



MÁSTERES de la UAM

Facultad de Psicología /13-14

Máster en Metodología
de las Ciencias del
Comportamiento
y la Salud

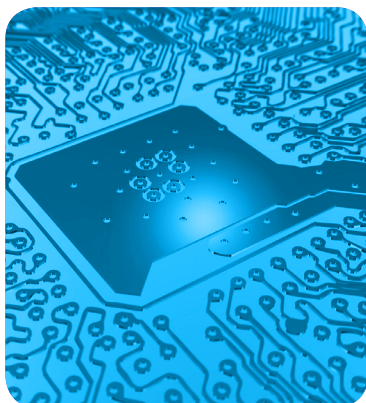
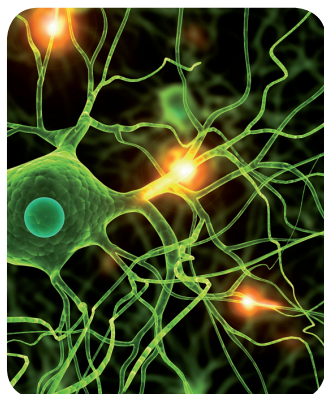


excelencia Campus Internacional
UAM
CSIC+



**Comparación de
modelos multino-
miales de procesa-
miento en árbol con
estrategias de ajuste
individual y grupal:
El caso de las con-
junciones ilusorias**

*J. Ignacio Durán
Pachecho*



Índice

Resumen	1
1. Introducción.....	2
2. Modelos matemáticos en psicología.....	2
3. Ajuste grupal frente a ajuste por individuos.....	4
4. Modelos multinomiales de procesamiento en árbol	6
5. Atención y conjunciones ilusorias	7
6. Tarea experimental	9
7. Objetivos.....	12
8. Descripción de los parámetros y estructura de los modelos	13
9. Resultados.....	17
<i>9.1. Ajuste de grupo</i>	17
<i>9.2. Ajuste individual</i>	21
10. Discusión	25
11. Simulación.....	26
<i>11.1 Formulación de los modelos</i>	27
<i>11.2 Parámetros de las simulaciones</i>	28
<i>11.3 Descripción de las simulaciones</i>	29
12. Resultados de la simulación	30
13. Discusión	37
14. Conclusiones.....	38
Referencias	40
Anexo I	43

Resumen

En este trabajo se estudiará la aplicabilidad de los modelos multinomiales de procesamiento en árbol (Batchelder y Riefer, 1999) en el contexto del paradigma experimental de presentación rápida de series visuales (PRSV). Mediante este tipo de modelos se abordará el debate sobre el fenómeno de las conjunciones ilusorias (Donk, 1999; Prinzmetal, Diedrichsen e Ivry, 2001). Además, se estudiarán las diferencias que supone modelar a partir de los promedios de los resultados de los participantes en un estudio o modelar a partir de los resultados tomados individualmente para distintas condiciones de heterogeneidad entre participantes. Con respecto a las conjunciones ilusorias, el único modelo que presentó un buen ajuste a los datos fue el que consideraba las conjunciones en el dominio temporal. Al existir gran homogeneidad entre los participantes, no se encontraron diferencias al ajustarlo individual y grupalmente. Sin embargo, al ajustar los datos simulados la estrategia grupal mostró menor sensibilidad que la individual a las condiciones de mayor heterogeneidad, rechazando modelos correctos individualmente. Por tanto, al ajustar modelos de árbol consideramos recomendable emplear una estrategia individual de cara a detectar condiciones de heterogeneidad; evitando amenazas a la validez de los resultados.

1. Introducción

En este trabajo se estudiará la aplicabilidad de los modelos multinomiales de procesamiento en árbol en el contexto del paradigma experimental de presentación rápida de series visuales (PRSV). Se trata de modelos que reparametrizan las probabilidades asociadas a conjuntos de categorías comportamentales discretas, ofreciendo valores paramétricos útiles como estimadores de las probabilidades de determinados estados cognitivos propuestos formalmente (Batchelder, 1998; Batchelder y Riefer, 1999; Erdfelder et al., 2009).

El contexto de aplicación serán datos obtenidos con el paradigma PRSV, que consiste en la presentación de conjuntos de estímulos a una alta velocidad (centésimas de segundo), tras los que se pide una respuesta a los participantes sobre la identidad de uno de los estímulos presentados. Dichos datos toman la forma de frecuencias de respuesta ofrecidas por los participantes para categorías comportamentales discretas previamente establecidas. Dentro de este paradigma, puede estudiarse cómo varían dichas frecuencias en función de variaciones introducidas en las condiciones experimentales.

Cabe esperar que estudiar los datos obtenidos bajo el paradigma PRSV aplicando modelos de árbol ofrezca resultados relevantes para la teoría de la atención en general y para la comprensión del fenómeno de las conjunciones ilusorias en particular.

Valiéndonos de este contexto y de este tipo de modelos, nuestra intención es estudiar las diferencias que supone modelar a partir de los promedios de los resultados de los participantes en un estudio o modelar a partir de los resultados de cada participante tomados individualmente.

2. Modelos matemáticos en psicología

El uso del lenguaje natural ha sido y sigue siendo a día de hoy la forma más común de definir y comunicar las teorías generadas en psicología. Del mismo modo, la precisión tanto de las definiciones de comportamientos y procesos como de las predicciones que se derivan de los mecanismos teóricos propuestos ha supuesto una preocupación recurrente. Entre los objetivos de las teorías se encuentran los de delimitar

y simplificar parte de la realidad para comprender o predecir su funcionamiento, pero la falta de precisión de las teorías verbales en muchos casos dificulta esta tarea. En este contexto los modelos matemáticos se presentan como un modo formal de definir teorías cuya precisión es mucho mayor que la de las teorías verbales, tanto a la hora de comunicarlas como de derivar predicciones a partir de ellas (Botella, 2005; Ponsoda, 1986).

Habitualmente la credibilidad de las teorías verbales se ha contrastado a partir de pruebas respecto al mantenimiento o rechazo de una hipótesis que concierne a diferencias ordinales entre condiciones (Botella, 2005; Cavagnaro, Myung y Pitt, 2010); por ejemplo, comprobando si existen diferencias en el rendimiento en una tarea de inteligencia en situaciones de estrés bajo y alto. Sin olvidar que tales pruebas estadísticas implican un modelo matemático subyacente (generalmente de carácter lineal), su uso excesivo ha limitado a veces muy claramente la forma y contenidos que adoptan las teorías, restringiendo su nivel de detalle a contrastes dicotómicos y no de grado (en el ejemplo, destacando únicamente que se da un rendimiento distinto entre las condiciones de estrés sin tratar de especificar la magnitud de la diferencia).

Una propiedad del uso de modelos matemáticos es que la forma de contrastar el parecido con la realidad de lo postulado en la teoría es a través de su ajuste a datos obtenidos de forma empírica. Gracias a esta cualidad, junto a su flexibilidad y variedad, los modelos matemáticos ofrecen mayor libertad que las teorías verbales a la hora de definir y contrastar teorías. Por ejemplo, se pueden postular distintos procesos como causas de un mismo comportamiento para evaluar su idoneidad como teorías, comprobar qué variaciones introducidas en una misma teoría pueden ofrecer un mejor ajuste así como estudiar la magnitud de los cambios que provocan las manipulaciones de variables experimentales relevantes en los modelos y, por tanto, en los procesos propuestos. Al estar estas manipulaciones y las predicciones teóricas definidas con mayor precisión y flexibilidad, las posibilidades de captar la complejidad de un fenómeno psicológico son mayores al modelarlo matemáticamente. De forma análoga, la información extraída de los datos experimentales en su análisis al emplear modelos es mucho mayor (Myung, Pitt, y Kim, 2006), haciendo más accesible el contraste de teorías explicativas y no sólo descriptivas.

Por otra parte, la definición formal de un planteamiento teórico hace más sencilla su comunicación, dando lugar a una mayor facilidad de comprensión y contraste entre distintos investigadores.

3. Ajuste grupal frente a ajuste por individuos

A pesar de las ventajas que puede suponer el empleo de modelos matemáticos en el trabajo de definición y contraste de teorías, la forma en que se aplican puede resultar incorrecta si se violan algunos de los supuestos predefinidos por el modelo. Que el escenario en que se aplica el modelo concuerde con lo que éste presupone es una condición necesaria en muchos casos para que las conclusiones que se extraen de su aplicación no se encuentren sesgadas y, por tanto, sean fiables y útiles a los fines para los que se utilizan.

Así, es muy común asumir que la forma de las funciones que representan el desempeño de cada participante en una tarea experimental es igual a la que correspondería al grupo de individuos, de forma que lo único que puede variar de unas a otra es el valor de los parámetros que las definen: la función grupal ofrecería promedios de las funciones individuales. Si bien esto es cierto para algunas funciones, no ocurre en otras (Estes, 1956) como, por ejemplo, con la familia de las funciones exponenciales.

Del mismo modo, al aplicar modelos a datos grupales también es común asumir que el valor de los parámetros poblacionales es el mismo para cada individuo, lo que tampoco es necesariamente cierto. Existen casos en los que la heterogeneidad entre individuos hace más razonable pensar que existe variabilidad también para los valores poblacionales, pudiendo presentar sus propias distribuciones de probabilidad (Smith y Batchelder, 2010).

Con todo lo anterior, parece que lo más prudente es comprobar en qué medida se cumplen los supuestos que se asumen, así como las consecuencias de su incumplimiento en cada caso concreto antes de realizar inferencias o predicciones con respecto a individuos basándose en resultados promediados. Esto puede hacerse ajustando los modelos individual o grupalmente, pero cada estrategia tiene sus propias ventajas y problemas asociados:

(a) Si bien al modelar individualmente la recuperación del valor poblacional de los parámetros individuales es menos sesgada (menos cuanto mayores sean las diferencias entre sujetos), también es menos eficiente, mostrando una variabilidad mayor que modelando datos combinados, en especial cuando el número de participantes implicado es grande (Chechile, 2009; Estes y Maddox, 2005).

(b) Modelar individualmente permite descubrir, si los hay, grupos de individuos que siguen distintos patrones al realizar una misma tarea experimental; un hecho que pasaría desapercibido modelando grupalmente (Cohen, Sanborn y Shiffrin, 2008). Sin embargo, la estrategia individual requiere gran cantidad de datos por participante para no cometer grandes errores de estimación, lo que no siempre es posible.

(c) Ignorar la sobredispersión provocada por la heterogeneidad entre individuos cuando ésta existe puede dar lugar a estimaciones de intervalos de confianza demasiado pequeños y a tasas de error tipo I mayores de las especificadas a priori, tanto para contrastes sobre el valor de los parámetros como para las pruebas de bondad de ajuste, lo que puede llevar a rechazar para el grupo modelos que son capaces de describir correctamente los datos individuales (Klauer, 2006).

En la práctica la adecuación de una estrategia u otra dependerá del escenario en que se aplique el modelo (de mayor o menor heterogeneidad entre sujetos y riqueza de datos por individuo). En este sentido, según la heterogeneidad de los resultados podemos movernos en un continuo (Lee y Webb, 2005) cuyos polos corresponderían, por una parte, a un patrón de comportamiento distinto para cada sujeto, y por tanto al establecimiento de una familia distinta de modelos para cada uno. En el otro polo nos encontraríamos con la situación de un solo patrón igual para todos los sujetos, en cuyo caso se realizaría el análisis clásico: un solo modelo aplicado al promedio de todos los sujetos agrupados (la variabilidad, en este caso extremo, obedecería exclusivamente a la atribuible al error o ruido, que además tiende a anularse con una muestra lo suficientemente grande). En la mayoría de casos la mejor aproximación se lograría en un punto intermedio, generando grupos de individuos en función de su similaridad en el desempeño de la tarea, para más tarde analizar de forma agrupada o promediada los distintos subgrupos de datos o “patrones iguales” de resultados, generando así familias

de modelos (Lee y Webb, 2005) que describirían con la mayor precisión posible los resultados obtenidos.

Todo lo comentado anteriormente nos lleva a considerar la importancia de estudiar cómo se relacionan características clave de los distintos escenarios posibles con la atenuación o acentuación de fortalezas y debilidades de las estrategias de ajuste individual y grupal. Conocer y aplicar estos conocimientos repercutirá en la validez de las conclusiones que se extraen de los resultados aportados al ajustar un modelo matemático.

4. Modelos multinomiales de procesamiento en árbol

En el presente trabajo se estudiarán las diferencias en los resultados ofrecidos por las dos estrategias de ajuste mediante los modelos multinomiales de procesamiento en árbol. Se trata de modelos que reparametrizan las probabilidades (π_j) asociadas a un conjunto de categorías comportamentales discretas contempladas dentro de un paradigma experimental, ofreciendo una estimación de las probabilidades de los procesos cognitivos subyacentes a las respuestas observables. El modo en que dichos procesos cognitivos dan lugar a las distintas respuestas se recoge en la estructura del propio modelo, con el que se especifican las distintas “rutas” posibles de procesamiento de acuerdo a la teoría.

Esta clase de modelos se definen asumiendo que cada comportamiento discreto (C_j) surge de un solo proceso cognitivo subyacente (T_i) (Riefer y Batchelder, 1988):

$$\pi_j = \sum_{i=1}^I P(C_j|T_i)P(T_i) = \sum_{i=1}^I a_{ij}b_i \quad (4.1)$$

Donde a_{ij} representa la probabilidad condicional de la categoría comportamental dado un estado cognitivo subyacente y b_i representa la probabilidad de que tenga lugar dicho estado.

Dado que con la ecuación (4.1) se tiene menos información ($J-1$ datos independientes) que la que se busca obtener ($IJ-1$ parámetros), para poder estimar las probabilidades a_{ij} y b_j se impone un conjunto de S parámetros (θ_s) que las determinan.

Aun así, para que el modelo sea estimable el número de éstos parámetros debe ser igual o menor que el número de categorías comportamentales contempladas ($S \leq J - 1$).

Los valores de θ_s suponen una estimación de las probabilidades de cada “ruta” de procesamiento especificada dadas unas condiciones experimentales, por lo que si un modelo presenta un buen ajuste a los datos además de arrojar información sobre la estructura del proceso seguido en la realización de una tarea, las estimaciones obtenidas para los parámetros pueden informar sobre diferencias en el modo de abordarla al variar las condiciones en que se realiza.

En este trabajo se analizarán ambos tipos de resultados: sobre la estructura de distintos modelos de árbol y su ajuste a los datos así como el cambio en los valores de los parámetros en función de la introducción de variaciones concretas en la tarea experimental.

La tarea experimental en la que basaremos su aplicación se encuadra dentro del paradigma de presentación rápida de series visuales (PRSV), con el objeto de desentrañar y explicar la procedencia de las llamadas conjunciones ilusorias.

5. Atención y conjunciones ilusorias

Treisman y Gelade (1980; Treisman y Schmidt, 1982) propusieron una influyente teoría de la atención (*Feature Integration Theory; FIT*) en la que se postulan dos etapas secuenciales en el procesamiento de estímulos visuales. En la primera etapa se extraerían por separado las características simples de los estímulos (por ejemplo, la forma y el color de un estímulo concreto). En esta fase, se procesaría la información de modo paralelo y a un nivel preatencional, dando lugar a lo que llaman “rasgos flotantes”, representaciones de las características de un mismo estímulo no coordinadas entre sí (por ejemplo, forma circular y color azul por separado). En la segunda etapa se formarían las representaciones visuales ya integradas coordinando o uniendo las características simples extraídas previamente en un mismo percepto (en el ejemplo, un círculo azul). Esta segunda etapa funcionaría de forma serial y controlada, requiriendo para ello el empleo de atención focalizada.

Dicha teoría se ha basado en dos conjuntos de evidencias, si bien se ha modificado y actualizado en base a otros resultados, algunos contrarios a ella (Quinlan, 2003). El primer conjunto proviene de experimentos de búsqueda visual y el resumen de los resultados en las llamadas funciones de búsqueda. En estas funciones se pone en relación el número de estímulos presentados simultáneamente con los tiempos de reacción, y de ellas se han analizado sus pendientes. La lógica de esta forma de contrastar algunas de las predicciones de la teoría es que las pendientes de las funciones de búsqueda deben ser iguales a cero para las tareas que se asumen de procesamiento paralelo, y distintas de cero para las que se asumen seriales.

El otro tipo de evidencia en que se ha apoyado la teoría de Treisman y Gelade, y más en concreto el papel fundamental que otorga a la atención en el “pegado” de rasgos perceptivos son las llamadas conjunciones ilusorias. Dichas conjunciones son resultados experimentales en los que los participantes reportan un elemento presentado con características pertenecientes a otro de los que se presentaron junto a él. Desde la FIT se ha interpretado este tipo de respuestas como el resultado de un fallo en la etapa de atención focalizada debido a su sobrecarga por la dificultad de la tarea, de forma que las características extraídas en la primera etapa de procesamiento se combinan aleatoriamente para formar el percepto integrado. En estos casos, el percepto se forma combinando inadecuadamente rasgos que se presentaron realmente, aunque de forma separada.

Como se mencionaba anteriormente, algunos autores se han posicionado en contra de alguno de los postulados de la FIT. Este es el caso de Donk (1999, 2001), para la que las conjunciones ilusorias no se dan, al menos entendidas como producto de una combinación incorrecta de rasgos identificados correctamente. Para Donk, son un artefacto experimental producto de que los participantes confundan el estímulo objetivo o *target* de la tarea con uno que no lo es. Tras estas observaciones, otros autores defienden que incluso descontando este tipo de errores, se pueden observar ensayos en los que los resultados se deben a auténticas conjunciones ilusorias (Ashby, Prinzmetal, Ivry y Maddox, 1996; Prinzmetal, Diedrichsen e Ivry, 2001).

Pensamos que esta polémica se debe a que solo se ha intentado resolver analizando las conjunciones ilusorias que se presentan en el dominio espacial, es decir, entre rasgos procedentes de estímulos presentados en distintas posiciones espaciales,

siendo un fenómeno infrecuente y difícil de observar. En cambio, las conjunciones ilusorias que se dan entre rasgos procedentes de objetos presentados en distintos momentos (en el dominio del tiempo) son un fenómeno mucho más poderoso y frecuente. Lawrence (1971) fue el primero en describirlas y el grupo de Botella ha realizado numerosos experimentos en los que se producen estos errores (Botella y Eriksen, 1992; Botella, García y Barriopedro, 1992; Botella, Narváez, Suero y Juola, 2007), además de formalizar un modelo que describe la forma en que lo hacen (Botella, Barriopedro y Suero, 2001).

En este trabajo se empleará un paradigma experimental que permite estudiar la formación de conjunciones ilusorias en ambos dominios, espacial y temporal, aislando estas respuestas de las debidas a otras causas. Esto se hará a través de la aplicación de modelos multinomiales de procesamiento en árbol (Batchelder y Riefer, 1999), que nos permitirán establecer y contrastar hipótesis sobre ambos tipos de conjunciones.

6. Tarea experimental

Presentamos aquí un resumen del método experimental descrito con detalle en otros trabajos (Botella, Privado, Suero y Rubio, 2007).

Participantes

Participaron en el estudio 48 estudiantes de la Universidad Autónoma de Madrid asignados al azar a cuatro grupos, cada uno de los cuales realizó una de las cuatro condiciones experimentales.

Procedimiento

Los datos obtenidos consistieron en las respuestas de los participantes a la pregunta de qué letra había aparecido en un color determinado tras la presentación de un conjunto de estímulos. Se presenta un ejemplo de la forma de presentación en la figura 1.

Las condiciones variaron en cuanto al número de estímulos presentados en cada pantalla (carga perceptiva o CP alta y baja, representadas en la figura 2) como respecto a la adición de una tarea de memoria (carga de memoria o CM) resultando en un diseño

factorial 2x2 intersujetos. Así, las condiciones de carga perceptiva consistieron en la presentación de 2 estímulos (baja carga perceptiva) o 4 estímulos (alta carga perceptiva) en las posiciones horizontales, en las que los individuos sabían que podía aparecer el estímulo *target*, como se representa en la figura 1. La condición de carga de memoria consistió en incluir o no una tarea en la que se proporcionaba a los participantes una palabra que debían recordar al final del ensayo. Se asignó el mismo número de participantes (12) a cada una de las 4 condiciones resultantes de las combinaciones de niveles de cada factor.

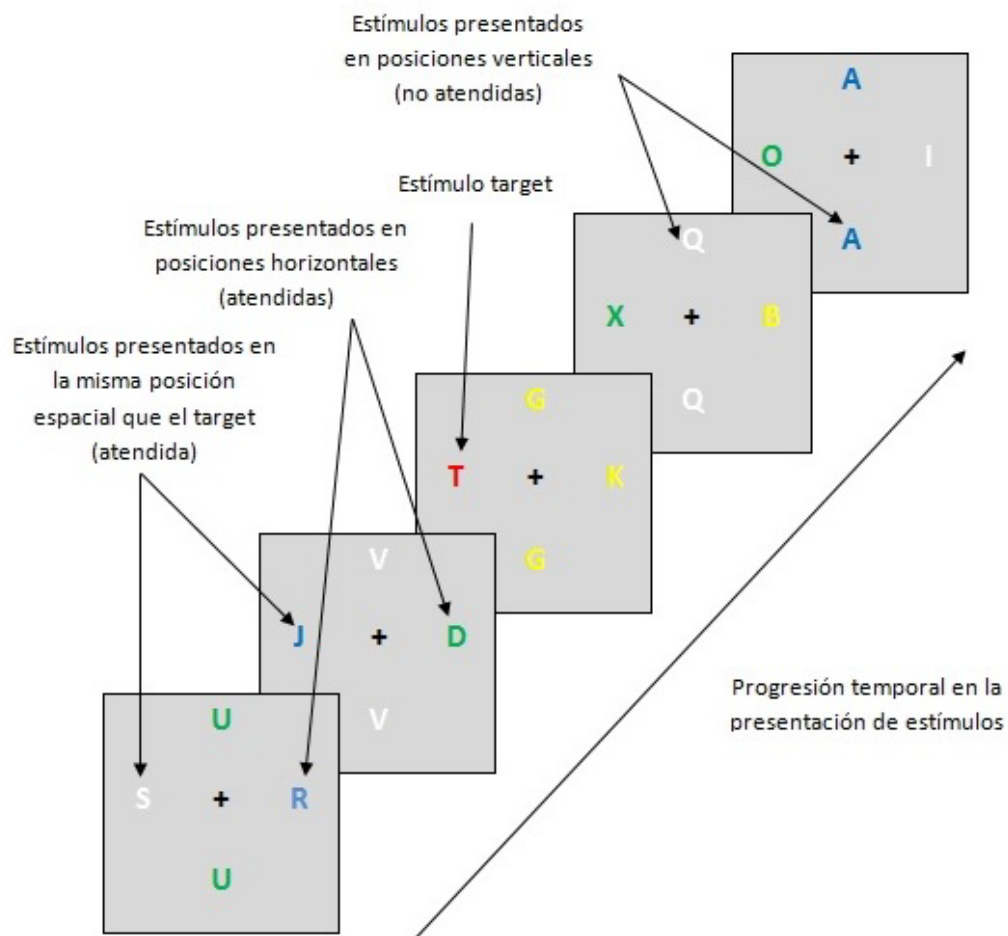


Figura 1. Esquema de presentación de estímulos y clasificación según su posición espacial.

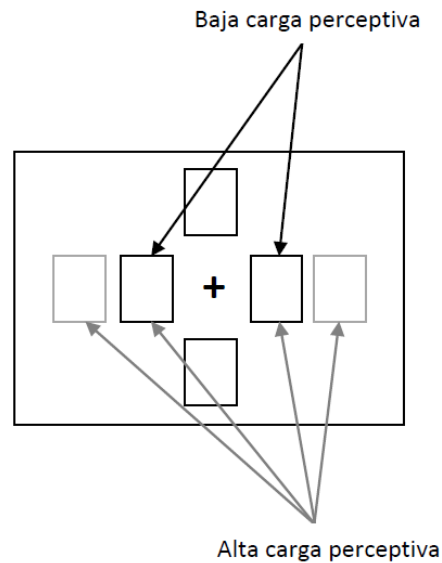


Figura 2. Esquema de presentación de estímulos para las distintas condiciones de carga perceptiva

Categorías de respuesta

Las respuestas de los participantes se codificaron de acuerdo a un sistema de categorías discretas representadas gráficamente en la figura 3 (en el anexo I presentamos las frecuencias empíricas obtenidas para cada una de ellas):

- (a) **Aciertos.** Se considera un acierto cuando la respuesta del participante coincide con el estímulo *target*.
- (b) **Intrusión en la misma posición (Intrus-M).** Se considera que este tipo de intrusión ha tenido lugar cuando el participante emite como respuesta un estímulo presentado en la misma posición espacial que el estímulo *target*, ya sea previa o posteriormente a este.
- (c) **Intrusión de estímulo presentado en la línea horizontal (Intrus-H).** Tienen lugar cuando la respuesta del participante coincide con uno de los estímulos presentados en la línea horizontal de la misma pantalla (a la izquierda o derecha del *target*). Es importante destacar que este tipo de intrusiones proceden de posiciones a las que el observador sabía que debía prestar atención, ya que el estímulo *target* podía aparecer en ellas.
- (d) **Intrusión de estímulo presentado en la línea vertical (Intrus-V).** Se consideran como tal las respuestas que coincidan con alguno de los estímulos presentados en la línea vertical (por encima o por debajo del punto de

fijación). A diferencia de las anteriores, los participantes sabían que en estas posiciones no podía aparecer el estímulo *target*.

(e) **Importación (Import.).** Se tienen en cuenta como importaciones aquellas respuestas que no se correspondan con ninguno de los estímulos presentados. No pueden darse en condiciones de carga perceptiva alta, ya que en estos casos se presentan todos los estímulos posibles.

(f) **Omisión.** Se dan cuando el participante decide no emitir ninguna respuesta.

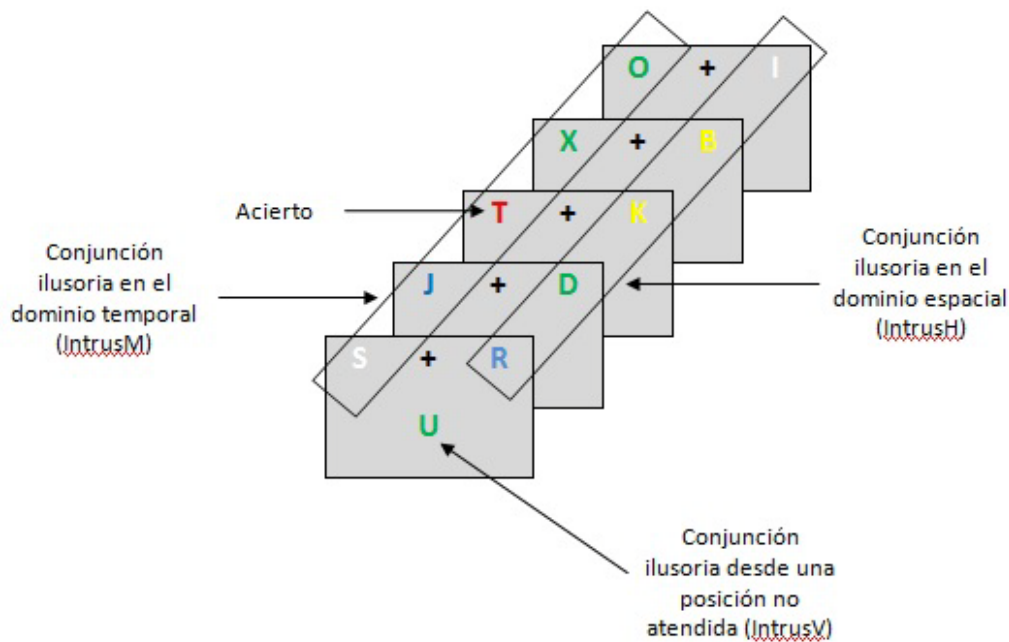


Figura 3. Representación de las categorías de respuesta según la posición con la que coincide en la presentación

7. Objetivos

Podemos resumir los objetivos de este trabajo en los tres siguientes:

1. Resolver la polémica sobre la existencia de las conjunciones ilusorias utilizando un paradigma que permite que se den las conjunciones ilusorias más consistentes: las referidas a la dimensión temporal. Con ello se pretende descartar que éstas puedan ser simples artefactos experimentales.
2. Modelar de manera formal y precisa las conjunciones ilusorias aplicando modelos multinomiales de procesamiento en árbol.

3. Abordar en este contexto el debate sobre las estrategias de ajuste grupal e individual.

8. Descripción de los parámetros y estructura de los modelos

Antes de definir los modelos se comentarán los parámetros que incluyen y el tipo de procesamiento al que hacen referencia:

- (a) **Parámetro F** . Cuantifica la probabilidad de realizar una focalización adecuada de la atención en el estímulo *target*.
- (b) **Parámetro R** . Cuantifica la probabilidad de formar rasgos flotantes. El proceso al que hace referencia solo puede ocurrir tras una focalización inadecuada.
- (c) **Parámetro g** . Cuantifica la probabilidad de dar una respuesta al azar. Este proceso tiene lugar cuando no se ha realizado una focalización adecuada ni se han formado rasgos flotantes.

La estructura de cada uno de los modelos recoge de modo formal las predicciones realizadas por distintas hipótesis, que son las siguientes:

Modelo 1 (figura 4). Representa la postura de Donk (1999). En él se propone que no se forman rasgos flotantes durante la realización de la tarea experimental. Atendiendo a este modelo son posibles tres situaciones:

1. El sujeto ha conseguido focalizar la atención en el estímulo *target* (con probabilidad F), lo recuerda correctamente y acierta en su respuesta. Siempre que se focaliza adecuadamente, se emite la respuesta correcta (acierto).
2. El sujeto no ha focalizado la atención adecuadamente en el estímulo *target* (con probabilidad $1-F$) y da una respuesta al azar (con probabilidad g) de entre las 25 letras posibles. Al ser al azar, dicha respuesta puede coincidir con el *target* (suponiendo un acierto), con cualquiera de las letras presentadas junto con el *target* (intrusión) o con una de las no presentadas (importación). Esta última posibilidad sólo se tiene en cuenta en la condición de carga perceptiva baja, ya que cuando es alta todas las letras del teclado se presentan como estímulos, haciendo imposible dar como respuesta una letra que no se haya presentado.

3. El sujeto no ha focalizado adecuadamente la atención en el estímulo target y no da una respuesta al azar (con probabilidad $1 - g$). El resultado sería una omisión.

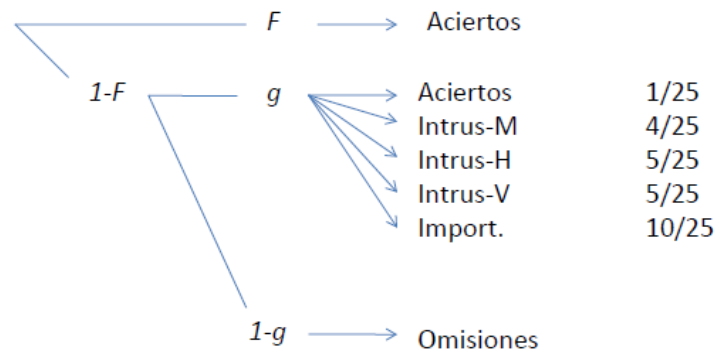


Figura 4. Árbol del modelo 1 para la condición de carga perceptiva baja

Modelo 2 (figura 5). Propone que se pueden formar rasgos flotantes durante la realización de la tarea experimental, pudiendo proceder éstos de cualquiera de los estímulos presentados de forma equiprobable. Podemos identificar esta posición con la formulación original de Treisman y Gelade (1980).

Con respecto al anterior, en este modelo se incluye la posibilidad de que el sujeto emita respuestas resultantes de la formación de rasgos flotantes (con probabilidad $(1-F) \cdot R$). El resultado de estas respuestas serían aciertos o intrusiones procedentes de cualquiera de los estímulos presentados. Por otra parte, la probabilidad de responder al azar en este caso se representa como $(1-F) \cdot (1-R) \cdot g$.

Una diferencia importante entre las rutas R y $(1-R) \cdot g$ es que según este modelo la primera de ellas, al basarse en rasgos de estímulos presentados, no puede generar importaciones, mientras que la segunda sí.

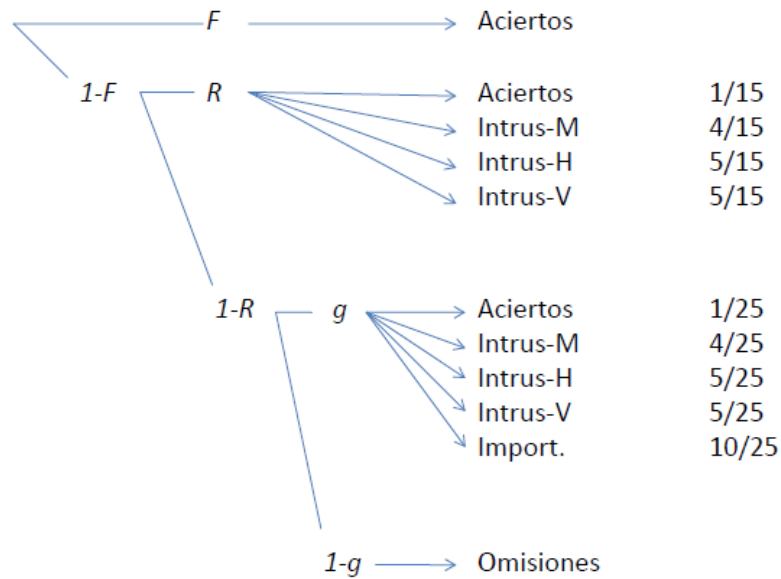


Figura 5. Árbol de modelo 2 para la condición de carga perceptiva baja

Modelo 3 (figura 6). Propone que se pueden formar rasgos flotantes durante la realización de la tarea experimental, procedentes únicamente de los estímulos presentados en posiciones atendidas por el sujeto. Por posiciones atendidas por el sujeto se entienden aquellas donde éste sabe que puede aparecer el estímulo *target*. Se asume que hay un sesgo a priori hacia atender a esas posiciones e ignorar aquellas en las que el *target* no puede aparecer.

Por ello, cuando las respuestas se basan en rasgos flotantes, en este modelo no se contempla la posibilidad de responder con intrusiones de estímulos presentados en posiciones verticales (Intrus-V), ya que se informó al sujeto de que en ellas no aparecería el estímulo *target* y, por tanto, cabe esperar que no las atendiera de forma voluntaria.

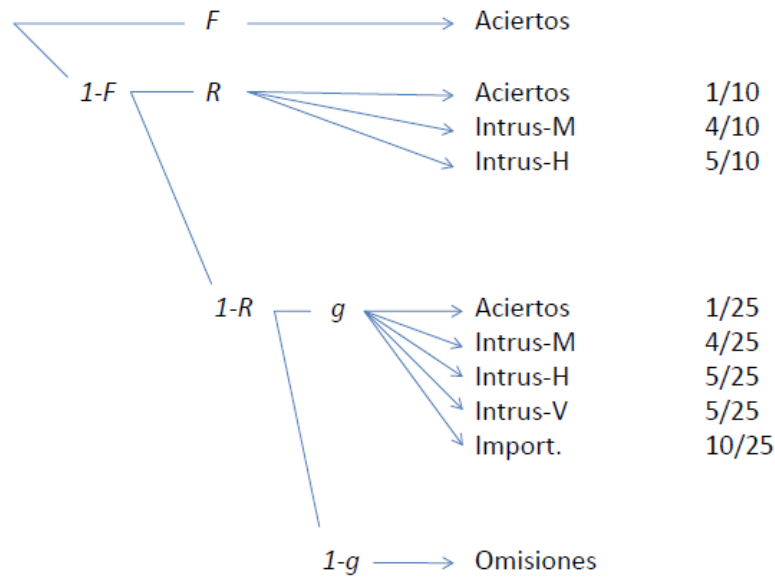


Figura 6. Árbol del modelo 3 para la condición de carga perceptiva baja

Modelo 4 (figura 7). Propone que se pueden formar rasgos flotantes durante la realización de la tarea experimental procedentes únicamente de la misma posición en la que se presentó el estímulo *target*. Como consecuencia, para las respuestas basadas en rasgos flotantes en este modelo solo se contempla la posibilidad de responder de forma acertada o con rasgos pertenecientes a estímulos presentados en la misma posición espacial que el estímulo *target* (Intrus-M).

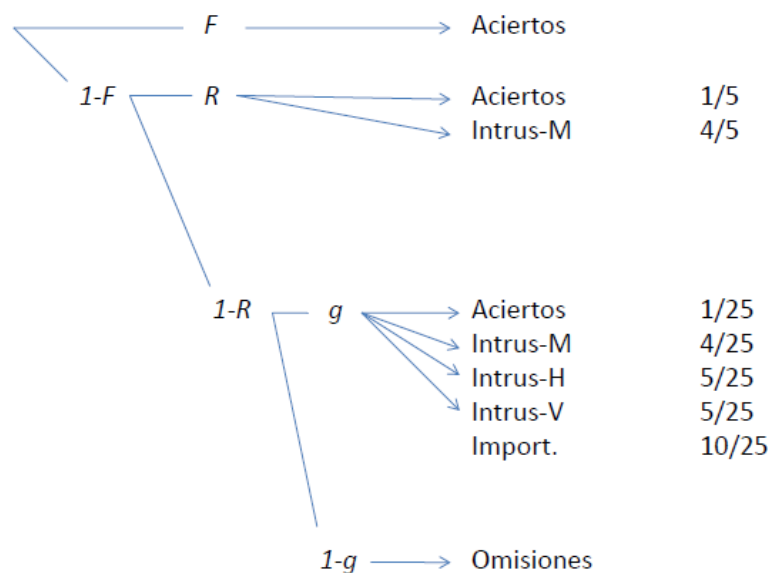


Figura 7. Árbol del modelo 4 para la condición de carga perceptiva baja

9. Resultados

Hemos comprobado el ajuste de los cuatro modelos a los datos obtenidos en la tarea experimental expuesta anteriormente mediante el programa *MultiTree* (Moshagen, 2010) siguiendo estrategias grupal e individual.

9.1. Ajuste de grupo

Tras estimar el valor de los parámetros de cada modelo para las 4 condiciones experimentales (tablas 1, 2, 3 y 4), solo el modelo 4 muestra un buen ajuste a los datos grupales en todas las condiciones. En la figura 8 se muestran gráficamente los valores del estadístico PD^2/gl obtenidos para cada condición. Cabe destacar que no contamos con estimaciones directas para el modelo 2 en la condición de carga perceptiva alta, ya que las estimaciones de los valores de los parámetros resultaron ser muy inestables y sus varianzas resultaron negativas o de una magnitud desproporcionada. Al no ser datos útiles para extraer conclusiones, los datos mostrados en la tabla 2 proceden de una estimación basada en frecuencias generadas aleatoriamente a partir de las obtenidas empíricamente utilizando “*bootstrapping* no paramétrico” (Moshagen, 2010).

Para el modelo que ofrece un buen ajuste a los datos (modelo 4, tabla 4), los intervalos de confianza estimados al 95% únicamente indican diferencias estadísticamente significativas para el valor del parámetro F estimado para la condición de carga perceptiva alta sin carga de memoria comparado con los estimados para las condiciones de carga perceptiva baja sin carga de memoria y carga perceptiva baja con carga de memoria ($F(CPalta) = 0,396$; $F(CPbaja) = 0,564$; $F(CPbaja + CM) = 0,586$). El valor estimado más bajo para el parámetro que representa la formación correcta del percepto a partir de los rasgos flotantes es el correspondiente a la condición de carga perceptiva alta, incluso con respecto a esta misma condición añadiendo carga de memoria ($F(CPalta + CM) = 0,496$), aunque la diferencia en este caso no alcanza la significación estadística. Los valores estimados para los parámetros del modelo 4 en cada condición se representan gráficamente en la figura 9.

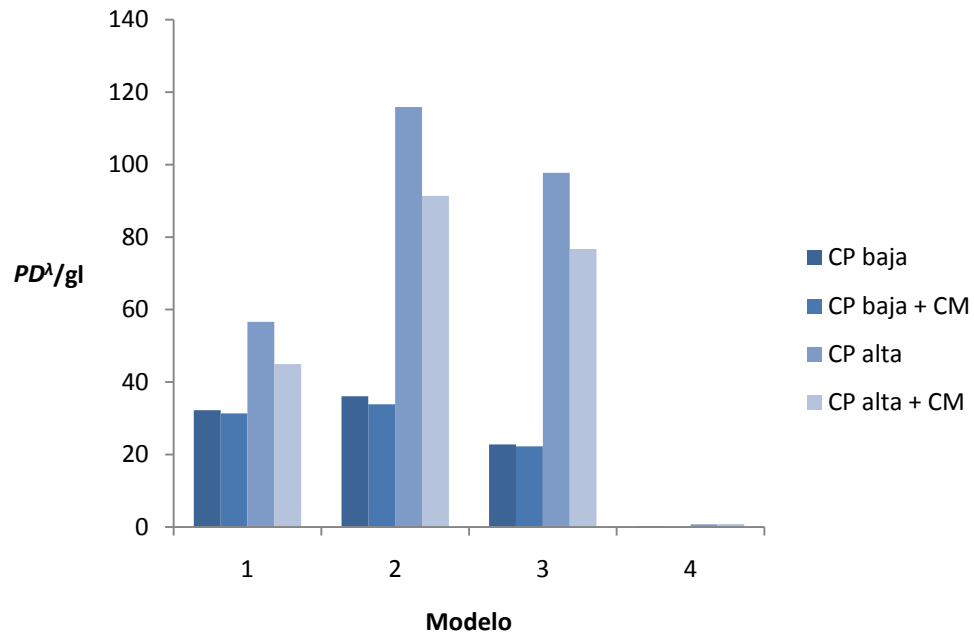


Figura 8. Valores del estadístico de bondad de ajuste por modelo ajustado y condición

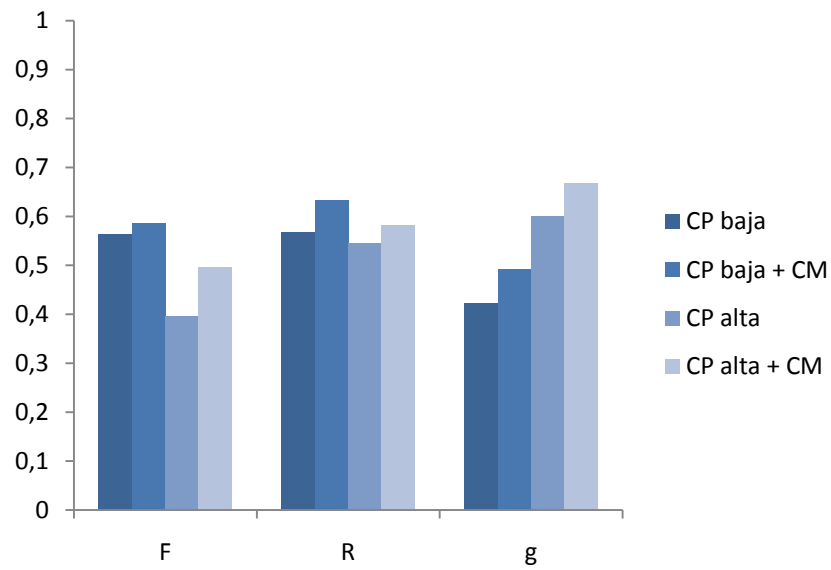


Figura 9. Valores estimados para los parámetros del modelo 4 por condiciones

Tabla 1. Resultados de la estimación con datos grupales para el modelo 1

		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Sin carga de memoria	F	0,605	[0,536 - 0,675]	0,451	[0,380 - 0,523]
	R	-	-	-	-
	g	0,725	[0,625 - 0,824]	0,800	[0,724 - 0,870]
Ajuste		PD ^λ (gl)	P	PD ^λ (gl)	p
		96,673 (3)	0	113,215 (2)	0
		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Con carga de memoria	F	0,629	[0,557 - 0,702]	0,545	[0,469 - 0,621]
	R	-	-	-	-
	g	0,791	[0,692 - 0,889]	0,846	[0,766 - 0,925]
Ajuste		PD ^λ (gl)	P	PD ^λ (gl)	p
		94,093 (3)	0	89,888 (2)	0

Tabla 2. Resultados de la estimación con datos grupales para el modelo 2

		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Sin carga de memoria	F	0,599	[0,529 - 0,670]	0,452	[0,379 - 0,524]
	R	0,534	[0,371 - 0,696]	0,492	[0,112 - 0,872]
	g	0,418	[0,202 - 0,634]	0,544	[0,177 - 0,912]
Ajuste		PD ^λ (gl)	P	PD ^λ (gl)	p
		72,195 (2)	0	115,877 (1)	-
		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Con carga de memoria	F	0,623	[0,549 - 0,697]	0,546	[0,473 - 0,619]
	R	0,622	[0,453 - 0,790]	0,541	[0,166 - 0,916]
	g	0,456	[0,196 - 0,716]	0,611	[0,237 - 0,985]
Ajuste		PD ^λ (gl)	P	PD ^λ (gl)	p
		67,706 (2)	0	91,376 (1)	-

Tabla 3. Resultados de la estimación con datos grupales para el modelo 3

		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Sin carga de memoria	F	0,591	[0,519 - 0,663]	0,448	[0,376 - 0,520]
	R	0,558	[0,424 - 0,691]	0,586	[0,389 - 0,782]
	g	0,399	[0,210 - 0,588]	0,519	[0,272 - 0,767]
Ajuste		PD ^λ (gl)	p	PD ^λ (gl)	p
		45,569 (2)	0	97,715 (1)	0
		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Con carga de memoria	F	0,614	[0,539 - 0,690]	0,542	[0,465 - 0,618]
	R	0,622	[0,480 - 0,764]	0,645	[0,421 - 0,868]
	G	0,468	[0,245 - 0,690]	0,569	[0,269 - 0,868]
Ajuste		PD ^λ (gl)	p	PD ^λ (gl)	p
		44,507 (2)	0	76,709 (1)	0

Tabla 4. Resultados de la estimación con datos grupales para el modelo 4

		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Sin carga de memoria	F	0,564	[0,487 - 0,641]	0,396	[0,317 - 0,476]
	R	0,568	[0,449 - 0,686]	0,545	[0,440 - 0,650]
	g	0,423	[0,254 - 0,592]	0,599	[0,463 - 0,735]
Ajuste		PD ^λ (gl)	p	PD ^λ (gl)	p
		0,437 (2)	0,804	0,731 (1)	0,393
		Carga perceptiva baja		Carga perceptiva alta	
		Valor	IC	Valor	IC
Con carga de memoria	F	0,586	[0,504 - 0,667]	0,496	[0,410 - 0,581]
	R	0,632	[0,507 - 0,756]	0,581	[0,460 - 0,703]
	g	0,491	[0,292 - 0,690]	0,667	[0,509 - 0,825]
Ajuste		PD ^λ (gl)	p	PD ^λ (gl)	p
		0,280 (2)	0,869	0,842 (1)	0,359

9.2. Ajuste individual

Al estimar los modelos tomando como referencia los datos de cada participante, los modelos 1, 2 y 3 tampoco ofrecen un buen ajuste a los datos de ninguno de los participantes.

Sólo el modelo 4 ofrece un buen ajuste para la mayoría de los casos (tabla 5). De ser el modelo correcto para todos los participantes, el número medio de ajustes esperable por condición sería de $12 \cdot (1 - \alpha) = 12 \cdot 0,95 = 11,4$. El intervalo en el que debería estar comprendido el número individuos para los que se retiene el modelo siendo este correcto es $[9,92 - 12]$. Para todas las condiciones excepto para la 2 se retiene el modelo para un número de individuos comprendido en dicho intervalo, por lo que los resultados son congruentes con que éste sea correcto. El resultado de ajuste para la condición 2 queda fuera del intervalo, aunque está muy cercano a su límite inferior. Esto puede deberse a una falta de precisión, ya que el número de individuos es una escala discreta (no puede tomar valores entre 9 y 10) y no se cuenta con gran cantidad de participantes por condición. Al tratarse de resultados que pueden explicarse por la presencia de errores de tipo I, concluimos que no hay evidencia de que los participantes se ajusten a distintos modelos.

Tabla 5. Porcentajes de ajuste del modelo 4 por condición

	CP baja		CP baja + CM		CP alta		CP alta + CM	
	N	%	N	%	N	%	N	%
p > 0,05	11	91,67	9	75,00	10	83,33	10	83,33
p < 0,05	1	8,33	3	25,00	2	16,67	2	16,67

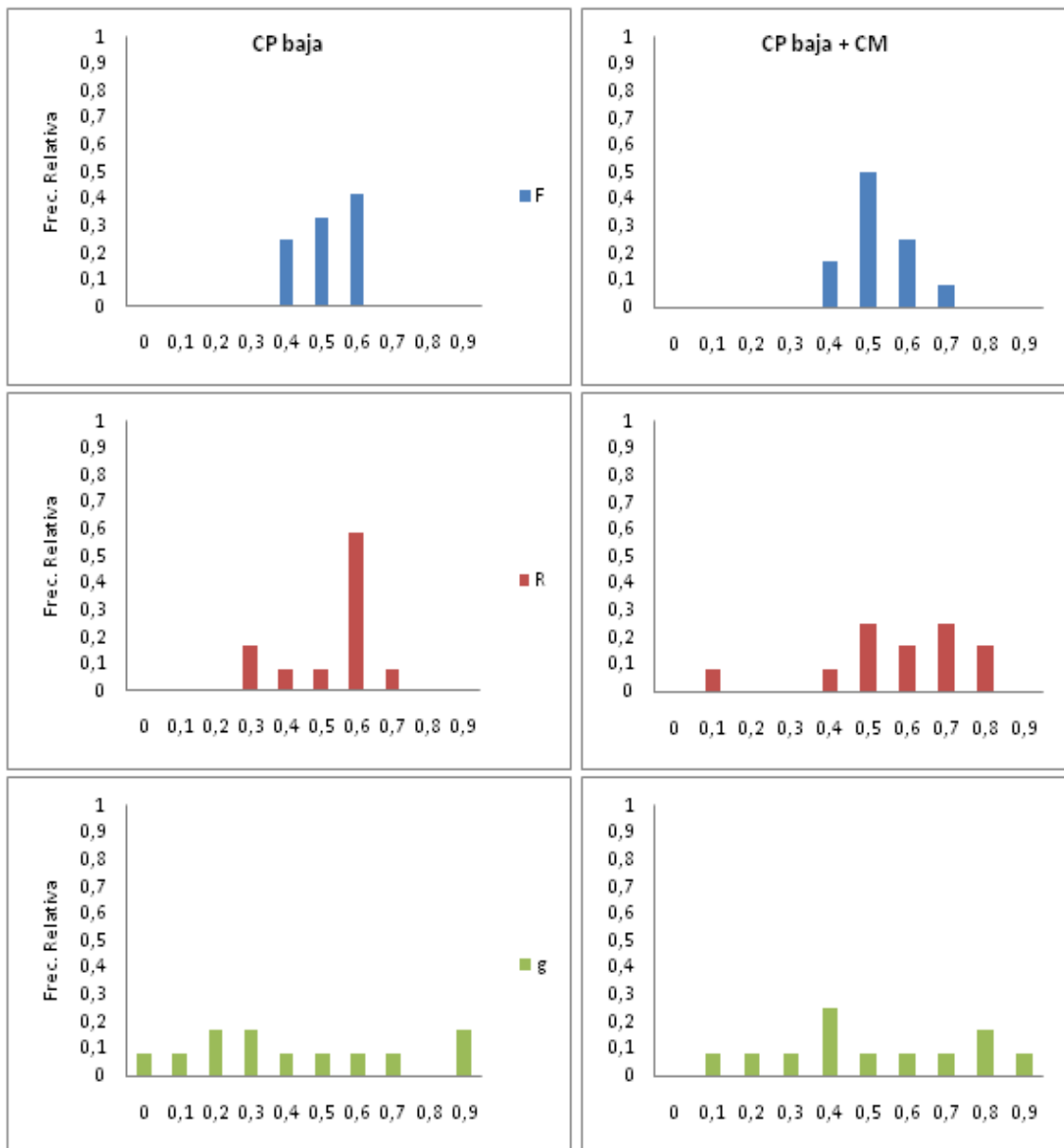


Figura 10a. Distribuciones de frecuencias relativas de los valores estimados para los parámetros del modelo 4 (condiciones de carga perceptiva baja)

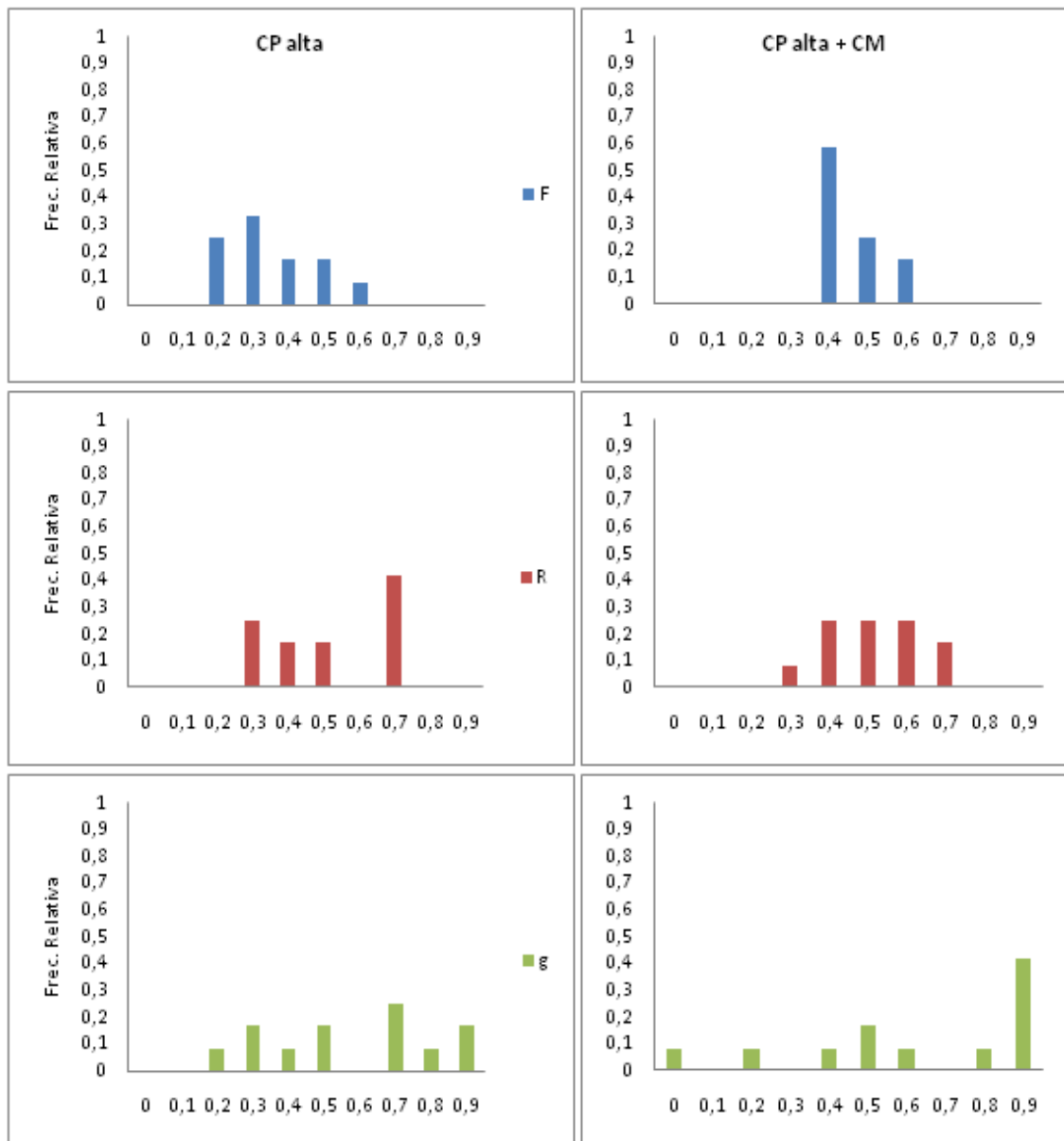


Figura 10b. Distribuciones de frecuencias relativas de los valores estimados para los parámetros del modelo 4 (condiciones de carga perceptiva alta)

En las figuras 10a y 10b se muestran las distribuciones de frecuencias relativas de las estimaciones de los parámetros del modelo 4 para las 4 condiciones experimentales. Tal y como cabría esperar, se observa una mayor variabilidad individual en el parámetro g . Este resultado puede deberse a que el parámetro refleja la tendencia a responder al azar (en lugar de no responder) cuando el participante no dispone de una respuesta basada en los estímulos percibidos. Cabe esperar que el valor de g esté asociado a estrategias personales, actitudes hacia la tarea u otras variables de

personalidad; en este sentido, se parece al parámetro del criterio (β) en la Teoría de Detección de Señales (Green y Sweets, 1966).

Los valores estimados individualmente para los parámetros tomados en promedio no difieren significativamente de los estimados con los datos grupales, aunque las varianzas estimadas son sistemáticamente mayores (tabla 6). Este es un resultado esperable, dado que cuando es estimada a partir de los promedios la varianza de cada parámetro obedece a una sola fuente de variabilidad, que es la debida al muestreo. En cambio, en el caso de la estimación individual a esta fuente de variación se le suma la debida a que cada parámetro tiene un valor distinto para cada sujeto. De esta forma, los valores medios para la estimación individual contenidos en la tabla 6 suponen una estimación de los hiperparámetros correspondientes.

Utilizar distintas estrategias de ajuste supone asumir distintos modelos: en el caso de la estimación grupal estamos asumiendo un modelo de efecto fijo, en el que el valor del parámetro en la población es único. Cuando estimamos el valor medio de los parámetros individuales estamos asumiendo un modelo de efectos aleatorios, en el que el valor del parámetro en la población varía de individuo a individuo.

Tabla 6. Comparación de valores y varianzas estimadas para los parámetros con estrategias grupal e individual

	Carga perceptiva baja			
	Estimación grupal		Estimación individual	
	Valor	Varianza	Valor medio	Varianza
Parámetro F	0,564	0,00154	0,564	0,00867
Parámetro R	0,568	0,00366	0,572	0,01595
Parámetro g	0,423	0,00741	0,458	0,08366

	Carga perceptiva baja + Carga de memoria			
	Estimación grupal		Estimación individual	
	Valor	Varianza	Valor medio	Varianza
Parámetro F	0,586	0,00174	0,582	0,00820
Parámetro R	0,632	0,00405	0,636	0,03524
Parámetro g	0,491	0,0103	0,570	0,06625

	Carga perceptiva alta			
	Estimación grupal		Estimación individual	
	Valor	Varianza	Valor medio	Varianza
Parámetro F	0,396	0,00165	0,396	0,01696
Parámetro R	0,545	0,00288	0,565	0,02965
Parámetro g	0,599	0,00481	0,630	0,06202

	Carga perceptiva alta + Carga de memoria			
	Estimación grupal		Estimación individual	
	Valor	Varianza	Valor medio	Varianza
Parámetro F	0,496	0,00188	0,492	0,00471
Parámetro R	0,581	0,00386	0,582	0,01522
Parámetro g	0,667	0,00650	0,685	0,10601

10. Discusión

El hecho de que solo el modelo 4 ofrezca un buen ajuste a los datos empíricos supone una evidencia a favor de que las llamadas conjunciones ilusorias son un fenómeno genuino que aparece al realizar tareas como la propuesta en el paradigma PRSV. Sin embargo, estas conjunciones parecen ocurrir solo con rasgos procedentes de estímulos presentados en la misma posición espacial que el estímulo target, de modo que este fenómeno solo es consistente en una dimensión temporal, confirmando nuestra hipótesis de partida.

Por otra parte, aunque el aumento de carga perceptiva supone un peor rendimiento en la tarea se ha encontrado un efecto paradójico: al aumentar la dificultad de la tarea añadiendo carga de memoria, la probabilidad de integrar correctamente las características de un estímulo es la misma o incluso mayor. Una posible explicación a este hecho puede ser que al aumentar la dificultad y, por tanto, los recursos atencionales necesarios para realizarla, éstos no se puedan emplear en procesar características de los distractores. Dedicar la práctica totalidad de recursos atencionales al procesamiento del estímulo target redundaría en una menor probabilidad de que se den intrusiones, aumentando la tasa de aciertos debidos a una formación correcta del percepto. Se trataría, en cualquier caso, de una tendencia más difícil de detectar empleando una estrategia de ajuste individual, ya que las estimaciones de los parámetros presentan de forma consistente una mayor varianza y, por tanto, intervalos de confianza más amplios para los valores de los parámetros.

En este sentido, que no hayan aparecido diferencias entre las estrategias de ajuste individual y grupal utilizando los datos empíricos puede deberse a que el procesamiento empleado por todos los participantes haya sido muy similar. Se trataría, por tanto, de un escenario de gran homogeneidad entre individuos. Como se mencionó, cabe esperar que la estrategia de ajuste grupal sea la opción ideal en estos casos: las estimaciones serían más precisas que las obtenidas con una estrategia de ajuste individual.

11. Simulación

Dado que a partir de los datos empíricos sólo un modelo resultó plausible a la hora de reproducir los resultados experimentales, llevamos a cabo una simulación para estudiar las diferencias que ofrecen las estrategias de ajuste individual y grupal para distintas condiciones de heterogeneidad entre los participantes. Así, simulamos datos generados desde los modelos 1 y 4 variando la proporción de participantes cuyos resultados obedecían a uno u otro modelo.

11.1 Formulación de los modelos

Las simulaciones se realizaron generando las frecuencias absolutas de todas las categorías de respuesta contempladas en el paradigma PRSV excluyendo las intrusiones de estímulos presentados en posiciones verticales. Dichas frecuencias se distribuyen siguiendo un modelo multinomial, que para cada suceso ofrece un solo resultado de entre los j posibles. La frecuencia esperada para cada suceso (C_j) viene especificada por el número de ensayos (n) y la probabilidad asociada a cada resultado (π_j):

$$E(C_j) = n\pi_j \quad (11.1)$$

donde $0 \leq \pi_j \leq 1$; $\sum_{j=1}^J \pi_j = 1$.

Para la simulación, la probabilidad de cada categoría es función de los S parámetros del modelo de árbol k propuesto,

$$\pi_j = f(\theta_{k1}, \dots, \theta_{ks}, \dots, \theta_{kS}) \quad (11.2)$$

por lo que sustituyendo los valores de θ_{kS} en las ecuaciones correspondientes a cada modelo pueden obtenerse las probabilidades asociadas a los J resultados predichas por los modelos (π_j), pudiendo así definir los parámetros de la distribución multinomial subyacente especificada en la simulación. Las ecuaciones para cada modelo se presentan en las figuras 11a y 11b.

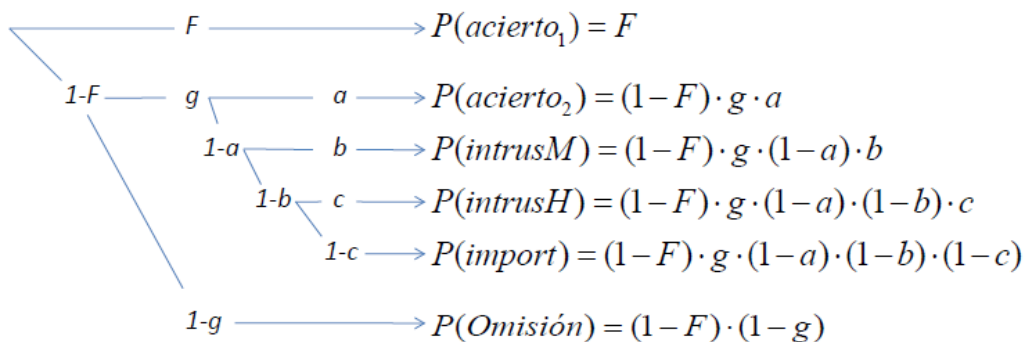


Figura 11a. Representación y ecuaciones del modelo 1 en ausencia de estímulos presentados en posiciones verticales

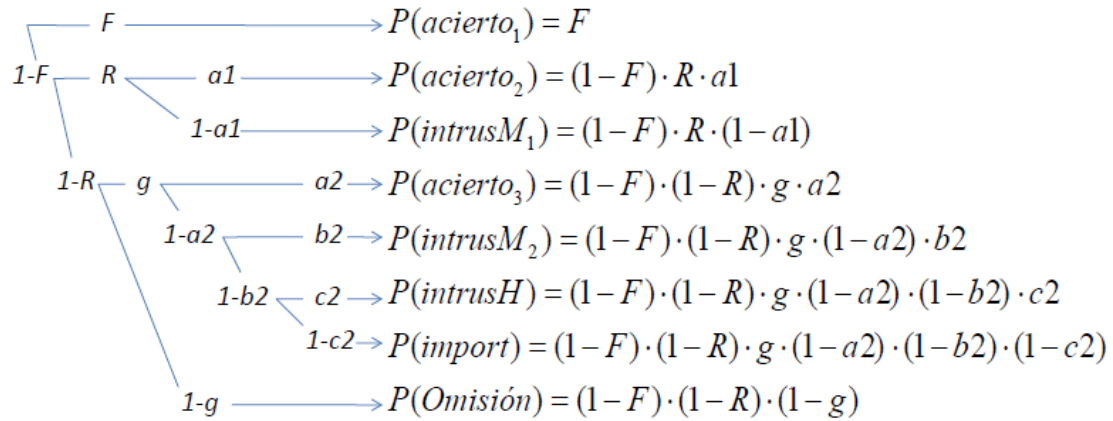


Figura 11b. Representación y ecuaciones del modelo 4 en ausencia de estímulos presentados en posiciones verticales

11.2 Parámetros de las simulaciones

Para obtener las probabilidades asociadas a cada categoría de respuesta (π_j) en función de un modelo de árbol, los parámetros θ_{ks} se fijaron a un valor congruente con los obtenidos en estimaciones realizadas con datos empíricos. Los parámetros compartidos por los dos modelos se fijaron al mismo valor en ambos, quedando definidos como se muestra en la tabla 7.

Tabla 7. Valores para los parámetros de los modelos 1 y 4

Modelo	Parámetros (θ)		
	F	R	g
1	0,6	-	0,7
4	0,6	0,6	0,7

Los parámetros restantes (a , b y c), se calcularon de modo que respetaran las probabilidades de cada rama establecidas en el apartado 8 de este informe:

$$a1 = 1/5 = 0,2$$

$$a2 = a = 1/25 = 0,04$$

$$b2 = b = \frac{4/25}{(1-a2)} = 0,16667$$

$$c2 = c = \frac{5/25}{(1-a2) \cdot (1-b2)} = 0,25$$

(11.3)

De este modo, sustituyendo los valores de los parámetros involucrados en cada modelo se calcularon las π_j empleadas para definir los parámetros de los modelos multinomiales generadores de la simulación, resultando como se muestran en la tabla 8.

Tabla 8. Probabilidades de cada suceso asociadas a los modelos 1 y 4

π_j	Modelo 1	Modelo 4
P(acierto)	0,6112	0,6520
P(intrusM)	0,0448	0,2099
P(intrusH)	0,0560	0,0224
P(importación)	0,1680	0,0672
P(omisión)	0,1200	0,0480
Σ	1	1

11.3 Descripción de las simulaciones

Las condiciones variaron desde la mínima heterogeneidad entre los participantes simulados (todos los resultados se generan a partir de las π_j del mismo modelo) a la máxima (la mitad de los resultados generados desde el modelo 1 y la otra mitad desde el modelo 4), variando la proporción de iteraciones generadas desde cada modelo en razones de 0,25, tal como se muestra en la tabla 9. Para cada condición se simularon 1000 estudios de 20 participantes con 200 ensayos por cada participante. Por tanto, cada condición de la simulación se itera 1000 veces, ofreciendo cada una 20 x 200 sucesos, cada uno correspondiente a una de las j categorías distintas.

Tabla 9. Distribución de participantes/modelo por condición y estudio

Condición	N (modelo 1)	N (modelo 4)
1	0	20
2	5	15
3	10	10
4	15	5
5	20	0

12. Resultados de la simulación

Una vez obtenidos los datos simulados, se procedió a ajustar los modelos 1 y 4 (sin fijar el valor de los parámetros F , R y g) siguiendo dos estrategias: ajustando los modelos a partir de los datos brutos de cada individuo (20000 por condición) y a partir de los promedios de los 20 participantes que componen cada estudio (1000 por condición).

La estimación y ajuste de los modelos 1 y 4 a los datos simulados siguiendo una estrategia individual ofrece distintos resultados que haciendo uso de una estrategia grupal. En la tablas 10a y 10b se muestran los porcentajes de réplicas en las que se retiene (no se rechaza) el modelo ajustado para cada condición siguiendo estrategias de ajuste individual y grupal (la figuras 12a y 12b representan gráficamente estos datos).

Atendiendo al ajuste individual, cuando todos los individuos se generan desde el modelo 4 (condición 1) al ajustar el modelo 1 éste se rechaza siempre. En la condición 2 hay un 75% de individuos generados desde el modelo 4 (en todos esperamos que se rechace el modelo) y un 25% generado desde el modelo 1, de los que esperamos que se retenga el 95% (es decir, dentro de esta condición esperamos que se retenga el modelo en un $0,25 \cdot 0,95 \cdot 100 = 23,75\%$ de los casos). Calculando del mismo modo, en el resto de las condiciones esperamos que se retenga el modelo 1 en el 47,5% de los casos (condición 3), en el 71,25% (condición 4) y el 95% (condición 5). La primera fila de la tabla 10a muestra porcentajes empíricos muy cercanos a estas expectativas.

Este comportamiento indica que el modelo 1 no presenta buen ajuste cuando los datos se generan desde el modelo 4. La potencia del contraste sobre la hipótesis de ajuste se aproxima a 1 en este caso, por lo que prácticamente nunca se retiene el modelo en esas circunstancias. Es importante señalar que el modelo 1 es un caso particular del modelo 4: el caso en que $R = 0$. Al ajustar el modelo 1 se produce un fuerte desajuste porque se está ignorando una característica muy importante de los datos: que R no es igual a 0.

La situación al ajustar el modelo 4 con una estrategia individual es muy distinta. Este modelo contempla que R pueda tomar cualquier valor entre 0 y 1. Cuando los valores son generados desde el modelo 1 ese valor es 0, pero cuando se generan desde el 4, $R = 0,6$. El modelo 4 es lo suficientemente flexible como para reflejar ambas

circunstancias, por tanto, esperamos que se retenga en el 95% de las réplicas, independientemente de la proporción de casos simulados desde un modelo u otro. Sin embargo, el hecho de que el valor de R que genera los datos sea 0 en el caso de los datos simulados desde el modelo 1 presenta dificultades especiales. La estimación de una probabilidad cuyo parámetro de referencia está en sus límites (0 o 1) produce anomalías. Estas anomalías se manifiestan en que la tasa de no rechazos es menor al 95% esperado.

Los resultados varían considerablemente al emplear una estrategia de ajuste grupal. Con las combinaciones de las condiciones 1, 2 y 3 prácticamente nunca se retiene el modelo 1. Como puede verse en la figura 12a la estrategia de ajuste grupal se muestra insensible al aumento de la proporción de datos procedentes del modelo 1 en las condiciones en las que esta es $\leq 0,5$ (condiciones 2 y 3). Solo cuando la muestra tiene al menos un 75% de individuos generados desde ese modelo el ajuste grupal retiene ese modelo en un cierto porcentaje de ocasiones (17,2%). Por el contrario, empleando el ajuste grupal prácticamente siempre se retiene el modelo 4, aunque entre los individuos de la muestra haya una parte (pequeña o grande, incluso del 100%) de individuos generados desde el modelo 1.

Tabla 10a. Porcentaje de réplicas en las que se retiene el modelo (% $p > 0,05$) por condición con datos individuales

Modelo ajustado (individualmente)	Condición (% datos modelo 1/% datos modelo 4)				
	1 (0/100)	2 (25/75)	3 (50/50)	4 (75/25)	5 (100/0)
1	0,00	23,59	47,27	70,89	94,59
4	94,26	92,90	91,70	90,64	88,92

Tabla 10b. Porcentajes de réplicas en las que se retiene el modelo (% $p > 0,05$) por condición con datos grupales

Modelo ajustado (grupalmente)	Condición (% datos modelo 1/% datos modelo 4)				
	1 (0/100)	2 (25/75)	3 (50/50)	4 (75/25)	5 (100/0)
1	0,00	0,00	0,00	17,20	100
4	100	100	100	100	100

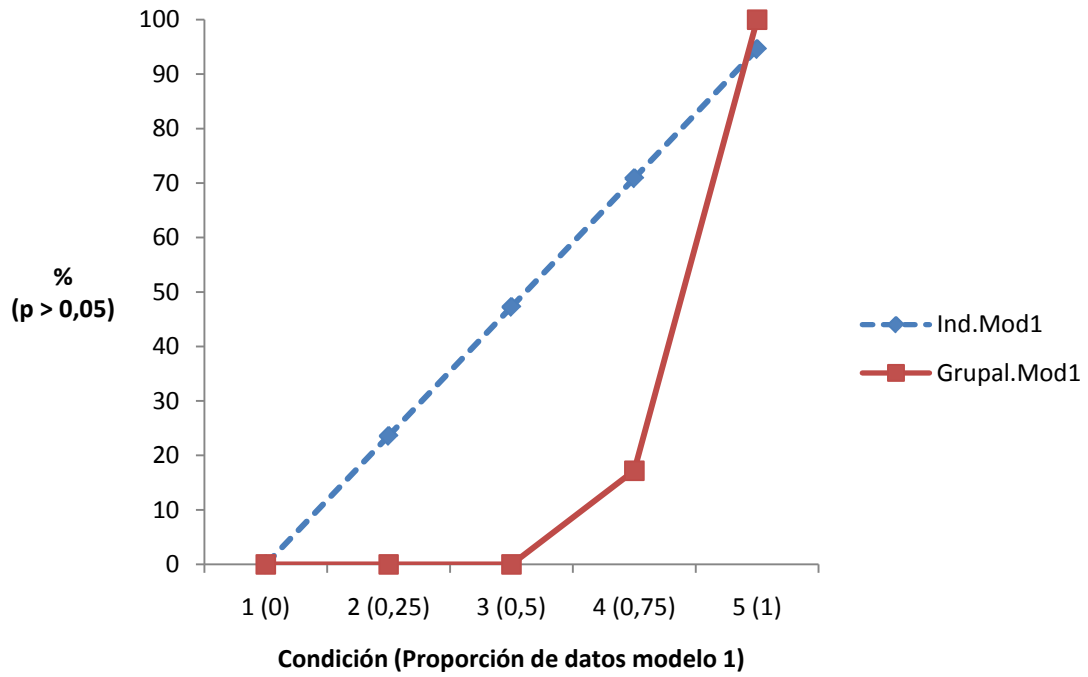


Figura 12a. Gráfico de comparación de porcentajes de ajuste del modelo 1 con estrategias individual frente a grupal

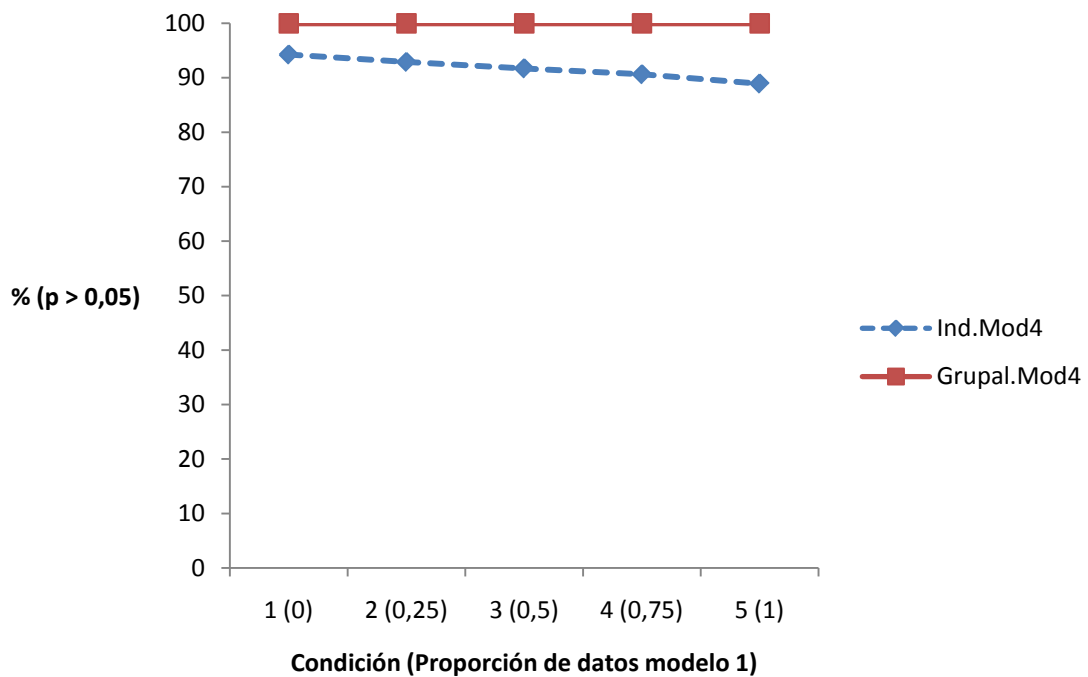


Figura 12b. Gráfico de comparación de porcentajes de ajuste del modelo 4 con estrategias individual frente a grupal

Los estadísticos de bondad de ajuste AIC y BIC no muestran grandes diferencias entre sí al aplicar estrategias de ajuste individual frente a grupal. En referencia al modelo 1, en todos los casos muestran una tendencia constante a disminuir su valor a medida que aumenta el número de casos simulados desde el modelo 1, como puede verse en la figura 13a y la tabla 11a. Cuando el modelo a ajustar es el 4 (figura 13b, tabla 11b), las tendencias son a aumentar su valor a medida que disminuye el número de casos simulados desde este modelo, siendo esta tendencia constante o lineal cuando la estrategia de ajuste es individual, algo que no ocurre cuando la estrategia es grupal. Al aplicar una estrategia grupal este aumento del valor de AIC y BIC es decreciente, llegando a un punto en el que la pendiente deja de ser positiva, siendo estos valores mayores en la condición 4 que en la 5.

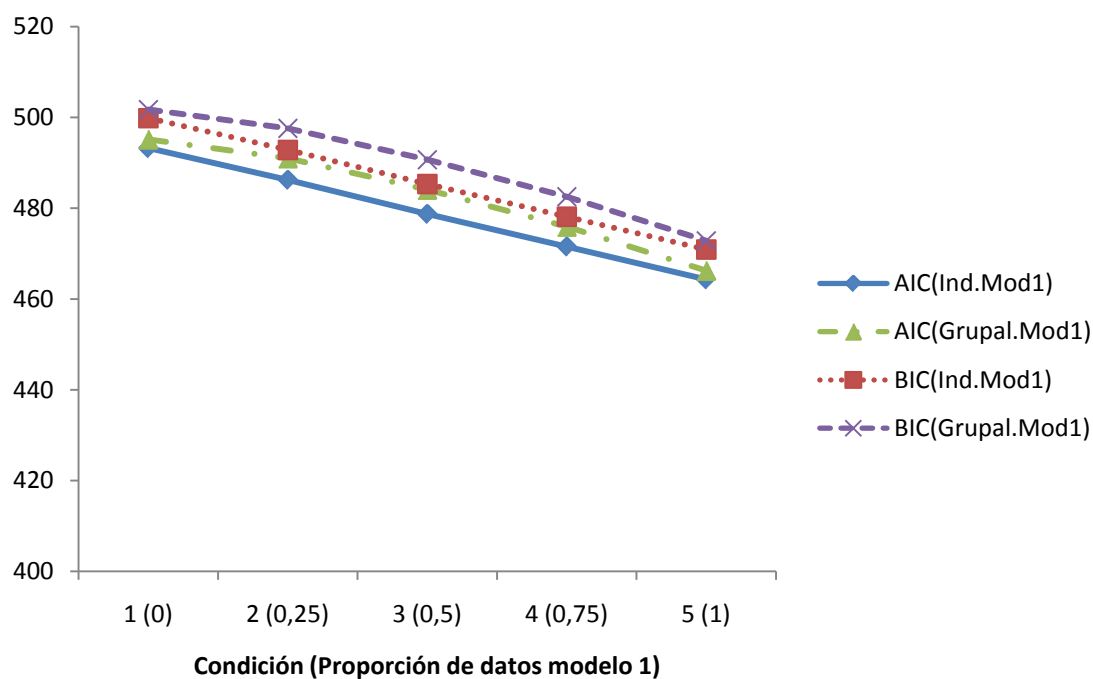


Figura 13a. Gráfico de comparación de estadísticos de bondad de ajuste del modelo 1 con estrategias individual frente a grupal

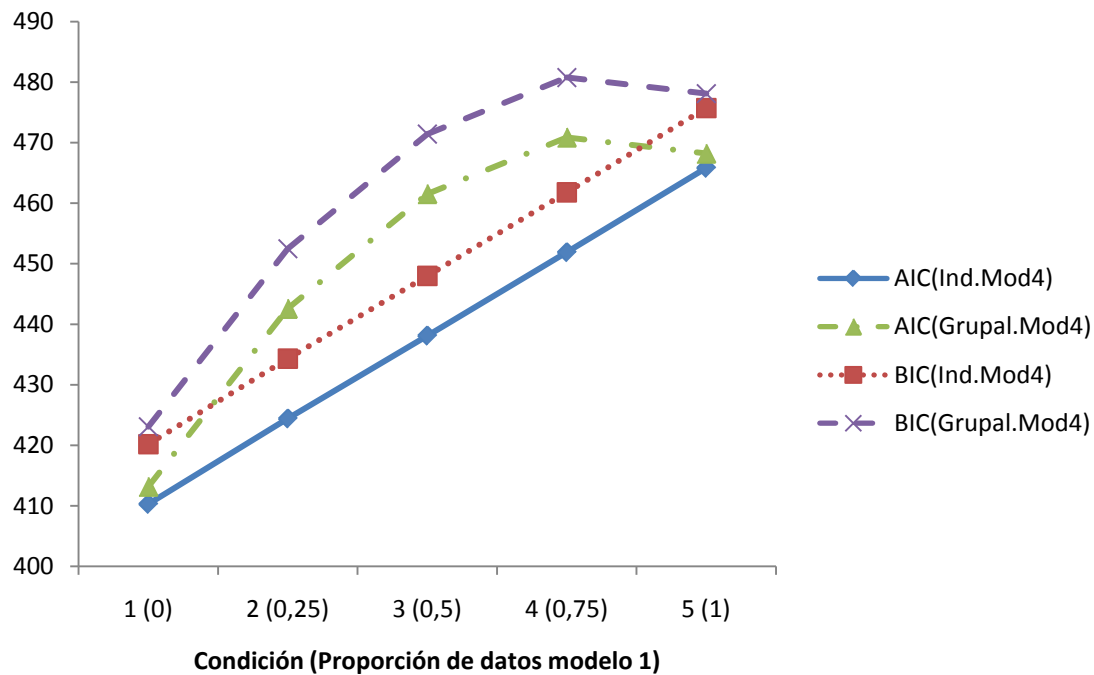


Figura 13b. Gráfico de comparación de estadísticos de bondad de ajuste del modelo 4 con estrategias individual frente a grupal

Tabla 11a. Valor de estadísticos de bondad de ajuste con datos individuales

Modelo estimado	Condición (% modelo 1/% modelo 4)								
	1 (0/100)			2 (25/75)			3 (50/50)		
	PD ^λ /gl	AIC	BIC	PD ^λ /gl	AIC	BIC	PD ^λ /gl	AIC	BIC
1	43,00	493,24	499,84	32,51	486,25	492,85	21,97	478,73	485,33
4	1,05	410,30	420,20	1,18	424,43	434,32	1,31	438,11	448,00
Modelo estimado	4 (75/25)			5 (100/0)					
	PD ^λ /gl	AIC	BIC	PD ^λ /gl	AIC	BIC			
	1	11,53	471,54	478,14	1,03	464,31	470,91		
4	1,43	451,91	461,80	1,60	465,83	475,73			

Tabla 11b. Valor de estadísticos de bondad de ajuste con datos grupales

Modelo estimado	Condición (% modelo 1/% modelo 4)								
	1 (0/100)			2 (25/75)			3 (50/50)		
	PD ^λ /gl	AIC	BIC	PD ^λ /gl	AIC	BIC	PD ^λ /gl	AIC	BIC
1	42,01	495,15	501,75	25,23	491,00	497,60	12,31	484,10	490,70
4	0,05	413,18	423,08	0,05	442,59	452,48	0,05	461,54	471,43

Modelo estimado	4 (75/25)			5 (100/0)		
	PD ^λ /gl	AIC	BIC	PD ^λ /gl	AIC	BIC
	1	3,56	475,94	482,54	0,05	466,24
4	0,05	470,88	480,77	0,08	468,22	478,11

Por último, la estimación de los valores de los parámetros tampoco se ve sensiblemente afectada por el cambio de una estrategia individual a grupal (tablas 12a y 12b). Tanto para el modelo 1 (figura 14a) como para el 4 (figura 14b) ambas estrategias ofrecen valores casi idénticos para los parámetros.

Solo aparecen diferencias entre los valores reales de los parámetros F y g y los estimados para el modelo 1 independientemente de la estrategia empleada. Esta discrepancia es mayor cuanto mayor es la proporción de datos procedentes del modelo 4, lo que puede deberse a una redistribución de los resultados que, en realidad, son atribuibles al parámetro R , inexistente en este modelo.

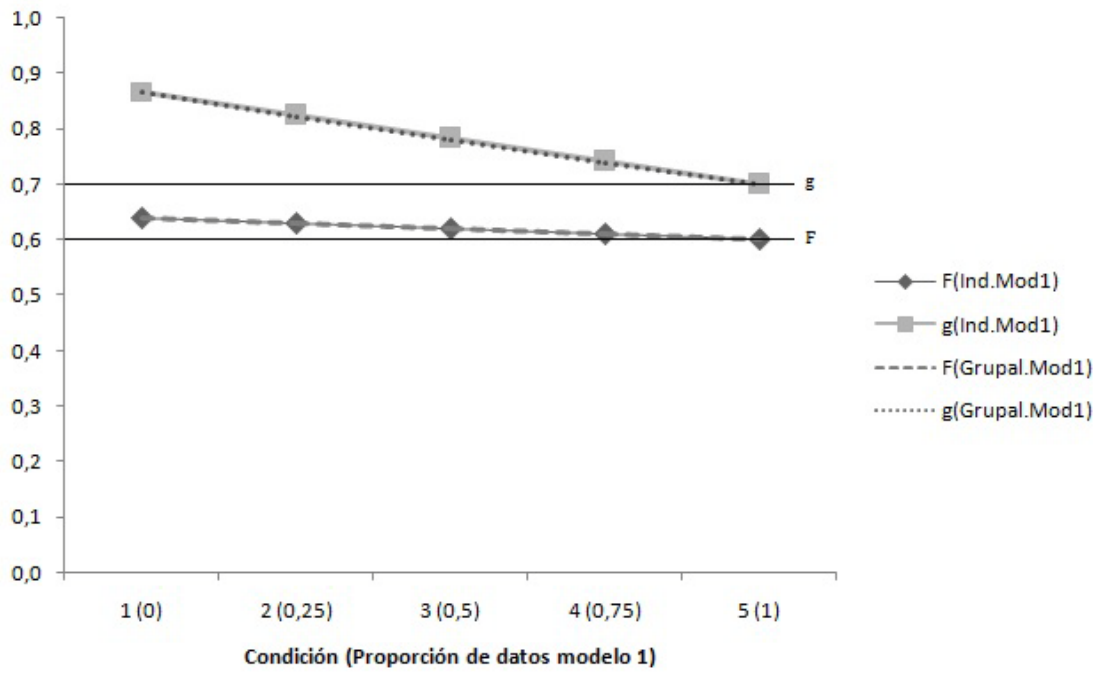


Figura 14a. Gráfico de comparación de estimación de parámetros del modelo 1 con estrategias individual frente a grupal

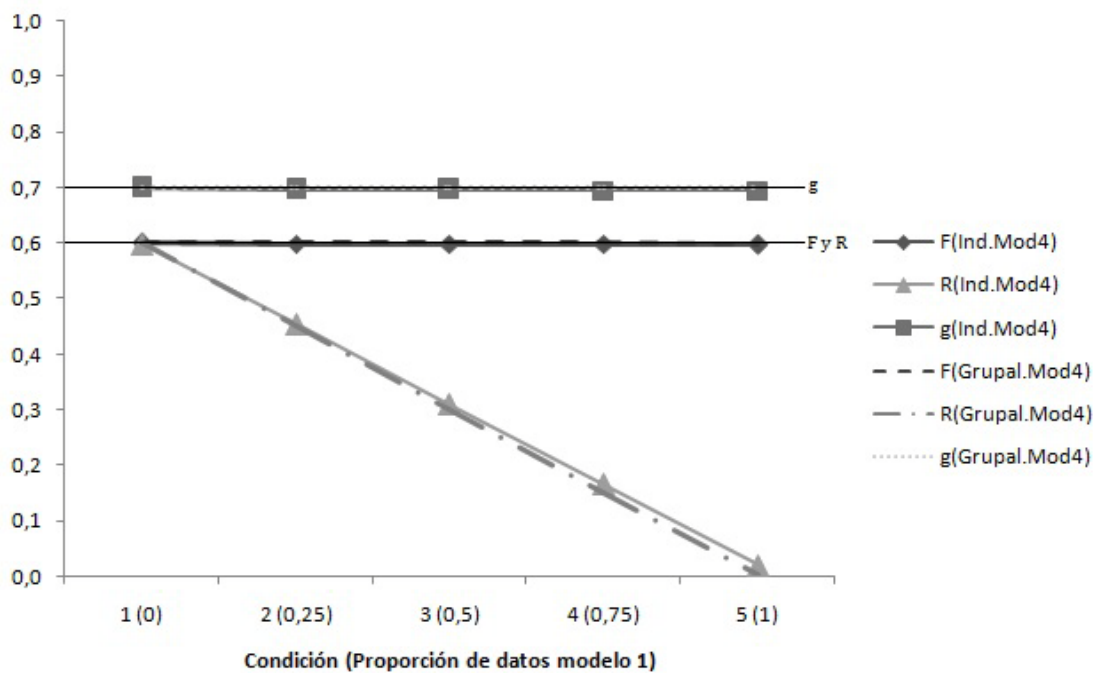


Figura 14b. Gráfico de comparación de estimación de parámetros del modelo 4 con estrategias individual frente a grupal

Tabla 12a. Valores promedio de los parámetros estimados para el modelo 1 por condición y modo de ajuste

Parámetro	Ajuste	Condición (% modelo 1/% modelo 4)				
		1 (0/100)	2 (25/75)	3 (50/50)	4 (75/25)	5 (100/0)
F (0,6)	Individual	0,640	0,630	0,620	0,610	0,600
	Grupal	0,640	0,630	0,620	0,610	0,600
g (0,7)	Individual	0,867	0,824	0,783	0,742	0,700
	Grupal	0,867	0,821	0,779	0,739	0,700

Tabla 12b. Valores promedio de los parámetros estimados para el modelo 4 por condición y modo de ajuste

Parámetro	Ajuste	Condición (% modelo 1/% modelo 4)				
		1 (0/100)	2 (25/75)	3 (50/50)	4 (75/25)	5 (100/0)
F (0,6)	Individual	0,600	0,599	0,599	0,599	0,598
	Grupal	0,600	0,600	0,600	0,600	0,599
R (0,6)	Individual	0,600	0,454	0,310	0,165	0,020
	Grupal	0,600	0,450	0,300	0,150	0,000
g (0,7)	Individual	0,699	0,697	0,697	0,696	0,695
	Grupal	0,701	0,699	0,700	0,700	0,699

13. Discusión

Los resultados obtenidos con los datos empíricos se replican en las condiciones de la simulación en las que la homogeneidad es total. Sin embargo, a medida que aumenta la heterogeneidad la estrategia de ajuste grupal no muestra suficiente sensibilidad a este hecho, pudiendo llevarnos a rechazar modelos que en realidad son correctos para algunos de los individuos de la muestra. En un escenario de este tipo, una estrategia de ajuste individual permitiría hacerse una idea más precisa de la realidad, pudiendo establecer si los individuos emplean distintos modos de resolver una misma tarea, así como las proporciones de participantes que cabe esperar que sigan cada estrategia concreta, especificada con cada modelo que haya mostrado un buen ajuste.

De este modo, a pesar de haber encontrado evidencia empírica favorable a que las conjunciones ilusorias existen respecto a la dimensión temporal, si, por ejemplo, también hubiera individuos que por su modo de procesar la información solo presentaran intrusiones como producto de respuestas al azar solo se hubiera podido detectar a través de una estrategia de ajuste individual.

Por ello, ante una situación real en la que se apliquen modelos de árbol es recomendable comenzar ajustando los modelos candidatos siguiendo una estrategia individual para detectar si existe heterogeneidad entre los participantes. En el caso de que todos los individuos ajusten a un mismo modelo se podrá realizar un ajuste grupal con garantías de no estar ignorando una situación de heterogeneidad relevante que, por otra parte, alteraría las estimaciones de los parámetros sesgándolos hacia valores imprecisos fruto de promediar valores de parámetros poblacionales diferentes. En caso de contar con muestras razonablemente amplias se podrían aplicar técnicas ideadas para detectar niveles significativamente grandes de heterogeneidad que sirvieran como indicios de que se están mezclando individuos que actúan bajo modelos distintos (como las que ofrece el meta-análisis). Otra alternativa serían los procedimientos que señalan la presencia de mezclas de distribuciones. En cualquier caso, solo serían útiles con muestras grandes (mucho mayores que las 12 observaciones que integran las muestras disponibles en el estudio empírico presentado).

14. Conclusiones

Los objetivos de este trabajo eran, por una parte, resolver la polémica sobre la existencia de las conjunciones ilusorias en el paradigma PRSV empleando modelos multinomiales de procesamiento en árbol, abordando, por otra parte, el debate respecto de las estrategias de ajuste grupal e individual en este contexto.

Al abordarlos con datos empíricos encontramos que solo el modelo que reflejaba la formación de rasgos flotantes procedentes únicamente de la misma posición en la que se presentó el estímulo target mostró un buen ajuste, lo que apoya nuestra hipótesis inicial de que estos fenómenos no son simples artefactos experimentales sino un fenómeno mucho más frecuente cuando se analiza en una dimensión temporal. Por otra parte, dada la homogeneidad de resultados entre participantes, las estrategias de ajuste individual y grupal no mostraron grandes diferencias entre sí ni en la bondad de ajuste ni en los valores estimados para los parámetros.

Para comparar los efectos del aumento de heterogeneidad entre participantes al emplear estrategias de ajuste individual y grupal, realizamos una simulación contemplando dos de los modelos empleados en el análisis de los datos empíricos.

Analizando estos datos se encontró que el empleo de una estrategia grupal puede mostrar datos de ajuste insensibles al aumento de heterogeneidad entre participantes, lo que puede llevar a rechazar modelos que en realidad son correctos para una parte de los individuos. En cambio, el ajuste individual de los modelos mostró mayor capacidad para detectar escenarios de heterogeneidad entre participantes, de forma que hace posible asignar como plausibles modelos diferentes a individuos que presenten modos distintos de resolver las tareas.

A pesar de que las diferencias en algunos de los resultados ofrecidos por las estrategias grupal e individual son muy marcadas, podrían estudiarse con mayor precisión generando más condiciones de heterogeneidad intermedias. Por otra parte, los individuos para los que un mismo modelo presenta un buen ajuste individual podrían agruparse según su correspondencia a distintas familias de modelos para realizar ajustes grupales a partir de sus promedios. Resumir los resultados de este procedimiento en vez de promediar los resultados individuales por condición podría ofrecer información más precisa sobre las cualidades de esta forma de ajustar modelos.

Por último, queda pendiente para trabajos futuros estudiar las diferencias entre las dos estrategias de ajuste propuestas en condiciones donde los modelos candidatos son más de dos o incluso un número indeterminado de ellos por ser, como en una situación real, desconocidos.

Referencias

- Ashby, F. Prinzmetal, W., Ivry, R. y Maddox, W. (1996). A formal theory of feature binding in object perception. *Psychological Review* 103(1), 165-192
- Batchelder, W. (1998). Multinomial processing tree models and psychological assessment. *Psychological Assessment* 10, 331-344
- Batchelder, W. y Riefer, D. (1999). Theoretical and empirical review of multinomial process tree modeling. *Psychonomic Bulletin and Review* 6, 57-86
- Botella, J. (2005). *Los modelos matemáticos en psicología*. Manuscrito no publicado, Facultad de Psicología, Universidad Autónoma de Madrid
- Botella, J. Barriopedro, M. y Suero, M. (2001). A model of the formation of illusory conjunctions in the time domain. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance* 27(6), 1452-1467
- Botella, J. y Eriksen, C. (1992). Filtering versus parallel processing in RSVP tasks. *Perception & Psychophysics* 51, 334-343
- Botella, J. García, M. y Barriopedro, M. (1992). Intrusion models in rapid serial visual presentation tasks with two response dimensions. *Perception & Psychophysics* 52(5), 547-552
- Botella, J. Narváez, M. Suero, M. y Juola, J. (2007). Parallel processing of stimulus features during RSVP: Evidence from the second response. *Perception & Psychophysics* 69(8), 1315-1323
- Botella, J. Privado, J. Suero, M. y Rubio M. (2007). On the reality of illusory conjunctions. Comunicación presentada en el Joint meeting of the Experimental Psychology Society and the Psychonomic Society. Edimburgo, UK
- Cavagnaro, D. Myung, J. y Pitt, M. (2010). Mathematical modeling. En Todd, D. (ed.), *The Oxford Handbook of Quantitative Methods*. Oxford University Press: New York

- Chechile, R. (2009). Pooling data versus averaging model fits for some prototypical multinomial processing tree models. *Journal of Mathematical Psychology* 53, 562-576
- Cohen, A. Sanborn, A. y Shiffrin, R. (2008). Model evaluation using grouped or individual data. *Psychonomic Bulletin & Review* 15(4), 692-712,
- Donk, M. (1999). Illusory conjunctions are an illusion: The effects of target-nontarget similarity on conjunction and feature errors. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance* 25(5), 1207-1233.
- Donk, M. (2001). Illusory conjunctions die hard: A reply to Prinzmetal, Diedrichsen, and Ivry (2001). *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance* 27, 543-546
- Erdfelder, E. Auer, T. Hilbig, B. Aßfalg, A. Moshagen, M. Nadarevic, L. (2009). Multinomial processing tree models. A review of the literatura. *Journal of Psychology* 217(3), 108-124
- Estes, W. (1956). The problem of inference from curves based on group data. *Psychological Bulletin* 53(2), 134-140
- Estes, W. y Maddox, W. (2005). Risks of drawing inferences about cognitive processes from model fits to individual versus average performance. *Psychonomic Bulletin & Review* 12(3), 403-408
- Green, D. y Sweets, J. (1966). *Signal Detection Theory and Psychophysics*. New York: Krieger
- Klauer, K. (2006). Hierarchical multinomial processing tree models: A latent-class approach. *Psychometrika* 71(1), 7-31
- Lawrence, D. (1971). Two studies of visual search for word targets with controlled rates of presentation. *Perception & Psychophysics* 10, 85-89
- Lee, M. y Webb, M. (2005). Modeling individual differences in cognition. *Psychonomic Bulletin & Review* 12(4), 605-621

- Moshagen, M. (2010). Multitree: A computer program for the analysis of multinomial processing tree models. *Behavior research methods* 42(1), 42-54,
- Myung, J. Pitt, M. y Kim, W. (2006). Model evaluation, testing and selection. En Lambert, K. y Goldstone, R. (eds.) *Handbook of cognition*. Sage publication
- Ponsoda, V. (1986). *Iniciación a la Psicología Matemática*. Madrid: Servicio de Publicaciones de la UAM
- Prinzmetal, W. Diedrichsen, J. e Ivry, R. (2001). Illusory conjunctions are alive and well: A reply to Donk (1999). *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance* 27, 538-541
- Quinlan, P. (2003). Visual Feature Integration Theory: Past, Present, and Future. *Psychological Bulletin* 129(5), 643-673
- Riefer, W. y Batchelder, W. (1988). Multinomial modelling and the measurement of cognitive processes. *Psychological Review* 95(3), 318-339
- Smith, J. y Batchelder, W. (2010). Beta-MPT: Multinomial processing tree models for addressing individual differences. *Journal of Mathematical Psychology* 54, 167-183
- Treisman, A. y Gelade, G. (1980). A feature-integration theory of attention. *Cognitive Psychology* 12, 97-136
- Treisman, A. y Schmidt, H. (1982). Illusory conjunctions in the perception of objects. *Cognitive Psychology* 14, 107-141

Anexo I. Frecuencias empíricas de las categorías por condición

Participante	Carga perceptiva baja						Carga perceptiva alta					
	Acierto	Intrus-M	Intrus-H	Intrus-V	Importación	Omisión	Acierto	Intrus-M	Intrus-H	Intrus-V	Omisión	
Sin carga de memoria	1	145	31	0	0	1	23	85	63	21	1	30
	2	123	54	6	1	8	8	111	54	32	3	0
	3	137	43	3	2	4	11	78	88	23	9	2
	4	109	55	5	1	14	16	132	51	8	1	8
	5	96	45	6	2	6	45	68	61	39	9	23
	6	99	52	7	5	8	29	61	52	37	6	44
	7	115	57	2	4	2	20	87	82	4	2	25
	8	134	21	4	4	4	33	99	41	16	3	41
	9	140	34	2	1	2	21	78	52	41	9	20
	10	128	45	7	5	12	3	72	42	18	6	62
	11	142	39	5	3	10	1	121	60	9	4	6
	12	112	30	2	1	4	51	133	49	11	4	3
Promedio	123,33	42,17	4,08	2,42	6,25	21,75	93,75	57,92	21,58	4,75	22,00	
Con carga de memoria	1	67	12	2	3	5	55	92	50	34	7	1
	2	110	52	2	3	8	11	93	54	10	1	18
	3	138	40	2	4	4	2	107	42	9	0	33
	4	83	34	8	6	12	7	71	43	26	2	0
	5	147	25	0	2	4	10	80	37	19	4	22
	6	122	25	3	2	0	16	127	23	0	1	45
	7	115	49	3	3	7	0	96	56	22	3	0
	8	116	55	1	4	4	5	113	59	12	6	2
	9	133	43	3	1	3	3	101	48	7	1	6
	10	114	47	8	1	5	23	122	38	23	3	0
	11	115	43	4	2	3	26	73	48	11	3	12
	12	118	51	5	1	1	9	104	43	25	8	9
Promedio	114,83	39,67	3,42	2,67	4,67	13,92	98,25	45,08	16,50	3,25	12,33	