

Modelo operador lineal en toma de decisiones: sensibilidad a ganancias y pérdidas

Laurent Avila-Chauvet, Diana Mejía Cruz

Instituto Tecnológico de Sonora,
Departamento de Psicología
México

diana.mejia@itson.edu.mx

Resumen. El Iowa Gambling Task (IGT) ha sido utilizado para evaluar la toma de decisiones en participantes con daño ventromedial en la corteza prefrontal y el desarrollo de los procesos de toma de decisiones. El estudio propone un modelo de agente que integra el Operador Lineal como regla de aprendizaje y parámetros de sensibilidad a las pérdidas y ganancias para simular la toma de decisiones el IGT. Asimismo, busca comparar la ejecución de los jóvenes adultos que participaron en el estudio, con la ejecución de los agentes simulados a partir de la manipulación del factor de memoria, la sensibilidad a las pérdidas y sensibilidad a las ganancias. Los resultados muestran que conforme aumenta la sensibilidad a las ganancias y decrece la sensibilidad a las pérdidas, aumenta la preferencia de los agentes por las alternativas subóptimas. Asimismo, cuando la sensibilidad a las pérdidas es mayor, conforme aumenta el factor de memoria, aumenta la preferencia por las alternativas óptimas. A pesar de que los resultados de los agentes y los participantes son cualitativamente similares los participantes mostraron mayor aversión al riesgo que los agentes. Concluimos la importancia de evaluar los parámetros del modelo operador lineal en diferentes muestras clínicas y comunitarias.

Palabras clave: Modelo operador lineal, toma de decisiones, agentes, sensibilidad a las pérdidas, sensibilidad a las ganancias.

Lineal Operator Model in Decision Making: Sensitivity to Gains and Losses

Abstract. The task Iowa Gambling Task (IGT) has been used to evaluate decision-making in individuals with ventromedial impairment in the prefrontal cortex and the development of decision-making processes. This study proposed an agent model that integrates the Lineal Operator as a learning rule, gains, and loss sensitivity parameters to simulate IGT decision making. Likewise, it was compared the performance of young adults who participated in the study, with the performance of the simulated agents based on the manipulation of the memory factor, losses, and gains sensitivity. The results show that as gains sensitivity increases and losses sensitivity decreases, agents' preference for suboptimal alternatives increases. Likewise, when the losses sensitivity is greater, as the memory factor increases, the preference for optimal alternatives increases. Despite the fact that the results of the agents and the participants are

qualitatively similar, the participants showed greater aversion to risk than the agents. We conclude the importance of evaluating the parameters of the lineal operator model in different clinical and community samples.

Keywords: Lineal operator model, decision making, agents, sensitivity to losses, sensitivity to gain.

1. Introducción

La elección racional puede tener distintos usos o significados en función de la disciplina y/o área de estudio. Kacelnick [7] señala tres tipos de racionalidad: 1) *Filosófica/Psicológica*, tomar decisiones en función de ideas y/o creencias racionales; 2) *Económica*, maximizar la cantidad de recursos, elegir aquellas alternativas que generan mayores ganancias a un menor costo; y 3) *Biológica*, elección de aquellas estrategias que permiten la supervivencia de la especie y/o aumentar la eficacia biológica. En situaciones de riesgo donde la probabilidad de ganancia y pérdida de las alternativas es conocida, se ha observado que algunos individuos tienden a desviarse de la elección económicamente racional y elegir las alternativas desventajosas o subóptimas, es decir, aquella que generan menores ganancias a largo plazo.

El Iowa Gambling Task (IGT) es una tarea comportamental que permite evaluar la toma de decisiones en *situaciones de incertidumbre*, en las cuales los participantes exploran las propiedades de las alternativas; y posteriormente *situaciones de riesgo*, en las cuales los participantes conocen las propiedades de las alternativas.

Esta tarea ha sido utilizada para evaluar la toma de decisiones en participantes con daño ventromedial en la corteza prefrontal [1].

Así mismo, ha permitido entender el proceso de toma de decisiones y evaluar el desarrollo en los procesos de decisión durante la adolescencia y el declive en la toma de decisiones después de los 60 años [4]. Algunos de los modelos cognitivos y computacionales que se han utilizado para entender y simular la toma de decisiones en el IGT son: La *Valencia de Expectativa* (EV) y el *Aprendizaje de Valencia Prospectiva* (PVL). Los parámetros de estos modelos capturan distintos procesos psicológicos como la motivación, memoria y consistencia de la respuesta [5, 6, 10].

Una versión híbrida de estos modelos (PVL-Delta) que utiliza el *Operador Lineal* como regla de aprendizaje, ha demostrado simular de forma más efectiva la toma de decisiones en el IGT, que sus versiones aisladas. Este último integra parámetros relacionados con la partición del espacio y la influencia selectiva [9].

A pesar de que estos modelos describen y/o simulan el proceso de toma de decisiones en el IGT, modelos bayesianos que contemplan la sensibilidad a las ganancias, la sensibilidad a las pérdidas y la memoria de pagos, han demostrado ser más eficaces para entender el proceso de toma de decisiones y sus implicaciones clínicas [11].

El presente estudio propone un modelo de agente más simple, que integra el *Operador Lineal* como regla de aprendizaje, parámetros de sensibilidad a las pérdidas y sensibilidad a las ganancias y la regla de decisión *Igualación* para simular la toma de decisiones en el IGT. Asimismo, el estudio propone comparar la ejecución de agentes simulados con la ejecución de jóvenes adultos a partir de la manipulación del factor de memoria y la sensibilidad a las pérdidas y ganancias.

2. Método

2.1. Participantes y diseño

Se utilizó un diseño transversal y una estrategia de muestreo en bola de nieve. A cada participante se le asignó un número de ID para garantizar su anonimato. Antes de comenzar, los participantes aceptaron un consentimiento informado en el cual se les señalaba que su participación era voluntaria y que los datos recolectados únicamente serían utilizados para fines de investigación.

Los datos se recolectaron en un servidor privado al cual los investigadores principales tenían acceso. Un total de 59 participantes completaron este estudio (70.3% mujeres y 29.7% hombres). El promedio de edad de los hombres fue de 24.27 años (DS = 10.31), y mujeres de 24.27 años (DS = 10.31). Los años de nivel educativo para hombre fue de 17.73 años (DS = 11.10), y mujeres de 15.23 años (DS = 3.12).

2.2. Instrumentos

IOWA Gambling Task: Los participantes fueron evaluados utilizando una versión computarizada en línea del IGT. Se le indicó a los participantes que en cada ensayo debían elegir una carta de uno de los cuatro mazos marcados como A, B, C y D; y que debían tratar de ganar la mayor cantidad de dinero posible y evitar perder tanto como fuera posible. Así mismo se les indicó que:

“En la parte superior del mazo elegido aparecerá con verde la cantidad de dinero ganada y con rojo la cantidad de dinero pérdida (i. e. $\$100 - \$50 = \$50$). En la parte superior izquierda se mostrará el dinero acumulado.”

Al finalizar cada ensayo, los participantes acumulaban ganancias y/o pérdidas en función de las propiedades de cada una de las alternativas (ver, Tabla 1). Los mazos A y B (alternativas *subóptimas*) generaban pérdidas a largo plazo, mientras que los mazos C y D (alternativas *óptimas*) generaban ganancias a largo plazo. La tarea finalizaba cuando elegían un total de 100 cartas.

2.3. Procedimiento

Todos los participantes fueron reclutados a través de una plataforma en línea. El estudio fue llevado a cabo durante 2 meses (31 de julio 2020 a 29 de septiembre 2020). Los participantes aceptaron voluntariamente ser parte del estudio a través del consentimiento informado. Los procedimientos cumplieron con la declaración de Helsinki sobre la participación en investigación con humanos: 1) Confidencialidad y privacidad de los datos; 2) Consentimiento informado; 3) Publicación y registros de investigación; 4) Disseminación de resultados.

Los participantes podían solicitar mayor información a través de los correos electrónicos del laboratorio.

2.4. Modelo operador lineal

Los Modelos Basados en Agentes (MBA) son modelos computacionales que abstraen y/o simulan algunos de los elementos y relaciones que componen un sistema real. Generalmente están representados por matrices que contienen: 1) Agentes (objetos que realizan una acción) con distintas reglas de comportamiento, aprendizaje y elección; y 2) Objetos con distintas propiedades con las cuales pueden interactuar los agentes.

El modelo propuesto pretende simular y/o predecir la preferencia por de cada una de las alternativas en el IGT. Así mismo asume que:

- a) El ambiente está compuesto únicamente por 4 mazos de cartas que difieren en la magnitud de ganancias, la magnitud de pérdidas y probabilidad de pérdidas. La tarea termina cuando el agente elige 100 cartas.
- b) Los agentes pueden en cada ensayo elegir uno de los cuatro mazos. En cada ensayo se calculan las ganancias netas (ganancias - pérdidas) ponderadas por la sensibilidad del agente a las ganancias y/o las pérdidas.
- c) Al inicio de cada simulación el valor que le atribuye el agente a cada mazo es el mismo. A medida que el agente adquiere experiencia con cada uno de los mazos, su valor aumenta o decrementa en función del valor del mazo en el presente y el valor del mazo en el pasado.
- d) La probabilidad de que un agente elija un mazo depende del valor de cada uno de los mazos. Aquellos mazos con mayor valor, tienen mayor probabilidad de ser elegidos, en contraste con los mazos de menor valor (*Igualación*).

Se considera que estos supuestos, por un lado, abstraen los elementos más relevantes del IGT, y, por otro lado, describen la forma en la que los agentes le asignan valor a las alternativas y eligen las alternativas. A continuación, se describen los parámetros y reglas del modelo.

- a) El ambiente está compuesto por cuatro mazos que difieren en la Magnitud de Ganancias (G), Magnitud de Pérdidas (P) y Probabilidad de pérdidas (Pp). Con el fin de normalizar el valor de la magnitud de las ganancias y pérdidas de la tarea original, se dividieron los valores entre el valor máximo de cada uno de los mazos.
- b) Cada unidad temporal (t) corresponde a un ensayo o elección. La simulación finaliza cuando las unidades temporales (t) son iguales al total de unidades temporales programadas (Ts).
- c) Los agentes utilizan la regla de decisión *Igualación* para elegir uno de los mazos en una unidad temporal. Por ejemplo, la probabilidad de que el agente elija el mazo "A" en una unidad temporal futura ($Pra(t+1)$), depende del valor del mazo "A" ($Va(t)$) dividido entre la suma del valor de todos los mazos ($Va(t) + Vb(t) + Vc(t) + Vd(t)$). Ecuación 1:

$$Pra(t+1) = Va(t) / (Va(t) + Vb(t) + Vc(t) + Vd(t)). \quad (1)$$

- d) Cuando los agentes eligen un mazo, se calcula las ganancias netas (Gn) en la unidad temporal presente. Las Ganancias (G) son ponderadas por la sensibilidad a las ganancias (Gs), posteriormente se sustraen las pérdidas (P)

Tabla 1. Parámetros de simulaciones del modelo.

Parámetros	Símbolos	Valores			
Unidades temporales	T_s	100			
Magnitud de Ganancias	G	A	B	C	D
		100	100	50	50
Magnitud de Pérdidas	P	A	B	C	D
		1250	250	250	50
Probabilidad Pérdidas	P_p	A	B	C	D
		0.1	0.5	0.1	0.5
Sensibilidad Ganancias	G_s	0.1 - 1			
Sensibilidad Pérdidas	P_s	0.1 - 1			
Factor Memoria	x	0.1 - 0.9			

ponderadas por la sensibilidad a las pérdidas (P_s), en caso de haberlas.
Ecuación 2:

$$Gn(t) = G(t)G_s - P(t)P_s. \quad (2)$$

- e) Una vez calculadas las ganancias netas, se actualiza el valor atribuido por el agente al mazo elegido a partir de la regla de aprendizaje *Operado lineal*. Por ejemplo, el valor del mazo “A” ($Va(t)$) dependerá de su valor en una unidad temporal pasada ($Va(t-1)$) ponderado por el factor de memoria (x), más las ganancias netas (Gn) ponderadas por el valor residual del factor de memoria ($1-x$). A medida que aumenta el factor de memoria, los agentes tenderán a ponderar en mayor medida el valor de las alternativas en el pasado, Ecuación 3:

$$Va(t) = xVa(t-1) + (1-x)Gn. \quad (3)$$

2.5. Simulaciones

En cada simulación, un agente individual era expuesto al IGT de la misma forma en la que fueron expuestos los participantes humanos. Con el objetivo de probar cual interacción de parámetros (x , G_s , P_s) resulta en una mayor y menor proporción de elecciones optimas, se simularon 50 agentes para cada una de las 900 combinaciones que diferían en el factor de memoria, sensibilidad a las pérdidas y sensibilidad a las ganancias, en intervalos de 0.1.

Posteriormente se simularon 50 agentes con los valores que resultaban en una mayor y menor proporción de elecciones optimas y se analizó su preferencia por cada uno de los mazos y el cambio de preferencia a lo largo de la tarea.

Finalmente, se eligió la combinación de parámetros que resultaba en la proporción de elecciones optimas de los participantes y se simulo 2 grupos de 30 agentes, con el objetivo de contrastar su ejecución con la de los participantes.

3. Resultados

En las Figuras 1a y 1b se muestra la proporción de elecciones optimas en función de la interacción de los parámetros. Cada punto corresponde al promedio de 50

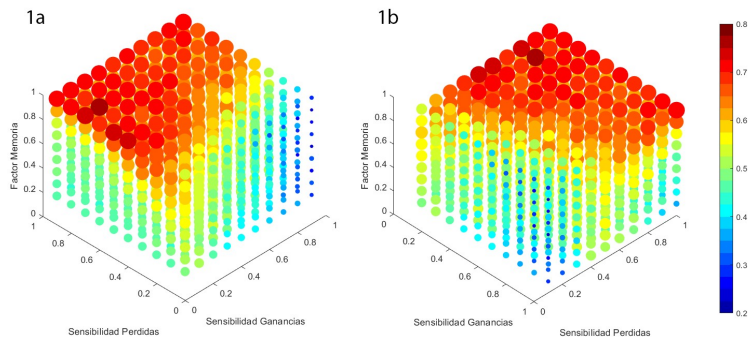


Fig. 1. Proporción de elecciones óptimas en función de la interacción de los diferentes parámetros (factor de memoria, sensibilidad a las ganancias, sensibilidad a las pérdidas) en intervalos de 0.1. Cada punto corresponde al promedio de 50 agentes.

agentes individuales, puntos más grandes y rojos, señalan mayor proporción de elección de las alternativas óptimas (C y D).

La combinación de parámetros que mostró una mayor preferencia por las alternativas óptimas fue $x = 0.9$, $G_s = 0.2$ y $P_s = 0.8$, mientras que la combinación de parámetros que muestra una mayor preferencia por las alternativas subóptimas fue $x = 0.8$, $G_s = 1$ y $P_s = 0.1$. Como tendencias generales se puede observar que: 1) conforme aumenta la sensibilidad a las ganancias y decrece la sensibilidad a las pérdidas, aumenta la preferencia de los agentes por las alternativas subóptimas y 2) cuando la sensibilidad a las pérdidas es mayor a 0.3, conforme aumenta el factor de memoria, aumenta la preferencia por las alternativas óptimas.

En las Figuras 2a se muestra la proporción de elección de cada uno de los mazos por agente y su promedio. Para el grupo A se utilizó la interacción de parámetros que desembocó en una mayor preferencia por las alternativas óptimas, mientras que para el grupo B se utilizó la interacción de parámetros de desemboco en una menor preferencia por las alternativas óptimas (ver, Figura 1).

La figura 2b muestra la preferencia por las alternativas óptimas a lo largo de 5 bloques de 20 elecciones o cartas. Los resultados señalan que la preferencia del grupo A por las alternativas óptimas tendió a incrementar, mientras que para el grupo B tendió a decrementar. Esto sugiere que los agentes aprendieron las propiedades de las alternativas y que modificaron su preferencia en función de la experiencia con la tarea. Estos resultados son similares a lo observado en humanos [1].

Al igual que en la figura 2, en la Figura 3 se muestra la proporción de elección de cada uno de los mazos y la proporción de elecciones óptimas a lo largo de 5 bloques de 20 elecciones. En la parte inferior se muestra la ejecución de los participantes, mientras que en la parte superior se muestra la ejecución de 30 agentes por grupo. Los participantes se dividieron en 2 grupos en función de la media de la proporción de elecciones óptimas.

El grupo A está compuesto aquellos participantes que tuvieron una preferencia superior o igual a la media, mientras que el grupo B está compuesto aquellos participantes que tuvieron una preferencia menor a la media. En el caso de los agentes, para el grupo A se utilizaron los parámetros que desembocaron en la media de elecciones óptimas de los participantes del grupo A ($x = 0.7$, $G_s = 0.5$ y $P_s = 0.2$),

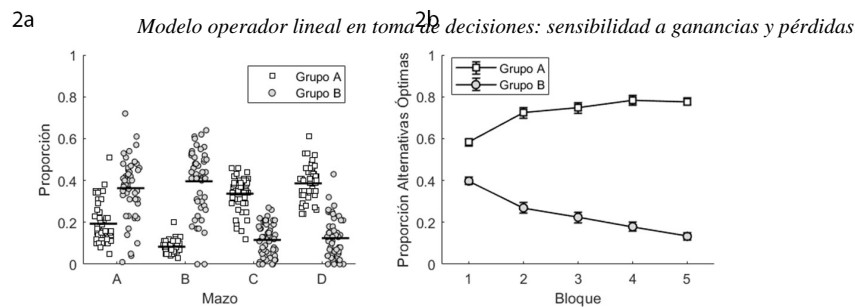


Fig. 2. Proporción de elección de cada uno de los mazos por agente y su promedio. Mientras que del lado derecho se muestra el promedio de la preferencia por las alternativas óptimas a lo largo de 5 bloques de 20 elecciones o cartas.

mientras que para el grupo B se utilizaron los parámetros que desembocaron en la media de elecciones óptimas de los participantes del grupo B ($x = 0.3$, $Gs = 0.9$ y $Ps = 0.1$).

Al igual que los participantes, la preferencia por las alternativas óptimas o subóptimas aumenta en cada bloque. A pesar de que los resultados son cualitativamente similares entre los agentes y los participantes, es importante notar que los agentes y participantes del grupo B difieren en su preferencia por los mazos subóptimos. Los participantes eligieron el mazo con menor probabilidad (A) de castigo, mientras que los agentes eligieron el mazo con mayor probabilidad de castigo (B).

4. Discusión

El estudio propone un modelo de agente que simula la ejecución en el IGT a partir del *Operador lineal* (regla de aprendizaje), *Igualación* (regla de decisión) y dos parámetros asociados a la sensibilidad a las ganancias y pérdidas. Así mismo simula cualitativamente la preferencia de los participantes por las alternativas óptimas y/o subóptimas.

En relación al modelo de agente, los resultados señalan que conforme aumenta la sensibilidad a las ganancias y decrece la sensibilidad a las pérdidas, los agentes muestran mayor preferencia por las alternativas subóptimas. Bechara, et al. [1] hipotetizan que la preferencia de los participantes con daño ventromedial en la corteza prefrontal por las alternativas subóptimas puede deberse a la alta sensibilidad a las ganancias inmediatas y la insensibilidad a los castigos.

Así mismo, se ha reportado que los participantes con daño ventromedial en la corteza prefrontal muestran menor grado de respuestas anticipatorias de conductancia de la piel ante las alternativas con mayor probabilidad de pérdidas [2, 3]. Los resultados del modelo son consistentes en relación a la sensibilidad a las pérdidas de los participantes con daño ventromedial en la corteza prefrontal.

Por otro lado, cuando la sensibilidad a las pérdidas y el factor de memoria fueron mayores, los agentes mostraron preferencia por las alternativas óptimas. Este resultado es consistente con la hipótesis de Bechara, et al. [1] en la cual señala que los participantes con daño ventromedial en la corteza prefrontal muestran preferencia por

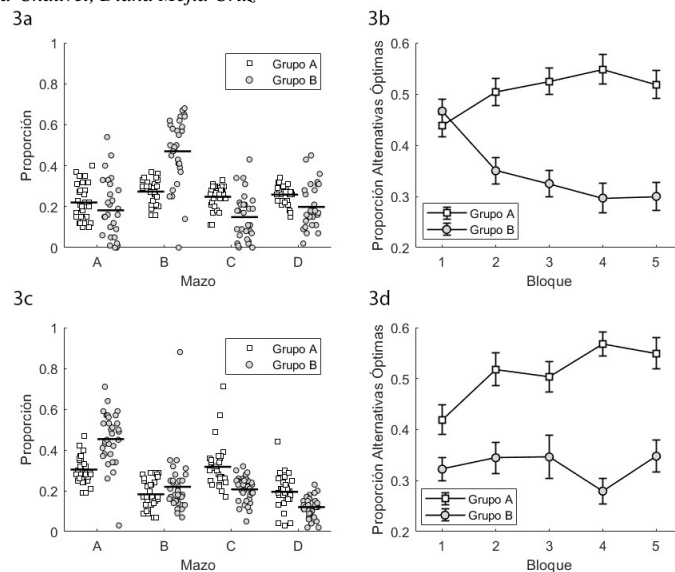


Fig. 3. Proporción de elecciones para cada uno de los mazos y la proporción de elecciones óptimas en cada uno de los bloques. En la parte superior se muestra la ejecución de los agentes, mientras que en la parte inferior se muestra la ejecución de los participantes. Los participantes se dividieron en 2 grupos, grupo “A” superior a la media y grupo “B” inferior a la media.

las alternativas subóptimas debido a que su comportamiento está guiado por las consecuencias inmediatas.

A medida que aumenta el factor de aprendizaje en los agentes, estos tienden a ponderar menos las consecuencias inmediatas y ponderar más las ganancias obtenidas a lo largo del tiempo. En relación a la simulación de la ejecución de los participantes, se tomaron los valores de los parámetros que desembocaron en la media de la proporción de elecciones óptimas de los participantes que tendieron a elegir las alternativas óptimas (Grupo A) y subóptimas (Grupo B).

El factor de memoria y la sensibilidad a las pérdidas fue mayor para el Grupo A, mientras que la sensibilidad a las ganancias fue mayor para el Grupo B. Estos resultados son consistentes con las hipótesis de Bechara, et al. [1] sobre los factores que afectan la elección de las alternativas óptimas.

Finalmente, los participantes mostraron mayor preferencia por las alternativas con menor frecuencia de castigos, en contraste con los agentes. Esto sugiere que los participantes están dispuestos a tomar riesgos de manera ocasional con el objetivo de aumentar sus ganancias, mientras que los agentes evitan las pérdidas de mayor magnitud.

En conclusión, se muestra un modelo de agente relativamente *simple*, capaz de simular la toma de decisiones en el IGT. Así mismo, el modelo simula cualitativamente la ejecución de jóvenes adultos a partir de la manipulación del factor de memoria y los parámetros de sensibilidad a las pérdidas y ganancias.

En el futuro se espera evaluar la flexibilidad cognitiva, la sensibilidad a las ganancias y la sensibilidad a las pérdidas en muestras clínicas y comunitarias con el

objetivo de alimentar al modelo y simular la preferencia por las alternativas óptimas. Se espera que los conjuntos de estos factores puedan fungir como un buen predictor de la toma de decisiones y comportamientos asociados a conductas de riesgo.

Referencias

1. Bechara, A., Damasio, A. R., Damasio, H., Anderson, S. W.: Insensitivity to future consequences following damage to human prefrontal cortex. *Cognition*, vol. 50, pp. 7–11 (1994) doi: 10.1016/0010-0277(94)90018-3
2. Bechara, A., Damasio, H., Tranel, D., Damasio, A. R.: Deciding advantageously before knowing the advantageous strategy. *Science*, vol. 275, pp. 1293–1295 (1997) doi: 10.1126/science.275.5304.1293
3. Bechara, A., Tranel, D., Damasio, H., Damasio, A. R.: Failure to respond autonomically to anticipated future outcomes following damage to prefrontal cortex. *Cerebral cortex*, vol. 6, pp. 215–225 (1996) doi: 10.1093/cercor/6.2.215
4. Beitz, K. M., Salthouse, T. A., Davis, H. P.: Performance on the Iowa Gambling task from 5 to 89 years of age. *Journal of Experimental Psychology: General*, vol. 143, no. 4, pp. 1677–16689 (2014)
5. de Visser, L., Homberg, J., Mitsogiannis, M., Zeeb, F., Rivalan, M., Fitoussi, A.: Dellu-Hagedorn, F.: Rodent versions of the Iowa Gambling task: Opportunities and challenges for the understanding of decision-making. *Frontiers in neuroscience*, vol. 5, no. 109 (2011) doi: 10.3389/fnins.2011.00109/full
6. Horstmann, A., Villringer, A., Neumann, J.: Iowa Gambling task: There is more to consider than long-term outcome. Using a linear equation model to disentangle the impact of outcome and frequency of gains and losses. *Frontiers in Neuroscience*, vol. 6, no. 61 (2012) doi: 10.3389/fnins.2012.00061/full
7. Kacelnik, A.: Meanings of rationality. *Rational animals*, pp. 87-106 (2006)
8. Steingroever, H., Wetzels, R., Wagenmakers, E. J.: Validating the PVL-Delta model for the Iowa Gambling task. *Frontiers in psychology*, vol. 4, no. 898 (2013) doi: 10.3389/fpsyg.2013.00898/full
9. Steingroever, H., Wetzels, R., Wagenmakers, E. J.: Absolute performance of reinforcement-learning models for the Iowa Gambling task. *Decision*, vol. 1, no. 3, pp. 161-183 (2014) doi: 10.1037/dec0000005
10. van den Bos, R., Lasthuis, W., Den Heijer, E., van der Harst, J., Spruijt, B.: Toward a rodent model of the Iowa Gambling task. *Behavior research methods*, vol. 38, no. 3, pp. 470–478 (2006) doi: 10.3758/BF03192801
11. Wetzels, R., Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F., Wagenmakers, E. J.: Bayesian parameter estimation in the expectancy Valence model of the Iowa Gambling task. *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 54, no. 1, pp. 14–27 (2010) doi: 10.1016/j.jmp.2008.12.001

