

***TALLER DE ANÁLISIS MULTIVARIABLE DE  
ESTRUCTURAS (AFE y AFC).***

***Mediante SPSS, FACTOR.12 y AMOS***

***Aspectos prácticos***

*Antoni Ruiz Bueno  
Julio-2022*

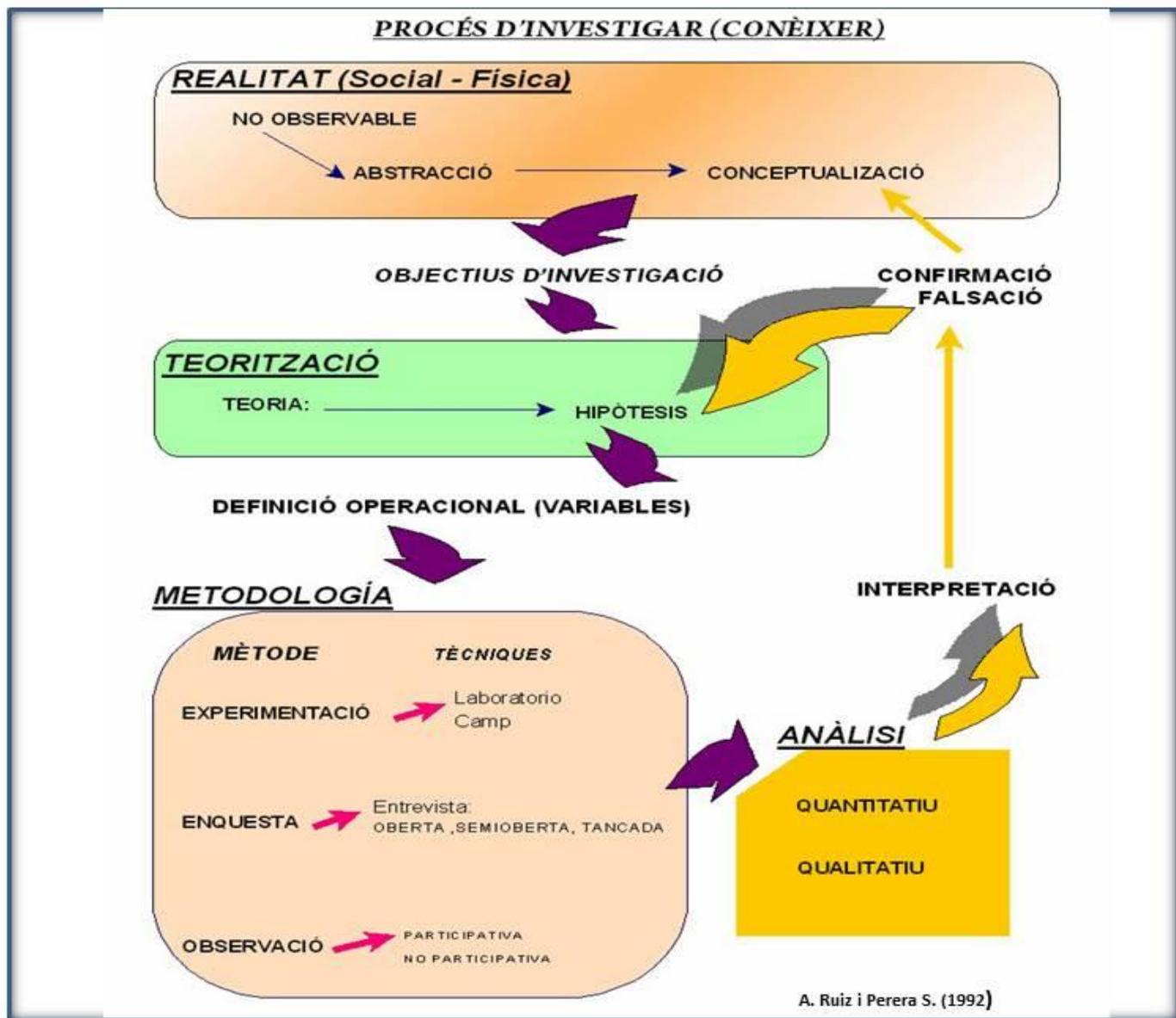
## Contenido:

Presentación: conceptos iniciales

1. La construcción y proceso en el diseño de la base de datos de las pruebas.
2. Fiabilidad 1: concepto y pruebas de cálculo.
3. Fiabilidad 2: el proceso de cálculo e interpretación con **Spss**.
4. Procesos de factorización: aspectos y concepto (la validez).
5. Análisis factorial exploratorio (AFE)\_1 con **Spss**: los primeros análisis y secuencias de ajuste.
6. Análisis factorial exploratorio (AFE)\_2 con **Factor.12**: configuración base y ejecución e interpretación. Los límites del Software.
7. Análisis factorial confirmatorio (AFC): Introducción al programa **AMOS (23)**.

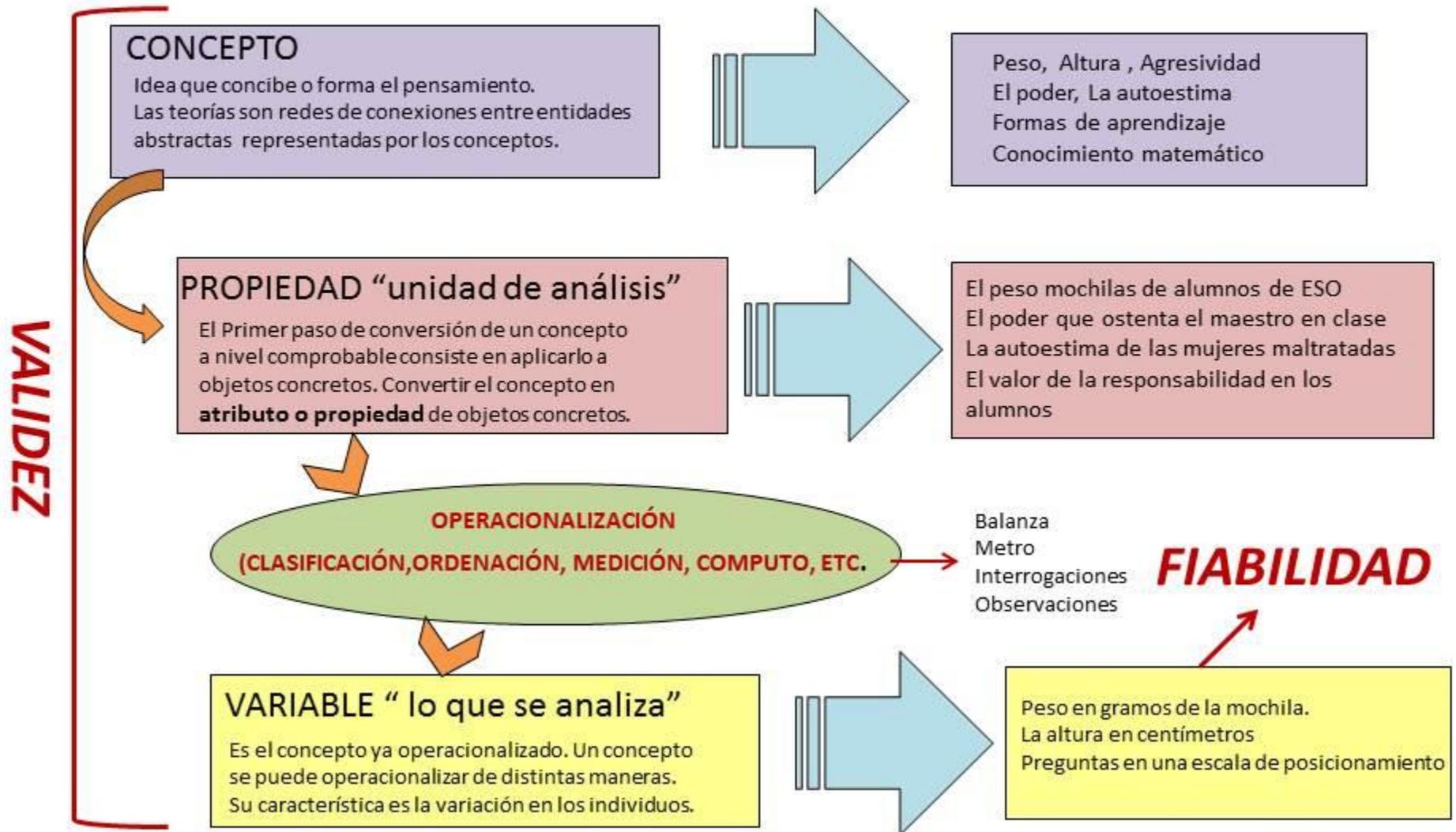
## Presentación: conceptos iniciales

# LA OPERACIONALIZACIÓN: el proceso básico en investigación



# EL PROCESO FUNDAMENTAL EN LA CONSTRUCCIÓN DE INSTRUMENTOS: LA OPERACIONALIZACIÓN

Es, quizás, el paso más importante en el desarrollo de cualquier investigación y consiste en traducir los conceptos en elementos tangibles, operativos, medibles o por lo menos registrables en la realidad.



## IMPLICACIONES DE LA OPERACIONALIZACIÓN (LA CONVERSIÓN A VARIABLE)

a.- No existe una correspondencia biunívoca entre concepto y variable.

Un concepto se puede operacionalizar de distintas maneras.

b.- Una variable puede adoptar distintos valores que corresponden con los distintos estados de la propiedad (Ejemplo: el sexo es variable)

c.- La variable puede variar de dos modos:

***En el tiempo: (Estudios longitudinales o diacrónicos)***

(Variación dosis de un medicamento como varían la concentración de un enzima, proteína etc. en sangre) Variación en el tiempo en el mismo sujeto. Las dos variables varían en el tiempo.

**Sobre un mismo caso o entre casos: (Estudios Transversales o sincrónicos)**

(Comparar un grupo de pacientes sanos y otros de enfermos viendo si afecta el consumo de determinadas sustancias).

d.- Las variables son los elementos fundamentales del análisis empírico

“ La formación de las variables son los elementos fundamentales del análisis empírico, el “vocabulario” de las ciencias sociales.”

**(Lazarsfeld y Rosenberg (eds.)(1955) The language of social research. Nueva York. The Free Press. pp.6)**

e.- La operacionalización implica una limitación y empobrecimiento del concepto.

Por tanto, la definición operativa es arbitraria y subjetiva. Pero a la vez, es el criterio de objetividad, ya que permite la réplica por parte de otros investigadores.

# CLASIFICACIÓN DE LAS VARIABLES

Una clasificación muy utilizada es la propuesta por Stevens (1946) *On the theory of scales of measurement. Science, 103, pp. 677-680.* que utiliza el criterio de operaciones que se pueden realizar con variables, es decir, las características lógicas matemáticas que se pueden llevar a cabo con sus valores.

Por tanto, es una clasificación que está más relacionada con el tratamiento o análisis de los datos obtenidos.

A continuación veremos la clasificación propuesta por Stevens que es la primera en el tiempo, pero que ha suscitado un debate que continúa hasta nuestros días. Sobre todo en el ámbito de las ciencias sociales y más concretamente cuando se intentan operacionalizar constructos teóricos complejos.

Para más información ver:

- .- Coombs, C.H. (1953) *Theory and methods of social measurement* in Festinger y Katz, D. (eds) *Research methods in the behavioral science*. New York. Holt Rinehart and Winston. pp 471-535
- .- Abelson, R.P. y Tukey, J.W. (1959) *Efficient conversion of non-metric information into metric information*, en Tufte, E. R. (ed.) *The quantitative analysis of social problems*, Reading Mass. New York. Addison Wesley. Boston.
- .- Lobovitz, S. (1970) *The assignment of numbers to rank order categories*. *American Sociological Review*. 35. pp 407-417.
- .- Marradi, A.; Archenti, N. y Piovani, J.P. (1996) *Metodología de las ciencias sociales*. Buenos Aires. Cengage Learning.

En el mismo esquema se muestra otra clasificación que es la utilizada en Estadística y la correspondencia con la clasificación de Stevens.

## Escales de Medició (Resum)

VARIABLES CATEGÓRIQUES						VARIABLES NUMÉRIQUES					
QUALITATIVES						QUANTITATIVES					
NOMINAL			ORDINAL			INTERVAL			RAÓ		
Cap atribut			Un atribut			Dos atributs			Tres atributs		
ORDRE	DISTÀNCIA	ORIGEN	ORDRE	DISTÀNCIA	ORIGEN	ORDRE	DISTÀNCIA	ORIGEN	ORDRE	DISTÀNCIA	OIRIGEN
Posseeix categories a les que s'assigna un nom sense que existeixi cap ordre implícit entre elles.			Posseeix categories ordenades, però no permet quantificar la distància entre una categoria i l'altra			Tenen intervals iguals, però no tenen un origen real. Pot assumir valors negatius			Te intervals constants entre valors. A més a més d'un origen real. El valor "0" significa absència de la variable		
Exemples:			Exemples:			Exemples:			Exemples:		
<u>Gènere:</u> Maculí Femení			<u>Escola:</u> Primària Secundària Superior			<u>Temperatura:</u> -10 graus C 0 graus C 20 graus C			<u>Pes:</u> 00.00 Kg 10.50 Kg 20.05 Kg		
<u>Estat Civil:</u> Solter Casat Viudo			<u>Intensitat malaltia:</u> Lleu Moderada Severa			<u>Hores del dia:</u> 00 hores 10 hores 20 hores			<u>Nombre fill:</u> Un Dos Tres		
<b>Dicotòmiques:</b> tenen únicament dues categories.						<b>Continues:</b> Provenen de mesurar. Es poden representar amb números enters o fraccionaris. Entre dos números sempre existeix un número entremig.					
<b>Politòmiques:</b> Tenen més de dues categories.						<b>Discretes:</b> Provenen de contar. Únicament poden ser representades amb números enters					

## **EL PASO DE LA GENERALIDAD A LA ESPECIFICIDAD:**

(Conceptos, dimensiones e indicadores)

Cuando los conceptos son simples el paso de estos a variables , es un proceso relativamente fácil en su transformación. Por ejemplo: el concepto de práctica religiosa (su operacionalización podría ser, el nº de veces que una persona va la iglesia).

En cambio, cuando quiero conocer la religiosidad de una persona, su operacionalización ya no es tan fácil.

En ciencias sociales la mayoría de los concepto que se desean conocer son, por lo general, complejos. Una de las estrategias para poderlos operacionalizar consiste en crear una descomposición del concepto que tiene que ver con la dimensionalidad (los aspectos que abarca) y los indicadores de esa dimensionalidad.

De hecho los indicadores son conceptos más sencillos, más específicos, y por tanto, más fáciles de traducir a una realidad tangible.

Se trata de pasar de una escala de generalidad, conceptos generales, a una escala de especificidad, conceptos específicos. La generalidad y la especificidad están ligadas entre sí por su afinidad de significado.

**En definitiva y resumiendo:** cuando queremos observar, estudiar un concepto que no es directamente observable se ha de pasar por 4 momentos diferenciados:

- 1.- La división del concepto en dimensiones** (reflexión teórica sobre los componentes de significado del concepto)
- 2.- Elección de los indicadores** (los indicadores todavía pueden ser concepto )
- 3.- Operacionalización** (La transformación en variables)
- 4.- Formulación de la interrogación** (la construcción de las preguntas)

# Ejemplificación de la conceptualización

TEMÁTICA

UTILIZACIÓN  
DEL  
ORDENADOR  
EN EL ÁMBITO  
ESCOLAR

## DIMENSIONES

Nivel de utilización

Características de la  
utilización

Niveles de Utilidad

Nivel de conocimiento

## INDICADORES

Número de horas dedicadas  
Si se ha utilizado alguna vez  
Si tiene ordenador en casa  
Clases que implican utilización

Grado de fiabilidad  
Grado de confianza en su utilización  
Grado de seguridad en su utilización  
Grado de resolución de los problemas

En el trabajo  
En la investigación  
En el juego  
En el estudio  
Utilidad en otras asignaturas

Conocimiento de Software  
Conocimiento de Hardware

preguntas

preguntas

preguntas

preguntas

# **Metodología**

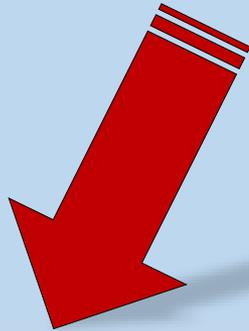
## **Cuantitativa versus Cualitativa ?**

### **Forma/s de hacer ?**

Jorge S. López, Florentino Blanco, Bárbara Scandroglio e Irina Rasskin Gutman (2010) Una aproximación a las prácticas cualitativas en psicología desde una perspectiva integradora. *Papeles del Psicólogo*, 2010. Vol. 31(1), pp. 131-142 <http://www.cop.es/papeles>

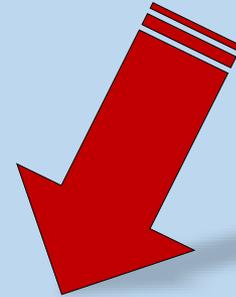
# CONCEPTUALMENTE QUE SIMILITUDES EXISTEN ENTRE

## UNA “MEDIA O PROMEDIO” Y UNA “CATEGORIA”



$$\bar{X} = \frac{\sum X_i}{n}$$

**“Valor representativo de un conjunto”**



### 6. Decisió de no declarar

#### 6.1. Preservar l'entorn

Aquesta categoria fa referència a qualsevol conducta, cognició, sentiment o emoció que manifesti la dona i que tingui a veure amb l'intent de no alterar i/o modificar el seu entorn actual, a través de diferents mecanismes que, al seu torn, es constitueixen en les subcategories següents:

##### 6.1.1. Evitar perjudicar l'home

En aquesta subcategoria s'inclouen les manifestacions de la dona relatives a evitar un dany o perjudici a l'home en qualsevol àmbit: personal, familiar, social o judicial.

##### 6.1.2. Preservar els fills

Aquesta subcategoria fa referència a les manifestacions efectuades per la dona en relació amb el no-trencament dels vincles paternofilial i filio-parental. També inclou la intenció protegir els fills de les conseqüències del procediment, una de les quals podria ser la victimització secundària.

Nicolás Barnés Méndez - Sergio Navarro González y otros (2012)

Programa Compartim de gestió del coneixement del Departament de Justícia

Factors psicosocials que determinen que algunes víctimes de violència de gènere s'abstinguin de declarar.

**FIABILIDAD: la exactitud al medir**

**y**

**VALIDEZ: ¿“aquello” que se mide es lo que se quiere medir?**

## 5. LOS CONCEPTOS DE VALIDEZ Y FIABILIDAD

Estos dos conceptos hacen referencia a la fase que hemos denominado de recogida de datos, que otros llaman de medición, y por tanto, se habla de “error de medición” (No entrarían los problemas o errores derivados de la selección de sujetos ni los referentes al tratamiento o análisis de datos).

**La Fiabilidad** se focaliza en conocer la posibilidad de “reproducir el resultado” e indica:

*“El grado en que un procedimiento concreto de traducción de un concepto en variable produce los mismos resultados en pruebas repetidas con el mismo instrumento de investigación (estabilidad), o con instrumentos equivalentes (equivalencia)” (Corbetta, 2007, p. )*

*Ejemplo: Al pesar un objeto varias veces, Aplicación de un Test etc..*

**La fiabilidad** se suele asociar al error aleatorio (Podemos controlarla con más facilidad)

**La Validez**, hace referencia al grado en que un determinado procedimiento de traducción de un concepto en variable registra efectivamente el concepto en cuestión.

*Ejemplo: Si el cociente intelectual permite registrar efectivamente la inteligencia. Si un termómetro mide realmente la temperatura.*

**La validez** se suele asociar al error sistemático (es difícil de identificar, ya que el error sistemático está presente en todas las observaciones).

## TIPOS DE FIABILIDAD

**1) La estabilidad o constancia** de las puntuaciones obtenidas por los mismos sujetos en una misma prueba aplicada en dos ocasiones, dando lugar al *procedimiento Test-retest*, cuya correlación estima la fiabilidad y se conoce como *coeficiente de estabilidad*.

**2) La equivalencia** de las puntuaciones o resultados obtenidos por los mismos individuos sobre la base de dos *pruebas paralelas* o instrumentos considerados equivalentes o intercambiables para la medida del mismo rasgo.

**3) La consistencia interna** o coherencia de las puntuaciones obtenidas en el marco de un mismo procedimiento de medida parte del supuesto de que todos los elementos de un procedimiento o los ítems de una prueba conducen a la medida de un mismo rasgo o porciones coherentes del mismo. Desde este punto de vista, una prueba unitaria puede ser aleatoriamente descompuesta en partes, normalmente dos, dando lugar al *procedimiento de las mitades*. Su resolución implica considerar la fórmula del *procedimiento de Spearman-Brown* sobre el coeficiente de correlación de Pearson entre ambas mitades, dada la homogeneidad de varianzas; o en cualquier caso, los coeficientes de *Rulon* y *Guttman*. También puede llevarse el planteamiento al extremo y considerarse cada elemento de la prueba como un subconjunto de la misma, dando lugar el *método de intercorrelación de elementos*. Una vertiente de este método es considerar el coeficiente medio que se obtendría al dividir las pruebas en infinitos pares de mitades diferentes, dando lugar a los *procedimientos de Kuder y Richardson (KR-20 y KR-21)*. Otra vertiente de este método es el *procedimiento alfa de Cronbach* que implica determinar la varianza correspondiente a cada uno de los ítems. Actualmente se utiliza el **coeficiente omega** como alternativa al alfa de Cronbach por sus sesgos en el cálculo.

# Tipos y procedimientos de fiabilidad

<b>Concepto de Fiabilidad</b>	<b>Procedimientos de cálculo</b>	
<b>ESTABILIDAD</b>	Test-retest	
<b>EQUIVALENCIA</b>	Formas paralelas	
<b>CONSISTENCIA INTERNA (Concordancia)</b>	De las mitades	Spearman-Brown
		Rulon y Guttman
	Intercorrelación de elementos	Kuder-Richardson
		Alfa de Cronbach ( $\alpha$ )
		Coeficiente ( $\omega$ ) omega de McDonald

Ampliado a partir de: Del Rincón, et al., 1995, p. 58).

## 5.2 TIPOS DE VALIDEZ

### **1.- La validez de contenido:**

Se sitúa en el plano teórico. Consiste en ver la adecuación de los indicadores utilizados en una investigación y el significado que se le ha dado al concepto operacionalizado. La validación se da en el plano lógico. La forma empírica de realizar esta validez es una descomposición analítica del concepto estudiado.

### **2.- La validez criterial:**

Se basa en la correspondencia entre el indicador y un criterio externo que se considera correlacionado con el concepto.

Se pueden considerar dos tipos de validez por criterio o procedimientos:

#### **2.-1 Validez predictiva:**

Consiste en relacionar el dato de un indicador con un hecho sucesivo vinculado al mismo.

**Ejemplo:** Resultado test de acceso a la Universidad puede correlacionarse con las calificaciones.

Un resultado de actitud frente al trabajo puede validarse con el rendimiento en el trabajo.

#### **2.-2 Validez concurrente o simultánea :**

Cuando un indicador está relacionado con otro registrado en el mismo momento.

**Ejemplo:** Un indicador de religiosidad puede aplicarse a personas pertenecientes a grupos religiosos que asistan regularmente a la iglesia para controlar si, como se espera, el indicador registra valores de religiosidad elevados para dichas personas.

### **3.- La validez de Constructo:**

“Referida al grado en que un procedimiento de medida contempla de forma adecuada el constructo teórico o rasgo abstracto que pretende medir y en qué nivel las hipótesis derivadas del mismo se confirman empíricamente mediante dicho procedimiento”. (García Pérez, R. (2003

El procedimiento se basa en consideraciones teóricas y la referencia a otros indicadores ya aceptados como válidos. Ejemplo: Por investigaciones realizadas, se sabe que hay una relación entre el nivel de estudios y los prejuicios raciales. Si establecemos un nuevo indicador de prejuicio, su validez de constructo se puede evaluar según su concordancia con estas expectativas. (Se podría considerar como un tipo de validez que es la combinación de las dos anteriores)

**Formas de validez según Krippendorff (2013)- Bronfenbrenner (1977)**

<b>Aparente</b> <i>(face validity)</i>	Sería una validez en que lo que se hace es ver de forma intuitiva aquello que es válido, cierto, sensato o plausible	
<b>Social</b>	Dirigida a los usos sociales o a la creación de opinión o debates en la comunidad que se pueden derivar del estudio.	
<b>Empírica</b> <i>Está centrada y basada en las evidencias empíricas derivadas de la investigación (análisis de contenido).</i>	<b>Contenido</b>	<b>Validez de muestreo</b> <b>De miembros:</b> Tiene que ver con la representatividad de la población de la que se ha partido para el estudio. <b>De representación:</b> Respecto a otros fenómenos que tienen que ver con el que se estudia.
		<b>Validez Semántica</b> Si las categorías del análisis describen o corresponden de forma ajustada los significados y usos del contexto elegido.
	<b>Estructura interna</b>	<b>Validez Estructural:</b> El grado en el que el modelo teórico, los datos obtenidos y las reglas de inferencia tienen una correspondencia estructural entre ellos.
		<b>Validez Funcional:</b> La correspondencia entre el análisis realizado y lo encontrado en otros análisis de contenido.
	<b>Relaciones con otras variables</b>	<b>Validez de correlación</b> <b>Validez Convergente:</b> Cuando los resultados correlacionan con variables conocidas que miden el mismo fenómeno y se considera válido. <b>Validez Discriminante:</b> Cuando no hay correlación entre los resultados de una variable conocida como válida pero medida en un fenómeno contrario al estudiado.
		<b>Validez de predicción:</b> El grado en el que las respuestas del análisis de contenido se anticipan a eventos, conocimientos, propiedades o asuntos que no están en el análisis.
<b>Ecológica</b> <b>(Bronfenbrenner (1977))</b>	<b>Es una validez “situacional global”</b>	“una investigación se considera como válida ecológicamente si se lleva a cabo en un ambiente naturalístico y con objetos y actividades de la vida de cada día” (Bronfenbrenner, 1977, p. 515).

## LAS APROXIMACIONES EMPÍRICAS EN INVESTIGACIÓN: LA FORMA ESTADÍSTICA

Las variables operacionalizadas como criterio de análisis

## Una propuesta de clasificación de las pruebas estadísticas.

En la siguiente tabla, se plasma la gama de pruebas existentes a partir del criterio del objetivo de la técnica o conjunto de ellas que persigue su algoritmo interno. En esta clasificación posiblemente no aparecen todas las pruebas, pero sí que están representadas por el **número de variables** implicadas en sus análisis, así como su **finalidad**. Hemos intentado mostrar, algunas aproximaciones, más o menos actuales respecto al análisis, más bien mixto, considerando e incorporando otras perspectivas diferentes a la parametrización clásica como técnicas como son: la teoría de grafos, los métodos gráficos (tales como, grafos sin ciclos -significa que para cada vértice, no hay un camino directo que empiece y termine en vértice-, “mapas cognitivos difusos”, “redes bayesianas” o “redes neuronales artificiales”), la teoría de la cuasi-implicación (“*la pregunta es "Si un objeto tiene una propiedad, ¿tiene también otra?"*”. Por supuesto, la respuesta rara vez es verdadera. Sin embargo, es posible ver la aparición de una tendencia. Se pretende destacar tales tendencias en un conjunto de propiedades [...] “*puede ser considerada como un método para producir normas de asociación*” Couturier, 2008, (p. 41), la inteligencia artificial o el algebra booleana.

Nosotros consideramos **escalares a las variables de una escala de tipo Likert**, y también, interpretamos dicho término con respecto al tratamiento estadístico que se realiza con las variables consideradas. Somos conscientes, por otro lado, que el nivel de medición no podría considerarse una variable escalar en la clasificación propuesta por Stevens (1946), ya que sería una variable ordinal. En cambio, para Coombs (1979), es una variable con un “ordenado métrico”, es decir, variables situadas entre el nivel ordinal i el de intervalo. En el caso de Abelson y Tukey (1970), consideran que a este tipo de variables (**ordinales o de ordenado métrico**) se les puede asignar valores de escala y por tanto tratarlas como variables de intervalo

Según número de variables	Características-finalidad (Todas las Pruebas tienen unas condiciones de aplicabilidad que le son propias)
Pruebas univariantes (Una única variable)	Se utiliza la descripción como finalidad. Para variables cualitativas (%) y en la variable de cuantificación, la media y la desviación estándar, como los elementos fundamentales. Además, en estas variables se utilizan otros estadísticos para su descripción, como la moda, mediana, percentil, cuartil, amplitud, etc.
Pruebas bivariantes (Dos variables implicadas)	<p>Son pruebas que lo que se busca es la dependencia o covariación entre variables. Según su estatus de medida se dispone de una prueba u otra, veamos las principales:</p> <p>Entre dos variables continuas, o 2 variables de intervalo (en el caso de los cuestionarios y las escalas de tipo Likert, hay una cierta discusión con respecto al tipo de variable que es en función de su medida y si se deben de considerar como variables de tipo escalar, como mínimo de intervalo, o bien, ordinales.</p> <p>Las pruebas que tenemos a nuestra disposición son las siguientes (más utilizadas).</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>. <b>Asociación-relación 2 variables cuantitativas o escalares:</b> Coeficiente de correlación de Pearson.</li> <li>. <b>Asociación-relación 2 variables cualitativas:</b> Prueba de independencia de Chi-cuadrado. Correspondencias simples.</li> <li>. <b>Diferencias significativas entre grupos, una variable cualitativa y otra cuantitativa.</b> Prueba T de Student Fisher, o One-way ANOVA.</li> </ul>
Pruebas multivariantes (Más de dos variables)	<p>En este conjunto de pruebas se utilizan criterios para su clasificación que pueden variar de forma a veces ostensible, es por ello que nosotros hemos optado por una combinación entre las propuestas de Pérez (2011); Closas, Arriola, Kuc Zening, Amarilla y Jovanovich (2013); Tabachnick, y Fidell (2014); Cleff, 2019; y Sagaró del Campo y Zamora Matamoros (2020). Con todo hemos primado en la clasificación el objetivo que persigue o proporciona el conjunto de técnicas.</p> <p><b>Grado de relación entre variables y predicción de grupos:</b> (Se pueden utilizar variables categoriales y/o escalares). Técnicas de Regresión: Múltiples, Canónica, Jerárquicas, Por pasos, Logísticas (Categoriales-escalares), Modelos multinivel (categoriales-escalares), Modelos loglineales (variables categoriales) con sus modelos loglineales y los Logit, Discriminante, etc.</p> <p><b>Diferencias significativas entre grupos:</b> Como mínimo una variable categorial (forma los grupos de comparación). Análisis de la varianza: Procedimientos ANOVA, ANCOVA, MANOVA, MANCOVA, también para medidas repetidas.</p> <p><b>Establecimiento o confirmación de estructuras:</b> (El descubrimiento o confirmación de agrupaciones de variables, los factores). <u>Técnicas con variables escalares:</u> análisis factorial exploratoria, análisis factorial confirmatorio y análisis de ecuaciones estructurales. <u>Técnicas con variables categoriales:</u> análisis factorial de correspondencia múltiples, escalamiento multidimensional,</p> <p><b>El curso del tiempo:</b> (medidas tomadas a lo largo del tiempo) Análisis de supervivencia con tablas o predictores y los análisis de series temporales con previsión o intervención.</p> <p><b>La segmentación o el aglomerado:</b> (la división de un todo en conjuntos “homogéneos intra” y “heterogéneos inter” es decir, con características semejantes llamadas segmentos). Técnicas predictivas: Árboles de decisión, redes neuronales. Técnicas Descriptivas: Análisis de “Clusters”, redes neuronales, análisis de correspondencias</p> <p><b>Procedimientos mixtos:</b> (Análisis gráficos, implicativos o textuales conjuntamente con variables categoriales) Análisis estadístico implicativo (Gras, Suzuki, Guillet y Spagnolo 2008) Análisis multivariado espacial, lo gráfico de las técnicas (Sagaró del Campo y Zamora Matamoros, 2019) Análisis de similitud (teoría de grafos). Análisis mediante gráficos que proporcionan técnicas como las anteriores, o bien, específicas.</p>

# LOS PRIMEROS PASOS EN EL ANÁLISIS DE CONSTRUCTOS: algunas sugerencias generales.

## INICIO

- .- Proceso de operacionalización; dimensiones, subdimensiones e indicadores.
- .- Crear los ítems (preguntas) en función de la dimensionalidad teórica establecida.
- .- Mejor escalar la gradación de respuesta (con intervalos iguales o superiores 6).

## PASO INTERMEDIO

- .- Determinar los ítems de la escala o constructo que son discriminantes (por ejemplo: análisis grupos extremos)

## FINAL

- .- Cálculo fiabilidad (Cronbach o omega de McDonald).
- .- Ajuste de la dimensionalidad o estructura (Análisis Factorial Exploratorio (AFE) i/o Factorial Confirmatorio (AFC))

**\*\* Se ha de recordar que los índices o coeficientes que se obtienen en los diversos procedimientos no son de la “escala” o “prueba” sino de las puntuaciones de la muestra.**



## **Determinar los ítems que nos discriminan en una escala: procedimiento por grupos extremos**

Se puede utilizar tanto en pruebas de tipo “objetivo” de rendimiento como en escalas valorativas de todo tipo.

Las etapas a seguir son las siguientes:

- Escoger los grupos a partir de las puntuaciones totales obtenidas en la escala
- Crear dos grupos a partir de las más altas y las más bajas (cuartil 1 y cuartil 3).
- Comparar cada uno de los ítems en los grupos y ver si existen no diferencias estadísticamente significativas. (prueba de t de Student-Fisher o bien, si son muestras muy grandes Z. Cuando la distribución no sigue ley Normal se utilizan pruebas no paramétricas).

# EJEMPLO

F.J Elejabarrieta y L. Iñiguez (1984) Construcción de Escalas de Actitud Tipo Thurstone y Likert. U.A.B

Tomemos como ejemplo dos items de una escala de actitud tipo Likert administrada en la fase escala-piloto, a una muestra de la población constituida por 50 sujetos. En la tabla 1 se encontrarán las puntuaciones globales obtenidas por los sujetos, así como sus respuestas a los items 1 y 2.

Item 1	Item 2	Total	Item 1	Item 2	Total
5	5	110	3	4	60
5	5	110	2	3	50
3	5	110	2	4	40
5	5	1058	3	3	40
5	4	100	3	4	40
5	5	100	3	3	40
4	4	98	3	5	39
4	5	98	3	4	38
5	4	95	1	4	38
5	3	95	3	5	37
4	3	90	1	5	37
3	3	90	4	5	32
5	3	90	3	5	30
3	3	90	2	5	30
5	2	87	1	4	30
3	3	85	1	5	30
2	2	85	2	3	28
3	5	85	2	4	28
2	5	85	1	5	28
3	5	83	1	3	25
3	5	80	2	5	25
4	5	80	3	5	24
3	4	80	1	4	23
5	3	71	1	3	15
3	4	71	1	5	15

Como puede verse los sujetos están ordenados de mayor a menor puntuación obtenida en la escala.

**Tabla 1**  
Respuestas de los sujetos a los items 1 y 2, y puntuaciones totales.

## 1.- Selecció dels subjectes que formaran part del grup superior i inferior

Para el cuartil superior (Q3):

$$Q3 = P75 = 97.5 - (42 - 37.5)14/11 = \underline{91,77}$$

Para el cuartil inferior (Q1):

$$Q1 = P25 = 41.5 - (23 - 12.5)14/17 = \underline{32,85}$$

De esta manera, el grupo con puntuaciones altas serán los individuos con puntuaciones superiores a **91.77**. y el grupo con puntuaciones bajas, mediante los que obtuvieron puntuaciones inferiores a **32.85**.

Grupo 1 (.)		Grupo 2 (..)	
Item 1	Item 2	Item 1	Item 2
5	5	4	5
5	5	3	5
3	5	2	5
5	5	1	4
5	4	1	5
5	5	2	3
4	4	2	4
4	5	1	5
5	5	1	3
5	3	2	5
		3	5
		1	4
		1	3
		1	5

## 2.- Càlculs per la pressa de decisió

1.- Compararem en primer lloc les respostes al ítem 1 de les persones del grup superior i del grup inferior.

Para el ítem 1:  $X_1 = 4.6$   $X_2 = 1.79$   
 $S^2_1 = 0.49$   $S^2_2 = 0.95$

2.- Aceptem, que es compleixen les condicions d'aplicació. Passem doncs a la comparació de les mitjanes, mitjançant la t de Student:

3.- Aplicació de la prova de comparació

$$t = \frac{|X_1 - X_2| \sqrt{\frac{S^2_1}{n_1} + \frac{S^2_2}{n_2}}}{\sqrt{\frac{S^2_1}{n_1} + \frac{S^2_2}{n_2}}}$$

$$T(22, 0.05) = 2.496$$

$$T = 5.85 \text{ (teòrica)} \quad 5.85 > 2.406$$

***De donde podemos afirmar que el ítem es discriminativo, ya que encontramos diferencias estadísticamente significativas.***

Para el ítem 2:  $X_1 = 4.6$   $X_2 = 4.35$   
 $S^2_1 = 0.49$   $S^2_2 = 0.71$

Se compleixen les condicions d'aplicació. Passem doncs a realitzar la comparació de les mitjanes:

$$t(22, 0.05) = 2.406$$

$$t = 0.75 \text{ (teòrica)} \quad 0.75 < 2.406$$

***Por tanto podemos considerar que el ítem no es discriminativo, y lo excluirémos de la escala definitiva***



## CÁLCULO DE LA FIABILIDAD:

### Algunas consideraciones iniciales (Frías-Navarro, 2022)

“Cronbach (1951) propone el coeficiente alfa ( $\alpha$ ) que estima la proporción de varianza de un instrumento de medida debido al factor común entre los ítems. Y es conveniente que los investigadores e investigadoras tengan en cuenta la valoración del cumplimiento de sus supuestos básicos:

- 1) La denominada **tau-equivalencia** que consiste en que los ítems midan el mismo rasgo o la misma variable latente con el mismo o parecido grado de precisión (Cho, 2016).
- 2) La no correlación de los errores ya que se asume que son independientes (la puntuación de error de cualquier par de ítems no está correlacionada).
- 3) La unidimensionalidad, es decir, que todos los ítems o preguntas deben medir un solo rasgo latente
- 4) La medida del constructo debe de ser continua. “ (p. 6)

- **La tau-equivalencia, se puede obtener mediante un análisis factorial confirmatorio**

- **Consultar:** Calderón-de, G., Lozano, F., Cantuarias, A., & Ibarra, L. (2018). Validación de la Escala de Satisfacción con la Vida en trabajadores peruanos. *Validation of the Satisfaction with Life Scale in Peruvian workers*. 24(2), 249–264.



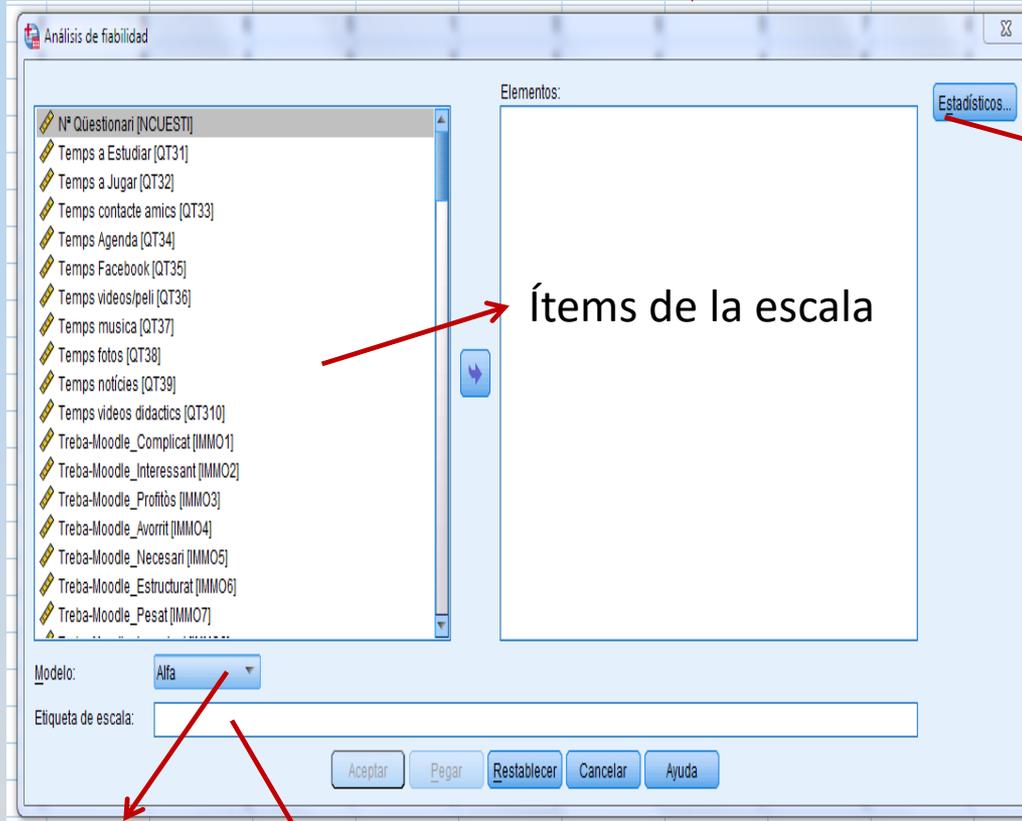
## **Alfa de Cronbach: Proceso de cálculo con SPSS**

# Fiabilidad en SPSS

Analizar

Escala

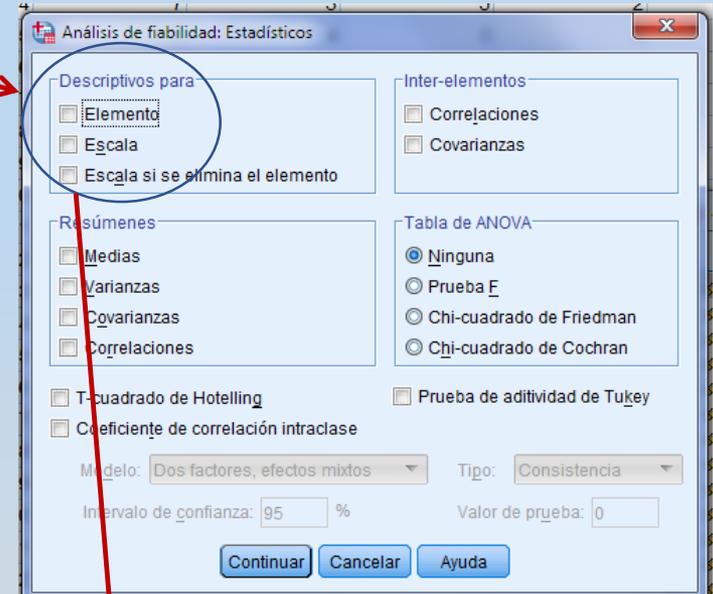
Análisis fiabilidad



**Metodos de calculo:**

- Alfa
- Dos mitades
- Guttman
- Paralelo
- Paralelo estricto

Etiqueta para el procedimiento



Estadísticos necesarios

# OUTPUT ANALISIS FIABILIDAD

Fiabilidad  
Escala: ESCALA ACTITUD

Resumen de procesamiento de casos			
		N	%
Casos	Válido	126	100,0
	Excluido <sup>a</sup>	0	,0
	Total	126	100,0

a. La eliminación por lista se basa en todas las variables del procedimiento.

Balance de casos en el calculo

Estadísticas de elemento			
	Media	Desviación estándar	N
ACT1 Millor manera aprendre	3,29	1,893	126
ACT2 Per la intimitat personal	3,38	1,955	126
ACT3 Alumnes espavilen ells	4,80	1,734	126
ACT6 Treball en grup defineix	3,37	1,797	126
ACT8 Informació irreal pràctica	3,49	1,719	126
ACT10 Més independent	4,45	2,026	126
ACT11 Suposen estalvi de temps	4,33	2,027	126
ACT12 S'apren forma més activa	3,61	1,885	126
ACT13 Fan bonica la docència	3,27	1,928	126
ACT14 Diferències entre companys disminueix	4,20	1,820	126
ACT15 Veure el meu progrés	3,91	1,859	126
ACT17 S'apren més ràpid	3,43	1,899	126
ACT18 Totes les classes virtuals	2,60	1,952	126
ACT19 Pràctica professional millora	3,13	1,852	126
ACT20 Més participatiu alumnes	3,16	1,865	126
ACT21 Major control professor	4,40	1,683	126
ACT22 Major implicació alumne	3,90	1,934	126
ACT23 Els professor ajuden més	3,46	1,853	126
ACT25 Relacions alumnes és reforcen	2,90	1,668	126
ACT26 Permeten ampliar materia	4,08	1,733	126
ACT27 Aprenentatge reforzat	3,79	1,774	126
ACT28 Les coses s'aprenen millor	3,08	1,836	126
ACT29 REC_ Són una forma de perdre el temps	4,62	2,015	126
ACT32 Adquirir fàcilment coneixements	3,94	1,810	126

Estadísticos descriptivos de cada ítem

Estadísticas de fiabilidad	
Alfa de Cronbach	N de elementos
<b>,914</b>	<b>24</b>

Índice que oscila entre 0 i 1: Se considera fiable con puntuaciones superiores a 0,85. (hay otros autores que lo consideran a partir de 0,70).

Este índice es sensible (a variaciones) a la longitud de la escala y la variabilidad de la muestra (según homogeneidad de la muestra). Este índice aumenta si aumentamos los ítems de la escala y la variabilidad de la muestra.

Estadístiques de total de element

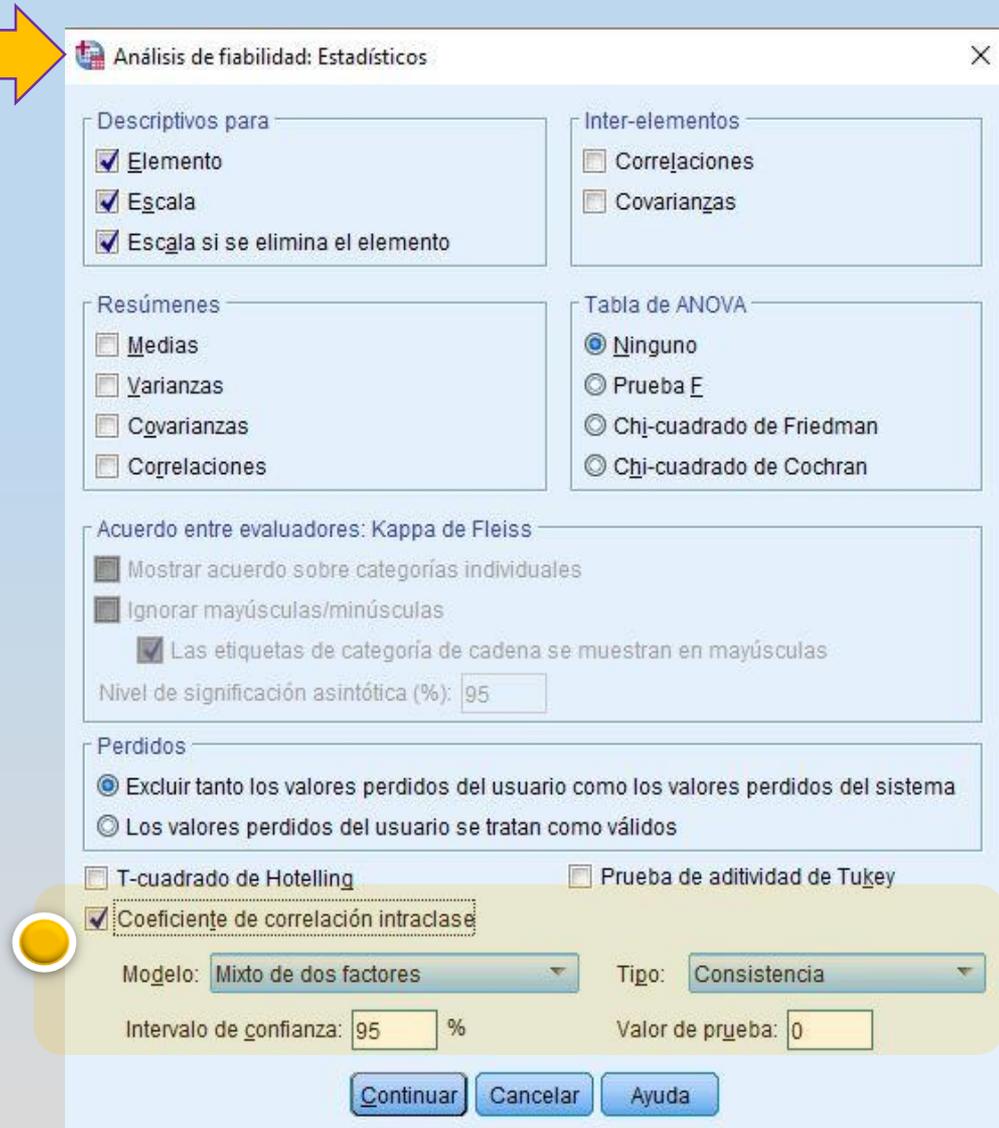
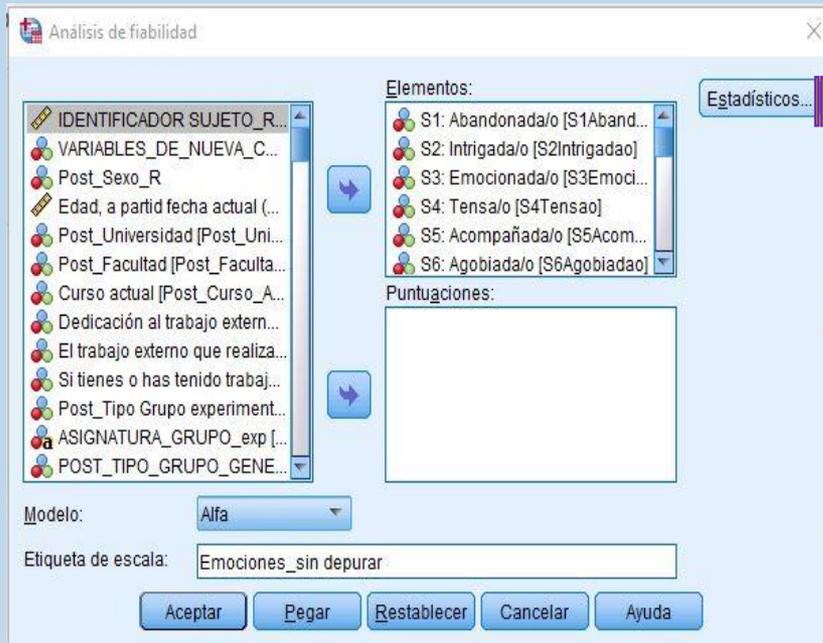
	Media de escala si el element se ha suprimido	Varianza de escala si el element se ha suprimido	Correlació total de elements corregida	Alfa de Cronbach si el element se ha suprimido
ACT1 Millor manera aprendre	85,29	595,041	,731	,906
ACT2 Per la intimitat personal	85,20	652,816	,095	,919
ACT3 Alumnes espavilen ells	83,78	626,526	,421	,912
ACT6 Treball en grup defineix	85,21	612,101	,571	,910
ACT8 Informació irreal pràctica	85,09	657,296	,066	,918
ACT10 Més independent	84,13	613,360	,485	,911
ACT11 Suposen estalvi de temps	84,25	615,103	,466	,912
ACT12 S'apren forma més activa	84,97	592,447	,764	,906
ACT13 Fan bonica la docència	85,31	643,607	,192	,917
ACT14 Diferències entre companys disminueix	84,38	632,846	,327	,914
ACT15 Veure el meu progrés	84,67	606,608	,612	,909
ACT17 S'apren més ràpid	85,15	589,889	,787	,905
ACT18 Totes les classes virtuals	85,98	600,711	,644	,908
ACT19 Pràctica professional millora	85,44	594,505	,755	,906
ACT20 Més participatiu alumnes	85,42	599,926	,686	,907
ACT21 Major control professor	84,18	643,542	,231	,916
ACT22 Major implicació alumne	84,68	590,538	,764	,905
ACT23 Els professor ajuden més	85,12	596,282	,733	,906
ACT25 Relacions alumnes és reforcen	85,68	605,274	,707	,907
ACT26 Permeten ampliar matèria	84,50	610,188	,618	,909
ACT27 Aprenentatge reforçat	84,79	604,597	,669	,908
ACT28 Les coses s'aprenen millor	85,50	596,460	,739	,906
ACT29 REC_ Són una forma de perdre el temps	83,96	656,086	,058	,920
ACT32 Adquirir fàcilment coneixements	84,64	601,303	,693	,907

Aportación del ítem a la escala. Es el índice de homogeneidad corregido. Proporciona la capacidad de discriminación. Es una correlación, por tanto, va de 0 a 1. Siempre debe de ser positivo y próximo a 1 ya que esto indica mejor calidad. Por tanto, nos permite evaluar cuánto aporta cada ítem al conjunto de la escala, es decir, establecer su capacidad de discriminación.

## ***Procedimiento de ajuste para el calculo de la fiabilidad***

- a.-** En la formulación de los ítems de la escala se han de contemplar las dimensiones que se explorarán.
- b.-** En el caso de las escalas de actitud, considerar ítems de favorabilidad i no favorabilidad.
- c.-** El índice de homogeneidad corregido ha de ser de signo positivo en todos los ítems. De esta manera podemos confeccionar el total de la escala.
  - .- Para ello cuando un ítem aparece con correlación negativa, se procede a cambiar el sentido del ítem. (por regla general se utiliza una recodificación de valores del ítem, cambio del sentido escalar (1=5, 2=4, 3=3, 4=2, 5=1).
  - .- También se puede aumentar la fiabilidad eliminando ítems, cuando el índice tiene muy poco correlación con el total de la escala. (valores inferiores a 0.10)
- d.-** Es muy importante si se van a realizar procedimientos multivariados que la escala esté fiabilizada y con todos los ítems en un sentido.

# Cómo obtener el intervalo de confianza del “alfa de Cronbach”, en SPSS



## Escala emociones: archivo de trabajo BASE3\_POST\_ESCALAS

Estadísticas de fiabilidad	
Alfa de Cronbach	N de elementos
,773	24

	Coeficiente de correlación intraclase						
	Correlación intraclase <sup>b</sup>	95% de intervalo de confianza		Prueba F con valor verdadero 0			
		Límite inferior	Límite superior	Valor	gl1	gl2	Sig
Medidas únicas	,125 <sup>a</sup>	,105	,148	4,414	340	7820	,000
Medidas promedio	,773 <sup>c</sup>	,737	,807	4,414	340	7820	,000

Modelo de dos factores de efectos mixtos donde los efectos de personas son aleatorios y los efectos de medidas son fijos.

- El estimador es el mismo, esté presente o no el efecto de interacción.
- Coefficientes de correlaciones entre clases del tipo C que utilizan una definición de coherencia. La varianza de medida intermedia se excluye de la varianza del denominador.
- Esta estimación se calcula suponiendo que el efecto de interacción está ausente, porque de lo contrario no se puede estimar.

Por lo tanto, la redacción del resultado podría ser la siguiente: “El análisis de la consistencia interna de los ítems que forman la dimensión emocional tiene un valor del alfa de Cronbach de .77 [95% IC .73, .80], siendo un valor adecuado”. (Frías-Navarro, 2022)



Calcular el intervalo de confianza de un alfa de Cronbach mencionada.

Hay ocasiones en las que quizás nos puede interesar conocer un intervalo de confianza explicitado en un artículo o informe que no proporciona dicho intervalo.

Para ello, hay una aplicación en Internet (ejecuta on-line) denominada “*Parametric confidence interval for Cronbach alpha*” pero debemos conocer el *valor de la estimación puntual de alfa de Cronbach* y del *valor de N o número de observaciones*.

La aplicación se encuentra en <https://www.psych.org/psych/> donde se aporta más información sobre otras utilidades estadísticas.

<https://cpsyctc.shinyapps.io/Cronbach1Feldt/>

Enlace directo a la aplicación

# Parametric confidence interval for Cronbach alpha

This shiny app is part of a number from my site at [PSYCTC.org](https://psyctc.org). There is a form there to [contact me](#) so do please use that if you think there is anything wrong here, or anything that could be improved.

Put your values in here, replacing the existing ones

Sample size (n), positive integer

100

Number of items (k), positive integer

34

Observed/reported Cronbach alpha value ( $\leq 1.0$ )

0.94

A referential alpha (if you need this)

0

Width of CI (usually .95, i.e. 95% CI,  $\leq .99$ )

0.95

Number of decimal places

2

## Your input and results

Given:

Observed alpha = 0.94

n = 100

Number of items = 34

Gives two-tailed p = 0

against alternative alpha of 0

95% confidence interval from 0.92 to 0.96

App created by Chris Evans [PSYCTC.org](https://psyctc.org) licenced under a [Creative Commons Attribution Licence-ShareAlike](#) Please respect that and put an acknowledgement and link back to here if re-using anything from here.



## Coefficiente Omega de McDonald

El coeficiente Omega de McDonald se plantea, actualmente, como un sustituto del alfa de Cronbach. Este coeficiente también es conocido como fiabilidad compuesta ('Composite Reliability') o como coeficiente Jöreskog, (Viladrich y cols., 2017).

Se considera el sustituto por los siguientes motivos:

.- No es necesario la presencia de la tau-equivalencia y que los errores no estén correlacionados. Aspectos necesarios en el alfa de Cronbach.

.- El Cronbach podría subestimar la magnitud de la consistencia interna cuando la escala de respuesta tiene cinco alternativas de respuesta o menos, siendo preferible optar por la omega de McDonald cuando la escala de respuesta es binaria y ordinal (Zumbo y cols., 2007).

## Cálculo manual:

Se realiza para cada factor o conjunto de ítems que componen la dimensión

### Formula a utilizar

$$\omega = \frac{[\sum_{i=1}^i \lambda]^2}{[\sum_{i=1}^i \lambda]^2 + [\sum_{i=1}^i 1 - \lambda_i^2]}$$

El coeficiente omega, a diferencia del coeficiente de alfa trabaja **con las cargas factoriales** (Gerbing & Anderson, 1988), que son la suma ponderada de las variables estandarizadas, transformación que hace más estable los cálculos (Timmerman, 2005) y refleja el verdadero nivel de fiabilidad. En segundo lugar, **no depende del número de ítems** tal como se aprecia en su expresión matemática (McDonald, 1999):

Para considerar un valor aceptable de confiabilidad mediante el coeficiente omega, éstos deben encontrarse entre .70 y .90 (Campo-Arias & Oviedo, 2008), aunque en algunas circunstancias pueden aceptarse valores superiores a .65 (Katz, 2006).

### Elementos

*El Sumatorio de la carga o peso factorial de cada ítem que componen el factor. Esto es la varianza explicada por el ítem del factor.*

**Sumatorio del peso factorial al cuadrado menos 1, para cada ítem. Esto es el error de varianza no explicado.**

Tabla para el cálculo:

#### Factor 1:

	Peso factorial al cuadrado	Error varianza explicada
<b>Peso Factorial ítem</b>	$\left[ \sum_{i=1}^i \lambda \right]^2$	$\left[ \sum_{i=1}^i 1 - \lambda_i^2 \right]$
Item_1 = 0.76		
Item_2 = 0.64		
Item_3 = 0.86		
Item_.....	.....	.....
Total		

$\omega =$

#### Factor 2:

	Peso factorial al cuadrado	Error varianza explicada
<b>Peso Factorial ítem</b>	$\left[ \sum_{i=1}^i \lambda \right]^2$	$\left[ \sum_{i=1}^i 1 - \lambda_i^2 \right]$
Item_1 =		
Item_2 =		
Item_3 =		
Item_.....	.....	.....
Total		

$\omega =$

#### Factor n:

	Peso factorial al cuadrado	Error varianza explicada
<b>Peso Factorial ítem</b>	$\left[ \sum_{i=1}^i \lambda \right]^2$	$\left[ \sum_{i=1}^i 1 - \lambda_i^2 \right]$
Item_1 =		
Item_2 =		
Item_3 =		
Item_.....	.....	.....
Total		

$\omega =$

# Proceso de cálculo con SPSS

Con el programa de spss no podemos obtener el coeficiente de forma directa, pero con un Macro (sintaxis de Spss) que se puede instalar permite tener el coeficiente: Dicho macro se encuentra en:

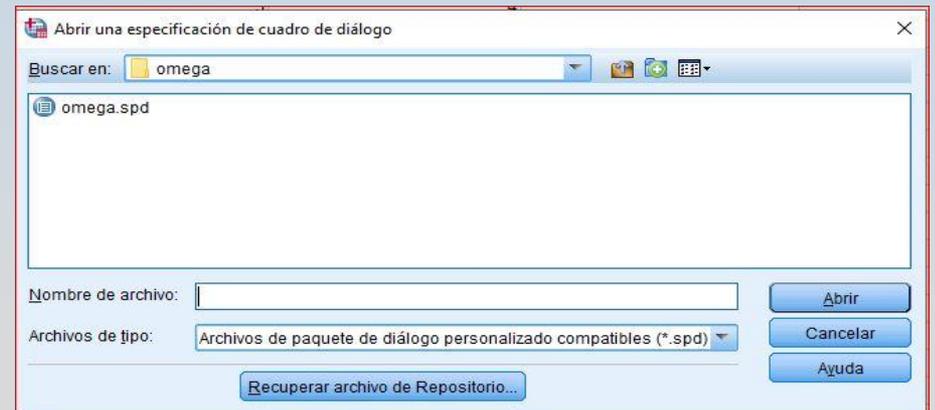
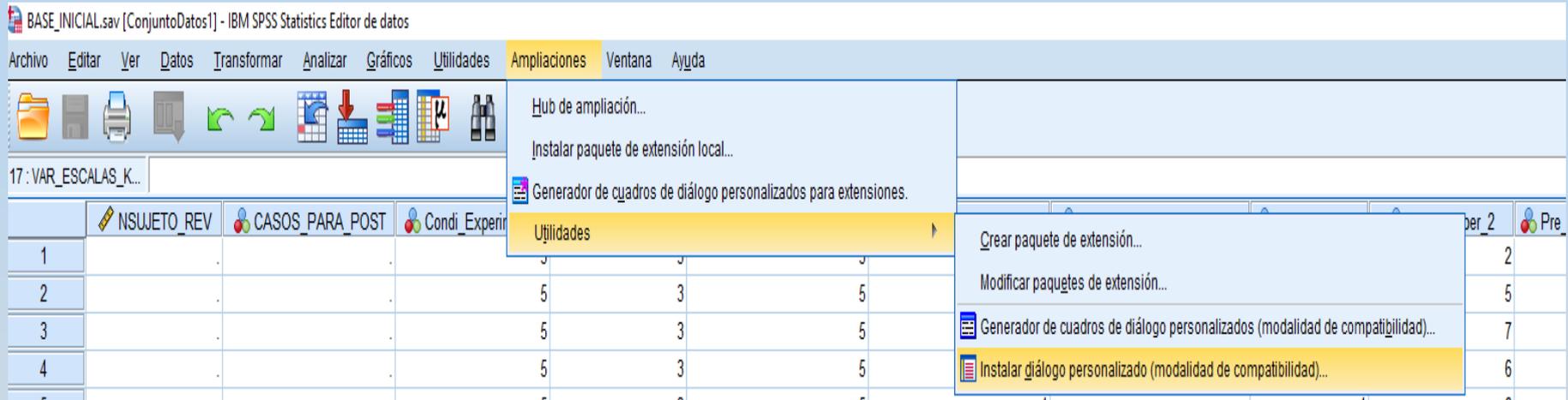
**afhaves@processmacro.org**

**Copyright (c) 2012-2021 by Andrew F. Hayes**

**ALL RIGHTS RESERVED**

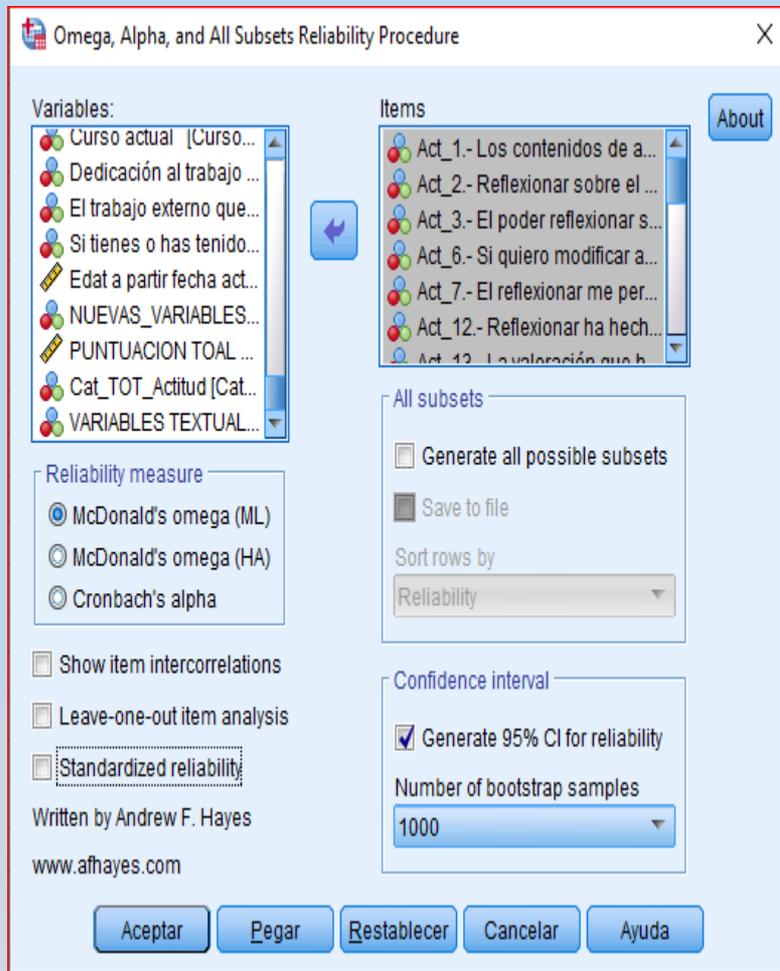
**Enlace: <https://afhaves.com/spss-sas-and-r-macros-and-code.html> (funciona mejor). Buscar apartado OMEGA y descargar**

## Cómo instalarlo en Spss V.24 o superior





# Demanda y Salida de resultados



Run MATRIX procedure:

```
***** Written by Andrew F. Hayes
*****
***** afhayes.com
*****
```

This estimate of omega is based on the factor loadings of a forced single-factor maximum likelihood factor analysis using SPSSs built in FACTOR procedure.

## Reliability:

**Omega**  
**,552**

Item means, standard deviations, and estimated loadings:

	Mean	SD	Loading	ErrorVar
Pre_Act_	5,767	1,059	,526	,846
Pre_Ac_1	2,318	1,502	-,529	1,977
Pre_Ac_2	5,909	1,070	,606	,777
Pre_Ac_3	2,648	1,655	-,491	2,496
Pre_Ac_4	6,291	,829	,521	,416
Pre_Ac_5	5,907	1,114	,726	,714
Pre_Ac_6	5,231	1,351	,692	1,348
Pre_Ac_7	5,273	1,195	,818	,759
Pre_Ac_8	5,137	1,337	,876	1,021
Pre_Ac_9	5,415	1,225	,874	,736
Pre_A_10	4,419	1,349	,648	1,400
Pre_A_11	5,483	1,158	,786	,724
Pre_A_12	5,369	1,157	,793	,710
Pre_A_13	1,615	1,186	-,524	1,132
Pre_A_14	2,172	1,291	-,484	1,432
Pre_A_15	5,074	1,294	,651	1,251
Pre_A_16	1,357	,916	-,370	,701
Pre_A_17	5,458	1,314	,530	1,447
Pre_A_18	1,992	1,321	-,485	1,509
Pre_A_19	6,176	1,060	,561	,808
Pre_A_20	3,318	1,540	-,432	2,184
Pre_A_21	1,968	1,373	-,400	1,724
Pre_A_22	2,013	1,470	-,451	1,958
Pre_A_23	6,322	,962	,509	,667

----- END MATRIX -----

Number of cases:  
849

NOTE: -99 indicates that the algorithm for calculating this quantity generated an error. This is probably due to including an item in the scale that is very weakly or negatively correlated with the others.

----- END MATRIX -----

La macro OMEGA también genera el coeficiente considerando los ítems introducidos en el análisis como si fuese unifactorial (1 único factor). Por tanto, para obtener los índices omega de cada factor se ha de hacer separadamente para cada uno de ellos.

También genera estadísticas resumidas, como la mayoría de las funciones disponibles de este macro también lo están para el alfa de Cronbach.



## Coefficiente Alfa ordinal

Se utilizan para su cálculo, al igual que el omega, los pesos factoriales. Se calcula sobre las matrices para variables **tetracóricas o policóricas**.

Variable **Tetracórica**: Es una variable que se ha dicotomizado o son “dummys” (Si, No; 0,1). Toda variable continua es susceptible de ser "dicotomizada", por ejemplo, la variable "altura" siendo una variable continua puede presentarse "dicotomizada" en altos y bajos.”

[Variable dicotómica \(Términos estadísticos\)](https://glosarios.servidor-alicante.com) © <https://glosarios.servidor-alicante.com>

Variable **Policórica**: Son variables ordinales, según escala Stevens (Ejemplo) “Bueno” – “Regular” – “Malo”. Variables con más de dos categorías con orden.

En el programa Spss, no proporciona dicho coeficiente pero si el software **FACTOR.12** que veremos más adelante.



**Índices de concordancia: grados de acuerdo**

# Índices de concordancia

## Variables Cuantitativas:

Analizar

Escala

Análisis fiabilidad

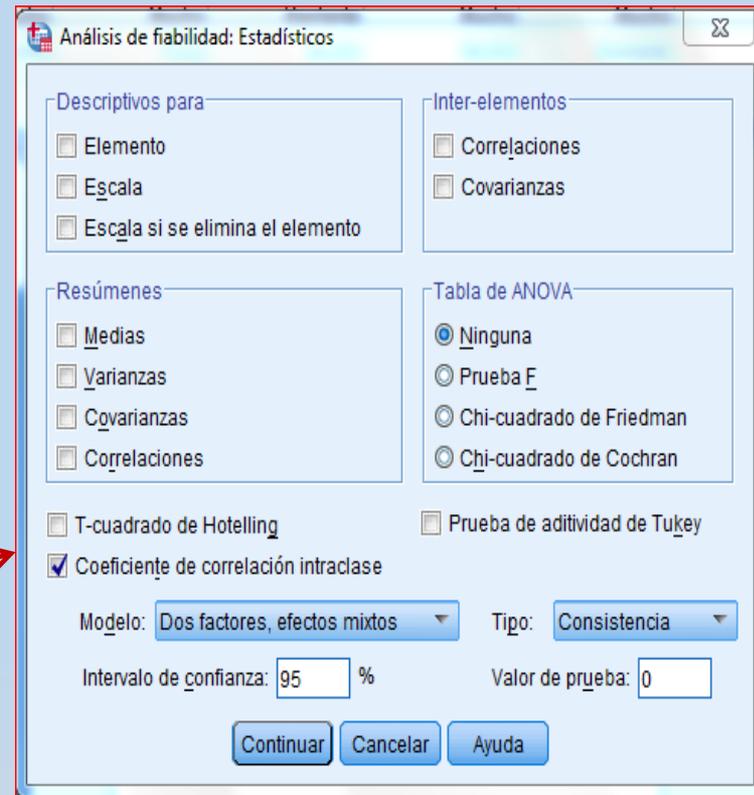
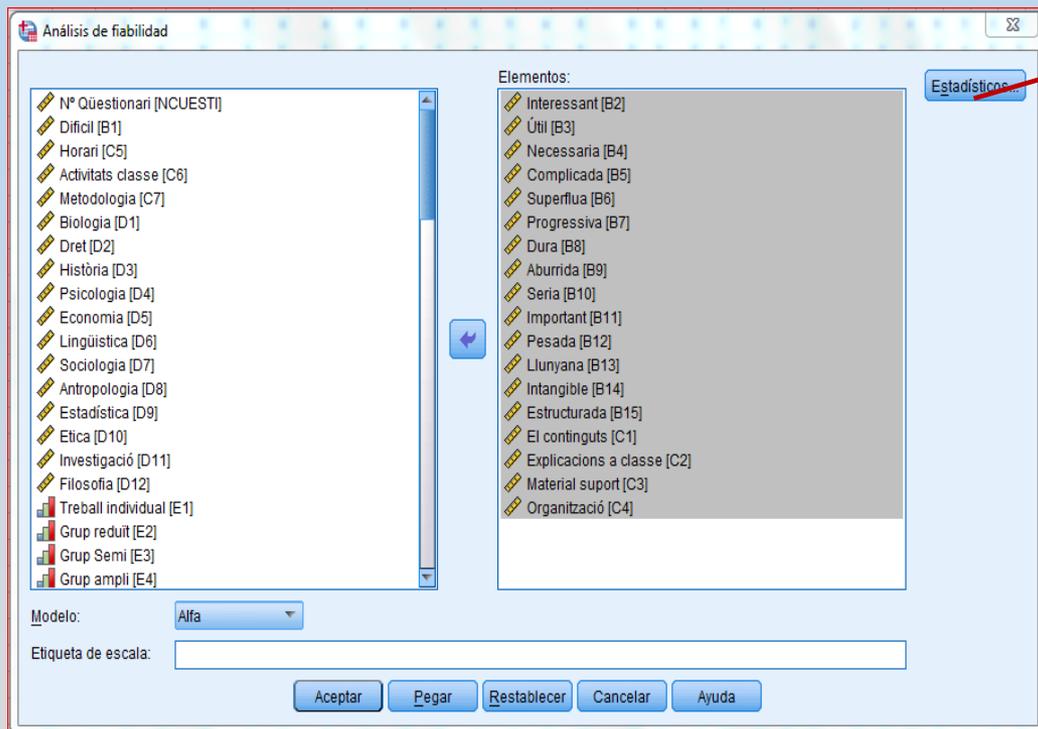


Tabla 5. Valoración de la concordancia según los valores del Coeficiente de Correlación Intraclase (CCI).

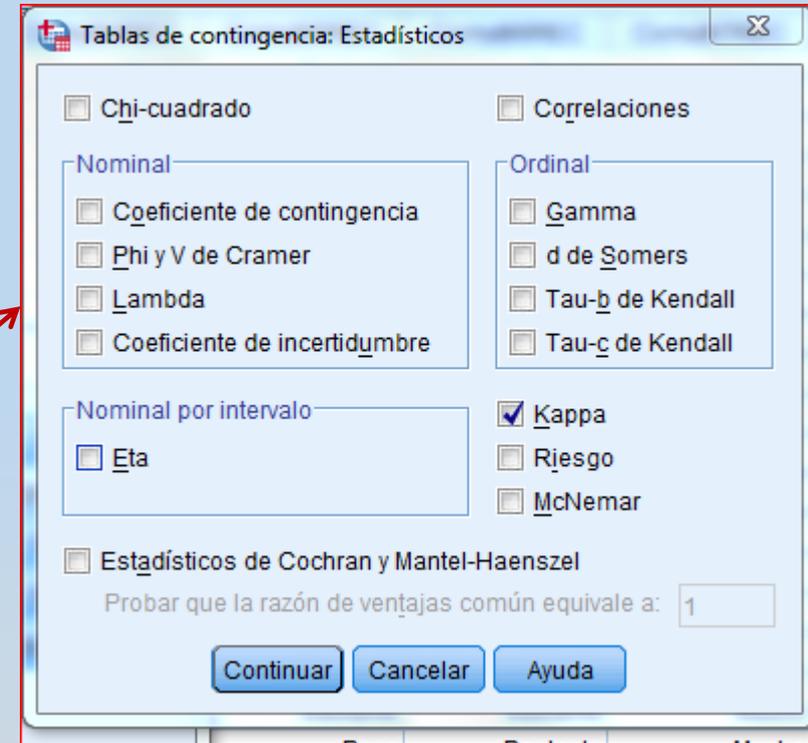
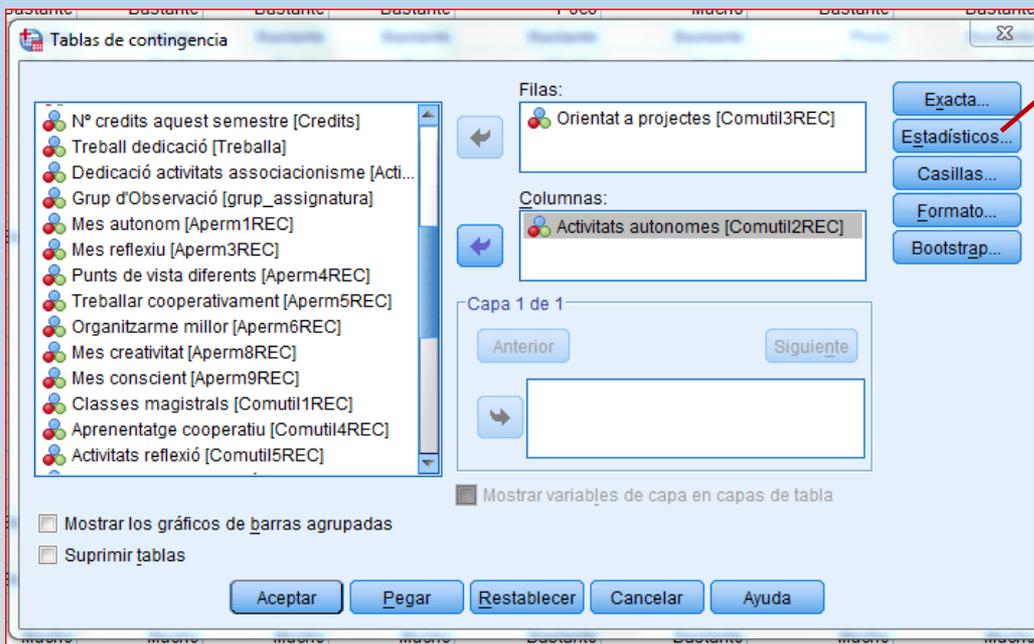
Valor del CCI	Fuerza de la concordancia
>0,90	Muy buena
0,71-0,90	Buena
0,51-0,70	Moderada
0,31-0,50	Mediocre
<0,30	Mala o nula

## Variables Cualitativas:

Analizar

Estadísticos descriptivos

Tablas de contingencia





## ***Análisis factorial:***

Obteniendo la estructura interna

El análisis factorial es un buen procedimiento para conocer en cierta medida la validez, ya que permite a partir de un constructo definido en un instrumento confirmar su estructura interna o latente (sus dimensiones) a partir de las puntuaciones obtenidas en los respondientes. A nuestra disposición tenemos dos tipos de Análisis factorial, el denominado ***Confirmatorio*** y el ***Exploratorio***.

El análisis ***factorial confirmatorio***, es una técnica que trata de valorar el ajuste de nuestros datos a la estructura que pensamos que tienen (se llevan a cabo mediante programas como el AMOS, EQS o MPLUS).

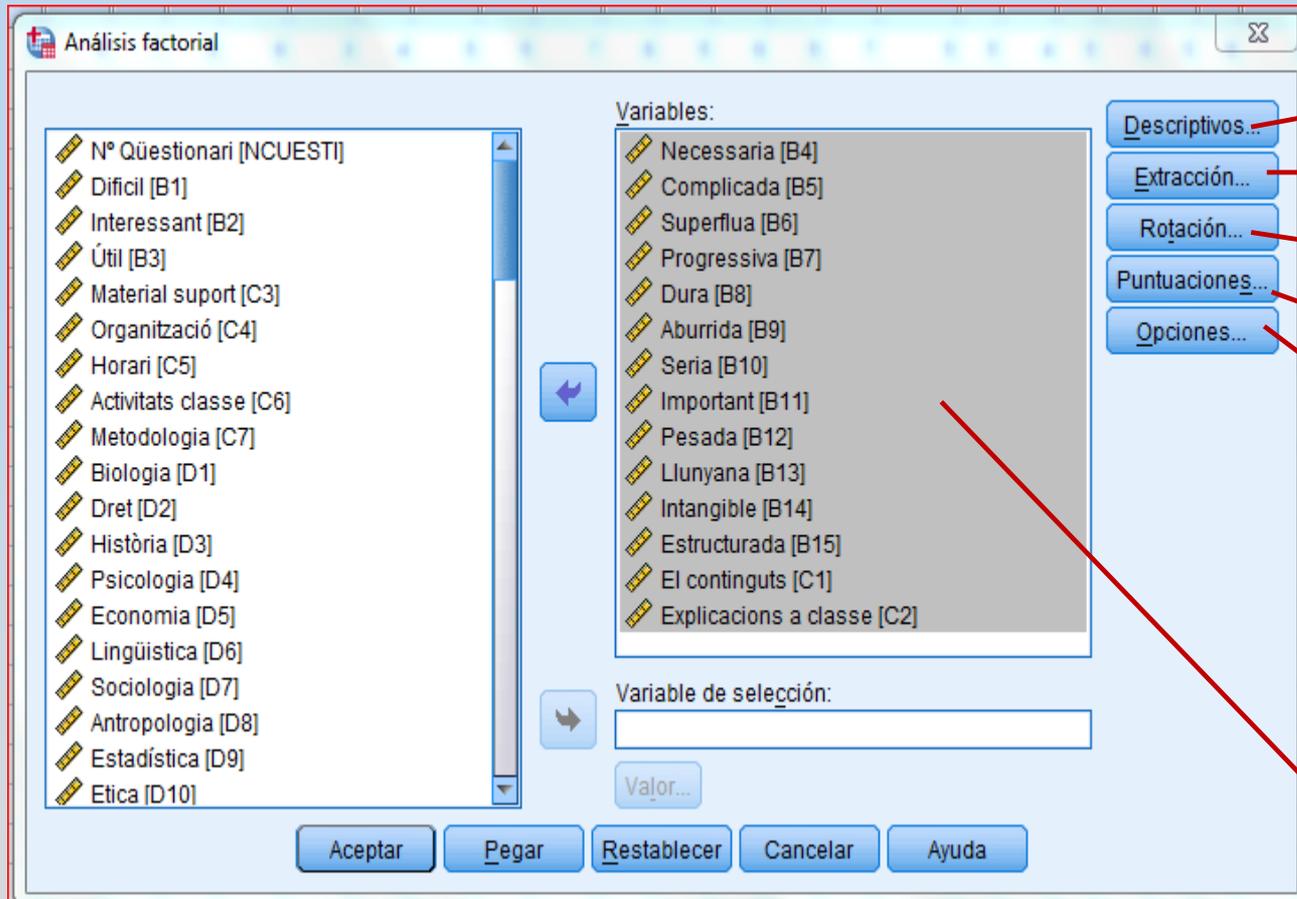
Por el contrario, el análisis ***factorial Exploratorio***, consiste en identificar dimensiones latentes en un conjunto de datos a partir de las relaciones entre las variables. Es el que veremos aquí.

# Procedimiento de ejecución\_Spss: Pasos

Analizar

Reducción de dimensiones

Factor



Paso\_1º

Paso\_2º

Paso\_3º

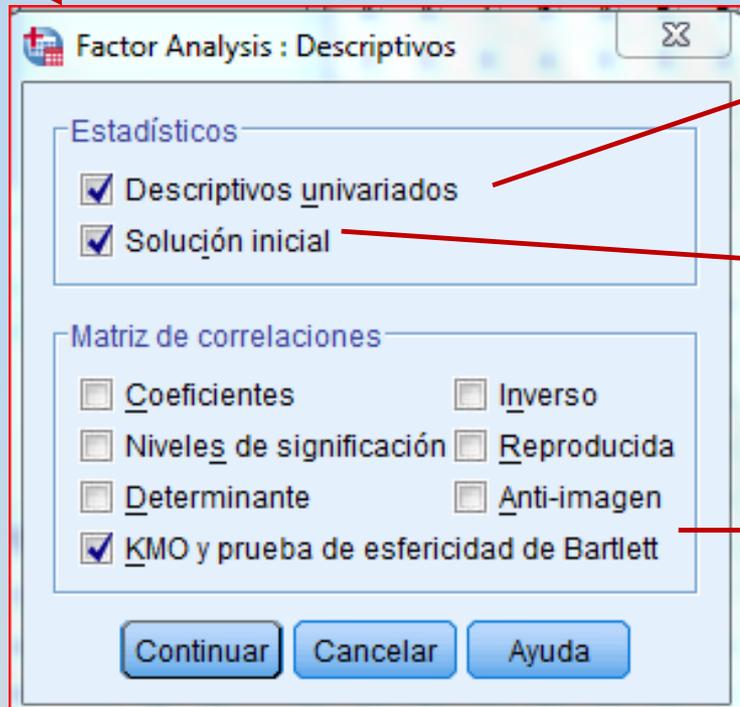
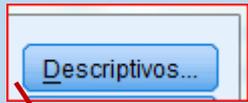
Paso\_5º

Paso\_4º

Selección Ítems a factorizar

## PASOS\_1º: Ejecución en Spss.

Descriptivos y pruebas de adecuación del análisis.



Estadísticos descriptivos (media y desviación) de las variables sometidas análisis

Solución factorial sin rotación. Inicial

Pruebas sobre la adecuación del análisis factorial.

# El concepto de rotación:

Figura 6.8. Representación geométrica de la matriz factorial rotada (VARIMAX)

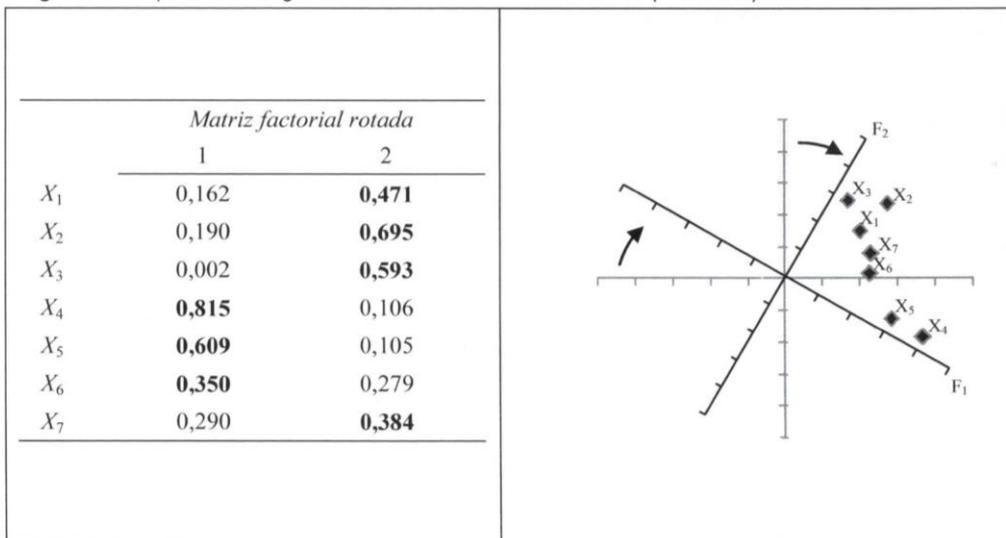
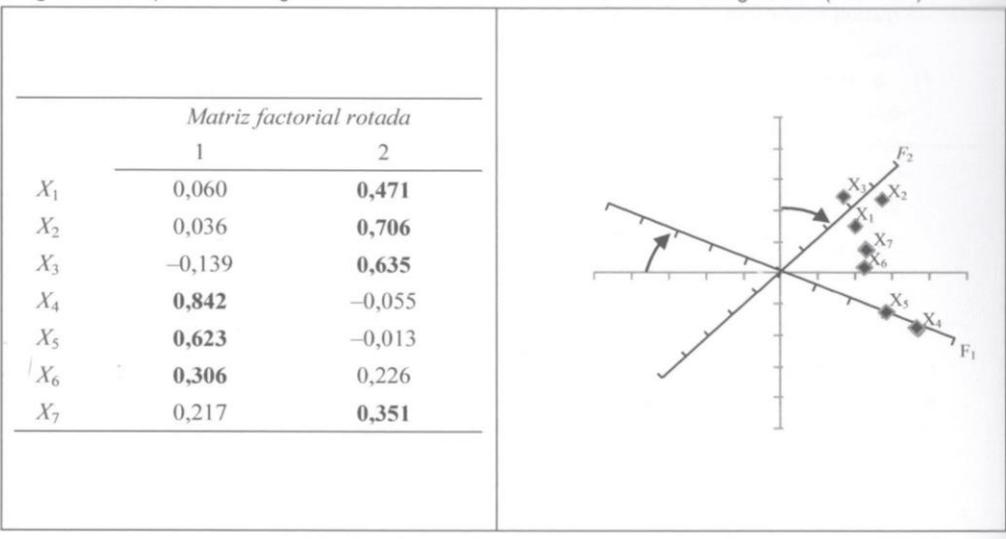


Figura 6.9. Representación geométrica de la matriz factorial rotada o de configuración (OBLIMIN)



## PASOS\_1º: outputs: Solución factorial sin rotación. Inicial

Estadísticos descriptivos

	Media	Desviación típica	N del análisis
B1 Dificil	5,64	1,089	227
B2 Interessant	4,70	1,222	227
B3 Útil	5,11	1,278	227
B4 Necesaria	4,89	1,305	227
B5 Complicada	5,66	1,139	227
B6 Superflua	3,78	1,298	227
B7 Progressiva	5,29	1,032	227
B8 Dura	5,55	1,145	227
B9 Aburrida	4,24	1,474	227
B10 Seria	5,50	1,134	227
B11 Important	5,23	1,126	227
B12 Pesada	4,70	1,392	227
B13 Llunyana	4,20	1,445	227
B14 Intangible	4,10	1,357	227
B15 Estructurada	5,87	,910	227



Media y desviación típica de los ítems a factorizar.

Comunalidades

	Inicial	Extracción
B1 Dificil	1,000	,745
B2 Interessant	1,000	,648
B3 Útil	1,000	,803
B4 Necesaria	1,000	,810
B5 Complicada	1,000	,655
B6 Superflua	1,000	,625
B7 Progressiva	1,000	,551
B8 Dura	1,000	,683
B9 Aburrida	1,000	,707
B10 Seria	1,000	,445
B11 Important	1,000	,614
B12 Pesada	1,000	,701
B13 Llunyana	1,000	,579
B14 Intangible	1,000	,712
B15 Estructurada	1,000	,285



Con el análisis de Componentes Principales se considera *toda la varianza, común y no común* (se colocan *unos* en la diagonal de la matriz de correlaciones)

## Condiciones de aplicación:

### El tamaño de la muestra:

No existe un criterio o norma definitiva sobre el número de sujetos necesario. En principio son preferibles muestras grandes porque el *error típico* de los coeficientes de correlación será menor y de esta manera disminuye también la probabilidad de que surjan factores casuales que no aparecerán en análisis sucesivos con otras muestras.

- 300 a un mínimo de 150-200 sujetos.
- Ratios de 10 o 5 individuos por variable

### Correlación entre las variables:

Todos los coeficientes de correlación han de ser superiores a 0.30, ya que si hay de inferiores el análisis factorial no es el apropiado.

El spss nos proporciona dos estadísticos para comprobar este hecho:

**KMO** (índice de 0 a 1; **el valor 0.6** es el mínimo sugerido para aceptar la adecuación muestral

**Bartlett** (prueba que considera si el análisis factorial es apropiado) La significación ha de ser inferior o igual a **p < 0.05**

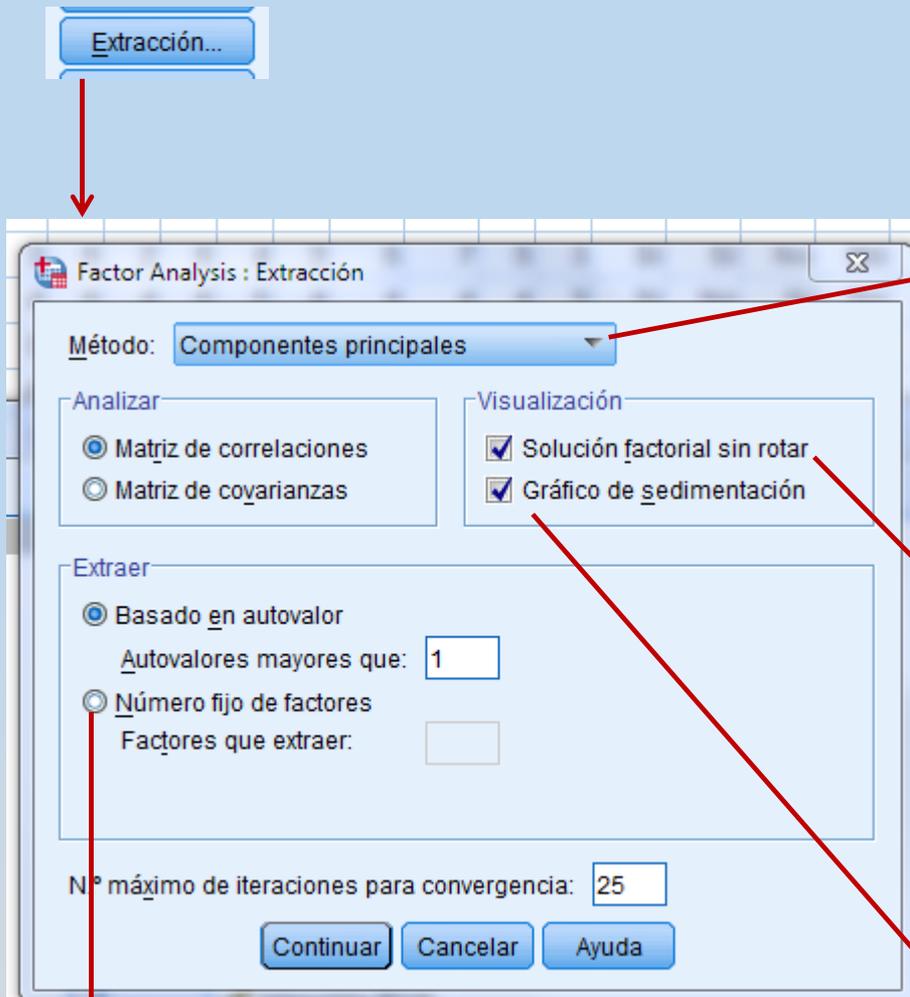
## Output Spss:

KMO y prueba de Bartlett		
<b>Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.</b>		<b>,823</b>
<b>Prueba de esfericidad de Bartlett</b>	Chi-cuadrado aproximado	<b>472,789</b>
	gl	<b>66</b>
	Sig.	<b>,000</b>

## **Otras condiciones de aplicación:**

- .- Ausencia de colinealidad (correlaciones inferiores a .80 entre ítems)
- .- Comprobación normalidad (caso variables cuantitativas continuas). En el caso de variables ordinales no sería un requisito.

## PASOS\_2º: Ejecución en Spss. Método de extracción de factores.



Procedimiento concreto para la extracción de los factores que representan el conjunto de relaciones entre las variables a análisis: En Spss se pueden elegir:

- **Componentes principales**
- Máximos cuadrados no ponderados
- Mínimos cuadrados generalizados,
- Máxima verosimilitud
- Factorización de ejes principales
- Análisis Alfa
- Análisis imagen

Las estructuras resultantes con los diferentes procedimientos son muy parecidas

Factores sin aplicar la rotación (facilita la interpretación)

Procedimiento para decidir el número de factores a retener. (existen otros como el **Horn's Parallel analysis, que veremos aquí**)

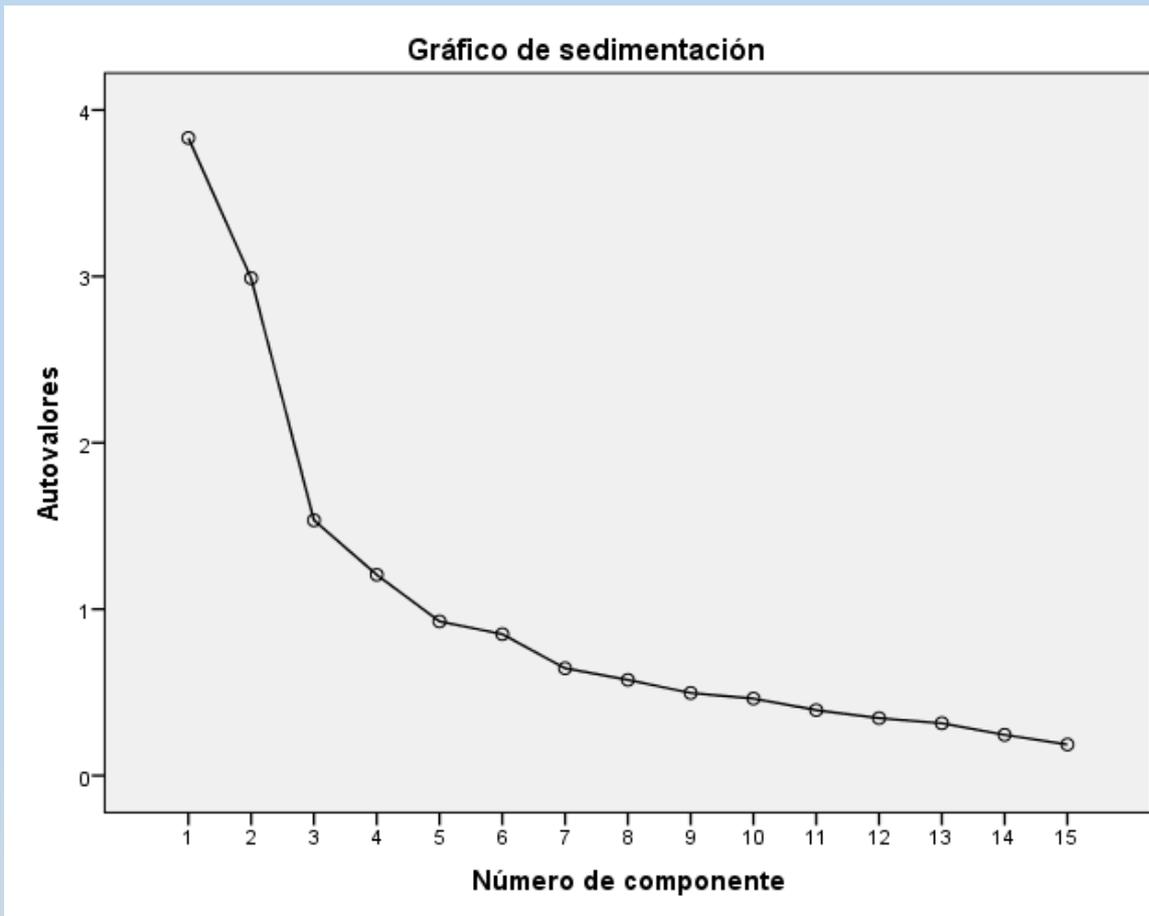
Posibilidad de demandar un número fijo de factores.

# Decisión del nº de factores a considerar

Varianza total explicada						
Componente	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	3,832	25,546	25,546	3,832	25,546	25,546
2	2,989	19,925	45,471	2,989	19,925	45,471
3	1,534	10,228	55,699	1,534	10,228	55,699
4	1,207	8,045	63,744	1,207	8,045	63,744
5	,926	6,176	69,920			
6	,850	5,665	75,585			
7	,645	4,297	79,882			
8	,575	3,835	83,717			
9	,496	3,308	87,025			
10	,462	3,083	90,108			
11	,393	2,622	92,730			
12	,345	2,299	95,029			
13	,314	2,096	97,126			
14	,245	1,630	98,756			
15	,187	1,244	100,000			

Varianza explicada por cada factor y la acumulada en porcentaje. **Matriz SIN rotar**

Varianza explicada por cada factor y la acumulada en porcentaje. **Matriz rotada**



El SPSS nos da un gráfico o perfil denominado *gráfico de sedimentación* en el que aparecen el número de **factores** o componentes (en el eje X; el número de componentes coincide con el número de ítems) y los **eigenvalues** [eje Y] o **varianza explicada por cada factor**. El *punto de corte* para establecer el número de factores que se van a rotar se sitúa en el punto de inflexión de la línea descendente que va uniendo los diversos *eigenvalues*. (Morales, 2011)

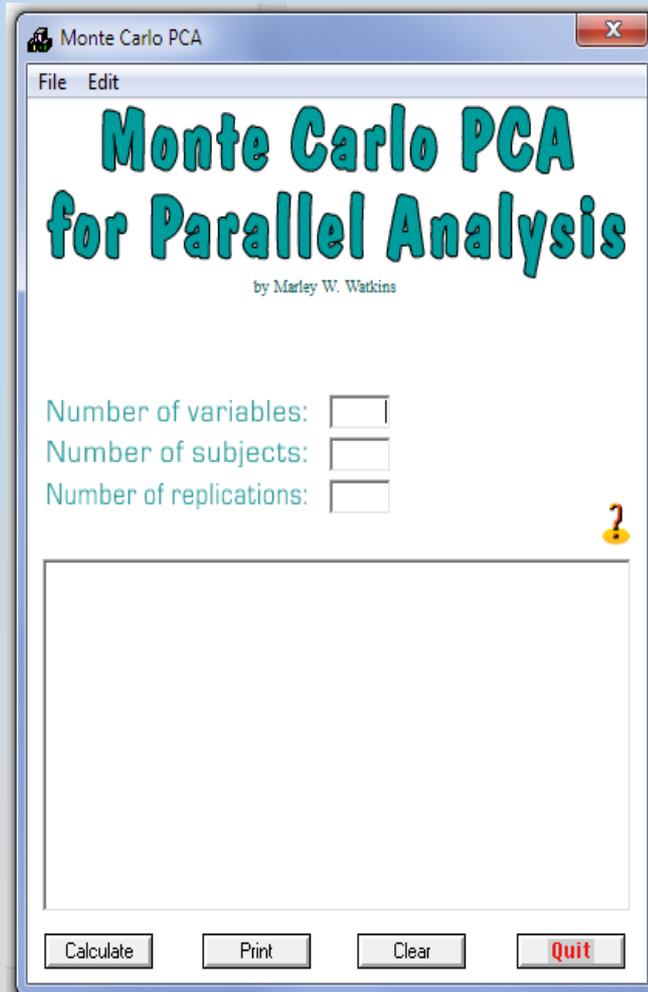
## Horn's Parallel analysis (1965)

Programa: Monte Carlo PCA for parallel analysis

<http://downloads.fyxm.net/download-now-Monte-Carlo-PCA-for-Parallel-Analysis-Others-Home-&-Education-66545.html>

o

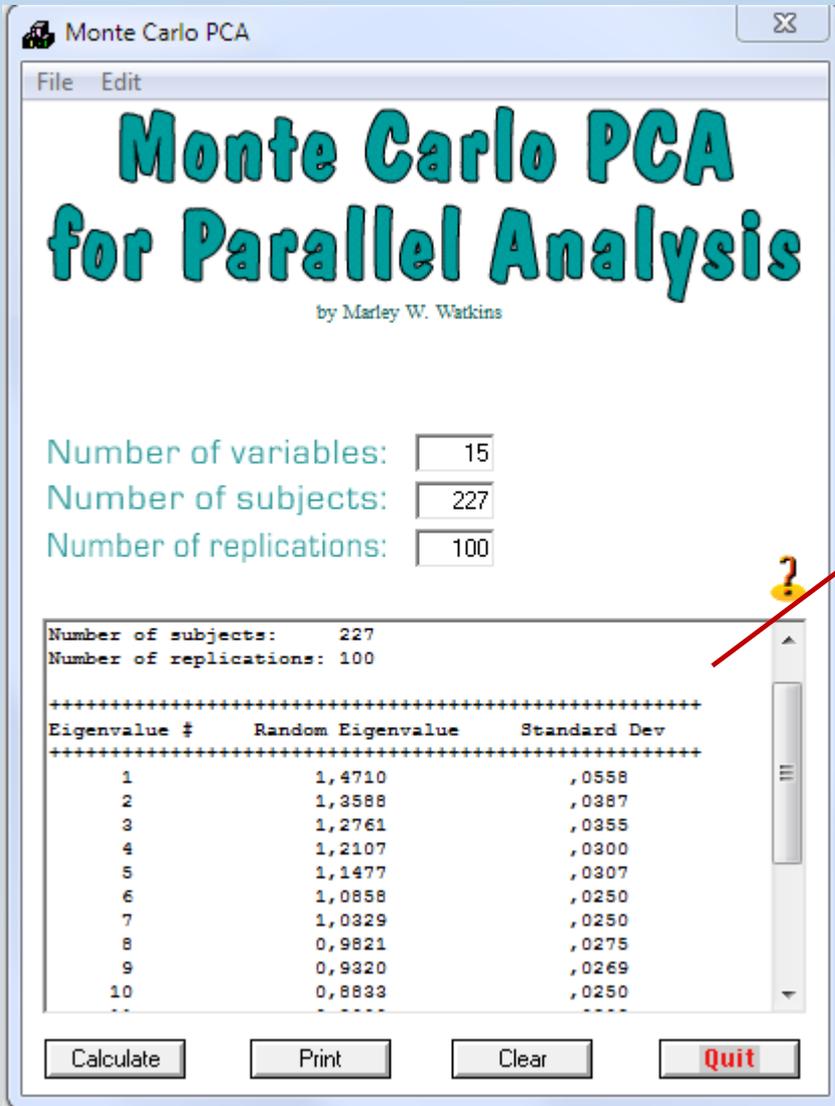
<https://www.softpedia.com/get/Others/Home-Education/Monte-Carlo-PCA-for-Parallel-Analysis.shtml>



El programa únicamente necesita tres elementos de información:

- El número de variables que se analizan (en nuestro caso 15)
- El número de sujetos en la muestra (227)
- El número de réplicas (podemos especificar 100)\*\*

\*\* Este programa se basa en el remuestreo para su cálculo



El programa genera 100 muestras del mismo tamaño, que es lo que hemos indicado y calcula la media de eigenvalues para las 100 muestras. Que es el output que nos proporciona el programa.

Se trata de comparar el resultado de los valores obtenidos con el Spss para cada factor y compararlo con el obtenido con el programa de Parallel Analysis.

SI EL VALOR DEL FACTOR DE SPSS ES MAYOR QUE EL OBTENIDO CON EL PARALLEL SE ACEPTA EL FACTOR. En nuestro caso es adecuado tener 4 factores. Tal como muestra la tabla

Numero de Factor	Eigenvalue en Spss	Eigenvalue PCAParallel	Decisión
1	3,83	1,47	aceptado
2	2,98	1,35	aceptado
3	1,53	1,27	aceptado
4	1,20	1,14	aceptado

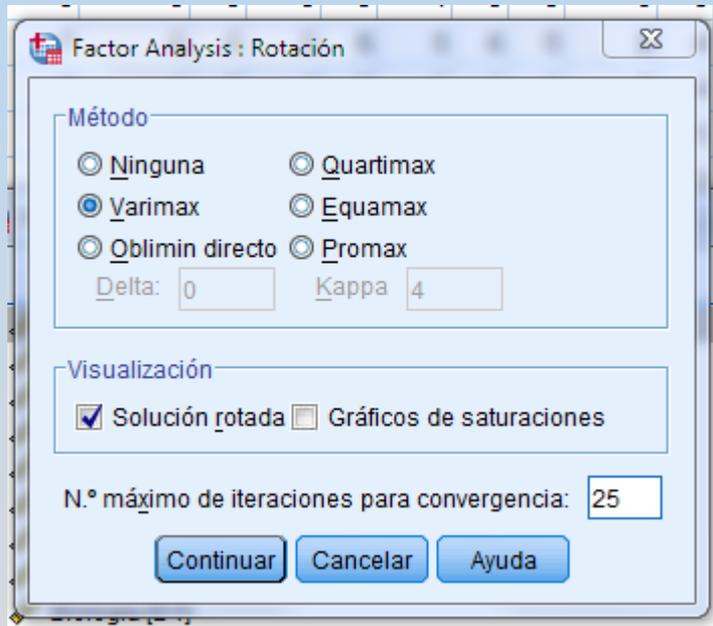
## PASOS\_3º: Ejecución en Spss.

### La rotación de factores: La interpretabilidad

Rotación...

Las rotaciones son *transformaciones lineales* que facilitan la interpretación sin alterar la proporción de varianza explicada por los factores (Nunnally y Bernstein, 1994:537), citado en Morales, 2013.

Podemos decir que hay dos aproximaciones fundamentales en los procedimientos de rotación. La denominada ortogonal, genera factores **NO** relacionados entre sí (procedimiento de extracción corresponde al de componentes principales) y la rotación oblicua, produce factores que están relacionados entre sí.



Con la rotación ortogonal lo más común es utilizar el método de rotación **Varimax**. Mientras que en el procedimiento de rotación oblicua lo más común es la **Oblimin directo**.

Por lo general las dos aproximaciones dan resultados muy parecidos.

### Matriz de componentes

	Componente			
	1	2	3	4
B1 Difícil	,714	,231	-,144	-,401
B2 Interessant	-,452	,526	,340	-,228
B3 Útil	-,327	,776	,028	,305
B4 Necesaria	-,290	,802	-,078	,277
B5 Complicada	,702	,275	-,196	-,216
B6 Superflua	,085	,076	,780	-,065
B7 Progressiva	-,106	,460	,114	-,561
B8 Dura	,701	,289	-,066	-,321
B9 Aburrida	,696	,048	-,111	,456
B10 Seria	,420	,437	-,275	,041
B11 Important	-,192	,749	-,006	,127
B12 Pesada	,798	,097	,009	,233
B13 Llunyana	,591	-,049	,397	,265
B14 Intangible	,477	,048	,692	,060
B15 Estructurada	,116	,517	-,054	,042

Tabla con la matriz de componentes de cada factor antes de la rotación. Muestra el peso que tiene cada ítem en el factor.

### Matriz de componentes rotados

	Componente			
	1	2	3	4
B1 Difícil	,854	-,090	-,025	,079
B2 Interessant	-,168	,491	-,586	,189
B3 Útil	-,118	,885	-,075	-,013
B4 Necesaria	-,040	,891	-,065	-,101
B5 Complicada	,798	,019	,125	,042
B6 Superflua	-,083	,021	-,193	,762
B7 Progressiva	,281	,237	-,642	,061
B8 Dura	,811	-,006	,007	,157
B9 Aburrida	,412	,057	,715	,155
B10 Seria	,544	,321	,189	-,096
B11 Important	,062	,767	-,148	-,015
B12 Pesada	,571	-,002	,540	,287
B13 Llunyana	,239	-,081	,423	,580
B14 Intangible	,190	-,045	,117	,813
B15 Estructurada	,273	,459	-,014	,019

Matriz rotada, es la que hemos de interpretar para conocer la composición de cada factor. Para una mejor visualización es importante considerar la pestaña **Opciones** del programa

Se considera poco peso cuando el ítem es inferior a 0.3\_0.4 (se interpreta dicho peso como un índice de correlación).

### Matriz de transformación de las componentes

Componente	1	2	3	4
1	,796	-,219	,463	,322
2	,355	,907	-,221	,058
3	-,263	-,008	-,207	,942
4	-,414	,361	,833	,071

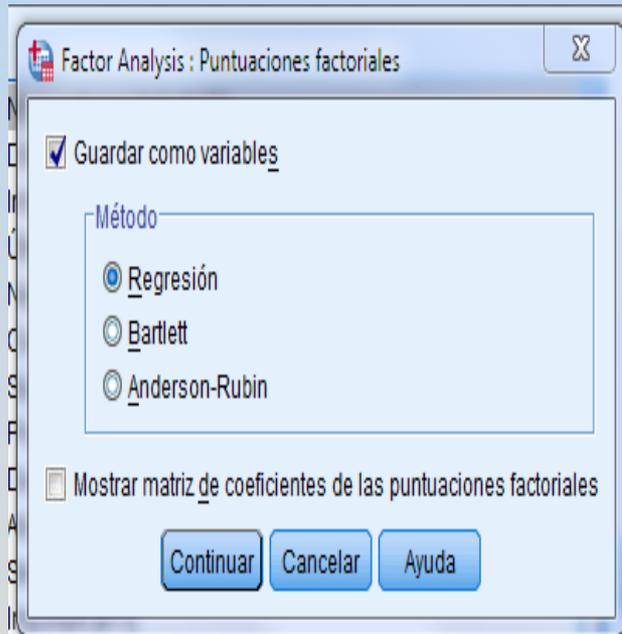
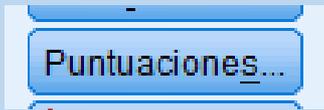
En esta tabla que aparece al final del output del procedimiento factorial, nos proporciona la fuerza de relación entre los factores obtenidos. Dichos valores son bajos cuando no superan el 0.30. De hecho nos dice si la decisión de utilizar la rotación Varimax ha sido la adecuada, o bien, es necesario utilizar la Oblimin.

Si la solución Varimax ofrece índices de relación bajos, nos indica que se obtendrán resultados muy parecidos con Oblimin, pero si son altos (superiores a 0.3) las soluciones factoriales con los dos procedimientos serán discrepantes. En este último caso, se ha de presentar en el resultado los dos procedimientos. (*Pallant, 2013:197-198*)

## PASOS\_4º: Ejecución en Spss.

Guardar puntuaciones factoriales y/o generar puntuaciones directas

**Puntuación directa:** la puntuación de un sujeto a un factor la podemos obtener mediante la suma de las puntuaciones de los ítems que componen el factor. Prácticamente es asignar el valor 1 a los ítems que componen el factor y 0 a los que no lo definen.

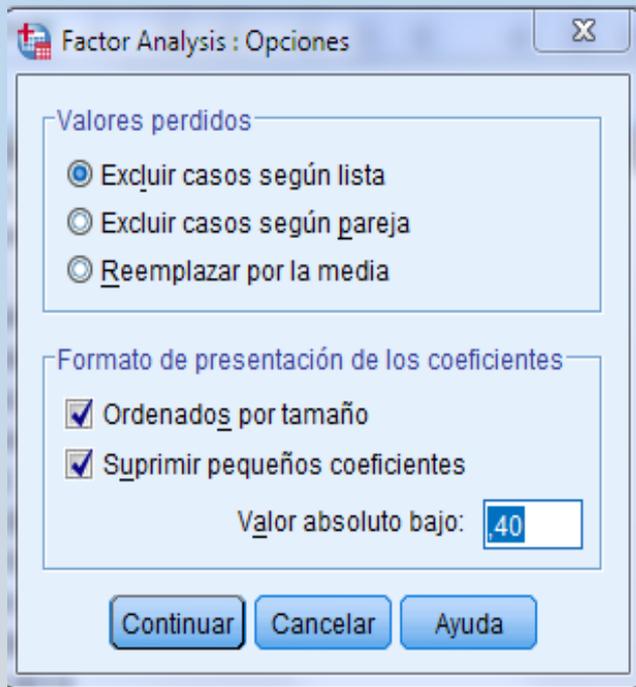


**Puntuación factorial:** Es la puntuación estandarizada de un sujeto a un factor. El cálculo más habitual es el llamado procedimiento de regresión (supone el cálculo de una serie de ecuaciones de regresión múltiple, una por cada dimensión latente –factor- (D’Ancona, 2004: 502).

Al estar estandarizada la puntuación, la media es 0 y las puntuaciones negativas indican puntuaciones bajas (inferiores a la media). El programa Spss, creará tantas **variables de factor** como obtengamos en el análisis. Estas variables pueden ser tratadas como cualquier variable métrica.

## PASOS\_5º: Ejecución en Spss. Visualización análisis

Opciones...



Con las opciones que ofrece el programa, podemos marcar aquellas que nos permiten visualizar de forma más clara la composición de cada factor. En este caso, que ordene los ítems por peso o tamaño en la composición del factor y a la vez suprimir aquellos pesos inferiores a .40 (es decir que explican menos del 16% de la variabilidad).

Veamos a continuación el output.

Matriz de componentes rotados				
	Componente			
	1	2	3	4
B1 Difícil	,854			
B8 Dura	,811			
B5 Complicada	,798			
B12 Pesada	,571		,540	
B10 Seria	,544			
B4 Necesaria		,891		
B3 Útil		,885		
B11 Important		,767		
B15 Estructurada		,459		
B9 Aburrida	,412		,715	
B7 Progressiva			-,642	
B2 Interessant		,491	-,586	
B14 Intangible				,813
B6 Superflua				,762
B13 Llunyana			,423	,580

→ Factor-1.  
(La exigencia de la estadística y sus consecuencias)

→ Factor-2

→ Factor-3

→ Factor-4

A cada uno de los factores se ha de dar un nombre que lo identifique, en definitiva es la estructura latente que se desprende de los ítems de toda la escala, su dimensionalidad.

## Apéndice: Análisis con rotación Oblimin

### Matriz de configuración.

	Componente			
	1	2	3	4
B1 Difícil	<b>,888</b>			
B8 Dura	<b>,820</b>			
B5 Complicada	<b>,793</b>			
B10 Seria	<b>,502</b>			
B4 Necesaria		<b>,905</b>		
B3 Útil		<b>,903</b>		
B11 Important		<b>,761</b>		
B15 Estructurada		<b>,450</b>		
B14 Intangible			<b>,808</b>	
B6 Superflua			<b>,780</b>	
B13 Llunyana			<b>,565</b>	<b>,414</b>
B9 Aburrida				<b>,722</b>
B7 Progressiva				<b>-,672</b>
B2 Interessant		<b>,438</b>		<b>-,556</b>
B12 Pesada	<b>,454</b>			<b>,521</b>

### Matriz de estructura

	Componente			
	1	2	3	4
B1 Difícil	<b>,848</b>			
B8 Dura	<b>,817</b>			
B5 Complicada	<b>,805</b>			
B10 Seria	<b>,564</b>			
B4 Necesaria		<b>,889</b>		
B3 Útil		<b>,875</b>		
B11 Important		<b>,779</b>		
B15 Estructurada		<b>,479</b>		
B14 Intangible			<b>,830</b>	
B6 Superflua			<b>,746</b>	
B13 Llunyana			<b>,608</b>	<b>,478</b>
B9 Aburrida	<b>,471</b>			<b>,768</b>
B2 Interessant		<b>,518</b>		<b>-,654</b>
B12 Pesada	<b>,624</b>			<b>,636</b>
B7 Progressiva				<b>-,604</b>

The 20 items of the Positive and Negative Affect Scale (PANAS) were subjected to principal components analysis (PCA) using SPSS version 18. Prior to performing PCA, the suitability of data for factor analysis was assessed. Inspection of the correlation matrix revealed the presence of many coefficients of .3 and above. The Kaiser-Meyer-Olkin value was .87, exceeding the recommended value of .6 (Kaiser 1970, 1974) and Bartlett's Test of Sphericity (Bartlett 1954) reached statistical significance, supporting the factorability of the correlation matrix.

Principal components analysis revealed the presence of four components with eigenvalues exceeding 1, explaining 31.2%, 17%, 6.1% and 5.8% of the variance respectively. An inspection of the screeplot revealed a clear break after the second component. Using Catell's (1966) scree test, it was decided to retain two components for further investigation. This was further supported by the results of Parallel Analysis, which showed only two components with eigenvalues exceeding the corresponding criterion values for a randomly generated data matrix of the same size (20 variables × 435 respondents).

The two-component solution explained a total of 48.2% of the variance, with Component 1 contributing 31.25% and Component 2 contributing 17.0%. To aid in the interpretation of these two components, oblimin rotation was performed. The

rotated solution revealed the presence of simple structure (Thurstone 1947), with both components showing a number of strong loadings and all variables loading substantially on only one component. The interpretation of the two components was consistent with previous research on the PANAS Scale, with positive affect items loading strongly on Component 1 and negative affect items loading strongly on Component 2. There was a weak negative correlation between the two factors ( $r = -.28$ ) The results of this analysis support the use of the positive affect items and the negative affect items as separate scales, as suggested by the scale authors (Watson, Clark & Tellegen 1988).

You will need to include both the Pattern Matrix and Structure Matrix in your report, with all loadings showing. To get the full display of loadings, you will need to rerun the analysis that you chose as your final solution (in this case, a two-factor Oblimin

**Table 1**

*Pattern and Structure Matrix for PCA with Oblimin Rotation of Two Factor Solution of PANAS Items*

Item	Pattern coefficients		Structure coefficients		Communalities
	Component 1	Component 2	Component 1	Component 2	
17. enthusiastic	<b>.825</b>	-.012	<b>.828</b>	-.241	.686
12. inspired	<b>.781</b>	.067	<b>.763</b>	-.149	.586
18. alert	<b>.742</b>	-.047	<b>.755</b>	-.253	.572
13. attentive	<b>.728</b>	-.020	<b>.733</b>	-.221	.538
15. excited	<b>.703</b>	.119	<b>.710</b>	-.236	.462
1. interested	<b>.698</b>	-.043	<b>.683</b>	-.278	.505
9. strong	<b>.656</b>	-.097	<b>.670</b>	-.076	.475
6. determined	<b>.635</b>	.107	<b>.646</b>	-.338	.377
7. active	<b>.599</b>	-.172	<b>.605</b>	-.069	.445
4. proud	<b>.540</b>	-.045	<b>.553</b>	-.195	.308
19. nervous	.079	<b>.806</b>	-.144	<b>.784</b>	.620
14. afraid	-.003	<b>.739</b>	-.253	<b>.742</b>	.548
3. scared	-.010	<b>.734</b>	-.207	<b>.740</b>	.543
8. distressed	-.052	<b>.728</b>	-.213	<b>.737</b>	.553
20. jittery	.024	<b>.718</b>	-.242	<b>.717</b>	.507
2. upset	-.047	<b>.704</b>	-.175	<b>.712</b>	.516
11. irritable	-.057	<b>.645</b>	-.236	<b>.661</b>	.440
10. hostile	.080	<b>.613</b>	-.176	<b>.593</b>	.355
16. guilty	-.013	<b>.589</b>	-.090	<b>.590</b>	.352
5. ashamed	-.055	<b>.490</b>	-.191	<b>.505</b>	.258

**Note:** major loadings for each item are bolded.



# ANÁLISIS FACTORIAL CON FACTOR.12

<https://psico.fcep.urv.cat/utilitats/factor/>

https://psico.fcep.urv.cat/utilitats/factor/ ☆

 UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI  
La universitat pública de Tarragona

# FACTOR

Home

- Home
- Description
- General information
- Main menu
- Read data
- Configure analysis
- Compute
- Output
- Free download
- Documentation
- FAQ & Video tutorials
- Bibliography

Manual Of The Program

## FACTOR

Windows XP/ Windows 7 / Windows 10

**Dr. Urbano Lorenzo-Seva**  
[urbano.lorenzo@urv.cat](mailto:urbano.lorenzo@urv.cat)

**&**

**Dr. Pere Joan Ferrando**  
[perejoan.ferrando@urv.cat](mailto:perejoan.ferrando@urv.cat)

Departament de Psicologia  
[Universitat Rovira i Virgili](http://psico.fcep.urv.cat)

Tarragona (Spain), 2006  
Updated 22th April, 2021

# Preparación matriz de datos a analizar: Spss a formato ASCII

ESCALA\_EMO\_SENTI\_TESIS.sav [ConjuntoDatos1] - IBM SPSS Statistics Editor de datos

Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda

15 : S5Acompañadao 7 Visible: 38 de 38 variables

	S1Abandonadao	S2Intrigadao	S3Emocionadao	S4Tensao	S5Acompañadao	S6Agobiadao	S7Agradecidao	S8Estresadao	S9Curiosidad	S10Preocupadao
1	1	6	4	4	7	7	7	7	4	2
2	1	3	1	7	7	7	5	7	4	6
3										
4										
5										
6										
7										
8										
9										
10										
11										
12										
13										
14										
15										
16										
17										
18										
19										
20										
21										
22										
23										
24										
25										
26										
27										
28										
29										
30										
31										
32										
33										
34										
35										

Guardar datos como

Buscar en: FACTOR12\_material

TESIS\_EMO\_SENTIM.dat

Conservar 38 de 38 variables.

Nombre de archivo: TESIS\_EMO\_SENTIM2

Guardar como tipo: ASCII en formato fijo (\*.dat)

Codificación:

Almacenar archivo en Repositorio...

Variables... Guardar Pegar Cancelar Ayuda

Guardar datos como: Variables

Sólo se guardarán las variables seleccionadas en los archivos de datos especificados.

Mantener	Nombre	Etiqueta	Orden
<input type="checkbox"/>	ASIGNATURA_GR...	ASIGNATURA_GR...	12
<input type="checkbox"/>	POST_TIPO_GRU...	POST_TIPO_GRU...	13
<input type="checkbox"/>	POST_EMOCIONES	POST_EMOCIONES	14
<input checked="" type="checkbox"/>	S1Abandonadao	S1: Abandonada/o	15
<input checked="" type="checkbox"/>	S2Intrigadao	S2: Intrigada/o	16
<input checked="" type="checkbox"/>	S3Emocionadao	S3: Emocionada/o	17
<input checked="" type="checkbox"/>	S4Tensao	S4: Tensa/o	18
<input checked="" type="checkbox"/>	S5Acompañadao	S5: Acompañada/o	19
<input checked="" type="checkbox"/>	S6Agobiadao	S6: Agobiada/o	20
<input checked="" type="checkbox"/>	S7Agradecidao	S7: Agradecida/o	21

Seleccionadas: 24 de 38 variables.

Conservar todas Sólo visibles Eliminar todas Continuar Cancelar Ayuda

E:\ANTONI\_2020\ANALISIS\_INVESTIGACIONES\_2016\_2021\_2022\TALLER\_GROP\_JOSEFINA\_ELIA\_NURIA\BASES\_DATOS\_PRACTICA\TESIS\_EMO\_SENTIM.dat - Notepad++

TESIS\_EMO\_SENTIM.dat

1	1	5	6	1	7	1	7	4	6	4	7	7
2	1	5	5	3	7	5	6	6	5	4	5	6
3	2	2	3	5	5	7	6	7	5	5	4	5
4	2	5	4	2	4	5	4	5	6	4	4	5
5	1	5	5	3	5	4	5	6	6	5	5	5
6	3	6	3	4	7	7	3	6	6	7	5	6
7	2	6	6	3	6	5	6	5	5	5	5	7
8	2	4	2	2	5	4	4	5	5	3	4	3
9	1	4	1	1	1	4	1	6	1	4	5	7
10	3	4	3	1	5	4	6	6	5	6	6	7
11	2	4	4	6	4	6	4	6	4	6	5	5
12	5	3	2	5	3	6	3	6	3	6	4	5
13	2	3	5	7	6	7	6	7	7	6	7	6
14	1	6	5	6	5	6	6	6	6	6	6	6
15	4	3	2	5	6	6	3	4	6	7	5	4
16	2	5	5	6	7	4	7	4	5	5	6	6
17	5	7	5	7	6	7	6	7	7	7	6	7
18	1	2	1	1	7	5	7	4	3	3	7	7
19	1	5	5	7	7	6	7	6	7	7	7	7
20	1	3	3	3	3	4	4	5	5	4	4	6
21	6	2	3	6	3	7	2	6	2	7	2	6
22	1	5	4	2	6	6	5	6	6	4	5	6
23	1	5	4	3	7	5	5	5	5	2	5	6
24	1	6	5	2	6	3	6	2	7	2	6	6
25	3	4	4	4	4	5	4	4	4	5	4	5
26	4	5	2	1	4	5	5	6	6	5	4	5
27	2	7	7	5	6	5	7	5	7	5	7	7
28	2	5	5	3	6	5	6	4	6	3	6	6
29	3	2	2	7	5	7	5	7	2	7	2	4
30	1	5	5	5	5	6	5	6	7	3	5	5
31	5	4	3	3	6	6	4	6	5	4	5	5
32	4	2	2	7	6	7	4	7	5	7	5	6
33	4	2	2	4	5	7	1	7	2	6	1	5
34	4	5	5	2	5	3	6	3	6	3	6	6
35	1	7	6	1	7	4	7	4	7	1	7	7
36	3	4	6	6	6	7	7	7	4	7	5	7
37	1	6	5	7	7	7	7	7	6	7	7	7
38	4	6	5	7	6	7	6	7	5	5	5	6

Normal text file length: 98.890 lines: 342 Ln: 1 Col: 1 Pos: 1 Windows (CR LF) UTF-8-BOM INS

Archivo con las respuestas a la escala (cada columna es una variable)

E:\ANTONI\_2020\ANALISIS\_INVESTIGACIONES\_2016\_2021\_2022\TALLER\_GROP\_JOSEFINA\_ELIA\_NURIA\FACTOR12\_material\ETIQUETAS.txt

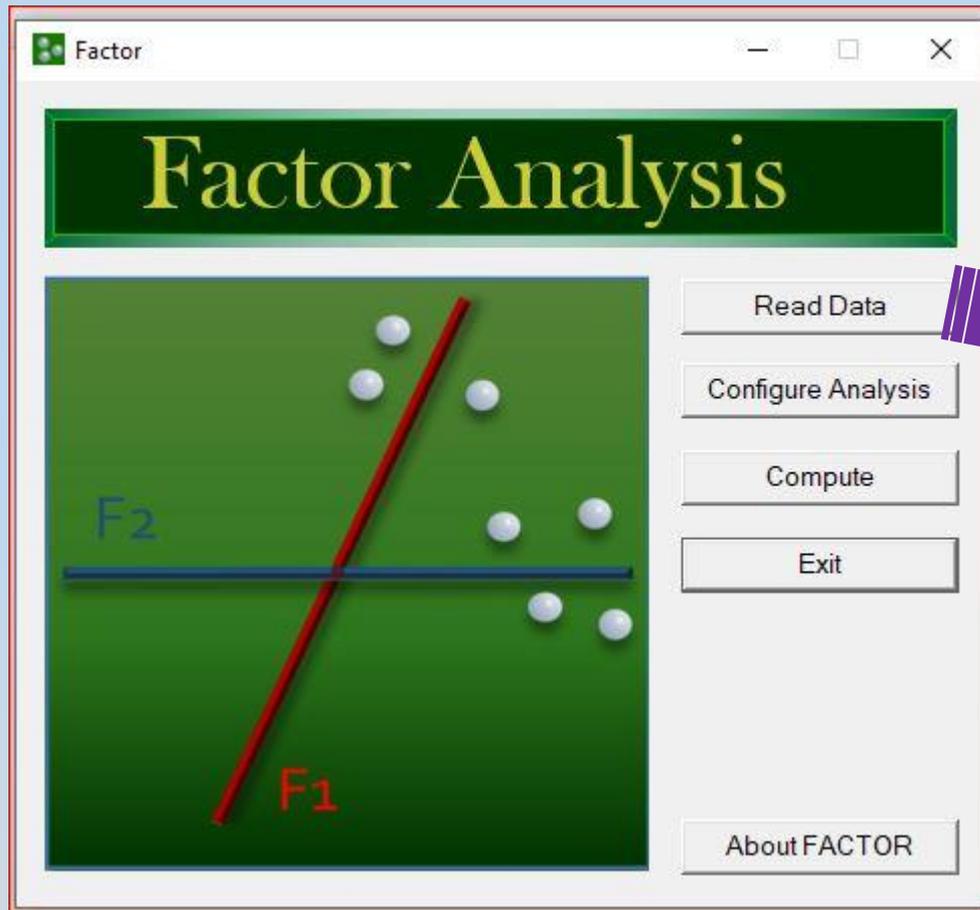
ETIQUETAS.txt

1	V1 S1: Abandonada/o
2	V2 S2: Intrigada/o
3	V3 S3: Emocionada/o
4	V4 S4: Tensa/o
5	V5 S5: Acompañada/o
6	V6 S6: Agobiada/o
7	V7 S7: Agradecida/o
8	V8 S8: Estresada/o
9	V9 S9: Curiosidad
10	V10 S10: Preocupada/o
11	V11 S11: Estimulada/o
12	V12 S12: Incluida/o
13	V13 S13: Aburrimiento
14	V14 S14: Autónoma/o
15	V15 S15: Frustración
16	V16 S16: Comprendida/o
17	V17 S17: Cómoda/o
18	V18 S18: Impotencia
19	V19 S19: Acogida/o
20	V20 S20: Satisfacción
21	V21 S21: Sorpresa
22	V22 S22: Excluida/o
23	V23 S23: Dudas
24	V24 S24: Recompensada/o

Normal text file length: 502 lines: 24 Ln: 1 Col: 20 Pos: 20 Windows (CR LF) UTF-8 INS

Archivo etiquetas variables

## Primer paso programa Factor.12



1º

Definición y lectura de los datos

Sample

Single group analysis | Multiple group analysis

Size of data matrices

Number of participants:

Number of variables:

Recover last data configuration

File names

Participants' scores:  Browse ?

Variance/covariance matrix:  Browse ?

Variable labels:  Browse ?

Rotation target matrix:  Browse ?

Settings for robust analyses

Compute bootstrap samples to be used in robust analyses. Number of bootstrap samples:  ?

Missing values

Compute Multiple Imputation method to manage missing values. Missing value code:  ?

Encoding:

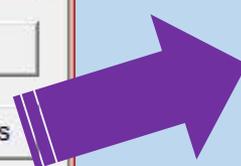
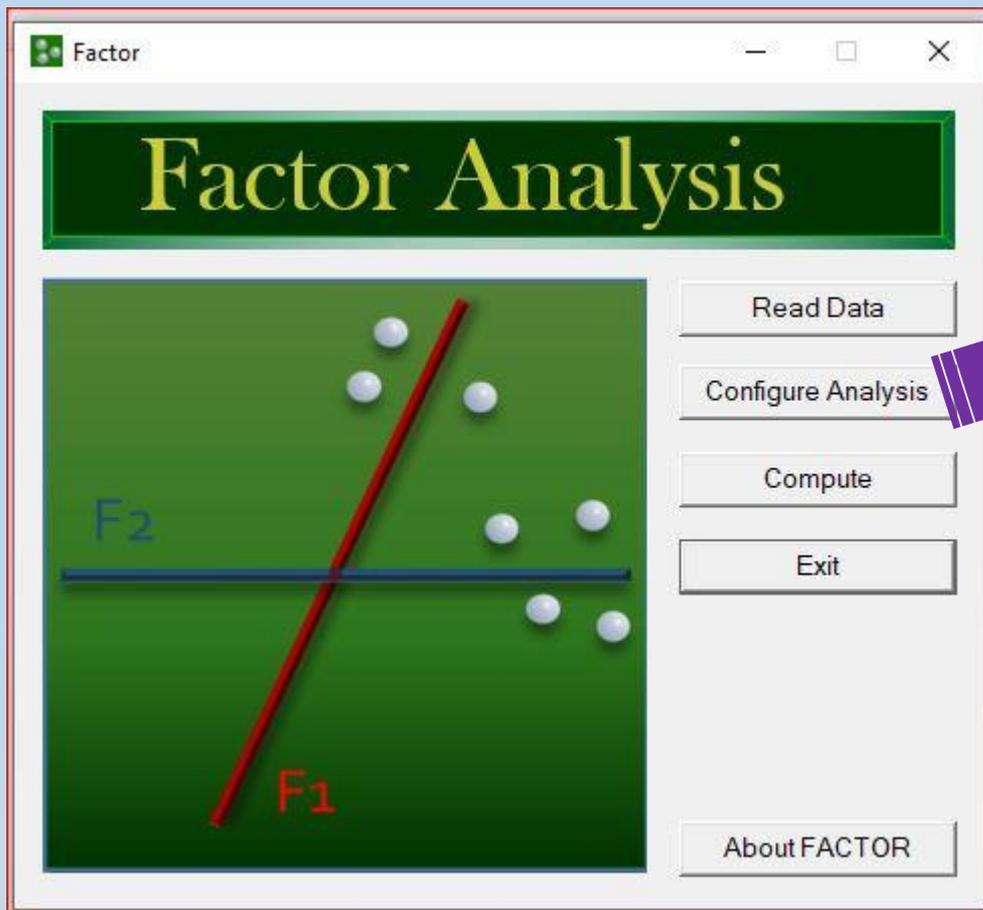
Cancel Open single group dataset

Se detectan automáticamente a partir de las ubicaciones de los archivos

Ubicación archivo datos, respuesta

Ubicación archivo etiquetas variables

Pulsar para continuar



2º

Configuración análisis

## Data configuration

## Factor model configuration

## Variables in the analysis

Included:

V1  
V2  
V3  
V4  
V5

Excluded:



## Matrix analyzed

 Covariance matrix Pearson correlation matrix

Configure Smoothing

 Polychoric correlation

Lowest items score: 0

Highest items score: 7



## Procedure for determining the number of factors/components

 BIC dimensionality test None Parallel Analysis (PA)

Configure PA

 Hull method

Configure HULL



## Factor model

Number of factors/components: 0

 Robust Factor Analysis

Configure

 Unweighted Least Squares (ULS) Exploratory Maximum Likelihood (ML) Diagonally Weighted Least Squares (DWLS) Minimum Rank Factor Analysis (MRFA) FREE Factor Analysis Principal Component Analysis (PCA)

Other specifications of factor model

## Rotation

 Rotation to maximize factor simplicity: Promin

Configure rotation

 Rotation to target: Oblique Procrustean rotation

## Output

 Detailed output

File name: output.txt

Nombre archivo resultante

Cancel

OK

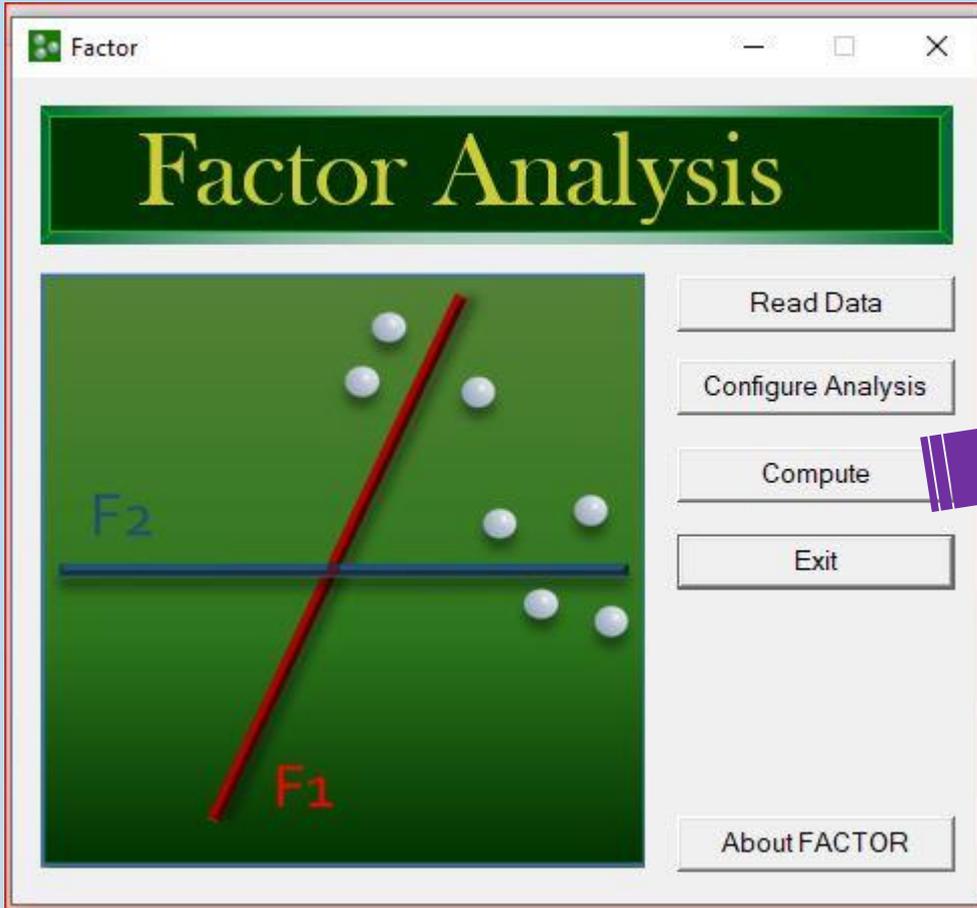
factor.12.01.02.WIN64

✕

As the number of Factors/Components was not specified,  
factor/components will not be computed!

Pulsar para continuar

Aceptar



3º

Ejecución análisis demandado

# Archivo Salida-ejecución análisis

x F A C T O R

Unrestricted Factor Analysis

Release Version 12.01.02 x64bits  
December, 2021  
Rovira i Virgili University  
Tarragona, SPAIN

Programming:  
Urbano Lorenzo-Seva

Mathematical Specification:  
Urbano Lorenzo-Seva  
Pere J. Ferrando

Date: Monday, July 25, 2022  
Time: 21:57:42

---

## DETAILS OF ANALYSIS

Participants' scores data file :  
E:\ANTONI\_2020\ANALISIS\_INVESTIGACIONES\_2016\_2021\_2022\2022\_TALLER\_GROP\_JOSEFINA\_ELIA\_NURIA\FACTOR12\_material\TESIS\_EMO\_SENTIM.dat  
Variable labels file :  
E:\ANTONI\_2020\ANALISIS\_INVESTIGACIONES\_2016\_2021\_2022\2022\_TALLER\_GROP\_JOSEFINA\_ELIA\_NURIA\FACTOR12\_material\ETIQUETAS.txt  
Method to handle missing values : Hot-Deck Multiple Imputation in Exploratory Factor Analysis (Lorenzo-Seva & Van Ginkel, 2016)  
Missing code value : 999  
Number of participants : 341  
Number of variables : 24  
Variables included in the analysis : ALL  
Variables excluded in the analysis : NONE  
Number of factors : 0  
Number of second order factors : 0  
Procedure for determining the number of dimensions : Optimal implementation of Parallel Analysis (PA) (Timmerman, & Lorenzo-Seva, 2011)  
Dispersion matrix : Pearson Correlations  
Robust analyses : Bias-corrected and accelerated (BCa; Lambert, Wildt & Durand, 1991)  
Number of bootstrap samples : 500  
Asymptotic Covariance/Variance matrix : estimated using bootstrap sampling  
Bootstrap confidence intervals : 90%  
Method for factor extraction : Robust Unweighted Least Squares (RULS)  
Correction for robust Chi square : Robust Mean and Variance-scaled (Asparouhov & Muthen, 2010)  
Rotation to achieve factor simplicity : Robust Promin (Lorenzo-Seva & Ferrando, 2019b)  
Clever rotation start : Weighted Varimax  
Number of random starts : 100  
Maximum number of iterations : 1000  
Convergence value : 0.00001000  
Factor scores estimates : Estimates based on linear model

---

UNIVARIATE DESCRIPTIVES

Variable	Mean	Confidence Interval (95%)		Variance	Skewness	Kurtosis (Zero centered)
V1 S1 Abandonada/o	2.587	( 2.36	2.82)	2.723	0.772	-0.485
V2 S2 Intrigada/o	4.528	( 4.31	4.75)	2.537	-0.383	-0.637
V3 S3 Emocionada/o	3.877	( 3.66	4.09)	2.466	0.013	-0.487
V4 S4 Tensa/o	4.449	( 4.18	4.72)	3.743	-0.424	-1.023
V5 S5 Acompañada/o	5.264	( 5.06	5.47)	2.165	-0.817	0.264
V6 S6 Agobiada/o	5.408	( 5.19	5.63)	2.494	-0.986	0.300
V7 S7 Agradecida/o	4.915	( 4.70	5.13)	2.342	-0.556	-0.280
V8 S8 Estresada/o	5.493	( 5.29	5.70)	2.133	-0.963	0.515
V9 S9 Curiosidad	4.906	( 4.69	5.12)	2.355	-0.633	-0.102
V10 S10 Preocupada/o	5.106	( 4.87	5.34)	2.781	-0.693	-0.423
V11 S11 Estimulada/o	4.587	( 4.37	4.80)	2.325	-0.386	-0.282
V12 S12 Incluida/o	5.276	( 5.08	5.47)	1.959	-0.692	0.012
V13 S13 Aburrimiento	3.416	( 3.19	3.64)	2.560	0.331	-0.500
V14 S14 Autónoma/o	5.167	( 4.96	5.37)	2.227	-0.702	0.071
V15 S15 Frustración	4.147	( 3.88	4.42)	3.797	-0.109	-1.156
V16 S16 Comprendida/o	4.959	( 4.76	5.16)	2.098	-0.538	-0.094
V17 S17 Cómoda/o	5.050	( 4.84	5.26)	2.294	-0.547	-0.343
V18 S18 Impotencia	3.481	( 3.21	3.75)	3.821	0.250	-1.160
V19 S19 Acogida/o	5.088	( 4.88	5.30)	2.244	-0.591	-0.177
V20 S20 Satisfacción	5.070	( 4.86	5.28)	2.282	-0.662	-0.051
V21 S21 Sorpresa	3.868	( 3.64	4.10)	2.736	-0.058	-0.807
V22 S22 Excluida/o	1.630	( 1.48	1.78)	1.183	2.021	4.044
V23 S23 Dudas	5.123	( 4.90	5.35)	2.560	-0.685	-0.200
V24 S24 Recompensada/o	4.827	( 4.62	5.03)	2.155	-0.491	-0.228

Polychoric correlation is advised when the univariate distributions of ordinal items are asymmetric or with excess of kurtosis. **If both indices are lower than one in absolute value, then Pearson correlation is advised.** You can read more about this subject in:

Muthén, B., & Kaplan D. (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38, 171-189. doi:10.1111/j.2044-8317.1985.tb00832.x

Muthén, B., & Kaplan D. (1992). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables: A note on the size of the model. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 45, 19-30. doi:10.1111/j.2044-8317.1992.tb00975.x

-----

**MULTIVARIATE DESCRIPTIVES**

Analysis of the Mardia's (1970) multivariate asymmetry skewness and kurtosis.

	Coefficient	Statistic	df	P
Skewness	93.927	5338.205	2600	1.0000
Skewness corrected for small sample	93.927	5388.951	2600	1.0000
Kurtosis	732.026	28.234		0.0000**

\*\* Significant at 0.05

-----

**\*\* Significant at 0.05= No sigue ley normal multivariada**

**DEQUACY OF THE PEARSON CORRELATION MATRIX**

Determinant of the matrix < 0.000001  
Bartlett's statistic = 3812.7 (df = 276; P = 0.000010)  
Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) test = 0.92158 (very good)  
Bootstrap 90% confidence interval of KMO = ( 0.887 0.916)

## DEQUACY OF THE PEARSON CORRELATION MATRIX

### ITEM LOCATION AND ITEM ADEQUACY INDICES

Items	QIM	RDI	Normed MSA	Bootstrap Confidence interval	90% interval
V22 S22 Excluida/o	1	0.23293	0.85757	( 0.750	0.886)
V1 S1 Abandonada/o	1	0.36950	0.92870	( 0.858	0.936)
V13 S13 Aburrimiento	1	0.48806	0.94619	( 0.895	0.953)
V18 S18 Impotencia	1	0.49728	0.89789	( 0.839	0.914)
V21 S21 Sorpresa	1	0.55258	0.94418	( 0.865	0.949)
V3 S3 Emocionada/o	1	0.55383	0.93191	( 0.890	0.942)
V15 S15 Frustración	2	0.59238	0.88635	( 0.834	0.903)
V4 S4 Tensa/o	2	0.63553	0.93832	( 0.867	0.934)
V2 S2 Intrigada/o	3	0.64684	0.92206	( 0.861	0.935)
V11 S11 Estimulada/o	3	0.65522	0.93374	( 0.889	0.942)
V24 S24 Recompensada/o	3	0.68957	0.92281	( 0.865	0.938)
V9 S9 Curiosidad	4	0.70088	0.93230	( 0.892	0.939)
V7 S7 Agradecida/o	4	0.70214	0.96177	( 0.921	0.962)
V16 S16 Comprendida/o	4	0.70842	0.93935	( 0.902	0.949)
V17 S17 Cómoda/o	4	0.72141	0.96111	( 0.927	0.962)
V20 S20 Satisfacción	4	0.72434	0.93875	( 0.896	0.948)
V19 S19 Acogida/o	4	0.72685	0.92481	( 0.876	0.934)
V10 S10 Preocupada/o	4	0.72937	0.92932	( 0.882	0.935)
V23 S23 Dudas	4	0.73188	0.83352	( 0.677	0.879)
V14 S14 Autónoma/o	4	0.73817	0.89776	( 0.749	0.910)
V5 S5 Acompañada/o	4	0.75199	0.91501	( 0.864	0.930)
V12 S12 Incluida/o	4	0.75367	0.93546	( 0.886	0.941)
V6 S6 Agobiada/o	4	0.77252	0.83664	( 0.780	0.853)
V8 S8 Estresada/o	4	0.78467	0.83307	( 0.774	0.856)

Number of items proposed to be removed based on MSA: NONE

**Quartile of Ipsative Means (QIM):** The means of the variables are placed in the distribution of the average of the values registered for each participant, and the quartile in which the means are situated is reported. In a normal-range test, few items should be placed in the extreme quartiles, whereas most of items should be placed in the central quartiles.

**Relative Difficulty Index (RDI):** it assesses the position of the items. For a normal-range test, an optimal pool of items should have about 75% RDI values between .40 and .60 and the remaining values evenly distributed in both tails.

In test intended for clinical screening or selection purposes, a larger amount of more extreme items in the appropriate direction is generally recommended.

**Measure of Sampling Adequacy (MSA):** Values of MSA below .50 suggest that the item does not measure the same domain as the remaining items in the pool, and so that it should be removed.

When removing items from the pool, all these aspects should be taken into account. Sometimes, the conclusion is that new items should be added to the pool of items.

Lorenzo-Seva, U. & Ferrando, P.J. (2021) MSA: the forgotten index for identifying inappropriate items before computing exploratory item factor analysis. Methodology, in press.

Cuartil de Medias Ipsativas (QIM): Las medias de las variables se colocan en la distribución de la media de los valores registrados por cada participante, y se informa el cuartil en el que se sitúan las medias. En una prueba de rango normal, pocos ítems deben ubicarse en los cuartiles extremos, mientras que la mayoría de los ítems deben ubicarse en los cuartiles centrales.

Índice de Dificultad Relativa (RDI): evalúa la posición de los ítems. Para una prueba de rango normal, un conjunto óptimo de elementos debe tener valores RDI de alrededor del 75 % entre 0,40 y 0,60 y los valores restantes distribuidos uniformemente en ambas colas. En las pruebas destinadas a la detección o selección clínica, generalmente se recomienda una mayor cantidad de elementos más extremos en la dirección adecuada.

Medida de adecuación de muestreo (MSA): los valores de MSA por debajo de .50 sugieren que el elemento no mide el mismo dominio que los elementos restantes en el grupo, por lo que debe eliminarse. A la hora de retirar elementos de la piscina, se deben tener en cuenta todos estos aspectos. A veces, la conclusión es que se deben agregar nuevos elementos al conjunto de elementos. Lorenzo-Seva, U. & Ferrando, P.J. (2021) MSA: el índice olvidado para identificar ítems inapropiados antes de calcular el análisis factorial de elementos exploratorios. Metodología, en prensa.

**PARALLEL ANALYSIS (PA) BASED ON MINIMUM RANK FACTOR ANALYSIS  
(Timmerman & Lorenzo-Seva, 2011)**

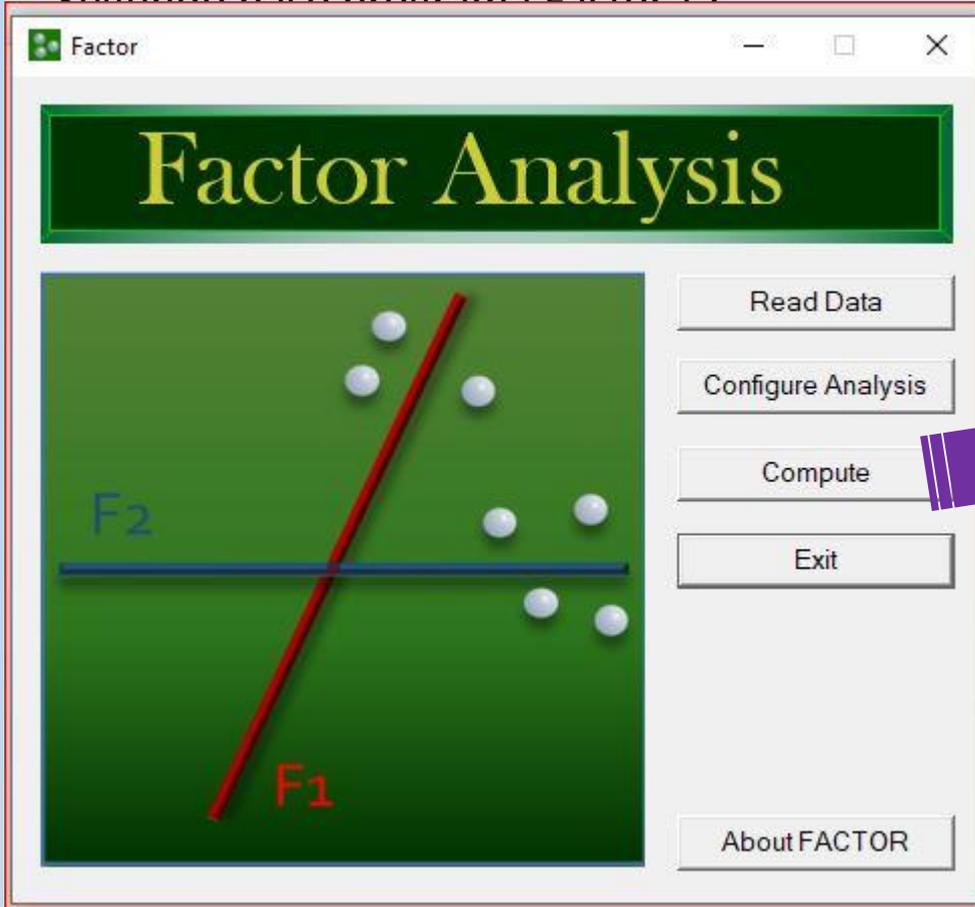
Implementation details:

Correlation matrices analyzed: Pearson correlation matrices  
 Number of random correlation matrices: 500  
 Method to obtain random correlation matrices: Permutation of the raw data (Buja & Eyuboglu, 1992)

Variable	Real-data % of variance	Mean of random % of variance	95 percentile of random % of variance
1	39.5866*	8.5002	9.3749
2	17.7491*	7.9265	8.5887
3	6.6769	7.4572	8.0385
4	3.8628	7.0662	7.6048
5	3.7236	6.6995	7.1454
6	3.5915	6.3458	6.7549
7	3.0028	5.9851	6.3734
8	2.5738	5.6424	6.0076
9	2.3673	5.3096	5.6378
10	2.2370	4.9747	5.2686
11	2.0562	4.6393	4.9612
12	1.8994	4.3154	4.6092
13	1.7314	3.9859	4.3319
14	1.4863	3.6523	4.0198
15	1.4164	3.3109	3.6556
16	1.3554	2.9878	3.3525
17	1.3162	2.6513	3.0575
18	1.0121	2.3069	2.7356
19	0.9157	1.9740	2.4152
20	0.8427	1.6307	2.1034
21	0.4203	1.2620	1.6888
22	0.1120	0.8734	1.2932
23	0.0645	0.5030	0.9013

\* Advised number of dimensions: 2

## Segundo paso programa Factor 12



no de factores recomendado (análisis



4º

Ejecución análisis factorial (con  
"n" factores)

Factor analysis configuration

Data configuration | **Factor model configuration**

Variables in the analysis

Included: V1, V2, V3, V4, V5

Excluded:

Matrix analyzed

Covariance matrix  Polychoric correlation

Pearson correlation matrix

Lowest items score: 0

Highest items score: 7

Configure Smoothing

Procedure for determining the number of factors/components

BIC dimensionality test  Parallel Analysis (PA)  Hull method

None

Configure PA

Configure HULL

Factor model

Number of factors/components: 2

Robust Factor Analysis

Configure

Exploratory Maximum Likelihood (ML)

Unweighted Least Squares (ULS)

Diagonally Weighted Least Squares (DWLS)

Minimum Rank Factor Analysis (MRFA)

FREE Factor Analysis

Principal Component Analysis (PCA)

Other specifications of factor model

Rotation

Rotation to maximize factor simplicity: Promin

Configure rotation

Rotation to target: Oblique Procrustean rotation

Output

Detailed output

File name: output.txt

Cancel OK

Número factores a crear (determinado por "Parallel Analysis" (PA) del paso anterior)

Modelo para estimar los parámetros.

## Modelos para estimar los parámetros ( :

1. Mínimos cuadrados no ponderados (**Unweighted Least Squares, ULS**): en nuestra opinión, este método es simple, robusto, computacionalmente eficiente y fiable (véase, por ejemplo, Forero et al., 2009). Funciona bien tanto con el modelo lineal como con el no lineal y es la mejor elección para grandes conjuntos de ítems y muestras no muy grandes (Fraser y McDonald, 1988).
2. Máxima verosimilitud (**Maximum Likelihood, ML**): tiene una base estadística más sólida que ULS y es teóricamente superior, pero también menos robusto. Solo resulta apropiado bajo el modelo lineal.
3. Mínimos cuadrados ponderados diagonalmente (**Diagonally Weighted Least Squares, DWLS**): este método tiene en cuenta la variabilidad muestral de los valores en la matriz de correlación mediante el uso como pesos de los elementos diagonales de la matriz de covarianza asintótica. Aunque puede utilizarse tanto en el caso lineal como no lineal, es el procedimiento más utilizado en este último caso, sobre todo en soluciones AFC (Muthén, 1993).

# Análisis semiconfirmatorio: el ajuste

## MODEL-DATA FIT ASSESSMENT

### ROBUST GOODNESS OF FIT STATISTICS

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.084; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.0800 0.0879)  
(between 0.080 and 0.100 : mediocre)

Estimated Non-Centrality Parameter (NCP) = 194.650  
Degrees of Freedom = 229  
Test of Approximate Fit  
H0 : RMSEA < 0.05; P = 0.000

Normal Theory Chi Square with 229 degrees of freedom = 948.358 (P = 0.000010)

Robust Mean & Variance-Adjusted Chi Square with 229 degrees of freedom = 774.369 (P = 0.000010)

Chi-Square for independence model with 276 degrees of freedom = 13172.298

Non-Normed Fit Index (NNFI; Tucker & Lewis) = 0.949; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.935 0.958)  
Comparative Fit Index (CFI) = 0.958; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.946 0.966)  
(between 0.950 and 0.990 : close)

Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) = 1194.265; BC Bootstrap 90% confidence interval = (1147.317 1250.907)

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.981; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.980 0.988)

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.978; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.976 0.986)

Goodness of Fit Index without diagonal values (GFI) = 0.976; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.973 0.986)

Adjusted Goodness of Fit Index without diagonal values (AGFI) = 0.971; BC Bootstrap 90% confidence interval = ( 0.968 0.983)

### EQUIVALENCE TESTING (Yuan, Chan, Marcoulides, & Bentler, 2016)

T-Size Root Mean Square Error of Approximation (Ts-RMSEA) = 0.090; (between 0.087 and 0.107 : mediocre)  
Maximum misspecification (T-size) = 1.864

T-Size Comparative Fit Index (Ts-CFI) = 0.948; (between 0.930 and 0.976 : close)  
Maximum misspecification (T-size) = 1.915

**ROTATED LOADING MATRIX**

<b>Variable</b>	<b>F 1</b>	<b>F 2</b>
V1 S1 Abandonada/o	0.283	-0.392
V2 S2 Intrigada/o	0.119	0.685
V3 S3 Emocionada/o	0.012	0.745
V4 S4 Tensa/o	0.696	0.033
V5 S5 Acompañada/o	-0.050	0.646
V6 S6 Agobiada/o	0.877	0.101
V7 S7 Agradecida/o	0.001	0.777
V8 S8 Estresada/o	0.866	0.100
V9 S9 Curiosidad	0.050	0.757
V10 S10 Preocupada/o	0.818	0.017
V11 S11 Estimulada/o	0.131	0.835
V12 S12 Incluida/o	0.052	0.742
V13 S13 Aburrimiento	0.170	-0.562
V14 S14 Autonomía/o	0.029	0.371
V15 S15 Frustración	0.780	-0.091
V16 S16 Comprendida/o	-0.031	0.756
V17 S17 Capacidad/o	-0.153	0.748
V18 S18 Impotencia	0.633	-0.197
V19 S19 Acogida/o	-0.009	0.737
V20 S20 Satisfacción	-0.088	0.783
V21 S21 Sorpresa	0.120	0.532
V22 S22 Excluida/o	0.116	-0.358
V23 S23 Dudas	0.469	-0.035
V24 S24 Recompensada/o	0.042	0.697

**ROTATED LOADING MATRIX**

(loadings lower than absolute 0.300 omitted)

<b>Variable</b>	<b>F 1</b>	<b>F 2</b>
V1 S1 Abandonada/o		-0.392
V2 S2 Intrigada/o		0.685
V3 S3 Emocionada/o		0.745
V4 S4 Tensa/o	0.696	
V5 S5 Acompañada/o		0.646
V6 S6 Agobiada/o	0.877	
V7 S7 Agradecida/o		0.777
V8 S8 Estresada/o	0.866	
V9 S9 Curiosidad		0.757
V10 S10 Preocupada/o	0.818	
V11 S11 Estimulada/o		0.835
V12 S12 Incluida/o		0.742
V13 S13 Aburrimiento		-0.562
V14 S14 Autonomía/o		0.371
V15 S15 Frustración	0.780	
V16 S16 Comprendida/o		0.756
V17 S17 Capacidad/o		0.748
V18 S18 Impotencia	0.633	
V19 S19 Acogida/o		0.737
V20 S20 Satisfacción		0.783
V21 S21 Sorpresa		0.532
V22 S22 Excluida/o		-0.358
V23 S23 Dudas	0.469	
V24 S24 Recompensada/o		0.697

## Varianza explicada

### EXPLAINED VARIANCE OF ROTATED FACTORS AND RELIABILITY OF PHI-INFORMATION OBLIQUE EAP SCORES Ferrando & Lorenzo-Seva (2016)

Factor	Variance	ORION	Factor Determinacy Index (Alfa ordinal)
1	4.140	0.921	0.960
2	7.755	0.946	0.972

The appropriate implementation of EAP score estimation in factor model involves to obtain point estimates that make use of the full prior information (in particular the inter-factor correlation matrix), and to complement the point estimates with measures of the reliability of these estimates. In order to achieve it, FACTOR computes: (1) the EAP score estimation named 'Fully-Informative Prior Oblique EAP scores'; and (2) the reliability estimates named ORION (acronym for 'Overall Reliability of fully-Informative prior Oblique N-EAP scores'). See Ferrando & Lorenzo-Seva (2016) for further details.

La implementación adecuada de la estimación de la puntuación EAP en el modelo factorial implica obtener estimaciones puntuales que hacen uso de la información previa completa (en particular, la interfactorial matriz de correlaciones), y complementar las estimaciones puntuales con medidas de la confiabilidad de estas estimaciones. Para lograrlo, FACTOR calcula: (1) la estimación del puntaje EAP denominada 'Puntuaciones EAP oblicuas previas totalmente informativas'; y (2) las estimaciones de confiabilidad denominadas ORION (acrónimo de 'Confiabilidad general de puntajes N-EAP oblicuos previos completamente informativos'). Ver Ferrando & Lorenzo-Seva (2016) para más detalles.



## Posible Redactado

Para el AFE se ha utilizado el programa Factor.10.8.01. Se ha probado si los participantes proceden de poblaciones con la misma varianza y si se justifica una buena adecuación muestral. El estadístico de Bartlett [3475.6 (Df=136;  $p=0.000010$ )] y el test de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)=.93, revelan un buen ajuste de los datos para ser sometidos a análisis factorial, y teniendo en cuenta el carácter ordinal del registro de los datos (escala Likert de 1 a 5) la extracción de factores en el AFE conviene realizarla mediante la estimación robusta de mínimos cuadrados no ponderados (ULS) y de matrices policóricas.

Los resultados del AFE explican el 58% de la varianza total de los dos factores extraídos. El índice de ajuste comparado (CFI) ha sido de .99, el índice de bondad de ajuste (GFI) también de .99, el criterio de información bayesiano (BIC) de 411.900 y la raíz cuadrática media de los residuales (RMSR) de .047. Los datos extraídos indican ajuste razonable de la estructura bidimensional para estos ítems (García-Cueto, Gayo-Álvaro, & Miranda-García, 1998). Los resultados de la rotación (Promin) revelan que dos variables cargan en los dos factores a la vez con una diferencia en los valores inferior a .100 (V2 y V5). Se ha tomado la decisión de prescindir de las dos variables que cargan en dos factores simultáneamente, la V2 y la V5, y el cuestionario ha quedado configurado con 15 variables distribuidas en dos factores, el F1: Predisposición al estudio (al que se conocerá como Pr.Es) y el factor F2: Satisfacción por el estudio (Sa.Es desde ahora). Los datos de la rotación sin las dos variables omitidas, la Comunalidad (Com.), el Índice de Homogeneidad corregido (IHc) y el Alfa de Cronbach pueden verse en la tabla 3.

Realizado el AFE, se ha procedido a comprobar los resultados mediante un AFC, utilizando para ello el paquete estadístico MPlus.7 tomado como referencia válida los valores de CFI y TLI = .9, RMRSA = .08 y SRMR = .05. Los resultados han mostrado que la variable 11 carga en la 10 y la variable 13 en .....



# ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO CON AMOS

Paso 1º	<p><b>Especificación del modelo que se desea testar:</b></p> <p>Dicha especificación viene determinada por la claridad y conocimiento teórica que posea el investigador.</p>
Paso 2º	<p><b>Identificación del modelo:</b></p> <p>Determinar si un modelo está identificado debe analizarse antes de la recolección de datos, verificando que al menos se dispone para cada parámetro de una expresión algebraica que lo exprese en función de las varianzas y covarianzas muestrales. Aquí lo importante es considerar los grados de libertad, ya que cuantos más grados de libertad más <b>parsimonioso</b> es el modelo.</p> <p><b>** Por tanto, un modelo es parsimonioso cuando los datos se ajustan bien.</b></p> <p><b>Grados de Libertad (gl): (NÚMERO DE VARIABLES OBSERVADAS X [Nº VARIABLES + 1] / 2)</b></p>
Paso 3º	<p><b>Condiciones de Aplicación - Evaluación de la calidad de la Base de datos:</b></p> <p>Antes del análisis de los modelos, es muy recomendable examinar las variables que intervienen en el modelo.</p> <p><b>¿Qué elementos se han de evaluar?:</b></p> <p><b>.- Tamaño de la Muestra:</b> Es donde menor consenso existe entre los especialistas. Por ejemplo, Kline, 2005, consideran que una muestra adecuada debería tener de 10 a 20 participantes por parámetro a estimado. MacCallum, Browne, y Sugawara, 1996, el tamaño de la muestra depende del poder estadístico deseado, de las hipótesis nulas a evaluar y de la complejidad del modelo (cuando el modelo es más complejo, mayor tamaño de la muestra). Por su parte, Jackson (2003) sugiere que la fiabilidad de las medidas observadas y el número de indicadores por factor determinan el ajuste del modelo, y controlando estos factores, el tamaño de la muestra mínima recomendable es 200 sujetos para cualquier SEM.</p> <p><b>.- La multicolinealidad entre las variables:</b></p> <p>La idea es que las variables con correlaciones altas se consideran redundantes. Una forma de considerar este aspecto es verificar que los valores de las correlaciones bivariadas de las variables sean superiores a <math>r=0.85</math>, es decir, valores por encima presentan o pueden presentar problemas potenciales. Cuando esto sucede lo mejor es eliminar una de las dos variables de modelo.</p> <p><b>.- Verificar los "outliers":</b></p> <p>Consiste en que los valores de un sujeto de una variable son extremos, cuando esto sucede en una única variable, se le denomina casos atípicos univariados, mientras que si son en más de una variable son casos atípicos multivariados. Una forma de analizar esta condición es mediante gráficos de cajas de las variables.</p> <p><b>.- La distribución normal (multivariada).</b></p> <p>Se ha de verificar la normalidad de las variables que forman parte del modelo. El incumplimiento supone que los resultados obtenidos afectan a la precisión del modelo.</p> <p>Una forma, para determinar si existe normalidad univariada, el investigador debe examinar <b>la asimetría y curtosis</b> de cada variable observada, donde valores entre +1.00 y -1.00 se considerarán excelentes, mientras que valores inferiores a 1.60, adecuados, George &amp; Mallery, 2001 (concretar un poco más). Otra forma es la aplicación de la prueba de "Kolmogorov" para cada una de las variables.</p> <p>Sin embargo, un método que incrementa la distribución de la normalidad es la transformación de los datos (se pueden utilizar, la raíz cuadrada, el logaritmo, y el inverso).</p>

Paso 4º	<p><b><i>Estimación de parámetros:</i></b></p> <p>Esto consiste en obtener los valores de los parámetros que presenta el modelo a testar. Estos parámetros desconocidos y sus errores de medida. Esto lo realizan los distintos programas que nos permiten establecer los modelos de SEM (LISREL, AMOS, EQS, etc....)</p> <p>La técnica para la estimación más utilizada es el de <b><i>máxima verosimilitud (MV)</i></b>, es muy eficiente cuando se cumple los supuestos de normalidad. En este sentido, hay otras técnicas cuando ese supuesto no se cumple, como son: como el método <b><i>mínimos cuadrados ponderados (WLS)</i></b>, <b><i>mínimos cuadrados generalizados (GLS)</i></b> y <b><i>asintóticamente libre de distribución (AGL)</i></b>. La técnica <b><i>AGL</i></b> ha recibido particular atención debido a su insensibilidad a la no normalidad de los datos, pero este método exige un número considerable de casos (<b><i>n=500 o más</i></b>).</p>
Paso 5º	<p><b><i>El ajuste del Modelo y su interpretación:</i></b></p> <p>La bondad del ajuste se refiere a la exactitud de los supuestos del modelo especificado para determinar si el modelo es correcto y sirve como aproximación al fenómeno real, precisando así su poder de predicción. Estas medidas que nos proporcionan los programas pueden ser de 3 tipos:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li><b><i>.- Medidas absolutas del ajuste del modelo (es el ajuste global).</i></b></li> <li><b><i>.- Medidas del ajuste incremental (se compara el modelo propuesto con otros modelos especificados por el investigador).</i></b></li> </ul> <p><b><i>Medidas de ajuste de parsimonia (el propósito es determinar la cantidad de ajuste para coeficientes estimados).</i></b> <b><i>(Ver Tabla 1).</i></b></p> <p>Además, de considerar el ajuste del modelo se debe prestarse atención a la significación de los parámetros estimados que son análogos a los coeficientes de regresión. Al igual que en el análisis de regresión, un modelo que se ajusta bien a los datos, pero que posee pocos coeficientes significativos, no tendría mucho sentido.</p>
Paso 6º	<p><b><i>La reespecificación del modelo.</i></b></p> <p>Si el modelo no ajusta en demasía, el investigador normalmente busca métodos para mejorar el ajuste del modelo y/o su correspondencia con la teoría subyacente. Para poder mejorar, el proceso consiste en una reespecificación mediante la eliminación o modificación de los parámetros estimados.</p> <p>Para todo ello, se deben de examinar <b><i>los índices de modificación (modification indices) y las correlaciones múltiples al cuadrado (squared multiple correlations).</i></b> <b><i>(Ver Anexo)</i></b></p>

## Los índices de ajuste:

Es aconsejable e imperativo evaluar todos los índices para establecer el nivel de ajuste aceptable del modelo.

### Medidas de ajuste absoluto:

.- **Chi-Cuadrado ( $\chi^2$  o Chi square):** En este caso los valores no significativos  $p > 0,05$  indican un buen ajuste si los valores de  $p$  están entre 0,1 o 0,2. En los modelos complejos y con muestras grandes (+ de 200) esta medida de ajuste no se debe tener en cuenta o evaluar.

.- **GFI (Goodness of Fit Index o Índice de bondad de Ajuste):** Los valores 0, indica mal ajuste y 1 ajuste perfecto. Representa el grado de ajuste conjunto del modelo.

.- **RMR (Root Mean Square Residual O Residuo Cuadrático Medio):** Es la raíz cuadrada de la media de los residuos. Los valores cercanos a 0 indican un buen ajuste.

.- **RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation o Error de Aproximación Cuadrático):** Representa el ajuste que se podría esperar si el modelo se estimara con la población objeto y no sólo con una muestra. Un valor de 0,08 indica un ajuste aceptable.

### Medidas de ajuste incremental:

.- **AGFI (Adjusted goodness-of-fit statistic o Índice de Bondad del ajuste Ajustado):** este índice es una extensión del índice GFI a ajustado por los grados de libertad del modelo. Su nivel aceptable y recomendado respecto al valor es igual o mayor de 0,90. El 1 es un ajuste perfecto.

.- **CFI (Comparative fit index o Índice de ajuste comparado):** Es un índice de comparación entre el modelo estimado por el investigador y el modelo nulo. Los valores que puede tomar son de 0 y 1. Los valores elevados indican buen ajuste, es aceptable a partir de 0,95.

.- **TLI (Tucker-Lewis index o Índice de Tucker-Lewis):** También se le conoce por NNFI o índice de ajuste no normado. Los valores van de 0 a 1. El ajuste aceptable se da con valores superiores a 0,95.

.- **NFI (Normed Fit Index o Índice de Ajuste Normado):** Compara el modelo propuesto con uno nulo. Tiene valores entre 0 y 1, Los valores superiores a 0,95 indican buen ajuste.

.- **IFI (Incremental Fit Index o Índice de ajuste incremental):** Es otra comparación entre el modelo a contrastar y el nulo. Tiene valores de 0 a 1. El buen ajuste con valores superiores a 0,95.

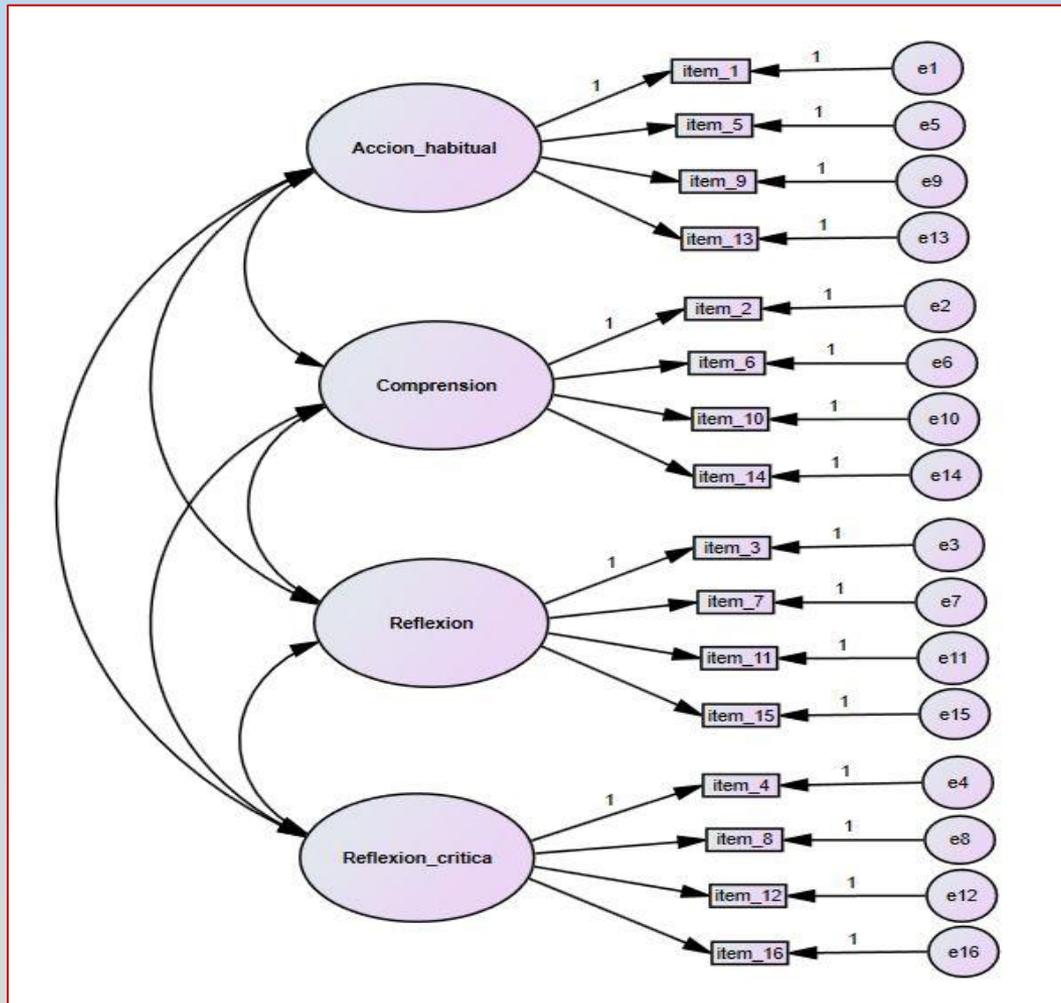
### Medidas de ajuste parsimonia:

.- **Chi-cuadrado normada:** Es la ratio de la chi-cuadrado dividida por los grados de libertad. Nos permite evaluar el modelo de dos maneras, si el modelo está “*superajustado*” o “*no es representativo*” de los datos. Así, si el modelo está “*sobreajustado*” el índice toma valores inferiores a 1. El modelo “no es representativo” cuando el índice toma valores superiores a 2, 3 o 5. Es un indicador poco fiable.

● Ejemplo: Escala Kember 2000.

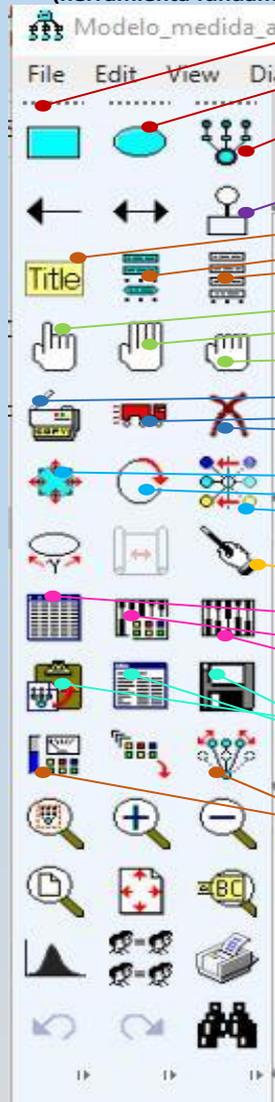
## Pasos del proceso:

**Primero:** Modelo a contrastar (para su confección ver anexo en este mismo documento): Se especifica a partir del dibujo en AMOS\_23.



## Amos\_23: Como especificar el modelo.

### Herramientas Fundamentales para especificar Modelo (herramienta fundamental)

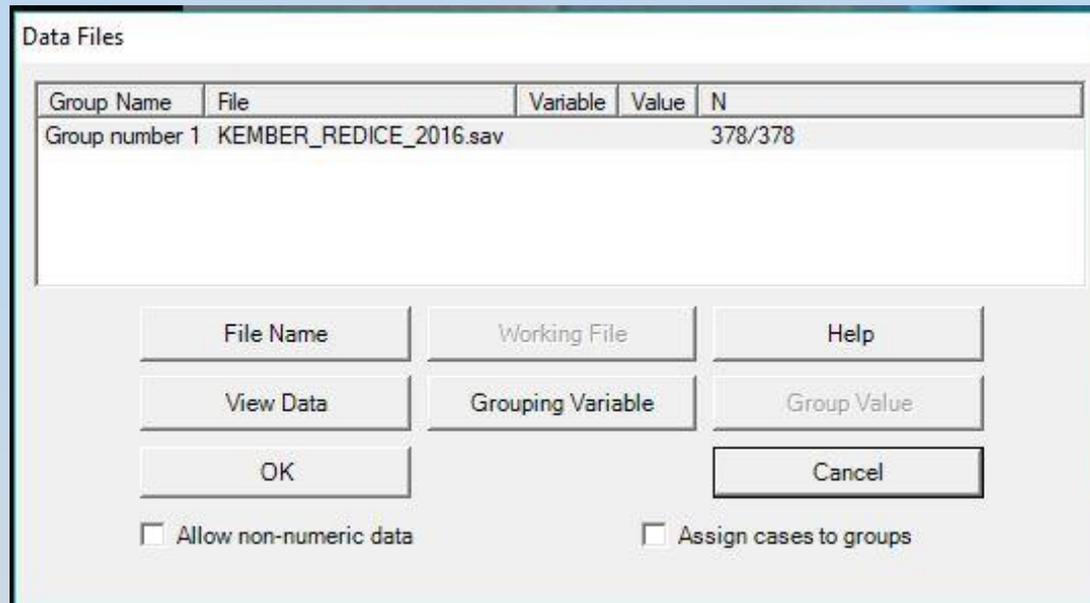


### Con un "clic" ratón:

- Se dibuja la forma que representa a una variable observada
  - Permite representar una variable latente (un factor o estructura)
  - Hace posible representar una variable latente y tantas variables observadas como se deseen. En Cada "Clic del ratón" se añade una variable observada y las relaciones y errores asociados". Es el que mejor va para establecer modelos de medida (verificación de validez de un cuestionario, por ejemplo) **(herramienta fundamental)**
  - Hace posible establecer en el dibujo las relaciones entre variables observadas y las dimensiones o variables latentes (según las tres tipologías).
  - Da la posibilidad de insertar un título genérico
  - Nos da información sobre el nombre de las variables que hay en el modelo.
  - Da información de las variables y sus etiquetas.
  - Selecciona un elemento o a todos aquellos que se deseen. **(herramienta fundamental)**
  - Selecciona todos los elementos que hay en la pantalla de construcción del modelo. **(herramienta fundamental)**
  - Deselección, importante, ya que una vez realizada una acción es una tecla que siempre hay que pulsar, para volver a realizar otra. **(herramienta fundamental)**
  - Duplicado o copia una la forma elegida
  - Permite mover una forma, previa selección de la misma. **(herramienta fundamental)**
  - Borrar la forma deseada, colocándose encima de la misma. **(herramienta fundamental)**
  - Hace grande o pequeña una forma **(elección previa)**
  - Posibilita la rotación de la forma **(elección previa)**
  - Coloca de forma automática las variables observadas (y sus errores), de una latente a un lado u otro de ésta (derecha o izquierda).
  - Retoca la variable de forma automática (un ajuste)
  - Obtener el archivo Spss con el que se va a trabajar (queda activo una vez dado el OK). **(herramienta fundamental)**
  - Condiciones del análisis a realizar, los parámetros y características del output. **(herramienta fundamental)**
  - Ejecuta el análisis especificado con el icono anterior. **(herramienta fundamental)**
  - Copia el modelo dibujado en el "portapapeles" para poder copiar en cualquier procesador de texto. **(herramienta fundamental)**
  - Visualiza los resultados (outputs) del análisis realizado. **(herramienta fundamental)**
  - Guarda el modelo dibujado **(herramienta fundamental)**
  - Propiedades de los objetos (etiquetas, nombre, formato, tipo de letra etc..) **(herramienta fundamental)**
  - Conservando las propiedades
- El resto de funciones tienen que ver con los ajustes de visualización, por un lado, por otro la impresión, la búsqueda, cálculo bayesiano o por selección de grupos

\*Para poder hacer una copia de una forma con varios elementos, se seleccionan (icono mano) cada uno de ellos (variables latentes, variables observadas y/o relaciones) y después, pulsar "Ctrl-C", para guardar lo copiado, y para pegar, pulsar "Ctrl-V". **Importante, nos podemos ahorrar mucho trabajo.**

**Segundo:** Introducción de la Base de datos donde se tienen las respuestas a las variables (si se tiene en spss, es importante que el nombre de las variables que se especifican en el modelo anterior sean las mismas que hay en este archivo de spss.). En el programa AMOS, pulsar el icono “Base de datos” .

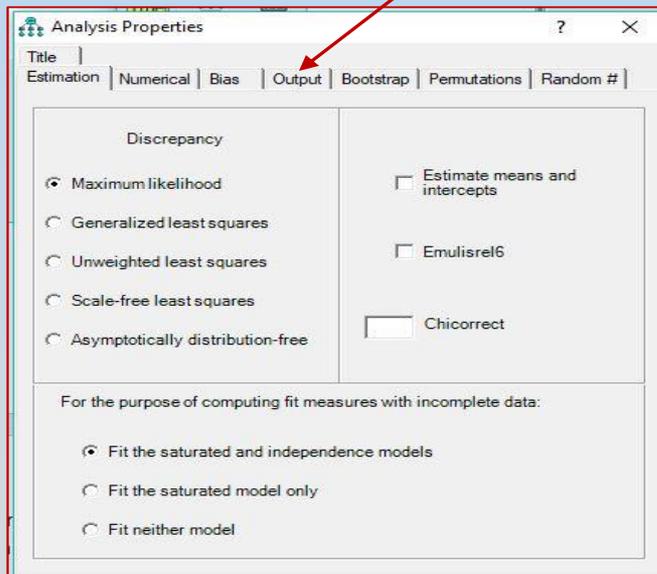


**Tercero:** Demandar los parámetros del análisis a ejecutar. En el programa si pulsamos **“View”** y dentro de éste, **“Analysis Properties”** seleccionar pestaña **“Output”**, aparecen los parámetros a obtener del modelo, son los que aparecen en la figura siguiente, y que son los que presenta el programa por defecto. También se puede obtener directamente el **“Output” con el icono**

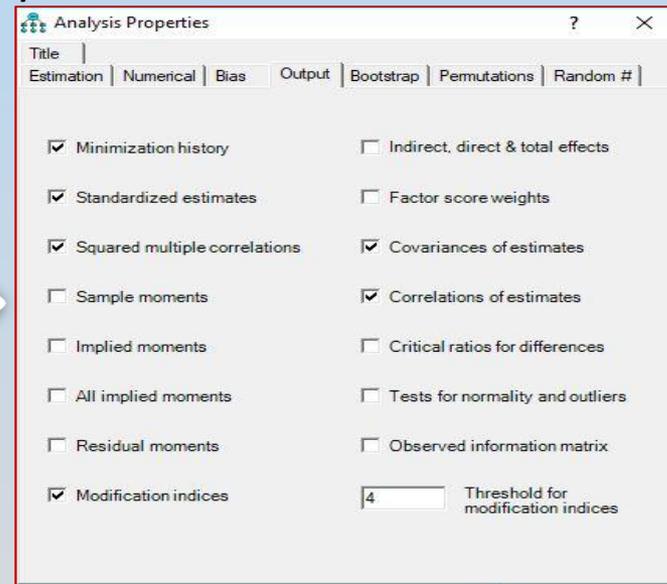


**“Analysis Properties”:**

*Pulsar pestaña output*



**“Output”:**



**Se ha seleccionado: Minimization history, Standardised estimates, Squared multiple correlations, Modifications indices, Covariances of estimate y correlations of estimates.**

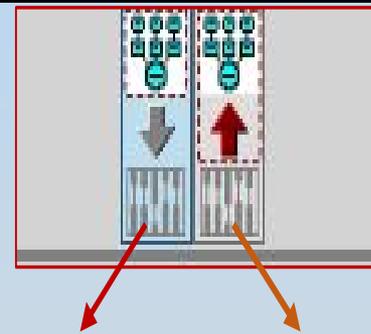
#### Cuarto:

Para ejecutar y obtener los resultados del modelo se ha de pulsar, el icono parecido a un piano



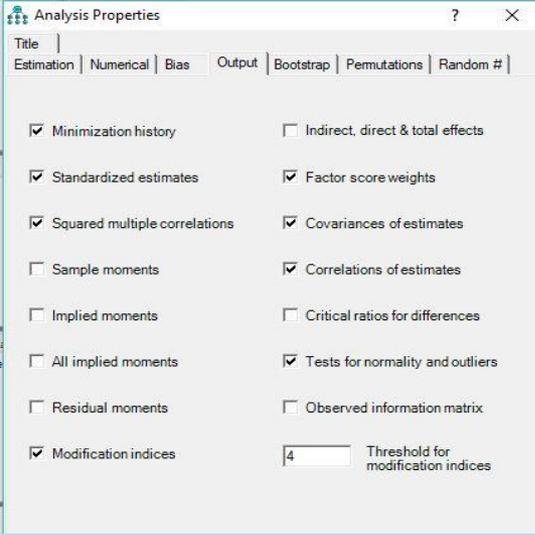
Calculates estimates

La salida de resultados se tiene de forma gráfica en la pantalla del ordenador pulsando el siguiente icono (*input- output*):



View the input path diagram (model specification)

View the output path diagram.

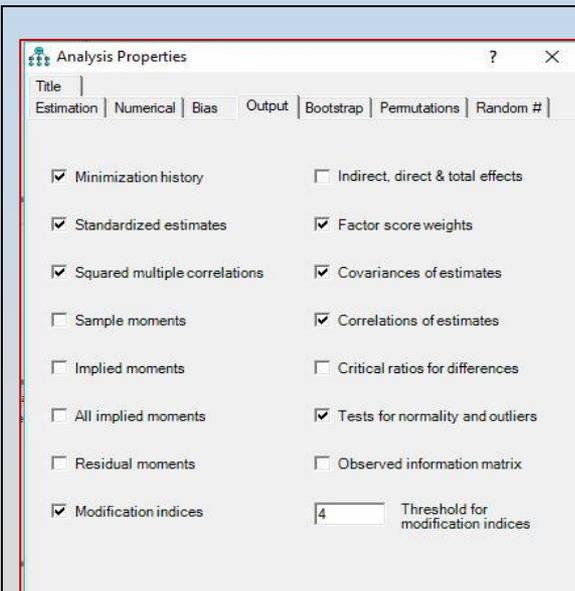


Podemos tener si pulsamos la barra de opción de "View" elegir "Text View".  
El icono de salida con la siguiente tecla.



"View Text"

muestra los resultados para valorar el modelo. (en pantalla aparece con este formato ASCII, se puede abrir con la libreta de Windows, por tanto, se puede convertir a Word.). El mencionado archivo también aparece de forma externa en un fichero en el directorio donde están los datos del modelo. Su extensión es **AMOSOUTPUT**. **Apareceran los datos demandados:**



Se ha seleccionado:

*Minimization history, Standardised estimates, Squared multiple correlations, Modifications indices, Covariances of estimate y correlations of estimates. Tests for normality and outliers. Factor score weights*



# El análisis de los resultados obtenidos: Los elementos a considerar.

## .- Datos generales, Condiciones de aplicabilidad:

En el archivo de salida hemos de mirar en primer lugar las condiciones de aplicación del modelo a testar.

.- **Tamaño de la Muestra:** Es donde menor consenso existe entre los especialistas. Por ejemplo, el tamaño de la muestra mínima recomendable es 200 sujetos para cualquier SEM.

### .- **La multicolinealidad entre las variables:**

La idea es que las variables con correlaciones altas se consideran redundantes. Por tanto, los valores superiores a  $r=0.85$ , es decir, valores por encima presentan problemas. Cuando esto sucede lo mejor es eliminar una de las dos variables de modelo. Esto lo podemos hacer, por ejemplo, con spss demandando una correlación bivariada.

### .- **Verificar los "outliers":**

Consiste en que los valores de un sujeto de una variable son extremos, cuando esto sucede en una única variable, se le denomina casos atípicos univariados, mientras que si son en más de una variable son casos atípicos multivariados. Una forma de analizar esta condición es mediante gráficos de cajas. En AMOS se puede ver mediante la distancia de **Mahalanobis**, nos dan casos atípicos multivariados.

**Observations farthest from the centroid (Mahalanobis distance)  
(Group number 1)**

Observation number	Mahalanobis d-squared	p1	p2
205	53,877	,000	,002
290	43,112	,000	,005
371	41,988	,000	,000
361	41,942	,000	,000
38	41,732	,000	,000
354	39,957	,001	,000
54	38,856	,001	,000
.....	....		

Observation number: Sujeto de la matriz

Mahalanobis d-squared: Valor de la distancia al cuadrado.

p1 : Significación estadística :

Seleccionar aquellos con valores inferiores a 0,05

p2 : Significación estadística

Seleccionar aquellos con valores inferiores a 0,05

**Se eliminarán lo sujetos que tengan significación (inferior a 0,05) en los dos cálculos de las distancias p1 y p2.**

**P1:** Muestra la probabilidad de que una observación cualquiera se encuentre a una distancia de Mahalanobis mayor o igual al valor indicado (en nuestro caso, la observación 205, es de 53877)

**P2:** Indica la probabilidad de que la observación más alejada del centroide se encuentra a una distancia más alejada de Mahalanobis mayor o igual 53,87. (en nuestro caso, sujeto 205).

**(Ver anexo)**

### ***.- La distribución normal (multivariada).***

Se ha de verificar la normalidad de las variables que forman parte del modelo. El incumplimiento supone que los resultados obtenidos afectan a la precisión del modelo.

Una forma, para determinar si existe normalidad univariada, el investigador debe examinar **la asimetría y curtosis** de cada variable observada, donde valores entre +1.00 y -1.00 se considerarán excelentes, mientras que valores inferiores a 1.60, adecuados, George & Mallery, 2001 (concretar un poco más). Otra forma es la aplicación de la prueba de “Kolmogorov” para cada una de las variables.

Sin embargo, un método que incrementa la distribución de la normalidad es la transformación de los datos (se pueden utilizar, la raíz cuadrada, el logaritmo, y el inverso).

**En el archivo de salida lo podemos encontrar en Assessment of Normality.**

Variable	min	max	skew	c.r.	kurtosis	c.r.
item_16	1,000	5,000	-,397	-3,153	-,391	-1,553
item_12	1,000	5,000	-,129	-1,025	-,773	-3,069
item_8	1,000	5,000	-,259	-2,056	-,669	-2,653
item_4	1,000	5,000	-,031	-,244	-,843	-3,345
item_15	1,000	5,000	-,703	-5,582	,486	1,928
item_11	1,000	5,000	-,839	-6,658	,839	3,328
item_7	1,000	5,000	-,654	-5,194	,069	,275
item_3	1,000	5,000	-,525	-4,165	-,085	-,336
item_14	1,000	5,000	-,324	-2,569	-,115	-,457
item_10	1,000	5,000	-,908	-7,204	,432	1,714
item_6	1,000	5,000	-1,123	-8,913	1,375	5,458
item_2	1,000	5,000	-1,064	-8,441	1,698	6,738
item_13	1,000	5,000	-,046	-,368	-,607	-2,410
item_9	1,000	5,000	,068	,539	-,480	-1,905
item_5	1,000	5,000	,106	,839	-,834	-3,308
item_1	1,000	5,000	,546	4,334	-,463	-1,837
Multivariate					39,982	16,195

**Bentler (2005) ha sugerido que, en la práctica, las estimaciones normalizadas > 5.00 (“c.r.” Tabla). En este caso no cumple normalidad multivariable, es superior a 5.**

Una de las formas típicas de validar la normalidad de un conjunto de datos reside en el estudio y análisis de la curtosis y asimetría que representan las variables.

Según Curran, West y Finch (1996) establecen los límites, en valor absoluto, hasta los que se pueden considerar un comportamiento semejante al normal, en los valores

comprendidos entre 2 para la asimetría y 7 para la curtosis, moderadamente normal para los valores comprendidos entre 2 y 3 para la asimetría y entre 7 y 21 para la curtosis y extremadamente no normal para valores superiores a 7 en la asimetría y de 21 de Kurtosis.

Por tanto, en la tabla 1 podemos comprobar que los datos cumplen con estas condiciones, es decir, podemos ver que todas las variables tienen un valor de asimetría menor que 2 y los valores de curtosis son menores que 7.

Siendo los datos, como se indicó anteriormente, distribuidos con una normalidad univariada.

.- **la asimetría y curtosis** de cada variable observada, donde valores entre +1.00 y -1.00 se considerarán excelentes, mientras que valores inferiores a 1.60, adecuados, George & Mallery, 2001.

“Cuando el tamaño de la muestra es muy grande y multivariadamente normal, la estimación normalizada de Mardia se distribuye como una unidad de variante normal de modo que los valores grandes reflejen una curtosis positiva significativa y los valores negativos grandes reflejen una curtosis negativa significativa. **Bentler (2005) ha sugerido que, en la práctica, las estimaciones normalizadas > 5.00 (“c.r.”, en AMOS ) son indicativas de datos que se distribuyen de manera no normal.** En esta aplicación, el estadístico z de 37.978 (c.r.) es altamente sugestivo de no normalidad multivariante en la muestra. (Byrne 2016) (p. 23)”.

Otra manera de conocer esta normalidad multivariada es la propuesta por Existió normalidad multivariada en los datos obtenidos, ya que el coeficiente resultante de Mardia fue de 227,23 que, de acuerdo con Bollen (1989), es inferior a  $p(p+2)$ , siendo p el número de variables observadas. (

*Nuviala, A.; Grao-Cruces, A.; Teva-Villén, M.R.; Pérez-Ordás, R. y Blanco-Luengo, D. (2016) Validez de constructo de la escala motivos de abandono de centros deportivos / Construct validity of the scale attrition sport centres. Revista Internacional de Medicina y Ciencias de la Actividad Física y el Deporte vol. 16 (61) pp. 1-15. [Http://cdeporte.rediris.es/revista/revista61/artanalisis657.htm](http://cdeporte.rediris.es/revista/revista61/artanalisis657.htm) DOI: <http://dx.doi.org/10.15366/rimcafd2016.61.001>*

Por otra parte, valores inferiores a 70 en el índice multivariado de Mardia indican que el alejamiento de la normalidad multivariada no es un inconveniente crítico para el análisis (Rodríguez Ayán & Ruiz, 2008).

## Normalidad multivariada en Spss-Macro de Aryanto, A. (2013) Multivariate normality test.

<https://sites.google.com/site/ahmaddaryanto/scripts/multivariate-normal-test>

Coefficientes de Mardia (Normalidad Multivariante). MACRO; Instalado en en spss.

Run MATRIX procedure: **Macro instalado spss**

Mardia's multivariate skew (small sample adjustment: Mardia 1974 Sankya)

b1p	Chi(b1p)	p-value	adj-Chi	p-value
246,9052	12633,3159	,0000	12762,9842	,0000

Mardia's multivariate kurtosis

b2p	N(b2p)	p-value
1664,7917	10,1923	,0000

----- END MATRIX -----

Interpretación: **Si p es significativa (< 0.05) NO SIGUE LEY Normal Multivariada.**

Estrategias cumplimiento: Eliminar outliers, Transformar a puntuaciones (estandarizarlas, log etc..).

Se pueden ver las otras pruebas de normalidad Univariante (Kolmogorov, por ejemplo).

## ***.- La multicolinealidad entre las variables***

La relación entre las variables observables. Se puede comprobar a partir de la especificación en Amos mediante la señalización de la casilla de “Sample Moments”.

**Analysis Properties**

Title | Estimation | Numerical | Bias | Output | Bootstrap

Minimization history     Indirect

Standardized estimates     Factor

Squared multiple correlations     Covari

**Sample moments**     Correl

Implied moments     Critica

All implied moments     Tests f

Residual moments     Obser

Modification indices

Con correlaciones superiores a  $r=0.85$ , se debe de eliminar una de las dos variables (son redundantes).

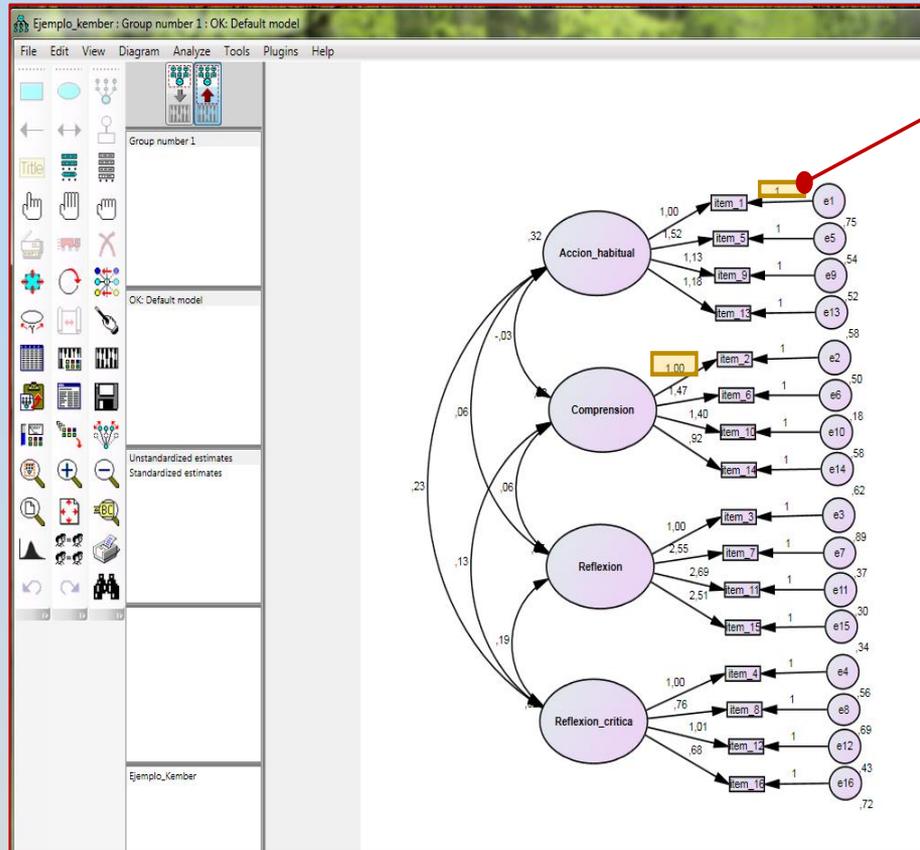
**Sample Correlations (Group number 1)**

	item _16	item _12	ite m_ _8	ite m_ _4	item _15	item _11	ite m_ _7	ite m_ _3	item _14	item _10	ite m_ _6	ite m_ _2	item _13	ite m_ _9	ite m_ _5	ite m_ _1
item _16	1,00 0															
item _12	,457	1,00 0														
item _8	,441	,499	1,0 00													
item _4	,394	,647	,49 5	1,0 00												
item _15	,486	,460	,34 7	,42 5	1,00 0											
item _11	,414	,499	,36 5	,42 8	,627	1,00 0										
item _7	,368	,477	,38 8	,51 0	,523	,600	1,0 00									
item _3	,142	,102	,10 2	,14 0	,198	,240	,23 6	1,0 00								
item _14	,111	,093	,20 6	,03 1	,208	,032	,06 1	,02 8	1,00 0							
item _10	,113	,121	,07 6	,05 5	,246	,127	,11 0	,00 4	,431	1,00 0						
item _6	,177	,193	,17 0	,19 6	,347	,255	,30 9	,12 4	,385	,571	1,0 00					
item _2	,246	,287	,18 9	,26 6	,295	,332	,28 5	,11 4	,218	,307	,49 7	1,0 00				
item _13	,088	,222	,12 7	,16 9	,100	,174	,21 4	,01 9	,229	,038	,06 0	,09 7	1,00 0			
item _9	,149	,265	,17 6	,21 1	,115	,180	,23 2	,05 2	,236	,066	,03 2	,04 0	,494	1,0 00		
item _5	,166	,346	,24 6	,38 6	,265	,328	,32 3	,07 3	,141	,085	,00 5	,14 2	,496	,46 5	1,0 00	
item _1	,069	,109	,11 2	,16 7	,099	,049	,08 8	,03 0	,167	,157	,07 9	,08 9	,335	,39 5	,43 3	1,0 00

## Las estimaciones del modelo propuesto:

Una vez ejecutado la demanda de los análisis la primera imagen que aparece en AMOS es la del modelo propuesto con los parámetros estimados, tal como muestra la figura 3. En el archivo generado es dónde se pueden ver mejor los parámetros estimados, que veremos más adelante.

**Figura 3: Grafico del modelo con los estimados:**



Corresponde a la variable latentes y el error inicial/Teórico (Valor 1)

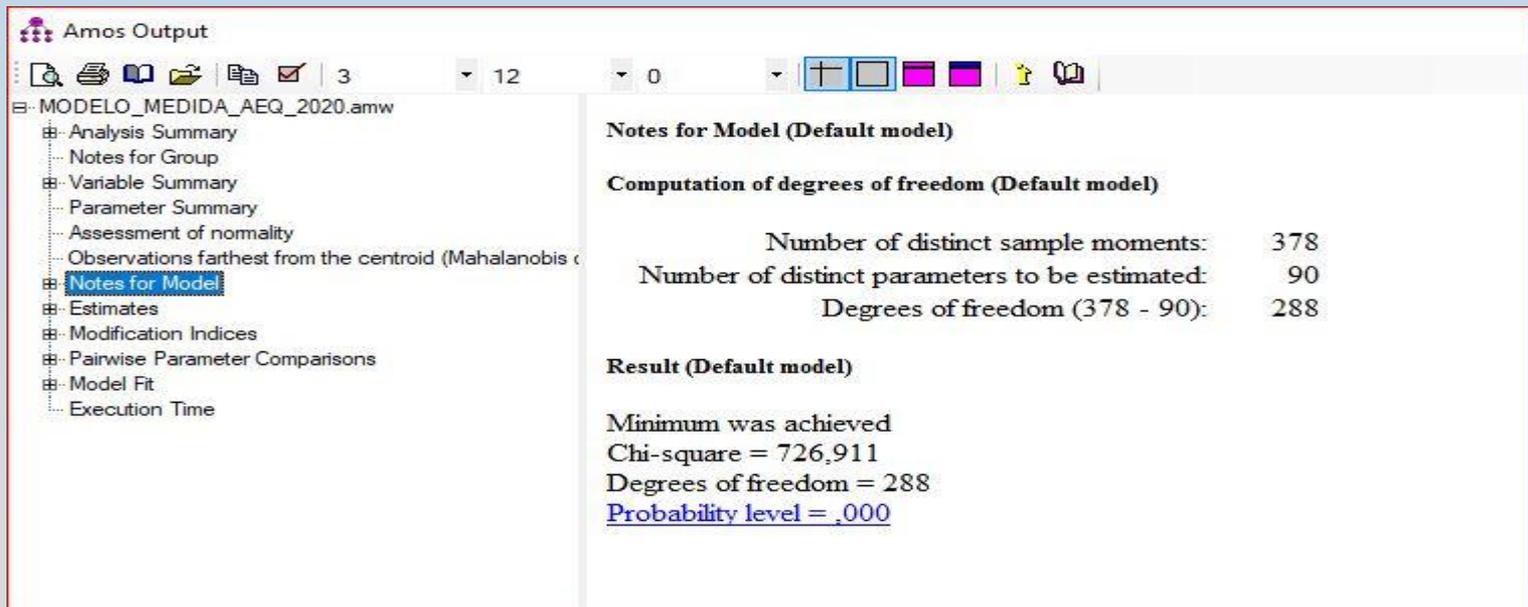
## Ajuste global del modelo propuesto:

Es la única medida de bondad de ajuste asociada a un test de significación asociado, el resto de medidas e índices son descriptivos. Este estadístico viene proporcionado por el mínimo de la función de ajuste F, el cual sigue una distribución  $\chi^2$ , con los mismos grados de libertad que el modelo, y que permite contrastar la hipótesis de que el modelo se ajusta bien a los datos observados. El nivel asociado a este estadístico indica si la discrepancia entre la matriz reproducida y la correspondiente a los datos originales es significativa o no. Para aceptar el modelo se debe de tener que la probabilidad p de obtener un valor  $\chi^2$  tan alto como el modelo es inferior a 0.05, el modelo es rechazado.

El gran problema que tiene este estadístico, es que se ve muy influenciado por tres factores que le hacen perder la eficacia:

- El estadístico  $\chi^2$  se ve muy influenciado por el tamaño de la muestra, de forma que, para tamaños de muestras superiores a 200 el valor de  $\chi^2$  tiende a ser significativo, rechazando modelos que en la realidad se apartan muy poco de los datos observados. Y contrariamente, si los tamaños de muestras son relativamente pequeños, el test no es capaz de detectar discrepancias significativas aceptando modelos que no se ajustan bien a los datos. Si la complejidad del modelo es alta, tiene una mayor probabilidad de que el test acepte el modelo, teniéndose que, en los modelos saturados, proporcionara un ajuste perfecto. Esto se debe a que el estadístico  $\chi^2$  evalúa la diferencia entre el modelo del investigador y una versión saturada de este modelo, por lo que cuando más próximo esté el modelo del investigador a esta versión mayor será la probabilidad de obtener un buen ajuste.

- El estadístico  $\chi^2$  es muy sensible a la violación de la suposición de normalidad multivariante para las variables observadas. Hay que recordar que de los tres métodos que se explicaron anteriormente, el método de ML no requería la normalidad multivariante de los datos (pero si la normalidad univariante) y el método WLS ni siquiera exigía la normalidad univariante de los datos. Solo para el método GLS tenemos exigida la normalidad multivariante para el procedimiento del modelo. **(Antonio Lara, 2014).**



The screenshot shows the Amos Output window for a model named 'MODELO\_MEDIDA\_AEQ\_2020.amw'. The 'Notes for Model' section is expanded, showing the following statistics:

Notes for Model (Default model)	
<b>Computation of degrees of freedom (Default model)</b>	
Number of distinct sample moments:	378
Number of distinct parameters to be estimated:	90
Degrees of freedom (378 - 90):	288
<b>Result (Default model)</b>	
Minimum was achieved	
Chi-square =	726,911
Degrees of freedom =	288
Probability level =	<u>.000</u>

# Los valores estimados del Modelo.

Amos Output

MODELO\_MEDIDA\_AEQ\_2020.amw

- Analysis Summary
- Notes for Group
- Variable Summary
- Parameter Summary
- Assessment of normality
- Observations farthest from the centroid (Mahalanobis c
- Notes for Model
- Estimates**
- Modification Indices
- Pairwise Parameter Comparisons
- Model Fit
- Execution Time

Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
V4 <--- Factor_2	1,000				
V5 <--- Factor_2	-,296	,160	-1,851	,064	par_1
V11 <--- Factor_2	-,718	,185	-3,881	***	par_2
V17 <--- Factor_2	2,036	,387	5,263	***	par_3
V3 <--- Factor_3	1,000				
V15 <--- Factor_3	1,816	,397	4,571	***	par_4
V16 <--- Factor_3	1,641	,347	4,728	***	par_5
V6 <--- Factor_1	1,000				
V13 <--- Factor_1	1,612	,311	5,184	***	par_6
V1 <--- Factor_4	1,000				
V2 <--- Factor_4	,935	,068	13,776	***	par_7
V8 <--- Factor_4	,716	,077	9,265	***	par_8
V10 <--- Factor_5	1,000				
V14 <--- Factor_5	1,077	,107	10,089	***	par_9
V18 <--- Factor_5	1,133	,112	10,160	***	par_10
V7 <--- Factor_6	1,000				
V9 <--- Factor_6	,991	,117	8,474	***	par_11
V12 <--- Factor_6	-,463	,106	-4,386	***	par_12
V20 <--- Facor_7	1,000				
V21 <--- Facor_7	1,025	,140	7,342	***	par_13
V22 <--- Facor_7	,842	,131	6,443	***	par_14
V19 <--- Factor_8	1,000				
V23 <--- Factor_8	1,558	,303	5,140	***	par_15

Group number 1

Default model

## Estimates (Group number 1 - Default model)

### Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

### Maximum Likelihood Estimates

#### Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
item_1	<--- Accion_habitual	1,000				
item_5	<--- Accion_habitual	1,521	,167	9,132	***	par_1
item_9	<--- Accion_habitual	1,133	,131	8,676	***	par_2
item_13	<--- Accion_habitual	1,176	,137	8,616	***	par_3
item_2	<--- Comprension	1,000				
item_6	<--- Comprension	1,466	,152	9,645	***	par_4
item_10	<--- Comprension	1,399	,153	9,137	***	par_5
item_14	<--- Comprension	,921	,124	7,439	***	par_6
item_3	<--- Reflexion	1,000				
item_7	<--- Reflexion	2,549	,517	4,927	***	par_7
item_11	<--- Reflexion	2,692	,543	4,961	***	par_8
item_15	<--- Reflexion	2,505	,508	4,934	***	par_9
item_4	<--- Reflexion_critica	1,000				
item_8	<--- Reflexion_critica	,756	,064	11,744	***	par_10
item_12	<--- Reflexion_critica	1,006	,068	14,822	***	par_11
item_16	<--- Reflexion_critica	,680	,063	10,808	***	par_12

**Estimate:** Estimadores **no** estandarizados.

**S.E. :** Error estándar.

**C.R. :** Ratios críticos.

**P :** probabilidad significación estadística

Son estadísticamente significativos los valores del C.R. superiores a 1,96.

**(interpretar siempre los estandarizados)**

#### Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate
item_1	<--- Accion_habitual	,547
item_5	<--- Accion_habitual	,762
item_9	<--- Accion_habitual	,667
item_13	<--- Accion_habitual	,658
item_2	<--- Comprension	,560
item_6	<--- Comprension	,854
item_10	<--- Comprension	,662
item_14	<--- Comprension	,488
item_3	<--- Reflexion	,274
item_7	<--- Reflexion	,748
item_11	<--- Reflexion	,796
item_15	<--- Reflexion	,757
item_4	<--- Reflexion_critica	,770
item_8	<--- Reflexion_critica	,636
item_12	<--- Reflexion_critica	,810
item_16	<--- Reflexion_critica	,587

Son los pesos o cargas factoriales estandarizadas de los ítems en cada una de las variables latentes.

Valores **superiores a .50** (Hair et al., 2010) o **.70** (Bagozzi y Yi, 1988) para considerar adecuados.

### Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
item_16	,345
item_12	,657
item_8	,404
item_4	,593
item_15	,574
item_11	,634
item_7	,560
item_3	,075
item_14	,238
item_10	,438
item_6	,729
item_2	,314
item_13	,433
item_9	,445
item_5	,580
item_1	,299

Valores de las correlaciones múltiples, también se les llama R<sup>2</sup>, (varianza cuadrado) miden el porcentaje de varianza común entre las variables observadas y la variable latente. **No** se tienen que aceptar valores estimados **inferiores a .50 (se deberían de eliminar del modelo, si no es que la teoría No lo permite)**

# Los índices de modificación:

En raras ocasiones el modelo propuesto es el que mejor se ajusta. En consecuencia, el investigador normalmente busca métodos para mejorar el ajuste del modelo y/o su correspondencia con la teoría subyacente. La reespecificación del modelo es el proceso de añadir o eliminar los parámetros estimados del modelo original. Es aconsejable hacer la modificación considerando las justificaciones teóricas antes que las empíricas. Si se realizan modificaciones, el modelo debería tener una validación cruzada (es decir, estimarlo en otro conjunto de datos distinto antes de aceptar la modificación del modelo).

## Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
item_16	<---	item_15	12,473	,181
item_16	<---	item_5	4,034	-,081
item_8	<---	item_14	13,336	,182
item_4	<---	item_16	4,039	-,084
item_4	<---	item_5	4,697	,083
item_15	<---	Comprension	5,310	,178
item_15	<---	item_16	10,274	,102
item_15	<---	item_14	11,178	,124
item_15	<---	item_10	7,285	,089
item_15	<---	item_9	4,485	-,074
item_11	<---	item_14	8,909	-,109
item_7	<---	item_4	4,871	,065
item_14	<---	Accion_habitual	20,044	-,371
item_14	<---	item_8	5,563	,092
item_14	<---	item_11	7,280	-,124
item_14	<---	item_7	4,865	-,101
item_14	<---	item_10	6,056	,102
item_14	<---	item_13	19,436	-,182
item_14	<---	item_9	21,227	-,200
item_14	<---	item_5	8,859	-,110
item_14	<---	item_1	5,389	-,093
item_10	<---	Reflexion_critica	5,077	-,114
item_10	<---	Reflexion	5,282	-,390
item_10	<---	item_4	6,400	-,091
item_10	<---	item_11	4,574	-,099
item_10	<---	item_7	8,458	-,134
item_10	<---	item_3	5,551	-,101
item_10	<---	item_14	9,018	,140
item_2	<---	Reflexion_critica	16,976	,188
item_2	<---	Reflexion	13,184	,556
item_2	<---	Accion_habitual	14,229	,285
item_2	<---	item_16	8,351	,105
item_2	<---	item_12	13,312	,124

Para realizar una reespecificación se deben examinar los *índices de modificación*. El valor del índice de modificación (**M.I.**) corresponde aproximadamente a la reducción en el chi-cuadrado que se produciría si el coeficiente fuera estimado. Un **valor de 3,84 o superior** sugiere que se obtiene una reducción estadísticamente significativa en el chi-cuadrado cuando se estima el coeficiente (Hair et al., 2001). En el caso de “**Regression Weights**”, se procede escogiendo aquellas variables/ítems que tienen el M.I muy alto. Es aconsejable realizar las eliminaciones de una en una (empezar por aquella que tiene un **mayor índice de Modificación**), y comprobar la mejora del modelo con los índices de ajuste general. La eliminación corresponde en el gráfico de AMOS a la relación entre la variable latente (dimensión) y la variable (que se elimina del mencionado gráfico).

(Ver: <https://www.youtube.com/watch?v=JkZGWUUjdLg> )

<https://www.youtube.com/watch?v=LXFM8cjBFPo>

<https://www.youtube.com/watch?v=ndA9gxjpnJO> (en castellano)

[https://www.youtube.com/watch?v=jRxT1\\_MpNPQ](https://www.youtube.com/watch?v=jRxT1_MpNPQ)

El investigador también puede examinar la “**matriz residual**” de la matriz de las predicciones de la covarianza y correlación, donde los valores residuales mayores de **2,58** se consideran estadísticamente significativos a nivel de 0,05. Los residuos significativos indican un error de predicción sustancial para un par de indicadores. **(Para Obtener la salida de la mencionada matriz se ha de marcar en los parámetros del análisis, “El residual moments”.)**

Amos Output

Ejemplo\_Kember.amw

- Analysis Summary
- Notes for Group
- Variable Summary
- Parameter Summary
- Sample Moments
  - Sample Covariances
  - Sample Correlations
- Notes for Model
  - Computation of degrees of freedom
  - Result
- Estimates
  - Scalars
  - Matrices**
- Modification Indices
- Minimization History
- Pairwise Parameter Comparisons
- Model Fit
  - Execution Time

Matrices (Group number 1 - Default model)

Residual Covariances (Group number 1 - Default model)

	item_16	item_12	item_8	item_4	item_15	item_11	item_7	item_3	item_14	item_10
item_16	,000									
item_12	-,022	,000								
item_8	,076	-,019	,000							
item_4	-,072	,031	,007	,000						
item_15	,130	-,019	-,027	-,031	,000					
item_11	,047	-,004	-,029	-,054	,019	,000				
item_7	,024	,005	,017	,065	-,036	,003	,000			
item_3	,017	-,079	-,036	-,028	-,008	,020	,028	,000		
item_14	,020	-,031	,106	-,091	,035	-,115	-,083	-,028	,000	
item_10	-,009	-,052	-,060	-,124	,021	-,098	-,102	-,084	,098	,000
item_6	,018	-,021	,001	-,008	,044	-,034	,020	,016	-,024	,005
item_2	,128	,140	,072	,132	,081	,105	,078	,038	-,043	-,055
item_13	-,093	-,022	-,068	-,072	-,084	-,026	,022	-,088	-,182	,004
item_9	-,029	,022	-,017	-,025	-,069	-,022	,034	-,017	-,179	-,024
item_5	-,043	,085	,032	,161	,042	,096	,106	-,009	-,108	-,042
item_1	-,083	-,107	-,051	-,029	-,056	-,113	-,067	-,090	-,133	-,129

Standardized Residual Covariances (Group number 1 - Default model)

	item_16	item_12	item_8	item_4	item_15	item_11	item_7	item_3	item_14	item_10
item_16	,000									
item_12	-,333	,000								
item_8	1,225	-,278	,000							
item_4	-1,035	,384	,097	,000						
item_15	2,556	-,334	-,517	-,525	,000					
item_11	,906	-,075	-,532	-,878	,393	,000				
item_7	,467	,078	,307	1,071	-,735	,068	,000			

## Índices GENERALES del ajuste del modelo:

Se muestran a continuación los índices que nos proporciona AMOS.

Las condiciones de interpretación aparecen en las páginas siguientes en forma agrupa según el tipo de índice:

### Ajuste absoluto:

.- **Chi-cuadrado** aparece al principio de la salida del archivo de AMOS.

#### RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Default model	,065	,918	,886	,661
Saturated model	,000	1,000		
Independence model	,272	,449	,375	,396

#### RMSEA

Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Default model	,068	,058	,078	,001
Independence model	,210	,202	,218	,000

### Ajuste incremental:

#### Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Default model	,873	,845	,916	,896	,915
Saturated model	1,000		1,000		1,000
Independence model	,000	,000	,000	,000	,000

## Parsimonia:

### Parsimony-Adjusted Measures

Model	PRATIO	PNFI	PCFI
Default model	,817	,713	,747
Saturated model	,000	,000	,000
Independence model	1,000	,000	,000

## Resto de índices de ajuste.

### NCP

Model	NCP	LO 90	HI 90
Default model	169,974	125,074	222,534
Saturated model	,000	,000	,000
Independence model	1994,398	1848,925	2147,240

### FMIN

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Default model	,711	,451	,332	,590
Saturated model	,000	,000	,000	,000
Independence model	5,608	5,290	4,904	5,696

### AIC

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	343,974	347,563	493,500	531,500
Saturated model	272,000	284,844	807,146	943,146
Independence model	2146,398	2147,909	2209,356	2225,356

### ECVI

Model	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI
Default model	,912	,793	1,052	,922
Saturated model	,721	,721	,721	,756
Independence model	5,693	5,307	6,099	5,697

### HOELTER

Model	HOELTER	HOELTER
	.05	.01
Default model	172	188



# Índices de ajuste de parsimonia del modelo

<b>Ajuste absoluto</b>	<b>Tamaño muestra</b>  n < 250	<b>Número Variables Observables</b>  var ≤ 12	<b>χ<sup>2</sup></b>	<b>Valores de “p” NO significativos</b>
			<b>GFI</b>	Valores próximos a 1. Sin umbrales establecidos
			<b>RMR</b>	Índice sesgado
			<b>RMSEA</b>	Inferior a 0,08 (con <b>CFI &gt; 0,97</b> )
		<b>Número Variables Observables</b>  12 < var > 30	<b>χ<sup>2</sup></b>	<b>Valores de “p” significativos</b>
			<b>GFI</b>	Valores próximos a 1. Sin umbrales establecidos
			<b>RMR</b>	0,08 o inferior (con <b>CFI &gt; 0,95</b> )
			<b>RMSEA</b>	Inferior a 0,08 (con <b>CFI &gt; 0,95</b> )
		<b>Número Variables Observables</b>  var ≥ 30	<b>χ<sup>2</sup></b>	<b>Valores de “p” significativos</b>
			<b>GFI</b>	Valores próximos a 1. Sin umbrales establecidos
			<b>RMR</b>	Inferior a 0,09 (con <b>CFI &gt; 0,92</b> )
			<b>RMSEA</b>	Inferior a 0,08 (con <b>CFI &gt; 0,92</b> )
	<b>Tamaño muestra</b>  n > 250	<b>Número Variables Observables</b>  var ≤ 12	<b>χ<sup>2</sup></b>	<b>Valores de “p” NO significativos</b>
			<b>GFI</b>	Valores próximos a 1. Sin umbrales establecidos
			<b>RMR</b>	Índice sesgado
			<b>RMSEA</b>	Inferior a 0,07 (con <b>CFI &gt; 0,97</b> )
		<b>Número Variables Observables</b>  12 < var > 30	<b>χ<sup>2</sup></b>	<b>Valores de “p” significativos</b>
			<b>GFI</b>	Valores próximos a 1. Sin umbrales establecidos
			<b>RMR</b>	0,08 o inferior (con <b>CFI &gt; 0,92</b> )
			<b>RMSEA</b>	Inferior a 0,07 (con <b>CFI &gt; 0,92</b> )
<b>Número Variables Observables</b>  var ≥ 30		<b>χ<sup>2</sup></b>	<b>Valores de “p” significativos</b>	
		<b>GFI</b>	Valores próximos a 1. Sin umbrales establecidos	
		<b>RMR</b>	0,08 o inferior (con <b>CFI &gt; 0,92</b> )	
		<b>RMSEA</b>	Inferior a 0,07 (con <b>CFI &gt; 0,90</b> )	

Fuente: Calvo-Porrá, C. (2017) a partir de Hair et al. (2010).



## Cuadros de presentación de los índices en el ajuste (Ruiz Bueno 2021)

### Índices de ajuste con estimación de Máxima verosimilitud (ML)

	<i>Chi_</i> <i>Square</i>	<i>df</i>	$\chi^2 / gl$	<i>CFI</i>	<i>TLI</i>	<i>RMSEA (IC 90%)</i>		<i>RMR</i>	<i>AIC</i>
						<i>Lo</i>	<i>Hi</i>		
Modelo_1_ Inicial	426,041	164	2,59	,917	,904	,069	,061 ,077	,126	518,041
Modelo_2_Sin Ac12	348,351	146	2,12	,930	,918	,065	,056 ,073	,126	436,351
Modelo_3_Sin Ac12, Ac27	309,470	129	2,39	,934	,921	,065	,056 ,074	,124	393,470
Modelo_4_Sin Ac12, Ac27, Ac6	264,516	113	2,34	,943	,932	,063	,054 ,073	,089	344,516
Modelo_5_Sin Ac12, Ac27, Ac6, Ac28	245,077	98	2,50	,944	,932	,067	,057 ,078	,090	321,077
Modelo_6_Sin Ac12, Ac27, Ac6, Ac28, Ac17	164,698	82	2,00	,966	,956	,055	,043 ,067	,080	240,698
Modelo_7_Sin Ac12, Ac27, Ac6, Ac28, Ac17, Ac24	127,060	69	1,84	,967	,975	,050	,036 ,064	,071	199,060

Nota.  $\chi^2$  = Chi cuadrado; *df* = grados de libertad;  $\chi^2 / gl$  = razón Chi cuadrado, *CFI* = Índice de ajuste comparado; *TLI* = Índice *Tucker-Lewis*; *RMSEA* = Error de aproximación cuadrático; (*IC 90%*) = Intervalo de confianza de *RMSEA*; *RMR* = Residuo cuadrático medio, *AIC* = Criterio de Información de Akaike.

### Ajustes modelos con el método de Mínimos Cuadrados no ponderados (ULS)

	<i>NFI</i>	<i>GFI</i>	<i>AGFI</i>	<i>RMR</i>
Modelo_1_ Inicial	,962	,974	,967	,116
Modelo_2_Sin Ac12	,962	,975	,967	,117
Modelo_3_Sin Ac12, Ac27	,964	,977	,969	,115
Modelo_4_Sin Ac12, Ac27, Ac6	,983	,989	,985	,082
Modelo_5_Sin Ac12, Ac27, Ac6, Ac28	,984	,989	,985	,083
Modelo_6_Sin Ac12, Ac27, Ac6, Ac28 y Ac17	,987	,991	,987	,073

De los modelos analizados, los bifactoriales son los que en general ofrecen mejores índices de ajuste. No obstante, se han seleccionado tres de estos modelos bifactoriales, siguiendo unos criterios muy restrictivos: los valores óptimos, tanto en los índices de ajuste (NIF, CFI, GFI, AGFI, han de mostrar valores iguales o superiores a .90) como en los índices de error (SMRS, RMSEA, han de mostrar valores inferiores a .05)". ( Martínez, E. R., García-Alandete, J., Sellés Nohales, P., Bernabé Valero, G., & Soucase Lozano, B. (2012). Análisis Factorial Confirmatorio de los principales modelos propuestos para el Purpose-In-Life Test en una muestra de universitarios españoles. *Acta Colombiana de Psicología*, 15(1).

Seguidamente, teniendo en cuenta los factores obtenidos, se realizaron los análisis factoriales confirmatorios. En concreto, se examinó mediante este análisis un modelo de cuatro factores correlacionados para los 14 ítems de la escala utilizando la segunda sub-muestra, con la finalidad de realizar así una validación cruzada de la estructura factorial obtenida (Worthington y Whittaker, 2006). Se utilizó el método de estimación de máxima verosimilitud robusta para todos los análisis, debido a la falta de normalidad multivariada de los datos (coeficiente Mardia = 149.04). Si observamos en la tabla 2 los coeficientes de asimetría y curtosis de los ítems que integran la escala, apreciamos una ausencia de normalidad moderada. Así, observamos que todos los coeficientes de asimetría y la mayoría de los coeficientes de curtosis se sitúan entre +1 y -1 y únicamente los dos primeros ítems tienen coeficientes de curtosis ligeramente superiores a +1. Aunque el método de máxima verosimilitud asume el supuesto de la normalidad multivariada, resulta razonablemente robusto a un incumplimiento moderado (Muthén y Kaplán, 1985). Debido a este incumplimiento moderado de la normalidad, se ha utilizado la chi-cuadrado escalada Satorra-Bentler (SB  $\chi^2$  2), puesto que es recomendada en situaciones de ausencia moderada de normalidad en la distribución de los datos (Curran, West y Finch, 1996).

Por otra parte, y teniendo en cuenta las actuales recomendaciones sobre la conveniencia de no utilizar una única medida de ajuste del modelo sino varios índices de diferentes tipos de medidas, hemos considerado, además de la chi-cuadrado (que además, puede verse afectada por el tamaño de la muestra), los siguientes índices de ajuste: el índice de ajuste comparativo robusto (CFI robusto), el índice de ajuste no normado de Bentler-Bonett (NNFI), el índice de ajuste normado (NFI) y el error de aproximación cuadrático medio (RMSEA). Aunque no deben considerarse como puntos de corte fijos (Markland, 2007), habitualmente son considerados como un buen ajuste del modelo índices del CFI, NFI y NNFI superiores a .95, y aceptables si superan el .90. En el caso del RMSEA se considera un buen ajuste valores inferiores a .50 y un ajuste aceptable valores situados entre .50 y .80 (Browne y Cudeck, 1993). En nuestro modelo, estos índices mostraron los siguientes valores: SB  $\chi^2$  2 = 345.37,  $gl$  = 62,  $p < .001$ , CFI = .972, NNFI = .960, NFI = .967, RMSEA = .065 (.058 - .072). Estos valores, tomados en conjunto, indican un ajuste aceptable del modelo y, por tanto, confirman la estructura factorial previamente obtenida."

Cava, M. J., Povedano, A., Buelga, S., & Musitu, G. (2015). Análisis psicométrico de la Escala de Ajuste Escolar Percibido por el Profesor (PROF-A). *Psychosocial Intervention*, 24(2), 63-69.

Modelos	$\chi^2$	df	CFI	TLI	RMSEA (IC 90%)	WRMR
Tres factores	2643,31	272	0,71	0,67	0,07 (0,07-0,08)	2,86
Tres factores con EC	1646,36	267	0,83	0,81	0,06 (0,06-0,07)	2,21
Cinco factores	1680,04	265	0,83	0,80	0,06 (0,05-0,06)	2,22
Cinco factores con EC	1046,93	260	0,91	0,89	0,04 (0,04-0,05)	1,72
Cinco factores y dos de segundo orden	1947,05	268	0,80	0,79	0,06 (0,06-0,07)	2,42
Cinco factores y dos de segundo orden con EC	1307,43	263	0,87	0,85	0,05 (0,05-0,06)	1,95
Bifactor	1334,07	244	0,87	0,83	0,05 (0,05-0,06)	1,84
Bifactor con EC	708,32	239	0,94	0,93	0,04 (0,03-0,04)	1,29

Nota.  $\chi^2$  = Chi square; df = grados de libertad; CFI = Comparative Fit Index; TLI = Tucker-Lewis Index; RMSEA = Root Mean Square Error of Approximation; IC = Intervalo confidencial; WRMR = Weighted Root Mean Square Residual; EC = Errores de Correlación (ítems 19-18, 2-10, 25-15, 16-15 y 23-20).

Ortuño-Sierra, J., Chocarro, E., Fonseca-Pedrero, E., i Riba, S. S., & Muñiz, J. (2015). The assessment of emotional and behavioural problems: Internal structure of The Strengths and Difficulties Questionnaire. *International Journal of Clinical and Health Psychology, 15*(3), 265-273.



## Referencias consultadas:

- Abad, F. J., Olea, J., Ponsoda, V., y García, C. (2011). *Medición en ciencias sociales y de la salud*. Madrid. Síntesis.
- Byrne, B. M. (2016). *Structural equation modeling with AMOS. Structural Equation Modeling With AMOS*. New York, NY: Routledge, Taylor & Francis Group. <https://doi.org/10.4324/9781410600219>
- Cachón-Zagalaz, J., Lara-Sánchez, A., Zagalaz-Sánchez, M. L., López-Manrique, I., & González González de Mesa, C. (2018). Propiedades psicométricas de la escala Utrecht Work Engagement Scale en estudiantes de educación. *Suma Psicológica*, 25(2), 113–121. <https://doi.org/10.14349/sumapsi.2018.v25.n2.3>
- Cea-D’Ancona, M.A. (2004). *Análisis multivariante. Teoría y práctica en la investigación social*. Madrid. Síntesis.
- Delgado-Alvarez, C. (2014). *Viajando a Ítaca por mares cuantitativos. Manual de ruta para investigar en grado y postgrado*. Salamanca. Amarú
- Calderón-De la Cruz, G., Lozano Chávez, F., Cantuarias Carthy, A., & Ibarra Carlos, L. (2018). Validación de la Escala Satisfacción con la Vida en trabajadores peruanos. *Liberabit: Revista Peruana de Psicología*, 24(2), 249–264. <https://doi.org/10.24265/liberabit.2018.v24n2.06>
- Ferrando, P. J., Lorenzo-Seva, U., Hernández-Dorado, A., & Muñoz, J. (2022). Decalogue for the Factor Analysis of Test Items. *Psicothema*, 34(1), 7–17. <https://doi.org/10.7334/psicothema2021.456>
- Frías, D. (2020). Un Instrumento De Medida. *Universidad de Valencia*, 1–13. Retrieved from <https://www.uv.es/friasnav/AlfaCronbach.pdf>
- Hayes, A. F., & Coutts, J. J. (2020). Use Omega Rather than Cronbach’s Alpha for Estimating Reliability. But.... *Communication Methods and Measures*, 00(00), 1–24. <https://doi.org/10.1080/19312458.2020.1718629>
- Lorenzo-Seva, U., & Ferrando, P. J. (2021). MSA: The Forgotten Index for Identifying Inappropriate Items Before Computing Exploratory Item Factor Analysis. *Methodology*, 17(4), 296–306. <https://doi.org/10.5964/meth.7185>
- Pallant, J. (2013). *Spss survival manual*. Mc Graw-Hill. Berkshire. England
- Viladrich, C., Angulo-Brunet, A., & Doval, E. (2017). Un viaje alrededor de alfa y omega para estimar la fiabilidad de consistencia interna. *Anales de Psicología*, 33(3), 755–782. <https://doi.org/10.6018/analesps.33.3.268401>
- Zumbo, B. D., Gadermann, A. M., & Zeisser, C. (2007). Ordinal versions of coefficients alpha and theta for likert rating scales. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 6(1), 21–29. <https://doi.org/10.22237/jmasm/1177992180>