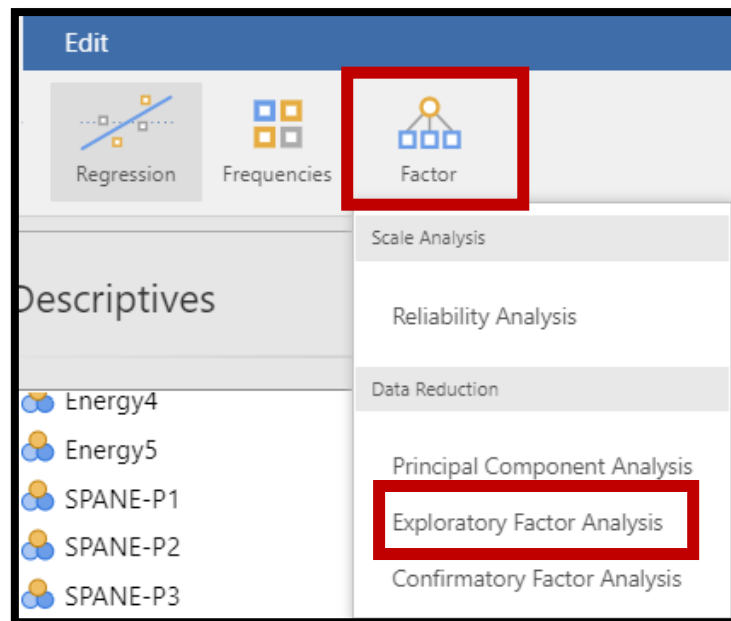
En esta práctica vamos a centrarnos en realizar todos los pasos correspondientes al análisis de las **evidencias de validez de la estructura interna** de esta escala. Para ello, realizaremos todos los pasos necesarios para llevar a cabo un **análisis factorial exploratorio**.

1. Realizaremos **la prueba de esfericidad de Bartlett y la prueba KMO** para comprobar si es factible realizar el análisis factorial exploratorio.
2. Obtendremos los **autovalores**, examinando el total de varianza explicada y la varianza explicada por cada uno de los factores iniciales.
3. Tomaremos una decisión sobre la **dimensionalidad** de la escala:
 - a. Revisaremos el **gráfico de sedimentación, la regla K-1 de Kaiser y el análisis paralelo**.
 - b. Comprobaremos si esta decisión es adecuada revisando los índices de ajuste (prueba χ^2 de bondad de ajuste, el error cuadrático medio de aproximación, el Índice de Tucker-Lewis y el criterio Bayesiano de Información).
4. Exploraremos la **comunalidad de cada ítem**.
5. Realizaremos una rotación **ortogonal y una rotación oblicua**, quedándonos con la solución más simple.
6. Interpretaremos la **matriz de pesos factoriales y la matriz de correlaciones entre factores**.
7. Analizaremos el porcentaje de varianza explicada por los factores en su conjunto.
8. Analizaremos la fiabilidad de cada una de las subescalas presentes.

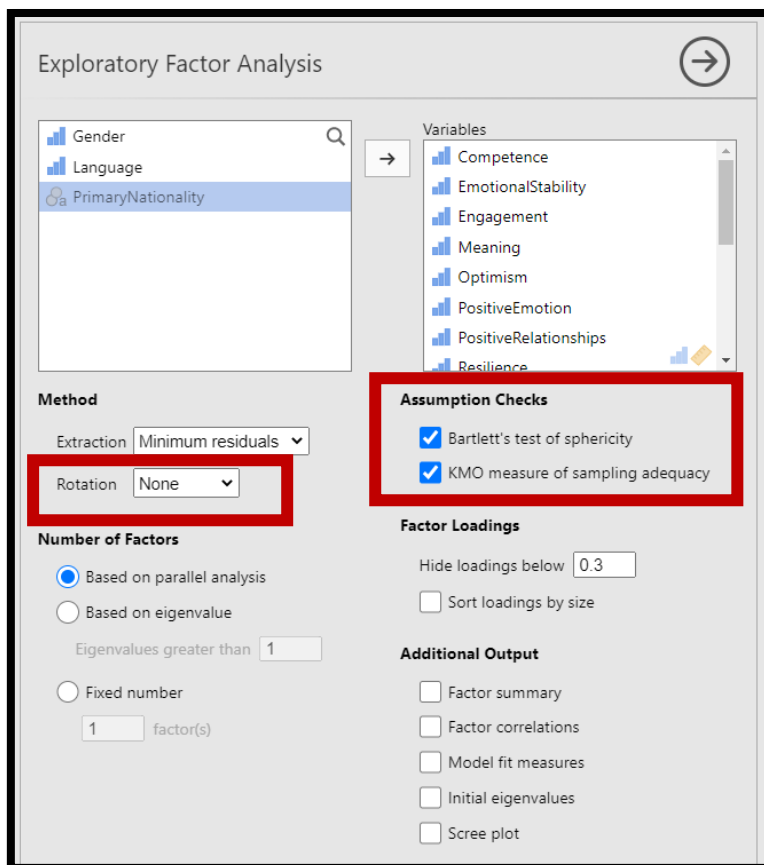
1: Análisis factorial exploratorio

1.1. Adecuación de los ítems al análisis

La mayoría de los análisis que vamos a utilizar para analizar la validez interna de esta escala van a encontrarse dentro del menú **factor** de Jamovi. Dentro del menú **factor**, vamos a centrarnos en el submenú **Exploratory Factor Analysis**.



Para realizar el análisis factorial de los ítems, lo primero que tenemos que hacer es seleccionar todos los ítems a analizar (todas las variables de esta escala menos *Gender*, *Language* y *Primary Nationality*), e introducirlos en la casilla de **Dependent variables**. En cuanto introduzcamos estas variables, Jamovi procederá a realizar cálculos, que de momento, vamos a ignorar. Un primer aspecto importante en este paso es indicar a Jamovi que **no queremos que rote la solución**. Para ello, indicamos en el panel de **Rotation** la opción **None**.



El primer paso de todo análisis factorial es comprobar si las puntuaciones de esta escala y estos ítems pueden ser analizados satisfactoriamente con esta prueba. Para ello, vamos a pedir la **prueba de esfericidad de Bartlett y la prueba de adecuación muestral de KMO**.

Los resultados de ambas pruebas nos indican que podemos proceder con el análisis. Por un lado, la prueba de esfericidad es significativa ($\chi^2(136) = 2057,03, p < .001$), lo que nos indica que las correlaciones entre los ítems son significativamente diferentes a 0. Por otro lado, la prueba KMO nos indica que las correlaciones de primer orden entre las variables (y para las puntuaciones globales de la escala, reflejado en la fila *Overall*) sonde suficiente magnitud como para llevar a cabo el análisis factorial (valores de $KMO > .50$).

Assumption Checks

Bartlett's Test of Sphericity

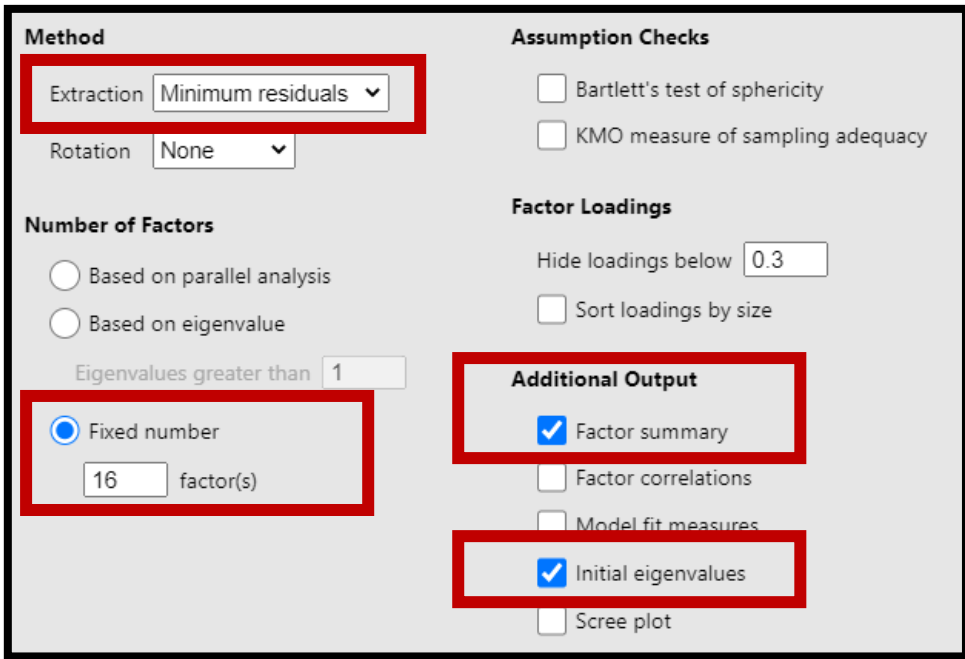
χ^2	df	p
2057.03	136	< .001

KMO Measure of Sampling Adequacy

	MSA
Overall	0.90
Competence	0.89
EmotionalStability	0.92
Engagement	0.89
Meaning	0.90
Optimism	0.90
PositiveEmotion	0.92
PositiveRelationships	0.87
Resilience	0.91
SelfEsteem	0.88
Vitality	0.90
Autonomy	0.93
Learning	0.92
Surroundings	0.90
Support	0.89
Socialising	0.90
GoodThings	0.92
Exercise	0.75

1.2 Análisis de los autovalores iniciales

En este paso vamos a comprobar el valor de los autovalores iniciales para comenzar a intuir una solución al problema de la dimensionalidad de esta escala. Es importante recordar que los autovalores van a depender del método de extracción de los factores. Jamovi nos ofrece tres métodos de extracción: **mínimos residuales (minimum residuals)**, máxima verosimilitud (maximum likelihood) y ejes principales (principal axis). Debido a las características y supuestos de cada uno, vamos a utilizar el método de mínimos residuales en una mayoría de ocasiones.



Method

Extraction: Minimum residuals

Rotation: None

Assumption Checks

☐ Bartlett's test of sphericity

☐ KMO measure of sampling adequacy

Number of Factors

☐ Based on parallel analysis

☐ Based on eigenvalue

Eigenvalues greater than: 1

☒ Fixed number

16 factor(s)

Factor Loadings

Hide loadings below: 0.3

☐ Sort loadings by size

Additional Output

☒ Factor summary

☐ Factor correlations

☐ Model fit measures

☒ Initial eigenvalues

☐ Scree plot

Por otra parte, para esta exploración inicial vamos a solicitar a Jamovi que nos extraiga tantos factores como sea posible. En una solución factorial, el número máximo de factores que podemos extraer es igual al número de ítems, con lo que indicaremos en la opción **Number of factors**, que nos extraiga un **número de factores fijos = 16**. Para poder interpretar los resultados, es necesario indicar a Jamovi que nos ofrezca información adicional en las opciones de **Additional output**: por un lado, un resumen de la información de los factores (% de varianza explicada por factor y acumulada). Por otro lado, que nos genere la tabla con los autovalores iniciales.

Eigenvalues		Factor Statistics			
Initial Eigenvalues		Summary			
Factor	Eigenvalue	Factor	SS Loadings	% of Variance	Cumulative %
1	5.41	1	5.67	33.36	33.36
2	0.54	2	0.81	4.74	38.10
3	0.41	3	0.69	4.06	42.17
4	0.36	4	0.65	3.84	46.01
5	0.21	5	0.47	2.75	48.76
6	0.15	6	0.40	2.37	51.13
7	0.08	7	0.35	2.04	53.16
8	-0.02	8	0.24	1.39	54.55
9	-0.06	9	0.19	1.12	55.67
10	-0.12	10	0.14	0.80	56.47
11	-0.14	11	0.12	0.68	57.15
12	-0.15	12	0.09	0.51	57.66
13	-0.19	13	0.06	0.33	57.99
14	-0.22	14	0.02	0.09	58.08
15	-0.26	15	0.01	0.05	58.13
16	-0.27	16	7.51e-4	0.00	58.13
17	-0.30				

Como podemos observar, tenemos un primer factor muy dominante (eigenvalue = 5,41) que explica el 33.36% de la varianza. Por otro lado, vemos que tenemos varios factores con autovalores muy cercanos a 0 o negativos. Por último, vemos que si extrajáramos 16 factores, conseguiríamos explicar el 58,13% de la varianza. La cuestión ahora es comprobar cuántos factores de estos 16 son necesarios para poder explicar la variabilidad de las correlaciones entre los ítems de esta escala.

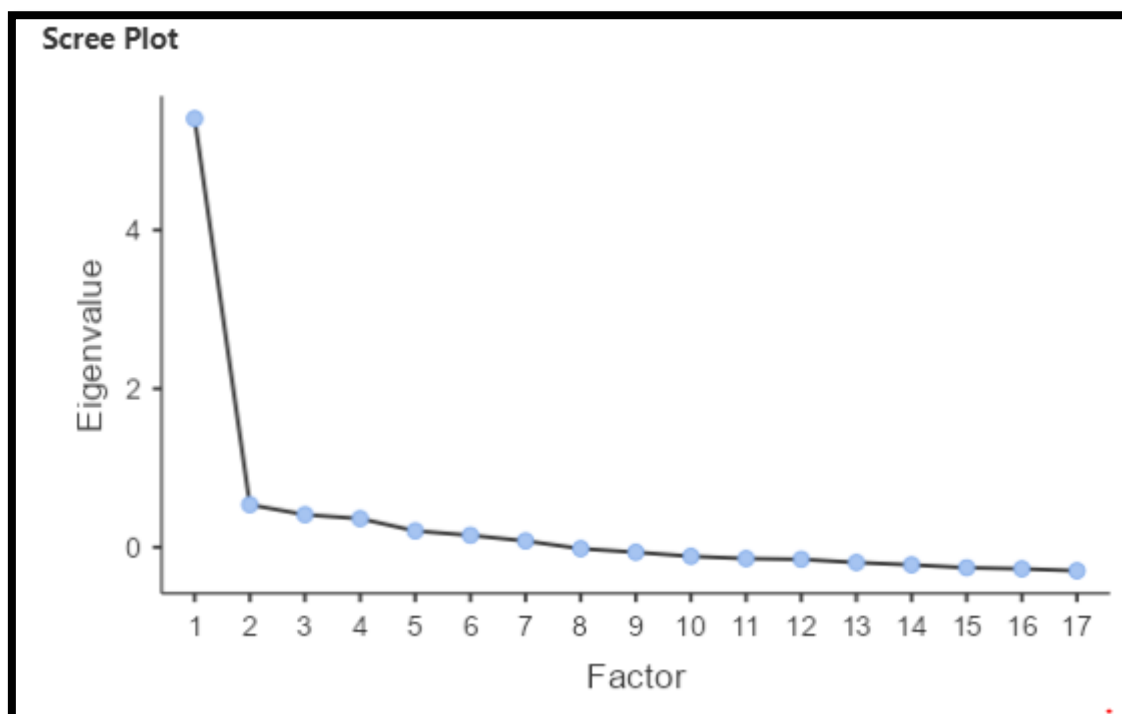
1.3 Análisis de la dimensionalidad

El análisis de la dimensionalidad nos va a permitir decidir qué número de factores es adecuado retener en esta escala. Para ello, vamos a basarnos en diferentes técnicas que nos proporcionan diferentes ángulos de información.

La primera técnica que vamos a utilizar es la técnica del **gráfico de sedimentación o scree plot**. Para realizar esta técnica, vamos a indicar la opción **Scree Plot** en la opción de información adicional de Jamovi.

Additional Output

- ☒ Factor summary
- ☐ Factor correlations
- ☐ Model fit measures
- ☒ Initial eigenvalues
- ☒ Scree plot



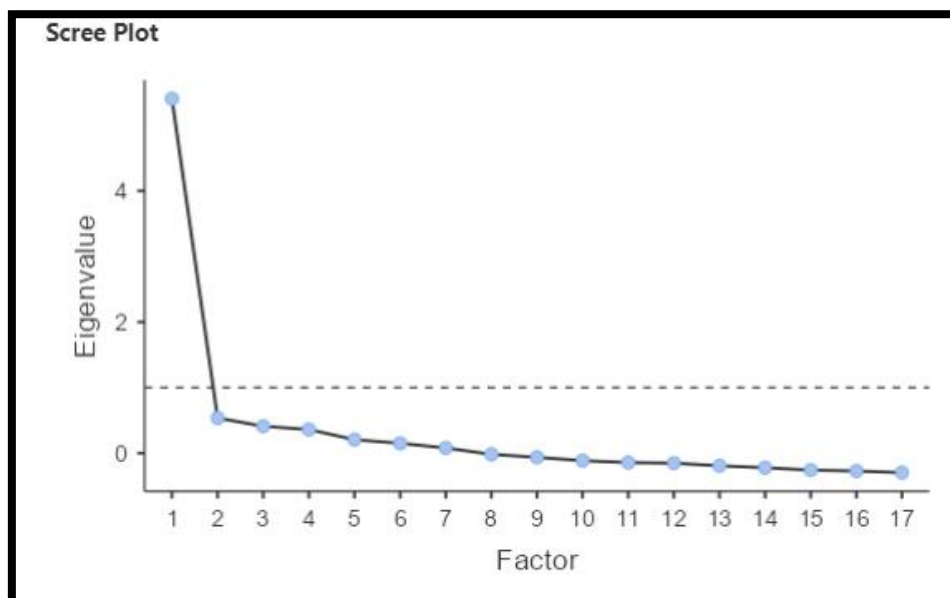
En este caso, podemos observar que tenemos un cambio de pendiente muy pronunciado para el primer factor. Es cierto que parece los factores 2, 3 y 4 también sobresalen un poco de la tendencia de los autores previos, por lo que podemos tener varias soluciones plausibles a este caso.

La segunda regla de decisión que ilustramos aquí, pero **no debemos utilizar** es la regla **K-1 de Kaiser**. Esta regla nos indica que debemos retener los factores con un autovalor mayor a 1. En este caso, únicamente tenemos un factor con un autovalor de dicha magnitud. Podemos ver como esta técnica es aplicada sobre el gráfico de sedimentación si en las opciones de **Número de factores** indicamos que seleccione los factores con un autovalor mayor que 1.

Number of Factors

☐ Based on parallel analysis
☒ Based on eigenvalue
 Eigenvalues greater than

☐ Fixed number
 factor(s)



La técnica más adecuada para seleccionar el número de factores es el **análisis paralelo**. El análisis paralelo compara los autovalores observados con una serie de autovalores simulados de matrices independientes de la misma dimensionalidad de que la analizada, eligiendo retener aquellos factores con autovalores reales superiores a los simulados. Para calcularlo, en las opciones de **número de factores** seleccionamos la opción **Based on parallel analysis**.

Number of Factors

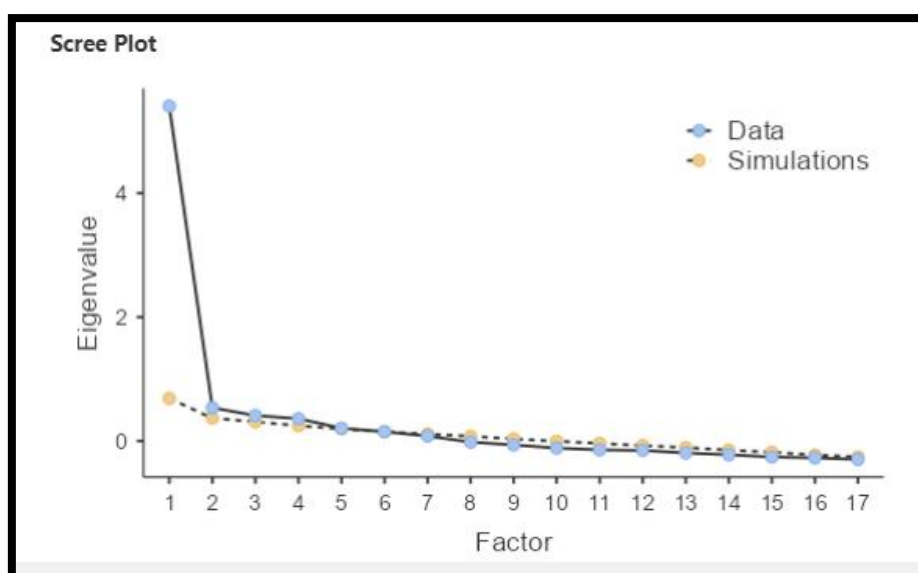
☒ Based on parallel analysis

☐ Based on eigenvalue

 Eigenvalues greater than

☐ Fixed number

 factor(s)



En este caso, el análisis paralelo nos sugiere que nos quedemos con una solución de **cinco factores**. Podemos comprobar que la tabla de resumen de los autovalores ahora únicamente incluye los cinco factores seleccionados por el análisis paralelo. Sin embargo, es notable que los factores 4 y 5 tienen autovalores simulados y reales muy similares, por lo que es necesario comprobar si su extracción es necesaria.

Podemos comprobar si esta solución es adecuada analizando los índices de ajuste para varias soluciones. En este caso, vamos a comprar los índices de ajuste de las soluciones extrayendo 3, 4 y 5 factores. Para ello, vamos cambiando **el número de factores fijos a extraer** y solicitamos en la información adicional que Jamovi, que nos indique los **índices de ajuste**.

Additional Output

- ☒ Factor summary
- ☐ Factor correlations
- ☒ Model fit measures
- ☒ Initial eigenvalues
- ☒ Scree plot

Solución de tres factores

Model Fit Measures							
RMSEA	RMSEA 90% CI		TLI	BIC	Model Test		
	Lower	Upper			χ^2	df	p
0.06	0.05	0.08	0.89	-295.99	223.92	88	< .001

El índice de bondad de ajuste de χ^2 nos indica que no ha habido un buen ajuste del modelo de tres factores ($\chi^2 (88) = 223,92$, $p < .001$). Sin embargo, sabemos que este índice es muy sensible al tamaño muestral, por lo que la recomendación de extraer tres factores puede no ser adecuada. Si observamos el índice RMSEA, observamos que tiene un valor de 0,06, con un límite superior del intervalo de confianza de 0,08 (menor a 0,10). El índice TLI = 0,89, lo cual es muy próximo a la recomendación de 0,90 que nos indica un buen ajuste. En este caso, sería necesario explorar extraer un factor adicional.

Solución de cuatro factores

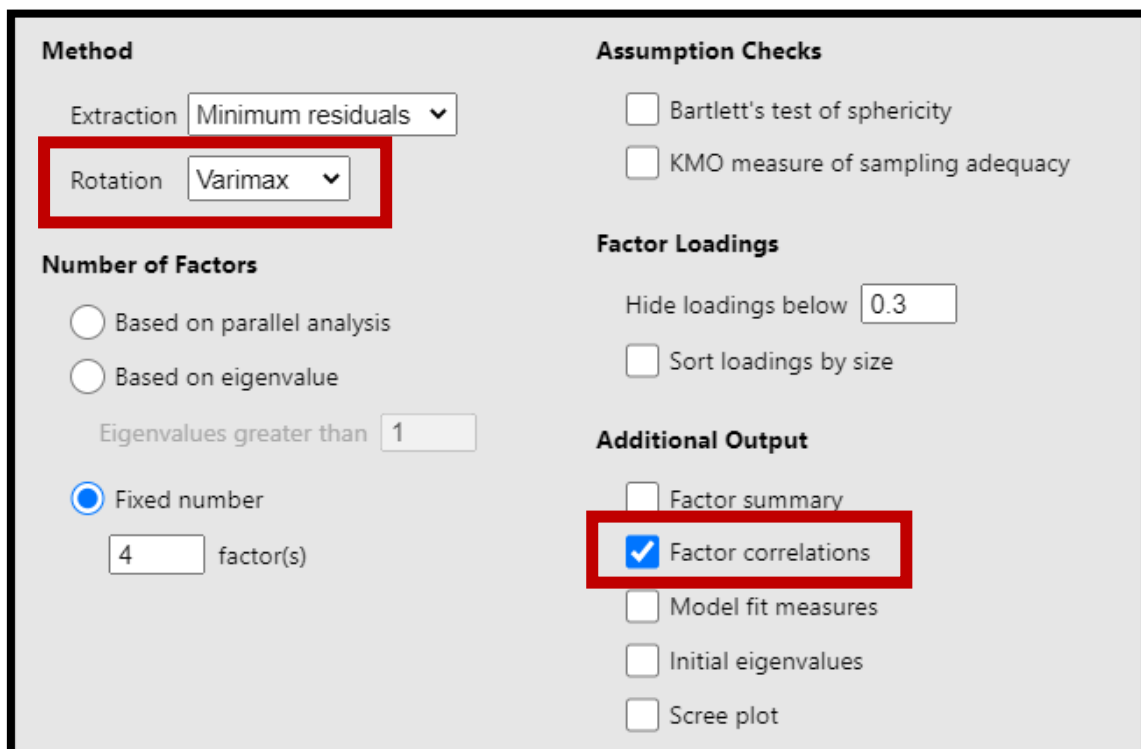
Model Fit Measures							
RMSEA	RMSEA 90% CI		TLI	BIC	Model Test		
	Lower	Upper			χ^2	df	p
0.05	0.04	0.07	0.92	-282.43	154.77	74	< .001

El índice de bondad de ajuste de χ^2 nos indica que no ha habido un buen ajuste del modelo de cuatro factores ($\chi^2(74) = 154,77$, $p < .001$). Sin embargo, sabemos que este índice es muy sensible al tamaño muestral, por lo que la recomendación de extraer tres factores puede no ser adecuada. Si observamos el índice RMSEA, observamos que tiene un valor de 0,05, con un límite superior del intervalo de confianza de 0,07 (menor a 0,10). El índice TLI = 0,89, lo cual es muy próximo a la recomendación de 0,92 que nos indica un buen ajuste. Si comparamos el índice BIC, vemos **la solución de tres factores es favorecida**, ya que su valor es menor.

En general, podemos extraer dos conclusiones: 1) no es necesario extraer cinco factores, ya que los índices de ajuste nos indican que la solución óptima está entre 3 y cuatro factores; 4) en caso de que tengamos dudas entre dos soluciones factoriales, conviene explorar siempre la de mayor dimensionalidad, ya que nos permitirá observar si ese factor adicional es necesario o no.

1.4 Interpretación de la solución

En esta sección vamos a analizar si la solución de cuatro factores es necesaria o nos bastaría con analizar tres factores en esta escala. Por otra parte, vamos a analizar **la comunalidad** y la **matriz de saturaciones y pesos factoriales** tanto para rotaciones ortogonales como para rotaciones oblicuas.



Method

Extraction: Minimum residuals

Rotation: Varimax

Number of Factors

☐ Based on parallel analysis

☐ Based on eigenvalue

Eigenvalues greater than: 1

☒ Fixed number

4 factor(s)

Assumption Checks

☐ Bartlett's test of sphericity

☐ KMO measure of sampling adequacy

Factor Loadings

Hide loadings below: 0.3

☐ Sort loadings by size

Additional Output

☐ Factor summary

☒ Factor correlations

☐ Model fit measures

☐ Initial eigenvalues

☐ Scree plot

Para poder realizar este análisis, vamos a comenzar por el análisis de la solución de cuatro factores y una rotación ortogonal. Para ello, seleccionamos en las **opciones de rotación** la rotación **Varimax** (u otra rotación oblicua como Quartimax), y le pedimos a Jamovi que nos muestre en información adicional **la matriz de correlaciones entre factores**.

Podemos observar en la matriz de **pesos factoriales** (*factor loadings*) que Jamovi nos añade una última columna llamada *Uniqueness* (Unidades). La unicidad de un ítem representa el porcentaje de varianza del ítem que **no** ha sido explicada por los cuatro factores en su conjunto (lo contrario a su comunalidad). En este caso, vemos que el

ítem con una mayor unicidad es el ítem de Ejercicio (unicidad = .93/comunalidad =0,07) y el ítem mejor explicado es Autoestima (self-esteem), del que se explicaba el 76% de la varianza (unicidad = 0,24).

	Factor				Uniqueness
	1	2	3	4	
Competence			0.49		0.69
EmotionalStability	0.30		0.49		0.62
Engagement			0.56		0.67
Meaning			0.59		0.48
PositiveEmotion	0.57		0.46		0.37
PositiveRelationships	0.40	0.30		-0.43	0.50
Resilience	0.51	0.35			0.60
SelfEsteem	0.81				0.24
Vitality	0.37	0.45		0.40	0.48
Autonomy	0.31	0.32			0.71
Surroundings		0.51			0.61
Support		0.49			0.70
Socialising		0.57			0.59
GoodThings	0.33	0.59	0.32		0.42
Exercise					0.93
Optimism	0.52		0.32		0.51
Learning		0.49			0.61

Note. 'Minimum residual' extraction method was used in combination with a 'varimax' rotation

[3]

Por defecto, Jamovi nos facilita la interpretación de la solución factorial no imprimiendo aquellos pesos con un valor absoluto a 0,30. Sin embargo, podemos cambiar esta opción en el apéndice **Factor Loadings > Hide loadings below**. Es importante recalcar que en el análisis factorial exploratorio nosotros calculamos todos los pesos factoriales, y que ninguno tiene un valor fijo a 0. Si quisiéramos fijar esos pesos a 0, tendríamos que realizar un análisis factorial confirmatorio, que no trataremos en esta asignatura.

En este caso, podemos observar varias propiedades de esta solución. Primero, que existen tres factores principales en las líneas de las hipótesis planteadas al principio de este estudio. Segundo, que existen numerosos ítems con pesos cruzados. Tercero, que el cuarto factor únicamente tiene dos pesos relevantes, y de sentido contrario, por lo que no es fácil de interpretar y cabría considerar eliminarse. Sin embargo, sabemos que la rotación ortogonal, que mantiene a los factores independientes (ver **matriz de correlación entre factores**), no nos ofrece la solución más simple a interpretar. Para ello, tenemos que solicitar en **Rotación >> Promax** u alguna de las otras soluciones oblicuas (oblimín).

Factor Loadings					
	Factor				Uniqueness
	1	2	3	4	
Competence			0.53		0.69
EmotionalStability			0.48		0.62
Engagement			0.66		0.67
Meaning			0.61		0.48
PositiveEmotion	0.58				0.37
PositiveRelationships	0.41			-0.50	0.50
Resilience	0.58				0.60
SelfEsteem	1.03				0.24
Vitality		0.38		0.33	0.48
Autonomy					0.71
Surroundings		0.61			0.61
Support		0.58			0.70
Socialising		0.65			0.59
GoodThings		0.58			0.42
Exercise					0.93
Optimism	0.53				0.51
Learning		0.50			0.61

Note. 'Minimum residual' extraction method was used in combination with a 'promax' rotation

Factor Statistics				
Inter-Factor Correlations				
	1	2	3	4
1	—	0.74	0.65	0.23
2		—	0.64	0.23
3			—	0.14
4				—

Como vemos, la solución actual es más fácilmente interpretable, recuperando los factores de funcionamiento y características positivas casi a la perfección, y teniendo un nuevo factor que une a las *cinco vías para el bienestar* con los ítems de vitalidad y autonomía. Por último, es muy relevante encontrar que el cuarto factor sigue siendo medido únicamente por dos ítems (relaciones positivas y vitalidad) y con signo contrario. Adicionalmente, vemos que los tres ítems sustantivos correlacionan altamente entre sí, con este cuarto factor teniendo un carácter independiente del resto.

Por lo tanto, se nos indica que puede ser un factor débil o un factor de método que no merece la pena considerar como un factor sustantivo en nuestros análisis. Ante esta situación, es adecuado considerar extraer un factor menos e **interpretar la solución de tres factores**.

Factor Loadings				
	Factor			
	1	2	3	Uniqueness
Competence			0.63	0.68
EmotionalStability			0.42	0.65
Engagement			0.66	0.69
Meaning			0.51	0.56
PositiveEmotion	0.65		0.33	0.36
PositiveRelationships	0.43			0.74
Resilience	0.58			0.61
SelfEsteem	1.00			0.27
Vitality		0.59		0.52
Autonomy				0.71
Surroundings		0.73		0.59
Support		0.33		0.78
Socialising		0.42		0.65
GoodThings		0.52		0.43
Exercise				0.97
Optimism	0.50			0.53
Learning		0.48		0.61

Note. 'Minimum residual' extraction method was used in combination with a 'promax' rotation

Factor Statistics

Inter-Factor Correlations

	1	2	3
1	—	0.71	0.68
2		—	0.59
3			—

En este caso, vemos una solución simple, donde únicamente tenemos dos ítems (Autonomía y Ejercicio) que no pesan de manera significativa en ningún factor, y un ítem (Emociones positiva) que pesa en el factor 1 y factor 2. En estas alturas, podría

considerar eliminarse los ítems Ejercicios y Autonomía para simplificar la estructura a interpretar.

Factor Loadings				
	Factor			Uniqueness
	1	2	3	
Competence			0.58	0.68
EmotionalStability			0.44	0.62
Engagement			0.65	0.67
Meaning			0.51	0.54
Optimism	0.52			0.52
PositiveEmotion	0.57		0.36	0.38
PositiveRelationships	0.34			0.76
Resilience	0.56			0.61
SelfEsteem	1.05			0.21
Vitality		0.52		0.55
Learning		0.54		0.60
Surroundings		0.71		0.63
Support		0.46		0.76
Socialising		0.53		0.63
GoodThings		0.57		0.43

Note. 'Minimum residual' extraction method was used in combination with a 'promax' rotation

Inter-Factor Correlations			
	1	2	3
1	—	0.72	0.64
2		—	0.62
3			—

Por lo tanto, nuestra estructura final tiene 14 ítems divididos en tres factores. El primer factor cubre los ítems esperados de *características positivas*, con el segundo factor siendo medido por los ítems esperados de *funcionamiento positivo* menos Vitalidad. Además, vemos que emociones positivas tiene un peso cruzado importante en el factor de características positivas. Por último, vemos que las *cinco vías* pesan en un factor propio, más el ítem de vitalidad, recogiendo aquellos ítems que reflejan acciones más directas para fomentar el bienestar de los participantes.

Por último, vemos que todos los factores , muestran altas correlaciones entre ellos, indicando que una persona que puntuase alto en un factor tiende a hacerlo también en los otros dos factores correspondientes.

Por último, vemos que tras eliminar estos dos ítems, la solución de tres factores ahora muestra un ajuste adecuado, con un RMSEA con un intervalo de confianza por debajo de 0,10, un TLI igual o superior a .90 y un valor de BIC inferior a la solución de 4 factores correspondiente.

Model Fit Measures							
RMSEA	RMSEA 90% CI		TLI	BIC	Model Test		
	Lower	Upper			χ^2	df	p
0.07	0.06	0.08	0.90	-194.98	177.91	63	< .001

Por último, nos interesa interpretar el porcentaje de varianza explicado. Es importante recordar que si hemos utilizado **una rotación oblicua, no es posible interpretar el porcentaje de varianza explicado por cada factor individual**. Por lo tanto, en este caso únicamente concluiríamos que los tres factores explican un 42.81% de la varianza de las correlaciones entre los ítems.

Summary			
Factor	SS Loadings	% of Variance	Cumulative %
1	2.57	17.11	17.11
2	2.21	14.74	31.85
3	1.64	10.96	42.81

1.5 Análisis de la escala definitiva

Una vez que hemos encontrado una estructura interna adecuada, podemos analizar las características de las puntuaciones de cada una de las escalas. Para ello, podemos utilizar las herramientas que hemos visto en la práctica 2 y el menú de **Analysis > Factor > Reliability Analysis**.

En este caso, la primera subescala estaba formada por los primeros cuatro ítems y emociones positivas. Un análisis de estos cuatro ítems nos indica una fiabilidad de las puntuaciones adecuada (recordar que esta escala está compuesta de únicamente cinco ítems). Por otra parte, vemos que todos los ítems muestran unos índices de discriminación y de fiabilidad adecuados.

Scale Reliability Statistics					
	mean	sd	Cronbach's α	McDonald's ω	
scale	4.93	0.84	0.75	0.75	
[3]					
Item Reliability Statistics					
	mean	sd	item-rest correlation	if item dropped	
				Cronbach's α	McDonald's ω
Competence	4.94	1.24	0.46	0.73	0.74
EmotionalStability	4.51	1.25	0.54	0.69	0.70
Engagement	4.71	1.20	0.46	0.73	0.74
Meaning	5.34	1.13	0.57	0.69	0.69
PositiveEmotion	5.14	1.09	0.56	0.69	0.69

La segunda escala estaba formada por los siguientes cinco ítems: optimismo, emociones positivas, relaciones positivas, resiliencia y autoestima. Como anteriormente, observamos una fiabilidad más que adecuada para este número de ítems. Viendo los índices de discriminación y fiabilidad, observamos que todos los ítems son adecuados y cabrían de ser mantenidos en la escala.

Scale Reliability Statistics					
	mean	sd	Cronbach's α	McDonald's ω	
scale	5.09	0.88	0.80	0.81	
[3]					
Item Reliability Statistics					
	mean	sd	item-rest correlation	if item dropped	
				Cronbach's α	McDonald's ω
Optimism	5.34	1.15	0.59	0.76	0.77
PositiveEmotion	5.14	1.10	0.67	0.74	0.76
PositiveRelationships	5.31	1.25	0.46	0.80	0.81
Resilience	4.66	1.18	0.52	0.78	0.79
SelfEsteem	5.02	1.22	0.71	0.72	0.73

Por último, encontramos unos índices también adecuados para todos los ítems que forman la subescala de las cinco vías del bienestar.

Scale Reliability Statistics					
	mean	sd	Cronbach's α	McDonald's ω	
scale	5.07	0.78	0.79	0.80	
[3]					
Item Reliability Statistics					
	mean	sd	item-rest correlation	if item dropped	
				Cronbach's α	McDonald's ω
Vitality	4.64	1.27	0.59	0.75	0.77
Autonomy	4.99	1.32	0.45	0.78	0.79
Learning	5.43	1.05	0.55	0.76	0.77
Surroundings	4.67	1.26	0.50	0.77	0.78
Support	5.57	0.92	0.41	0.78	0.80
Socialising	5.01	1.29	0.52	0.77	0.78
GoodThings	5.20	1.00	0.68	0.74	0.75

Una vez obtenidas las puntuaciones, podemos ver como, efectivamente, si calculamos las correlaciones de las puntuaciones sumadas para cada factor observamos las correlaciones esperadas.

