



Psicothema

ISSN: 0214-9915

psicothema@cop.es

Universidad de Oviedo

España

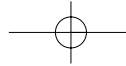
García-Retamero, Rocío; Takezawa, Masanori; Gigerenzer, Gerd  
Incidencia del aprendizaje grupal en los procesos de adquisición de información  
Psicothema, vol. 21, núm. 3, 2009, pp. 369-375  
Universidad de Oviedo  
Oviedo, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72711821005>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica  
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal  
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto



## Incidencia del aprendizaje grupal en los procesos de adquisición de información

Rocío García-Retamero, Masanori Takezawa\* y Gerd Gigerenzer\*\*

Universidad de Granada, \* Tilburg University y \*\* Max Planck Institute for Human Development (Berlín)

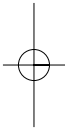
Frecuentemente, basamos nuestras decisiones en diversas claves con distinto poder predictivo. Para obtener una precisión elevada en dichas decisiones, es crucial el orden en que exploramos las claves. La investigación previa ha puesto de manifiesto que las personas mostramos severos problemas a la hora de aprender a discriminar qué claves son predictivas en nuestro entorno. En este artículo ofrecemos una posible solución a este problema: el intercambio de información con otros miembros de nuestro grupo puede permitirnos aprender qué claves son más efectivas a la hora de tomar decisiones. Los resultados de varias simulaciones ofrecen apoyo teórico a esta hipótesis. El aprendizaje grupal, por tanto, permitiría superar las limitaciones en los procesos de aprendizaje individual. En línea con la filosofía de los heurísticos rápidos y frugales, nuestra investigación, además, ha puesto de manifiesto que el uso de reglas de aprendizaje grupal sencillas permiten obtener una ejecución superior a la que alcanzan otras reglas más complejas que implican agregar cuantiosa información.

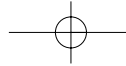
*Influence of group learning in search processes.* Our decisions about the world are often based on a sequential analysis of various uncertain cues. To achieve high accuracy, the order in which these cues are searched is crucial. Previous research, however, has shown that people demonstrate slow progress in learning cue ordering by validity when they could update such cue ordering through feedback. A possible clue to how people solve this problem is group learning: By exchanging information with other individuals, people can learn which cues are relevant for making decisions and in which order the cues should be considered. In a computer simulation study, we showed that exchanging information about which cues are good for making decisions can help to overcome the limitations of individual learning. Thus, the dilemma of individual learning can be collectively solved. In line with the spirit of the fast and frugal heuristics approach, we found that several simple group learning rules performed better than computationally demanding ones. We relate our results to previous findings on bounded rationality in the social context.

Frecuentemente tomamos decisiones sobre los acontecimientos de nuestro entorno. Muchas de estas decisiones no se llevan a cabo individualmente, sino colectivamente, intercambiando información sobre las estrategias que podemos emplear para realizarlas con otras personas. En este sentido, García-Retamero, Takezawa y Gigerenzer (2008) han estudiado cómo los procesos de comunicación en grupo pueden favorecer la selección de la estrategia más adaptativa para la toma de decisiones. Es decir, han analizado cómo el intercambio de información a nivel grupal puede facilitar la selección de aquella estrategia que reporta mayores beneficios. Para ello, diseñaron una *tarea de comparación de pares de elección forzada* en la que el uso de *take-the-best* (TTB; Gigerenzer y Goldstein, 1996) permitía maximizar las ganancias. En dicha tarea

se presentaban pares de alternativas descritas en función de una serie de claves, y los participantes debían decidir cuál de ambas alternativas mostraría un valor mayor en el criterio de decisión. En el experimento, la mitad de los participantes podía intercambiar información libremente con los miembros de su grupo en diferentes ocasiones a lo largo de la tarea; la otra mitad realizaba la tarea individualmente.

La estrategia TTB está constituida por una serie de *procesos básicos* que definen el orden en que se seleccionan las claves en el entorno —el proceso de adquisición de la información—; cuando se interrumpe dicha selección —el proceso de detención de adquisición—; y cómo se utilizan las claves seleccionadas para tomar la decisión —el proceso de decisión—. TTB selecciona las claves secuencialmente en función de su *validez ecológica*, que se define para una clave como la probabilidad de realizar una decisión correcta dado que dicha clave discrimina entre las dos alternativas (es decir, dado que sólo está presente en una de ellas). Tras seleccionar una clave discriminativa, TTB detiene el proceso de adquisición e infiere que aquella en la que la clave está presente mostrará un valor mayor en el criterio que aquella en que está ausente. Otra posible estrategia que puede utilizarse en la tarea de compa-





ración de pares es la *estrategia aditiva ponderada* (WADD), que computa la suma de los valores de las claves para cada alternativa multiplicados por su validez, e infiere que la alternativa cuya suma sea más elevada mostrará un valor mayor en el criterio (véase García-Retamero y Dieckmann, 2006, para una revisión).

En el experimento de García-Retamero et al. (2008), la adquisición de información sobre las claves suponía un costo elevado. Por tanto, la ganancia derivada del uso consistente de TTB durante la tarea era mayor que la que se obtenía si se utilizaba WADD. Esto se debe a que la primera estrategia requiere explorar menos información que la segunda. Los resultados en el experimento han puesto de manifiesto que cuando los participantes intercambiaban información con otros miembros de su grupo, el ajuste de TTB incrementaba sustancialmente a lo largo de los ensayos. Sin embargo, cuando los participantes realizan la tarea individualmente, éstos no mostraban una preferencia clara por el uso de TTB –incluso tras siete bloques de ensayos–. Estos resultados confirman, pues, la hipótesis de que los procesos de comunicación grupal pueden incrementar la probabilidad de que los individuos seleccionen la estrategia más adaptativa a la hora de tomar sus decisiones.

En nuestro día a día, sin embargo, hay otras situaciones en las que no sólo intercambiamos información sobre las estrategias que utilizamos para tomar decisiones, sino también sobre las claves que se pueden emplear para ello (García-Retamero y Dhami, 2009). Imagine, por ejemplo, que tiene un serio problema de corazón y el médico le aconseja un tratamiento descubierto recientemente. Es posible que usted quiera escuchar la opinión de un segundo experto antes de comenzar con el nuevo tratamiento. Para ello, visita a otro médico que le aconseja un tratamiento completamente diferente. ¿En qué doctor confiaría? Debido a las consecuencias que se derivan de su decisión, ésta debe ser rápida, pero también precisa. En situaciones como las de nuestro ejemplo podemos basar nuestras decisiones en diferentes claves, como el grado en que el médico proporciona información fiable, o si éste tiene buenas habilidades de comunicación y escucha (Andershed, 2006). Sin embargo, con frecuencia, no tenemos seguridad sobre qué claves utilizar y recurrimos a otras personas –otros pacientes o nuestros allegados– para decidirlo (Bonnacio y Dalal, 2006). Este artículo va dirigido a estudiar si el intercambio de información a nivel grupal puede facilitar la selección de claves con alto valor predictivo a la hora de tomar decisiones. También investigamos si el uso de diferentes reglas para intercambiar e integrar la información grupal incide en la precisión de dichas decisiones.

#### *Aprendiendo a seleccionar claves predictivas: el problema de investigación*

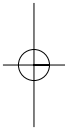
En diversos experimentos de laboratorio en los que se ha utilizado la tarea de comparación de pares mencionada arriba se ha comprobado que los participantes muestran severos problemas a la hora de aprender a discriminar qué claves son predictivas. Esto ocurre incluso cuando sólo se presentan entre tres y seis claves (Newell y Shanks, 2003; véase también García-Retamero, Hoffrage y Dieckmann, 2007; García-Retamero y Rieskamp, 2008). La investigación sobre aprendizaje probabilístico de múltiples claves ha mostrado resultados similares (véase revisión en Newell, Lagnado y Shanks, 2007). ¿Cómo podríamos, entonces, aprender qué claves son mejores predictores de un criterio?

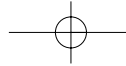
Todd y Dieckmann (2005, en prensa) han estudiado este problema en una serie de simulaciones y experimentos. Concretamente, los autores asumen que las personas podríamos utilizar TTB al tomar decisiones y aprender a explorar las claves necesarias para el uso de dicha estrategia siguiendo un proceso de aprendizaje ensayo-a-ensayo. Para poner esta hipótesis a prueba, los autores evaluaron la eficacia de una serie de algoritmos de aprendizaje en una simulación utilizando la tarea de comparación de pares. Concretamente, han analizado la ejecución de TTB explorando las claves en el orden derivado de la aplicación de dichos algoritmos en el problema de las ciudades alemanas. Este problema incluye las 83 ciudades alemanas con más de 100.000 habitantes descritas en función de nueve claves (ej., si tienen universidad; Gigerenzer y Goldstein, 1996).

La tarea de comparación de pares constaba de 100 ensayos, y en cada uno de ellos se seleccionaba un par de ciudades al azar. En el primer ensayo, TTB exploraba las claves siguiendo un orden al azar hasta encontrar una clave que discriminara entre las dos ciudades. En ese punto, se detenía el proceso de adquisición y se decidía que la ciudad en la que la clave estaba presente tendría mayor población que aquella en la que estaba ausente. Tras la decisión, se proporcionaba feedback sobre la alternativa correcta, y se reordenan las claves de acuerdo a dicho feedback. En los siguientes ensayos se repetía el mismo proceso. En dichos ensayos, sin embargo, se exploraban las claves siguiendo el orden generado por un algoritmo de aprendizaje a partir del feedback proporcionado.

¿Qué algoritmos evaluaron Todd y Dieckmann (en prensa) en sus simulaciones? Los autores evaluaron la ejecución de los algoritmos de validez, conteo, intercambio y conteo con intercambio. El primero de ellos computa el poder predictivo de cada clave dividiendo el número de decisiones correctas realizadas en función de la misma por el número de decisiones correctas e incorrectas. El algoritmo de conteo computa para cada clave el número de decisiones correctas menos el número de decisiones incorrectas. El algoritmo de intercambio asciende (desciende) una clave una posición en el orden jerárquico de las mismas tras una decisión correcta (incorrecta). Finalmente, el algoritmo de conteo con intercambio asciende (desciende) una clave en la jerarquía dependiendo de que el recuento del número de decisiones correctas menos el número de decisiones incorrectas sea mayor (menor) que el de la clave adyacente. Los autores analizaron la precisión de la conducta de toma de decisiones cuando TTB explora las claves en el orden derivado del uso de cada uno de estos algoritmos en cada uno de los 100 ensayos de la tarea. Concretamente, en cada ensayo, se evaluaba la ejecución de TTB cuando tomaba decisiones, utilizando dichos órdenes sobre el conjunto total de pares posibles de ciudades (3.403 pares en el problema de las 83 ciudades alemanas).

Los resultados en las simulaciones de Todd y Dieckmann (en prensa) han puesto de manifiesto que la ejecución de TTB utilizando los diferentes algoritmos de aprendizaje incrementó en los primeros ensayos de la tarea por encima del nivel alcanzado si se exploran las claves al azar. Sin embargo, incluso después de 100 ensayos, dicha ejecución era mucho menor que la que alcanzaba TTB explorando las claves en función de la validez objetiva de las mismas. Los autores llegaron a las mismas conclusiones cuando implementaron otros algoritmos de aprendizaje u otros principios para el orden de claves basados en probabilidades condicionadas o pesos *b*.





Los resultados hallados en las simulaciones se vieron corroborados en un experimento (véase Todd y Dieckmann, en prensa): incluso después de 100 ensayos, las personas mostraban serias dificultades para aprender el poder predictivo de las claves con independencia del algoritmo de aprendizaje que utilizaran. Estos hallazgos coinciden con los resultados en la tarea de comparación de pares mencionados arriba y ponen de manifiesto que el aprendizaje de las claves predictivas puede ser un proceso lento.

*¿Cómo podemos aprender qué claves son predictivas?: una simulación*

En contraste con lo que ocurren en muchos estudios de laboratorio, en nuestro día a día, frecuentemente intercambiamos información con otras personas antes de tomar decisiones. Consideremos de nuevo el ejemplo de la decisión médica enunciado arriba. En lugar de recabar información individualmente para decidir qué tratamiento es más adecuado, muchas personas en esa situación recurrirían a otros pacientes con el mismo trastorno o a sus conocidos. Por lo tanto, podemos adquirir información sobre las claves que son predictivas en nuestro entorno individualmente o socialmente mediante el intercambio de información con otras personas (Bonnacio y Dalal, 2006).

Diversos autores han estudiado si la precisión de las decisiones se incrementa cuando se llevan a cabo procesos de inferencia grupales, y han comprobado que las decisiones colectivas son más precisas que las realizadas por los individuos promedio en un grupo (García-Retamero, Takezawa y Gigerenzer, en prensa; Hastie y Kameda, 2005; Hill, 1982; Kameda y Nakanishi, 2002; Kerr y Tindale, 2004). Así, por ejemplo, el promedio de los juicios de los diferentes miembros de un grupo reduce los errores en los juicios individuales. Es más, incluso cuando dichos juicios están sesgados sistemáticamente, el promedio de los mismos alcanza una ejecución similar a la derivada del uso de estrategias complejas que ponderan y suman la información procedente de diversas claves (Einhorn, Hogarth y Klempner, 1977; Hogarth, 1978). Aunque estos estudios se han centrado en la toma de decisiones –y no en los procesos de adquisición de información implicados en dichas de-

cisiones– los resultados derivados de los mismos son relevantes para nuestro problema de investigación. De hecho, sugieren que es posible que el intercambio de información a nivel grupal permita aprender qué claves son efectivas para tomar decisiones de un modo fiable y rápido. Para poner a prueba esta hipótesis hemos realizado una serie de simulaciones en las que se ha evaluado la precisión derivada del uso de diferentes reglas para el intercambio de información a nivel grupal cuando se implementan en los algoritmos de aprendizaje considerados por Todd y Dieckmann (en prensa) en sus simulaciones.

### Método

#### Instrumentos

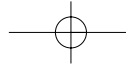
Las simulaciones se han programado en MATLAB. Se han utilizado datos procedentes de una gran variedad de problemas reales estudiados en diferentes disciplinas entre las que se incluye la Psicología, la Economía o la Biología (tabla 1). Dichos problemas difieren en el número de alternativas que incluyen y de claves que se pueden utilizar para tomar las decisiones. La tarea en todos ellos consistía en seleccionar pares de alternativas al azar y decidir cuál mostraría un valor mayor en el criterio a partir de la información sobre las claves.

#### Procedimiento

Diferenciamos ocho condiciones de aprendizaje grupal y cuatro de aprendizaje individual (véase tabla 2). En cada una de las condiciones de *aprendizaje grupal*, un grupo de cinco individuos tomaba decisiones a lo largo de un bloque de cinco ensayos (véase figura 1). En cada ensayo, se seleccionaba al azar un par de alternativas para cada miembro del grupo, y éstos debían decidir individualmente cuál de ellas mostraría un valor mayor en el criterio de decisión a partir de la información proporcionada por diversas claves. En el primer ensayo, dichas claves se ordenaban al azar, y cada miembro del grupo las exploraba secuencialmente siguiendo el orden correspondiente hasta que seleccionara una clave que dis-

*Tabla 1*  
Descripción de los 8 problemas utilizados en las simulaciones

Descripción de los problemas	Validez promedio	Rango de validez
Predicción de la <i>tasa de personas sin hogar</i> en 50 ciudades de Estados Unidos en función de seis claves (ej., el porcentaje de pisos de protección oficial; Tucker, 1987)	0,58	0,52-0,68
Predicción de la <i>cantidad de lluvia</i> en 24 observaciones en función de seis claves (ej., el grado de humedad previa; Woodley, Simpson, Biondini y Berkeley, 1977) después del uso de técnicas para la condensación de nubes	0,62	0,51-0,76
Predicción de la <i>tasa de accidentes de tráfico</i> por millón de millas en 39 segmentos de autopista en función de trece claves (ej., la longitud de los segmentos; Weisberg, 1985).	0,66	0,53-0,86
Predicción del <i>grado de obesidad</i> a los 18 años en 58 niños en función de once claves (ej., el peso a los dos años; Weisberg, 1985)	0,67	0,56-0,87
Predicción de la <i>tasa de mortalidad</i> en 60 ciudades de Estados Unidos en función de quince claves (ej., la temperatura promedio en el mes de enero; McDonald y Schwing, 1973).	0,67	0,54-0,81
Predicción del <i>consumo promedio de gasolina por persona</i> en 48 estados de los Estados Unidos en función de siete claves (ej., el número de personas con permiso de conducir; Weisberg, 1985)	0,73	0,57-0,82
Predicción del <i>ciclo vital</i> en 58 especies de mamíferos en función de ocho claves (ej., el peso corporal; Allison y Cicchetti, 1976)	0,74	0,54-0,93
Predicción de la <i>población</i> de las 83 ciudades alemanas con más de 100.000 habitantes en función de nueve claves (ej., si las ciudades tienen universidad; Fischer Welt Almanach, 1993)	0,76	0,51-1,00



criminara entre las alternativas. Tras ello, decidían que la alternativa en la que la clave estaba presente mostraría un valor mayor en el criterio que aquella en la que estaba ausente –es decir, tomaban decisiones utilizando la estrategia TTB–. Una vez tomada la decisión, se proporcionaba feedback sobre la alternativa correcta a cada uno de los miembros del grupo, y éstos individualmente reordenan las claves de acuerdo a dicho feedback utilizando, para ello,

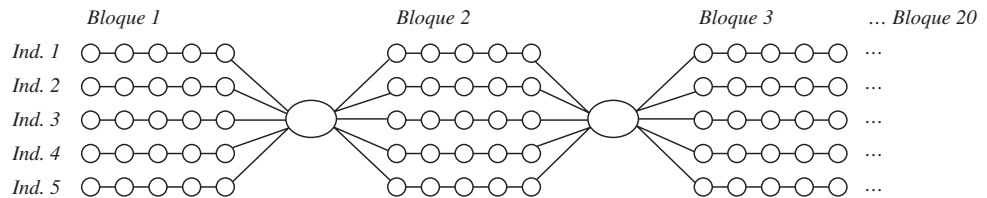
un algoritmo de aprendizaje. En los siguientes ensayos del bloque se repetía el mismo proceso. En dichos ensayos, sin embargo, las claves se exploraban siguiendo el nuevo orden generado a partir del feedback.

Todos los miembros del grupo utilizaban el mismo algoritmo de aprendizaje individual cuando tomaban decisiones a lo largo del bloque de ensayos. En cuatro de las ocho condiciones de aprendizaje grupal se utilizaba el algoritmo de *validez* –seleccionado por motivos teóricos, ya que define el modo en que TTB ordena las claves–. En las otras cuatro se empleaba el algoritmo de *conteo con intercambio* –seleccionado por motivos empíricos, ya que es uno de los que mejor explica el proceso de adquisición de información en un alto porcentaje de participantes en el experimento de Todd y Dieckmann (en prensa)–. A pesar de que todos los miembros del grupo en cada condición emplearan el mismo algoritmo de aprendizaje, cada uno de ellos mostraba un orden jerárquico de las claves diferente tras el primer bloque de ensayos. Esto se debe a que cada miembro del grupo recibía pares de alternativas diferentes a los demás durante dicho bloque, tal y como hemos comentado arriba.

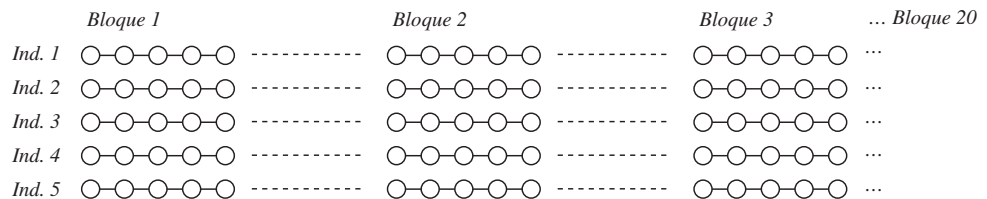
Tras el primer bloque de ensayos, cada miembro del grupo en las distintas condiciones intercambiaba información sobre el orden de claves que habían aprendido con los otros componentes de su grupo. Todos ellos utilizaban una *regla de aprendizaje grupal* para inferir un único orden jerárquico de claves (denominado *orden grupal*; véase revisión en Hastie y Kameda, 2005). En dos de las ocho condiciones de aprendizaje grupal se utilizaba la *regla de la*

<p>Tabla 2</p> <p>Condiciones de aprendizaje incluidas en el diseño de la simulación</p>		
Tipo de aprendizaje	Condiciones de aprendizaje	Regla de aprendizaje individual
Grupal	Mayoría	Validez Conteo con intercambio
	Experto	Validez Conteo con intercambio
	Borda	Validez Conteo con intercambio
	Promedio	Validez Conteo con intercambio
Individual	Individual-1	Validez Conteo con intercambio
	Individual-5	Validez Conteo con intercambio

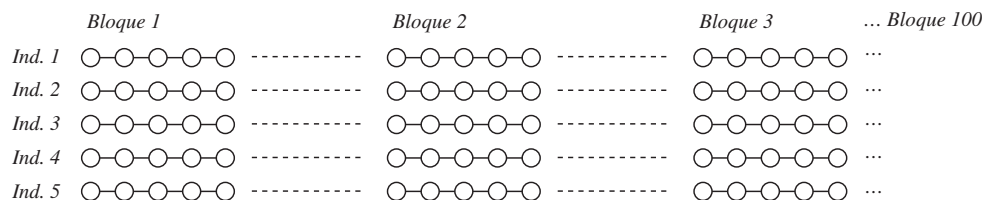
Condiciones de aprendizaje grupal



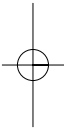
Condiciones de aprendizaje individual -1

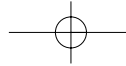


Condiciones de aprendizaje individual -5



**Figura 1.** Representación de la secuencia de aprendizaje en las condiciones de aprendizaje grupal, individual-1, e individual-5. Los círculos representan los ensayos de aprendizaje individual, mientras que los óvalos representan el proceso de intercambio de información a nivel grupal





*mayoría* para generar el orden grupal. En ellas, los miembros del grupo emitían un voto sobre qué clave tenía mayor validez, y aquella que recibía más votos se situaba en primer lugar en el orden grupal. Todos los miembros del grupo votaban después la siguiente clave de mayor validez, y así sucesivamente. En caso de que hubiera empate entre claves, se seleccionaba una de ellas al azar. En otras dos condiciones se utilizaba la *regla del experto*. Para ello, todos los miembros del grupo imitaban el orden de claves de aquel que había obtenido una mejor ejecución en el bloque de ensayos. En otras dos condiciones se utilizaba la *regla de Borda* –denominada así después de que fuera propuesta por el matemático francés Jean-Charles de Borda para elegir a los miembros de la Academia Francesa de las Ciencias–. En estas condiciones, los miembros del grupo ordenaban todas las claves, y la suma de los órdenes de todos los miembros se consideraba como el orden grupal. Finalmente, en otras dos condiciones se utilizaba la *regla del promedio*. Según esta regla se computaba para cada clave la media de las estimaciones de todos los miembros del grupo.

Tras establecer el orden grupal de las claves, todos los miembros del grupo en cada condición volvían a recibir un nuevo bloque de cinco ensayos en los que tomaban decisiones individualmente tal y como se ha descrito en el primer bloque. La única diferencia es que en el nuevo bloque comenzaban explorando las claves siguiendo el orden grupal inferido. Tras recibir feedback sobre la ejecución, actualizaban individualmente dicho orden grupal. El proceso de intercambio de información a nivel grupal, cómputo del orden grupal de las claves, y la actualización del mismo a partir del feedback individual se repetía tras cada bloque de cinco ensayos. Los individuos recibían un total de veinte bloques (es decir, cien ensayos).

Como controles se han utilizado cuatro condiciones de *aprendizaje individual* (véase tabla 2). En dos de ellas, denominadas condiciones de *aprendizaje individual-1*, cada miembro de un grupo de cinco individuos recibía el conjunto de pares de alternativas que se presentaba a uno de los miembros de los grupos en las condiciones de aprendizaje grupal –es decir, cada uno de ellos pasaba por un total de 20 bloques de ensayos–. Los miembros de este grupo, sin embargo, no intercambiaban información sobre el orden jerárquico de las claves con los otros componentes (véase figura 1). En las otras dos condiciones, denominadas condiciones de *aprendizaje individual-5*, cada miembro de un grupo de cinco individuos recibía el conjunto de pares de alternativas que se presentaban a todos los miembros de los grupos en las condiciones de aprendizaje grupal –es decir, cada uno de ellos pasaba por un total de 100 bloques de ensayos–. Las dos primeras condiciones, por tanto, son las líneas base que permiten evaluar el beneficio derivado del uso de las cuatro reglas de aprendizaje grupal; las otras dos condiciones permiten evaluar si dicho beneficio se debe tan sólo a una mayor experiencia indirecta con las claves por parte de los miembros de los grupos en las condiciones de aprendizaje grupal. En una de las condiciones de aprendizaje individual de cada tipo, los individuos utilizaban el algoritmo de validez para actualizar el orden jerárquico de las claves; en la otra, se empleaba el algoritmo de conteo con intercambio.

#### Análisis de datos

En cada ensayo se ha evaluado la ejecución de TTB explorando la información en el orden derivado de las 12 condiciones de aprendizaje –ocho grupales y cuatro individuales– en cada uno de

los 8 problemas estudiados, generando un total de 96 condiciones experimentales diferentes. En cada una de estas condiciones hemos simulado 1.000 grupos de 5 individuos (es decir, 480.000 individuos en total).

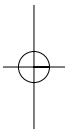
#### Resultados

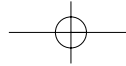
En la figura 2 se muestra la ejecución de las cuatro reglas de aprendizaje grupal cuando se implementan en el algoritmo de validez. Como contraste, también se ha incluido las condiciones de aprendizaje individual -1 y -5, y la ejecución de TTB explorando las claves al azar (línea recta inferior) y en función de su validez objetiva (línea recta superior). En la figura aparece la ejecución promedio en los 1.000 grupos simulados en los 8 problemas.

El uso de las reglas del promedio, de la mayoría, y del experto supone una mejora notable en la ejecución cuando se comparan con las condiciones de aprendizaje individual. De hecho, tanto la ejecución de la regla de la mayoría como la de la regla del promedio es mayor a la obtenida en la condición de aprendizaje individual -1. No obstante, sólo la ejecución de la regla del promedio es equivalente a la alcanzada por TTB explorando las claves en función de su validez objetiva. Recordemos que ésta es la más compleja de todas las reglas de aprendizaje grupal consideradas, ya que integra las estimaciones numéricas sobre el poder predictivo de cada clave realizadas por cada miembro del grupo. La regla de Borda, sin embargo, no alcanza una ejecución elevada, quedando ésta incluso por debajo de la condición de aprendizaje individual-1. Así y todo, dicha regla obtiene una ejecución mejor que TTB explorando las claves al azar.

El resultado más interesante en la simulación es el obtenido por la regla del experto. Recordemos que ésta es la regla de aprendizaje grupal más sencilla de todas las consideradas, ya que no implica agregar información a nivel grupal: sólo requiere determinar qué miembro del grupo ha obtenido mejor ejecución e imitar el orden de claves que ha utilizado para ello. A pesar de su simplicidad, la ejecución obtenida por esta regla es superior a la alcanzada en las condiciones de aprendizaje individual -1 y -5. Recuerde que en esta última condición, los individuos experimentaban hasta un total de quinientos ensayos –experiencia comparable a la que reciben los cinco componentes de cada grupo en las condiciones de aprendizaje grupal a lo largo de cien ensayos–. La regla del experto, además, alcanza una ejecución superior al resto de las reglas grupales consideradas e, incluso, supera a TTB explorando las claves en función de la validez objetiva. Asimismo, resulta especialmente llamativo el incremento en la ejecución que muestra dicha regla tras sólo un intercambio de información a nivel grupal (es decir, tras el primer bloque de cinco ensayos).

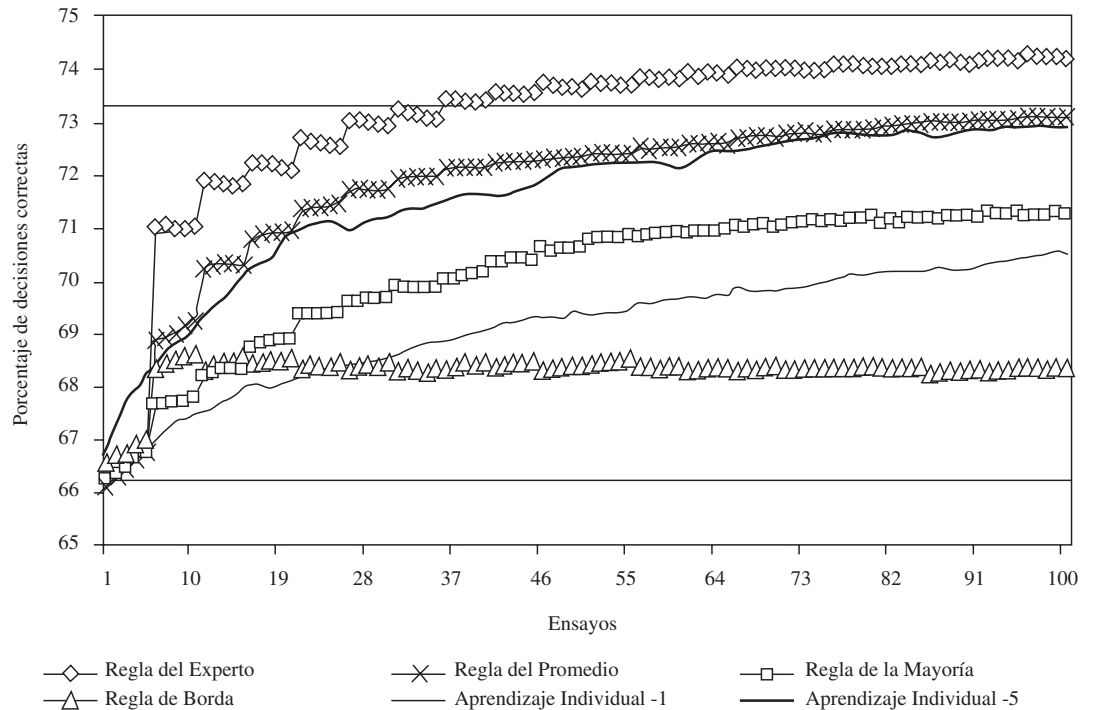
Parte de estas conclusiones se mantienen cuando en lugar del algoritmo de validez se utiliza el de conteo con intercambio (véase figura 3). Así, por ejemplo, la regla del promedio alcanza una ejecución elevada, superior a la obtenida en las condiciones de aprendizaje individual. Sin embargo, la regla de la mayoría y, especialmente, la de Borda obtienen una ejecución pobre –cercana al azar en este último caso–. De nuevo, la ejecución de la regla del experto es superior a la obtenida en las otras condiciones de aprendizaje grupal, e incluso está cercana a la obtenida por TTB explorando las claves en función de su validez objetiva. Cuando se emplea el algoritmo del conteo con intercambio, sin embargo, los resultados muestran una característica diferencial: se produce un declive en la ejecución de esta regla tras cada intercambio a nivel



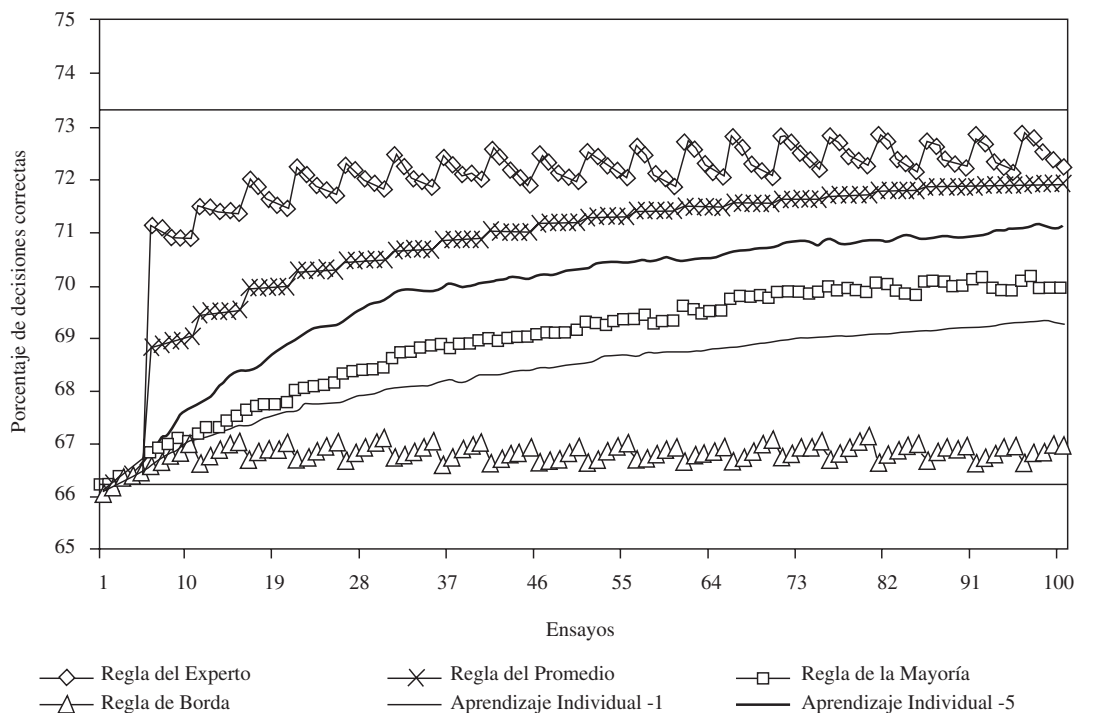


grupal. Esto se debe a que el orden establecido por todos los miembros del grupo se actualiza en función del feedback recibido individualmente a lo largo de cada uno de los bloques de ensayos, por lo que la ejecución decae progresivamente.

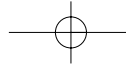
¿Hasta qué punto son robustos los resultados encontrados en las simulaciones? En primer lugar, nuestras conclusiones se mantienen en los ocho problemas que se presentan en la tabla 1. Además, hemos repetido las simulaciones modificando dos parámetros: el ta-



**Figura 2.** Ejecución promedio de las cuatro reglas de aprendizaje grupal cuando se implementan en el algoritmo de validez



**Figura 3.** Ejecución promedio de las cuatro reglas de aprendizaje grupal cuando se implementan en el algoritmo de conteo con intercambio



maño grupal (con 2, 10, 25 y 100 individuos), y el número de ensayos tras los que se intercambia información a nivel grupal (cada 10, 25 y 50 ensayos). Los resultados en estas simulaciones han mostrado que cuanto mayor es el tamaño grupal, mejor es la ejecución. Esto ocurre con independencia de la regla de aprendizaje grupal que se emplee. No obstante, el incremento en precisión cuando se pasa de grupos de 2 a 25 miembros es mayor que el que se obtiene cuando se pasa de grupos de 25 a 100 miembros. Es más, cuanto más frecuentes son los intercambios de información a nivel grupal, mejor es la ejecución. De nuevo, el uso de la regla del experto es una forma efectiva de resolver los problemas de aprendizaje de las claves predictivas a nivel individual, ya que cuando 10 miembros en un grupo intercambian información con los otros componentes en una sola ocasión (es decir, tras un bloque de 50 ensayos), la ejecución es comparable a la alcanzada por TTB explorando las claves en función de su validez objetiva. Por lo tanto, la superioridad de la regla del experto observada previamente se replica cuando se incrementa levemente el número de miembros que componen el grupo, incluso aunque el número de intercambios a nivel grupal se reduzca sustancialmente.

#### Discusión y conclusiones

Frecuentemente, basamos nuestras decisiones en diversas claves con distinto poder predictivo. Para obtener alta precisión en dichas decisiones es crucial el orden en que exploramos las claves. La investigación previa (véase Todd y Dieckmann, en prensa, y García-Retamero et al., 2007) ha puesto de manifiesto que las per-

sonas mostramos severos problemas a la hora de aprender a discriminar qué claves son predictivas y a seleccionarlas en función de su validez. En este artículo ofrecemos una posible solución a este problema: el intercambio de información con otras personas en nuestro entorno puede facilitar el aprendizaje de las claves que son más efectivas. Los resultados de varias simulaciones ofrecen apoyo teórico a esta hipótesis. El aprendizaje grupal, por tanto, permitiría superar las limitaciones en los procesos de aprendizaje individual.

Nuestros resultados además han puesto de manifiesto que, a pesar de su simplicidad, el uso de la regla del experto permite alcanzar una ejecución superior a otras reglas de aprendizaje grupal más complejas que implican agregar cuantiosa información. Esto ocurre incluso tras el primer intercambio de información a nivel grupal. La regla del experto, además, alcanza una precisión en la ejecución superior a TTB explorando las claves en función de su validez objetiva. Por este motivo –y debido a la sencillez y aplicabilidad de esta regla– es posible que a medida que el número de claves y alternativas incrementa en el entorno, imitar al miembro del grupo con mayor experiencia sea la única alternativa viable desde un punto de vista cognitivo. Los resultados de nuestras simulaciones, por tanto, proporcionan un contexto teórico rico para futuros experimentos sobre el tema.

#### Agradecimientos

Este trabajo ha sido subvencionado con el proyecto I+D concedido por el MEC período 2009-2011.

#### Referencias

- Allison, T., y Cicchetti, D. (1976). Sleep in mammals: Ecological and constitutional correlates. *Science*, 174, 732-734.
- Andershed, B. (2006). Relatives in end-of-life care: A systematic review of the literature the five last years, January 1999-February 2004. *Journal of Clinical Nursing*, 15, 1158-1169.
- Bonaccio, S., y Dalal, R.S. (2006). Advice taking and decision making: An integrative literature review, and implications for the organizational sciences. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 101, 127-151.
- Einhorn, H.J., Hogarth, R.M., y Klempner, E. (1977). Quality of group judgment. *Psychological Bulletin*, 84, 158-172.
- Fischer Welt Almanach [Fischer World Almanac] (1993). Frankfurt, Germany: Fischer.
- García-Retamero, R., y Dhami, M.K. (2009). Take-the-best in expert-novice decision strategies for residential burglary. *Psychonomic Bulletin and Review*, 16, 163-169.
- García-Retamero, R., y Dieckmann, A. (2006). Una revisión crítica del enfoque de los heurísticos rápidos y frugales. *Revista Latinoamericana de Psicología*, 38, 509-522.
- García-Retamero, R., Hoffrage, U., y Dieckmann, A. (2007). When one cue is not enough: Combining fast and frugal heuristics with compound cue processing. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 60, 1197-1215.
- García-Retamero, R., y Rieskamp, J. (2008). Adaptive mechanisms for treating missing information: A simulation study. *The Psychological Record*, 58, 547-568.
- García-Retamero, R., Takezawa, M., y Gigerenzer, G. (2008). Comunicación grupal y estrategias de toma de decisiones. *Psicothema*, 20, 753-759.
- García-Retamero, R., Takezawa, M., y Gigerenzer, G. (en prensa). Does imitation benefit cue order learning? *Experimental Psychology*.
- Gigerenzer, G., y Goldstein, D.G. (1996). Reasoning the fast and frugal way: Models of bounded rationality. *Psychological Review*, 103, 650-669.
- Hastie, R., y Kameda, T. (2005). The robust beauty of majority rules in group decisions. *Psychological Review*, 112, 494-508.
- Hill, G.W. (1982). Group versus individual performance: Are N+1 heads better than one? *Psychological Bulletin*, 91, 517-539.
- Hogarth, R.M. (1978). A note on aggregating opinions. *Organizational Behavior and Human Performance*, 21, 40-46.
- Kameda, T., y Nakanishi, D. (2002). Cost-benefit analysis of social/cultural learning in a nonstationary uncertain environment: An evolutionary simulation and an experiment with human subjects. *Evolution and Human Behavior*, 23, 373-393.
- Kerr, N.L., y Tindale, R.S. (2004). Group performance and decision making. *Annual Review of Psychology*, 55, 623-655.
- McDonald, G.C., y Schwing, R.C. (1973). Instabilities of regression estimated relating air pollution to mortality. *Technometrics*, 15, 463-482.
- Newell, B.R., Lagnado, D.A., y Shanks, D.R. (2007). *Straight choices: The psychology of decision making*. Hove, UK: Psychology Press.
- Newell, B.R., y Shanks, D.R. (2003). Take the best or look at the rest? Factors influencing «one-reason» decision making. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, & Cognition*, 29, 53-63.
- Todd, P.M., y Dieckmann, A. (2005). Heuristics for ordering cue search in decision making. En L.K. Saul, Y. Weiss y L. Bottou (Eds.): *Advances in neural information processing systems* 17 (pp. 1393-1400). Cambridge, MA: MIT Press.
- Todd, P.M., y Dieckmann, A. (en prensa). *Simple rules for ordering cues in one-reason decision making*. En P.M. Todd, G. Gigerenzer y el ABC Research Group (Eds.): *Ecological rationality: Intelligence in the world*. Oxford University Press, New York.
- Tucker, W. (1987). Where do the homeless come from? *National Review*, September 25, 34-44.
- Weisberg, S. (1985). *Applied linear regression*. New York: Wiley.
- Woodley, W.L., Simpson, J., Biondini, R., y Berkeley, J. (1977). Rainfall results 1970-75: Florida area cumulus experiment. *Science*, 195, 735-742.

