LA UNIDIMENSIONALIDAD DE UN INSTRUMENTO DE MEDICIÓN:

PERSPECTIVA FACTORIAL

Autor:

Andrés Burga León

Lima 2 de Noviembre del 2005

LA UNIDIMENSIONALIDAD DE UN INSTRUMENTO DE MEDICIÓN: PERSPECTIVA FACTORIAL

Mg. Andrés Burga León
Ministerio de Educación:
Unidad de Medición de la Calidad
Universidad Peruana Cayetano Heredia:
Facultad de Psicología

La unidimensionalidad implica que un solo rasgo latente o constructo se encuentra en la base de un conjunto de ítems (Hattie, 1985). En otras palabras, un instrumento será unidimensional si las respuestas dadas a él son producidas en base a un único atributo. Wright y Linacre (1998) señalan que en la práctica, ningún instrumento puede ser perfectamente unidimensional. Lo que se busca es tener instrumentos que, en esencia, muestren unimensionalidad. Por ejemplo, muchos factores como la motivación, ansiedad, y la velocidad de respuesta tienen un impacto sobre el desempeño de una persona en un conjunto de ítems (Hambleton, 1991). Lo importante es que un instrumento de medida represente con sus puntuaciones un solo factor dominante. Con esto lo que se quiere lograr es que la mayor cantidad de la varianza observada en las respuestas a los ítems sea explicada por un solo atributo latente (Embretson y Reise, 2000).

Esta no es la única manera que existe de entender al unidimensionalidad. Por ejemplo, Bejar (1983) sostiene que la unidimensionalidad no implica necesariamente que las respuestas a un conjunto de ítems se deban a un único proceso psicológico. Considera que puede haber un amplio conjunto de procesos psicológicos implicados en dichas respuestas, pero en la medida que los mismos procesos afecten de la misma forma las respuestas a un conjunto de ítems, se podrá sostener que existe una unidimensionalidad esencial en dicho instrumento de medida.

Es muy importante tener un instrumento unidimensional, ya que está será para muchos un requisito indispensable para generar buenas medidas (Wright y Masters, 1982; Wright y Stone, 1998). Las puntuaciones obtenidas de la aplicación de un instrumento psicométrico, dentro de la Teoría Clásica de los Tests, siguen un modelo monotónico lineal, es decir, se asume que existe una relación lineal entre el puntaje directo obtenido y el nivel del rasgo o tributo que se está midiendo. A más puntaje directo, más de ese rasgo o atributo posee la persona evaluada. ¿De donde proviene ese puntaje directo o puntaje global? De la suma de los puntajes obtenidos en cada uno de los ítemes. Como señala Cuesta (1996), el obtener los puntajes globales sumando las calificaciones de cada ítem supone que se está midiendo con ellos un solo constructo; de lo contrario no habría ningún fundamento que soporte las operaciones aritméticas realizadas con los ítemes. De la misma manera, si se pretende medir un nivel en una variable, esta no debe estar "contaminada" por los niveles que posee la persona evaluada en otras variables (Stout, 1987; citado en Cuesta, 1996). Por lo tanto, evaluar la unidimensionalidad es un requerimiento muy importante en el desarrollo de instrumentos de medición.

Si bien no existe una única línea metodológica para evaluar al unidimensionalidad (Anderson, Gerbin y Hunter, 1987; Linacre, 1994; Wright, 1994), presentaremos brevemente los aportes del análisis factorial como herramienta para evaluarla. Esto se debe a que este sigue siendo una herramienta muy utilizada al momento de estudiar la dimensionalidad de un conjunto de ítems (Muñiz, 1997).

Un problema importante al que nos enfrentamos es que, dentro de la perspectiva factorialista, no hay un criterio unánime que nos sirva para afirmar que un instrumento de medición es básicamente unidimensional. Sin embargo, diversos autores proponen un conjunto de guías que pueden servirnos para determinar la unidimensionalidad de un test. Como veremos a continuación, la mayoría de ellos propone criterios que toman en cuenta la varianza explicada por el primer factor extraído. Así, un conjunto de ítems será unidimensional si el primer factor explica por lo menos:

- El 40% de la varianza (Carmines y Zeller, 1979)
- El 20% de la varianza (Reckase, 1979)
- Entre el 17 y 40% de la varianza, usando matrices de correlaciones phi (Zwick, 1985)
- Entre el 30% a 40% de la varianza, usando matrices de correlaciones tetracóricas (Zwick, 1985)

La cantidad de varianza explicada por el primer no es el único criterio que puede tomarse en cuenta para evaluar la unidimensionalidad de un instrumento. Hatti (1985) propone que un instrumento de medida será unidimensional si el cociente entre la diferencia del primer y segundo autovalor, y la del segundo y tercer autovalor, es mayor a 3. Por otro lado, Cuesta (1996) propone factorizar las puntuaciones obtenidas por cada persona en cada uno de los factores (denominados de primer orden), y si se obtiene un único factor de segundo orden, se podrá afirmar que nos encontramos básicamente frente a una medida unidimensional.

¿Cuál de todos estos criterios utilizar? En nuestra opinión, no es suficiente fijarnos solo en uno de ellos. Especialmente creemos que el criterio de Reckase (1979), referido a la cantidad de varianza explicada por el primer factor extraído, resulta demasiado laxo. La cantidad de varianza explicada utilizando correlaciones phi tampoco es un buen criterio, pues, como explicaremos más adelante, el utilizar este tipo de correlaciones en el análisis factorial tiene algunos problemas asociados a la formación de factores espurios. Además, no debemos dejar de lado otros aportes para evaluar la unidimensionalidad, especialmente aquellos provenientes de los modelos de análisis Rasch (Linacre, 1994; Wright, 1994) y de la Teoría de Respuesta al Ítem en general, como el análisis factorial de información total (Embretson y Reise, 2000; Weller, 2001).

Al utilizar el análisis factorial como instrumento para evaluar la unidimensionalidad, no solo nos encontramos frente al problema de la falta de acuerdo en los criterios para establecer si una medida es unidimensional. Otro problema muy importante lo encontramos en los supuestos mismos del análisis factorial. Tal y como se encuentra disponible en la mayoría de programas estadísticos, se factorizan matrices de correlaciones calculadas mediante el método de Pearson (Kubinger, 2003; O'Connor, s/f). Este tipo de correlación asume que las variables están medidas a nivel de intervalo y tienen una distribución normal (Guilford y Fruchter, 1987).

Un problema importante lo encontramos en la factorización de ítemes binarios. Waller (2001) nos dice que el análisis factorial asume un modelo lineal en la regresión de la respuesta a un ítem sobre el puntaje factorial subyacente. El problema está en que, al momento de aplicar el modelo lineal con datos binarios, las personas con puntajes factoriales muy altos o muy bajos pueden tener probabilidades superiores a 1.00 o inferiores a 0.00, de "acertar" o "estar de acuerdo" con el ítem. Por otro lado, Cuesta (1996) nos dice que en el caso de que la variable sea dicotómica al momento de realizar un análisis factorial sobre una matriz de correlaciones, se aplica una modificación del coeficiente de Pearson, conocida como coeficiente phi. En estos casos generalmente se formas factores espurios. Nunnally y Berstein (1995) señalan que los ítems fáciles se juntarán con otros fáciles y los difíciles con otros difíciles; además, los de alto endosamiento formarán factores separados de los de bajo endosamiento, a pesar que los ítems en el fondo sean unidimensionales. Por este motivo, se les suele llamar factores de dificultad (Cuesta, 1996; Kubinger, 2003). Nosotros creemos que esta terminología es solo aplicable a las prueba de ejecución máxima. En el caso de las de ejecución típica, proponemos utilizar el término "factores de endosamiento".

Kubinger (2003) discute el problema de las correlaciones phi. Nos indica que los ítems dicotómicos constituyen escalas ordinales. Por ejemplo, acertar a un ítem implica más habilidad que fallarlo; estar de acuerdo con una afirmación cómo "me gusta asistir a fiestas" implica más extroversión que estar en desacuerdo con ella. Al utilizar el coeficiente phi, su valor máximo depende de los marginales (dificultad de los ítems). Se propone como solución el utilizar una matriz de correlaciones corregidas, en la que cada correlación phi se divide entre el valor máximo que puede asumir una correlación phi dada la dificultad del par de ítemes que se están correlacionando (Cuesta, 1996). El problema para Kubinger (2003) es que no se conoce la distribución que este cociente presenta, por lo cual una mejor alternativa es correlacionar matrices de correlaciones tetracóricas, las que asumen que, tras esa dicotomía, se encuentran dos variables distribuidas normalmente (Guilford y Fruchter, 1987). Lo que ocurre es que este rasgo latente con distribución normal que se ve dicotomizado en el momento de producir la respuesta a un ítem. Es decir, las personas que tengan un nivel de rasgo latente por debajo del punto de corte del ítem (dificultad o endosamiento) lo fallarán o se mostrarán en desacuerdo con el mismo. En resumen, cuando uno emplea la matriz de correlaciones tetracóricas, como insumo para realizar un análisis factorial, se está haciendo una estimación mucho más precisa de la dimensionalidad de un conjunto de ítemes.

En el caso de las escalas politómicas, nos encontramos realmente frente a medidas de tipo ordinal. Con las escalas politómicas, una estrategia que se emplea con frecuencia es calcular los índices de asimetría y curtosis, eliminando aquellos ítems que muestren una marcada distancia con respecto de los parámetros de la curva normal (Jiménez, Artiles, y Yánez, 1997). Sin embargo, esta estrategia se basa en el cálculo de índices de asimetría y curtosis, que suponen el nivel de medición de intervalo de las variables. Como señalamos con anterioridad, este supuesto no se cumple a nivel de ítemes.

Lo más adecuado en estas situaciones es factorizar matrices de correlaciones policóricas, que han sido desarrolladas especialmente para correlacionar dos variables ordinales, suponiendo que, en el fondo, se trata de variables de intervalo que presentan una distribución normal. (O´Connor, s/f, Waller, 2001). Se puede utilizar el programa informático LISREL para calcular las matrices de correlaciones y luego exportarlas a otros programas para realizar los análisis factoriales. Una ventajas de utilizar el LISREL es que provee, además, un conjunto de índices (Chi-cuadrado, RMSEA) que permite contrastar la hipótesis de una distribución normal bivariada para cada par de items correlacionados (Jöreskog, 2002).

En conclusión, si queremos factorizar ítemes a fin de investigar la dimensionalidad de los mismos, debemos utilizar las herramientas estadísticas adecuadas: matrices de correlaciones tetracóricas, si tenemos ítemes dicotómicos; y matrices de correlaciones policóricas, si tenemos ítemes politómicos.

EJEMPLO PARA ÍTEMES DICOTÓMICOS

A fin de ilustrar nuestro argumento a favor del uso de las correlaciones tetracóricas, presentaremos los análisis factoriales realizados a una de las pruebas aplicadas en el área de matemáticas en al EN2004. Dicha prueba está conformada por 21 items y fue aplicada a 1193 alumnos de segundo de primaria a nivel nacional.

A continuación mostramos los análisis de la dificultad y discriminación de los ítemes, utilizando Teoría Clásica de los Tests. Luego presentamos los resultados del análisis factorial a nivel de ítemes, utilizando el paquete estadístico SPSS 13. Este programa informático aplica como opción por defecto las correlaciones de Pearson (phi) para este tipo de ítemes.

Tabla 1: Dificultad, discriminación y confiabilidad de los 21 items

ITEM	p	r_{itc}
m2p021	0,32	0,55
m2p022	0,48	0,34
m2p023	0,64	0,52
m2p024	0,69	0,32
m2p025	0,33	0,52
m2p026	0,15	0,37
m2p027	0,37	0,43
m2p028	0,28	0,52
m2p029	0,22	0,39
m2p030	0,37	0,42
m2p031	0,79	0,49
m2p032	0,76	0,56
m2p033	0,53	0,56
m2p034	0,24	0,47
m2p035	0,20	0,42
m2p036	0,53	0,58
m2p037	0,40	0,44
m2p038	0,41	0,53
m2p039	0,54	0,59
m2p040	0,19	0,50
m2p041	0,57	0,60
Alpha de Cronbach=		0,88

n = 1193

Como podemos observar en la tabla 1, los índices de dificultad de los ítemes fluctúan entre 0,15 y 0,79. Esto nos permite concluir que hay una buena dispersión de la dificultad los mismos. Además todas las correlaciones ítem-test corregidas son superiores a 0,30. Esto nos habla de la buena discriminación de los ítemes. Finalmente observamos que el coeficiente alpha de Cronbach tiene un valor de 0,88 que puede ser considerado alto. Es decir, las puntuaciones obtenidas con este instrumento presentan una buena confiabilidad.

Tabla 2: Medidas de adecuación de las variables al análisis factorial

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		0,937
Prueba de esfericidad de Bartlett	**Chi-cuadrado aproximado**	6345,271
	gl	210
	Sig.	,000

Tabla 3: Resultados de la extracción inicial con el método de ejes principales

Factor	**Autovalores iniciales**			**Suma de las saturaciones al cuadrado de la extracción**		
	Total	**% de la varianza**	**% acumulado**	**Total**	**% de la varianza**	**% acumulado**
1	6,383	30,4	30,4	5,749	27,4	27,4
2	1,445	6,9	37,3	0,864	4,1	31,5
3	1,009	4,8	42,1	0,376	1,8	33,3
4	0,988	4,7	46,8			
5	0,920	4,4	51,2			
6	0,885	4,2	55,4			
7	0,833	4,0	59,3			
8	0,813	3,9	63,2			
9	0,767	3,7	66,9			
10	0,707	3,4	70,2			
11	0,692	3,3	73,5			
12	0,674	3,2	76,7			
13	0,661	3,1	79,9			
14	0,632	3,0	82,9			
15	0,604	2,9	85,8			
16	0,584	2,8	88,6			
17	0,539	2,6	91,1			
18	0,511	2,4	93,6			
19	0,501	2,4	95,9			
20	0,454	2,2	98,1			
21	0,397	1,9	100,0			
Total	21,000	100,0				

La tabla 2 nos muestra que tanto se adecuan nuestras variables al análisis factorial. La medida de adecuación muestral de KMO indica que proporción de la varianza en las variables es considerada varianza común (causada por factores subyacentes). El valor obtenido (0,937) es bastante alto, por lo cual podemos considerar que si es posible factorizar esta matriz de correlaciones. El test de esfericidad de Bartlett contrasta la hipótesis referida a que la matriz de correlaciones con la cual trabajamos es una matriz identidad[1]. El valor chi-cuadrado aproximado es de 6345,271, que para 210 grados de libertad tiene un nivel de significancía de 0,000. Estos resultados nos permiten rechazar la hipótesis nula al 99%, afirmando que nuestra matriz de correlaciones no corresponde a una matriz de identidad. En conclusión, nuestra matriz de correlaciones puede ser factorizada.

Posteriormente observamos en la tabla 3 los autovalores extraídos para cada uno de los factores. Se puede apreciar que tres de ellos son superiores a 1,00, y que en conjunto explican el 42,1% de la varianza. Luego de la extracción inicial y la aplicación de la extracción de varianza utilizando el método del eje principal, sólo el primer factor posee una saturación cuadrada superior a 1,00.

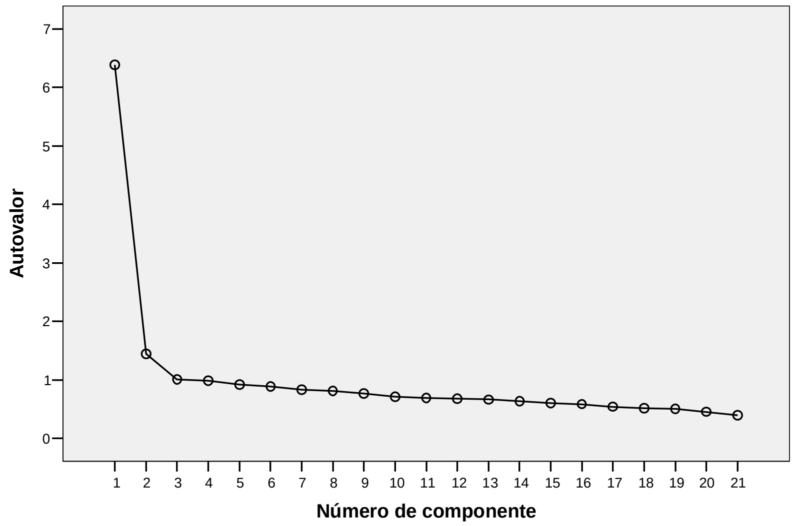

Gráfico 1: Scree Plot para los 21 items, correlaciones phi

Como se aprecia en el gráfico 1, el Scree Plot de Cattell muestra que hay evidencias suficientes para optar por una solución factorial de tipo unidimensional. Sin embargo la cantidad de varianza explicada por ese factor dominante sólo represente al 27,3% de la varianza total. Este criterio resulta insuficiente para sustentar la unidimensionalidad de la escala según lo propuesto por Carmines y Zeller (1979).

[1] Una matriz identidad implicaría que las variables no se encuentran relacionadas entre si.

¿Qué ocurre cuando factorizamos los mismos ítemes, pero utilizando la matriz de correlaciones tetracóricas en lugar de las correlaciones phi? Para responder a esta pregunta, mostramos los siguientes resultados:

Tabla 4: Medidas de adecuación de las variables al análisis factorial

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		0,925
Prueba de esfericidad de Bartlett	**Chi-cuadrado aproximado**	15715,686
	gl	210
	Sig.	,000

Tabla 5: Resultados de la extracción inicial con el método de ejes principales

Factor	**Autovalores iniciales**			**Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción**		
	Total	**% de la varianza**	**% acumulado**	**Total**	**% de la varianza**	**% acumulado**
1	10,088	48,036	48,036	9,659	45,994	45,994
2	1,246	5,932	53,969	,873	4,157	50,151
3	1,008	4,799	58,768	,542	2,583	52,734
4	,921	4,384	63,152			
5	,866	4,125	67,277			
6	,809	3,854	71,130			
7	,712	3,390	74,520			
8	,666	3,172	77,692			
9	,608	2,896	80,589			
10	,530	2,522	83,111			
11	,500	2,381	85,492			
12	,486	2,313	87,805			
13	,429	2,043	89,848			
14	,407	1,938	91,786			
15	,357	1,702	93,488			
16	,340	1,621	95,110			
17	,288	1,370	96,480			
18	,259	1,233	97,713			
19	,227	1,082	98,795			
20	,141	,673	99,468			
21	,112	,532	100,000			
Total	21,00	100,00				

Al examinar si de la matriz de correlaciones tetracóricas es adecuada para realizar un análisis factorial vemos en la tabla 4, que el valor del índice KMO (0,925) es bastante alto. El test de esfericidad de Bartlett posee un valor chi-cuadrado aproximado de 15715,686 que para

210 grados de libertad tiene un nivel de significancía de 0,000. En conclusión, nuestra matriz de correlaciones puede ser factorizada.

Posteriormente observamos en la tabla 5 los autovalores extraídos para cada uno de los factores. Se puede apreciar que tres de ellos son superiores a 1,00, y que en conjunto explican el 58,8% de la varianza. Luego de la extracción inicial y la aplicación de la extracción de varianza utilizando el método del eje principal, sólo el primer factor posee una saturación cuadrada superior a 1,00.

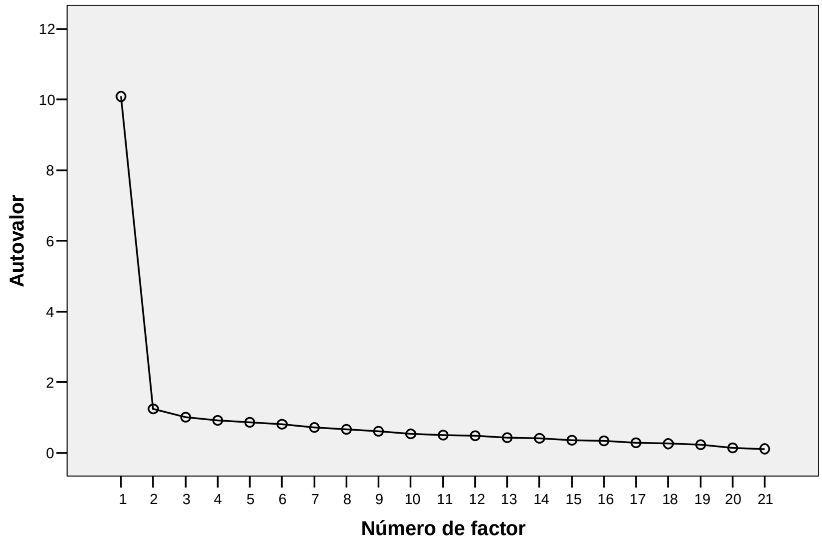

Gráfico 2: Scree Plot para los 21 items, correlaciones tetracóricas

Como se aprecia en el gráfico 2, hay evidencias suficientes para suponer que se puede optar por una solución factorial de tipo unidimensional. Este único factor dominante explica casi el 46,0% de la varianza. Este criterio resulta suficiente para sustentar la unidimensionalidad de la escala según lo propuesto por Carmines y Zeller (1979).

EJEMPLO PARA ÍTEMES POLITÓMICOS

Presentaremos los análisis factoriales realizados a la sub-escala "Respuesta Cognitiva de Estrés, construída por Burga (1999). Dicha sub-escala está conformada por 21 items y fue aplicada a 480 alumnos de una universidad privada de Lima metropolitana. Al realizar algunos análisis posteriores, se decidió eliminar 3 ítems, lo cual mejoró su consistencia interna.

A continuación mostramos los análisis de la discriminación de los ítemes, utilizando Teoría Clásica de los Tests. Luego presentamos los resultados del análisis factorial a nivel de ítemes, utilizando el paquete estadístico SPSS 13.

Tabla 6: Dificultad, discriminación y confiabilidad de los 19 items

ITEM	r_{itc}
c001	0,39
c005	0,64
c008	0,59
c009	0,51
c012	0,41
c018	0,61
c019	0,41
c022	0,62
c023	0,52
c030	0,38
c040	0,47
c044	0,67
c045	0,71
c049	0,69
c057	0,70
c059	0,71
c060	0,64
c061	0,62
c062	0,60

Alpha de Cronbach = 0,92
n = 480

Como podemos observar en la tabla 6, todas las correlaciones ítem-test corregidas son superiores a 0,30. Esto nos habla de la buena discriminación de los ítemes. El coeficiente alpha de Cronbach tiene un valor de 0,92 que puede ser considerado alto. Es decir, las puntuaciones obtenidas con este instrumento presentan una buena confiabilidad.

Tabla 7: Medidas de adecuación de las variables al análisis factorial

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		0,929
Prueba de esfericidad de Bartlett	**Chi-cuadrado aproximado**	4254,712
	gl	171
	Sig.	0,000

Tabla 8: Resultados de la extracción inicial con el método de ejes principales

Factor	**Autovalores iniciales**			**Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción**		
	Total	**% de la varianza**	**% acumulado**	**Total**	**% de la varianza**	**% acumulado**
1	7,710	40,580	40,580	7,228	38,040	38,040
2	1,884	9,917	50,497	1,433	7,542	45,582
3	1,312	6,906	57,403	,771	4,057	49,639
4	,955	5,028	62,431			
5	,770	4,055	66,486			
6	,682	3,592	70,077			
7	,629	3,312	73,389			
8	,602	3,167	76,556			
9	,565	2,972	79,528			
10	,518	2,728	82,256			
11	,492	2,589	84,845			
12	,477	2,511	87,356			
13	,424	2,229	89,585			
14	,402	2,114	91,699			
15	,381	2,003	93,702			
16	,368	1,939	95,641			
17	,323	1,702	97,344			
18	,276	1,452	98,795			
19	,229	1,205	100,000			
Total	19,0	100,0				

Vemos en la tabla 7 que la medida de adecuación muestral de KMO posee un valor bastante alto (0,929), por lo cual podemos considerar que si es posible factorizar esta matriz de correlaciones. El test de esfericidad de Bartlett señala que el valor chi-cuadrado aproximado es de 4254,712; que para 171 grados de libertad tiene un nivel de significancía de 0,000. Estos resultados nos permiten rechazar la hipótesis nula al 99%, afirmando que nuestra matriz de correlaciones no corresponde a una matriz de identidad. En conclusión, nuestra matriz de correlaciones puede ser factorizada.

Posteriormente observamos en la tabla 8 los autovalores extraídos para cada uno de los factores. Se puede apreciar que tres de ellos son superiores a 1,00, y que en conjunto explican el 49,6% de la varianza. Luego de la extracción inicial y la aplicación de la extracción de varianza utilizando el método del eje principal, sólo el primer y segundo factor poseen una saturación cuadrada superior a 1,00.

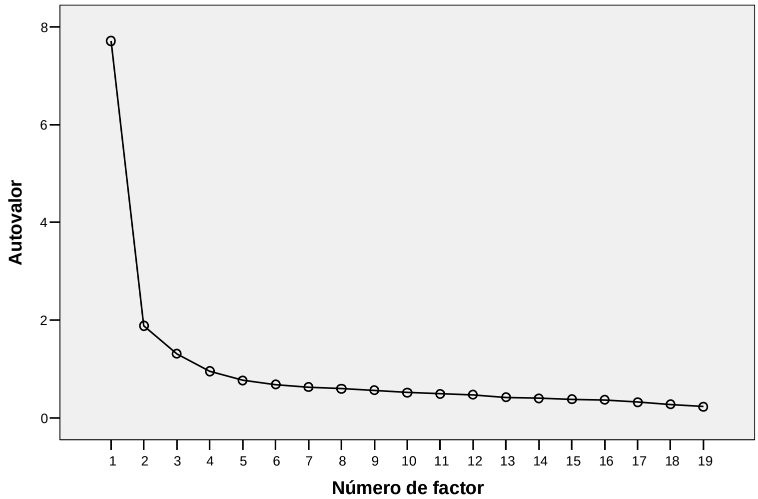

Gráfico 3: Scree Plot para los 19 ítemes

Como se aprecia en el gráfico 3, el Scree Plot de Cattell muestra que hay evidencias suficientes para optar por una solución factorial de tipo unidimensional. Sin embargo la cantidad de varianza explicada por ese factor dominante sólo represente al 38,0% de la varianza total. Este criterio resulta insuficiente para sustentar la unidimensionalidad de la escala según lo propuesto por Carmines y Zeller (1979).

Tal y como hicimos con los ítemes dicotómicos de la prueba de matemáticas, utilizaremos otra matriz de correlaciones para volver a factorizar los ítems de esta sub-escala de Respuesta Cognitiva al Estrés.

Tabla 9: Medidas de adecuación de las variables al análisis factorial

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		0,923
Prueba de esfericidad de Bartlett	**Chi-cuadrado aproximado**	5401,528
	gl	171
	Sig.	0,000

Tabla 10: Resultados de la extracción inicial con el método de ejes principales

Factor	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	8,546	44,981	44,981	8,126	42,767	42,767
2	1,963	10,333	55,314	1,576	8,296	51,063
3	1,330	7,001	62,316	,838	4,408	55,471
4	,943	4,961	67,277			
5	,737	3,880	71,158			
6	,648	3,411	74,569			
7	,578	3,040	77,609			
8	,556	2,927	80,536			
9	,494	2,600	83,136			
10	,457	2,407	85,543			
11	,434	2,282	87,825			
12	,420	2,209	90,034			
13	,362	1,907	91,941			
14	,328	1,728	93,669			
15	,311	1,637	95,306			
16	,298	1,568	96,874			
17	,244	1,282	98,156			
18	,203	1,066	99,223			
19	,148	,777	100,000			
Total	19,0	100,0				

Vemos en la tabla 9 que la medida de adecuación muestral de KMO posee un valor bastante alto (0,923), por lo cual podemos considerar que si es posible factorizar esta matriz de correlaciones. El test de esfericidad de Bartlett señala que el valor chi-cuadrado aproximado es de 5401,528; que para 171 grados de libertad tiene un nivel de significancía de 0,000. Estos resultados nos permiten rechazar la hipótesis nula al 99%, afirmando que nuestra matriz de correlaciones no corresponde a una matriz de identidad. En conclusión, nuestra matriz de correlaciones puede ser factorizada.

Luego observamos en la tabla 10 los autovalores iniciales extraídos para cada uno de los factores. Se puede apreciar que tres de ellos son superiores a 1,00, y que en conjunto explican el 62,3% de la varianza. Luego de la aplicación de la extracción de varianza utilizando el método del eje principal, sólo el primer y segundo factor poseen una saturación cuadrada superior a 1,00. Ambos explican en conjunto el 51,1% de la varianza.

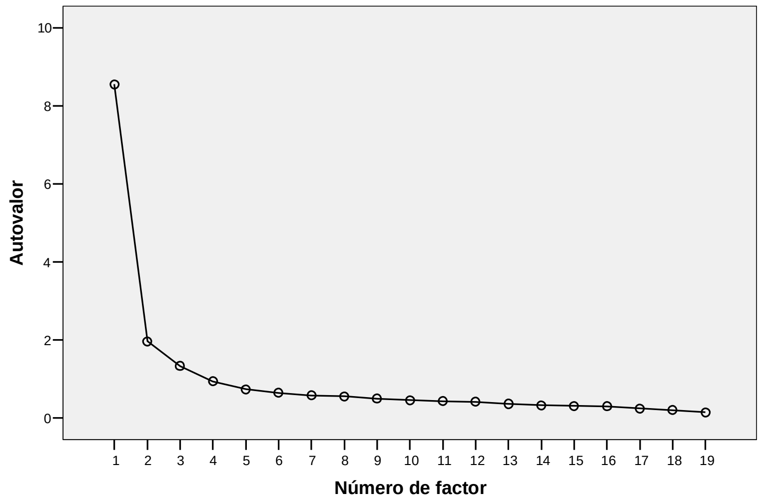

Gráfico 4: Scree Plot para los 19 items, correlaciones policóricas

El gráfico 4, muestra que hay evidencias suficientes para suponer que se puede optar por una solución factorial de tipo unidimensional. Este factor dominante explica el 42,3% de la varianza., criterio que resulta suficiente según lo propuesto por Carmines y Zeller (1979).

CONCLUSIONES

Hemos visto que, para el mismo conjunto de datos, en el caso de utilizar correlaciones phi, subestimamos la cantidad de varianza común compartida. Esto nos llevaría a rechazar el supuesto de unidimensionalidad de esta escala de medición. Cuando utilizamos las matrices de correlaciones tetracóricas para realizar el análisis factorial, pudimos aceptar el supuesto de unidimensionalidad de la escala. Estos mismos datos, han mostrado un buen ajuste a un modelo de análisis Rasch para Ítemes Dicotómicos, que nos provee de otros índices (el outfit y el análisis de componentes principales basado en los residuos) a fin de analizar la unidimensionalidad de los ítemes. Estos índices también dan evidencias a favor de la unidimenisonalidad de estos ítemes.

Por otra parte, cuando factorizamos los datos provenientes de ítems politómicos utilizando las marices de correlaciones de Pearson, observamos que el primer factor extraído no cumple con el criterio propuesto por Carnines y Zeller (1979) para considerar una escala como unidimensional. Igual que el caso de los ítemes dicotómicos, utilizamos como matriz a factorizar aquella basada en las correlaciones policóricas. En este caso el primer factor extraído si es suficiente para sustentar que se trata de una escala fundamentalmente unidimensional. Así mismo, los resultados del Análisis Rasch con el modelo de Andrich, apoyan la undimensionalidad de nuestros ítemes politómicos.

REFERENCIAS

Anderson, J. Gerbin, D. y Hunter, J. (1987) On the assessment of unidimensional measurement: internal and external consistency, and overall consistency criteria. *Journal of Marketing Research, 24* (4), 432 – 437.

Bejar, I. (1983). *Achievement testing: recent advances*. California: Sage

Burga, A. (1999) *Construcción, Confiabilidad y Validez de la Escala de Respuesta al Estrés MNC*. Tesis de Licenciatura Lima: Universidad de Lima.

Carmines, E. y Zeller, R. (1979). *Reliability and validity assessment*. California: Sage.

Cuesta, M. (1996) Unidimensionalidad. En: J. Muñiz (coodinador) *Psicometría*, 239 – 291. Madrid: Pirámide.

Embretson, S. y Reise, S. (2000) *Item Response Theory for psychologists*. Nueva Jersey: Lawrence Earlbaum.

Guilford, P. y Fruchter, B. (1986) *Estadística aplicada a la psicología y la educación*. México: Mc-Graw-Hill.

Hambleton, R; Swaminathan, W. y Rogers, J. (1991) *Fundamentals of Item Response Theory*. California: Sage.

Hattie, J. (1985). Methodology review: Assessing unidimensionality of tests and items. *Applied Psychological Measurement, 9* (2), 139-164.

Henry, D. y Alred, K. (1997) Diagnosing Measure Covariance. *Rasch Measurement Transactions, 11* (1), 556.

Jiménez, J.; Artiles, C. y Yánez, G. (1997) Creencias de los profesores sobre la enseñanza de la lectura. *IberPsicología, 2* (2). Recuperado Agosto 18, 2004 de http://fs-morente.filos.ucm.es/publicaciones/iberpsicologia/IberPsi3/Jimenez/Jimenez.htm

Jöreskog, K. (2002) *Structural Equation Modeling with ordinal variables using LISREL*. Scientific Software International. Recuperado Octubre 1, 2004 de http://www.ssicentral.com/lisrel/ordinal.pdf

Kubinger, K. (2003) On artificial results due to using factor analysis for dichotomous variables. *Psychology Science, 45* (1), 106 – 110.

Linacre, J. (1994) DIMTEST diminuendo. *Rasch Measurement Transactions*, 8 (3), 384.

Merende, P. (1997) A guide to the proper use of factor analysis in the conduct and reporting of research: pitfalls to avoid. *Measurement and evaluation in counseling and development, 30* (3), 156 – 164.

Moosbrugger, H. y Hartig, J. (2002) Factor analysis in personality research: some artifacts and their consequences for psychological assessment. *Psychologische Beiträge*, 44 (1), 136 – 158.

Muñiz, J. (1997) *Introducción a la Teoría de Respuesta a los Ítems*. Madrid. Pirámide.

Nunnaly, J. y Berstein, I. (1995) *Teoría Psicométrica,* 2ª ed. México: McGraw-Hill.

O'Connor (s.f.) *Cautions regarding item-level factor analysis.* Recuperado septiembre 29, 2004, de http://flash.lakeheadu.ca/~boconno2/itemanalysis.html.

Reckase, M. (1979). Unifactor latent trait models applied to multifactor tests: Results and implications. *Journal of Educational Statistics*, *4* (3), 207-230.

Sun, P; Dailey, R. y Lemus, D. (2002= The use of exploratory factor analysis and principal components analysis in communications research. *Human Communication Research, 28* (4), 562-577.

Waller, N (2001) *MicroFACT 2.0. A Microcomputer Factor Analysis Program for Ordered Polytomous Data and Mainframe Size Problems*. St. Paul: Assessment Systems Corporation.

Wright, B y Stone, M. (1998) *Diseño de Mejores Pruebas*. Mexico: CENEVAL

Wright, B. y Masters, G. (1982). *Rating Scale Analysis*. Chicago: Mesa Press.

Wrigth, B (1994) Unidimensionality coefficient. *Rasch Measurement Transactions, 8* (3), 385

Wrigth, B y Linacre, J. (1998) MESA research memorandum 44. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 70* (12), 857-860.

Zwick, R. (1985). *Assessment of the dimensionality of NAEP year 15 reading data (ETS Res. Rep. N0. 86-4)*. Princeton: Educational Testing Service.

Matriz de correlaciones de Pearson (Phi) para la prueba de Matemáticas

	m2p021	m2p022	m2p023	m2p024	m2p025	m2p026	m2p027	m2p028	m2p029	m2p030	m2p031	m2p032	m2p033	m2p034	m2p035	m2p036	m2p037	m2p038	m2p039	m2p040	m2p041
m2p021	1,00																				
m2p022	0,21	1,00																			
m2p023	0,32	0,21	1,00																		
m2p024	0,16	0,12	0,26	1,00																	
m2p025	0,34	0,20	0,28	0,13	1,00																
m2p026	0,31	0,13	0,17	0,15	0,34	1,00															
m2p027	0,25	0,14	0,27	0,15	0,26	0,16	1,00														
m2p028	0,37	0,18	0,24	0,15	0,37	0,27	0,26	1,00													
m2p029	0,28	0,18	0,24	0,16	0,21	0,18	0,19	0,23	1,00												
m2p030	0,26	0,16	0,28	0,13	0,27	0,18	0,25	0,24	0,21	1,00											
m2p031	0,26	0,19	0,33	0,24	0,24	0,13	0,24	0,22	0,20	0,18	1,00										
m2p032	0,29	0,19	0,35	0,25	0,28	0,18	0,25	0,28	0,21	0,25	0,57	1,00									
m2p033	0,35	0,22	0,34	0,19	0,30	0,19	0,30	0,35	0,25	0,23	0,38	0,49	1,00								
m2p034	0,36	0,14	0,26	0,13	0,37	0,32	0,24	0,35	0,18	0,21	0,18	0,26	0,28	1,00							
m2p035	0,25	0,18	0,20	0,13	0,28	0,25	0,17	0,27	0,18	0,21	0,19	0,23	0,27	0,24	1,00						
m2p036	0,34	0,25	0,36	0,20	0,32	0,18	0,27	0,36	0,24	0,26	0,30	0,36	0,32	0,31	0,27	1,00					
m2p037	0,26	0,17	0,25	0,16	0,22	0,16	0,20	0,27	0,18	0,21	0,26	0,26	0,27	0,18	0,38	0,27	1,00				
m2p038	0,35	0,26	0,33	0,21	0,28	0,19	0,29	0,29	0,28	0,27	0,24	0,28	0,29	0,30	0,24	0,46	0,23	1,00			
m2p039	0,34	0,23	0,37	0,26	0,33	0,20	0,27	0,33	0,23	0,27	0,37	0,41	0,39	0,27	0,22	0,42	0,31	0,34	1,00		
m2p040	0,35	0,13	0,24	0,19	0,38	0,30	0,25	0,30	0,24	0,28	0,17	0,20	0,23	0,42	0,30	0,30	0,24	0,31	0,35	1,00	
m2p041	0,35	0,23	0,37	0,21	0,31	0,19	0,27	0,35	0,27	0,25	0,40	0,46	0,42	0,26	0,26	0,42	0,32	0,33	0,51	0,26	1,00

Matriz de Correlaciones Tetracóricas para la prueba de Matemáticas

	m2p021	m2p022	m2p023	m2p024	m2p025	m2p026	m2p027	m2p028	m2p029	m2p030	m2p031	m2p032	m2p033	m2p034	m2p035	m2p036	m2p037	m2p038	m2p039	m2p040	m2p041
m2p021	1,00																				
m2p022	0,33	1,00																			
m2p023	0,55	0,33	1,00																		
m2p024	0,28	0,20	0,42	1,00																	
m2p025	0,53	0,32	0,47	0,22	1,00																
m2p026	0,53	0,25	0,35	0,32	0,59	1,00															
m2p027	0,40	0,23	0,44	0,26	0,40	0,30	1,00														
m2p028	0,58	0,30	0,42	0,26	0,56	0,47	0,41	1,00													
m2p029	0,46	0,31	0,45	0,31	0,36	0,34	0,32	0,40	1,00												
m2p030	0,41	0,25	0,47	0,22	0,43	0,33	0,39	0,39	0,35	1,00											
m2p031	0,53	0,33	0,53	0,41	0,48	0,33	0,45	0,48	0,48	0,34	1,00										
m2p032	0,57	0,32	0,56	0,41	0,53	0,47	0,46	0,59	0,47	0,45	0,81	1,00									
m2p033	0,55	0,34	0,51	0,31	0,48	0,37	0,46	0,58	0,44	0,37	0,65	0,77	1,00								
m2p034	0,56	0,25	0,47	0,25	0,58	0,55	0,40	0,55	0,32	0,36	0,38	0,57	0,47	1,00							
m2p035	0,42	0,33	0,38	0,25	0,46	0,45	0,30	0,45	0,32	0,36	0,45	0,53	0,49	0,41	1,00						
m2p036	0,54	0,38	0,55	0,33	0,50	0,35	0,43	0,58	0,43	0,40	0,51	0,58	0,48	0,53	0,48	1,00					
m2p037	0,41	0,27	0,40	0,26	0,35	0,29	0,31	0,44	0,30	0,32	0,49	0,46	0,42	0,29	0,62	0,43	1,00				
m2p038	0,54	0,40	0,53	0,35	0,44	0,35	0,44	0,47	0,47	0,42	0,45	0,49	0,44	0,48	0,42	0,67	0,35	1,00			
m2p039	0,55	0,36	0,55	0,42	0,52	0,39	0,43	0,54	0,41	0,42	0,63	0,65	0,58	0,46	0,40	0,61	0,48	0,51	1,00		
m2p040	0,57	0,24	0,48	0,39	0,62	0,52	0,43	0,50	0,43	0,48	0,40	0,49	0,43	0,66	0,51	0,55	0,42	0,54	0,66	1,00	
m2p041	0,57	0,35	0,56	0,33	0,50	0,38	0,42	0,59	0,48	0,40	0,66	0,72	0,62	0,46	0,48	0,62	0,50	0,51	0,72	0,50	1,00

Matriz de correlaciones de Pearson para la escala de Respuesta Cognitiva al Estrés

	c001	c005	c008	c009	c012	c018	c019	c022	c023	c030	c040	c044	c045
c001	1,00												
c005	0,24	1,00											
c008	0,25	0,43	1,00										
c009	0,18	0,43	0,49	1,00									
c012	0,15	0,37	0,31	0,44	1,00								
c018	0,17	0,50	0,30	0,26	0,23	1,00							
c019	0,62	0,21	0,27	0,17	0,16	0,19	1,00						
c022	0,30	0,43	0,37	0,38	0,26	0,39	0,33	1,00					
c023	0,21	0,35	0,42	0,37	0,33	0,32	0,21	0,42	1,00				
c030	0,49	0,21	0,18	0,14	0,16	0,20	0,55	0,37	0,20	1,00			
c040	0,33	0,23	0,41	0,18	0,22	0,27	0,33	0,36	0,31	0,31	1,00		
c044	0,20	0,48	0,39	0,34	0,21	0,55	0,21	0,40	0,32	0,21	0,28	1,00	
c045	0,24	0,51	0,41	0,37	0,24	0,57	0,26	0,44	0,34	0,20	0,30	0,68	1,00
c049	0,19	0,52	0,40	0,37	0,29	0,55	0,22	0,39	0,31	0,21	0,30	0,62	0,68
c057	0,25	0,50	0,39	0,36	0,25	0,58	0,19	0,47	0,32	0,24	0,24	0,60	0,58
c059	0,24	0,52	0,42	0,36	0,26	0,56	0,24	0,45	0,35	0,23	0,29	0,56	0,59
c060	0,21	0,38	0,53	0,38	0,34	0,36	0,29	0,43	0,38	0,23	0,53	0,45	0,45
c061	0,19	0,42	0,38	0,32	0,23	0,43	0,18	0,42	0,31	0,22	0,31	0,48	0,54
c062	0,15	0,46	0,38	0,30	0,29	0,40	0,19	0,40	0,42	0,19	0,26	0,46	0,50

Matriz de correlaciones policóricas para la escala de Respuesta Cognitiva al Estrés

	c001	c005	c008	c009	c012	c018	c019	c022	c023	c030	c040	c044	c045
c001	1,00												
c005	0,27	1,00											
c008	0,28	0,48	1,00										
c009	0,20	0,48	0,54	1,00									
c012	0,17	0,41	0,35	0,48	1,00								
c018	0,20	0,58	0,36	0,31	0,26	1,00							
c019	0,69	0,24	0,31	0,19	0,18	0,23	1,00						
c022	0,35	0,48	0,42	0,43	0,29	0,46	0,38	1,00					
c023	0,24	0,38	0,47	0,41	0,37	0,36	0,24	0,47	1,00				
c030	0,54	0,23	0,20	0,16	0,17	0,24	0,61	0,40	0,22	1,00			
c040	0,36	0,26	0,45	0,20	0,25	0,32	0,37	0,41	0,34	0,34	1,00		
c044	0,24	0,53	0,45	0,38	0,22	0,63	0,25	0,46	0,35	0,24	0,31	1,00	
c045	0,28	0,57	0,47	0,42	0,27	0,65	0,30	0,51	0,38	0,22	0,34	0,75	1,00
c049	0,21	0,57	0,46	0,41	0,32	0,63	0,25	0,45	0,34	0,23	0,34	0,69	0,75
c057	0,29	0,56	0,45	0,42	0,28	0,66	0,22	0,54	0,37	0,26	0,27	0,67	0,66
c059	0,28	0,59	0,47	0,41	0,29	0,65	0,28	0,52	0,39	0,25	0,32	0,63	0,67
c060	0,24	0,42	0,59	0,42	0,37	0,42	0,33	0,48	0,41	0,25	0,58	0,51	0,51
c061	0,22	0,47	0,43	0,36	0,26	0,50	0,21	0,48	0,35	0,25	0,35	0,54	0,61
c062	0,17	0,50	0,42	0,33	0,31	0,47	0,22	0,44	0,45	0,20	0,29	0,52	0,55