

# Aproximaciones al estudio del comportamiento y sus aplicaciones

Volumen I



**Josué Antonio Camacho Candia**  
**Felipe Cabrera González**  
**Oscar Zamora Arévalo**  
**Felix Héctor Martínez Sánchez**  
**Juan José Irigoyen Morales**  
(Coordinadores)

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE TLAXCALA



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE TLAXCALA**

# I

## Adaptación a Propiedades Estadísticas de Sucesos Biológicamente Importantes

*Arturo Bouzas Riaño<sup>1</sup>*

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

### **Resumen**

El presente capítulo presenta algunos de los cambios conceptuales en el Análisis Experimental del Comportamiento (AEC) que se dieron a partir de los años 70s del siglo pasado. Se revisarán algunos de los cambios en la Filosofía de la Ciencia que subyacen al uso, cada vez más frecuente, de modelos matemáticos y la pluralidad en el tipo de explicaciones en el AEC. La perspectiva del capítulo enfatiza la evolución de mecanismos de adaptación que permiten resolver los retos metabólicos y reproductivos que enfrentan los organismos. Estos retos sugen de las propiedades estadísticas que describen la disponibilidad de sucesos biológicamente importantes (SBI) para un organismo. Se ilustra el enfoque analizando el desarrollo de un integrador con fuga, un algoritmo de aprendizaje por refuerzo, para resolver el problema de la asignación de crédito. El capítulo concluye con una discusión de algunos de los problemas de los modelos de refuerzo para dar cuenta de la adaptación del comportamiento a entornos volátiles.

En 1968 George Reynolds publicó el libro “A primer of operant conditioning”, cuyo propósito era presentar de una forma concisa lo que hasta ese momento se

---

<sup>1</sup> La escritura del presente capítulo fue apoyada por el Proyecto PAPIME PE310016 y constituye un resumen extenso de la primera parte de un libro de notas sobre comportamiento adaptable en proceso de elaboración. El autor desea agradecer los comentarios al presente trabajo y su colaboración en la enseñanza del presente material a Adriana F. Chávez De la Peña, Uriel Omar González Bravo, José Manuel Niño García y Carlos A. Velázquez Vargas. Correspondencia con el autor [arbouria@unam.mx](mailto:arbouria@unam.mx).

consideraba eran los principios básicos del análisis experimental del comportamiento (AEC). El propósito del presente capítulo es presentar un bosquejo del contenido que tendría dicho libro si se escribiera en la actualidad: ¿Cuáles serían considerados los principios básicos de nuestra disciplina? y ¿qué preguntas, aún sin responder, sería importante atender?. Como cualquier disciplina, la nuestra se transforma en respuesta a la nueva evidencia, a la disponibilidad de nuevas metodologías y análisis de datos y al contacto con esquemas conceptuales de disciplinas cercanas. El mensaje principal es que -contrario a lo que se piensa en ámbitos tanto dentro como fuera del AEC- el estudio del comportamiento es un área de investigación madura, con una vitalidad que alienta su constante transformación. El esquema conceptual que Reynolds (1968) resumió tiene hoy un aspecto muy diferente (Killeen, 2014; Baum 2012; Staddon, 2016).

El presente capítulo está organizado de la siguiente forma: Primero, se revisará los cambios en el contexto filosófico que han facilitado un pluralismo en las formas de explicar el comportamiento. En el segundo apartado presentará argumentos a favor del estudio del comportamiento como una adaptación a la estructura estadística de su entorno. Para el tercer y cuarto apartado se abordarán los principales elementos de los modelos de integradores que subyacen a los modelos de reforzamiento de asignación de crédito que serán el tema del último apartado.

### **1. Cambios en el contexto empírico y conceptual del AEC.**

A fines de los 60's, cuando se publicó el libro de Reynolds se describieron un gran número de fenómenos empíricos que cuestionaban algunos de los principios más centrales del AEC, entre los que destacaron por su impacto sobre el desarrollo del área los resultados encontrados en programas concurrentes de refuerzo (Herrnstein, 1970), los de bloqueo en protocolos de condicionamiento clásico (Kamin, 1969), los del protocolo "aleatorio" (Rescorla, 1972) los de automoldeamiento (Brown y Jenkins, 1968), los de refuerzo de Premack (1965), los de psicofísica del tiempo (Gibbon, 1977), y los obtenidos en protocolos de evitación desarrollados por Herrnstein (Herrnstein, 1969). Esta literatura empírica concretó en dos grandes modelos matemáticos, a través de los cuales ha girado buena parte de la investigación empírica y conceptual del comportamiento adaptable hasta la fecha (Herrnstein, 1970; Rescorla y Wagner, 1969). A este respecto, se destacan dos artículos teóricos (Bolles, 1972 y Bindra, 1974) que desde diferentes perspectivas cuestionaron la ley del efecto y que pueden verse como antecedentes de los modelos recientemente propuestos por Baum (2012)

y Killeen, (2014) y de la literatura sobre aprendizaje por refuerzo basado en modelos (Dayan, P., & Nakahara, H., en prensa)..

Otro conjunto de desarrollos que impactaron al AEC se dieron en la Filosofía de la Ciencia y la consecuente apertura a esquemas conceptuales en otras disciplinas. La teoría psicológica surge de la mano de la filosofía de la ciencia, que antes de los años 60's entendía las teorías como entidades lingüísticas (proposiciones) cuya relación con el mundo empírico se sostenía mediante un conjunto de reglas de correspondencia entre el lenguaje teórico y el lenguaje observacional. En esta perspectiva, los problemas de la "verdad" y la "referencia" fueron los principales puntos de discusión. Artículos sobre el "operacionalismo" y los argumentos sobre "variables interventoras" y "constructos hipotéticos" poblaron las revistas psicológicas.

La atención a la práctica cotidiana de los científicos, también, llevó a los filósofos a atender otras formas de expresar las teorías y su relación con el mundo empírico. Los científicos cada vez más frecuentemente emplean "vehículos representaciones" distintos a los lingüísticos. Estos 'vehículos' se conocen como modelos y los hay de una gran variedad; en un extremo se tienen estructuras físicas como una maqueta y en el otro, estructuras matemáticas abstractas. Las nociones de referencia y verdad no parecen aplicables a los modelos y en su lugar, la discusión la ocupan las nociones de representación y similitud (Frigg y Hoffman, 2017).

Una característica importante de los modelos es que no tienen que ser una réplica perfecta de todo lo que ocurre en el mundo empírico. Considere el caso del mapa de una ciudad que puede tener diferentes usos, dependiendo de los cuales incluirá -o no- ciertos detalles. Un mapa útil para orientarse en la ciudad elimina la mayoría de los detalles (por ejemplo, el color de las casas), pero mantiene la relación espacial entre las calles. Sin embargo, ese mismo mapa no sería útil para capturar la belleza y detalles arquitectónicos de la ciudad.

Al igual que los mapas, los modelos matemáticos muestran la flexibilidad necesaria para representar los diferentes intereses de un científico. Hay modelos que simplemente permiten predecir relaciones de entrada-salida entre variables (como por ejemplo los modelos psicofísicos tradicionales), mientras que otros buscan una representación precisa de lo que ocurre entre la entrada y salida (como los modelos de acumuladores en tareas de decisión perceptual).

La Filosofía de la Ciencia contemporánea ha hecho de la elucidación del concepto de representación uno de sus principales objetos de estudio (Van Fraassen, 2008). Detrás de casi todas las teorías de representación está la noción de morfismo, esto es la idea de que una "buena" representación mantiene en el sistema

representacional las relaciones que son ciertas en el mundo empírico. Bajo este esquema, la evaluación de los modelos es una actividad pragmática alejada de la noción de “verdad”. Note que la representación no es la teoría, siendo que esta última especifica qué aspectos del mundo (dominio) pueden ser representados dentro de una estructura de representaciones particular.

Dentro de la Filosofía de las matemáticas, el enfoque dominante para entender los modelos matemáticos es similar y se le conoce como Teoría del mapeo (Pincok, 2011). Recientemente, dentro de las matemáticas -y en general en filosofía de la ciencia- hubo un movimiento hacia la interpretación de la representación en términos de “similitud” (van Fraassen, 2008). Dicho enfoque permite hacer sentido de modelos que se sabe son ficticios, pero que representan fenómenos empíricos y resultan muy útiles en el trabajo de la ciencia (para una completa reseña de la literatura filosófica contemporánea sobre modelos ver Frigg and Hoffman, 2017).

Finalmente, el modelo representacional no debe interpretarse como el supuesto de que hay una estructura matemática y esperar que se encuentre una estructura empírica de la cual sea un morfismo. Una parte fundamental del trabajo científico es precisamente el establecimiento de dichas estructuras empíricas.

Por último, se destaca el papel que las simulaciones computacionales juegan en la actualidad en el desarrollo y evaluación de los modelos científicos (Weisberg, 2012), así como las nuevas formas de analizar estadísticamente los modelos (McElreath, 2015).

En el último tercio del siglo pasado, el segundo tema que dominó la discusión en la Filosofía de la Ciencia fue la naturaleza de las explicaciones, debido en gran parte a la creciente atención que recibió el trabajo de biólogos, psicólogos y economistas. Hasta ese momento, la interpretación dominante de una explicación era la teoría “nomológica deductiva (ND)”, suponía que explicar era deducir lógicamente a partir de leyes generales los fenómenos de interés. Su principal problema resulta fácil de entender con el siguiente ejemplo paradigmático: La sombra de un asta bandera puede derivarse de su altura pero igualmente, bajo los mismos principios, puede estimarse a partir del largo de su sombra. Dicho problema de “simetría” fue devastador para la teoría ND y obligó a considerar el papel que juega la “causalidad” en las explicaciones.

Hay tres interpretaciones de causalidad que dominan la literatura: 1) El papel de los contrafactuales, con la pregunta ¿qué hubiese pasado en la ausencia del factor explicativo?, tema muy común en el trabajo empírico de las ciencias sociales. 2) El papel de las intervenciones para explicar causalmente la ocurrencia de un suceso o

fenómeno, (dentro de la Psicología, el AEC ejemplificado por Reynolds es uno de los mejores ejemplos de este tipo de explicación) y 3) La interpretación causal más elaborada que integra contrafactuales e intervenciones (Strevens 2008). Dicha interpretación asume que las explicaciones buscan encontrar aquellos factores dentro de un mundo de relaciones causales que “hacen una diferencia” y consiste en “hacer el modelo causal tan abstracto como sea posible, substituyendo las descripciones de las influencias específicas por descripciones cada vez más abstractas de las mismas” (Strevens, 2008), en consideración del hecho ampliamente aceptado de que muchas explicaciones son idealizaciones en las que la historia causal es incorrecta. De acuerdo a Strevens (2008), estas explicaciones son aceptadas precisamente porque omiten aquello que no hace una diferencia.

Algunos filósofos no se sienten cómodos con la noción de causalidad, entre los cuales Kitcher (1989) propone la teoría de explicación alternativa de mayor influencia. La teoría de la unificación plantea que las teorías explican a través de la unificación de un conjunto de observaciones que quedan subsumidas bajo un conjunto de principios básicos. De acuerdo a él, la ciencia busca “esquemas explicativos” que puedan ser aplicados tan ampliamente como sea posible. La teoría de la selección natural es el mejor ejemplo de un esquema explicativo.

Otros filósofos, que aceptan explicaciones de tipo causal, argumentan que hay otras explicaciones. Batterman y Rice (2014) presentan sucintamente esta posición. De acuerdo a ellos, las diferentes variantes de las explicaciones causales se pueden identificar porque incluyen como característica fundamental todos los rasgos causales relevantes. Argumentan que hay una clase de explicaciones que abandonan la pretensión de exactitud que implica considerar todos los rasgos relevantes y proponen modelos mínimos que explican por qué un número de rasgos son irrelevantes. Los mejores ejemplos de estas explicaciones se encuentran dentro de la biología y la economía, en particular en los modelos de optimización de equilibrio. Dichos modelos mínimos se aplican a un rango enorme de instancias con rasgos heterogéneos que pueden ser omitidos y que, sin embargo, dan cuenta de patrones muy generales de comportamiento. Estos modelos son comunes en el AEC, sin embargo, su estructura no siempre es comprendida y suelen verse como modelos provisionales que eventualmente serán substituidos por modelos “verdaderamente” causales. Por el contrario, los modelos mínimos son robustos en su explicación del comportamiento de sistemas a gran escala, a pesar de los cambios en los detalles del sistema. Note que estas explicaciones dependen de que se encuentren patrones muy generales en el comportamiento de sistemas muy

diversos (y en ocasiones, se requiere del genio de alguien como Darwin o Nash para encontrarlos).

Para el inicio del siglo XXI vio el resurgimiento de otra teoría causal de la explicación, conocida como “nuevo mecanicismo” (Craver y Tabery, 2017), que está muy relacionada con la Psicología y las neurociencias. En breve, sostiene que “el mecanismo para un fenómeno consiste de entidades cuyas actividades e interacciones están organizadas de tal forma que producen el fenómeno”.

Cuando a los científicos se les toma desprevenidos y se les pregunta cuál es el propósito de su actividad, muchos de ellos dirán que es “explicar” o “modelar” cierto fenómeno. Sin embargo, cuando se les cuestiona acerca de qué entienden por explicar y modelar, encontraremos tantas respuestas como científicos, y más aún, frecuentemente hablarán de que la ventaja y calidad de su trabajo radica precisamente en el “tipo” de explicación o modelo que proporcionan. Sin embargo, esta forma monolítica de entender la ciencia del comportamiento (ya resumida por Reynolds), fue substituida por el pluralismo y una riqueza de visiones que hoy caracteriza la actividad científica.

Dicho pluralismo se manifiesta de manera más clara en el reconocimiento de que la explicación constituye una actividad pragmática donde diferentes demandas de respuesta requieren diferentes tipos de explicaciones (Killeen, 2001; Tinbergen, 1963). Un ejemplo del mismo, relevante al propósito del presente capítulo, es la distinción propuesta originalmente por Marr (1982) entre diferentes niveles de análisis.

## **2. Adaptabilidad del comportamiento**

Los psicólogos, a lo largo de buena parte de su historia, han debatido acerca de cuál es la “clase natural” que conforma su objeto de estudio. Respuestas tales como ‘la mente’, ‘la cognición’ o ‘el comportamiento’ son tan generales y ambiguas que no sorprende que en la práctica la ciencia del comportamiento estuviese definida por los protocolos experimentales y sus resultados. El capítulo argumenta que los procesos evolutivos generan una clase natural: el comportamiento adaptable como objeto propio del estudio de la ciencia del comportamiento.

La adaptabilidad del comportamiento no es una construcción social, sino que surge naturalmente de dos características de la vida de los organismos: metabolismo y reproducción (Godfrey-Smith, 2017 ). Los sistemas biológicos gastan energía y requieren de un constante reabastecimiento. Y los procesos evolutivos van moldeando distintas formas exitosas de reabastecimiento y reproducción (comportamiento adaptable) a través del éxito reproductivo diferencial de la instancia metabólica (el organismo).

La adaptabilidad define un sistema empírico (un objeto de estudio), que surge tanto de las propiedades físicas asociadas a la necesidad de reabastecimiento, como al proceso evolutivo asociado a la reproducción. Una condición limitante sobre el reabastecimiento y la reproducción es que los comportamientos que las definen no sólo consumen energía sino que toman tiempo. Dado que el tiempo disponible es finito, se crea una restricción lineal bajo la cual los diferentes comportamientos compiten por el tiempo disponible.

$$T=t_1+t_2+t_3+\dots+t_n \quad (1)$$

Los comportamientos y mecanismos adaptables que resultan de los procesos evolutivos son resultado de las restricciones del organismo y de las propiedades de su entorno asociadas con el éxito reproductivo diferencial. Metafóricamente, podemos hablar de estas restricciones como un problema de adaptación que resulta en soluciones óptimas (o cuasi óptimas). Sin embargo, no hay que perder de vista que no se trata de un agente “adaptándose”, sino de un proceso sin agencia ni intención que debe verse (y modelarse) como el producto de la operación de restricciones asociadas con diferencias en los éxitos reproductivos.

En este nivel de análisis los modelos pueden ser de dos tipos. En el primer caso, el trabajo de un modelo psicológico es operar como ingeniería en reversa: a partir del comportamiento observado se busca identificar qué restricciones del entorno permitirían entender la evolución (selección) de ese comportamiento (esto constituye básicamente el programa de trabajo de la Psicología Evolutiva con todas las dificultades que supone). El segundo tipo de modelos inicia con un análisis detallado de las restricciones del entorno ligadas al éxito reproductivo diferencial (el problema de adaptación) y de las restricciones históricas del organismo para encontrar una solución óptima (o cuasi óptima). Las restricciones del entorno se refieren a las propiedades estadísticas de los sucesos relevantes para el éxito reproductivo, que identificaremos como ‘sucesos biológicamente importantes’ (SBI). Note que en muchos casos puede haber más de una solución óptima o puede que las restricciones históricas no permitan una solución óptima pero sí una solución ‘mejor’ en relación a las otras. La segunda forma de modelar optimalidad es más razonable y ha dominado tanto el AEC como en general a la psicología experimental (Baum, 1981 ; Gallistel, 2012).

La siguiente pregunta que nos podemos hacer es si se seleccionan comportamientos o “mecanismos”. Desde luego, si el mecanismo no resulta en comporta-

miento con éxito reproductivo, no será seleccionado. Sin embargo, el mecanismo que subyace a un comportamiento con éxito reproductivo sí seleccionado puede ser secuestrado para generar soluciones bajo un conjunto de restricciones diferentes. Adicionalmente la estructura biológica metabólica y neuronal puede ser también una restricción importante sobre cuáles pueden ser los posibles comportamientos y mecanismos.

El análisis anterior sobre la evolución de comportamiento adaptable ha tenido una gran influencia sobre el tipo de explicaciones y modelos que se pueden desarrollar e ilustra la importancia de los desarrollos recientes en la Filosofía de la Ciencia presentados en la introducción. En particular, Marr (1982) propuso que las explicaciones en Psicología pueden tomar tres formas que se complementan mutuamente. La primera -conocida como explicación racional- consiste en un análisis detallado del problema de adaptación y sus posibles soluciones e implica que para entender un comportamiento es necesario contar con un modelo acabado del problema del que puede ser una solución. El segundo nivel de explicación -al que se conoce como algorítmico- hace referencia a los posibles mecanismos que pueden instrumentar las soluciones óptimas. Finalmente, un tercer nivel -substrato físico- se refiere a la forma en que los algoritmos (mecanismos) se pueden instrumentar en un sustrato generalmente neuronal. Estos niveles de explicación no compiten entre sí y son un ejemplo de respuestas discretas a preguntas diferentes. Sin embargo, Marr y otros asumen que el nivel racional es prioritario porque impone restricciones acerca de lo que un mecanismo debe lograr y qué sustrato es necesario.

Las explicaciones racionales sostienen que la detección y aprendizaje de las propiedades estadísticas de los sucesos biológicamente importantes no pueden separarse de su uso en la distribución óptima de los comportamientos en competencia (acción); por ejemplo, implica que las propiedades de los sistemas de la memoria están afinados a las propiedades estadísticas del uso de los sucesos a recordar posteriormente (Anderson, 1990)

Los organismos están inmersos en un mundo de observaciones en entornos que pueden estar en constante cambio, por ello las explicaciones racionales requieren como un primer paso especificar las propiedades estadísticas de las características del entorno que pueden ser relevantes para el éxito reproductivo. Cuatro propiedades estadísticas de los sucesos biológicamente importantes han dominado el estudio del comportamiento adaptable: tiempo y lugar de ocurrencia, su covarianza con otras características del entorno y con el comportamiento de un organismo.

El supuesto más importante que haremos es que si las consecuencias relevantes en el entorno se distribuyen en ciertos tiempos, lugares y asociadas con ciertas señales y con el comportamiento, un organismo que pueda detectar estas propiedades estadísticas y ajustar su comportamiento a ellas, podrá asignar más óptimamente su comportamiento a las metas en competencia.

Los libros de texto le asignan uno o dos capítulos a cada una de estas restricciones y las abordan como problemas separados. Sin embargo la historia de la Psicología del Aprendizaje se ha dividido en la importancia teórica asignada a estas restricciones. El enfoque asociativo dominante considera las restricciones de covarianza como los elementos básicos del aprendizaje, del cual puede derivarse las adaptaciones a las restricciones temporales y espaciales. Un enfoque alternativo (conocido como representacional y no bien representado en los libros de texto), asume que estas dos últimas restricciones son básicas y deriva de ellas la adaptación a las covarianzas (Gallistel & Gibbon, 2001), en el presente capítulo ejemplificaremos el primer enfoque.

Hasta el momento hemos supuesto, al igual que la gran mayoría de los teóricos, que los organismos solo detectan sucesos individuales. Existe evidencia de que, en adición, los organismos detectan y se adaptan a una característica de segundo orden: la tasa de ocurrencia de sucesos individuales en su entorno (Herrnstein, 1969). Por ejemplo seleccionan su tiempo de estancia en diferentes lugares en función de la tasa de ocurrencia de fuentes de reabastecimiento. Finalmente, podemos considerar una propiedad de los entornos que puede considerarse de tercer nivel. La incertidumbre acerca del tiempo, lugar, covarianzas, y tasas puede ser esperada o inesperada. La incertidumbre esperada es la que se estudia en los protocolos tradicionales de condicionamiento. La tarea del organismo es detectar las relaciones estables en su entorno. Su estudio define el campo de las adaptaciones que deben encontrar la mejor forma de extraer recursos (explotar) dado cierto conocimiento de la estructura del entorno. La segunda propiedad se ha estudiado solo más recientemente y se refiere a cambios frecuentes e inesperados en los tiempos, lugares, covarianzas y tasas que definen la estructura de un entorno (Baum, 2010; Gallistel, Mark, King & Lattam, 2001). Su estudio define un campo diferente de adaptaciones, que consiste en el estudio de los determinantes de la búsqueda de información (exploración) que indique que el entorno cambió. Bajo estas condiciones no se espera la evolución de un único mecanismo de comportamiento adaptable, por el contrario las diferentes restricciones que definen a los problemas de re abastecimiento y reproducción generan soluciones específicas

que pueden lograrse por medio de mecanismos de diversa índole. En este sentido, el estudio del comportamiento adaptable se asemeja más al estudio de la inteligencia artificial y aprendizaje en máquinas.

Una condición necesaria para que el comportamiento se adapte a las propiedades estadísticas de los sucesos biológicamente importantes es que pueda reconocerlos y actuar ante ellos de una forma que pueda incrementar su éxito reproductivo, aún cuando su frecuencia de ocurrencia no pueda ser predicha. Desde luego, hay un componente perceptual y de categorización cuya discusión está fuera del dominio del presente capítulo, la tarea a la que nos referimos es determinar entre un mundo poblado de sucesos aquellos que pueden estar ligados al éxito reproductivo. A esos estímulos en la literatura del AEC se les conoce como refuerzos y en el presente capítulo los llamaremos sucesos biológicamente importantes SBI. Para nuestros propósitos estos no están limitados a aquellos que son consecuencias de un comportamiento. Por varias décadas del siglo pasado, mucha investigación giró en torno a identificar la característica común a ellos con resultados infructuosos. En un mundo teórico de estímulos y respuestas discretas era comprensible que la atención se centrará en refuerzos como estímulos discretos con propiedades inherentes a ellos y solo modulados por factores motivaciones (comida, privación de ella). Sin embargo, desde una perspectiva evolutiva lo que hace a un suceso un SBI no es su presencia sino lo que un organismo hace en relación a ellos. La comida es un SBI solo si se le come, e igualmente un depredador es un SBI solo si se escapa exitosamente de él.

En una muy importante contribución Premack (1965) retomó las consideraciones anteriores y propuso que los refuerzos son comportamientos y no estímulos; mientras el proceso de modificación del comportamiento que se conoce como reforzamiento era la transición entre comportamientos de diferentes valor: reforzamiento y castigo, distinguiéndose por la dirección de la transición en valor.

Las transiciones además de ser entre comportamientos, también pueden ser entre situaciones definidas en un tiempo extendido. Lo que implica que entre los mecanismos sobre los que puede operar la selección natural se incluye no tan solo uno que permita detectar un estímulo discreto como un alimento, sino aun en su forma más simple, detectar transiciones entre condiciones que difieren en valor. Un mecanismo de esa forma le permitiría a los organismos moverse en un espacio de diferencias en valores.

Para un mecanismo de detección de diferencias en el tiempo subyace la forma de como la bacteria *Escherichia coli* resuelve su problema metabólico de re-abastecimiento, por lo que resulta un buen ejemplo de las herramientas que pueden re-

resolver este problema. Sin receptores a distancia, esta bacteria resuelve su problema de re-abastecimiento con un sistema que cuenta con a) un mecanismo que les permite detectar un pulso o un cambio en la concentración de alimento presente; b) una memoria de corto plazo que registra el nivel de concentración un instante anterior; c) un mecanismo que permite comparar el nivel de concentración en la memoria de corto plazo con el registrado en la actualidad; d) dos comportamientos, uno de exploración (maromas aleatorias) y otro de explotación (nado directo); e) una regla de elección que incluye un umbral para la comparación, arriba de él el comportamiento cambia de exploración (maromas aleatorias) a explotación (nado directo) y f) un proceso de adaptación que hace que el resultado de la comparación baje del umbral y retorne el comportamiento al de maromas aleatorias. Este es un sencillo modelo de un integrador que permite la adaptación bajo ensayo y error y en el caso de *Escherichia coli* está bien establecido su sustrato bioquímico (Berg, 2008).

Es importante enfatizar que este modelo no surge del conocimiento de la bioquímica, sino de un análisis de los posibles mecanismos que podrían conformar una estrategia de ensayo y error, que define un algoritmo de ascenso de colina muy común en la matemática computacional y puede instrumentarse (modelarse) como la sumersión de una cubeta con un orificio en su base en una tina con agua, como un capacitor respondiendo a una carga, como un algoritmo computacional o simplemente dejar sin especificar cómo se instrumenta. El valor de este modelo radica precisamente en su generalidad para dar cuenta de un sin número de fenómenos sin tener que especificar los detalles de instrumentación. El integrador con fuga puede verse también como un sencillo ejemplo de un modelo de elección compuesto por una variable de decisión (el resultado del proceso de comparación) y una regla de elección, que en este caso incluye un umbral. Estos modelos computacionales de decisión subyacentes una buena parte de la Psicología contemporánea aunque su uso se remonta a la Psicofísica tradicional que inicia en el siglo XIX.

Formalmente un integrador con fuga puede representarse en tiempo discreto con una ecuación muy sencilla:

$$VD_{k+1} = (1-\alpha)VD_k + \alpha R_k \quad (2)$$

donde:  $0 < \alpha < 1$

$VD_{k+1}$  es la carga del integrador después de un pulso R (presentación de comida o cambio en su concentración) que nosotros identificamos como la variable de

decisión. La ecuación nos dice que la variable de decisión en un momento  $k+1$  es una suma ponderada de su valor en el momento anterior  $k$  y del impacto de un pulso.  $\alpha$  es el parámetro que representa el valor de ponderación de los dos factores. En la ausencia de un pulso  $R$ , solo observaremos el proceso de adaptación; el valor de decisión decrece como una función del valor de  $\alpha$ , si este es cercano a cero,  $(1 - \alpha)$  será muy grande y la adaptación en el tiempo será muy lenta, por el contrario valores de  $\alpha$  cercanos a uno generarán una rápida adaptación. El valor de  $\alpha$  también determina la importancia relativa de un pulso. Valores altos de  $\alpha$  implican simultáneamente un impacto grande del pulso y una rápida adaptación y justo lo inverso para valores pequeños. En ocasiones a  $(1 - \alpha)$  se le llama beta, pero es importante recordar que aunque alfa y beta pueden interpretarse como dos parámetros diferentes, uno asociado a la adaptación y el otro al impacto del pulso, de hecho no son dos parámetros independientes. El modelo requiere una ecuación adicional que especifica la respuesta que se observara (exploración o explotación) dependiendo de si  $VD$  es mayor o menor que el valor de un umbral.

Vale la pena resaltar tres aspectos del modelo del integrador: 1) un modelo de integrador que asume que el organismo está siempre actuando y que el impacto de un pulso no es provocar una respuesta en un organismo inerte, sino cambiar de un tipo de comportamiento a otro si el valor de la  $VD$  que se genera es mayor o no de cierto umbral; 2) en este modelo los organismos no aprenden acerca de dónde, cuándo y qué estímulos predicen los cambios en las concentraciones; simplemente da cuenta del desplazamiento en el tiempo y en el espacio de un organismo como una función de un gradiente de valor en una variable asociada al éxito reproductivo y 3) el sistema de integrador que presentamos es el más simple para modelar comportamiento de orientación. Otras restricciones necesitan de sistemas que combinan más de un integrador con parámetros alfas y umbrales diferentes; estos sistemas son comunes en la neurociencia, en el estudio de la percepción y en la discriminación temporal y la memoria (Dayan y Abbott, 2001; Usher y McClelland, 2001; Staddon, 2016 ).

En el caso de la bacteria *Escherichia coli* dar maromas era el comportamiento base que aleatoriamente lo podía mover hacia una mejor concentración de comida, comportamiento que metafóricamente llamamos de exploración. En el caso de otras especies, en entornos más ricos se requieren de múltiples y variadas respuestas para moverse en la dirección de un cambio positivo. Killeen (Killeen, Hanson, & Osborne 1978) propuso un principio general que genera comportamiento exploratorio y del que puede seleccionarse las respuestas exitosas que mueven al

organismo en la dirección de una mejora. En varios experimentos encontró que un SBI induce un incremento en la actividad general de los organismos que al igual que en el caso del integrador decrementa exponencialmente en el tiempo. Esta activación que puede verse también como un elemento de exploración, lleva al organismo a interactuar con su entorno para acercarse o alejarse del SBI y le permite detectar si alguna situación o respuesta permite predecirlo.

Sin embargo, el manejo y el exitoso acercamiento o alejamiento a un SBI en un entorno variable requiere que la detección del suceso active un conjunto de respuestas organizadas jerárquicamente y sostenidas por variantes circunstancias del entorno. Hogan (2015) y Timberlake (1993) proponen un sistema justo con estas propiedades y Killeen (2014) argumenta que el refuerzo consiste en el desplazamiento a lo largo de esa organización jerárquica de sistemas de comportamiento que define un gradiente de valor. Estos principios le permiten al organismo navegar situaciones donde los FE se presentan en forma impredecible o cuando ocurren por primera vez en situaciones novedosas.

### **3. Asignación de Crédito**

Sin embargo para distribuir óptimamente el comportamiento entre las diferentes demandas relacionadas a SBI es ventajoso contar con mecanismos de adaptabilidad del comportamiento que permitan la posibilidad de predecirlos y generan un espacio representacional que modela las propiedades estadísticas de la ocurrencia de SBI en el entorno. Son estas propiedades estadísticas las restricciones o filtros que dirigen la evolución del comportamiento y mecanismos de adaptabilidad. La detección y adaptación a las propiedades estadísticas depende a su vez de restricciones genéticas sobre mecanismos previamente seleccionados.

Los organismos no detectan cada posible propiedad física de sus entornos creando una copia fiel de ellos, por el contrario, solo detectan aquellas relacionadas con el éxito reproductivo de sus ancestros o con el éxito en su pasado ontogenético. El entorno de los organismos puede verse como una estructura estadística de SBI definida en el tiempo y en el espacio que cambia evolutivamente conforme los organismos se adaptan a ellas. Los procesos evolutivos han operado para seleccionar mecanismos que detectan justo esa estructura estadística de SBI. Diferentes aspectos de esa estructura estadística requieren de soluciones diferentes y por ello no debe sorprender que en lugar de un mecanismo general de aprendizaje se observen soluciones específicas a cada propiedad estadística relevante.

Los procesos evolutivos no tan solo operan en la adquisición de una representación de las propiedades estadísticas del entorno, operan también sobre su uso. Otra forma de decirlo es que son precisamente las demandas de la acción las que determinan las propiedades del conocimiento requerido. Un buen ejemplo son los estudios de evolución experimental de Dunlap y Stephens (2016) con *Drosophila melanogaster*, en los que se observa la evolución del aprendizaje bajo entornos que difieren en su variabilidad (incertidumbre) y confiabilidad del éxito de una acción en un entorno predicho.

En lo que resta del capítulo revisaré principalmente las soluciones al problema de detectar predictores de un SBI discreto. A este problema se le conoce como el de la asignación de crédito y se mantiene independencia de que el posible predictor sea un estímulo o una respuesta.

La complejidad computacional de una solución al problema de la asignación de crédito es enorme; incluye que ante una nueva experiencia un organismo pueda; a) identificar el suceso, b) asignarlo a una clase de consecuencias comunes (categorización); c) determinar si la clase de consecuencias es un SBI y d) determinar si existe alguna variable a la que se le pueda atribuir el crédito de su ocurrencia, en otras palabras, reducir la incertidumbre acerca de su ocurrencia. El principal problema es que el espacio de posibles candidatos a la asignación de crédito es potencialmente infinito.

Los modelos de refuerzo son una propuesta de solución computacional a la asignación de crédito. La solución incluye dos pasos: el primero es la reducción del tamaño inicial del espacio de candidatos incluyendo solo sucesos que son contiguos, similares, novedosos y o evolutivamente relevantes a los SBI. El segundo es un mecanismo que permita ir reduciendo a través de la experiencia el espacio de candidatos hasta terminar con uno solo. El modelo de refuerzo canónico combina un algoritmo de ascenso de colina con el sesgo de contigüidad. Bush y Mosteller (1951) formalizaron esta clase de modelos que, en diferentes variantes, han dominado la literatura teórica y experimental en el estudio del aprendizaje a partir de la década de los 70s del siglo pasado.

Los modelos de refuerzo son una instancia de modelos de integradores y nuestro propósito en lo que sigue es resaltar como modelos matemáticos similares, pueden usarse para entender fenómenos variados, narrar su evolución y señalar problemas que han llevado a su modificación (Dayan & Nakahara, en prensa).

Los organismos enfrentan estímulos que se despliegan en el tiempo, en algunas ocasiones aparecen solos, en otras acompañados (contiguo) de un SBI. En el pro-

toloco estándar de un procedimiento de condicionamiento clásico solo se observa un candidato a la asignación de crédito y cada presentación de él se le conoce como un ensayo. Cada ocurrencia de un ensayo puede estar acompañado o no de un SBI. El modelo de refuerzo tiene una forma similar a la del integrador:

$$VP_{x(n+1)} = (1-\alpha)VP_{xn} + \alpha R_n \quad (3)$$

donde:  $0 < \alpha < 1$  excepto que en este caso el modelo describe el valor predictivo  $VP_{n+1}$  de un estímulo  $X$  en el ensayo  $n+1$  como una suma ponderada de dos variables, el  $VP_n$  del ensayo  $n$  y de si el estímulo fue acompañado o no de un SBI ( $R_n$ ) en el ensayo anterior.  $R$  puede tener el valor de 1 o 0 dependiendo de si se presentó o no el refuerzo.

El parámetro  $\alpha$  determina la importancia de la experiencia acumulada hasta el momento  $n$ , relativa a la ocurrencia o no del SBI. Valores cercanos a cero sugieren que la experiencia acumulada es más importante que una nueva experiencia y valores cercanos a uno sugieren que la presentación de un refuerzo acompañando al predictor  $X$ , minimizan el impacto de la experiencia acumulada hasta ese momento. El parámetro  $\alpha$  puede interpretarse como una ventana temporal que determina que tan atrás contempla un organismo su experiencia para predecir el futuro.

Una forma alternativa de ver el protocolo experimental es como una serie temporal del estímulo  $X$  que tiene el valor de 0 o 1 en cada oportunidad (ensayo) dependiendo de si se presenta o no el SBI. La tarea para el organismo es predecir a partir de la experiencia de la serie temporal, el valor que tendrá en la siguiente instancia. Puede comprobarse que la ecuación  $n$  representa un filtro que alisa la serie temporal como una media corrida exponencial, donde la importancia de la presentación o no del SBI en una instancia decae exponencialmente como una función de su distancia del presente.

Al igual que para el caso del integrador original, una pequeña manipulación algebraica de la ecuación  $n$  genera una forma equivalente del modelo de refuerzo que es el más común hoy en día.

$$\begin{aligned} VP_{n+1} &= (1-\alpha)VP_n + \alpha R_n \\ VP_{n+1} &= VP_n - (\alpha)VP_n + \alpha R_n \\ VP_{n+1} &= VP_n - \alpha(R_n - VP_n) \end{aligned} \quad (4)$$

Si dejamos que:  $\delta = \alpha(R_n - VP_n)$  sea el error de predicción entonces tenemos la expresión que más comúnmente se usa en la literatura:

$$VP_{n+1} = VP_n - \alpha\delta \quad (5)$$

A esta forma equivalente de la ecuación se le conoce como regla delta (Niv & Schoenbaum, 2008). En esta forma es más claro que el valor predictivo de un estímulo va cambiando como una función de la magnitud del error de predicción y que el motor del aprendizaje es la reducción de este error, la solución en equilibrio se obtiene cuando el error de predicción es igual a cero.

En ambas interpretaciones el objetivo computacional es buscar la mejor predicción posible, en un caso vista como una serie temporal, en la otra como un algoritmo que reduce error en la predicción. La evidencia de neuronas dopaminérgicas que disparan cuando hay un error en predicción le dio un enorme apoyo a estos modelos de refuerzo (Schultz, W. & Dickinson, 2000). Sin embargo, no da cuenta de los resultados de protocolos experimentales donde potencialmente hay más de un estímulo en el espacio de candidatos, como es el caso en los experimentos de bloqueo (Kamin, 1969).

Hasta antes de los años sesenta, los investigadores limitaban sus experimentos a protocolos que presentaban un solo estímulo como posible predictor. Sin embargo, el entorno de los organismos incluye dos o más estímulos presentes en forma simultánea y contigua con un reforzador, múltiples experiencias con esos estímulos y al reforzador por separado. Rescorla y Wagner (1972) proponen un modelo que da cuenta de la asignación de crédito en este tipo de entornos.

La contribución de Rescorla y Wagner fue modificar el modelo clásico de refuerzo añadiéndole un mecanismo de competencia entre estímulos por la predicción del SBI. Los siguientes supuestos definen al modelo de RyW:

1. Los estímulos en compuesto están conformados por elementos (estímulos) separables.
2. La ecuación computa para cada uno de los elementos de un compuesto, un valor predictivo (VP). Si el compuesto incluye dos estímulos A y B, se computan dos valores: VPA y VPB. El valor de la predicción del compuesto es la suma del valor predictivo de los elementos individuales que integran el estímulo compuesto. Si son dos estímulos, entonces

$$VP_{total} = VP_A + VP_B \quad (6)$$

3. Los dos principios anteriores describen un proceso de competencia entre elementos separables de un compuesto por convertirse en el mejor predictor de un SBI. La ecuación de Rescorla y Wagner captura tanto el principio de competencia entre estímulos como la noción de que el motor del aprendizaje es la reducción de error, excepto que en este caso delta es la discrepancia entre lo que se obtiene (R) y lo que se espera obtener dado la suma de los valores de predicción de todos los estímulos presentes simultáneamente ( $VP_{total}$ ), obteniendo la siguiente ecuación para cada estímulo X

$$VP_{xn+1} = VP_{xn} + \alpha(R - VP_{Total\ n}) \quad (7)$$

El modelo de Rescorla y Wagner es muy exitoso para dar cuenta de la multiplicidad de fenómenos asociados a los problemas de la contigüidad (Miller, Barnet & Grahame 1995), y su simplicidad y amplia cobertura en relación a modelos alternativos lo hacen un modelo ampliamente aceptado a pesar de las dificultades para dar cuenta de importantes fenómenos, en particular, el de la recuperación espontánea después de un protocolo de extinción.

Un segundo problema con los modelos de refuerzo, incluyendo el de Rescorla y Wagner, tiene que ver precisamente con su dificultad para modelar la adaptación del comportamiento a cambios abruptos en la presentación de SBI. La rapidez de la adaptación a un cambio en una serie temporal de SBI puede considerarse una función de dos variables, la volatilidad de la serie antes del cambio y la magnitud de este. Hasta hace relativamente pocos años los protocolos experimentales solo consideraban cambios abruptos como en el caso de la extinción y la única volatilidad considerada se le conoce como refuerzo parcial. Esta literatura ha crecido substancialmente e ilustra un problema fundamental con los modelos de refuerzo (Baum, 2012, Gallistel, 2012; Nevin, 2012).

Veamos el problema, en la ecuación (7)  $\alpha$  es un parámetro fijo que empíricamente representa la rapidez del aprendizaje. Sin embargo, vimos que teóricamente representa el peso de la experiencia con la serie de SBI relativo al de una nueva experiencia. Vimos que puede verse también como una media corrida exponencial que alisa la serie de SBI experimentada. Considere dos casos extremos, en uno alfa tiene un valor cercano a 1, en este caso un cambio abrupto generaría un error de predicción grande que tendría un efecto importante en el nuevo valor actualizado  $VP_x$ . Con este valor de  $\alpha$  los organismos serían sensibles a cambios bruscos después de la exposición a una secuencia con poca variabilidad, sin embargo, si la

serie es volátil un valor de alfa cercano a 1 haría que los organismos respondieran a ruido como si fueran cambios verdaderos en los valores que generan la serie. En el caso que  $\alpha$  sea cercana a 0, el pasado es más importante y el organismo es poco sensible a los errores en predicción. Este valor de  $\alpha$  es muy ventajoso cuando la serie es muy volátil, pues no se ajusta ante ruido pero es desventajosa ante un cambio abrupto en una serie con poca variabilidad en la que le tomará mucho tiempo ajustar su comportamiento al nuevo valor. La evidencia experimental indica que los organismos pueden ajustarse con gran rapidez a cambios abruptos en SBI y que la velocidad del cambio depende de la volatilidad de la presentación de SBI (Gallistel, Mark, King & Lattam, 2001).

La adaptación del comportamiento a cambios abruptos en sus consecuencias ocupa cada vez un papel más importante en la investigación en AEC y se han presentado dos posibles clases de soluciones a las dificultades de la ecuación de Rescorla y Wagner. Una desde la perspectiva de modelos de refuerzo propone que  $\alpha$  cambia su valor adaptativamente como una función de las propiedades de la serie y lo hace también a través de un mecanismo de reducción de error (Wilson, Nassar & Gold, 2013; Behrens, Woolrich, Walton & Rushworth, 2007). El segundo enfoque es computacional y asume que la adaptación del comportamiento ante cambios abruptos es el resultado de un algoritmo de detección de cambios; un enfoque común en la literatura de análisis estadístico de series temporales (Gallistel, Mark, King & Lattam, 2001).

El modelo de Rescorla y Wagner en su forma más completa incluye para cada estímulo predictor un parámetro adicional beta que multiplica también el error de predicción y que afecta consecuentemente la rapidez del aprendizaje. Este parámetro le permite a un organismo reducir el espacio de candidatos a la asignación de crédito a lo largo del tiempo, considerando primero aquellos que son más sobresalientes o que atraen más atención. Sin embargo fijar el valor de beta para cada estímulo genera para el modelo un problema similar al que le representa fijar el valor del parámetro  $\alpha$ , imposibilita cambios adaptativos en los valores del parámetro como una función de su experiencia con los estímulos como predictores. Como consecuencia de esto no podría haber una reducción en el espacio de candidatos lo que haría al problema de la asignación de crédito un problema poco tratable. El ejemplo más ilustrativo se encuentra en los experimentos de inhibición latente, en los que se encuentra que la experiencia con un estímulo en forma aislada retrasa su capacidad para adquirir valor predictivo. Pearce y Hall (1980) proponen que el valor de beta disminuye conforme el estímulo es un mejor predictor de

un SBI y consecuentemente, su valor en el espacio de candidatos incrementa si es seguido por un SIB inesperado. Computacionalmente los resultados pueden modelarse también como un proceso Bayesiano, donde siempre se inicia con priors que hacen manejable el espacio de candidatos cuyos valores cambian como una función de sus consecuencias (Courville, Daw & Touretzky, 2006).

Finalmente el modelo de Rescorla y Wagner no incluye entre sus argumentos las propiedades temporales del entorno (duración de los estímulos, tiempos entre ocurrencias) que se ha encontrado son factores importantes en la asignación de crédito (Balsam, Drew & Gallistel, 2010). En particular es un modelo que asume un entorno de sucesos discretos y no un flujo continuo de sucesos en el tiempo, que le presentan al organismo la tarea de predecir no un SBI después de un ensayo, sino su flujo de momento a momento. En el área de la robótica se desarrolló un algoritmo similar al modelo delta pero diseñado para resolver los problemas de modelar entornos en tiempo real en donde la función busca predecir el curso de acción que maximiza una función de valor agregada sobre SBI que ocurren en diferentes tiempos en el futuro. Al algoritmo se le conoce como “diferencias temporales” (Niv & Shoenbaum, 2008) y es una de las áreas de investigación más activas en la actualidad.

En resumen, mucho ha cambiado desde que Reynolds escribió su libro. Los desarrollos en la Filosofía de la Ciencia permitieron un pluralismo en el tipo de explicaciones y un énfasis en el modelamiento como forma de representación de fenómenos empíricos. Estos desarrollos alentaron un acercamiento a la Biología Evolutiva, a la neurociencia, al aprendizaje en máquinas y a la microeconomía y resultó en un esquema conceptual que gira alrededor de la evolución del comportamiento adaptable, de explicaciones que describen soluciones a problemas de adaptación y de mecanismos que conforman una caja de herramientas que implementan soluciones óptimas. El capítulo ilustró las ventajas de especificar el problema de la asignación de crédito y su solución con un sencillo algoritmo basado en un integrador con fuga.

Adicionalmente un análisis cuidadoso de los problemas de adaptación que enfrentan los organismos ante entornos volátiles ilustra las dificultades que enfrentan modelos como los de un integrador y abre varias alternativas de investigación empírica y teórica. Sin duda la siguiente edición del libro de Reynolds demostraría el enorme avance de nuestra disciplina y su promisorio futuro.

## Referencias

- Anderson, J. R. (1990). *The adaptive character of thought*. Psychology Press.
- Balsam, P., Drew, M., & Gallistel, C. (2010). Time and associative learning. *Comparative Cognition & Behavior Reviews*, 5, 1-22. doi:10.3819/ccbr.2010.5000
- Batterman, R. W. & Rice, C. C. (2014). Minimal model explanations. *Philosophy of Science*, 81(3), 349-376.
- Baum, W. M. (2012). Rethinking reinforcement: Allocation, induction, and contingency. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 97(1), 101-24. doi:10.1901/jeab.2012.97-10
- Baum, W. M. (2010). Dynamics of choice: A tutorial. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 94(2), 161-74. doi:10.1901/jeab.2010.94-16
- Baum, W. M. (2012). Extinction as discrimination: The molar view. *Behavioural Processes*, 90(1), 101-10. doi:10.1016/j.beproc.2012.02.01
- Baum, W. M. (2012). Rethinking reinforcement: Allocation, induction, and contingency. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 97(1), 101-124. ???
- Baum, W. M. (1981). Optimization and the matching law as accounts of instrumental behavior. *Journal of the experimental analysis of behavior*, 36(3), 387-403.
- Behrens, T. E., Woolrich, M. W., Walton, M. E. & Rushworth, M. F. (2007). Learning the value of information in an uncertain world. *Nature neuroscience*, 10(9), 1214-1221.
- Berg, H. C. (2008). *E. coli in Motion*. Springer Science & Business Media.
- Bindra, D. (1974). A motivational view of learning, performance, and behavior modification. *Psychological review*, 81(3), 199.
- Bolles, R. C. (1972). Reinforcement, expectancy, and learning. *Psychological Review*, 79(5), 394.
- Brown, P. L. & Jenkins, H. M. (1968). Auto-shaping of the pigeon's key-peck. *Journal of the experimental analysis of behavior*, 11(1), 1-8.
- Bush, R. R. & Mosteller, F. (1951). A mathematical model for simple learning. *Psychological review*, 58(5), 313.
- Courville, A. C., Daw, N. D. & Touretzky, D. S. (2006). Bayesian theories of conditioning in a changing world. *Trends in Cognitive Sciences*, 10(7), 294-300. doi:10.1016/j.tics.2006.05.00

- Craver, C. & Tabery, J. “Mechanisms in Science”, The Stanford Encyclopedia of Philosophy (Spring 2017 Edition), Edward N. Zalta (ed.), URL = <<https://plato.stanford.edu/archives/spr2017/entries/science-mechanisms/>>
- Dayan, P. & Abbott, L. F. (2001). *Theoretical neuroscience (Vol. 806)*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Dayan, P., & Nakahara, H. (en prensa). Models and methods for reinforcement learning. Wixted, J., (Ed), The Stevens’ Handbook of experimental psychology and computational neuroscience, Fourth edition.
- Dunlap, A. S. & Stephens, D. W. (2016). Reliability, uncertainty, and costs in the evolution of animal learning. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 12, 73-79.
- Frigg, Roman and Hartmann, Stephan, “Models in Science”, *The Stanford Encyclopedia of Philosophy* (Spring 2017 Edition), Edward N. Zalta (ed.), URL = <<https://plato.stanford.edu/archives/spr2017/entries/models-science/>>
- Gallistel, C. R., Mark, T. A., King, A. P. & Latham, P. E. (2001). The rat approximates an ideal detector of changes in rates of reward: implications for the law of effect. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, 27(4), 354.
- Gallistel, C. R. & Gibbon, J. (2001). Computational versus associative models of simple conditioning. *Current Directions in Psychological Science*, 10(4), 146-150.
- Gallistel, C. R. (2012). On rationalism and optimality: Responses to the Miller and Nevin Commentaries. *Behavioural processes*, 90(1), 87-88.
- Gershman, S. J., Horvitz, E. J. & Tenenbaum, J. B. (2015). Computational rationality: A converging paradigm for intelligence in brains, minds, and machines. *Science (New York, N.Y.)*, 349(6245), 273-8. doi:10.1126/science.aac607
- Gibbon, J. (1977). Scalar expectancy theory and Weber’s law in animal timing. *Psychological review*, 84(3), 279.
- Godfrey-Smith, P. (2006), “The Strategy of Model-based Science”, *Biology and Philosophy*, 21: 725–740.
- Godfrey-Smith, P. (2009). Theory and reality: *An introduction to the philosophy of science*. University of Chicago Press.
- Godfrey-Smith, P. (2017). Other Minds: The Octopus and the *Evolution of Intelligent Life*. HarperCollins UK.
- Herrnstein, R. J. (1969). Method and theory in the study of avoidance. *Psychological review*, 76(1), 49.

- Herrnstein, R. J. (1970). On the law of effect. *Journal of the experimental analysis of behavior*, 13(2), 243-266.
- Hogan, J. A. (2015). A framework for the study of behavior. *Behavioural processes*, 117, 105-113.
- Kamin, L. J. (1969). Selective association and conditioning. *Fundamental issues in associative learning*, 42-64.
- Killeen, P. R., Hanson, S. J. & Osborne, S. R. (1978). Arousal: Its genesis and manifestation as response rate. *Psychological Review*, 85(6), 571.
- Killeen, P. R. (2001). The four causes of behavior. *Current Directions in Psychological Science*, 10(4), 136-140.
- Killeen, P. R. (2014). Pavlov + Skinner = Premack. *International journal of comparative psychology*, 27(4), 544-568.
- Kitcher, P. (1989). Explanatory unification and the causal structure of the world. In Philip Kitcher & Wesley Salmon (eds.). *Scientific Explanation*. Minneapolis: University of Minnesota Press. pp. 410-505.
- Marr, D. & Vision, A. (1982). A computational investigation into the human representation and processing of visual information. *WH San Francisco: Freeman and Company*, 1(2).
- Miller, R. R., Barnet, R. C. & Grahame, N. J. (1995). Assessment of the Rescorla-Wagner model. *Psychological bulletin*, 117(3), 363.
- McElreath, R. 2015. *Statistical Rethinking: A Bayesian Course with Examples in R and Stan*. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC.
- Nevin, J. A. (2012). Resistance to extinction and behavioral momentum. *Behavioural processes*, 90(1), 89-97.
- Niv, Y. & Schoenbaum, G. (2008). Dialogues on prediction errors. *Trends in Cognitive Sciences*, 12(7), 265-72. doi:10.1016/j.tics.2008.03.00
- Pearce, J. M. & Hall, G. (1980). A model for Pavlovian learning: variations in the effectiveness of conditioned but not of unconditioned stimuli. *Psychological review*, 87(6), 532.
- Pincock, C. (2011). *Mathematics and scientific representation*. Oxford University Press.
- Premack, D. (1965). Reinforcement theory. In *Nebraska symposium on motivation* (Vol. 13, pp. 123-180).
- Rescorla, R. A. (1972). Informational variables in Pavlovian conditioning. *Psychology of learning and motivation*, 6, 1-46.
- Rescorla, R.A. & Wagner, A.R. (1972) A theory of Pavlovian conditioning: Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement, *Classical*

- Conditioning II*, A.H. Black & W.F. Prokasy, Eds., pp. 64–99. Appleton-Century-Crofts
- Reynolds, G. (1968). *A primer of operant conditioning*. Scott, Foresman and Company.
- Schultz, W. & Dickinson, A. (2000). Neuronal coding of prediction errors. *Annual review of neuroscience*, 23(1), 473-500.
- Stevens, M. (2008). *Depth: An account of scientific explanation*. Harvard University Press.
- Staddon, J. E. (2016). *Adaptive behavior and learning*. Cambridge University Press.
- Timberlake, W. (1993). Behavior systems and reinforcement: An integrative approach. *Journal of the experimental analysis of behavior*, 60(1), 105-128.
- Tinbergen, N. (1963). On aims and methods of ethology. *Ethology*, 20(4), 410-433.
- van Fraassen, Bas C. (2008). *Scientific Representation: Paradoxes of Perspective*, Oxford: Oxford University Press.
- Usher, M. & McClelland, J. L. (2001). The time course of perceptual choice: the leaky, competing accumulator model. *Psychological review*, 108(3), 550.
- Weisberg, M. (2012). *Simulation and similarity: Using models to understand the world*. Oxford University Press.
- Wilson, R. C., Nassar, M. R. & Gold, J. I. (2013). A mixture of delta-rules approximation to Bayesian inference in change-point problems. *PLoS computational biology*, 9(7), e1003150.

## I. Adaptación a propiedades estadísticas de sucesos biológicamente importantes

Arturo Bouzas Riaño

PÁGINA 13

Línea 7 cambiar “enfrentan” por “enfrentan” y “sugen” por “surgen”

PÁGINA 14

Línea 11 cambiar “tine hou” por “tiene ahora”

Línea 12 falta coma en ”Baum, 2012 ”.

Línea 13 cambiar “revisara” por “revisarán”

Línea 15 eliminar “en” y poner en mayúsculas “Él”

PÁGINA 17

Línea 25 agregar espacio en “explicanpor”

PÁGINA 19

Última línea del tercer párrafo eliminar espacio entre el número y el punto y coma: “1981 ;”

PÁGINA 21

Al final del segundo párrafo eliminar espacio entre número y paréntesis: “2001 )”

Tercer párrafo línea 31 eliminar espacio entre el número y el punto y coma “Baum, 2010 ;”

PÁGINA 23

Segundo párrafo último enunciado, agregar las palabras sombreadas:

“Estos modelos computacionales de decisión **son** subyacentes **a** una buena parte de...”