

# Análisis de las diferentes dimensiones de las competencias en el trabajo

**CECILIA ALBERT**

Universidad de Alcalá

**JOSÉ G. CLAVEL**

Universidad de Murcia

## ABSTRACT

El objetivo de esta comunicación es explorar las diferentes dimensiones que subyacen a las competencias utilizadas por los trabajadores en su puesto de trabajo. El estudio se lleva a cabo para diversos países, lo que nos permite detectar la existencia a nivel internacional de diferentes pa-

trones de competencias en la práctica laboral. Para realizar el estudio aplicamos la metodología *Dual Scaling*, para el análisis de datos categóricos, a los datos del Programa Internacional para la Evolución de las Competencias de la Población Adulta (PIAAC) del año 2012.

## INTRODUCCIÓN

En la literatura económica se han estudiado ampliamente los determinantes de la inversión en competencias laborales y sus rendimientos económicos en el mercado de trabajo y en la economía en su conjunto. Uno de los mayores retos de los investigadores ha sido, y sigue siendo, encontrar medidas de capital humano que resistan la comparabilidad internacional y recojan la amplitud de su significado (competencias cognitivas, no cognitivas y técnicas).

Los años de escolarización y los niveles de educación han sido tradicionalmente dos de los indicadores más utilizados en la comparación internacional del capital humano y de su impacto sobre el crecimiento económico de los países (Barro y Lee 2001; Steedman y McIntosh 2001).

Precisamente, el análisis comparativo entre países ha puesto de manifiesto que los años de educación y el nivel educativo (incluso medido con criterios internacionales de la ISCED- *International Standard Classification of Education*) pueden tener significado muy diferente en cada país, lo que hace que la comparabilidad no sea del todo satisfactoria. En cualquier caso, los resultados de la literatura empírica del impacto positivo de la “cantidad” de educación sobre los ingresos de los individuos y la riqueza de los países, ha tenido una fuerte implicación en las políticas educativas y de formación, que se han orientado fundamentalmente a aumentar los años de escolarización de la población joven.

Más recientemente, los test sobre conocimientos realizados en un número importante de países (TIMSS, *Trends in International Mathematics and Science Study*, o PISA, *Programme for International Student Assessment*), han dado lugar a una literatura que vincula el crecimiento económico con las puntuaciones obtenidas en estos test de conocimiento en lectura, escritura y matemáticas (Hanushek y Woessmann 2008; Hanushek y Woessmann 2012). Los resultados obtenidos están teniendo también un fuerte impacto sobre las políticas educativas, sobre todo de los países que participan en estos programas internacionales. Las puntuaciones alcanzadas por los test de conocimientos se vinculan con la calidad de la educación, un nuevo aspecto del capital humano que no se refleja en los indicadores de años y niveles educativos (Hanushek y Rivkin 2006), lo que hace que las políticas educativas reorienten los esfuerzos del sistema educativo (y de las escuelas) a tratar de aumentar las puntuaciones en PISA, es decir, a mejorar los conocimientos en lectura, ciencias y matemáticas, fundamentalmente. Incluso, a partir de los resultados de los test de conocimiento están surgiendo continuamente modelos educativos a seguir (*benchmark*), como es el caso de Finlandia o Corea. Todo esto produce un elevado stress en los responsables de la política educativa por acertar en las medidas educativas que aproximen su país a estos estándares. Un ejemplo de política educativa que estaría en esta línea es vincular el salario de los profesores a las mejoras en el rendimiento de los test de sus alumnos (Hanushek y Woessmann 2011).

Sin embargo, diversos trabajos muestran que los tradicionales test de conocimientos reflejan fundamentalmente competencias cognitivas (habilidades verbales, de escritura, matemáticas o conocimientos para resolver problemas) pero no incorporan competencias no cognitivas que están más relacionadas con la estabilidad emocional, sociabilidad, hábitos laborales o esfuerzo (Cunha, Heckman, y Lochner 2006; Heckman, Humphries, y Mader 2011; Heckman y Kautz 2012). Esta limitación de los test tradicionales de conocimientos ha llevado a que las competencias no cognitivas, su medida y el efecto que estas tienen sobre los logros laborales, el bienestar y la productividad de un país estén recibiendo cada vez más atención. Una prueba de ello es que en el año 2008 el *Journal of Human Resources* dedicó un número monográfico (42-4) a este tema. Además de los estudios que reflejan la importancia de las competencias no cognitivas en los logros laborales, también encontramos trabajos que vinculan los aspectos no cognitivos con la escuela (para una revisión ver Levin 2012). El mensaje más importante de estos trabajos para las políticas educativas es que en su diseño no debe olvidarse la importancia de potenciar en los niños valores o aspectos no cognitivos como la curiosidad, la capacidad de organizarse y organizar a otros, la ilusión y energía, la amabilidad y la interacción con los demás, y la sensibilidad y capacidad para enfatizar con los demás, ya que estas competencias

tienen un impacto sobre los logros laborales que tendrán a lo largo de su vida (Almlund et al. 2011). Un ejemplo de política educativa que se enmarcaría en este planteamiento serían los programas específicos de aprendizaje con tamaños pequeños de clase y atención personalizada (Levin 2012).

Este trabajo tiene dos objetivos. En primer lugar, analizar las dimensiones que subyacen a las competencias no cognitivas utilizadas por los trabajadores en su puesto de trabajo, y en segundo lugar, estudiar las diferencias entre países, lo que nos permitirá detectar la existencia a nivel internacional de posibles patrones de competencias en la práctica laboral. Las diferencias entre países pueden interpretarse como “déficits” de competencias en algunos de ellos, siempre y cuando el país que sirva de referencia (patrón o modelo) esté próximo a la frontera de competencias (Green 2013).

Para alcanzar nuestros objetivos, aplicamos la metodología *Dual Scaling*, para el análisis de datos categóricos a los datos del Programa Internacional para la Evolución de las Competencias de la Población Adulta (PIAAC) del año 2012. La aportación fundamental de nuestro trabajo es que analizamos las competencias laborales no cognitivas respetando la naturaleza categórica de los datos. El resultado más relevante es establecer un mapa de competencias utilizadas por los trabajadores de diferentes países que aportará información para la orientación de las políticas educativas y de formación.

En ocasiones las competencias laborales no cognitivas se han aproximado mediante indicadores indirectos como hábitos (horas de sueño), actitudes o personalidad (Weel 2008). La encuesta PIAAC contiene 12 preguntas con información categórica sobre la autovaloración de las competencias que utilizan los trabajadores en su puesto de trabajo. Sin duda alguna PIAAC representa un avance importante en la medida y comparación internacional de las competencias laborales, sobre todo porque, además de ofrecer información de niveles educativos y tradicionales test de conocimientos, proporciona información sobre la autopercepción que las personas tienen de sus competencias laborales. Es cierto que la autopercepción de las capacidades está sujeta a importantes sesgos y no cuenta con las ventajas de una medida objetiva, por lo que puede cuestionarse como indicador óptimo de las competencias de las personas (Finnie y Meng 2005), pero no es menos cierto, tal y como ya hemos comentado, que las llamadas medidas “objetivas” no consiguen medir todo el efecto de la educación sobre el resultado, y hay que empezar a adentrarse en nuevos métodos para medir lo hasta ahora inmensurable. Al menos intentarlo.

En esta comunicación presentamos una primera exploración preliminar de las competencias laborales medidas en PIAAC. Aunque el objetivo del trabajo es estudiar las diferencias por países en las competencias laborales no cognitivas, con el fin de familiarizarnos con la metodología exploramos primero las diferencias por género y nivel educativo, variables que tiene un menor número de categorías. La comunicación se organiza en 5 apartados además de esta introducción. En el apartado 2 del trabajo se expone la información que proporciona PIAAC sobre las competencias laborales. En el apartado 3, 4 y 5 se presentan los resultados para el conjunto de la muestra, por sexo y niveles de estudio y por países. El trabajo finaliza con un apartado de conclusiones.

## LAS COMPETENCIAS LABORALES A PARTIR DE PIAAC: EL ANÁLISIS DE DATOS CATEGÓRICOS

PIAAC (2014) proporciona información directa de las competencias que los trabajadores utilizan en su puesto de trabajo a partir de 12 preguntas con el siguiente formato estándar: En su puesto de trabajo (actual o anterior), ¿con qué frecuencia...)?

- 1) intercambia información relacionada con el trabajo con los compañeros de trabajo? (llamada "F\_Q02a" en el cuestionario de PIAAC y "q.1" en nuestro estudio).
- 2) instruye, forma o enseña a las personas, individualmente o en grupos? F\_Q02b (q.2)
- 3) hace discursos o presentaciones delante de cinco o más personas? F\_Q02c (q.3)
- 4) vende un producto o servicio? F\_Q02d (q.4)
- 5) asesora a las personas? F\_Q02e (q.5)
- 6) planifica sus propias actividades? F\_Q03a (q.6)
- 7) planifica las actividades de los demás? F\_Q03b (q.7)
- 8) organiza su propio tiempo? F\_Q03c (q.8)
- 9) persuade o influye en la gente? F\_Q04a (q.9)
- 10) negocia con la gente, ya sea dentro o fuera de su empresa u organización? F\_Q04b (q.10)
- 11) realiza trabajo físico durante un largo período? F\_Q06b (q.11)
- 12) usa la habilidad o la precisión con las manos o los dedos? F\_Q06c (q.12)

La OCDE propone 12 competencias laborales (cuadro 1). Cinco de estas competencias son derivadas de diferentes preguntas del cuestionario (lectura, escritura, matemáticas, nuevas tecnologías de la información y autonomía en el trabajo) y el resto se miden directamente en el cuestionario (resolución de problemas, aprendizaje, influencia, cooperación, auto organización, destreza manual y trabajo físico), a través de una o varias preguntas. Por ejemplo, el indicador "Realizar un trabajo físico" está medido por las cuestiones F\_Q06b y F\_Q06c. La correspondencia entre los otros ítems y las competencias que se dicen medir no siempre está tan clara. Pero, en cualquier caso, en este trabajo nuestro objetivo no es tanto analizar la agrupación propuestas por la OCDE como ir a la fuente, a la información inicial que respondieron los individuos al técnico de PIAAC que le preguntaba.

Cuadro 1. Indicadores de competencias utilizadas en el trabajo propuestas por la OCDE.

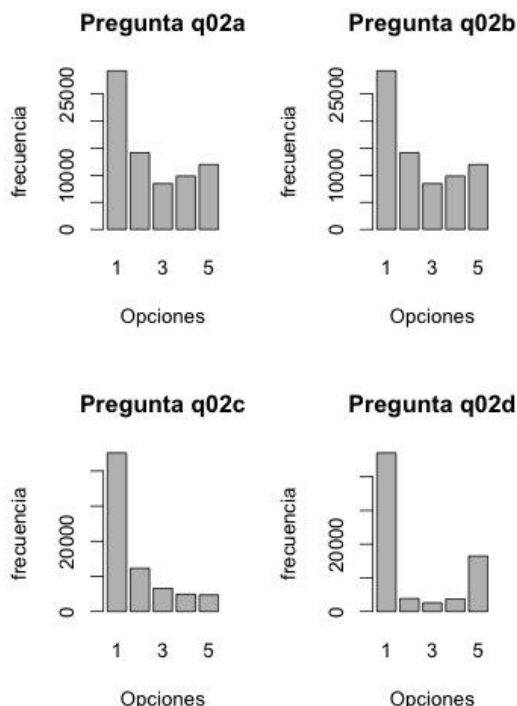
	Indicador-OCDE	Característica del indicador
<b>Competencias relacionadas con el procesamiento de información</b>	Lectura ( <i>Reading</i> )	Derivada
	Escritura ( <i>Writing</i> )	Derivada
	Matemáticas ( <i>Numeracy</i> )	Derivada
	Nuevas Tecnologías de la Información ( <i>ICT skill</i> )	Derivada
	Resolución de problemas ( <i>Problem solving</i> )	Directa
<b>Otras competencias genéricas</b>	Autonomía en el trabajo ( <i>Task discretion</i> )	Derivada
	Aprendizaje en el trabajo ( <i>Learning at work</i> )	Directa
	Capacidad de influir en los demás ( <i>Influencing skills</i> )	Directa
	Cooperar ( <i>Co-operative</i> )	Directa
	Auto organización ( <i>Self-organising skill</i> )	Directa
	Destreza manual ( <i>Dexterity</i> )	Directa
	Realizar trabajo físico ( <i>Physical skills -gross</i> )	Directa

Fuente: OECD Skills Outlook 2013, First results from the Survey of Adult Skills, Table 4.1.

Los datos que queremos analizar están recogidos en variables cualitativas. Cada una de las personas respondió con un valor entre 1 (nunca) y 5 (cada día) a la pregunta ¿con qué frecuencia...? Además, para este trabajo hemos seleccionado también las variables de género (GENDER\_R), nivel de estudios (B\_Q01a) y país (CNTRYID). La muestra, un vez eliminadas las observaciones incompletas quedó formada por 73.667 individuos.

A la hora de analizar la información categórica es muy importante considerar que, aunque numérica, no se trata de números sino de valores cualitativos, que por tanto precisan un tratamiento diferente. Por ejemplo, la Figura 1 recoge la frecuencia absoluta de aparición de cada una de las opciones de las cuatro primeras cuestiones. Sería técnicamente posible calcular la correlación lineal entre ellas, para conocer cómo están relacionadas, pero no sería correcto. Los valores que han tomado las variables no son homogéneos ni entre individuos ni entre preguntas. Estamos ante una escala ordinal en la que el valor 3 no es necesariamente el triple del valor 1. Aunque, en este caso, se puede apreciar una cierta progresividad en las categorías, pasando del 1 nunca, al 5 cada día, pensamos que no debería suponerse que todas las personas que han respondido “menos de una vez al mes” (2) han sido igual de precisas.

Figura 1: Frecuencias de cada uno de las opciones de las primeras cuestiones



En la Figura 1 se puede apreciar la distribución de las frecuencias para las cuatro primeras cuestiones, cada una por separado y sin considerar las distintas agrupaciones que se derivarían al incorporar el sexo, el nivel educativo o el país. La información relevante es conocer cómo se combinan las diversas opciones. Por ejemplo, continuando con el ejemplo de las primeras cuestiones, y centrándonos en la segunda (instruye, forma o enseña a las personas, individualmente o en grupos? F\_Q02b) y la tercera (hace discursos o presentaciones delante de cinco o más personas? F\_Q02c), combinadas con el sexo del respondiente, la tabla de contingencia que tendríamos que analizar es la recogida en la Tabla 1.

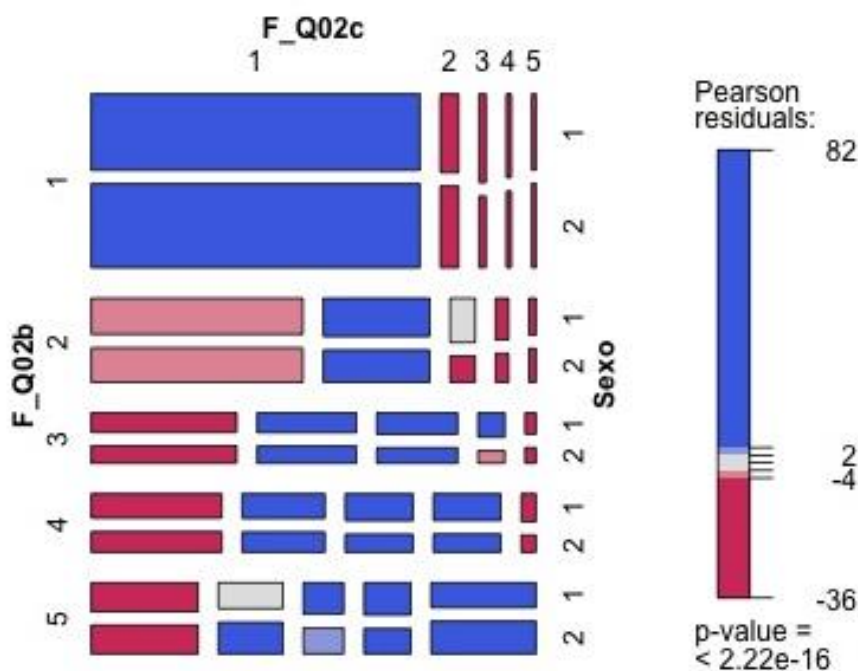
Tabla 1: Distribución de las frecuencias para F\_q02C (hace discursos o presentaciones delante de cinco o más personas) por género.

		Sexo= Hombres (1)					Sexo = Mujeres (2)						
		F_Q02C					F_Q02C						
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5		
F_Q02_B	1	12617	4218	1800	1919	1765	13878	4027	1594	1621	1751	1	F_Q02_B
	2	721	2250	1242	1233	959	748	1895	1073	1010	1169	2	
	3	309	611	1098	1103	725	249	363	786	732	603	3	
	4	208	298	413	1089	859	190	206	209	741	674	4	
	5	159	141	146	246	1491	176	130	106	151	1965	5	

No es fácil, a partir de esta tabla establecer si existe alguna relación entre ambas variables, ni si ésta presenta alguna característica diferenciadora entre los hombres o las mujeres (o entre nivel de estudios o países, en su caso). Afortunadamente existen algunas técnicas gráficas,

como el mosaico propuesto por Friendly (1994) y ya disponible en la librería de R, que permite una primera aproximación, como la que presenta la Figura 2. Como se puede comprobar, el área de cada una de las zonas es proporcional a la frecuencia de la correspondiente celda en la tabla de contingencia. Los colores indican cuánto cada celda se separa del valor esperado en caso de que ambas variables fueran independientes entre sí, supuesto que evidentemente no se cumple.

Figura 2: Gráfico de Mosaico para dos preguntas.



Las opciones 1 de ambas preguntas son las más escogidas. Es interesante ver que la opción 5 de la segunda pregunta (F\_Q2b) se reparte mayoritariamente entre la opción 1 y la 5 de la tercera pregunta (F\_Q2c). Por tanto, hay muchos trabajadores que respondieron que cada día (5) instruyen a compañeros suyos, y sin embargo, dicen que nunca (1) dan conferencias delante de cinco o más personas. Posiblemente se trate de una instrucción personalizada. Y eso ocurre tanto en hombres como en mujeres. Estas últimas, como se puede ver por el color, presentan comportamientos diferentes al responder a la segunda pregunta. Las que respondieron que instruían menos de una vez a la semana, pero al menos una vez al mes (3) y hablan delante de 5 o más personas al menos una vez a la semana pero no todos los días (4) son menos proporcionalmente que los hombres.

Evidentemente no es práctico acometer el análisis de nuestro caso con esta metodología. Se trataría de analizar un gran mosaico con tantos elementos como celdas tiene la combinación de 12 preguntas de 5 opciones con 2 posibles sexos de 17 países y 3 niveles de estudios. Sería muy difícil que resultara útil. Pero, tampoco parece correcta la opción de utilizar las escalas de las opciones como simples números cualquiera, y calcular la correlación entre las preguntas. Por eso, en este trabajo, proponemos una nueva metodología que permite un análisis muy completo del tipo de información que estamos empleando aquí.

## METODOLOGÍA: DUAL SCALING

Para poder analizar la información cualitativa recogida en el cuestionario, hemos empleado la herramienta estadística del Dual Scaling (ver por ejemplo Nishisato, 1980) usando el paquete de R *dualScale*, que se puede obtener directamente de CRAN (Clavel, Nishisato y Pita, 2014). Esta herramienta se encuadra dentro de los que podríamos genéricamente denominar *multi-dimensional nonlinear descriptive analysis*, que comprende todo un conjunto de técnicas necesarias cuando no es posible suponer que los datos disponibles provienen de “una muestra aleatoria simple extraída de una población normal”. Los principios sobre los que se construye el método, la descomposición de la matriz de información inicial puede a primera vista hacer pensar que estamos ante un análisis factorial ordinario. Sin embargo, las posibilidades del Dual Scaling van más allá de la simple reducción del número de variables. No sólo por los análisis secundarios que se pueden llevar a cabo, sino también por el tipo de inputs para los que está pensado. En este trabajo únicamente emplearemos la parte de la herramienta diseñada para el análisis de respuestas de elección múltiple, pero si fuera el caso, el método permite analizar tablas de contingencia –como en un análisis de correspondencias-, rangos–como en homogeneity analysis-, comparaciones ente pares –como en multidimensional scaling-, y hasta ordenaciones entre pares.

Centrándonos en nuestro estudio, con este procedimiento podemos medir las variables cualitativas, determinamos las puntuaciones (weights) para las distintas opciones de cada una de los ítems evaluados. Aunque en esta ocasión el análisis es de preguntas de elección múltiple, el método es también capaz de analizar información de tipo cualitativo recogida en tablas de contingencia, rankings, comparativas entre pares, etc. Para una revisión completa del método ver Nishisato (2007).

En este trabajo presentamos los resultados del análisis de las respuestas de 73.668 personas –aunque el total de sujetos que estaban recogidos por PIAAC es casi el doble, hemos prescindido de aquellos sujetos que respondían otros valores a las preguntas analizadas. Por tanto, en este estudio,  $N=73.668$  y  $n=12$  en la terminología *dualScale*. Como cada una de esas preguntas permite 5 posibles respuestas que van desde (1) nunca a (5) cada día, el número total de opciones,  $m$ , es  $60=12*5$ . Tenemos por tanto una matriz de información inicial, a la que llamaremos  $F$ , de tamaño  $60 \times 73.668$ , en la que los elementos son 0 ó 1, según el sujeto haya elegido esa opción en esa pregunta o no.

A partir de esta matriz, el método *Dual Scaling* determina las puntuaciones para cada una de las  $m$  opciones atendiendo a un criterio de minimización de la discrepancia entre sujetos que escogieron las mismas opciones, y maximización de las discrepancias entre sujetos que escogieron distintas opciones. Esas puntuaciones se logran mediante la descomposición de una transformación de la matriz de datos iniciales usando el SVD (*singular value decomposition*), y obteniendo los sucesivos autovalores y autovectores. En el caso que estamos analizando, el número máximo de posibles soluciones es de  $m-n=60-12=48$ , y el máximo de información contenida en la matriz inicial es de  $m/n-1=60/12-1=4$ .



## PRESENTACIÓN DE LOS RESULTADOS

### 4.1 Resultados para el conjunto de la muestra

La salida inicial del paquete nos indica que la primera solución (*component* en la terminología del paquete)

Comp.	Eigenvalue	SingValue	Alpha	Delta	CumDelta
1	0.348	0.590	0.829	8.688	8.688
2	0.229	0.478	0.694	5.723	14.411
3	0.150	0.387	0.483	3.739	18.150
4	0.119	0.345	0.328	2.978	21.128
5	0.117	0.342	0.313	2.921	24.049
6	0.113	0.337	0.288	2.832	26.880
...	...	...	...	...	...
47	0.030	0.173	-1.932	0.752	99.370
48	0.025	0.159	-2.519	0.630	100.000

La primera columna contiene los 48 autovalores derivados de la descomposición de la matriz inicial que, como ya hemos dicho suman 4. El resto de columnas corresponden a los respectivos valores singulares (raíz cuadrada del autovector), una adaptación del alfa de Cronbach's para medir la fiabilidad (*reliability*) del componentes, y el valor de delta, una medida del porcentaje total de información analizada medida por ese componente. En nuestro ejemplo, la primera y la segunda componente recogen el 8,6% y el 5,7% de la variación, lo que supone un delta acumulado del 14,4%. Lógicamente, si consideráramos las 48 posibles dimensiones, el delta acumulado sería del 100%. El nombre de dimensiones es habitualmente utilizado para nombrar las componentes debido a la ortogonalidad de los componentes derivada del propio SVD.

La siguiente información relevante para nuestro trabajo es la importancia de cada ítem en cada una de las componentes. Por ejemplo, para la primera componente, así es como se distribuye la información:

	q.1	q.2	q.3	q.4	q.5	q.6	q.7	q.8	q.9	q.10	q.11	q.12	Avge
[1,]	0.152	0.442	0.443	0.125	0.495	0.413	0.503	0.361	0.578	0.515	0.124	0.020	0.348
[2,]	0.153	0.226	0.134	0.152	0.369	0.255	0.295	0.217	0.450	0.346	0.068	0.083	0.229
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
[47,]	0.001	0.000	0.000	0.005	0.073	0.000	0.000	0.000	0.205	0.073	0.002	0.001	0.030
[48,]	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.157	0.004	0.138	0.000	0.000	0.001	0.000	0.025

Las preguntas que mejor están representadas en la primera dimensión son la novena, F\_Q04a (0.578 de correlación con el eje) y la décima, F\_Q04b (0.515). Por el contrario, las preguntas que hacen referencia a la componente física del trabajo, la q.11 y la q.12, no han tenido rele-

vancia en este eje. De este modo, dependiendo de en qué cuestión estemos interesados, acudiremos a la dimensión que mejor la representa.

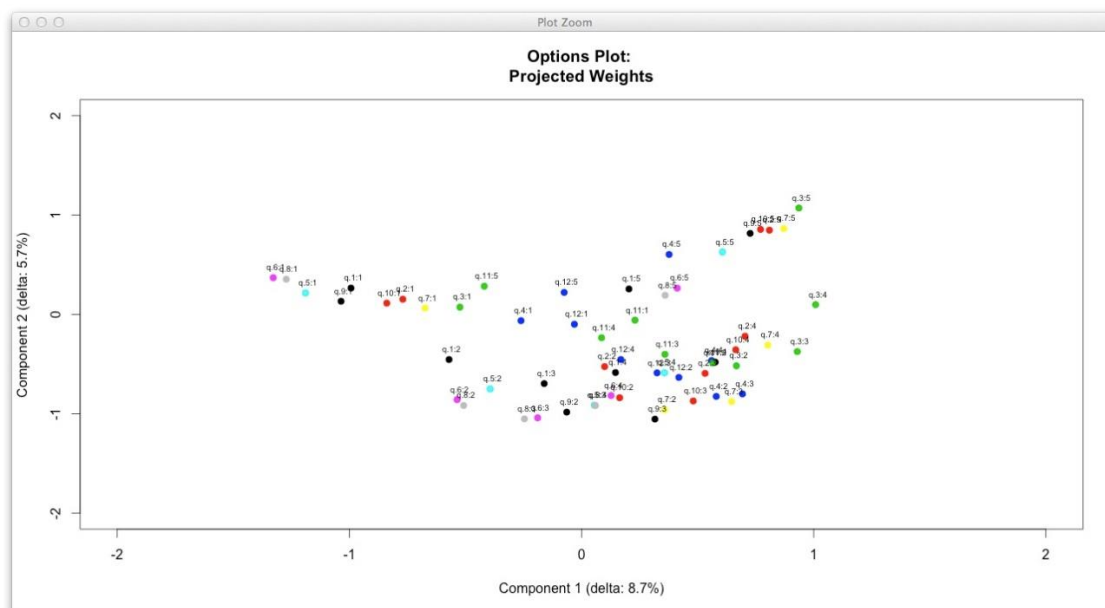
Además de la relación de cada ítem con la dimensión, es interesante para nosotros conocer la relación que hay entre los ítems entre sí, en cada una de las dimensiones. Se trata de una medida de correlación calculada a partir de los pesos asignados a cada uno de los valores de cada ítem. Para la primera dimensión, estas son las correlaciones obtenidas:

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]
[1,]	1.000	0.325	0.215	0.002	0.285	0.144	0.255	0.115	0.238	0.182	0.059	-0.012
[2,]	0.325	1.000	0.530	0.096	0.419	0.277	0.495	0.242	0.417	0.339	0.158	0.073
[3,]	0.215	0.530	1.000	0.126	0.373	0.295	0.442	0.264	0.414	0.383	0.282	0.119
[4,]	0.002	0.096	0.126	1.000	0.302	0.151	0.157	0.145	0.279	0.306	0.076	0.054
[5,]	0.285	0.419	0.373	0.302	1.000	0.333	0.386	0.293	0.570	0.455	0.166	0.034
[6,]	0.144	0.277	0.295	0.151	0.333	1.000	0.407	0.688	0.375	0.371	0.153	0.034
[7,]	0.255	0.495	0.442	0.157	0.386	0.407	1.000	0.345	0.458	0.440	0.158	0.083
[8,]	0.115	0.242	0.264	0.145	0.293	0.688	0.345	1.000	0.343	0.355	0.172	0.024
[9,]	0.238	0.417	0.414	0.279	0.570	0.375	0.458	0.343	1.000	0.577	0.195	0.066
[10,]	0.182	0.339	0.383	0.306	0.455	0.371	0.440	0.355	0.577	1.000	0.229	0.076
[11,]	0.059	0.158	0.282	0.076	0.166	0.153	0.158	0.172	0.195	0.229	1.000	0.230
[12,]	-0.012	0.073	0.119	0.054	0.034	0.034	0.083	0.024	0.066	0.076	0.230	1.000

En esta primera dimensión, la relación más estrecha –es decir, el modo de responder a la preguntas fue similar- se dio entre la pregunta 8 y la 6, con una correlación de 0.688. Es más interesante comprobar que entre la 9 (*persuade o influye en la gente*) y la 5, (*asesora a las personas*), que pertenecen a distinto bloque de preguntas en el cuestionario, existe también una elevada correlación 0.57, superior por ejemplo a la observada entre las cinco primeras preguntas entre sí.

Por terminar esta introducción al método, añadimos que hay varios tipos de representaciones gráficas disponibles de los *weights* estimados para cada una de las opciones de cada uno de los ítems. También es posible representar los *scores* de los sujetos, también de modo estandarizado (Nishisato y Clavel 2003), e incluso ambas realidades simultáneamente. Sin embargo, en nuestro caso, con más de 70.000 observaciones, la representación de los sujetos no aportaría demasiado. La representación de los pesos de las dos primeras dimensiones están reflejadas en la Figura 2. Para cada una de las 9 preguntas están representadas las 5 posibles respuestas. Como se esperaba por la alta correlación, las respectivas opciones de las preguntas q.6 y q.8 se encuentran localizadas muy cerca en el espacio de dos dimensiones formado por el primer y el segundo componente.

Figura 2: Representación de las coordenadas obtenidas mediante *Dual Scaling* para cada una de las opciones de las 12 preguntas: primera y segunda componente



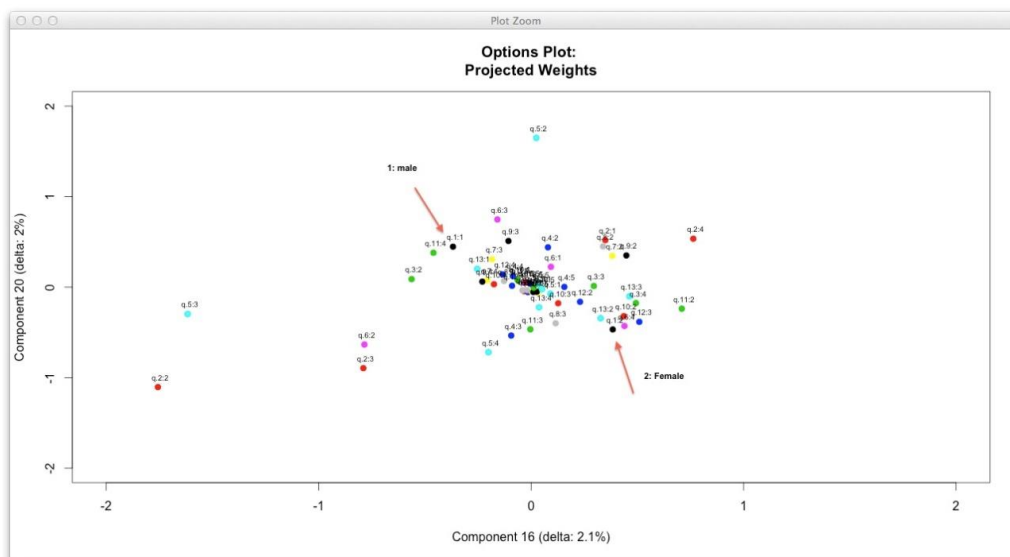
En la primera componente, las opciones de las preguntas 9 y 10 son las que están más dispersas, desde una coordenada (*weight*) de -1.036 para la opción 1 (en el gráfico representado como q.9:1) hasta los 0.726 de la opción 5. Aunque los valores q.3:4 y q.3:5 parecen más extremos, y lo son, sin embargo el valor inferior para esa cuestión es -0.524 (q.3:1) por lo que la dispersión no es tan elevada como en el caso de la cuestión novena, que era la que tenía más correlación con ese componente.

Muchas más cuestiones se podrían analizar, pero pensamos que con lo visto hasta ahora se puede acometer el estudio que nos hemos propuesto: analizar las diferencias entre diversos submuestras atendiendo al sexo, el nivel de estudios y el país de procedencia.

### Resultados por sexo y nivel de estudios

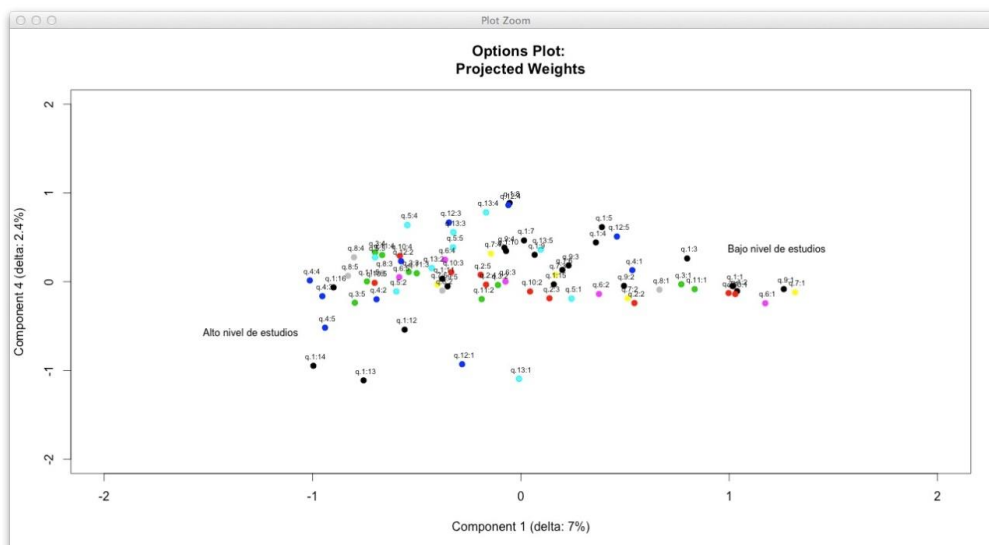
Repitiendo el análisis anterior para una matriz aumentada con tres características personales de los individuos (sexo, nivel de estudios y país de residencia), observamos varios resultados interesantes. El primero es que las diferencias por razón de sexo son prácticamente irrelevantes. Al realizar el análisis *Dual Scaling* correspondiente a la matriz de las 12 cuestiones ampliada con el sexo del respondiente, observamos que este último ítem no es relevante hasta la dimensión 16, a la que aporta 0.142, y de nuevo es relevante en la dimensión 20, con 0.209 de información. Gráficamente, la solución para estas dos dimensiones está representada en la Figura 3. Como se observa, entre las dos dimensiones apenas representan un 5% de la información contenida en la tabla original y, por tanto, no es relevante su estudio.

Figura 3: Representación de las coordenadas obtenidas mediante *Dual Scaling* para cada una de las opciones de las 12 preguntas más el sexo de los respondientes. Delta acumulado del 4.1%



A pesar de la poca relevancia global del sexo en el total de la información contenida en la matriz, el método permite aislar el efecto del género mediante el estudio de la correlación entre ítems en una precisa dimensión. Eligiendo la dimensión 20, para la que el ítem sexo presenta la mayor relación, las correlaciones son negativas no sólo para las cuestiones que hacen referencia al trabajo físico y la destreza (F\_Q06b y F\_Q06c), sino también para las relacionadas con interactuar con los demás (de F\_Q02a a F\_Q02e) salvo en el caso del ítem F\_Q02d (¿con qué frecuencia vende un producto?) para el que la correlación es positiva indicando que las mujeres (2) lo hacen con más frecuencia que los hombres (1). Referente a la organización del trabajo (de F\_Q03a a F\_Q03c), las mujeres planifican con más frecuencia las actividades de los demás, y los hombres (correlación negativa entre los ítems) organizan sus propias actividades y su propio tiempo con más frecuencia.

Figura 4: Representación de las coordenadas obtenidas mediante *Dual Scaling* para cada una de las opciones de las 12 preguntas, incluyendo el nivel de estudio.



Si ahora en lugar del sexo incluimos el nivel de estudios (en realidad, se podría analizar todo a la vez, pero por claridad de exposición hemos preferido hacerlo por separado), los resultados permiten analizar la relación entre las habilidades y la preparación académica. Como se observa en la Figura 4, entre la primera y la cuarta dimensión tenemos reflejada casi el 10% de la información inicial. Por supuesto, se trata de una porción muy pequeña del conjunto, pero ya permite observar como aquellas personas con menor nivel educativo (q.1:1, q.1:2 y q.1:3) es más posible que hayan respondido que nunca organizan su propio tiempo (q.9:1) o nunca dan consejos a otros (q.6:1). Por el contrario, aquellas personas que tienen un mayor nivel educativo es muy poco frecuente que trabajen físicamente por un largo periodo de tiempo (q.12:1) o que usen las manos en su trabajo (q.13:1). El estudio de las correlaciones entre ítems confirma los resultados percibidos en el gráfico.

### Resultados por Países

Al introducir la variable país de residencia como característica de los individuos, obtenemos una representación de lo que podríamos considerar el perfil de las competencias laborales de cada país. En la muestra seleccionada en nuestro estudio hay datos de 17 países entre los que se encuentra España. Por tanto tenemos ahora incorporada a la matriz inicial una nueva columna, en este caso como ítem q.13, con un total de 17 posibles opciones de respuesta. Quizás la consideración de esta nueva columna ilustre de un modo claro por qué estamos tratando cada categoría de un modo tan especial. El lector percibirá que si Bélgica vale 1 y Dinamarca toma el valor 3, esas cifras carecen de sentido numérico. Como carece las respuestas nunca (1) y cada día (5) en las otras 12 opciones.

El análisis *Dual Scaling* para las 5 primeras dimensiones –en este caso el número total de dimensiones es 64– nos ofrece la siguiente información inicial:

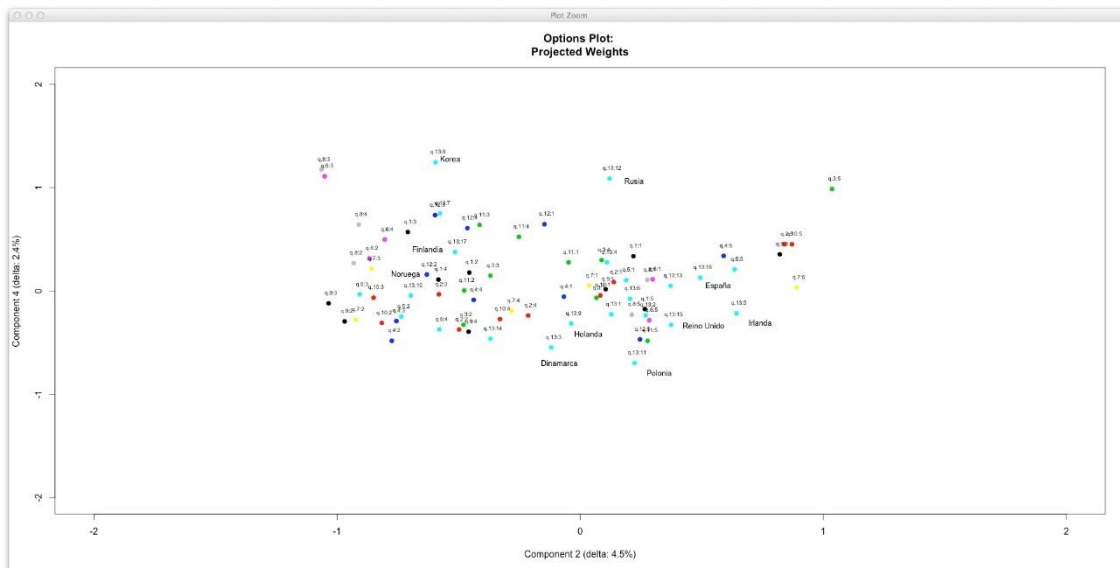
	Component	Eigenvalue	SingValue	Alpha	Delta	CumDelta
1	1	0.327	0.572	0.828	6.636	6.636
2	2	0.220	0.469	0.704	4.465	11.101
3	3	0.139	0.373	0.483	2.821	13.922
4	4	0.116	0.341	0.368	2.366	16.289
5	5	0.112	0.335	0.342	2.283	18.571

Precisamente las dimensiones 2 y 4 son para las que el ítem país (q.13) es más relevante. En efecto, la tabla de las correlaciones es la siguiente:

	q.1	q.2	q.3	q.4	q.5	q.6	q.7	q.8	q.9	q.10	q.11	q.12	q.13	Avge
1	0.152	0.446	0.443	0.124	0.498	0.405	0.499	0.349	0.577	0.509	0.125	0.022	0.099	0.327
2	0.154	0.214	0.123	0.141	0.365	0.253	0.291	0.215	0.441	0.339	0.067	0.093	0.161	0.220
3	0.086	0.176	0.112	0.074	0.227	0.208	0.188	0.183	0.271	0.205	0.019	0.031	0.025	0.139
4	0.056	0.070	0.091	0.043	0.052	0.157	0.017	0.143	0.075	0.069	0.168	0.286	0.287	0.117
5	0.002	0.025	0.054	0.019	0.004	0.081	0.009	0.121	0.005	0.005	0.484	0.505	0.146	0.112

Por tanto el gráfico más interesante para nosotros es el que refleja esas dos componentes, y que está recogido en la Figura 5. Aunque sólo el 6.9% de la información inicial está recogida en el mismo, es interesante comprobar la agrupación de los países.

Figura 6: Dual Scaling considerando la nacionalidad de los individuos.



En concreto, considerando tan sólo la segunda dimensión, con un delta del 4.5% observamos que, a la izquierda han quedado países como España, Irlanda y Reino Unido, mientras que a la derecha se han posicionado otros como Noruega o Finlandia. Esa segunda dimensión se puede explicar sobre todo con los ítems 9 (F\_Q\_03c: organiza su propio tiempo) y 10 (F\_Q04a: persuade o influye en la gente). Atendiendo a la correlación entre las opciones, resulta que los países de la derecha utilizan más esas competencias laborales que los de la izquierda.

Si se dispusiera de más espacio, el análisis habría que extenderlo a otras cuestiones interesantes. Por ejemplo, qué características tiene Corea para estar tan separada del resto, y cuáles son las dimensiones que definen sus competencias laborales. O, profundizando en el caso español, qué es lo que tenemos realmente en común con el mundo anglosajón. O la situación de los franceses. Pero tendrá que ser en otro lugar.

## CONCLUSIONES

En esta comunicación hemos presentado una nueva –en este campo- herramienta estadística que tiene en cuenta la naturaleza categórica de los datos para el estudio de las competencias laborales no cognitivas a partir de la autoevaluación de los individuos en la encuesta PIAAC. Este análisis preliminar nos ha permitido constatar que la metodología *Dual Scaling* nos permite estudiar las relaciones entre los ítems que subyacen a las competencias laborales (preguntas) para diferentes grupos, y por lo tanto, atajar los dos objetivos de este trabajo: analizar las dimensiones que subyacen a las competencias no cognitivas utilizadas por los trabajadores en su puesto de trabajo, y en segundo lugar, estudiar las diferencias entre países.

## REFERENCIAS

- Barro, Robert J., y Jong-Wha Lee. 2001. «International Data on Educational Attainment: Updates and Implications». *Oxford Economic Papers* 53 (3): 541-63. doi:10.1093/oep/53.3.541.
- Clavel, J.G., Nishisato, S. y Pita, A. (2014): *dualScale: Dual Scaling Analysis of Multiple Choice Data*. <http://CRAN.R-project.org/package=dualScale>
- Cunha, Flavio, James J. Heckman, y Lance Lochner. 2006. «Interpreting the Evidence on Life Cycle Skill Formation». *Handbook of the Economics of Education*. Elsevier. <http://ideas.repec.org/h/eee/educhp/1-12.html>.
- Finnie \*, Ross, y Ronald Meng. 2005. «Literacy and labour market outcomes: self-assessment versus test score measures». *Applied Economics* 37 (17): 1935-51. doi:10.1080/00036840500244519.
- Friendly, M. (1994), Mosaic displays for multi-way contingency tables. *Journal of the American Statistical Association*, **89**, 190-200.
- Green, Francis. 2013. *Skills and Skilled Work: An Economic and Social Analysis*. Oxford University Press.
- Hanushek, Eric A., y Steven G. Rivkin. 2006. «Teacher Quality». *Handbook of the Economics of Education*. Elsevier. <http://ideas.repec.org/h/eee/educhp/2-18.html>.
- Hanushek, Eric A., y Ludger Woessmann. 2008. «The Role of Cognitive Skills in Economic Development». *Journal of Economic Literature* 46 (3): 607-68.
- . 2011. «The Economics of International Differences in Educational Achievement». *Handbook of the Economics of Education*. Elsevier. <http://ideas.repec.org/h/eee/educhp/3-02.html>.
- . 2012. «Do Better Schools Lead to More Growth? Cognitive Skills, Economic Outcomes, and Causation». *Journal of Economic Growth* 17 (4): 267-321. doi:10.1007/s10887-012-9081-x.
- Heckman, James J., John Eric Humphries, y Nicholas S. Mader. 2011. «The GED». *Handbook of the Economics of Education*. Elsevier. <http://ideas.repec.org/h/eee/educhp/3-09.html>.
- Heckman, James J., y Tim Kautz. 2012. «Hard evidence on soft skills». *Labour Economics* 19 (4): 451-64. doi:10.1016/j.labeco.2012.05.014.
- Levin, Henry M. 2012. «More than Just Test Scores». *PROSPECTS* 42 (3): 269-84. doi:10.1007/s11125-012-9240-z.
- Nishisato, S. (1980). *Analysis of categorical data: Dual scaling and its applications*. Toronto: University of Toronto Press.
- Nishisato S (2007). *Multidimensional Nonlinear Descriptive Analysis*. Chapman & Hall/CRC.
- Nishisato S, Clavel J (2003). A note on between-set distances in dual scaling and Correspondence analysis." *Behaviormetrika*, 30(1), 87{98}.
- «PIAAC - OECD». 2014. Accedido marzo 12. <http://www.oecd.org/site/piaac/publicdataandanalysis.htm>.
- Steedman, Hilary, y Steven McIntosh. 2001. «Measuring Low Skills in Europe: How Useful Is the ISCED Framework?» *Oxford Economic Papers* 53 (3): 564-81. doi:10.1093/oep/53.3.564.
- Weel, Bas ter. 2008. «The Noncognitive Determinants of Labor Market and Behavioral Outcomes: Introduction to the Symposium». *Journal of Human Resources* 43 (4): 729-37. doi:10.1353/jhr.2008.0014.

