



Universidad Nacional Autónoma de México

Facultad de Psicología
División de Estudios Profesionales

**Modelamiento computacional de las fluctuaciones en la
percepción multiestable típica y en autismo**

T E S I S

Para obtener el título de
Licenciada en Psicología

Presenta
Rebeca Garrido Guerrero

Director:

Dr. Ángel Eugenio Tovar y Romo

Revisor:

Dr. Germán Palafox Palafox

Comité:

Dr. Arturo Bouzas Riaño

Dr. Álvaro Florencio Torres Chávez

Dr. Octavio César García González



Ciudad Universitaria, CD. MX.
Agosto de 2023.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Este trabajo fue apoyado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACyT, México. Proyecto: “Modelamiento del Desarrollo del Lenguaje en el Síndrome de Down y los Trastornos del Espectro Autista”, CB – 285152.

Para mis abuelos,
el referente más bonito de amor, alegría, trabajo, cuidado y valentía.

Agradecimientos

A la **Universidad Nacional Autónoma de México**, por abrirme sus puertas para formarme profesionalmente y ver el mundo en otros idiomas, por acercarme a un quehacer científico con el que hoy sueño, y por ser el espacio que me permitió conocer a muchas de las personas que han llenado de significados mi vida.

if el_mejor_tutor == 1

disp ('Al inigualable **Dr. Ángel Tovar**, mi psicólogo favorito y el mejor tutor, porque al alentarme a tomar un camino tan imponente como asombroso, me diste la increíble oportunidad de trabajar a tu lado. Tu guía, tu escucha, tu paciencia, tu compañía, tu incondicional apoyo y tu invaluable amistad, han encaminado mi trayectoria hacia lugares que jamás hubiera imaginado. Gracias por compartirme tu manera de ver el mundo y de hacer psicología, por creer en mi desde el primer día, por todos los: “no le tengas miedo a la fórmula” que hoy son una realidad, por siempre mantenerme dudando, y por reírte conmigo de todos mis: “todavía no furula, pero ya no es un error en la línea 21, ahora es en la línea 34” y del sinfín de cubitos que encontramos. No creo que existan palabras suficientes para agradecerte y decirte la dicha que es aprender de ti, pero sé que mientras la ciencia esté en manos de personas como tú, este será un camino mucho más cálido, amable, gentil y humano. Del montón de líneas de código que escribí y probé, estas son las más especiales de todas.')

else

disp ('Si eres Ángel Tovar, asigna 1 a la variable el_mejor_tutor')

end

A mi increíble revisor, el **Dr. Germán Palafox**, por hacerme esas preguntas que me dejan pensando y para las que no encuentro respuesta sino hasta el siguiente día. Gracias por tu lectura siempre detallada y comprometida, por los comentarios precisos, y por llegar con alegría a escucharme en seminario.

A mi poderoso comité, el **Dr. Arturo Bouzas**, el **Dr. Álvaro Torres** y el **Dr. Octavio García**, por sus valiosos comentarios y sugerencias que enriquecieron este trabajo y me permitieron verlo desde otro lugar.

A **mi hermosa familia**, por siempre ser y estar, por su apoyo y amor infinito e incondicional. A **mis papás**, por permitirme soñar y soñar conmigo, por celebrar cada intento, y por cada: “¿cómo te ayudo?” que me ha permitido ser. Lo que más me gusta de mi, lo encuentro en ustedes, por eso sé que todas y cada una de las palabras más bellas que he recibido, les pertenecen. Espero algún día ser la mitad de lo maravillosos que ustedes

son. A **Leo** y **Dianis**, por ser los mejores cómplices, por todas las risas y por lo maravilloso que ha sido crecer juntos. A **mis abuelos**, mis personas favoritas en el universo. A **mis padrinos**, por ser un refugio cálido y de apapacho. A **Odie**, el perrito con colita de pincel que llegó a mostrarme que lo que creo entender de aprendizaje y conducta es mucho más complejo y fascinante de lo que creía, y que se robó cuantos calcetines pudo mientras yo me peleaba con el código de esta tesis. A **mi hermosa familia que elegí**: A **Paquito**, por iluminar mis días con las incontables risas y ocurrencias juntos; a **Lore** y **Paco**, por ser el recordatorio más bonito para ir detrás de mí. A **Angie** y **Marco**, por enseñarme que siempre es posible construir fiel al propósito del corazón.

A mis amigos del **Laboratorio del Desarrollo Cognitivo y del Lenguaje**, porque lo más bonito del trabajo en equipo, es el equipo. Gracias por todo lo compartido dentro y fuera del lab, por las risas y pláticas, por emocionarse conmigo, y por tantas veces que me escucharon desvariar en seminario con esta tesis. Lo distinto de nuestros intereses y caminos me ha enseñado que siempre es posible conjuntar y seguir lo que uno es. A **Nohelí** y a **Lore**, porque con su infinita amabilidad, alegría, cariño, amistad e inteligencia, no dejan de inspirar mi vida; las tardes juntas después de los seminarios son uno de mis lugares favoritos. A **Marco**, por encontrar la manera de seguir cerquita aún en la distancia, y porque al celebrar los crasheos de mis códigos mucho más que los runcode, me recordaste que cada no, me acerca al cómo sí de las cosas. A **Fischer**, porque aprender de modelamiento computacional ha sido infinitamente más divertido y emocionante contigo.

A la **Mtra. Tania Domínguez**, porque tu clase fue la primera que tomé cuando llegué a la facultad, y aún cuando no compartimos área, me has acompañado todos estos años de una forma muy especial. Pienso en el tiempo que ha pasado y en cuánto, seguramente, he cambiado, y me siento muy afortunada de que sigas aquí.

A la **Dra. Livia Sánchez**, porque mi primer y más asombroso acercamiento a la psicología experimental fue contigo. Siempre me has llevado a ver mucho más allá, y con ello, me has enseñado a mirar con otros ojos. Gracias por seguir cerquita, por recordarme lo importante de ser flexibles y que hay magia en no saber lo que vas a encontrar, por lo divertido del multitasking juntas, y por las risas y pláticas entre ratitas mordelonas, desarmadores, post-its y cajas que dejan de funcionar y cuya reparación se siente como desactivar una bomba.

A **Lore** y **Sele**, las terapeutas más maravillosas con las que he tenido la fortuna de coincidir y trabajar, por siempre recibirme con infinito cariño y alegría, y porque muchas de las decisiones que me trajeron aquí, empezaron con lo compartido y aprendido con ustedes entre tapetes de foamy y calcetines de colores.

A la **Dra. Alicia Roca**, por enseñarme de la forma más bella que es posible hacer de lo extraordinario una constante y que lo más importante está en los detalles. Contigo, estar conmovida, emocionada o en risas, es la vida, y así también conocerte y aprender contigo y de ti. Gracias por el asombro compartido, por hacer mi curiosidad y mis preguntas aún más grandes, por todo lo ñoñeado juntas, y por ser un referente que siempre inspirará mi vida. Results: Occurs at a single rate, represented by a constant slope in the cumulative record.

A la **Dra. Alejandra Ciria**, por siempre hacer un lugar para mí y recibirme con infinita alegría y cariño cuando nos encontramos. Gracias por estar al pendiente de mí y de mi camino, y por recordarme que por el hecho de saber que existe una pequeña posibilidad de que las cosas ocurran, merece la pena seguir intentando.

A los **mejores amigos**, por permitirme ser, hacer y deshacer de un sinfín de formas, por siempre estar, abrazarme, acompañarme, sostenerme, reír y sonreír conmigo, y porque en todo este tiempo, aún cuando lo que les contaba no hacía sentido, no se cansaron de escucharme y de enviarme los cubitos que encontraban y que les recordaban lo que hago. A **Mariana Gorostieta**, porque sé que muchas respuestas las encuentro hablando contigo. A **Dani Padilla**, mi mejor amiga en el área, porque este camino no hubiera sido tan bonito y especial sin ti. A **Ale Martínez**, por reírse conmigo de todo, incluso de cuando me tomo el café de alguien más. A **Laura Muñóz**, por siempre empujarme a ser y hacer. A **Vale y Juliette**, porque con su hermoso y noble corazón han llenado todos los huecos de flores y todas las dudas de moños de colores. A **Majo**, por las risas en los colapsos que hacen todo más ligero. A **Maya, Scar y Regi**, por llevar las ocurrencias a otro nivel y por todos los crasheos juntas. A **Vale Ocampo**, por siempre recordarme que no voy tarde. A **Chris, Karliux, Amalia y Dani**, porque este capítulo lo iniciamos juntas. A **Steph, Santiago, Mich, Maurizio y Lari**, porque mi flor azul la encontré en ustedes. A **Carmen y Marianita**, por sostener mi mano y mi corazón. A **Ale Rivas**, por recordarme que todo pasa y que lo más importante es volver a intentar. A **Antonio, Alonso, Jatzibe, Blume, Nitzix, Jean y Dianita**, mis amigos de alemán y de francés, por reír conmigo en este y en otros idiomas.

Al **cielo** y a **la vida**, por redireccionarme hacia este camino y no otro. Dejar lo que conocía y volver a empezar es lo más lejos que he estado de sentirme cómoda, pero también lo más feliz que he sido. Saberme amada y acompañada por cada una de las personas que aquí aparecen, es el éxito más grande y bonito de mi vida. Si hoy soy, es porque somos, por los corazones que me inspiran y me han permitido ser, que siempre me amaron y que yo siempre amaré. Hoy y siempre, un millón de gracias.

Índice

Resumen.....	8
Introducción	9
Marco Teórico.....	11
Percepción multiestable	11
Fluctuaciones en la percepción durante paradigmas de multiestabilidad	13
Ruido neuronal.....	16
Bottom-up & top-down.....	17
Inhibición y excitación.....	18
Teoría integradora.....	19
Percepción multiestable y autismo.....	21
Modelamiento computacional del Cubo de Necker	25
Justificación	30
Objetivos.....	31
Hipótesis	32
Método	33
Réplica del modelo original	33
Fluctuaciones en la percepción dentro del modelo	35
Criterios para determinar periodos de dominancia y de mezcla	37
Criterio de limpieza.....	38

Fluctuaciones en la percepción multiestable típica y en TEA	39
Resultados y Discusión	41
Efectos principales de las variables	41
Efectos de interacción entre variables.....	53
Conclusiones	56
Referencias.....	59

Resumen

En tareas de percepción multiestable se describen fluctuaciones entre dos o más interpretaciones (i.e., perceptos) posibles. La percepción se invierte de manera espontánea ante estímulos multiestables (e.g., Cubo de Necker) con el fin de resolver la ambigüedad sensorial. Este fenómeno se ha estudiado durante más de 200 años; sin embargo, el mecanismo que subyace a las fluctuaciones en la percepción no es claro aún. Se han propuesto diversas aproximaciones para estudiarlas, como: ruido neuronal, equilibrio entre inhibición y excitación, e interacción de procesos *bottom-up/top-down*. Así mismo, se ha descrito que diversas condiciones clínicas pueden resultar en diferencias conductuales importantes (i.e., tasa de fluctuaciones) en este tipo de tareas, tal es el caso del Trastorno del Espectro Autista (TEA). Se ha reportado que las fluctuaciones ocurren de manera espontánea en población con desarrollo típico, mientras que en TEA estas pueden no ocurrir de manera espontánea, y la tasa de fluctuaciones puede situarse por arriba o por debajo de las reportadas en población con desarrollo típico.

En esta tesis se desarrolló un modelo computacional de percepción multiestable que abarca escenarios con fluctuaciones en la percepción e integra los mecanismos subyacentes previamente mencionados. Nuestros resultados muestran diferencias conductuales entre las dos poblaciones a partir de variaciones en los distintos parámetros que conforman el modelo, de modo que este modelo permite capturar las características biológicamente relevantes de población con desarrollo típico y con TEA, y evaluar las diferencias conductuales descritas entre poblaciones.

Palabras clave: percepción multiestable, fluctuaciones en la percepción, modelamiento computacional, Trastorno del Espectro Autista (TEA), Cubo de Necker.

Introducción

Pese a la variabilidad en el *input* de información que recibimos del ambiente, solemos experimentar el mundo de manera estable y sin ambigüedades; sin embargo, al estar frente a estímulos que tienen dos o más interpretaciones (i.e., perceptos) posibles, como el Cubo de Necker, la percepción puede experimentar fluctuaciones de manera espontánea para eliminar temporalmente la ambigüedad de la información sensorial disponible (Kornmeier et al., 2009; Schwartz et al., 2012). A este fenómeno se le conoce como percepción multiestable.

Los estímulos multiestables son diseñados experimentalmente para producir este fenómeno y se han clasificado en función de sus características y componentes. Los paradigmas basados en la rivalidad binocular y en el Cubo de Necker son los más estudiados (Sterzer et al., 2009).

Se ha planteado que las fluctuaciones en la percepción pueden estar moduladas por distintos mecanismos, como: ruido neuronal presente en el sistema de procesamiento, que se asume es el responsable del comportamiento estocástico y probabilístico (Moreno-Bote et al., 2007; Deco & Romo, 2008; Faisal et al., 2008; Wang et al., 2013; Leptourgos et al., 2020); procesos *bottom-up*, que destacan la existencia de ciclos de adaptación, recuperación e inhibición mutua entre las unidades que se encuentran en competencia (Sterzer et al., 2009); procesos *top-down*, que destacan la presencia simultánea de otros procesos cognitivos complejos como: atención, memoria, toma de decisiones y aprendizaje (Kornmeier & Bach, 2012); y el equilibrio entre inhibición y excitación de los conjuntos neuronales que compiten por la dominancia perceptual (Skerswetat et al., 2022). Así mismo, se han propuesto teorías integradoras que asumen dos componentes globales subyacentes: desestabilización y desambiguación, los cuales coexisten y se invierten como resultado de los mecanismos enlistados previamente (Kornmeier & Bach, 2012).

La multiestabilidad ha sido un paradigma importante dentro de las ciencias cognitivas para estudiar percepción, ya que el uso de este tipo de tareas permite el estudio integral de mecanismos sensoriales, neuronales y cognitivos involucrados de forma no invasiva (Long & Toppino, 2004). Así mismo, existen diversas condiciones clínicas y variables intrínsecas de los individuos que pueden resultar en diferencias conductuales (i.e., tasa de fluctuaciones) importantes en este tipo de tareas, tal es el caso del Trastorno del Espectro Autista (TEA) (Kleinschmidt et al., 2012; Robertson & Baron-Cohen, 2017).

En población con desarrollo típico se ha descrito una tasa alta y espontánea de fluctuaciones, es decir, una gran cantidad de perceptos percibidos; sin embargo, la tasa de fluctuaciones en TEA ocurre con una frecuencia distinta, que resulta en una cantidad de perceptos percibidos situada por arriba o por debajo de lo reportado en población con desarrollo típico (Robertson et al., 2013; Kornmeier et al., 2017). Estas diferencias conductuales se han atribuido a los procesos perceptuales atípicos en TEA, no obstante, se desconoce si alguno de los mecanismos que posiblemente subyace las fluctuaciones en la percepción funge algún rol en los procesos perceptuales atípicos de la población (Robertson & Baron-Cohen, 2017). Más aún, este campo resulta prometedor pues podría ser que la ejecución conductual en tareas de percepción multiestable sea tomada como un marcador clínico diagnóstico en TEA.

En esta tesis se desarrolló un modelo computacional de percepción multiestable que permitió recrear diferentes fenómenos de fluctuaciones en la percepción para estudiar de manera integral los mecanismos subyacentes. Este modelo buscó capturar e integrar, a través de distintos parámetros, las características biológicamente relevantes de población con desarrollo típico y con TEA. Los hallazgos de este estudio contribuyen a profundizar el conocimiento sobre percepción multiestable y a describir las diferencias conductuales descritas entre estas poblaciones.

Marco Teórico

Percepción multiestable

La **percepción multiestable** o biestabilidad perceptual ocurre cuando la información sensorial es ambigua y, por lo tanto, consistente con dos o más interpretaciones (i.e., perceptos) que son igualmente probables, pero mutuamente excluyentes (Kornmeier et al., 2017; Leptourgos et al., 2020). En ausencia de señales adicionales que resuelvan la ambigüedad ante un mismo input, la percepción experimenta fluctuaciones, pues los perceptos posibles alternan espontáneamente (Schwartz et al., 2012). La percepción se denomina multiestable cuando son posibles más de dos perceptos a partir de un mismo estímulo, y se denomina biestable cuando solo son posibles dos (Blake & Logothetis, 2002).

Existen diversos estímulos que son diseñados de manera experimental para producir este fenómeno. Estos se conocen como **estímulos multiestables**, y pueden ser tanto visuales como auditivos (Schwartz et al., 2012). Estos estímulos permiten más de una organización perceptual posible y estas son incompatibles entre sí, de modo que, al estar frente a ellos, se experimenta solo una interpretación (Long et al., 1983; Sterzer et al., 2009). Se distinguen al menos seis tipos de estímulos multiestables: inversión de perspectiva (e.g., Cubo de Necker); inversión de patrón (e.g., Jarrón de Rubín); rivalidad binocular; estímulos multiestables auditivos; objetos giratorios con inversión de la dirección de movimiento (e.g., cilindro formado por puntos); y movimiento aparente ambiguo (e.g., tela en movimiento). Aun cuando la percepción multiestable comprende una amplia gama de fenómenos ilusorios, los paradigmas basados en la rivalidad binocular y el Cubo de Necker han sido los más estudiados (Pastukhov et al., 2013).

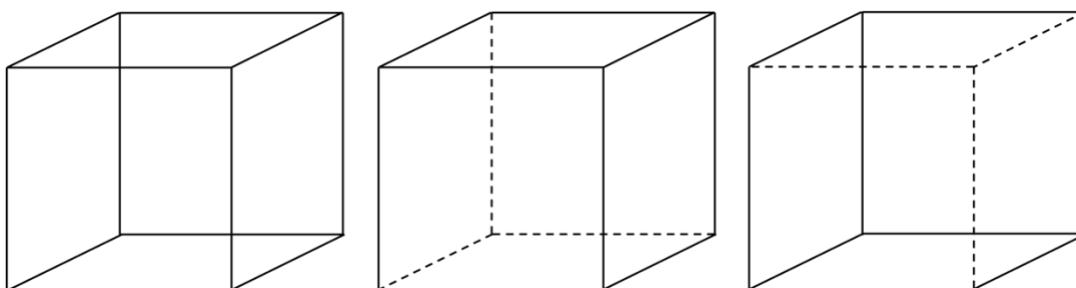
La **rivalidad binocular** resulta de la presentación de estímulos visuales (i.e., imágenes) distintos a cada ojo (Sterzer et al., 2009; Blake, 2022). Al ser distintos, no hay cooperación

binocular y, por lo tanto, estos no pueden fusionarse en una percepción coherente (Clifford, 2006). La percepción experimenta fluctuaciones entre las imágenes proyectadas a cada ojo como resultado de la competencia por el dominio perceptual (Valuch & Kulke, 2020).

El **Cubo de Necker** (Figura 1) es un dibujo lineal bidimensional que representa un cubo tridimensional (Koralus, 2016). Tiene dos interpretaciones o perceptos posibles que resultan de que las caras superior – izquierda e inferior – derecha se experimenten alternativamente como las más salientes (Kornmeier & Bach, 2005; Wernery et al., 2015).

Figura 1

Perceptos posibles en el Cubo de Necker.



Nota: Del lado izquierdo se observa el Cubo de Necker original. En el centro se observa el primer percepto posible favorecido, un cubo orientado hacia abajo a la izquierda. Del lado derecho se observa el segundo percepto posible favorecido, un cubo orientado hacia arriba a la derecha. Los dos perceptos posibles se favorecieron mediante el uso de líneas punteadas que indican la sección trasera en cada caso.

Aún cuando la rivalidad binocular y el Cubo de Necker son considerados casos de percepción multiestable, existen algunas diferencias importantes entre ellos. En la rivalidad binocular se hace uso de dos estímulos distintos, por lo que las fluctuaciones en la percepción no se generan a partir de un mismo estímulo, pero sí se entre ellos (Sterzer et al., 2009). Al utilizar distintos estímulos de manera simultánea, la interpretación que se le da a cada uno puede determinar qué tan probable es que uno sea dominante sobre otro (Scocchia et al., 2014). Esto no ocurre con el Cubo de Necker, ya que en este caso se presenta un mismo estímulo para ambos ojos.

Aun cuando los dos paradigmas se consideran casos de percepción multiestable, y las fluctuaciones entre perceptos muestran una dinámica similar que sugiere mecanismos computacionales comunes, los mecanismos neuronales específicos a cada caso podrían ser distintos (Clifford, 2006; Sterzer et al., 2009).

Fluctuaciones en la percepción durante paradigmas de multiestabilidad

La multiestabilidad y las fluctuaciones en la percepción se han estudiado durante más de 200 años, no obstante, aún no es completamente claro cuáles son los mecanismos que mejor explican este fenómeno perceptual, ya que su estudio implica la integración de aspectos conductuales, neuronales y cognitivos (Kornmeier & Bach, 2012; Devia et al., 2022).

Las **fluctuaciones en la percepción** implican la alternancia dinámica entre dos o más perceptos posibles a lo largo del tiempo (Blake & Logothetis, 2002; Kogo et al., 2021). Las señales que respaldan a cada percepto se activan en un momento dado, y después de cierto tiempo, uno de los perceptos se vuelve perceptivamente dominante, mientras que el otro se vuelve imperceptible, a esto se le conoce como **periodo de dominancia**; sin embargo, cuando la información sensorial no ha sido completamente desambiguada, hay un lapso de tiempo donde no se percibe claramente ningún percepto, a esto se le conoce como **periodo de mezcla** (Kornmeier & Bach, 2012).

Distintos modelos de multiestabilidad asumen la existencia dos componentes o zonas neuronales que compiten por la dominancia perceptual (Deco & Romo, 2008). Cada percepto posible se basa en la actividad de un conjunto neuronal distinto donde el ganador representa la “fenomenología perceptual” (Blake & Logothetis, 2002). Por lo tanto, una aproximación para estudiar las fluctuaciones ha sido mediante el mapeo de áreas cerebrales donde se espera que la actividad fluctuante correlacione con el estímulo que se percibe en determinado momento, en contraste con áreas donde no hay cambios en la actividad neuronal (Wang et al., 2013).

En este contexto, los estudios de perceptos estables únicos se han enfocado en analizar la actividad de las neuronas S1 de la corteza premotora medial, las cuales muestran una alta tasa de activación al detectar el estímulo y una baja tasa de activación cuando no se detecta. En consecuencia, al existir dos posibles respuestas: "detección" y "no detección", se infiere que el sustrato neuronal experimenta una dinámica biestable en el que cada respuesta se asocia con un estado neuronal distinto dentro del sistema (Deco & Romo, 2008).

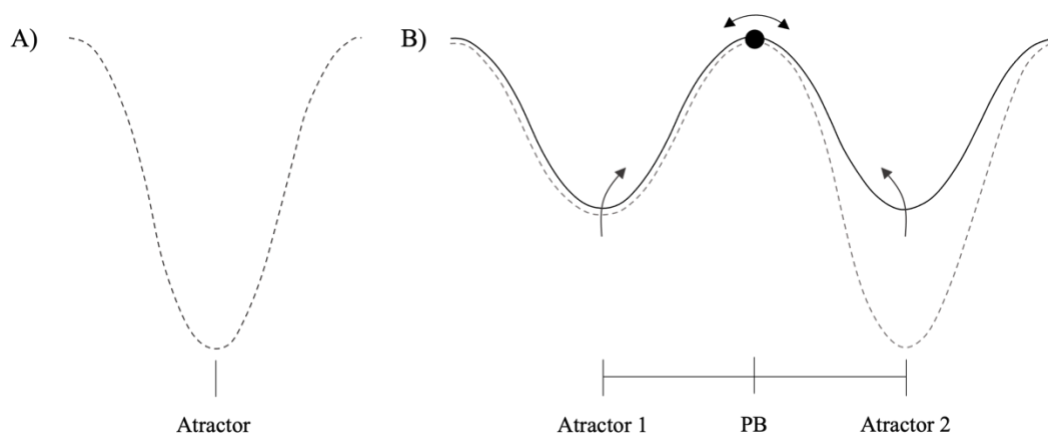
Este enfoque, conocido como de campo medio, se ha trasladado al estudio de estímulos multiestables y plantea que un sistema neurodinámico biestable parte de una condición inicial ambigua, también conocida como **punto de bifurcación**, que eventualmente evoluciona hacia un estado estable estacionario, que es computacional y gráficamente conocido como **atractor** (Deco & Romo, 2008; Braun & Mattia, 2010).

Las fluctuaciones probabilísticas describen cómo el sistema transita desde un estado ambiguo, donde no se detecta ningún estímulo, a un estado estable de detección donde el sistema permanece hasta la siguiente fluctuación; es decir, de un atractor a otro pasando por el punto de bifurcación (Deco et al., 2009). Cuando el sistema se establece en un atractor, el conjunto neuronal relacionado se activa, y entonces se percibe ese percepto (Kornmeier & Bach, 2012).

Para estímulos multiestables, cada percepto o respuesta posible estará asociado con un atractor distinto; por ejemplo, en el caso del Cubo de Necker, donde existen dos perceptos posibles, se asume la existencia de dos atractores (Nagao et al., 2000; Moreno-Bote et al., 2007). En estímulos estables, donde no existe una interpretación alterna, los atractores son únicos y profundos; por el contrario, en estímulos multiestables, donde más de una interpretación es posible, los atractores son más superficiales (i.e., se encuentran más cercanos al punto de bifurcación) y similares entre sí (Figura 2) (Moreno-Bote et al., 2007).

Figura 2

Representación gráfica de los atractores en estímulos estables y multiestables.



Nota: Los atractores suelen representarse de manera gráfica a través de ondas, donde los valles representan los atractores y la cresta el punto de bifurcación (PB). Del lado izquierdo, A) se ilustra el atractor de un estímulo estable, el cual es único y profundo. Del lado derecho, B) se ilustran con una línea negra continua los atractores de un estímulo multiestable, los cuales son superficiales y se encuentran cerca del PB; con una línea punteada se ilustran los atractores de un estímulo que fue favorecido, donde uno de los atractores es más profundo que el otro. Las flechas ascendentes en la parte inferior indican la dinámica que seguiría el sistema tras establecerse en uno de los atractores, y con un punto negro en la cresta se ilustra el PB, es a partir de este que el sistema neurodinámico intenta resolver la ambigüedad hacia alguno de los atractores, lo cual se captura con la flecha con dos direcciones en la parte superior.

Existen diversos factores que pueden modificar las características físicas (i.e., profundidad) de los atractores (Figura 2), lo cual facilita o dificulta el tránsito entre ellos, como: la conectividad entre las neuronas, como se ve en modelos computacionales simbólicos (McClelland & Rumelhart, 1989), la calidad de la entrada visual (Kornmeier & Bach, 2012), el modo de presentación del estímulo y el control volitivo (Ermentrout et al., 2008), entre otros.

Bajo el enfoque de campo medio, las fluctuaciones ocurren cuando existe un equilibrio entre los atractores y el sistema busca romperlo para resolver la ambigüedad y entonces percibir uno de los dos perceptos posibles. No obstante, las fluctuaciones también pueden ocurrir cuando uno de los atractores es dominante y no hay un equilibrio entre ellos, en este caso, solo una

perturbación lo suficientemente fuerte puede conducir al sistema de un atractor a otro (Moreno-Bote et al., 2007; Deco & Romo, 2008). Las fluctuaciones en la percepción se han considerado una ventaja en el procesamiento perceptual porque generan un comportamiento probabilístico que favorece la toma de decisiones al resolver un punto muerto o ambiguo (Deco et al., 2009).

Dentro de los mecanismos neuronales que posiblemente subyacen a las fluctuaciones están: ruido neuronal (Deco & Romo, 2008; Moreno-Bote et al., 2007); interacción de procesos *bottom-up/top-down* (Kornmeier et al., 2009), y equilibrio entre inhibición y excitación entre las unidades y zonas en competencia (Kondo et al., 2018). Se han propuesto teorías integradoras que plantean la existencia de dos componentes globales durante la percepción multiestable: desestabilización y desambiguación, los cuales se presentan de manera espontánea como consecuencia de los mecanismos enlistados previamente (Kornmeier & Bach, 2012).

Ruido neuronal

Biológicamente, el ruido es generado por los picos probabilísticos de las neuronas y puede observarse como perturbaciones aleatorias o irregulares que no forman parte de una señal, pero tiene un papel crucial y adaptativo en las funciones cerebrales (Faisal et al., 2008; Deco et al., 2009; Zhu et al., 2022). El ruido en un sistema puede ser tanto interno (e.g., variaciones en los niveles de neurotransmisores, parpadeo o modulaciones de atención endógenas, etc.), como externo (e.g., manipulación de los estímulos), y tener efectos en la tasa de fluctuaciones (i.e., cantidad de perceptos reportados) en tareas de percepción multiestable (Moreno-Bote et al., 2007; Faisal et al., 2008; Park et al., 2017).

El comportamiento de diversos sistemas biológicos a menudo se considera estocástico o probabilístico, tal es el caso de la multiestabilidad que es resultado del funcionamiento de uno (Deco & Romo, 2008). En este caso, el ruido posiblemente permite que el sistema perceptual

resuelva la ambigüedad y se incline hacia un estado estable como consecuencia de la transición o fluctuación entre los atractores, y actúa como un modulador de los periodos de dominancia y de mezcla (Moreno-Bote et al., 2007; Deco & Romo, 2008; Kornmeier & Bach, 2012; Jungeilges et al., 2022). Existen escenarios donde uno de los perceptos puede estar favorecido, sin embargo, el nivel de ruido hará que la decisión tenga un componente probabilístico, ya que aún cuando exista un sesgo hacia uno de los atractores, el ruido influirá en la decisión perceptual tomada en cada ensayo (Deco et al., 2009).

La eficacia del ruido para generar picos probabilísticos depende de la amplitud (i.e., magnitud) del mismo (Ermentrout et al., 2008). Una gran magnitud de ruido puede provocar que las neuronas que se encuentran en estado de reposo disparen, o bien, que la tasa de disparos incremente al aumentar la probabilidad de que se genere un potencial de acción (Faisal et al., 2008; Jungeilges et al., 2022). El ruido neuronal no debe considerarse como un problema en términos del funcionamiento cerebral, ya que sus funciones, en su mayoría, se consideran adaptativas y contribuyen a la dinámica estocástica que permite resolver la ambigüedad en el medio, y por lo tanto, adaptar el comportamiento (Faisal et al., 2008; Kogo et al., 2021).

Bottom-up & top-down

Los procesos *bottom-up* suponen que las fluctuaciones están moduladas por la interacción que existe entre la adaptación pasiva, la inhibición mutua y la recuperación de conjuntos neuronales que se encuentran en competencia (Wernery et al., 2015). Se asume la existencia de mecanismos pasivos, automáticos y localmente adaptables durante el procesamiento visual temprano (Kornmeier et al., 2009). Así mismo, se plantea que las características de un estímulo y su modo de presentación influyen tanto en la percepción inicial como en la dinámica de las fluctuaciones (Faisal et al., 2008).

Los procesos *top-down* suponen que las fluctuaciones en la percepción son resultado de cierto grado de control volitivo, ya que cuando la información sensorial es muy ambigua, la ponderación está fuertemente sesgada a favor de los factores endógenos (Kornmeier et al., 2009; Wernery et al., 2015; Toppino, 2022). Se ha descrito que la tasa de fluctuaciones se puede duplicar al proporcionar una indicación de alternar entre perceptos lo más rápido posible, y puede reducirse a la mitad al proporcionar una indicación de evitar reversiones (Kornmeier & Bach, 2012). Los actos motores (i.e., movimientos oculares) pueden aumentar la probabilidad de que ocurra una fluctuación; sin embargo, incluso en tareas que requieren fijación de mirada, los participantes pueden experimentar fluctuaciones, de tal forma que aun cuando existe cierto control en la tasa de fluctuaciones, este no es completo (Devia et al., 2022; Toppino, 2022).

Inhibición y excitación

Todos los fenómenos perceptuales implican interacciones entre poblaciones de neuronas excitatorias e inhibitorias en la corteza visual. La percepción multiestable suele estudiarse a partir de una arquitectura de inhibición recíproca en la que existen dos conjuntos neuronales cuyas actividades representan los perceptos en competencia (van Loon et al., 2013). La población neuronal del percepto dominante ejerce una influencia inhibitoria sobre la población neuronal competidora, a este escenario se le conoce como de exclusividad mutua (Scocchia et al., 2014).

El cambio de dominancia entre poblaciones ocurre mediante un mecanismo de retroalimentación negativa donde la población del percepto no percibido se fortalece y se vuelve activa, como consecuencia de la disminución de la actividad inhibitoria que tiene la población del percepto dominante sobre ella (Shpiro et al., 2009; Scocchia et al., 2014).

El equilibrio excitación – inhibición (i.e., E/I) juega un papel fundamental en la percepción multiestable y ha sido clave para describir cognición y conducta atípica como la observada en TEA

(Rubenstein & Merzenich, 2003; Canitano & Palumbi, 2021). Sin embargo, es difícil dilucidar este equilibrio porque ambos procesos son complementarios y dependen de neurotransmisores diferentes (Takeuchi et al., 2017; Kondo et al., 2018).

Se asume que la inhibición cortical, mediada por el neurotransmisor GABA, ralentiza la dinámica perceptual (i.e., menor tasa de fluctuaciones) al inducir duraciones más largas de cada percepto; mientras que la excitación cortical, mediada por glutamato, incrementa la dinámica perceptual (i.e., mayor tasa de fluctuaciones) al inducir duraciones más cortas de cada percepto (van Loon et al., 2013). En la corteza cerebral, aproximadamente el 80% de las neuronas son glutamatérgicas excitatorias y el 20% GABAérgicas inhibitorias (Scocchia et al., 2014). En modelos de redes neuronales artificiales, similares al que se desarrolla en esta tesis, se ha capturado el papel inhibitorio de GABA mediante el uso de conexiones negativas entre neuronas, y el papel excitador del glutamato mediante el uso de conexiones positivas (Tovar, en prensa).

Las concentraciones de estos neurotransmisores en áreas sensoriales podrían predecir algunas diferencias individuales en la percepción visual, apoyando la idea de que la tasa de fluctuaciones depende del equilibrio E/I (Scocchia et al., 2014). Las altas concentraciones de GABA se han correlacionado con un mecanismo de exploración, donde aumenta la proporción de estados de ambigüedad (i.e., periodos de mezcla); mientras que las altas concentraciones de glutamato se han correlacionado con un mecanismo de explotación, donde aumenta la proporción de perceptos percibidos (i.e., periodos de dominancia) (van Loon et al., 2013).

Teoría integradora

Se conoce como **desestabilización** al proceso que implica la salida de un atractor como consecuencia de una reducción paulatina en su profundidad (Moreno-Bote et al., 2007). Este proceso está relacionado con los periodos de mezcla (i.e., donde no se percibe ningún percepto

claramente), ya que el sistema neurodinámico alcanza un punto de máxima inestabilidad que no permite la resolución de la ambigüedad (Kornmeier & Bach, 2012). Los tiempos de desestabilización suelen ser lentos (e.g., duración promedio de 5-6 s), no obstante, este tiempo puede variar dentro y entre participantes, y en función del tipo de estímulo (Kornmeier et al., 2009). La desestabilización puede comenzar inmediatamente después de que se ha resuelto la ambigüedad y su dinámica puede variar en distintos momentos (Kornmeier & Bach, 2012).

Se conoce como **desambiguación** o **reestabilización** al proceso que implica la entrada a un atractor como consecuencia del incremento paulatino en su profundidad (Kornmeier & Bach, 2012). Este proceso está asociado a los periodos de dominancia (i.e., donde se percibe un percepto), ya que el sistema neurodinámico alcanza un punto de estabilidad que permite temporalmente la resolución de la ambigüedad (Moreno-Bote et al., 2007).

Se asume que en la experiencia perceptual se presentan periodos constantes de desestabilización y desambiguación, ya que ante un estado de ambigüedad sensorial, el sistema busca resolver rápidamente hacia un estado más estable (Kornmeier & Bach, 2012). El tiempo que el sistema permanece en un atractor varía en función de los mecanismos y las variables descritas en las secciones previas, y de las características de la población que ejecuta la tarea (Kleinschmidt et al., 2012; Robertson & Baron-Cohen, 2017; Kondo & Lin, 2020).

Los paradigmas de multiestabilidad son relevantes dentro de las ciencias cognitivas porque permiten: 1) una disociación natural y única entre las propiedades objetivas del estímulo, que son constantes, y las sensaciones subjetivas que cambian de forma dinámica; 2) analizar los principios del procesamiento de información sensorial; y 3) comprender cómo los sistemas perceptuales unen los atributos de los objetos para construir una interpretación coherente del mundo (Schwartz et al., 2012; Cao et al., 2018; Safavi & Dayan, 2022). Además, el uso de tareas de percepción

multiestable podría dilucidar el mecanismo subyacente a distintos procesos sensoriales, neuronales y cognitivos involucrados en la percepción de forma no invasiva (Long & Toppino, 2004). El componente conductual analizado en estas tareas consiste en el reporte de los periodos de dominancia y mezcla, y su duración (i.e., tasa de fluctuaciones) (Scocchia et al., 2014).

Así mismo, existen diversos factores intrínsecos individuales (e.g., agudeza visual, edad, sexo, consumo de sustancias, uso de medicamentos, etc.), y condiciones clínicas (e.g., autismo, esquizofrenia, depresión, ansiedad, etc.) que pueden asociarse con ejecuciones conductuales distintas en tareas de percepción multiestable. Se ha observado variabilidad dentro de una misma población aún cuando la información sensorial o el objetivo de la tarea se mantienen constantes (Scocchia et al., 2014). La variabilidad es una característica intrínseca del comportamiento que se observa incluso a nivel neuronal, y en tareas de percepción multiestable se ve reflejada en un aumento o disminución de la tasa de fluctuaciones (Faisal et al., 2008; Shajan & Shrimali, 2022). Lo anterior sugiere que este tipo de tareas no solo son informativas sobre el procesamiento sensorial en población típica, sino que también pueden ser informativas sobre los procesos sensoriales en poblaciones atípicas y clínicas (Safavi & Dayan, 2022), tal es el caso del autismo.

Percepción multiestable y autismo

El Trastorno del Espectro Autista (TEA) es un trastorno del neurodesarrollo con origen neurobiológico y de inicio en la infancia que se caracteriza por: alteraciones en la interacción social y la comunicación; comportamientos e intereses estereotipados y repetitivos; y diferencias en procesos sensoriales, perceptuales y atencionales (Robertson & Baron-Cohen, 2017).

Las diferencias en los procesos sensoriales en TEA son visibles desde las primeras etapas del desarrollo y pueden ser altamente predictivas, tanto de las medidas clínicas y diagnósticas, como de la magnitud de las posibles alteraciones a nivel social (Robertson et al., 2013). Se estima

que la experiencia sensorial atípica ocurre en el 90% de las personas diagnosticadas con autismo y que afecta todas las modalidades sensoriales (Robertson & Baron-Cohen, 2017). Uno de los criterios de diagnóstico en TEA es la reactividad atípica, que se observa como una hiper o hiposensibilidad a estímulos (Park et al., 2017). Por ejemplo, las personas con TEA pueden detectar más rápidamente un objetivo visual aún cuando este se encuentre inmerso entre una gran cantidad de distractores (Robertson & Baron-Cohen, 2017). Por otro lado, la hipersensibilidad en TEA se manifiesta como un estilo disminuido para atender a lo “global” de una escena y, en cambio, centrarse en los detalles (i.e., coherencia central débil), lo cual puede ser más o menos ventajoso dependiendo de la tarea (Happé & Frith, 2006).

En la literatura sobre percepción multiestable, se ha reportado que las personas diagnosticadas con autismo no experimentan fluctuaciones o las experimentan con una tasa distinta a la reportada en personas con desarrollo típico (Kornmeier et al., 2017). Sin embargo, también se ha reportado que no existen diferencias significativas en la tasa de fluctuaciones entre poblaciones (Karaminis et al., 2017; Said 2017).

En tareas con el Cubo de Necker, se ha encontrado que en TEA existen dificultades para reconocer la existencia de un percepto distinto al que se observa, y que las fluctuaciones no ocurren a menos de que se plantee de forma explícita la existencia de una interpretación alterna (Intaité et al., 2019). Contrario a esto, también se ha reportado que en TEA no hay influencia de la información contextual al estar frente a estímulos multiestables, en comparación con población con desarrollo típico (Allen & Chambers, 2011). Al estudiar la tasa de fluctuaciones, se ha encontrado que personas con desarrollo típico experimentan al menos tres veces más fluctuaciones dentro del mismo periodo de tiempo, que personas diagnosticadas con Asperger, una forma de TEA con alto funcionamiento (Kornmeier et al., 2017). Bajo esa línea, se ha descrito que la tasa

de fluctuaciones en población con desarrollo típico es elevada y ocurre de manera espontánea como consecuencia de un tiempo de permanencia breve en cada percepto; mientras que en TEA, la tasa de fluctuaciones es menor y puede no ocurrir de manera espontánea, al permanecer un mayor tiempo en cada percepto (Skerswetat et al., 2022).

En tareas de rivalidad binocular, se ha reportado que el tiempo de resolución de la ambigüedad perceptiva de bajo nivel es mayor en personas diagnosticadas con autismo que en personas con desarrollo típico (Robertson et al., 2013). Se ha hipotetizado que en TEA se suelen experimentar una mayor cantidad de periodos de mezcla que de dominancia; sin embargo, no se han encontrado diferencias significativas y consistentes entre la cantidad de periodos de mezcla experimentados entre poblaciones (Said et al., 2013). Bajo la misma línea, tampoco se han observado diferencias significativas en la duración de los periodos de dominancia entre poblaciones (Karaminis et al., 2017).

Similar a los reportes con el Cubo de Necker, la tasa de fluctuaciones en tareas de rivalidad binocular en TEA es menor en comparación con población con desarrollo típico, la cual se caracteriza por periodos de mezcla de mayor duración y una mayor probabilidad de experimentar reversiones (i.e., dominancia de uno de los perceptos – mezcla – dominancia del mismo percepto) (Robertson et al., 2013).

Así mismo, se ha observado que las diferencias conductuales en estas tareas correlacionan con puntuaciones altas en distintas pruebas diagnósticas, como: la Escala de Observación para el Diagnóstico del Autismo (ADOS), el Cociente de Espectro Autista (AQ), y el Sensory Perception Quotient-Short (SPQ) (Kleinschmidt et al., 2012; Kondo & Lin, 2020). Lo anterior sugiere que la variabilidad presente en tareas sensoriales podría ser propuesta como un marcador diagnóstico temprano de la condición (Robertson & Baron-Cohen, 2017).

La falta de consenso en la literatura resalta la importancia de continuar el estudio de procesos perceptuales atípicos en autismo. El realizarlo a través de este tipo de tareas resulta en una aproximación no invasiva para dilucidar algunas de las alteraciones a nivel neuronal que podrían estar implicadas en diversos dominios del procesamiento cortical (Robertson et al., 2016; Robertson & Baron-Cohen, 2017).

Se ha hipotetizado que en TEA, la capacidad para alternar entre perceptos y la tasa de fluctuaciones están relacionadas con 3 fenómenos: 1) el ruido neuronal atípico presente en la población, principalmente un aumento del ruido interno (e.g., neuronal); sin embargo, también se ha reportado una disminución del mismo (Davis & Plaisted-Grant, 2015; Park et al., 2017); 2) el posible predominio de procesos *bottom-up* sobre procesos *top-down*, que podrían resultar en una percepción más “objetiva” de la información sensorial como consecuencia de un procesamiento local que predomina a expensas de uno global (Kornmeier et al., 2017; Intaité et al., 2019); y 3) un posible desequilibrio entre excitación e inhibición (E/I) en la corteza cerebral, el cual inicialmente se consideró como un aumento de la excitación o una disminución de la inhibición; sin embargo, y como en todos los dominios descriptivos del TEA, se han informado casos con un desequilibrio E/I opuesto, sugiriendo un mayor nivel de inhibición que de excitación (Rubenstein & Merzenich, 2003; Dickinson et al., 2016; Canitano & Palumbi, 2021; Skerswetat et al., 2022).

Notablemente, estas descripciones son congruentes con el marco que se plantea en esta tesis, pues se centran en algunos de los mecanismos subyacentes a las fluctuaciones que se revisaron en la sección previa, ya que estos podrían ser responsables tanto de las diferencias conductuales como de la variabilidad presente en TEA. Se ha propuesto que las diferencias en la ejecución de tareas de rivalidad binocular podrían explicarse por el desbalance E/I presente en TEA, ya que estas dependen de la fuerza de las interacciones inhibitorias en la corteza visual

(Lankheet, 2006; Robertson & Baron-Cohen, 2017), mientras que las tareas con estímulos multiestables donde el estímulo es constante para ambos ojos, como el Cubo de Necker, podrían explicarse por la interacción de procesos *top-down* y *bottom-up* (Kornmeier et al., 2009); sin embargo, estos mecanismos podrían actuar de forma complementaria en ambas tareas.

Es importante considerar que distintos subgrupos de personas diagnosticadas con autismo podrían manifestar estos mecanismos en diferentes proporciones, de modo que más de un mecanismo podría estar implicado de manera simultánea, o bien, más de un mecanismo podría dar cuenta del mismo efecto conductual (Dickinson et al., 2016; Said et al., 2013; Kornmeier et al., 2017). El estudio de procesos perceptuales en poblaciones atípicas deberá entonces considerar las variaciones e interacciones que pueden presentarse, una tarea notablemente complicada y que en esta tesis se aborda a través de una estrategia de modelamiento computacional.

Modelamiento computacional del Cubo de Necker

Se han propuesto diversos modelos de redes neuronales que permiten estudiar la multiestabilidad de manera computacional. Usualmente están compuestos por 2 subredes: la subred A (asociada al primer percepto) y la subred B (asociada al segundo percepto); no obstante, puede existir una subred adicional de control (X), cuya función es mediar la competencia entre las primeras dos (Koralus, 2016). Aunque las aproximaciones teóricas de relevancia neurocomputacional pueden partir de marcos distintos (McClelland & Rumelhart, 1989; Deco & Romo, 2008; Kornmeier & Bach, 2012; Moreno-Bote et al., 2007), en esta revisión identificamos que todas comparten las siguientes características: cada percepto posible corresponde a una subred, cada subred compite por el dominio perceptual, y solo una puede ser dominante a la vez.

Uno de los acercamientos más tradicionales al modelamiento del Cubo de Necker en ciencias cognitivas, es el modelo conexionista (i.e., de redes neuronales artificiales) propuesto por

Feldman & Ballard (1982), que plantea que el procesamiento de cualquier proceso cognitivo se distribuye a través de una extensa cantidad de elementos de procesamiento individual (i.e., unidades o neuronas artificiales). Esto ocurre tanto en grandes áreas cerebrales como en pequeños grupos de neuronas (O'Reilly & Munakata, 2000).

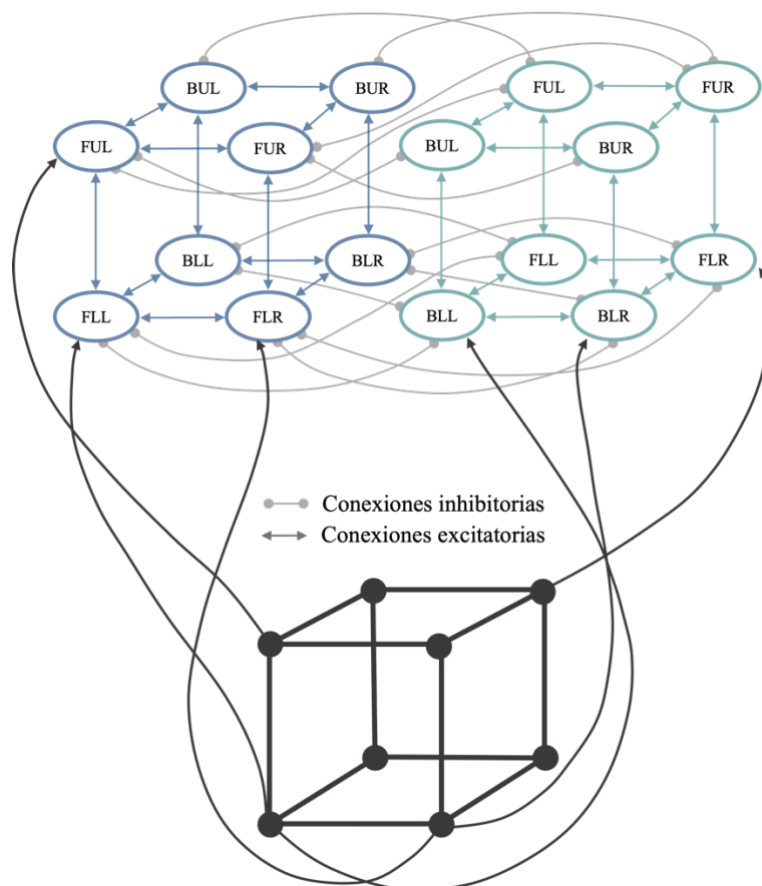
Los modelos conexionistas han conceptualizado a la percepción multiestable como un caso de **satisfacción de restricciones**; es decir, un problema con múltiples interpretaciones (i.e., *outputs*) que busca satisfacer el mayor número de restricciones posibles (McClelland & Rumelhart, 1989). La red original para modelar percepción del Cubo de Necker resultó ser un modelo exitoso para explicar el proceso de satisfacción de restricciones mediante la **emergencia de un solo percepto** durante el procesamiento del cubo.

Este modelo parte de considerar las características físicas del estímulo que son relevantes para resolver la ambigüedad, en este caso los vértices. El cubo está compuesto por 8 vértices, donde cada uno puede tener una interpretación cóncava o convexa respectivamente, y es el cambio en la interpretación que se le da a cada vértice lo que resulta en la percepción de determinado percepto (Koralus, 2016). En el caso particular del Cubo de Necker, se requieren dos sub-redes: la primera representa al cubo orientado hacia arriba (primer percepto o atractor), y la segunda al cubo orientado hacia abajo (segundo percepto o atractor); cada subred está conformada por 8 unidades, una por cada vértice, de tal forma que el modelo está compuesto en total por 16 unidades (McClelland & Rumelhart, 1989).

El modelo plantea dos tipos de conexiones fijas entre las unidades. Las unidades que se encuentren cerca, pertenecerán al mismo percepto y tendrán conexiones excitatorias positivas; mientras que las unidades que representen el mismo vértice en el percepto contrario, tendrán conexiones inhibitorias negativas (Figura 3) (McClelland & Rumelhart, 1989).

Figura 3

Unidades que componen la red original del cubo (McClelland & Rumelhart, 1989).



Nota: En la parte inferior se observa el Cubo de Necker. En la parte superior se observa de manera gráfica el modelo de redes neuronales artificiales que permite las dos interpretaciones posibles del cubo. Del lado izquierdo, en azul, la subpoblación para el primer percepto, el cubo orientado hacia abajo. Del lado derecho, en verde, la subpoblación para el segundo percepto, el cubo orientado hacia arriba. Se muestran las conexiones que existen dentro de un mismo percepto y aquellas entre perceptos. Las líneas con terminación en flecha representan conexiones excitatorias y las líneas con terminación en punto representan las conexiones inhibitorias. Se incluyen algunas líneas que conectan las subpoblaciones de la red neuronal con el cubo para claridad de los vértices representados. Figura reproducida con permiso del editor MIT Press.

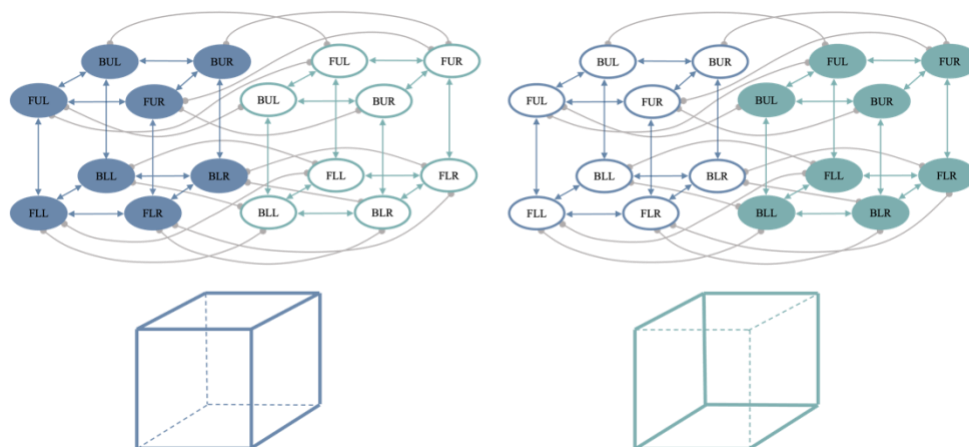
La nomenclatura que siguen las unidades correspondientes a cada vértice está en función de su ubicación; por ejemplo, el vértice frontal superior izquierdo es FUL por sus siglas en inglés de Front – Upper – Left (Figura 3) (McClelland & Rumelhart, 1989).

Al ser la percepción multiestable un fenómeno que se observa a través del tiempo, el modelo cuenta con un componente que lo captura, denominado *ciclos*. Cada ciclo (i.e., iteración) captura un paso del tiempo, y a través de él se puede observar cómo y de qué manera se modifican las activaciones de las unidades (McClelland & Rumelhart, 1989).

Las unidades 1 – 8, que en la Figura 3 se observan de color azul, son consideradas componentes de la subred que responde al primer percepto, mientras que las unidades 9 – 16, que en la Figura 3 se observan de color verde, son consideradas parte del segundo percepto. Se asume que el modelo resuelve la ambigüedad cuando las primeras o las últimas 8 unidades adquieren un valor de activación de 1, mientras que el resto adquiere un valor de 0, de modo que aquellas unidades con valor de 1 serán el percepto percibido (Figura 4) (McClelland & Rumelhart, 1989).

Figura 4

Distribución ideal de las activaciones en función del percepto percibido.



Nota: En la parte superior se ilustra la activación de las subredes que responden a cada percepto. Aquellas unidades cuyo interior está sombreado, representan las unidades con mayor activación. En la parte inferior se ilustra el percepto percibido en cada caso. Del lado izquierdo se captura la activación y percepción del primer percepto, y del lado derecho se captura la activación y percepción del segundo percepto.

La suma total de los valores de activación de las 16 unidades tiende a 8; sin embargo, puede haber escenarios donde las 8 unidades con un valor de activación de 1 se encuentren distribuidas

de manera equitativa entre las dos subredes (i.e., los dos perceptos posibles), lo que reflejaría una simulación en la que no se resolvió la ambigüedad. Esto es indicador de que cuando la diferencia entre la suma de activaciones de las unidades que componen a cada percepto es grande, el modelo se encuentra en un periodo de dominancia, mientras que cuando la diferencia entre la suma de las activaciones es pequeña, el modelo se encuentra en un periodo de ambigüedad o mezcla.

Los valores de activación de cada unidad se actualizan secuencialmente tomando un orden al azar distinto en cada iteración, de tal forma que la activación de cada unidad influye sobre las demás (McClelland & Rumelhart, 1989). Lo anterior permite que cada simulación (i.e., cada nueva corrida) resulte en la activación final de un percepto distinto del cubo otorgándole un carácter estocástico; sin embargo, y relevante para el marco teórico planteado, una gran limitante en este modelo es que una vez que se resolvió la ambigüedad, la activación de las unidades deja de modificarse y la red se estabiliza en el percepto dominante de manera permanente, sin importar la cantidad de ciclos que se establezcan. Esto resulta en un modelo poco realista, ya que al no simular fluctuaciones, captura un fenómeno contrario a la experiencia humana y a lo descrito en la literatura sobre sistemas neurodinámicos (Moreno-Bote et al., 2007; Deco & Romo, 2008). No obstante, al ser un modelo simbólico, simple, abstracto y manipulable, resulta viable tomarlo como punto de partida para construir un modelo que abarque fluctuaciones en la percepción.

El incorporar al modelo original parámetros que capturen las nociones neurocomputacionales de los mecanismos que subyacen a las fluctuaciones en la percepción permitirá: 1) enriquecerlo de forma clara, simbólica y abstracta para dar cuenta del mecanismo detrás de las fluctuaciones; 2) el estudio integral de los mecanismos subyacentes a las fluctuaciones; y 3) extenderlo para capturar aquellas nociones biológicas que caracterizan a poblaciones con desarrollo típico y TEA.

Justificación

El modelo conexionista clásico del Cubo de Necker (Feldman & Ballard, 1982) es exitoso en describir cómo se resuelve la ambigüedad en un sistema de satisfacción de restricciones (McClelland & Rumelhart, 1989). Sin embargo, es un modelo poco realista a nivel conductual, ya que una vez que se alcanza la activación de un percepto, el sistema permanece en éste interminablemente, lo cual es contrario a la experiencia perceptual humana donde se experimentan fluctuaciones. Un punto fundamental de este proyecto es extender dicho modelo para capturar fluctuaciones en la percepción a partir de incorporar e integrar las nociones biológicas y neurocomputacionales que podrían explicar los cambios entre atractores y, por lo tanto, las fluctuaciones en la percepción.

Según la revisión realizada, las restricciones de procesamiento biológicamente relevantes son: ruido neuronal (Moreno-Bote et al., 2007; Deco & Romo, 2008); interacción de procesos *bottom-up/top-down* (Kornmeier et al., 2009); y equilibrio entre excitación e inhibición (Kondo et al., 2018). Notablemente, todas estas variables son consideradas relevantes para la explicación de la cognición atípica en TEA, por lo cual, este modelo también buscó explorar cómo las alteraciones a estas restricciones capturan fluctuaciones atípicas.

Los mecanismos que posiblemente subyacen a las fluctuaciones suelen estudiarse de manera aislada, por lo que el estudiar las fluctuaciones en la percepción a través de un acercamiento computacional resulta en un modelo complejo que permite integrar numerosos mecanismos, así como en una herramienta para explorar procesos perceptuales en poblaciones típicas y atípicas, que permite discutir en qué medida los mecanismos coinciden con lo que se ha reportado empíricamente.

Objetivos

Extender el modelo conexionista clásico del Cubo de Necker (Feldman & Ballard, 1982; McClelland & Rumelhart, 1989) para abarcar escenarios de fluctuaciones entre perceptos que son relevantes a nivel cognitivo, neuronal y conductual.

Explorar la viabilidad de incorporar en el modelo original (Feldman & Ballard, 1982; McClelland & Rumelhart, 1989) los mecanismos involucrados en fluctuaciones perceptuales que son biológicamente relevantes.

Analizar el impacto de alterar los mecanismos involucrados en las fluctuaciones sobre la emergencia de patrones de percepción atípicos, y explorar cómo se relacionan con evidencias empíricas de percepción multiestable en TEA.

Explorar la posible relación entre las ejecuciones en tareas de percepción multiestable y variabilidad conductual en TEA.

Hipótesis

H1. Es posible extender la red neuronal original (Feldman & Ballard, 1982; McClelland & Rumelhart, 1989) para simular fluctuaciones en la percepción al incorporar mecanismos biológicamente relevantes que subyacen fluctuaciones.

H2. Aumentar el parámetro que captura ruido neuronal (*noise*) en el modelo resultará en una mayor cantidad de fluctuaciones en la percepción.

H3. Aumentar el parámetro que captura procesos *top-down* (*istr*) en el modelo resultará en una menor cantidad de fluctuaciones en la percepción.

H4. Aumentar el parámetro que captura procesos *bottom-up* (*estr*) en el modelo resultará en una menor cantidad de fluctuaciones en la percepción.

H5. Aumentar el parámetro que capturan inhibición (*inh*) en el modelo resultará en una menor cantidad de fluctuaciones en la percepción.

H6. Aumentar el parámetro que capturan excitación (*exc*) en el modelo resultará en una menor cantidad de fluctuaciones en la percepción.

H7. Las alteraciones a los mecanismos de procesamiento del modelo, realizadas en función de lo descrito en la neurobiología del TEA, corresponderán con un comportamiento de fluctuaciones como el observado en TEA.

Método

Se construyó un modelo computacional de percepción multiestable para simular la tarea del Cubo de Necker. El modelo estuvo basado en la aproximación conexionista de Feldman & Ballard, (1982), que resuelve la ambigüedad a partir de un sistema de satisfacción de restricciones (McClelland & Rumelhart, 1989). La arquitectura del modelo es la presentada en la Figura 3, y el código, junto con una explicación detallada del mismo puede consultarse en el siguiente enlace:

<https://osf.io/n4jc2/>

El modelo se construyó con el objetivo de explorar los efectos principales y de interacción que tienen los mecanismos simulados sobre la cantidad periodos de dominancia, para probar, apoyar o cuestionar las hipótesis previas que han descrito el efecto de dichos mecanismos en la percepción multiestable. Este acercamiento a su vez permitió ver qué modificaciones en el modelo están más asociadas a patrones atípicos de percepción multiestable para discutir su convergencia con descripciones en población con TEA.

Réplica del modelo original

El modelo computacional de percepción multiestable del Cubo de Necker se desarrolló en Matlab versión 2021a y fue necesaria la instalación de la paquetería "Statistics and Machine Learning Toolbox".

La satisfacción de restricciones se realiza considerando la importancia de cada una de ellas, y el grado en el que se satisfacen se captura en la **bondad de ajuste** denominada con la letra G (Ecuación 1) (McClelland & Rumelhart, 1989).

$$G = \sum_i \sum_{i>j} w_{ij} a_i a_j + \sum_i a_i input_i + \sum_i a_i bias_i \quad (1)$$

Se infiere que el sistema de satisfacción de restricciones se resuelve cuando se encuentra un conjunto de valores de activación (a) para cada unidad ($i... j$) que maximizan la función, es

decir, provee el valor máximo posible para G . Los valores de activación tienen límites mínimos (0) y máximos (1) establecidos (McClelland & Rumelhart, 1989).

Estas redes están diseñadas para lidiar con restricciones débiles, por lo que cada unidad, además de tener un valor de activación (a), tiene componentes adicionales: una entrada externa (*input*), que proporciona evidencia directa para cierta interpretación; y un sesgo (*bias*), que considera la probabilidad de que cada unidad ($i... j$) esté encendida o apagada.

En una simulación o corrida típica de la red, esta puede ser presentada con un input que representa uno de los dos perceptos posibles del Cubo de Necker. El input, sin embargo, no es indispensable, la red puede ser activada en ausencia de información externa y funcionar únicamente a partir de los valores de sesgo (McClelland & Rumelhart, 1989).

Nuestro modelo toma en cuenta seis componentes iniciales, como en el modelo original y descritas en McClelland & Rumelhart (1989):

- 1) una entrada externa (*input*): es un vector conformado por 16 valores.
- 2) un valor de sesgo (*bias*): es un valor de activación constante para todas las unidades.
- 3) un parámetro de modulación interna (*istr*): es una tasa de limitación sobre el sesgo, por lo que se le atribuyen propiedades de procesos *top-down*.
- 4) un parámetro de modulación externa (*estr*): es una tasa de limitación sobre el input, por lo que se le atribuyen propiedades de procesos *bottom-up*.
- 5) conexiones **inhibitorias**: entre las unidades que conforman perceptos contrarios.
- 6) conexiones **excitatorias**: entre las unidades que conforman un mismo percepto.

Para la réplica, los valores que toman las variables descritas se mantuvieron como en el modelo original (Tabla 1). El input al inicio de cada simulación se mantuvo constante en 0, es decir, sin favorecer ningún percepto; y el *bias* se mantuvo constante en 0.5. Bajo estas condiciones,

el modelo replicó el comportamiento descrito por McClelland & Rumelhart (1989), en el que el sistema es capaz de resolver la ambigüedad hacia uno de los dos perceptos posibles en 20 ciclos.

Tabla 1

Valores que toman los parámetros del modelo original y de nuestra adaptación.

Variables	Modelo original	Modelo tesis		
istr	0.4	0.2	0.4	0.6
estr	0.4	0.2	0.4	0.6
noise	0	0.001	0.01	0.1
inh	-1.5	-2	-1.5	-1
exc	1	0.5	1	1.5

Nota: La tabla muestra los valores de cada variable en el modelo, aquellos en blanco representan el modelo original, y aquellos en gris el modelo de esta tesis. El modelo original no considera ruido (*noise*) dentro de sus componentes, por lo que, para invalidar esta variable en el comportamiento de la red, se le asignó un valor de 0.

Para observar el correcto funcionamiento de la red, se analizó el cambio que tienen los valores de activación de las unidades a lo largo del tiempo, simulado en ciclos de actualización. Todas las unidades que conforman al modelo comenzaron con valores de activación de 0, y tras diversas iteraciones, este fue variando hasta alcanzar valores cercanos a 1 o 0 respectivamente.

Nuestra réplica se probó durante múltiples ocasiones para corroborar que: 1) es consistente en función del modelo original; 2) capaz de resolver la ambigüedad en un total de 20 ciclos; y 3) estocástica, es decir, la ambigüedad se resuelve hacia un percepto distinto en cada simulación.

Fluctuaciones en la percepción dentro del modelo

Una vez que se replicó y validó el modelo, se realizaron tres modificaciones para poder generar y observar las fluctuaciones:

- 1) se incorporó un *input* dinámico.
- 2) se aplicó una normalización a las activaciones de todas las unidades en cada ciclo.
- 3) se incrementó el número de ciclos de 20 a 2000.

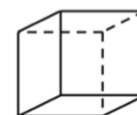
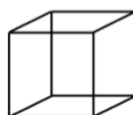
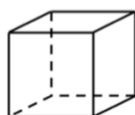
El *input* en nuestro modelo, a diferencia del original (McClelland & Rumelhart, 1989), es dinámico porque los valores que lo componen corresponden con el valor de activación final que tuvo cada unidad en el ciclo previo. Solamente en el primer ciclo el *input* es de 0. De esta forma permitimos que el estado perceptual en cada momento influya sobre el procesamiento visual del *input*, ejerciendo una modulación de tipo *top-down*, similar a la descrita en mecanismos atencionales neuronales (Saalmann et al., 2007).

Con la finalidad de mantener los valores de activación dentro del rango 0 – 1, incorporamos una normalización min/max al final de cada ciclo. El implementar el *input* dinámico y la normalización, resultó en producir fluctuaciones perceptuales en nuestro modelo (Figura 5).

Figura 5

Matriz de activaciones de las unidades que componen nuestro modelo durante un fragmento de 20 ciclos.

		Ciclos																			
		221	222	223	224	225	226	227	228	229	230	231	232	233	234	235	236	237	238	239	240
Primer percepto	1	0.087	-0.332	0.041	0.041	-0.022	0.014	-0.008	0.003	-0.002	0.016	-0.004	0.112	0.181	-0.072	0.820	0.000	0.856	0.211	1.000	0.000
	2	-0.006	0.004	-0.002	-0.002	0.507	-0.109	0.044	-0.007	0.004	0.634	0.228	0.569	0.602	0.212	0.779	0.090	1.000	0.000	0.339	0.236
	3	0.090	-0.009	0.003	0.004	0.061	-0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.179	0.212	-0.033	0.857	0.000	0.404	0.599	0.092	1.000
	4	0.089	-0.099	0.051	0.051	-0.036	0.020	-0.010	0.054	-0.010	0.123	0.166	0.295	-0.397	0.503	0.611	0.465	0.551	0.660	0.675	0.000
	5	0	0.066	0.266	0.267	0.321	-0.084	0.057	-0.062	0.033	0.436	0.266	1.000	0.000	0.321	0.382	0.714	0.127	0.636	0.017	0.494
	6	0	0	0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.148	-0.022	0.077	0.516	0.864	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	0.240
	7	0.027	-0.019	0.009	0.010	-0.002	0.001	0.000	0.123	-0.009	0.066	0.191	-0.123	0.040	-0.023	0.444	0.627	0.260	0.644	0.000	0.275
	8	0.237	-0.121	0.066	0.067	-0.071	0.066	-0.027	0.104	-0.050	0.057	0.647	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	0.403	0.643	0.001	0.000
Segundo percepto	9	0.508	0.782	0.278	0.279	0.480	0.550	0.491	0.766	0.000	1.000	0.000	0.667	0.343	0.969	0.038	-0.052	0.029	-0.009	0.013	-0.006
	10	0.390	0.995	0.009	0.009	0.644	0.670	0.314	0.666	0.000	0.330	0.037	-0.006	0.474	0.267	-0.023	0.019	-0.018	0.009	0.198	0.138
	11	0.404	1	0	0.000	0.744	0.000	1.000	0.000	0.335	0.000	1.000	0.000	0.992	0.016	-0.001	0.000	0.246	-0.043	0.020	-0.010
	12	0.429	0.893	0.171	0.172	0.894	0.273	0.884	0.151	1.000	0.000	0.454	0.014	0.922	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.406
	13	0.414	0.947	0.071	0.072	0.481	0.711	0.299	1.000	0.000	0.899	0.049	-0.074	0.595	-0.014	0.013	-0.014	0.006	-0.003	0.262	-0.059
	14	0.506	0.876	0.14	0.148	1.000	0.000	0.831	0.259	0.460	0.000	0.000	0.000	0.000	0.184	-0.185	0.149	-0.061	0.003	-0.004	0.328
	15	1	0	0.921	0.922	0.145	0.921	0.155	0.329	0.374	0.343	0.148	0.221	0.825	0.154	-0.094	0.068	-0.014	0.008	-0.010	0.192
	16	0.634	0.131	1	1.000	0.000	1.000	0.058	0.511	0.265	0.000	0.000	0.000	0.000	0.152	-0.076	0.028	-0.011	0.008	-0.005	0.443



Nota: Se tomó un fragmento de una simulación de nuestro modelo que ilustra una fluctuación en la percepción. A partir de los valores de activación de cada una de las unidades se infiere en qué momento se encuentra el modelo. Del lado izquierdo, en color azul, se observa un periodo de dominancia donde el sistema resolvió la

ambigüedad hacia el primer percepto. En el centro, en color gris, se observa un periodo de mezcla en el que no se ha resuelto la ambigüedad. Del lado derecho, en color verde, se observa nuevamente un periodo de dominancia, pero en este caso el sistema resolvió la ambigüedad hacia el segundo percepto. En la parte inferior se ilustra la correspondencia perceptual simulada en la red neuronal. Los valores que se muestran en la figura corresponden con los que arroja una simulación del modelo realizado en Matlab y bajo las condiciones descritas en las secciones previas.

Para observar el comportamiento de las fluctuaciones en periodos más adecuados, extendimos de 20 a 2000 el número total de ciclos.

Criterios para determinar periodos de dominancia y de mezcla

El input dinámico incorporado en cada ciclo junto con el proceso de normalización generó como resultado positivo las fluctuaciones en las simulaciones, aunque a costa de valores de activación menores en las unidades que se distribuyen a lo largo de la red.

En un ciclo del modelo original, la suma de activaciones de las 16 unidades se aproxima a 8; cuando estas están concentradas en el mismo percepto, corresponde con un periodo de dominancia, y cuando están distribuidas equitativamente entre los dos perceptos, corresponde con un periodo de mezcla. En nuestra implementación fue necesario ajustar el criterio para determinar cuáles conjuntos de valores serían considerados periodos de dominancia y cuáles de mezcla.

El criterio para establecer en qué periodo (i.e., dominancia o mezcla) se encontraba el modelo se calculó a partir de la diferencia entre la suma de las activaciones (a) de cada percepto posible. Esta diferencia arroja dos datos importantes: 1) un signo, que nos permite conocer cuál es el percepto dominante: si el signo es positivo, el primer percepto es el dominante; si el signo es negativo, el segundo percepto es el dominante; el signo es irrelevante en periodos de mezcla; y 2) un valor absoluto: cuando la diferencia entre la suma de las activaciones es grande, se considera un periodo dominante, y cuando la diferencia entre la suma de las activaciones se aproxima a cero, se considera un periodo de mezcla. Se estableció que cuando la diferencia absoluta fuera mayor a

0.9, se consideraría un periodo de dominancia; mientras que las diferencias menores o iguales a 0.9, se considerarían periodos de mezcla.

Este cálculo se realizó para cada ciclo dentro de una simulación y, a partir del valor obtenido, se etiquetó el periodo en el que se encontraba ese ciclo. Se asignó “1” a los periodos de dominancia del primer percepto, se asignó “0” a los periodos de mezcla, y se asignó “-1” a los periodos de dominancia del segundo percepto.

Criterio de limpieza

En algunos casos, se observaron valores aislados de corta duración (i.e., pocos ciclos) al inicio y/o al final de la simulación o inmersos en un periodo distinto. Se estableció que cuando estos valores tuvieran una duración menor o igual a 2 ciclos, serían considerados atípicos e irrelevantes, ya que al ser tan cortos no podrían ser considerados un periodo competitivo. Aquellos presentes al inicio y/o al final de la simulación se consideraron parte del periodo presente en el momento siguiente/previo, respectivamente; mientras que los ciclos con valores atípicos inmersos en un periodo distinto se consideraron como parte de este (Figura 6).

Figura 6

Ejemplo gráfico del procedimiento de limpieza.

Ciclos														
324	325	326	327	328	329	330	331	332	333	334	335	336	337	338
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0

Ciclos														
324	325	326	327	328	329	330	331	332	333	334	335	336	337	338
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Nota: En la parte superior se ilustra el etiquetado original para cada uno de los ciclos. En la parte inferior se ilustra el procedimiento en el que un valor aislado, marcado en color verde, se incluyó como parte del periodo en el que se encontraba inmerso, en este caso un periodo de mezcla, marcado en color gris. Los valores que se muestran en la figura corresponden con los que arroja una simulación de nuestro modelo y bajo las condiciones descritas en las secciones previas.

Fluctuaciones en la percepción multiestable típica y en TEA

Para explorar los mecanismos que subyacen a las fluctuaciones, se tomaron como referencia para considerar a un modelo “típico” los valores iniciales con los que trabaja el modelo original (McClelland & Rumelhart, 1989) y sobre estos se realizaron variaciones. Los valores que puede tomar cada una de las variables en nuestro modelo se concentran en la Tabla 1.

Siguiendo las nociones biológicas del rol del ruido neuronal (Moreno-Bote et al., 2007; Deco & Romo, 2008; Deco et al., 2009; Braun & Mattia, 2010), se incorporó ruido Gaussiano a la red y se estableció que este ruido afectaría al sesgo (*bias*). El modelo original no considera ruido en sus componentes; en nuestro modelo se consideraron e implementaron 3 tipos de ruido, adicional a la ausencia de este, modelada por 0. El primer valor de ruido corresponde teóricamente al ruido neuronal presente en población con desarrollo típico (0.01). A partir de este, consideramos un valor superior y uno inferior para capturar posibles casos de ruido atípico en TEA (0.001, y 0.1). El considerar distintos tipos de ruido para una misma población está justificado en la falta de consenso que existe en la literatura sobre las diferencias en el ruido neuronal presente en autismo (Faisal et al., 2008; Davis & Plaisted-Grant, 2015; Park et al., 2017).

Por otro lado, considerando la posible presencia de procesos *bottom-up* y *top-down*, (Kornmeier et al., 2009; Intaité et al., 2019; Skerswetat et al., 2022) se incrementó 0.2 por arriba y por debajo los valores iniciales de las variables que capturan estos procesos dentro del modelo, que en este caso son los parámetros *istr* como modulador de procesos *top-down* y *estr* como modulador de procesos *bottom-up*. Lo anterior resulta en 3 valores posibles para *istr* (0.2, 0.4 y 0.6), y 3 valores posibles para *estr* (0.2, 0.4 y 0.6).

Por último, modelamos la hipótesis del balance/desbalance entre excitación e inhibición neuronal (Rubenstein & Merzenich, 2003; Dickinson et al., 2016; Kondo et al., 2018; Kondo &

Lin, 2020), mediante la alteración de valores excitatorios e inhibitorios de la matriz de conectividad neuronal. Se incrementó 0.5 por arriba y por debajo los valores iniciales de las variables que representan este proceso dentro del modelo. Lo anterior resultó en 3 valores posibles para inhibición (-2, -1.5 y -1), y 3 valores posibles para excitación (0.5, 1 y 1.5).

El total de redes posibles que resultan de considerar cada combinación única de estos valores paramétricos fue de 324. Cada red fue corrida 10 veces, resultando en un total de 3240 simulaciones. En todos los casos se analizó la matriz de activación de las unidades dentro del modelo para determinar su comportamiento. A partir de ello se contabilizó el número total de periodos de dominancia presentes en cada simulación y se analizó tanto el efecto principal que tiene cada parámetro sobre estos, como el efecto de interacción de algunos de ellos.

Resultados y Discusión

Con la implementación de un input dinámico, que responde a las actualizaciones de las unidades en el ciclo previo; y la normalización de los valores de activación de las unidades del modelo, fue posible extender el modelo original para capturar fluctuaciones. De acuerdo con los mecanismos biológicamente relevantes para el estudio de las fluctuaciones en la percepción, se incorporó al modelo original una variable que capturó ruido neuronal, y se modificaron y extendieron los valores de los parámetros originales del modelo (McClelland & Rumelhart, 1989).

Dada la combinación de los distintos valores y parámetros, y el acercamiento de análisis paramétrico realizado, se generaron un total de 324 redes distintas con una combinación de parámetros única. Cada red fue corrida 10 veces de manera independiente (e.g., simulando 10 participantes distintos para cada combinación de parámetros), lo cual resultó en un total de 3240 simulaciones.

Efectos principales de las variables

Se analizaron dos variables dependientes principales: el número de periodos de dominancia y el número de periodos de mezcla, esta última no suele analizarse en tareas del Cubo de Necker, aunque sí en las de rivalidad binocular.

Para estos resultados se analizó si la cantidad de periodos de mezcla correspondía con la cantidad de periodos de dominancia, para de ser así, centrar el análisis únicamente en los de dominancia, asumiendo que aquellos de mezcla serían proporcionales. Para ello, se corrió una correlación de Pearson entre el número de periodos de dominancia y el número de periodos de mezcla ocurridos en las 3240 simulaciones, la cual arrojó una correlación de 0.8134 ($p < .001$). Considerando la alta correlación, los análisis se centraron únicamente en los periodos de dominancia.

Para conocer si existían diferencias significativas en el número de periodos de dominancia dependientes de los parámetros del modelo, se realizaron análisis de varianza ANOVA de una vía; uno por cada parámetro de interés, y se usó Bonferroni como análisis Post hoc para identificar los contrastes significativos. Se encontró que las variaciones de todos los parámetros tuvieron efectos significativos en los periodos de dominancia experimentados.

Se calculó la mediana de la cantidad de fluctuaciones de todas las simulaciones hechas con los valores del modelo de referencia (McClelland & Rumelhart, 1989), y esta se comparó con la mediana de la cantidad de fluctuaciones tras las variaciones hechas a los distintos parámetros dentro de nuestro modelo.

Por último, se calculó el tamaño del efecto entre los distintos parámetros que componen al modelo para determinar cuál es el componente que mejor explica la variación sobre el número de periodos de dominancia.

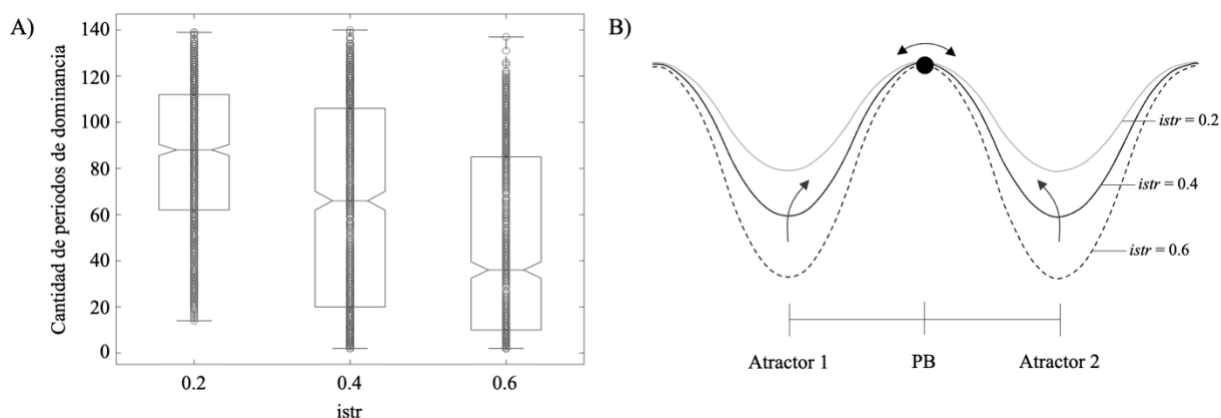
Bottom-up y Top-down

Los procesos *top-down* y *bottom-up* se capturan en el modelo a través de las variables *istr* y *estr*, respectivamente. Las variaciones de estos parámetros resultaron en una disminución en el número total de periodos de dominancia conforme cada variable dentro del modelo incrementó su valor. El ANOVA mostró efectos significativos en ambas variables: *istr* ($F = 9441.77, p < .001, \eta^2 = .872$), y *estr* ($F = 955.84, p < .001, \eta^2 = .396$).

En cuanto a la modulación *top-down*, en la condición original donde *istr* toma un valor de 0.4, la mediana de la cantidad de periodos de dominancia ocurridos fue de 66. Al disminuir *istr* a 0.2, los periodos de dominancia incrementan a 88; y al aumentar el valor de *istr* a 0.6, se observan únicamente 36. Es decir, a medida que aumenta el valor de *istr*, disminuye el número de periodos de dominancia; hay menos fluctuaciones (Figura 7).

Figura 7

Número total de periodos de dominancia en función de variaciones en *istr*.



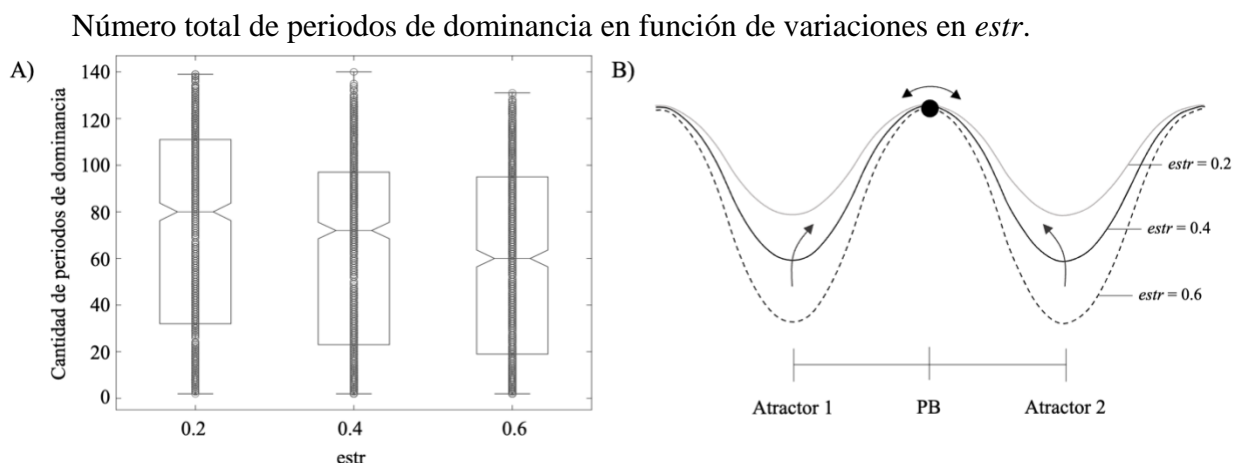
Nota: Del lado izquierdo, A) se encuentra la gráfica de caja correspondiente a las diferencias en el número total de periodos de dominancia al variar el parámetro que captura procesos *top-down* (*istr*). Del lado derecho, B) se ilustra la modificación que teóricamente experimentan los atractores bajo distintos valores de *istr*. La línea negra ilustra los atractores que responden a un estímulo multiestable. La línea gris ilustra cómo disminuye la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores pequeños de *istr*. La línea punteada ilustra cómo incrementa la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores altos de *istr*.

Esto es convergente con lo reportado en la literatura con respecto a procesos *top-down* en percepción multiestable, ya que al estar frente a información sensorial ambigua, existe una influencia importante de factores “endógenos” (i.e., control volitivo) (Kornmeier & Bach, 2012; Wernery et al., 2015; Toppino, 2022). Al disminuir el impacto que tienen estos factores en la percepción simulada (*istr* = 0.2), los atractores serán superficiales y se experimentarán más periodos de dominancia. Al aumentar su impacto (*istr* = 0.6), los atractores serán profundos y se experimentarán menos periodos de dominancia.

En cuanto a la modulación de procesos *bottom-up*, en la condición original donde *estr* toma un valor de 0.4, la mediana de la cantidad de periodos de dominancia fue de 72. Al disminuir el valor a 0.2, el número de periodos de dominancia aumenta a 80, y al aumentar *estr* a 0.6, se

observan únicamente 60. Es decir, a medida que aumenta el valor de *estr*, disminuye el número de periodos de dominancia; hay menos fluctuaciones (Figura 8).

Figura 8



Nota: Del lado izquierdo, A) se encuentra la gráfica de caja correspondiente a las diferencias en el número total de periodos de dominancia al variar los parámetros que capturan procesos *bottom-up* (*estr*). Del lado derecho, B) se ilustra la modificación que experimentarían los atractores bajo distintos valores de *estr*. La línea negra ilustra los atractores que responden a un estímulo multiestable. La línea gris ilustra cómo disminuye la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores pequeños de *estr*. La línea punteada ilustra cómo incrementa la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores altos de *estr*.

Esto es consistente con lo reportado en la literatura con respecto a procesos *bottom-up* en percepción multiestable (Faisal et al., 2008; Kornmeier et al., 2009; Kornmeier & Bach, 2012; Wernery et al., 2015). Cuando los factores “exógenos” (e.g., modo de presentación de un estímulo) no tienen un impacto importante en la resolución de la ambigüedad (*estr* = 0.2), las unidades que conforman a cada percepto experimentarán una inhibición mutua constante. Por el contrario, si los factores exógenos son relevantes en la resolución de la ambigüedad (*estr* = 0.6), uno de los perceptos será favorecido mediante mecanismos de adaptación pasiva y recuperación (Figura 8).

La variable *estr* dentro del modelo actúa como un factor limitante del *input*. Los incrementos en este parámetro (*estr* = 0.6) se asocian con sistemas poco competitivos y atractores

profundos; menos periodos de dominancia. La disminución en este parámetro ($estr = 0.2$) se asocian con sistemas competitivos y con atractores superficiales; más periodos de dominancia.

Se ha hipotetizado que en TEA existe una sobrevaloración de procesos *bottom-up* y una infravaloración de procesos *top-down* que resulta en una menor cantidad de fluctuaciones (Kornmeier et al., 2017; Intaité et al., 2019). En nuestro modelo, los incrementos en el parámetro que captura modulación de procesos *bottom-up* ($estr = 0.6$) corresponde con una menor cantidad de periodos de dominancia, lo cual converge con las hipótesis previas (Kornmeier et al., 2017). No obstante, las disminuciones en el parámetro que captura procesos *top-down* ($istr = 0.2$) en nuestro modelo corresponden con una mayor cantidad de periodos de dominancia, en contra de lo hipotetizado previamente (Intaité et al., 2019). Así mismo, se ha reportado que población con TEA no se ve influenciada por la información contextual en tareas de percepción multiestable (Allen & Chambers, 2011). En el modelo, las disminuciones en los parámetros que capturan procesos *bottom-up* ($estr = 0.2$) se asocian con una mayor cantidad de periodos de dominancia; sin embargo, sus medianas se sitúan por arriba de la cantidad de periodos de dominancia ocurridos en el modelo de referencia (26.5) (McClelland & Rumelhart, 1989).

Los resultados conductuales de estas simulaciones son, en su mayoría, convergentes con el efecto conductual reportado en la literatura sobre la poca influencia de información contextual en TEA (Allen & Chambers, 2011). Esto puede dar cuenta de la alta variabilidad presente en TEA, donde si bien puede existir un predominio de procesos *bottom-up* sobre *top-down*, este puede no ser tan grande como se ha hipotetizado.

Inhibición y excitación

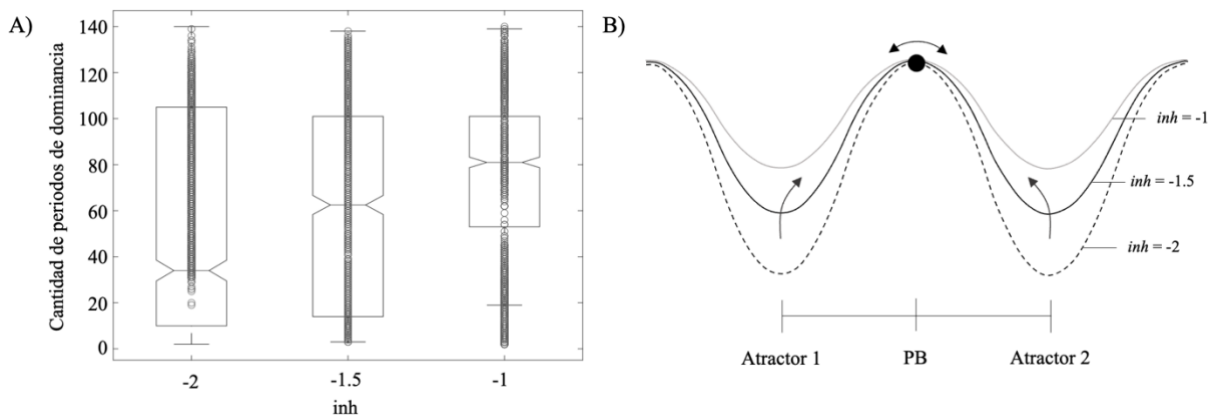
La inhibición y excitación se capturan en el modelo a través de las variables *inh* y *exc*, respectivamente. A medida que aumentaron los valores de inhibición (*inh*) dentro del modelo, se

observó un mayor número de fluctuaciones; mientras que a medida que aumentaron los valores de excitación (*exc*), se observó un menor número de fluctuaciones. El ANOVA mostró efectos significativos en ambas variables: *inh* ($F = 3584.45$, $p < 0.001$, $\eta^2 = .711$), y *exc* ($F = 35330.41$, $p < 0.001$, $\eta^2 = .960$).

En cuanto a la inhibición, en la condición original donde *inh* toma un valor de -1.5, la mediana de la cantidad de periodos de dominancia ocurridos fue de 62. Al establecer *inh* a -2 se observan solo 34 periodos de dominancia, y al mover *inh* a -1, se alcanzan un total de 81. De tal forma que valores altos de *inh* resultan en una menor cantidad de periodos de dominancia en la simulación; menos fluctuaciones (Figura 9).

Figura 9

Número total de periodos de dominancia en función de variaciones en *inh*.



Nota: Del lado izquierdo, A) se encuentra la gráfica de caja correspondiente a inhibición (*inh*). Del lado derecho, B) se ilustra la descripción que teóricamente experimentarían los atractores bajo distintos valores de *inh*. La línea negra ilustra los atractores que responden a un estímulo multiestable. La línea gris ilustra cómo disminuye la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores más fuertes de *inh*. La línea punteada ilustra cómo incrementa la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores menores de *inh*.

Lo anterior es consistente con la literatura y altamente relevante para el caso de TEA, ya que se ha reportado que al estar frente a un estímulo multiestable, la población neuronal del

percepto dominante ejerce una fuerte influencia inhibitoria sobre la población neuronal competidora (Shapiro et al., 2007; Scocchia et al., 2014).

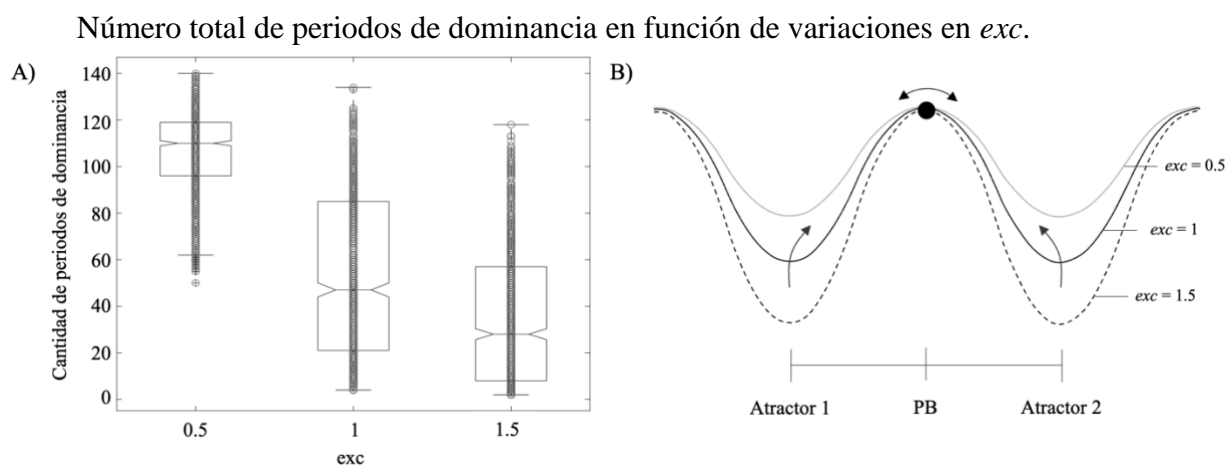
Así mismo, se ha observado que la inhibición cortical, mediada por GABA, ralentiza la dinámica perceptual (van Loon et al., 2013). Incrementos en el parámetro de inhibición ($inh = -2$), corresponden a sistemas menos competitivos (i.e., más estables) y atractores más profundos, y por tanto a menos fluctuaciones. Por el contrario, disminuciones en este parámetro ($inh = -1$), corresponden a sistemas más competitivos (i.e., menos estables), con atractores menos profundos y más fluctuaciones (Figura 9).

La variable inh dentro del modelo opera en las conexiones entre las unidades que componen al percepto contrario en una correspondencia 1 a 1. Una disminución en este parámetro ($inh = -1$), resultará en una inhibición no apropiada del percepto contrario; ambos perceptos se vuelven muy competitivos (i.e., similares entre sí), y se experimentará una mayor cantidad de periodos de dominancia. Los incrementos en este parámetro ($inh = -2$), corresponden con sistemas poco competitivos dando como resultado un sistema muy estable donde se experimentará una menor cantidad de periodos de dominancia.

Se ha sugerido que un desequilibrio entre excitación e inhibición (E/I) es el mecanismo detrás de las diferencias conductuales, cognitivas y sensoriales reportadas en TEA (Rubenstein & Merzenich, 2003; Lee et al., 2017; Robertson & Baron-Cohen, 2017). En el caso de tareas de percepción multiestable se ha planteado que el desequilibrio E/I resulta en una disminución de los periodos de dominancia experimentados (Spiegel et al., 2019). Este desequilibrio se ha considerado como una mayor excitación o como una inhibición disminuida (Dickinson et al., 2016). En nuestro modelo, disminuciones en los parámetros que capturan la inhibición entre unidades ($inh = -1$) corresponden con una mayor cantidad de fluctuaciones.

En cuanto a la excitación, en la condición original donde exc toma un valor de 1, la mediana del número de periodos de dominancia fue de 47. Al disminuir exc a 0.5, se alcanzan un total de 110 periodos de dominancia, y al aumentar exc a 1.5, se experimentan tan solo 28. De tal forma que a medida que aumenta el valor de la exc , disminuye la cantidad de periodos de dominancia; menos fluctuaciones. De manera congruente en nuestro modelo, el efecto de la excitación es entonces opuesto al de la inhibición (Figura 10).

Figura 10



Nota: Del lado izquierdo, A) se encuentra la gráfica correspondiente a excitación (exc). Del lado derecho, B) se ilustra la modificación que experimentarían los atractores bajo distintos valores de exc . La línea negra ilustra los atractores que responden a un estímulo multiestable. La línea gris ilustra cómo disminuye la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores pequeños de exc . La línea punteada ilustra cómo incrementa la profundidad de los atractores bajo la influencia de valores altos de exc .

En la literatura se ha reportado que la excitación cortical, mediada por glutamato, incrementa la dinámica perceptual al inducir a duraciones más cortas de cada percepto (van Loon et al., 2013). Al disminuir el valor de la excitación ($exc = 0.5$) dentro de nuestro modelo, las conexiones entre las unidades que componen un mismo percepto son débiles. Ningún atractor será lo suficientemente estable para permanecer mucho tiempo en él, y se presentará una mayor cantidad de fluctuaciones. Por el contrario, si el valor de excitación aumenta ($exc = 1.5$), la

conexión entre las unidades que componen un mismo percepto será fuerte y estable. Uno de los atractores será lo suficientemente estable para que el sistema permanezca más tiempo en él; se presentarán una menor cantidad de fluctuaciones (Figura 10).

El efecto de las variaciones de estos parámetros dentro del modelo es contrario al efecto reportado en la literatura (van Loon et al., 2013). Estas diferencias pueden explicarse a partir de cómo se captura y opera la excitación dentro del modelo. La variable *exc*, modula la conectividad excitatoria entre las unidades que componen un mismo percepto. Si estas se conectan con valores altos ($exc = 1.5$), las unidades que conforman el percepto contrario serán menos competitivas, y se experimentarán menos periodos de dominancia. Mientras que, si se conectan con valores bajos ($exc = 0.5$), habrá mayor posibilidad a la competencia proveniente de las unidades que procesan el otro percepto, y mayor cantidad de periodos de dominancia.

Los resultados conductuales de nuestras simulaciones no son convergentes en su totalidad con el efecto conductual reportado en la literatura sobre un desequilibrio E/I donde hay una mayor excitación o una inhibición disminuida (Dickinson et al., 2016), ya que aumentos en los parámetros que capturan la excitación entre unidades ($exc = 1.5$) corresponden con una menor cantidad de fluctuaciones. Sin embargo, nuestro modelo permite apreciar el efecto conductual de un escenario inverso que se ha descrito en la literatura, donde el desbalance E/I implica una mayor inhibición o una excitación disminuida que resulta en un menor número de fluctuaciones (Mentch et al., 2019; Canitano & Palumbi, 2021), ya que aumentos en los parámetros que capturan inhibición ($inh = -2$) corresponden con un menor número de fluctuaciones.

Nuestra aproximación da cuenta de cómo los aumentos en la excitación (*exc*) y en la inhibición (*inh*), se asocian a menos periodos de dominancia, y por lo tanto, menos fluctuaciones; y cómo las disminuciones en la excitación (*exc*) y en la inhibición (*inh*), se asocian con más

periodos de dominancia, y por lo tanto más fluctuaciones (Spiegel et al., 2019; Mentch et al., 2019; Canitano & Palumbi, 2021).

Nuestro modelo ofrece entonces una posible solución a esta discrepancia en la literatura previa, ya que el desbalance E/I podría existir en distintas formas (mayor excitación, mayor inhibición, y sus combinaciones), distintas zonas, y en distintos momentos. Esto puede dar cuenta de la alta variabilidad presente en TEA, donde si bien puede existir un desbalance E/I donde la excitación es mayor que la inhibición, este desbalance también puede ocurrir en un escenario inverso y tener un efecto conductual similar.

El impacto del desbalance entre inhibición y excitación en tareas de percepción multiestable se ha estudiado tradicionalmente a través del suministro de fármacos (Mentch et al., 2019) que tienen estos efectos a nivel de sistema nervioso central. Lo anterior, además de representar un riesgo para los participantes, no considera los posibles efectos del medicamento en otras regiones o procesos que podrían tener un impacto directo en la ejecución de la tarea. Al estudiar los efectos de inhibición y excitación a través de un modelo computacional, podemos dar cuenta de su efecto directo en la cantidad de fluctuaciones experimentadas al variar los parámetros que los capturan sin tener que hacer uso del suministro de fármacos a la población.

Ruido neuronal

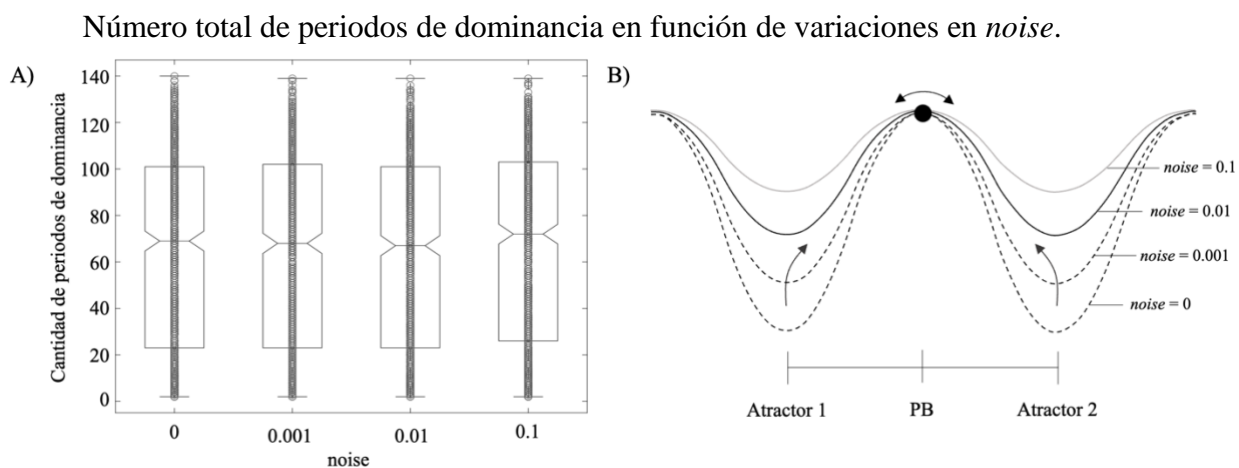
El ruido neuronal es una variable que no formaba parte del modelo original y que se integró considerando que la dinámica de los sistemas biológicos se asume estocástica o probabilística, y esta puede resultar un componente importante en la resolución de ambigüedades perceptuales al favorecer la transición entre atractores (Deco & Romo, 2008; Faisal et al., 2008; Park et al., 2017; Jungeilges et al., 2022). Así mismo, el ruido neuronal puede capturar y reflejar las características biológicas que distinguen a una población de otra, en este caso, población con desarrollo típico y

población con TEA. La población con desarrollo típico estaría asociada a un valor de ruido de 0.01, que consideramos el punto de partida arbitrario para este parámetro. Mientras que para la población con TEA existieron dos valores de ruido posibles por considerarse atípicos (Davis & Plaisted-Grant, 2015; Park et al., 2017): el primero responde a un TEA con un nivel elevado de ruido (noise = 0.1); y el segundo responde a un TEA con un nivel bajo de ruido (noise = 0.001).

Dentro de nuestro modelo observamos que a medida que aumenta el valor del ruido, se observa un mayor número de periodos de dominancia o de fluctuaciones. El ANOVA mostró efectos significativos ($F = 17.29$, $p < 0.001$, $\eta^2 = .017$).

Para la ausencia de ruido, la mediana del número de periodos de dominancia fue de 67. Al incrementar el valor del ruido a 0.001, se observó un ligero incremento en la cantidad de periodos de dominancia, presentándose 68. Un incremento de ruido mayor a 0.01, resultó en 69 periodos de dominancia, y, por último, cuando el ruido toma su valor máximo de 0.1, se observaron 71 periodos de dominancia. De tal forma que a medida que aumenta el ruido neuronal, aumenta la cantidad de fluctuaciones (Figura 11).

Figura 11



Nota: Del lado izquierdo, A) se encuentra la gráfica correspondiente a *noise*. Del lado derecho, B) se ilustra la modificación que experimentarían los atractores bajo distintos valores de *noise*. La línea negra ilustra los atractores

que responden a un estímulo multiestable. Las líneas punteadas en gris ilustran la reducción en las profundidades de los atractores como consecuencia de un incremento en los valores de ruido.

Cuando el nivel de ruido es mayor ($noise = 0.1$), los atractores que responden a cada percepto serán más superficiales, y el sistema más competitivo. Esto dificulta la discriminación de estímulos al tener representaciones del entorno poco predecibles, ocasionando una mayor cantidad de fluctuaciones. Por el contrario, cuando el nivel de ruido es menor ($noise = 0.001$), uno de los atractores será más profundo, y el sistema será menos competitivo. Esto facilita la discriminación de estímulos al tener representaciones del entorno más estables, ocasionando una menor cantidad de fluctuaciones, sin embargo, ambos se sitúan por arriba de la cantidad de fluctuaciones ocurridas en el modelo de referencia.

El ruido neuronal fue incorporado en el modelo como un factor limitante del sesgo, y tiene un efecto directo en las activaciones de las unidades que componen cada percepto. Cuando el ruido es alto ($noise = 0.1$), las activaciones de las unidades se mantendrán en un nivel elevado, aunque variable, haciendo más probable que se alcancen los umbrales establecidos para un periodo de dominancia. Esto favorece el número de periodos de dominancia y de fluctuaciones en la percepción. Por el contrario, cuando el ruido es bajo ($noise = 0.001$), o bien, nulo ($noise = 0$) como en el modelo original, las activaciones de las unidades estarán escaladas, al sistema le tomará más tiempo resolver la ambigüedad y alcanzar el umbral establecido para ser considerado un periodo de dominancia, lo cual resulta en una menor cantidad de periodos de dominancia.

Lo anterior es consistente con lo reportado en la literatura, ya que el nivel de ruido puede tener un efecto directo en la detección y la discriminación de estímulos al generar representaciones del entorno poco predecibles (o bien muy estables), teniendo un efecto directo en el componente conductual (Ermentrout et al., 2008; Faisal et al., 2008; Park et al., 2017). No obstante, es importante destacar que, aunque estadísticamente el ruido tuvo efectos significativos en la cantidad

de perceptos, los cambios asociados al ruido fueron los menores en comparación con las variaciones de otros parámetros. Esto pudo deberse a que la elección de niveles en el parámetro fue conservadora, futuros modelos podrán explorar el efecto de niveles mayores.

Finalmente, el parámetro que captura excitación (*exc*) mostró el tamaño de efecto mayor ($\eta^2 = .960$) en comparación con el resto, por lo que es en consecuencia el componente del modelo que mejor explica la variación sobre el número de periodos de dominancia. Esto es relevante dada la gran visibilidad que ha tenido la hipótesis del desbalance E/I en favor de una mayor excitación o una inhibición disminuida como mecanismo subyacente a los cambios cognitivos y conductuales en población con TEA (Spiegel et al., 2019).

Efectos de interacción entre variables

Se exploraron los efectos de interacción de dos términos con un análisis de varianza ANOVA factorial tomando como variable dependiente la cantidad de periodos de dominancia y como variables independientes a los parámetros discutidos previamente con sus distintos niveles (*istr*, *estr*, *inh*, *exc*, *noise*). Se utilizó Bonferroni como análisis Post hoc.

En todos los casos, los efectos principales de cada variable se ven modulados y acentuados por la combinación con otra, y estos fueron significativos. Sin embargo, para fines de este análisis, solo se muestran los efectos de interacción teóricamente relevantes en la revisión del marco teórico; es decir, aquellos entre las variables que están relacionadas de manera natural, *bottom-up* y *top-down* (*istr-estr*), inhibición y excitación (*inh-exc*), y ruido e inhibición (*noise-inh*). El ANOVA mostró efectos significativos en todos los casos: *istr-estr* ($F = 40.04$, $p < .001$, $\eta^2 = .052$), *inh-exc* ($F = 1957.7$, $p < .001$, $\eta^2 = .729$), y *noise-inh* ($F = 2.95$, $p < 0.0071$, $\eta^2 = .006$).

De manera tradicional se ha estudiado el efecto principal de los mecanismos que subyacen a las fluctuaciones en la percepción; sin embargo, el análisis anterior destaca la importancia de

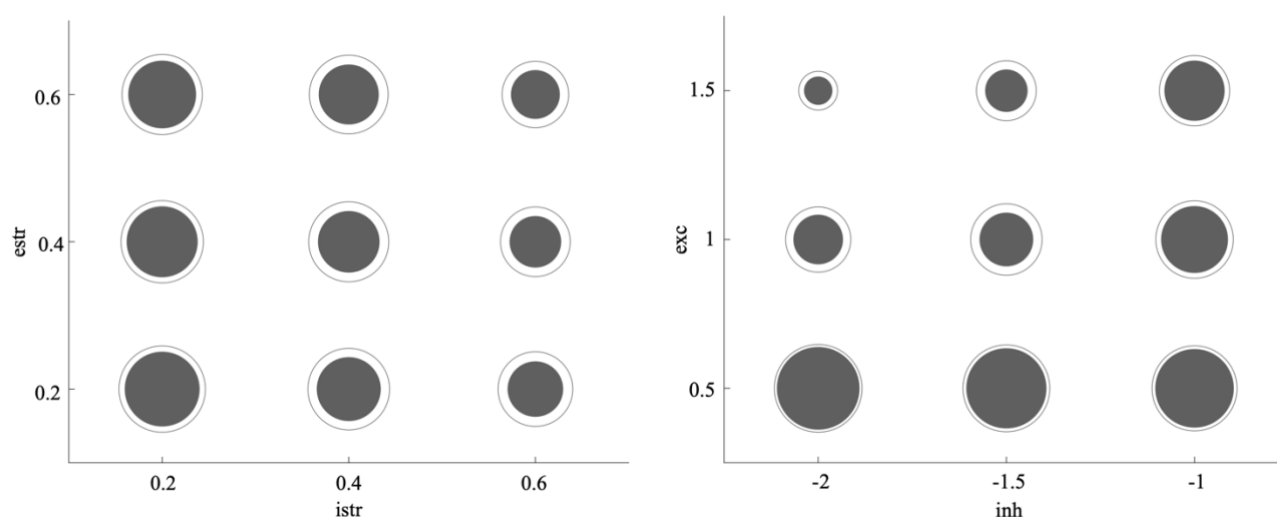
estudiar el efecto de las interacciones de estos en la cantidad de periodos de dominancia percibidos, ya que si bien, una sola variable puede dar cuenta de una parte de la variación en el componente conductual, ninguna lo explica en su totalidad.

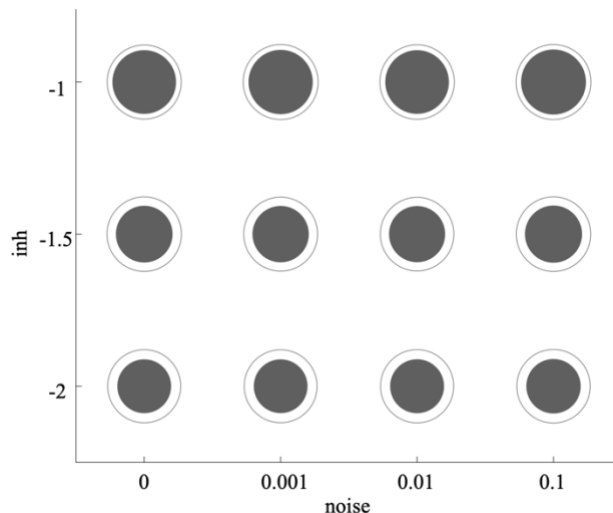
La interacción entre modulaciones *top-down* y *bottom-up* (*istr*, *estr*), se observa que aumentos en *istr* corresponden con menos fluctuaciones, y esta disminución es aún más marcada para los valores altos de *estr*. Para la interacción entre inhibición y excitación (*inh*, *exc*) muestra que los incrementos en inhibición se asocian con más fluctuaciones, pero estas son particularmente menores para valores altos de excitación. Para la interacción entre ruido e inhibición (*noise*, *inh*), se observa que aumentos en *noise* corresponden con más fluctuaciones, y este incremento en fluctuaciones es aún más marcada para los valores bajos de *inh*.

A continuación, se ilustran en gráficos con círculos las interacciones mencionadas previamente, donde el tamaño de los círculos representa la cantidad de perceptos dominantes experimentados (Figura 12):

Figura 12

Efecto de la interacción de *istr* – *estr*, *inh* – *exc* y *noise* – *inh* en la cantidad de periodos de dominancia.





Siendo que la interacción de los parámetros inhibición y excitación (*inh-exc*) mostró el tamaño de efecto mayor ($\eta^2 = .729$), son en consecuencia los componentes del modelo que mejor explican la variación sobre el número de periodos de dominancia. Resaltamos nuevamente la relevancia de este hallazgo computacional, dada la importancia que tiene la teoría del desbalance E/I en la literatura de TEA (Mentch et al., 2019; Spiegel et al., 2019; Canitano & Palumbi, 2021).

En su mayoría, tanto los efectos principales de un mecanismo como la interacción de estos son consistentes con los reportes conductuales en distintas poblaciones. La falta de consistencia entre el efecto de uno de los mecanismos dentro de nuestro modelo y la literatura podría establecer el punto de partida para enriquecer el conocimiento sobre percepción multiestable, y ser indicador de que más de un mecanismo puede resultar en un mismo efecto conductual dentro de una misma población. De tal forma que el estudio de procesos perceptuales en poblaciones atípicas como TEA, no solo proporciona nuevos conocimientos sobre los patrones de percepción alterada en esta población, sino también describe cómo los patrones de fluctuaciones atípicas pueden resultar de más de un mecanismo de procesamiento alterado, y permite inferir cómo ocurren los procesos perceptuales de manera típica o esperada.

Conclusiones

Se modelaron computacionalmente los mecanismos de procesamiento que subyacen a las fluctuaciones en la percepción multiestable para su posterior análisis. La metodología empleada requirió de extender el modelo conexionista clásico del Cubo de Necker para que este abarcara escenarios con fluctuaciones, lo cual conforma uno de los aportes principales de esta tesis. Se modificaron algunas de las variables que lo componían para capturar mecanismos que son biológicamente relevantes en las fluctuaciones: interacción de procesos *bottom-up* y *top-down*, equilibrio entre inhibición y excitación, y ruido neuronal; este último se incorporó como un componente adicional que no existía en el modelo original, ya que permite capturar un componente biológico de alta relevancia en población con desarrollo típico y población con TEA.

Se construyeron un total de 324 redes distintas y únicas, y cada una se corrió 10 veces de manera independiente. Cada corrida representó un participante, resultando en un total de 3240 simulaciones. Se contabilizó el número total de fluctuaciones en la percepción a partir de los periodos de dominancia presentes, y se analizó el efecto principal de cada mecanismo simulado en la cantidad de periodos de dominancia experimentados, así como el efecto de la interacción de algunos de ellos. El uso de un modelo computacional permitió integrar los distintos mecanismos que se han hipotetizado como subyacentes a las fluctuaciones en la percepción, y que tradicionalmente se han estudiado de manera aislada.

Este modelo permitió abarcar una mayor cantidad de escenarios al capturar las características biológicamente relevantes de población con desarrollo típico y las hipotéticas de población con TEA a través de distintas variables, para explorar si lo que caracteriza a una población, en conjunto con los mecanismos subyacentes, pueden dar cuenta de las diferencias conductuales descritas entre poblaciones.

Notablemente, este acercamiento al estudio de procesos perceptuales en TEA no estuvo enmarcado en una visión de “lesionar” o “impedir” una función en la red, sino en “variar” los parámetros de su funcionamiento, lo cual está en línea con la visión contemporánea del autismo como una población neurodivergente, y no como una población necesariamente patológica.

Se encontró que, las variables que capturan los procesos *bottom-up* (*estr*) y *top-down* (*istr*) tienen un efecto similar en la cantidad de periodos de dominancia experimentados, ya que a medida que estas variables aumentan su valor, se experimenta una menor cantidad de fluctuaciones en la percepción. En el caso de las variables que capturan el equilibrio entre inhibición (*inh*) y excitación (*exc*), se observó que, a medida que aumentan los valores de inhibición se experimentan una menor cantidad de fluctuaciones. Contrario a lo que ocurre con la excitación, donde a medida que este parámetro aumenta su valor, se observa una menor cantidad de fluctuaciones. Por último, en el caso del ruido (*noise*) se observó que a medida que aumenta el valor de esta variable, se experimentan una mayor cantidad de fluctuaciones. No obstante, aun cuando se observa este efecto en los resultados, este fue sutil ya que la elección de los valores para simular el ruido de distintas poblaciones fue conservadora. En el caso de la interacción entre variables, se observó que el efecto principal de una variable se ve incrementado cuando se presenta de manera conjunta con otra. Esto ocurrió en todos los casos de interacción que se analizaron.

Los resultados conductuales que muestra el modelo son, en su mayoría, consistentes con los reportados en la literatura, de tal forma que esta tesis presenta una demostración computacional de que aquellos mecanismos que se han hipotetizado que subyacen a las fluctuaciones en la percepción, efectivamente tienen un efecto en la cantidad de periodos de dominancia percibidos. La falta de consistencia entre el efecto conductual de dos de los mecanismos dentro de nuestro modelo (*istr*; *exc*) y lo reportado en la literatura (*top-down*; *excitación*) podría ser considerado un

aporte al campo de la percepción multiestable y un punto de partida para seguir estudiando su impacto en los procesos perceptuales de distintas poblaciones.

Al contrastar el componente conductual obtenido en las simulaciones con lo reportado en la literatura, se puede inferir que un mismo efecto conductual puede ser resultado de distintos mecanismos y que una sola variable no es capaz de explicarlo en su totalidad. El estudio integral de los mecanismos podría explicar las diferencias descritas entre poblaciones y dentro de una misma población, lo cual ha sido un reto, particularmente en población con TEA. La alta variabilidad que se ha observado en esta población y la aparente falta de consistencia entre estudios podría explicarse desde la interacción de mecanismos como demuestra nuestro modelo.

Tradicionalmente, los acercamientos a estudiar percepción multiestable a través de modelos computacionales ha sido con el paradigma de rivalidad binocular y haciendo variaciones sistemáticas en las conexiones inhibitorias y excitatorias entre los estímulos en competencia (Kang et al., 2010; Said et al., 2013). Como se detalló en secciones previas, aun cuando la rivalidad binocular es considerada un paradigma de percepción multiestable, esta tiene características importantes que la diferencian del resto de estímulos multiestables, las cuales deberán ser consideradas antes de realizar conclusiones sobre percepción multiestable en distintas poblaciones. En esta tesis hicimos uso de un modelo computacional para dar cuenta de las fluctuaciones en la percepción en el paradigma del Cubo de Necker, donde además de usar un paradigma distinto al tradicionalmente utilizado, variamos diversos parámetros a partir de los mecanismos biológicamente relevantes para ver de qué manera estos dan cuenta de las fluctuaciones.

Nuestro modelo permite la formulación de hipótesis que pueden ser corroboradas dentro del mismo sin hacer uso de técnicas invasivas para estudiar el efecto de cada una en la percepción. Algunos estudios empíricos han empleado el suministro de distintos fármacos para probar

desbalances entre inhibición y excitación (Spiegel et al., 2019). El uso de un modelo computacional permite simular el efecto que tendría este desbalance sin necesidad de suministrar fármacos a la población.

El estudio de procesos perceptuales a través de un acercamiento computacional permite crear un vínculo entre los mecanismos neuronales subyacentes, la evidencia conductual y el nivel computacional algorítmico de manera unificadora, ya que la manipulación de variables de manera sistemática permite ver su impacto en nuestra variable de interés, las fluctuaciones de la percepción. No obstante, si bien los modelos computacionales permiten una manipulación sistemática de variables, esta podría dejar de lado otros mecanismos que no se están modelando y que podrían tener un efecto importante en el proceso estudiado; por ejemplo, el efecto de las instrucciones que podrían tener un impacto mayor al capturado dentro del modelo. La discrepancia entre lo simulado en nuestro modelo y lo reportado en la literatura, destaca la importancia de detallar cómo se captura y opera cada variable dentro del mismo, ya que nuestra implementación posiblemente no capturó el mecanismo en su totalidad.

En un futuro esta aproximación podría considerar valores más altos de ruido para cada población a fin de ver su efecto con mayor detalle, y extenderse para estudiar distintos estímulos y abarcar distintas poblaciones. Esto permitirá dilucidar las diferencias existentes y profundizar el conocimiento sobre los mecanismos que subyacen a las fluctuaciones en la percepción.

Referencias

- Allen, M. L., & Chambers, A. (2011). Implicit and explicit understanding of ambiguous figures by adolescents with autism spectrum disorder. *Autism: The International Journal of Research and Practice*, *15*(4), 457–472. <https://doi.org/10.1177/1362361310393364>
- Blake, R. (2022). The Perceptual Magic of Binocular Rivalry. *Current Directions in Psychological Science*, *31*(2), 139–146. <https://doi.org/10.1177/09637214211057564>
- Blake, R., & Logothetis, N. K. (2002). Visual competition. *Nature Reviews Neuroscience*, *3*(1), 13–21. <https://doi.org/10.1038/nrn701>
- Braun, J., & Mattia, M. (2010). Attractors and noise: twin drivers of decisions and multistability. *NeuroImage*, *52*(3), 740–751. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.12.126>
- Canitano, R., & Palumbi, R. (2021). Excitation/Inhibition Modulators in Autism Spectrum Disorder: Current Clinical Research. *Frontiers in neuroscience*, *15*, 753274. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.753274>
- Davis, G., & Plaisted-Grant, K. (2015). Low endogenous neural noise in autism. *Autism: The International Journal of Research and Practice*, *19*(3), 351–362. <https://doi.org/10.1177/1362361314552198>
- Deco, G., Rolls, E. T., & Romo, R. (2009). Stochastic dynamics as a principle of brain function. *Progress in Neurobiology*, *88*(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.pneurobio.2009.01.006>
- Deco, G., & Romo, R. (2008). The role of fluctuations in perception. *Trends in Neurosciences*, *31*(11), 591–598. <https://doi.org/10.1016/j.tins.2008.08.007>
- Devia, C., Concha-Miranda, M., & Rodríguez, E. (2022). Bi-Stable Perception: Self-Coordinating Brain Regions to Make-Up the Mind. *Frontiers in Neuroscience*, *15*, 805690. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.805690>

- Dickinson, A., Jones, M., & Milne, E. (2016). Measuring neural excitation and inhibition in autism: Different approaches, different findings and different interpretations. *Brain Research, 1648*, 277–289. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2016.07.011>
- Ermentrout, G. B., Galán, R. F., & Urban, N. N. (2008). Reliability, synchrony and noise. *Trends in Neurosciences, 31*(8), 428–434. <https://doi.org/10.1016/j.tins.2008.06.002>
- Faisal, A. A., Selen, L. P. J., & Wolpert, D. M. (2008). Noise in the nervous system. *Nature Reviews Neuroscience, 9*(4), 292–303. <https://doi.org/10.1038/nrn2258>
- Feldman, J. A. & Ballard, D.H. (1982). Connectionist models and their properties. *Cognitive Science, 6*(3), 205–254. [https://doi.org/10.1016/S0364-0213\(82\)80001-3](https://doi.org/10.1016/S0364-0213(82)80001-3)
- Happé, F., & Frith, U. (2006). The Weak Coherence Account: Detail-focused Cognitive Style in Autism Spectrum Disorders. *Journal of Autism and Developmental Disorders, 36*(1), 5–25. <https://doi.org/10.1007/s10803-005-0039-0>
- Intaitè, M., Georgescu, A. L., Noreika, V., von Saldern, M. A., Vogeley, K., & Falter-Wagner, C. M. (2019). Adults with autism spectrum condition have atypical perception of ambiguous figures when bottom-up and top-down interactions are incongruous. *Autism: The International Journal of Research and Practice, 23*(5), 1133–1142. <https://doi.org/10.1177/1362361318782221>
- Jungeilges, J., Pavletsov, M., & Perevalova, T. (2022). Noise-induced behavioral change driven by transient chaos. *Chaos, Solitons & Fractals, 158*, 112069. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2022.112069>
- Kang, M.-S., Lee, S.-H., Kim, J., Heeger, D., & Blake, R. (2010). Modulation of spatiotemporal dynamics of binocular rivalry by collinear facilitation and pattern-dependent adaptation. *Journal of Vision, 10*(11), 3–3. <https://doi.org/10.1167/10.11.3>

- Karaminis, T., Lunghi, C., Neil, L., Burr, D., & Pellicano, E. (2017). Binocular rivalry in children on the autism spectrum: Binocular rivalry in autism. *Autism Research, 10*(6), 1096–1106. <https://doi.org/10.1002/aur.1749>
- Kleinschmidt, A., Sterzer, P., & Rees, G. (2012). Variability of perceptual multistability: From brain state to individual trait. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 367*(1591), 988–1000. <https://doi.org/10.1098/rstb.2011.0367>
- Kondo, H. M., & Lin, I.-F. (2020). Excitation-inhibition balance and auditory multistable perception are correlated with autistic traits and schizotypy in a non-clinical population. *Scientific Reports, 10*(1), 8171. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-65126-6>
- Kondo, H. M., Pressnitzer, D., Shimada, Y., Kochiyama, T., & Kashino, M. (2018). Inhibition-excitation balance in the parietal cortex modulates volitional control for auditory and visual multistability. *Scientific Reports, 8*(1), 14548. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-32892-3>
- Koralus, P. (2016). Can visual cognitive neuroscience learn anything from the philosophy of language? Ambiguity and the topology of neural network models of multistable perception. *Synthese, 193*(5), 1409–1432. <https://doi.org/10.1007/s11229-014-0518-y>
- Kornmeier, J., & Bach, M. (2005). The Necker cube—An ambiguous figure disambiguated in early visual processing. *Vision Research, 45*(8), 955–960. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2004.10.006>
- Kornmeier, J., & Bach, M. (2012). Ambiguous figures - what happens in the brain when perception changes but not the stimulus. *Frontiers in Human Neuroscience, 6*, 51. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2012.00051>

- Kornmeier, J., Hein, C. M., & Bach, M. (2009). Multistable perception: When bottom-up and top-down coincide. *Brain and Cognition*, *69*(1), 138–147. <https://doi.org/10.1016/j.bandc.2008.06.005>
- Kornmeier, J., Wörner, R., Riedel, A., & Tebartz van Elst, L. (2017). A different view on the Necker cube—Differences in multistable perception dynamics between Asperger and non-Asperger observers. *Plos One*, *12*(12). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0189197>
- Lankheet, M. J. M. (2006). Unraveling adaptation and mutual inhibition in perceptual rivalry. *Journal of Vision*, *6*(4), 1. <https://doi.org/10.1167/6.4.1>
- Lee, E., Lee, J., & Kim, E. (2017). Excitation/Inhibition Imbalance in Animal Models of Autism Spectrum Disorders. *Biological Psychiatry*, *81*(10), 838–847. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2016.05.011>
- Leptourgos, P., Bouttier, V., Jardri, R., & Denève, S. (2020). A functional theory of bistable perception based on dynamical circular inference. *Plos Computational Biology*, *16*(12), e1008480. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1008480>
- Long, G. M., & Toppino, T. C. (2004). Enduring Interest in Perceptual Ambiguity: Alternating Views of Reversible Figures. *Psychological Bulletin*, *130*(5), 748–768. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.130.5.748>
- Long, G. M., Toppino, T. C., & Kostenbauder, J. F. (1983). As the cube turns: Evidence for two processes in the perception of a dynamic reversible figure. *Perception & Psychophysics*, *34*(1), 29–38. <https://doi.org/10.3758/BF03205893>
- McClelland, J. L., & Rumelhart, D. E. (1989). *Explorations in Parallel Distributed Processing: A Handbook of Models, Programs, and Exercises*. MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/5617.001.0001>

- Mentch, J., Spiegel, A., Ricciardi, C., & Robertson, C. E. (2019). GABAergic Inhibition Gates Perceptual Awareness During Binocular Rivalry. *The Journal of Neuroscience*, *39*(42), 8398–8407. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0836-19.2019>
- Moreno-Bote, R., Rinzel, J., & Rubin, N. (2007). Noise-Induced Alternations in an Attractor Network Model of Perceptual Bistability. *Journal of Neurophysiology*, *98*(3), 1125–1139. <https://doi.org/10.1152/jn.00116.2007>
- Nagao, N., Nishimura, H. & Matsui, N. A Neural Chaos Model of Multistable Perception. *Neural Processing Letters* *12*, 267–276 (2000). <https://doi.org/10.1023/A:1026511124944>
- O'Reilly, R. C., & Munakata, Y. (2000). *Computational explorations in cognitive neuroscience: Understanding the mind by simulating the brain*. MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/2014.001.0001>
- Park, W. J., Schauder, K. B., Zhang, R., Bennetto, L., & Tadin, D. (2017). High internal noise and poor external noise filtering characterize perception in autism spectrum disorder. *Scientific Reports*, *7*(1), 17584. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-17676-5>
- Pastukhov, A., García-Rodríguez, P. E., Haenicke, J., Guillamon, A., Deco, G., & Braun, J. (2013). Multi-stable perception balances stability and sensitivity. *Frontiers in Computational Neuroscience*, *7*. <https://doi.org/10.3389/fncom.2013.00017>
- Robertson, C. E., & Baron-Cohen, S. (2017). Sensory perception in autism. *Nature Reviews Neuroscience*, *18*(11), 671–684. <https://doi.org/10.1038/nrn.2017.112>
- Robertson, C. E., Kravitz, D. J., Freyberg, J., Baron-Cohen, S., & Baker, C. I. (2013). Slower Rate of Binocular Rivalry in Autism. *The Journal of Neuroscience*, *33*(43), 16983–16991. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0448-13.2013>

- Rubenstein, J. L. R., & Merzenich, M. M. (2003). Model of autism: Increased ratio of excitation/inhibition in key neural systems: Model of autism. *Genes, Brain and Behavior*, 2(5), 255–267. <https://doi.org/10.1034/j.1601-183X.2003.00037.x>
- Saalmann, Y. B., Pigarev, I. N., & Vidyasagar, T. R. (2007). Neural Mechanisms of Visual Attention: How Top-Down Feedback Highlights Relevant Locations. *Science*, 316(5831), 1612–1615. <https://doi.org/10.1126/science.1139140>
- Safavi, S., & Dayan, P. (2022). Multistability, perceptual value, and internal foraging. *Neuron*, 110(19), 3076–3090. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2022.07.024>
- Said, C. P., Egan, R. D., Minshew, N. J., Behrmann, M., & Heeger, D. J. (2013). Normal binocular rivalry in autism: Implications for the excitation/inhibition imbalance hypothesis. *Vision Research*, 77, 59–66. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2012.11.002>
- Schwartz, J.-L., Grimault, N., Hupé, J.-M., Moore, B. C. J., & Pressnitzer, D. (2012). Multistability in perception: Binding sensory modalities, an overview. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 367(1591), 896–905. <https://doi.org/10.1098/rstb.2011.0254>
- Scocchia, L., Valsecchi, M., & Triesch, J. (2014). Top-down influences on ambiguous perception: The role of stable and transient states of the observer. *Frontiers in Human Neuroscience*, 8. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00979>
- Shajan, E., & Shrimali, M. D. (2022). Controlling multistability with intermittent noise. *Chaos, Solitons & Fractals*, 160, 112187. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2022.112187>
- Shapiro, A., Curtu, R., Rinzel, J., & Rubin, N. (2007). Dynamical Characteristics Common to Neuronal Competition Models. *Journal of Neurophysiology*, 97(1), 462–473. <https://doi.org/10.1152/jn.00604.2006>

- Skerswetat, J., Bex, P. J., & Baron-Cohen, S. (2022). Visual consciousness dynamics in adults with and without autism. *Scientific Reports*, *12*(1), 4376. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-08108-0>
- Spiegel, A., Mentch, J., Haskins, A. J., & Robertson, C. E. (2019). Slower Binocular Rivalry in the Autistic Brain. *Current Biology*, *29*(17), 2948-2953. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2019.07.026>
- Sterzer, P., Kleinschmidt, A., & Rees, G. (2009). The neural bases of multistable perception. *Trends in Cognitive Sciences*, *13*(7), 310–318. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2009.04.006>
- Takeuchi, T., Yoshimoto, S., Shimada, Y., Kochiyama, T., & Kondo, H. M. (2017). Individual differences in visual motion perception and neurotransmitter concentrations in the human brain. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, *372*(1714), 20160111. <https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0111>
- Toppino, T. C. (2022). Reversible-figure perception: Why is voluntary control limited? *Perception*, *51*(9), 624–638. <https://doi.org/10.1177/03010066221109990>
- Tovar, A. (en prensa). Capítulo 8. Modelos Neurocomputacionales. En *Introducción Práctica a los Modelos Cuantitativos de Cognición y Conducta*. (Federico Sanabria & Oscar Zamora (Eds.)). UNAM.
- Valuch, C., & Kulke, L. (2020). Predictive context biases binocular rivalry in children and adults with no positive relation to two measures of social cognition. *Scientific Reports*, *10*(1), 2059. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-58921-8>
- van Loon, A. M., Knapen, T., Scholte, H. S., St. John-Saaltink, E., Donner, T. H., & Lamme, V. A. F. (2013). GABA Shapes the Dynamics of Bistable Perception. *Current Biology*, *23*(9), 823–827. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2013.03.067>

- Wang, M., Arteaga, D., & He, B. J. (2013). Brain mechanisms for simple perception and bistable perception. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *110*(35). <https://doi.org/10.1073/pnas.1221945110>
- Wernery, J., Atmanspacher, H., Kornmeier, J., Candia, V., Folkers, G., & Wittmann, M. (2015). Temporal Processing in Bistable Perception of the Necker Cube. *Perception*, *44*(2), 157–168. <https://doi.org/10.1068/p7780>
- Zhu, M., Hardstone, R., & He, B. J. (2022). Neural oscillations promoting perceptual stability and perceptual memory during bistable perception. *Scientific Reports*, *12*(1), 2760. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-06570-4>