



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
FACULTAD DE PSICOLOGÍA

Análisis de series de tiempo de actividad
sensorimotora durante la interacción humano-
máquina

TESIS

Que para obtener el título de
Licenciado en Psicología

PRESENTA

Héctor Gómez Escobar

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Tom Froese



Ciudad Universitaria, Cd. Mx, 2018



Universidad Nacional
Autónoma de México



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.

Agradecimientos

Un agradecimiento especial al Dr. Tom Froese y al Dr. Arturo Bouzas. A Tom, por la paciencia, guía y apoyo a lo largo de todo este proceso; así como por todas las oportunidades que se me presentaron como miembro de su equipo. A Arturo, por ser una estupenda guía y ejemplo a lo largo de la carrera, y por contagiarme de su entusiasmo por la psicología cuantitativa y la pasión por la docencia. A ambos por los incontables consejos.

A mis compañeros de laboratorio, por sus críticas y consejos; así como por toda la ayuda. A mi familia, por su apoyo incansable en cada decisión, y por ser un soporte indescriptible de cada día de mi vida. Finalmente, a mis amigos. Los nuevos, y los más antiguos; por las incansables conversaciones, inspiración y formación de mis ideas más arraigadas, y por ser una constante de equilibrio en mi vida. A todos aquellos que me inspiraron personal y profesionalmente. Todos ustedes tienen crédito en esta tesis.

RESUMEN

La teoría sensorio-motora sugiere que la información que los organismos recuperan del ambiente es el efecto de la interacción entre ambos, en lugar de computación cortical. Más específicamente, la percepción es una conducta activa que emerge de bucles sensorio-motores, y está constituida por contingencias sensorio-motoras en lugar de representaciones mentales. Esta perspectiva enfatiza las dinámicas motoras como un elemento fundamental en la adquisición de habilidades perceptuales, y su complejidad en el bucle sensorio-motor como un elemento constitutivo del desarrollo perceptual. Los objetivos de este estudio, fueron los de evaluar la relación entre la complejidad en el movimiento voluntario y la adquisición de una contingencia sensorio-motora, así como el de explorar la metodología de sustitución sensorial para manipulaciones atípicas en psicología. Se desarrolló un experimento de navegación bajo un protocolo de sustitución sensorial visual-háptica, en el cual el acceso a la percepción distal está restringido a la relación entre el movimiento manual y la estimulación táctil. Para poder cumplir con la tarea, los participantes utilizaron la “Enactive Torch”, aparato de sustitución sensorial utilizado en estudios de percepción activa que permite la recolección de datos de movimiento en tiempo real. Se analizaron series de tiempo de la aceleración del movimiento manual con el objetivo de cuantificar su complejidad y posteriormente su correlación con incrementos en la capacidad perceptual. Nuestros resultados demuestran que la interacción con el ambiente incrementa ambas cantidades, al igual que una correlación positiva con la complejidad motora, y sugieren que ambas variables aumentan como efecto de la interacción con el ambiente.

ÍNDICE GENERAL

Introducción	1
Motivación personal.....	1
Perspectiva teórica: Percepción activa, sistemas dinámicos y “embodiment”.....	5
Capítulo 1: Terminología y Marco Teórico.....	10
1.1 Sistemas de sustitución sensorial	11
1.1.1 Sistemas de sustitución sensorial visual-háptica.....	12
1.2 Teoría sensorio-motora de la percepción.....	14
1.2.1. Contingencias Sensorio-Motoras	16
1.3. La sustitución sensorial como medio de investigación para estudiar la adquisición de contingencias sensorio-motoras.	20
1.4 Series de tiempo, información y sistemas ordinales en el estudio del comportamiento	21
1.4.1. Series de tiempo.....	21
1.4.2 Información de Shannon.	22
1.4.3 Entropía.....	23
1.5 Sistemas complejos y medidas de información.	24
1.5.1 Emergencia	26
1.5.2. Auto-organización.....	27
1.5.3 Adaptación.....	28
1.6 Planteamiento del problema de investigación.....	29
1.7 Objetivos.....	30
1.8 Hipótesis.....	30
Capítulo 2: Metodología	31
2.1. Participantes.....	31
2.2. Materiales: La Enactive Torch.....	31
2.3 Experimento.....	33
2.4 Análisis de datos.	36
2.4.1 Complejidad dinámica en el movimiento	39
2.4.2. Entropía de permutación	41
2.4.3. Proficiencia perceptual	42

2.4.4. Información mutua	42
Capítulo 3: Resultados	44
3.1. Complejidad dinámica.....	44
3.2 Entropía de permutación.....	45
3.3 Proficiencia perceptual.....	46
3.4. Correlación.....	48
Capítulo 4: Discusión	49
4.1. Interpretación de los resultados.....	49
4.2. Pre-procesamiento y limitaciones.....	50
4.3 Recomendaciones para estudios subsecuentes.....	53
Capítulo 5. Conclusiones	55
REFERENCIAS	57

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama del sistema perceptual	11
Figura 2. Tactile Vision Substitution Sytem	15
Figura 3. Elementos del sistema cognitivo como sistema dinámico representado en términos de ecuaciones diferenciales.....	19
Figura 4. Perceptual crossing	21
Figura 5. Ejemplo de un autómata celular simulando “el juego de la vida”.	32
Figura 6. Modelo de la Enactive Torch utilizada en el experimento.....	36
Figura 7. Mapa del camino de obstáculos	39
Figura 8. Dos series de tiempo superpuestas del eje Y (lateral) de un ejemplo ilustrativo, después del pre-procesamiento.....	40
Figura 9. Señales superpuestas del eje Y (lateral) antes y después del proceso de discretización	42
Figura 10. Vectores de complejidad para dos intervalos de 5 minutos, previos al pre-procesamiento.....	44
Figura 11. Gráfico de dispersión de la relación entre complejidad dinámica y éxito en la tarea. El eje X, representa los puntajes.	48

Figura 12. Gráfico de dispersión de la relación entre la entropía de permutación y éxito en la tarea. El eje X, representa los puntajes.....	49
Figura 13. Comparación del éxito en la tarea en cada intervalo estudiado.....	50
Figura 14. Comparación del éxito en la tarea en cada intervalo estudiado.....	51

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Coeficientes de complejidad dinámica para intervalos de 5 minutos.....	45
Tabla 2. Valores de la entropía de permutación para intervalos de 2 minutos.	46
Tabla 3. Puntajes en la tarea de navegación para intervalos de 2 minutos.	48
Tabla 4. Puntajes en la tarea de navegación para intervalos de 5 minutos.	48

Introducción

Motivación personal

Cuando comencé la licenciatura, estaba convencido de querer estudiar neurofisiología. Desde los primeros encuentros que tuve con la literatura en *dinámicas cognitivas*, me decidí a buscar el mejor camino para su estudio. Mi objetivo era estudiar procesos que dieran origen a la cognición y al comportamiento en organismos. Poco a poco mi panorama fue creciendo, y un curso tras otro de neurociencias generó la impresión de que había demasiado conocimiento empírico, pero que la lógica que lo unificaba estaba escondida entre las tantas páginas de los detalladísimos libros de fisiología. Por otra parte, conocí otra disciplina que llamó mi atención con muchísima fuerza, y que parecía funcionar de forma opuesta: Las matemáticas. En matemáticas un conjunto de observaciones axiomáticas generan un conjunto de ideas abstractas, a través de la interacción que tienen entre sí (o eso parecía). De esta forma, parecen dar la libertad de explorar todo aquello para lo que exista un argumento lógico, y adaptar ideas que no es fácil expresar en otros lenguajes. Por todos los medios a mi alcance, tuve la intención de estudiar la cognición como si fuera un objeto matemático, como si lo que quisiera responder no fuera más complicado que lograr describir un *patrón* específico. Esto es una tarea que resulta engorrosa en laboratorios de fisiología experimental, asunto del cual me di cuenta de inmediato. Quiero pensar que 5 años después, he sabido crecer más allá de una sobre-simplificación de tal magnitud. Desde esos primeros semestres, he pasado por muchos cursos, artículos, pláticas y un par de conferencias

internacionales que expandieron mi criterio y modificaron mis creencias y objetivos. Sin embargo una conclusión se mantiene inmutable: El cerebro, sólo “hace sentido” en el contexto del organismo que lo contiene; y la conducta de este organismo es una dinámica de acoplamiento con el mundo que lo rodea. La motivación para esta tesis viene de tres caminos distintos, pero íntimamente entrelazados. Todos ellos descritos más a fondo en el marco teórico.

El primero, es el estudio de las ciencias de la complejidad. Pocas disciplinas son tan diversas y contemplan tantas metodologías distintas, y aplicaciones en tan diversos campos como la teoría de sistemas complejos. Avances recientes en tecnología permiten el registro, simulaciones, y análisis conductuales que previamente sólo se llevaban a cabo en ciencias como la física, astronomía o matemáticas. Sin embargo la interacción humana con la tecnología nos ha permitido registrar comportamientos con una validez ecológica que supera las capacidades de los estudios de laboratorio. La cognición siendo un fenómeno que parece no estar realmente en ningún *lugar*, un proceso que sucede por la historia de interacción de los componentes que le dan origen, y un sistema particularmente diverso en sus expresiones es un candidato excelente para este conjunto de metodologías. Si bien no es algo nuevo en la psicología experimental, la relación entre ciencias humanas y ciencias de la complejidad es tradicionalmente característico de las *ciencias cognitivas*. Estudios en evolución, física cerebral o incluso filosofía siguen siendo dominantes en esta relación, y sin embargo, los estudios experimentales se han vuelto cada vez más comunes. La más grande inspiración para este trabajo, es la investigación llevada a cabo desde que el concepto de *autopoiesis* tomó lugar en el léxico científico (Maturana, Varela & Uribe, 1974), cuando la revolución cognitiva generó en muchas comunidades científicas, más objeciones que respuestas. Mucho ha pasado desde entonces, pero hasta nuestros días el concepto de representación mental tiene un lugar privilegiado en el quehacer de la psicología

cognitiva. Siendo el *enactivismo* una de las propuestas que haciendo uso del léxico de la cibernética fueron parte de las escuelas opositoras a este concepto desde sus orígenes, podemos pasar al segundo camino: la teoría de la cognición *corporizada*.

La cognición corporizada (*embodied cognition*) (Varela, Thompson & Roesch, 1991/2017), y en particular la teoría sensorio-motora, son promesas conceptuales que por primera vez trato de poner a prueba en este estudio. El estudio del movimiento y la conducta motora para estos fines fue un gusto adquirido durante la licenciatura.

Elegí la UNAM para estudiar psicología por su gran contenido en psicobiología y neurociencias, disciplinas con las que aún me encuentro tanto fascinado como en deuda. Poco a poco fui extendiendo mi conocimiento a distintas áreas de la psicología experimental, y las asunciones que me parece que se esconden detrás de ellas. Fue durante mis primeras clases de modelamiento estadístico cuando las intuiciones que me causaban tanto disgusto en la neuropsicología cognitiva tomaron formas numéricas, y que pude discutir con los mejores grupos de investigación. Esos planes han cambiado mucho, pero sigo teniendo la firme creencia científica de que la relación entre acciones y consecuencias, puede extenderse a las relaciones entre movimiento y sensación que explican la percepción, enfoque característico del *embodiment*. Me encontré con el propósito a largo plazo de lograr un puente entre las descripciones heredadas de la psicología *molar* y las predicciones de la cognición corporizada, y sentía por primera vez que ambas disciplinas me enseñaban sobre la otra. Surgió la idea de entender la senso-percepción como un efecto del aprendizaje *no supervisado*, idea que no se ha concretado, pero que fue el principio de mi interés en modelar estudios sobre percepción activa con las herramientas de la psicología estadística.

La tercera, y que tomó una forma más concreta al final de mis estudios de licenciatura, fue el creciente estudio de la relación humano-tecnología. En general, la RHT se estudia como una disciplina antropológica (Froese, 2014) o para el diseño ingenieril, y más recientemente como medio para estudiar la cognición humana (Blanke et al. 2014, Kojima, Froese, Oka, Iizuka & Ikegami, 2017). Una de las características particulares de esta disciplina, es que nos permite abordar un tema cada vez más presente en la vida diaria: las tecnologías cognitivas. En una época en la cual las grandes promesas del futuro son la inteligencia artificial y la bioingeniería, el hablar de tecnologías cognitivas no es poca cosa. Sin embargo no soy un ingeniero –a propósito-, y la idea de generar investigación con aplicaciones (y a corto plazo) es demasiado tentadora como para voltear los ojos a la teoría antropológica. Varias ideas tomaron forma cuando me encontré con los escritos de grandes académicos en esta disciplina. La primera, es que la tecnología –por mas rudimentaria que sea-, proviene de capacidades que confieren una ventaja evolutiva. La segunda, es que esa ventaja evolutiva se mantiene presente en las dinámicas sociales que permiten el crecimiento de la tecnología (y todas las maravillas y horrores que esta comprende). Y la tercera, es que la psicología experimental es tan importante para el diseño de las tecnologías cognitivas como la ingeniería; por lo menos en principio. En 2015, durante un seminario del grupo “4E Cognition” en el Instituto de Investigación en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, revisamos la versión preliminar de un artículo de Hoffman y Pfeiffer, que más tarde (según mi mejor conocimiento) se convirtió en (Hoffman & Pfeiffer, 2018). En él, los autores proponen un conjunto de argumentos para una idea que considero que no se discute lo suficiente: Los robots (mecatrónicos), son una estupenda herramienta para estudiar la cognición. Su argumento es simple: En un robot, es posible remover sensores, partes del cuerpo, cambiar la configuración, y me permito añadir: No se cansan ni fallan en los experimentos. Partiendo de la

teoría del *embodiment*, en la cual la configuración física es más importante que los modelos cerebrales, proponen que el control experimental de todo el bucle sensorio-motor es un recurso para sacar conclusiones que se pueden extender hacia organismos. Finalmente proponen que la teoría de la información es la herramienta adecuada para alcanzar estas conclusiones para los procesos *bottom-up*. Esto es uno de los principales argumentos en humanos para el uso de interfaces de sustitución sensorial. Antes de ellos, Beer (2008), había sugerido que las simulaciones en vida artificial eran un camino necesario para estudiar sistemas cerebro-cuerpo-ambiente en biología, dada la complejidad de estudiar los mismos sistemas de forma empírica. Uno de los objetivos centrales de esta tesis, es el de proveer evidencia de que estos estudios pueden replicarse en humanos con la tecnología adecuada.

Perspectiva teórica: Percepción activa, sistemas dinámicos y “embodiment”

Una de las propuestas principales que se exploran en esta tesis es la de la *percepción activa* (Briscoe & Grush, 2017). Es decir, la idea de que la acción y la percepción no son fenómenos independientes; y que las acciones (generalmente actividad motora) constituyen las relaciones con el ambiente que genera la experiencia perceptual. La mayoría de estas teorías, son teorías *motoras* de la percepción; consideran que la negociación con un ambiente al resolver problemas perceptuales depende de relaciones entre movimiento y actividad sensorial. Principalmente se definen por la hipótesis de que los sistemas perceptuales son capaces de distinguir entre re-aferencias (información sensorial causada por movimiento auto-iniciado) y exaferencias (información sensorial producida por eventos externos/ambientales) a través de la relación que tienen con las eferencias (Mossio & Taraborelli, 2008). Esto genera un sistema que permite controlar las fuentes de información sensorial en relación a la propiocepción. Por otra parte, las

teorías enactivas, postulan la percepción como un elemento inseparable de la acción, o como una forma particular de acción en sí misma (Varela, Thompson & Roesch, 1991/2017; Noë, 2002).

Las teorías de la percepción activa, generalmente implican una continuidad en la historia científica previa a la *teoría computacional de la mente* (Foglia & Wilson, 2017). La idea importante a retener es que el problema de la distinción entre sensación y percepción, está determinada por las acciones que permiten explotar las fuentes de información sensorial. Cabe destacar que por sí misma, la idea de percibir activamente no rechaza la posibilidad de representaciones mentales. 1

El rechazo a las representaciones mentales, viene de la mano de las teorías de la cognición corporizada, o *embodied cognition*. Estas perspectivas consideran a la cognición como el efecto de la fisicalidad de un sistema biológico o artificial, de forma integral. Es decir, que tanto el cuerpo, su configuración, el cerebro, ambiente, sociedad e historia son considerados como elementos *constitutivos* del fenómeno mental. El argumento principal es que esta causación no implica un elemento abstracto codificado en el cerebro, sino que es la interacción en sí misma de un agente con estos elementos la que genera que seamos responsivos a la información a la que tenemos acceso (o que tengamos una experiencia perceptual). Por lo tanto, estos mismos son parte del sistema cognitivo. Esto se opone diametralmente a una teoría cognitivista en la cual el agente tiene acceso al mundo que lo rodea exclusivamente a través de una representación mental, que se establece en la abstracción simbólica y a entender la mente como computación o inferencia. Estos modelos, son predominantemente internalistas. Las teorías de la cognición corporizada alcanzaron mayor popularidad con los robots de Rodney Brooks, en los cuales la coordinación sensorio-motora tiene mucho más importancia que los estados de una red neural, y le permiten hacer tareas dinámicas y secuenciales que serían de otro modo muy difíciles; y sobre

los cuales, concluye que “*el mejor modelo del mundo para un robot, es el mundo mismo*” (Brooks, 1991). La cognición corporizada tiene un gran número de perspectivas, pero la que nos es de mayor interés tiene que ver con la teoría sensorio-motora, o teoría de las contingencias sensorio-motoras. La razón es que la conexión entre la percepción como actividad, y el *embodiment* como una alternativa al computacionalismo viene a través de entender esta actividad como una *dinámica sensorio-motora* (O’Regan & Noë). Esto nos lleva al tercer punto. Los sistemas dinámicos en ciencias cognitivas.

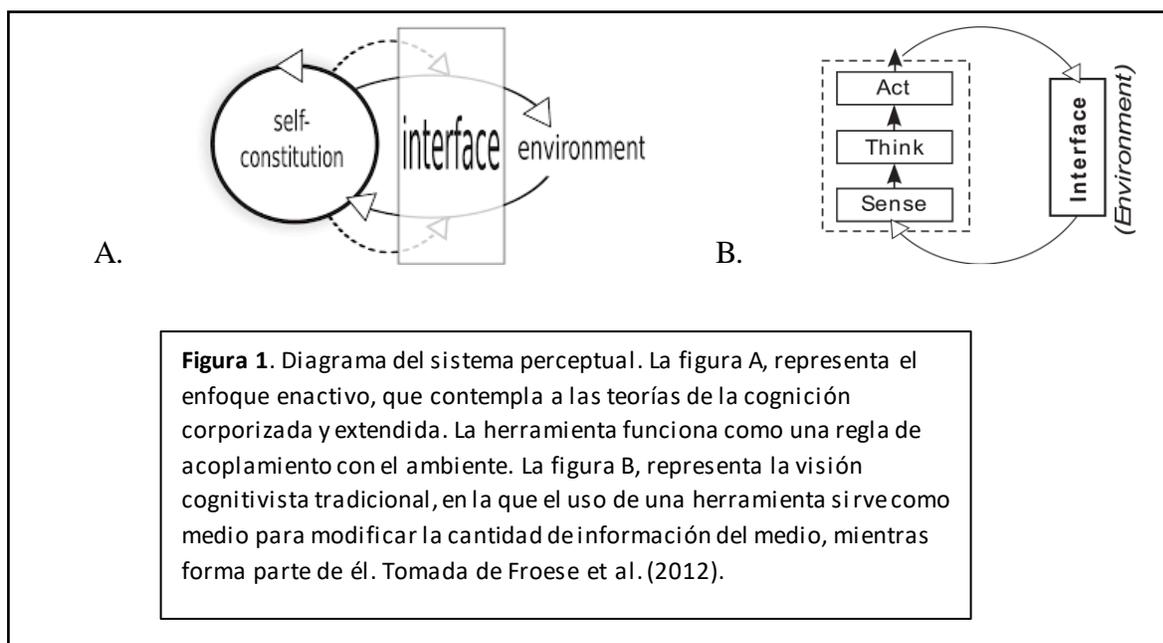
Un sistema dinámico es un conjunto de reglas que describen la evolución de un sistema a través del tiempo (Meiss, 2007). Mas formalmente, consiste en un espacio fase cuyas coordenadas describen el estado del sistema en cada momento y una regla dinámica que especifica el futuro inmediato de todas las variables. Los sistemas dinámicos (en tanto herramienta para las ciencias cognitivas), contemplan los fenómenos conductuales y cognitivos como trayectorias o como atractores en un espacio fase. Los sistemas dinámicos llevan décadas siendo aplicados a problemas en los cuales la temporalidad es un factor importante en el estudio de la cognición, y tienen un fuerte lazo con las teorías de la cognición corporizada. La primera de estas razones, es que las “representaciones mentales” fungen como una fuerza ordenadora externa al sistema cognitivo; así como las tazas de recompensa, o los elementos físicos del ambiente sobre los cuales funcionan (al menos en humanos). La sensorio-motricidad funciona como un mecanismo para que el agente se acople de modo no-lineal con un ambiente variable, y de cierta manera como una forma de control. A su vez, el concepto de interacción (necesario para rechazar posturas internalistas), requiere de un marco cuantitativo que sea suficiente para definir al sistema cognitivo como aquel que comprende al ambiente, agente y su controlador (el cerebro).

La auto-organización de este sistema a través de la interacción de sus partes es un fenómeno que ha sido ampliamente adoptado por la teoría de sistemas dinámicos.

La historia de los sistemas dinámicos en psicología experimental puede rastrearse a la era de la cibernética, sin embargo, existe una serie de libros que adecuadamente representan el campo, y que han sido publicados constantemente desde los 90's, dando descripciones multidisciplinarias del campo. El primero, *Mind as Motion* (Port & Van Gelder, 1995), es el primer texto integral; y proviene de una conferencia en la Universidad de Indiana llevada a cabo en 1991. El segundo, es *Dynamic Approaches in Cognitive Science* (Beer, 2000), enfocado al crecimiento de la *vida artificial* y simulaciones computacionales. El siguiente es *Dynamic Patterns: The Self-Organization of Mind and Behavior* (Kelso, 1997/2002). En ese mismo año, Ward (2002), publicó *Dynamical Cognitive Science*, que se enfoca en abordar a detalle los métodos típicamente utilizados en el campo. El más reciente, es *The Continuity of Mind* (Spivey, 2008), que propone entender la mente como un sistema continuo. Vale la pena destacar que Thelen & Smith (1993), publicaron *A Dynamic Systems Approach to Development and Action*, enfocado al desarrollo infantil, y que con un enfoque a la psicología molar, Staddon (2001), publicó un libro llamado *Adaptive Dynamics: The Theoretical Analysis of Behavior*. De cierta manera, cualquier par de estas tres posturas (percepción activa, *embodiment* y aproximaciones en sistemas dinámicos) parece tener una conexión evidente en presencia del tercero. Aunque históricamente es la cognición corporizada la que tiene una asociación más saliente con las otras dos, es a mí parecer pertinente hablar de las tres como parte de una misma idea *post-cognitivista*.

Otra posición importante a tomar en cuenta, es el concepto de *cognición extendida* (Clark & Chalmers, 1998). Pese a que la idea no es evaluada directamente en esta tesis, sí forma parte de un conjunto de ideas que se relacionan directamente con el uso de interfaces y herramientas. La

cognición extendida postula que cualquier elemento del ambiente que se vuelva cognitivamente funcional, forma parte del sistema cognitivo. Esta idea se vuelve importante cuando tenemos que distinguir entre el uso de interfaces (que fungen como una regla de acoplamiento con el medio) y una herramienta (que manipula el ambiente de manera funcional). Froese et al. (2012), proporcionan un par de diagramas explicativos de las diferencias entre una visión corporizada y extendida en el uso de herramientas en tanto interfaces de contacto con el ambiente (Figura 1).



Capítulo 1:

Terminología y Marco Teórico.

Diversos avances científicos nos permiten recolectar información en alta resolución de fenómenos tan complejos como el movimiento autogenerado y la senso-percepción. A su vez, muchas veces la relación entre estos no es clara, o su utilización a la luz de teorías de la percepción requiere que seamos explícitos. El objetivo de este capítulo es el de introducir al lector a las diversas teorías, herramientas y métodos utilizados a lo largo de esta tesis, de modo que su utilización para el estudio de la senso-motricidad y la percepción sea claro y preciso. Más específicamente, se tratan los temas de sustitución sensorial, la teoría sensorio-motora de la percepción, complejidad dinámica, información y el uso de series de tiempo para estudiar inventarios cognitivos. Más que una explicación detallada, busca definir los distintos términos que caracterizan esta línea de investigación, con miras a una lectura más fluida del protocolo experimental.

1.1. Sistemas de sustitución sensorial

La sustitución sensorial es la transformación no-invasiva de información sensorial, que siendo característica de una modalidad, se convierte a estímulos que típicamente se reciben por medio de otra (Lenay, Gapenne, Hammeton, Marque & Gouelle, 2003). Para distinguir esta transformación de cualquier otro tipo de “aumento sensorial”, es necesario que la modalidad

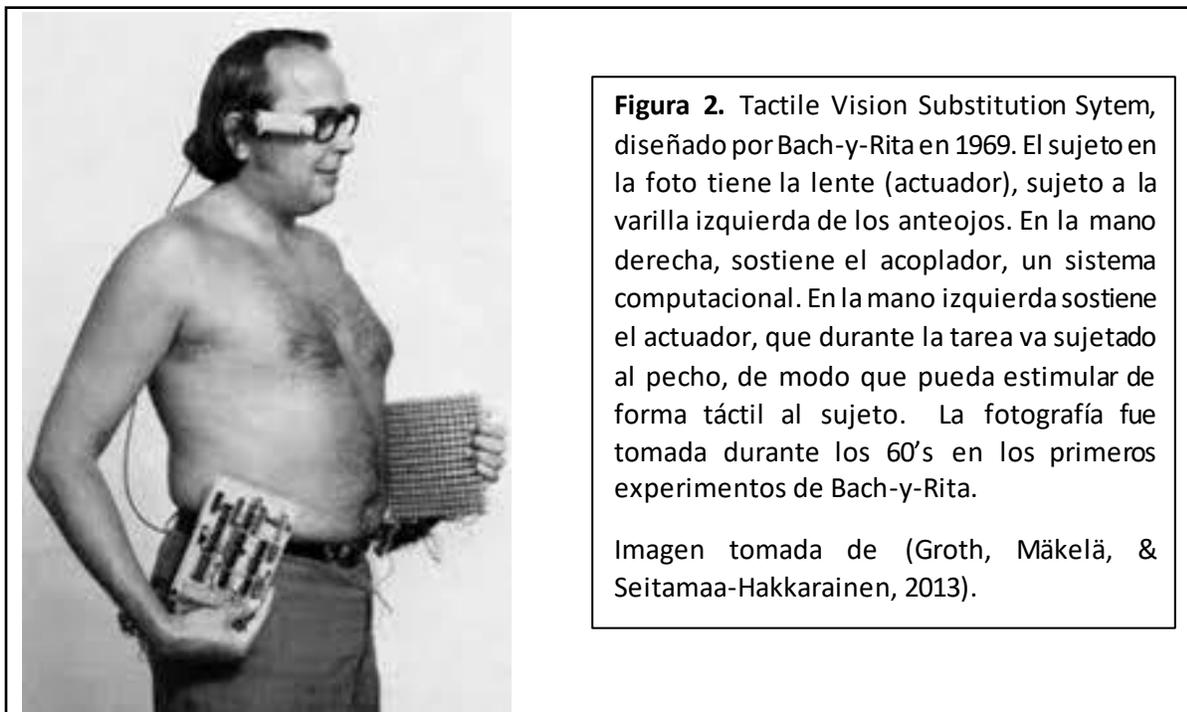
natural de los estímulos se vea impedida; generalmente a través del mismo protocolo. En psicología experimental esta preparación normalmente se lleva a cabo a través de una *interfaz de sustitución sensorial*. Estos, son artefactos hechos explícitamente para transformar una característica física del ambiente, al mismo tiempo que impiden al sujeto la percepción de esta característica de manera *habitual*. Un ejemplo que se desarrolla a lo largo de esta tesis, es el de la sustitución sensorial visual-háptica. Esta se caracteriza por la transformación de estímulos sensoriales característicos de la vista, a estimulación táctil, y permite desarrollar la percepción distal a través de estimulación en la piel. Pese a que una revisión detallada excede los límites de esta tesis, Bach-Y-Rita (2004) provee de una revisión a fondo del concepto en dos modalidades diferentes.

Un aparato de sustitución sensorial consiste de tres componentes: Un sensor, un estimulador y un acoplador. El sensor, se encarga de registrar información a modo de *input*, y volver al sistema sensible a alguna característica del ambiente. Un ejemplo ilustrativo, es el de un lente infra-rojo que tiene una respuesta a la luz. El estimulador, permite la salida de estímulos transformados de modo que el sujeto pueda responder a ellos. Por ejemplo, podemos pensar en una bocina. Una bocina sólo puede generar estímulos auditivos, y si de alguna manera logramos que estos estímulos estén asociados a la sensibilidad luminosa del lente infra-rojo, entonces hemos sustituido la información visual por información auditiva. El acoplador, es precisamente la manera por la cual logramos esta relación de *entrada-salida*, y consta de cualquier mecanismo mediante el cual esta transformación sea funcional y controlada. Es necesario que para que esta transformación sea una sustitución, el sujeto que hace uso del aparato no pueda percibir los estímulos transformados de modo natural. Para sujetos sanos, esto es tan fácil como vendar los ojos, o impedir la audición tapando los oídos. En esta tesis, nos enfocamos en la sustitución

visual-háptica. Esta consiste en transformar información visual (principalmente distal), a información táctil.

1.1.2 Sistemas de sustitución sensorial visual-háptica.

Los humanos hemos encontrado diversas maneras de transformar la información que nos provee el medio a través de los siglos, con artefactos como los anteojos, e incluso los bastones para ciegos. Sin embargo, el uso de sustitución sensorial para fines científicos data de 1969, cuando Bach-y-Rita utilizó el “Tactile Vision Sensory Substitution” (TVSS) en pacientes ciegos por primera vez (Bach-y-Rita, Collins, Saunders, White, Scadden, 1969) (Figura 2). El TVSS permitía convertir la imagen recolectada a través de una videocámara, a un mapa de estimulación táctil que recibían los pacientes en la espalda. El objetivo de Bach-y-Rita, era el de estudiar plasticidad sensorial en pacientes con ceguera congénita, y a manera de bi-producto sentó los fundamentos de la utilización de sistemas como el utilizado en esta tesis. A partir de entonces, diversas transformaciones han sido utilizadas para múltiples fines. Estas comprenden una multiplicidad de combinaciones para las modalidades de entrada y salida, y se utilizan principalmente con fines de investigación (Renier & DeVolder, 2005; McDaniel, Krishna, Balasubramanian, Colbry & Panchanathan, 2008), rehabilitación (Maidenbaum, Abboud & Amedi, 2014), y recientemente incluso de entretenimiento (Spiers, Dollar, Van der Linden & Oshodi, 2015) al igual que para una mejora en la interacción humano-computadora.



Es importante hacer hincapié en las ventajas que ofrece esta modalidad en particular a la investigación contemporánea en percepción. La principal de estas ventajas radica en que los sistemas de sustitución sensorial funcionan a modo de interfaces computacionales. Es decir, permiten la transmisión de datos con una capacidad que no era posible para un observador humano y en tiempo real. Esta recolección de datos se sostiene no solo en la precisión del registro, sino en el hecho de que los ambientes computacionales permiten modificar el medio con una validez ecológica cada vez mayor. Otra de estas ventajas, es que nos proporcionan de un medio para evaluar fenómenos de aprendizaje que no son fáciles de observar en adultos, como la adquisición de habilidades perceptuales, o la relación entre exploración e incremento en la sensibilidad sensorial. Finalmente, permiten modificaciones en parámetros de los sistemas cognitivos que tradicionalmente solo eran posibles en agentes artificiales, como el funcionamiento de un efector acoplado a un medio, o su incapacitación.

1.2 Teoría sensorio-motora de la percepción.

Diversos estudios demuestran la importancia de la actividad motora como constitutiva de la percepción, tanto en organismos como en agentes artificiales. Estos estudios son tan diversos como numerosos, con líneas de investigación que van desde la interacción humano-máquina (Zhai, Alderisio, Slowinski, Tsaneva-Atanasova & DiBernardo, 2016), la relación entre la coordinación motora y la percepción social (Valdesolo, Ouyang & Desteno, 2010, lakens & Stel, 2011, Slowinski et al., 2016), la relación entre perfiles motores y condiciones psiquiátricas (Slowinski et al., 2017, Zapata-Fonseca, Froese & Schillbach, 2018), la sincronización inter-cerebral (Symanski et al., 2017, Dumas, Nadel, Sousignan & Martinerie, 2010; Yun, Watanabe & Shimojo, 2012), el desarrollo de habilidades en agentes mecatrónicos (Hoffman, Štěpánová & Reinstein, 2014) e incluso para la inclusión de miembros artificiales en el esquema corporal (Cardinalli et al, 2009). Todos ellos apuntan a que la motricidad funge como un medio de control de los abanicos sensoriales del ambiente y posibilidades de acción conjunta. Se ha vuelto cada vez más común referirse al cerebro como “un órgano que sirve para moverse” (Wolpert, 2011), y descubrimientos como las neuronas espejo (Rizzolatti & Fabbro-Destro, 2010), que ligan las bases neuronales de la percepción a funciones motoras, permiten seguir avanzando en esta dirección. La importancia básica de estas aseveraciones, es nada menos que el hecho de que el movimiento es la principal forma de comunicarnos con el ambiente. Es decir, de comportarnos. Uno de los marcos teóricos que permiten abordar estas observaciones es la teoría sensorio-motora de la percepción (TSMP). La TSMP conforma un conjunto de estudios teóricos y

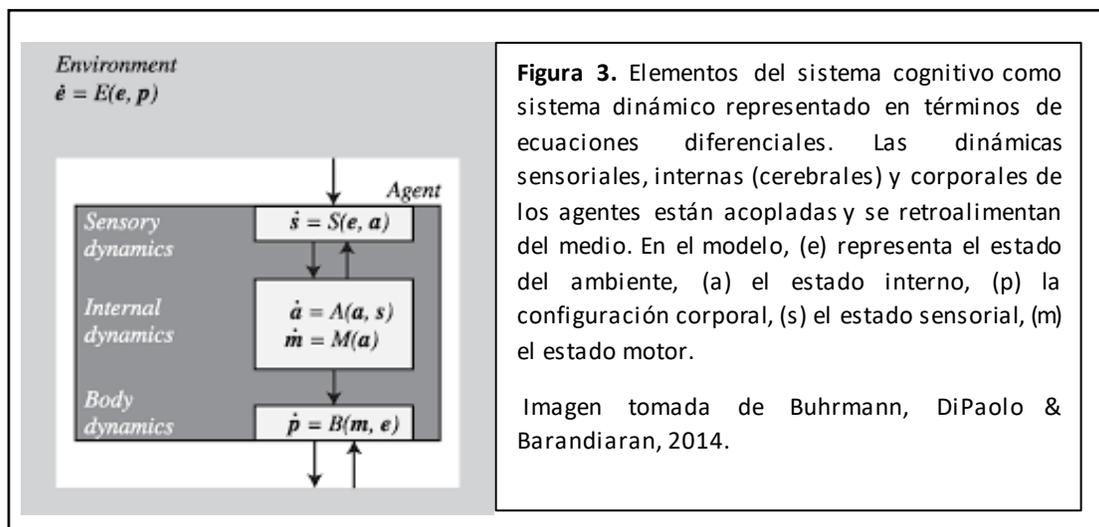
experimentales sobre el papel de la retroalimentación sensorio-motora en la percepción, definida como una postura por Mossio y Taraborelli (2008), y con paralelismos en lo que ha sido llamado “teoría de las contingencias sensorio-motoras” (Clark, 2006; Maye & Engel, 2013). Esta perspectiva forma parte de un conjunto más amplio de escuelas de pensamiento en la llamada “*embodied cognition*” o cognición corporizada (Varela, Thompson & Rosch, 1991/2017, Lindblom, 2015). La cognición corporizada se opone a la perspectiva tradicional en psicología cognitiva que concibe al fenómeno perceptual como computación pasiva en el sistema nervioso, y rechaza la idea de reducir los sistemas cognitivos a la transformación de representaciones mentales codificadas en la corteza cerebral. Más bien la cognición es entendida como una consecuencia del acoplamiento no-lineal entre el cerebro, el cuerpo y el ambiente, y surge como el efecto emergente de un bucle sensorio-motor *cerrado*. Es decir, la percepción es la habilidad de acoplarnos con el estado del mundo que nos rodea, a la vez que mantiene su identidad como una red. De estos pilares, se pueden derivar diversas ideas; pero la más importante, es que percibir es en sí mismo *una conducta activa*. Como tal, está sujeta a reforzamiento, aprendizaje, y sucede en diferentes escalas y con diversos niveles de capacidad.

1.2.1. Contingencias Sensorio-Motoras

El rechazo al concepto de representación mental como unidad mínima del fenómeno perceptual sin embargo, no es gratuito. Si un sistema cognitivo no requiere de computación interna, la manera que tiene de ser funcional en un bucle de retroalimentación sensorio-motor es a través de *contingencias sensorio-motoras* (O’Regan & Noë, 2001). Este concepto está sujeto a debate, y con formalizaciones matemáticas relativamente recientes y derivadas de simulaciones computacionales con interpretaciones en sistemas dinámicos (Buhrman, DiPaolo & Barandiaran,

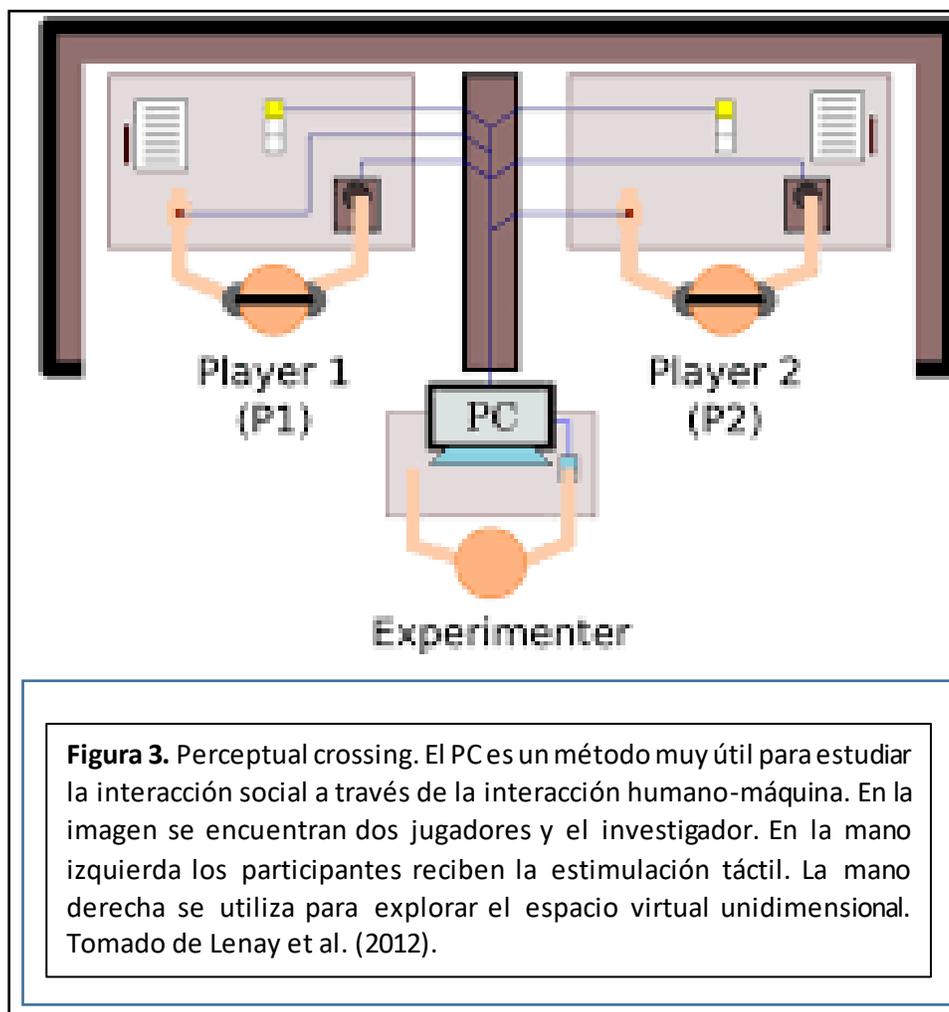
2013), matemáticas discretas (Maye & Engel, 2011) y entropía de transferencia (Schmidt, Hoffman, Nakajima & Pfeiffer, 2013). Sin embargo, el consenso define una contingencia sensorio-motora como “una relación estable entre acciones motoras y cambios contingentes en la formación sensorial”. Es decir, una regla que une la conducta volicional con cambios en el panorama de las características físicas del entorno. Para un análisis a profundidad de la idea en términos de teoría de sistemas dinámicos, véase (DiPaolo, Buhrman, Barandiaran, 2017) (Figura 3)

La idea importante a retener, es que la sensación es un proceso *adaptativo*, que sucede de forma involuntaria, mientras que la percepción es un proceso *transformativo*, que sucede a través de la regulación del sistema en el mundo que lo rodea.



La segunda idea fundamental en TSMP es la de *interacción*, concepto que da sentido funcional a la emergencia de una contingencia sensorio-motora. Los fenómenos cognitivos que dependen de la interacción de un sujeto con el medio, implican que el sistema cognitivo comprende también a

ciertos elementos de este medio. Esta idea ha sido mejor definida en diversas disciplinas (Froese, Gershenson & Rosenblueth, 2013; Barret, Henzi & Rendall, 2007; Dotov, Nie & Chemero, 2010), pero principalmente sugiere que la complejidad en el comportamiento no presupone complejidad cerebral (o que la complejidad social no presupone complejidad cognitiva). Más bien, esta variabilidad emerge de la historia de interacción del agente con su nicho. Pese a que el trabajo llevado a cabo para demostrar este principio pertenece principalmente a las simulaciones computacionales, estudios en interacción humano-computadora han demostrado la importancia de este concepto para la cognición social, con protocolos del llamado “*perceptual crossing*” (Lenay, Auvray & Stewart, 2009). Vale la pena, profundizar en este ejemplo. El paradigma del perceptual crossing, consiste en un ambiente mínimo de realidad virtual con la cual sólo se puede interactuar de forma táctil. En este ambiente virtual (con características minimalistas, como ser mono-dimensional), se encuentran dos participantes, una “sombra” (objetos idénticos a los avatares virtuales que siempre se encuentran a una distancia fija del avatar), y dos objetos estáticos que mantienen una posición que no cambia a lo largo del ensayo. Cada contacto del avatar con cualquiera de los demás objetos en el campo virtual, genera la misma estimulación táctil, una vibración en un ratón de computadora. Interesantemente, los sujetos logran distinguir entre todos estos *aunque generen la misma información sensorial*. Es decir, la distinción entre ellos depende de las dinámicas en distintas escalas de la interacción que tienen con el ambiente (y los agentes en él), y no de sus propiedades físicas. Más aún, las escalas de información a las cuales se expone a un sujeto en el PC, son insuficientes para poder generar adecuadamente una inferencia de la identidad del objeto. Parece más bien, un acoplamiento en tiempo real.



Vale la pena destacar brevemente que la TSMP tiene fuertes paralelismos con la psicología ecológica (Gibson, 1979/2104), y de acuerdo a Noë (2002), forman parte de la misma corriente. Mientras que la psicología ecológica de Gibson sostiene que las acciones motoras son necesarias para distinguir características ambientales, las descripciones de la relación entre las variables del ambiente y la influencia del movimiento como conducta *intencional*, nunca quedaron bien definidos en la teoría. En la psicología ecológica clásica, la “unidad mínima” de la percepción son los llamados *affordances*. Estos, son posibilidades de acción motora provistos por el ambiente, y son dominantes a nivel perceptual sobre sus características físicas. Este término sin

embargo, sigue siendo ampliamente utilizado en la psicología del movimiento. Más allá de las disparidades teóricas, ambas corrientes forman parte de las teorías que defienden a la percepción como un fenómeno activo, y cuyas invariantes son “dependientes de acción”. Un análisis detallado se puede encontrar en (Mossio & Taraborelli, 2008). Más aún, la relativamente reciente inclusión de la metodología de sistemas complejos al estudio de los procesos generativos de la conducta motora, ha venido de la mano de grupos de investigación en psicología ecológica. Dada la complejidad dinámica del movimiento, su formalización matemática ha sido peculiarmente complicada. El concepto fundamental consiste en que la variabilidad del movimiento en las series de tiempo, tiene un papel intrínseco en la generación de estos movimientos, y no es ruido que “contamina” una señal proveniente del sistema nervioso. Para una descripción más a profundidad de la idea, véase (Riley & Turvey, 2002).

1.3. La sustitución sensorial como medio de investigación para estudiar la adquisición de contingencias sensorio-motoras.

La importancia de la sustitución sensorial consiste en el control experimental. Este nos permite obligar al sujeto a generar estrategias de acoplamiento con su entorno a través de la exploración, con el fin último de percibir adecuadamente algún estímulo de importancia. Estudios longitudinales demuestran su efectividad a largo plazo en humanos (König et al., 2016), y protocolos de aumento sensorial demuestran la facilitación en su detección y aprendizaje (Kaspar, König, Schwandt & König, 2014). Más allá de todo, proveen de un medio para controlar el bucle *sensación-movimiento*. Hoffman & Pfeiffer (2017) argumentan la importancia de la robótica para el estudio de la cognición natural a través de la modificación de las características corporales de agentes mecatrónicos utilizados para sus experimentos. En estos, se

pueden modificar y eliminar sensores, configuración del cuerpo, e incluso las propiedades de los controladores neurales, cosa que resulta difícil en un sujeto humano (más aún en un estudiante universitario). Esta ventaja de control confiere un valor altísimo a la sustitución sensorial. Si bien no se modifica la corporalidad de un sujeto experimental, si se modifican las capacidades sensoriales en ambientes controlados. La capacidad de registro de estas modificaciones presenta una oportunidad relativamente inexplorada en el quehacer de las ciencias conductuales contemporáneas. Más importante, el estudio de dinámicas temporales en protocolos de sustitución sensorial es un campo relativamente inexplorado.

1.4 Series de tiempo, información y sistemas ordinales en el estudio del comportamiento

1.4.1. Series de tiempo.

Una serie de tiempo es un conjunto de observaciones ordenadas. Más específicamente, es una secuencia de valores (generalmente) espaciadas uniformemente, y por tanto una secuencia de datos discretos. En análisis de las series de tiempo se divide típicamente en dos metodologías fundamentales: El análisis en el dominio de frecuencias y el análisis en el dominio del tiempo. Las series de tiempo fisiológicas se estudian generalmente a través de la primera. Una de las razones principales, es el hecho de que la mayoría de los registros son electrofisiológicos (EEG, electrocardiogramas, actividad galvánica en la piel) y por lo tanto siguen una distribución que tiene forma sinusoidal (o con conjuntos periódicos de sinusoides). Es decir, en el sentido físico, son ondas. El segundo está más enfocado al aprendizaje estadístico, y se utiliza principalmente en economía o áreas afines, y es un área de estudio en estadística. En esta tesis, se adoptó el análisis estadístico en el dominio del tiempo basado en teoría de información.

La importancia de estudiar las series de tiempo de un inventario cognitivo radica en la importancia que tiene el ordenamiento de los datos para la formación de patrones conductuales, como el aprendizaje. Es decir, la posición de un dato generado por un proceso probabilístico, nos provee de *información*. Para el estudio específico de complejidad, la teoría de información contempla uno de los grandes pilares de la teoría contemporánea. Esta perspectiva, identifica un conjunto de posibles estados de un sistema y asigna un símbolo a cada uno de ellos (discretizando así un proceso típicamente continuo). Estos símbolos tienen una distribución de probabilidad y forman una *secuencia*, cuyo ordenamiento es informativo de las reglas de transición que definen al sistema. La gran ventaja que confieren estos métodos, son los de lograr cuantificar *que tan complejo* en un sistema de acuerdo a la actividad informacional reflejada en la serie de tiempo. Es suficiente decir que generar una hipótesis sobre la conducta como un fenómeno que se distribuye en distintas escalas, implica su estudio a través de registros indexados. Más aún, sugerir que la complejidad de la conducta tiene un efecto en el desempeño, requiere aproximarse a descripciones que no son estáticas.

Dado que en esta tesis se estudian las propiedades estadísticas de las series de tiempo, y más importante los métodos basados en entropía, vale la pena definir los conceptos básicos de la teoría de información que se utilizarán para tal fin.

1.4.2 Información de Shannon.

La formalización del concepto de información fue llevada a cabo por Claude Shannon (1948). La intención de su investigación podría resumirse en la pregunta: “¿Cómo lograr comunicación perfecta a través de un canal ruidoso?”. La teoría establece que la transmisión de un mensaje -de

un transmisor a un receptor- a través de un canal de comunicación, tiene una distribución estadística que puede medirse en *bits*. Para fines de esta tesis, puede decirse que cuando tratamos con un proceso probabilístico imperfecto, es útil describir el contenido informacional de un ensayo que tiene una probabilidad $P(x)$ como $\log_2 \frac{1}{P(x)}$, es decir, que salidas que son más improbables, por definición contienen más información. Para un texto introductorio, véase (McKay, 2003).

1.4.3 Entropía.

La entropía es el promedio de información que produce una fuente estocástica de datos. La entropía representa el grado de incertidumbre, o de posibles “elecciones” que puede generar un proceso aleatorio. Formalmente, dada una distribución P , sobre los valores de $x \in X$ (Siendo X una variable aleatoria representativa del proceso, y definida por las probabilidades $P(x) \equiv P(X = x)$ para cada $x \in X$), el promedio del contenido informacional en un ensayo está determinado por: $H(x) = \sum_{x \in X} P(x) \frac{1}{\log P(x)} = - \sum_{x \in X} P(x) \log P(x)$, omitiendo el logaritmo base 2.

A modo de ejemplo, tome en cuenta las siguientes series:

S1= 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1

S2= 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1

En S1, los valores alternan regularmente entre dos números distintos, 0 y 1. La entropía es mínima, ya que cualquiera de los dos valores, si continúan alternados, no nos van a proveer de ninguna información que no tengamos sobre el proceso probabilístico. En S2, pese a que son los

mismos dos valores, estos alternan con probabilidad de 0.5. Si asumimos que estos valores no son aleatorios, cada nuevo valor nos informa sobre el proceso que controla los valores futuros hasta que generen un patrón. Las mediciones estadísticas como media, moda, o varianza, son completamente incapaces de distinguir entre estas dos series. Sin embargo, el orden secuencial puede proveer de información sobre su fluctuación de modo que la predictibilidad se pueda establecer con más precisión. Es decir, la fluctuación entre los valores es más importante para la predicción e inferencia que sus propiedades estadísticas transversales. Para esta tesis, se utiliza el análisis estadístico (en contraste con el análisis de Fourier) por dos razones fundamentales: La primera, los datos recolectados no suponen una señal continua. La segunda, el análisis de complejidad cada vez se acerca más a las definiciones de la teoría de información. Más adelante se profundizara en la relación entre el diseño experimental y análisis de datos.

En resumen, podemos decir que si en un proceso generativo de datos el tiempo es una dimensión relevante, la estadística transversal puede darnos resultados que no sean realmente informativos para nuestros fines. Los errores estándar pueden ser estimados de forma muy imprecisa, los coeficientes de regresión tener serios errores, y la correlación entre puntos de la serie pierde valor explicativo, sin mencionar que las reglas de transición entre los distintos estados en una variable aleatoria pueden inferirse sólo a través de su orden de permutaciones.

1.5 Sistemas complejos y medidas de información.

La definición de complejidad es por decirlo de alguna manera, problemática. Tanto las definiciones como las formalizaciones, son diversas y sirven diversos propósitos (Prokopenko, Boschetti & Ryan, 2009; Fernandez, Maldonado & Gershenson, 2014; Gershenson & Fernandez,

2014). Más allá de una revisión del término, esta sección tiene como finalidad proponer una intuición del campo que sea funcional para la comprensión de la metodología desarrollada, a la vez que define términos fundamentales de la disciplina.

Un sistema complejo es un sistema dinámico con una gran cantidad de elementos que interactúan entre sí, dando origen a comportamientos globales que constriñen estas relaciones locales a través del tiempo; es decir, sistemas que adquieren estructuras funcionales/espaciales/temporales sin especificaciones *a priori* (Haken & Portugalli, 2017). De cierta manera, es posible hablar de un sistema complejo como uno en el cual la historia de interacción genera un comportamiento adaptable, de modo que los cambios en la estructura de sus componentes no tengan control sobre este proceso.

Una definición que puede satisfacer los propósitos de esta investigación a modo de resumen es la siguiente: *“Las reglas que especifican las interacciones entre las unidades constituyentes de un sistema son ejecutadas con base en información exclusivamente local, sin referencia al patrón global, que es una propiedad emergente del sistema en lugar de una propiedad impuesta al sistema por una influencia ordenadora externa”* (Bonabeau et al., 1999) [Traducción libre]. Pese a que esta definición se refiere al proceso de auto-organización en el estudio original, es una forma ilustrativa de tratar el concepto para fines de esta tesis.

El marco teórico utilizado para esta tesis, es el de modelamiento en teoría de información de sistemas complejos, siguiendo el trabajo de Prokopenko, Boschetti & Ryan (2008), y Fernandez, Maldonado & Gershenson (2014), por lo que las formalizaciones serán las descritas en este último, y más importante, las desarrolladas para el código desarrollado en (Santamaría-Bonfil, Gershenson & Fernandez, 2017), que calcula estas cantidades en series de tiempo en el lenguaje de computación MATLAB. Las caracterizaciones en teoría de información de sistemas

complejos, se basan en el estudio de las secuencias de símbolos que corresponden a distintos estados posibles en un sistema dinámico. Pese a que las ciencias de la complejidad adoptan métodos de diversas disciplinas, ciertas ideas son fundamentales a través de ellas. Vale la pena señalar que en muchos casos, la complejidad es entendida a través de la relación funcional entre dos fuerzas de un sistema: Distribución y fluctuación (Kaiser, 2014), orden y caos (Langton, 1990), emergencia y auto-organización (Fernandez, Maldonado y Gershenson, 2014), regularidad y cambio (Kauffman, 1993), etc., Los términos más importantes (y relevantes para este propósito) son los siguientes: Emergencia, auto-organización y adaptación.

1.5.1 Emergencia

La emergencia es la característica que tiene un sistema de *generar* un comportamiento global que no pueda ser inferido (ni predicho) a través de las propiedades de los elementos que lo componen. A grandes rasgos, es un *proceso* que define al sistema en tanto unidad y genera un comportamiento a gran escala. En términos informacionales, se puede decir que la emergencia que refleja una serie de tiempo de un sistema dinámico gobernado por distribuciones discretas, es la razón de la incertidumbre que la serie genera consigo misma a causa de 1) Dinámica o 2) Escala (Santamaría-Bonfil, Gershenson, Fernandez, 2017). La característica fundamental de un sistema emergente, es que su comportamiento parece ser caótico cuando se trata de estudiar al nivel de las reglas de interacción que le dan origen. Un ejemplo demostrativo que tiene gran peso en la historia científica, es *El juego de la vida de Conway* descrito en Bays (2010). En él, las reglas de un autómata celular que definen la interacción de cada celda con sus vecinos, producen comportamientos globales interesantes a largo plazo que están constreñidos por las condiciones

iniciales. Para el caso de variables continuas, la emergencia puede formalizarse como:

$$E = -K \sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i$$

En donde K, representa una constante de normalización que restringe E entre 0 y 1. K se define como:

$$K = \frac{1}{\log_2(b)}$$

En donde b es el número del alfabeto, y el denominador corresponde a la entropía máxima que puede alcanzar una distribución con un alfabeto de tamaño b. Consecuentemente se deriva que E puede ser entendida como la relación entre entropía para una distribución H(X), y la máxima entropía para una distribución con un alfabeto del mismo tamaño H(U).

$$E = \frac{H(X)}{H(U)}$$

1.5.2. Auto-organización

La auto-organización es la capacidad que tiene un sistema de generar orden sin un control externo a las propias reglas que gobiernan la transición entre sus estados. En su forma más general, es la capacidad de reducir la entropía como una consecuencia de la interacción de sus elementos entre sí y con un ambiente. Si la emergencia describe el grado de irregularidad que genera un sistema, la auto-organización describe el orden espontáneo que lo mantiene unido. Un ejemplo adecuado, es el movimiento en maza, en el cual muchos agentes logran coordinarse sin

planeación, dirección central, ni referencia al colectivo. Formalmente, la auto-organización se define como la inversa de E:

$$S = 1 - E = 1 - \frac{H(X)}{H(U)}$$

1.5.3 Adaptación

La adaptación de un sistema complejo, es el proceso mediante el cual un sistema dinámico cambia sus variables de modo que incremente su información mutua con un ambiente dinámico no estacionario que lo contiene. A grandes rasgos, es un conjunto de reglas mediante las cuales el sistema modifica sus variables para disminuir el costo de interacción con un meta-sistema.

Es precisa una pregunta muy común, al utilizar una metodología que no es típica de un área de estudio: ¿Cuál es la ventaja que confiere sobre los métodos tradicionales? La respuesta para este estudio, es que el movimiento cumple con las características de un sistema complejo; y si de este modo puede predecir el incremento en el desempeño perceptual, sugiere que el estudio de la complejidad informacional para inventarios motores es un método adecuado para estudiar contingencias sensorio-motoras. El hecho de que el movimiento esté automatizado, y que las fluctuaciones a diferentes escalas sean constitutivas de su distribución, sugiere también que se genera como un proceso descentralizado. La relación que pudieran tener estas propiedades con la adquisición de unidades perceptuales es una pregunta que vale la pena plantearse desde las perspectivas del estudio de las series de tiempo. Describir la percepción como un sistema complejo (siguiendo la teoría sensorio-motora), puede definirse como: El *efecto* de mantener la

relación entre emergencia y auto-organización de un bucle sensorio-motor a través del acoplamiento con un ambiente.

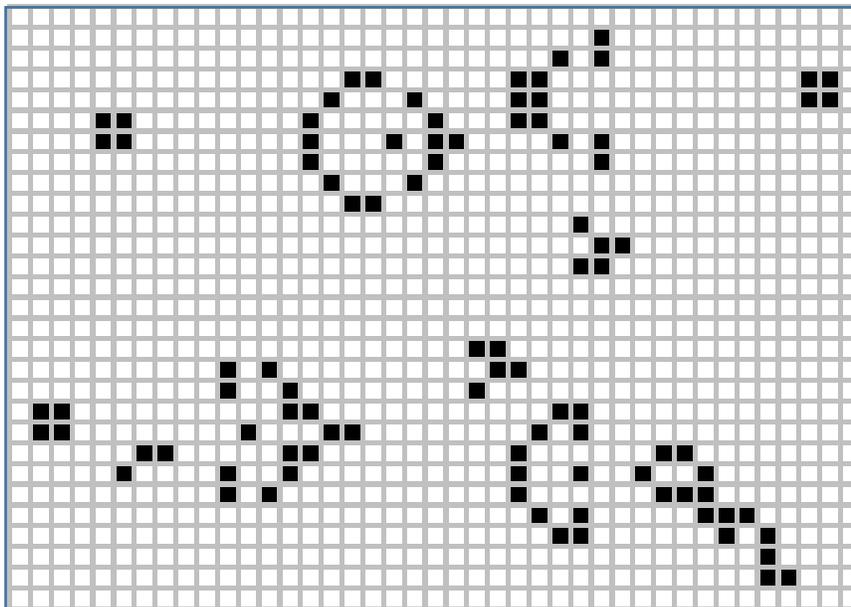


Figura 5. Ejemplo de un autómata celular simulando “el juego de la vida”. En la imagen se pueden ver patrones globales que emergen de las relaciones entre conjuntos de celdas. Las reglas que les dan origen, sin embargo, no hacen ninguna referencia a este proceso.

1.6 Planteamiento del problema de investigación.

La adquisición de una contingencia sensorio-motora a través del registro del movimiento representa una pregunta abierta: ¿Cuál es la relación entre la complejidad motora y el desempeño perceptual? Pese a los estudios en mecatrónica (Schmidt, Hoffmann, Nakajima & Pfeiffer), vida artificial (Beer, 2008) y filosofía (Noë, 2002), las condiciones experimentales válidas para

experimentación humana han hecho difícil la exploración de esta pregunta en psicología. Para afirmar que la percepción es un proceso no-estacionario, estudios experimentales en los cuales exista control sobre cada elemento del bucle sensorio-motor son necesarios. Más aún, la TSP propone una solución contra-intuitiva: El reforzamiento de la actividad motora (mediante un adecuado desempeño sensorial), genera variabilidad a mayor escala. Los protocolos de sustitución sensorial, pese a sus beneficios para el estudio de la percepción, no han provisto de datos que permitan estudiar la complejidad del proceso que inducen en una serie de tiempo.

1.7 Objetivos

Los objetivos de este estudio son

- 1) Demostrar una correlación positiva entre las medidas de complejidad en el perfil de aceleración del movimiento humano y la percepción distal.
- 2) Demostrar la validez de los sistemas de sustitución sensorial para evaluar hipótesis que normalmente se evalúan en robots y autómatas simulados.

1.8 Hipótesis

Existe una correlación positiva entre el éxito en la tarea y la complejidad en el movimiento del brazo de los sujetos, reflejada en diferencias en las puntuaciones y medidas de complejidad en los distintos intervalos de las series de tiempo.

Capítulo 2: Metodología

2.1. Participantes.

Estudiantes de licenciatura, maestría y un profesor de la UNAM (N=10), participaron voluntariamente en este experimento. Los criterios de exclusión fueron diagnósticos de trastornos motores, sensoriales, psiquiátricos, o neurológicos. Todos estos se llevaron a cabo en el salón 201-202 del edificio anexo del Instituto de Investigación en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas de la UNAM con instrucciones precisas. El proceso completo tomó aproximadamente una hora. Todos los participantes firmaron un consentimiento informado.

2.2. Materiales: La Enactive Torch

Para llevar a cabo este estudio, se utilizó el sistema de sustitución sensorial “Enactive Torch” (Figura 6). Es necesario profundizar en la presentación de este aparato. La ET es una interfaz de sustitución sensorial distal-háptica minimalista, diseñado con el fin específico de generar investigación en sujetos humanos, y presentado por primera vez en una tarea de navegación modificada para este estudio (Froese, McGann, Bigge, Spiers & Seth, 2012). Su nombre hace referencia a una linterna, que permite revelar información distal mediante la exploración, y al enactivismo, corriente teórica en ciencias cognitivas que sugiere que la experiencia perceptual deriva de la actividad motora. El sistema es ligero y fácil de portar, lo que facilita la navegación en espacios abiertos y la inmersión por parte del sujeto experimental. La versión utilizada, cuenta

con un conjunto de características de diseño que son de gran importancia para el experimento.

Estas son:

1.- Una unidad de medición de inercia. Es decir, un sistema que cuantifica el movimiento del aparato. Este consta de 3 acelerómetros (cada uno respondiendo al movimiento en un eje en particular), 3 magnetómetros y 3 giroscopios.

2.- Un lente infra-rojo de largo alcance. Este tiene la función de sensor, y permite percibir distancias de hasta 1 metro.

3.- Un motor. Este puede ser externo o interno, y funciona a modo de actuador. El motor interno hace vibrar al aparato, y el motor externo se puede atar a la muñeca del usuario para que la vibración sea recibida directamente en esta.

Estas son características fundamentales de la ingeniería de la ET para fines de investigación. La razón de todo este mecanismo, es la de recolectar datos de movimiento en *tiempo real*. La ET manda datos del movimiento de la mano/brazo con el cual esté siendo sujeta vía Bluetooth, con una resolución superior a 18 observaciones por segundo (180hz) para cada uno de estos elementos. Esto nos permite generar un panorama temporal en alta resolución de las dinámicas tanto motoras, como sensoriales (distales) de los usuarios. Más aún, la ET cuenta con un microcontrolador Arduino, con el cual se pueden modificar los parámetros de los actuadores y los parámetros de registro, como frecuencia de muestreo y resolución.



Figura 6. Modelo de la Enactive Torch utilizada en el experimento. Las flechas negras indican la dirección del registro de cada acelerómetro. Las flechas blancas la orientación de los giroscopios. Imagen tomada de: <https://github.com/CreativeRobotics/EnactiveTorchRT/tree/master/Instructions>

2.3 Experimento.

Para llevar a cabo los experimentos, se tomaron todas las sillas y mesas dentro del salón y se acomodaron de forma que conformaran un camino de obstáculos. En cada esquina hay un supervisor con un teléfono celular que emite un tono, y en el centro pegado a una de las paredes hay un “módulo de control”, en el cual se encuentra una computadora que registra 18 muestreos por segundo de cada parámetro de la ET vía Bluetooth.

Los experimentos consisten en una versión modificada del estudio llevado a cabo por Froese et al. (2012), que a su vez incluía una réplica de los experimentos llevados a cabo por Cardinalli et al. (2009). Para fines de claridad, a continuación se enumeran las 5 etapas del experimento y se explica brevemente cada una. Durante las primeras cuatro, el sujeto tiene los ojos cubiertos.

1. En un principio, los participantes llevan a cabo una versión modificada de la prueba de propiocepción diseñada por Cardinalli et al (2009). El experimento original, tiene como objetivo la evaluación de las distorsiones perceptuales en el esquema corporal que surgen como efecto del uso de herramientas. Para nuestra versión los participantes extienden el brazo con el cual sostendrán la ET (dominante) sobre una superficie de madera y reciben tres toques en diferentes puntos del brazo (en la punta de los dedos, en la muñeca y cerca del codo). Se les pide que, usando el índice de la mano contraria, indiquen en una regla situada paralelamente a su brazo la altura a la cual sintieron el toque. El objetivo de esto es el de evaluar si existe una distorsión en la percepción de la longitud del brazo como un efecto del uso de la ET en la tarea subsecuente.

2. Posteriormente, los sujetos son introducidos a una “carrera de obstáculos” (Figura 7). Estos obstáculos, están compuestos por conjuntos de sillas (generalmente de seis). En cada esquina del lugar hay un experimentador. Cada experimentador controla una fuente de sonido con un teléfono celular, que emite un tono que se le instruye al participante que debe de seguir. La tarea a continuación está descrita por las instrucciones:

“Estás entrando a un cuarto lleno de obstáculos. Adentro, vas a escuchar un sonido constante, que tienes que seguir. Cada vez que te acerques lo suficiente a la fuente de sonido, escucharás la palabra “punto”. Esto quiere decir que ha marcado un punto, y en cuanto eso suceda, la fuente del sonido cambia de lugar. El objetivo de la tarea es lograr pasar 5 de estos intervalos sin detenerte y sin tocar nada. En cuanto esto suceda, se te notificará y se detendrá el experimento. Si no lo logras, de todas maneras este se detiene después de 35 minutos. Para guiarte en el lugar, tendrás una ET. [En este momento, se

les pide que pongan con la palma apuntando al techo la mano dominante, y se les entrega una ET. Se les explica cómo funciona y se les permite un entrenamiento de aproximadamente 20 segundos, en el cual exploran su entorno sin desplazarse]. *Los obstáculos tienen dos tamaños. O son paredes, o miden aproximadamente 50 centímetros. En cuanto escuches el primer sonido puedes empezar.*”

A continuación, comienza el primer sonido, en la contra-esquina del punto de partida. Las transiciones entre fuentes de sonido, siempre siguen la siguiente regla: La siguiente fuente de sonido, siempre es la que está cruzando el tramo más largo o la diagonal. Los cambios más cercanos a los minutos 10 y 20, siempre habiéndolos pasado, cambian la dirección de estas transiciones. Estudios piloto demuestran que 35 minutos es en general la máxima cantidad de tiempo para que los participantes sigan siendo proficientes en la tarea.

3. Una vez que concluyen los 35 minutos (o los sujetos terminan exitosamente la tarea), se les guía fuera del lugar y se les aplica de nuevo el experimento de la segunda etapa. Una vez que terminan, se les permite quitarse la máscara y los goggles.

4. Los participantes llenan un cuestionario en línea.

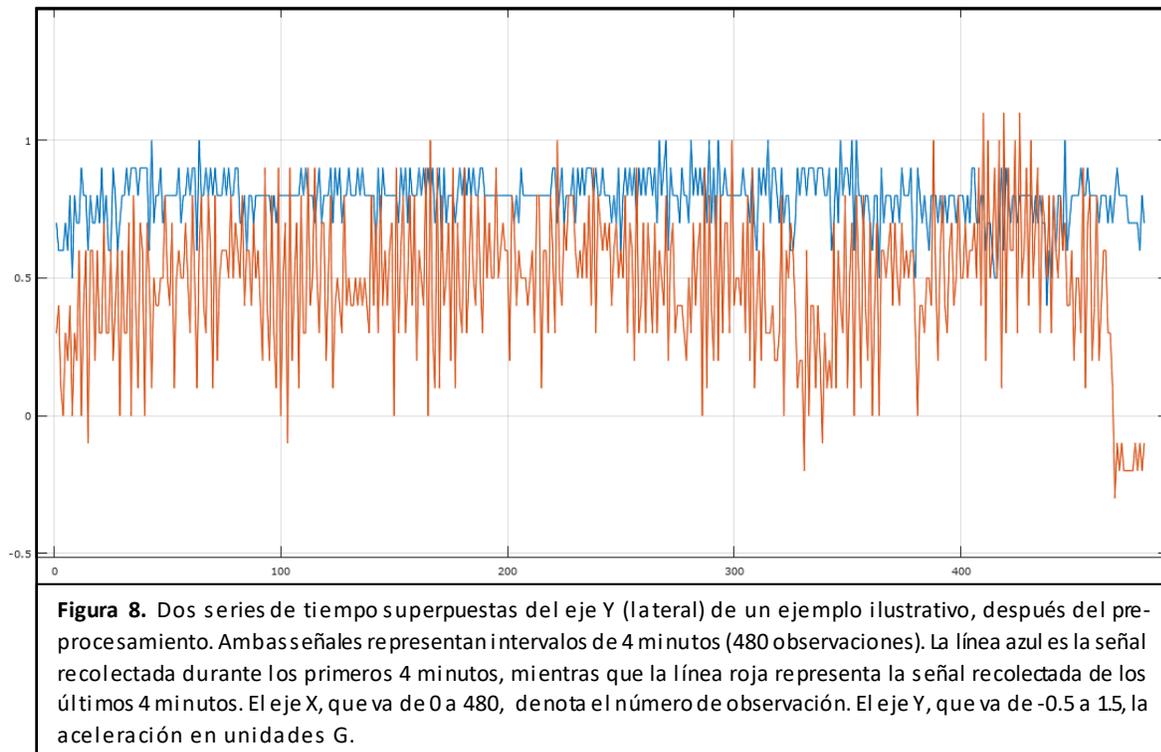
Las instrucciones tienen como objetivo que los participantes generen una estrategia motora para optimizar su percepción distal de forma *no cognitiva*, dada la carga atencional de seguirse moviendo. Es decir, que logren automatizar el movimiento sin tener que planearlo. Asumimos que el poner atención al sonido y al desplazamiento imposibilitan al sujeto para utilizar la ET de forma *cognitiva*.



2.4 Análisis de datos.

Se analizaron coeficientes de complejidad en el movimiento de los brazos para los primeros y últimos cuatro minutos de la tarea, y el crecimiento en la cantidad de estados del sistema y entropía de permutación para los primeros y últimos intervalos de cinco minutos, así como puntajes en la tarea de navegación. Los datos arrojados por la ET fueron los valores de la aceleración del movimiento en unidades G del eje Y, definido como el más relevante en estudios piloto, registrados con una sensibilidad de -2 a 2. Para analizar la relación entre un incremento en la complejidad del perfil de aceleración y un incremento en el desempeño en la tarea, se tomaron dos subconjuntos de datos de cada participante: Los primeros 5 minutos, y los últimos 5 minutos de la serie de tiempo de la tarea de navegación en el caso de los coeficientes de complejidad

dinámica, y los primeros y últimos 2 minutos en el caso de la entropía de permutación; y posteriormente se hizo una comparación entre sus resultados (Figura 8).



El análisis de la acelerometría se mantuvo intacto (en lugar de integrarse para estudiar velocidad o trayectorias), dado que es el reflejo más adecuado del perfil de acción en los participantes. La aceleración refleja los cambios activos en el movimiento de la ET. Para cambiar la posición de la ET, la persona debe mover la mano, afectando la velocidad.

El primer paso es convertir las secuencias de datos a variables adecuadas para el análisis en curso. Para calcular la entropía de permutación, se redujo la tasa de muestreo en un factor de 18, generando 1 dato por segundo. Después, se discretizaron los valores de modo que sólo hubiera un dígito después del punto decimal, haciendo que las series de tiempo fueran secuencias con un alfabeto de 40 símbolos. Vale la pena recordar que la información de Shannon sólo funciona en

variables aleatorias, por lo que los valores de la serie no funcionan como números. Esto es importante, ya que la ET tiene una sensibilidad que permite registrar una precisión de 4 dígitos después del punto decimal, por lo cual oscilaciones insignificantes se computarían como diferentes estados del sistema. Por ejemplo, 1.819 y 1.1820. Sin embargo, afectaciones tan pequeñas pueden ser causadas por efectos tan irrelevantes como la vibración del motor interno, y no reflejan cambios significativos para los propósitos de estudiar las dinámicas motoras del brazo. Para las medidas de complejidad dinámica, por la naturaleza de “ventaneo”, se redujeron los valores a 6 por segundo, mediante un método de re-muestreo.

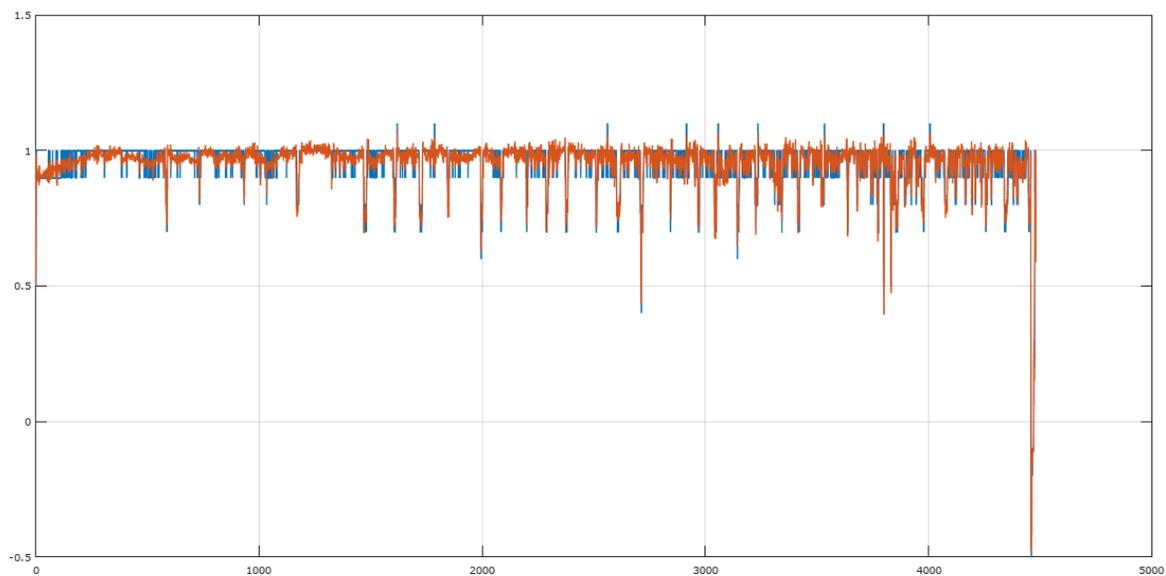


Figura 9. Señales superpuestas del eje Y (lateral) antes y después del proceso de discretización. La señal en rojo, representa el eje Y de un ensayo con una resolución que permite el registro de milésimas, después del re-muestreo. La señal azul, representa la misma señal después del proceso de agregación y discretización. El eje X representa el número de observación, el eje Y representa la aceleración en unidades G.

2.4.1 Complejidad dinámica en el movimiento

El primer coeficiente de complejidad dinámica, es el producto de dos valores, un coeficiente de fluctuación y otro de distribución para distintos subconjuntos de la serie. El algoritmo consiste en computar los dos primeros valores a una ventana móvil de 7 datos que se desplaza hacia la derecha por un dato a la vez.

La medida de fluctuación implementada, es la media al cuadrado de la suma de las diferencias (MSSD) (Von Neumann, 1941), que se define como

$$MSSD = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (x_{i+1} - x_i)^2}{n - 1}$$

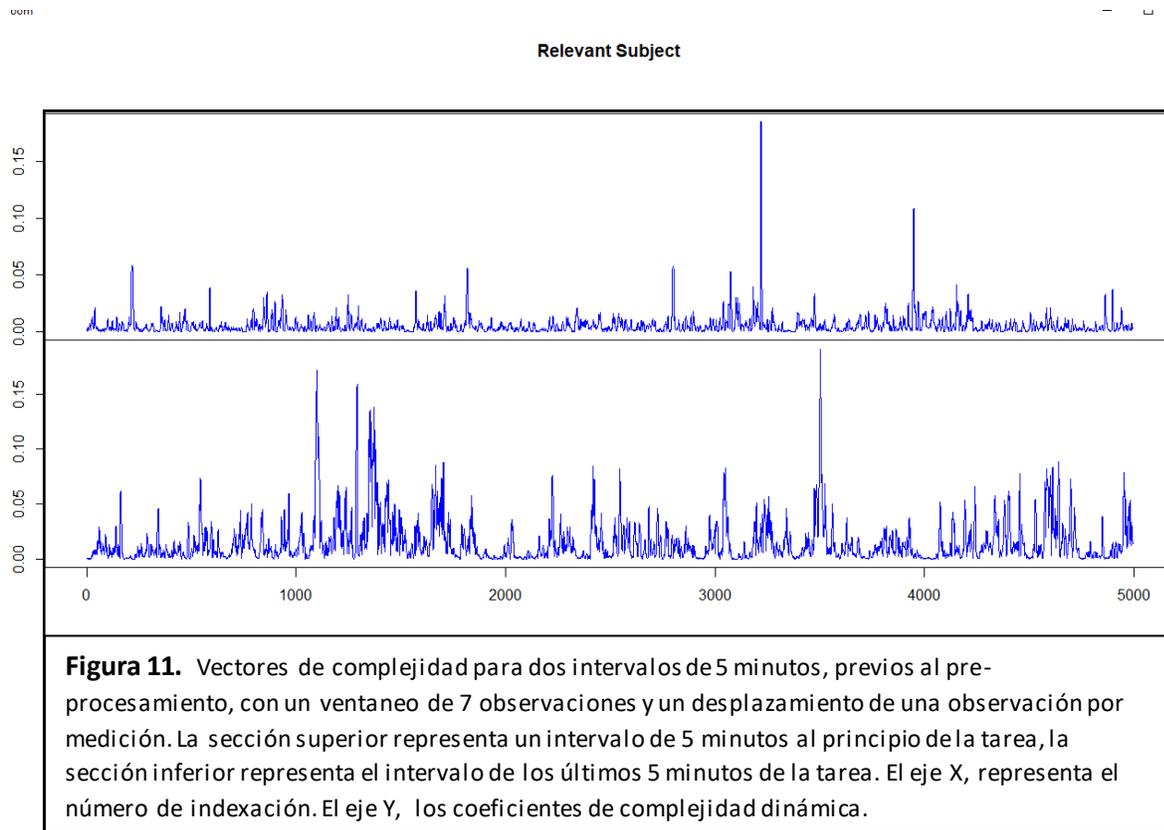
Es decir, evalúa las diferencias entre valores sucesivos de una serie.

En cada ventaneo, la MSSD se calcula y después se divide por el valor hipotético de una MSSD con fluctuación “perfecta” (es decir, completamente regular) entre los valores máximos y mínimos de la serie de tiempo (en nuestro caso, -2 y 2).

La medida de distribución se calcula de manera similar. Es decir, en cada ventaneo se computa la distribución de cada valor, una distribución hipotética en la que cada valor se distribuye uniformemente y después se divide el valor real por el hipotético. Esta es una medida de irregularidad en la serie.

La complejidad se calcula multiplicando estos dos valores. Naturalmente, el resultado es un conjunto de datos, uno por cada ventaneo. En este estudio, se calculó la media de cada uno de los coeficientes y en vista de los posibles valores de nuestras series, los resultados se multiplicaron por 100; de modo que su visualización y manipulación fueran más accesibles. Los valores de

complejidad se computaron con el paquete “Dyncomp” (Kaiser, 2014), para el lenguaje de computación R (Figura 11).



2.4.2. Entropía de permutación

La entropía de permutación es una medida de complejidad en series de tiempo (Bandt & Pompe, 2002), que calcula la distribución de patrones ordinales en la serie. Es decir, busca definir la complejidad a través de la comparación de valores adyacentes. Probablemente la mejor manera de explicar el concepto es a través del ejemplo provisto por los autores.

Tomemos la siguiente secuencia: $x = (4, 7, 9, 10, 6, 11, 13)$

Organizamos los 6 pares de valores vecinos, de acuerdo a sus valores relativos encontrando 4 pares para los cuales $x_t < x_{t+1}$. Y dos pares para los cuales $x_t < x_{t-1}$. Entonces 4 pares están

representados por la permutación 01. Definimos la EP de orden $n=2$, como la probabilidad de las permutaciones 01 y 10. Para esta serie, la entropía es:

$$H(2) = -\left(\frac{4}{6}\right) \log\left(\frac{4}{6}\right) - \left(\frac{2}{6}\right) \log\left(\frac{2}{6}\right) \approx 0.918$$

El mismo procedimiento puede hacerse con diferentes valores de n , y por extensión distintos tipos de permutación. Por ejemplo, $n=3$, contemplaría permutaciones 012, 120, 021, 201 y 210.

La ecuación que describe la EP es

$$H(n) = -\sum p(\pi) \log p(\pi)$$

En donde π es el número de posibles permutaciones de orden n . Para nuestro análisis, utilizamos $n=4$, sobre 4 posibles valores, en intervalos de 2 minutos. Primero, se calcularon las distribuciones de patrones ordinales, para después calcular la entropía de permutación. Ambos procesos se llevaron a cabo utilizando el paquete “statcomp” para el lenguaje de computación R.

2.4.3. Proficiencia perceptual

Los puntajes en la tarea, se calcularon tomando el número total de intervalos recorridos por el participante, y se dividieron por la cantidad de intervalos que no fueran “exitosos”, es decir, en los cuales el participante chocara o se detuviera. Estos valores se calcularon para los primeros y últimos intervalos de 5 y 2 minutos.

2.4.4. Información mutua.

Para estudiar la correlación entre los pares de variables, se computó la información mutua entre la entropía de permutación por participante y los puntajes de los primeros y últimos intervalos de 2 minutos, y las medias de complejidad dinámica y los puntajes de los primeros y últimos intervalos de 5 minutos.

La información mutua, es una medida de dependencia entre dos variables. Cuantifica la cantidad de bits sobre una variable aleatoria, a través de otra variable aleatoria. Computa que tan similar es la distribución conjunta $p(X, Y)$ a los productos de las distribuciones marginales $p(X) p(Y)$.

La definición formal de información mutua, es:

$$I(X; Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x, y) \log\left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}\right)$$

En donde $p(x, y)$ es la distribución conjunta de X y Y , y $p(x)$ y $p(y)$ son las distribuciones marginales de X y Y , respectivamente. Existe una normalización para calcular correlación que busca emular los coeficientes de correlación de Pearson:

$$\frac{I(X; Y)}{\sqrt{H(X)H(Y)}}$$

En donde $H(X)$ y $H(Y)$ denotan la entropía de las variables X y Y , respectivamente.

Capítulo 3: Resultados

3.1. Complejidad dinámica

Pruebas t de student para valores apareados revelaron diferencias entre las medias en la complejidad dinámica para el primer ($M=0.164$, $DS=0.06$) y último ($M=0.32$, $DS=0.11$) intervalos, con valores de ($t=-2.1549$, $p=0.09$). (Figura 12)

Tabla 1. Coeficientes de complejidad dinámica para intervalos de 5 minutos. La primera fila representa el primer intervalo. La segunda, el último. Cada columna representa un participante distinto.

0.3	0.17	0.19	0.12	0.16	0.1	0.19	0.18	0.04	0.19
0.46	0.47	0.48	0.36	0.28	0.14	0.26	0.32	0.21	0.30

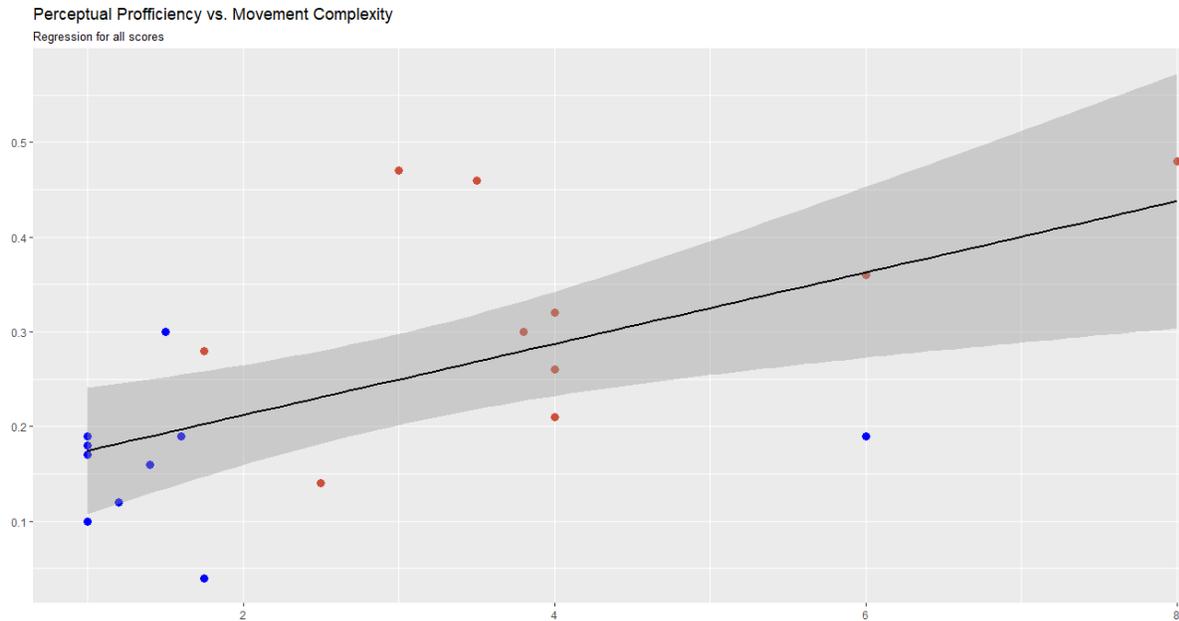


Figura 12: Gráfico de dispersión de la relación entre complejidad dinámica y éxito en la tarea. El eje X, representa los puntajes. El eje Y, representa las medidas de complejidad dinámica del movimiento manual. Los puntos azules, representan el primer intervalo de cinco minutos. Los puntos rojos, el último. La línea negra un modelo lineal para los datos.

3.2 Entropía de permutación

Pruebas t de student para valores apareados revelaron una diferencias entre los puntajes para el primer ($M=0.671$, $DS=0.25$) y último ($M=0.778$, $DS=0.185$) intervalos, con valores de ($t= -3.98$, $p= 0.003$). (Figura 13)

Tabla 2. Valores de la entropía de permutación para intervalos de 2 minutos. La primera fila representa el primer intervalo. La segunda, el último. Cada columna representa un participante distinto.

0.78	0.91	0.74	0.49	0.86	0.68	0.84	0.87	0.14	0.4
0.81	0.93	0.92	0.64	0.91	0.82	0.89	0.92	0.43	0.51

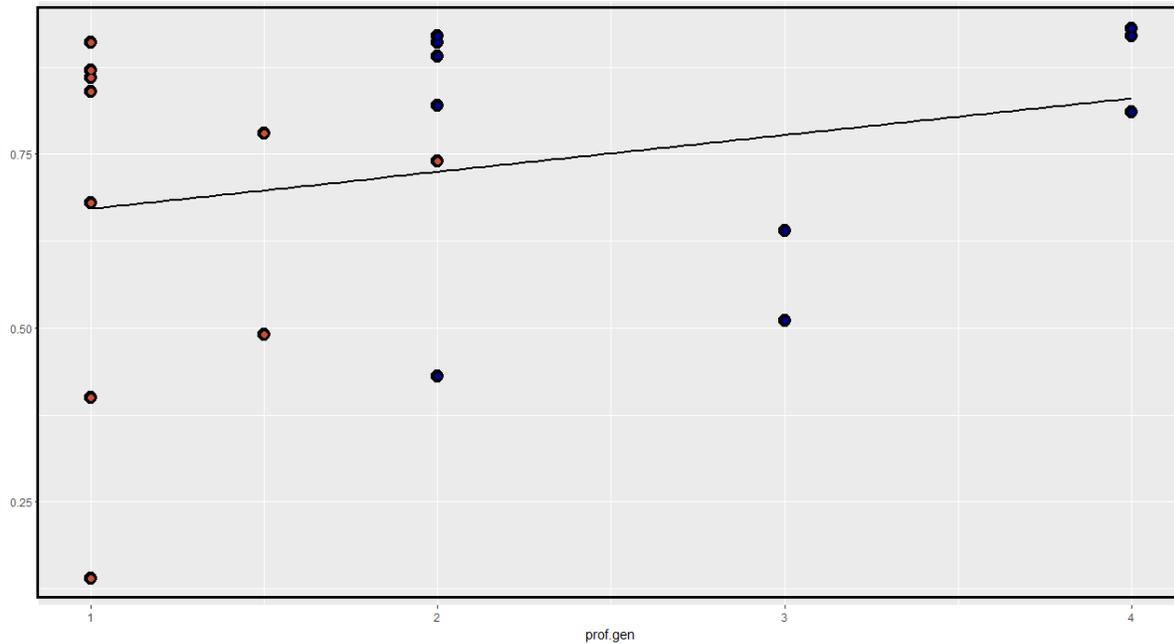


Figura 13: Gráfico de dispersión de la relación entre la entropía de permutación y éxito en la tarea. El eje X, representa los puntajes. El eje Y, representa la entropía de permutación del movimiento manual. Los puntos azules, representan el primer intervalo de dos minutos. Los puntos rojos, el último. La línea negra un modelo lineal para los datos.

3.3 Proficiencia perceptual

Pruebas t de student para valores apareados revelaron una diferencias entre los puntajes para el primer (M=0.174, DS=1.52) y último (M=4.05, DS=1.78) intervalos de 5 minutos, con valores de ($t=-6.33$, $p=0.0001$), y para el primer (M=1.2, DS=0.34) y último (M=2.8, DS=0.91) con valores de ($t=-6.8571$, $p=0.0001$). (Figuras 14 y 15).

Tabla 3. Puntajes en la tarea de navegación para intervalos de 2 minutos. La primera fila representa el primer intervalo. La segunda, el último. Cada columna representa un participante distinto.

1.5	1	2	1.5	1	1	1	1	1	1
4	4	4	3	2	2	2	2	2	3

Tabla 4. Puntajes en la tarea de navegación para intervalos de 5 minutos. La primera fila representa el primer intervalo. La segunda, el último. Cada columna representa un participante distinto.

1.5	1	6	1.2	1.4	1	1	1	1.75	1.6
3.5	3	8	6	1.75	2.5	4	4	4	3.8

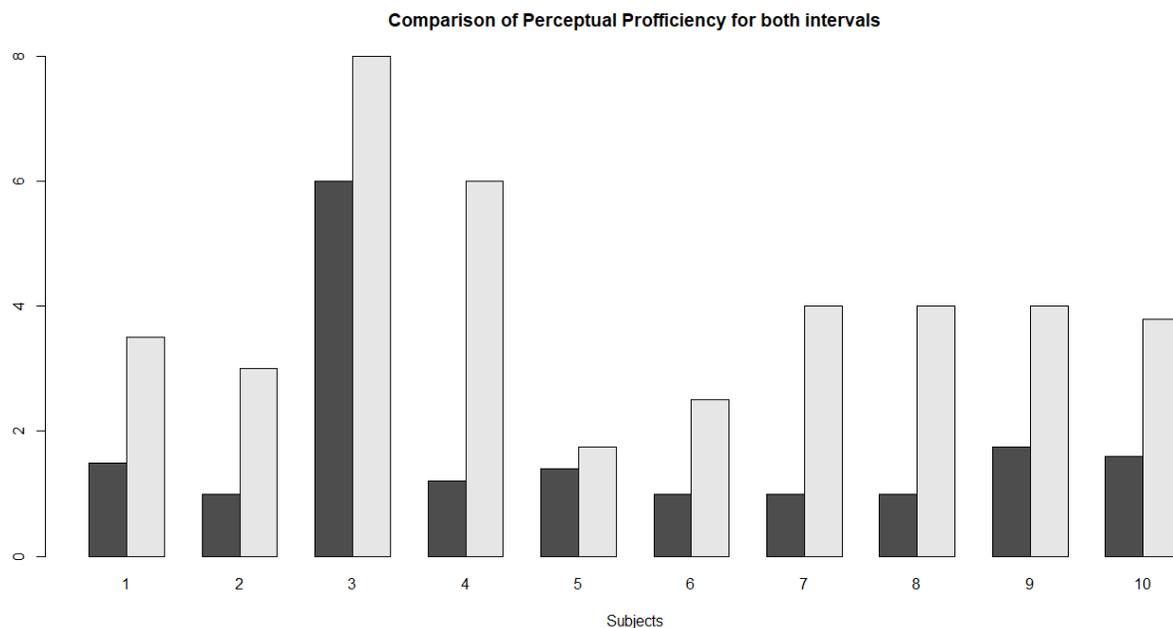


Figura 14: Comparación del éxito en la tarea en cada intervalo estudiado. La primera barra de cada par, representa el puntaje para el primer intervalo de cinco minutos en cada participante. La segunda barra, representa el puntaje del último intervalo.

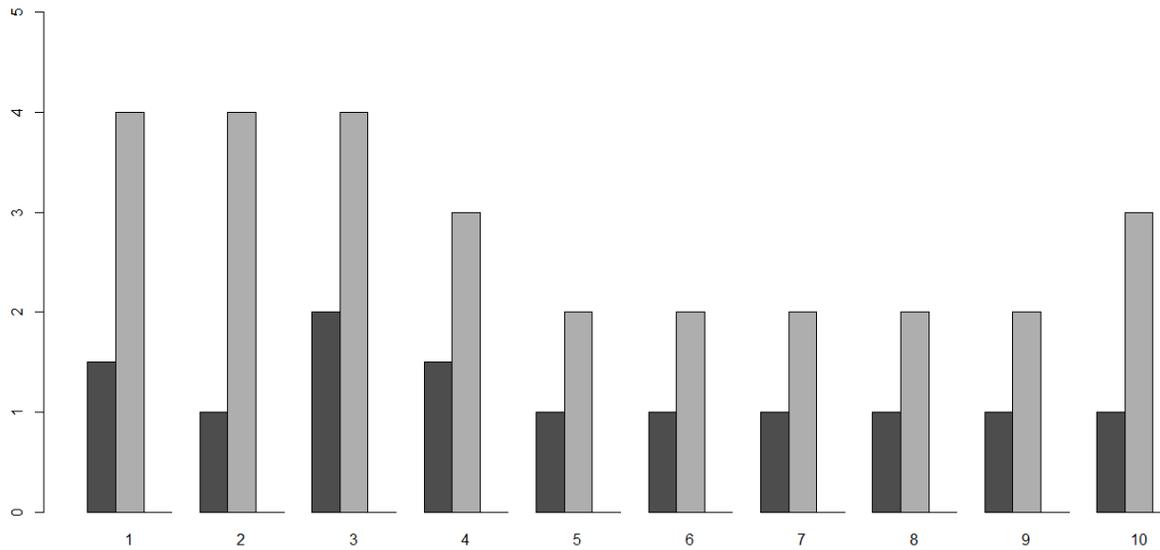


Figura 15: Comparación del éxito en la tarea en cada intervalo estudiado. La primera barra de cada par, representa el puntaje para el primer intervalo de dos minutos en cada participante. La segunda barra, representa el puntaje del último intervalo.

3.4. Correlación.

La información mutua entre la entropía de permutación y la proficiencia perceptual = $I=0.63$. La forma normalizada da un coeficiente de correlación en bits de $d=0.28$. La información mutua normalizada entre las medias de complejidad dinámica y la proficiencia perceptual = 0.47 . La forma normalizada da un coeficiente de correlación en bits de $d=0.19$.

Pruebas de correlación de Pearson ($r=0.28$, $N=10$, $p=0.28$) indican que la correlación lineal positiva es débil entre la entropía de permutación y los puntajes en la tarea (Figura 13). El mismo estadístico ($r=0.6$, $N=10$, $p=0.004$), demuestra una correlación positiva entre la complejidad dinámica y la proficiencia perceptual.

Capítulo 4: Discusión

4.1. Interpretación de los resultados

En nuestro estudio, se intentó que los participantes se vieran forzados a incrementar su interacción con el ambiente a través de un bucle sensorio-motor con el espacio; de modo que el éxito en la tarea fuera difícilmente explicable por otros medios. Enfoques cognitivos, podrían argumentar una capacidad reflectiva y huellas mnémicas. Por ejemplo, una representación mental del ambiente que permitiera memorizarlo en cierta medida, de modo que fuera capaz la navegación sin acoplamiento activo. Parte del protocolo experimental busca que esto sea demasiado difícil en cuanto a capacidad atencional, y el incremento en la complejidad motora puede explicarse al menos en cierta medida como un factor funcional, ya que es a su vez difícil explicar el crecimiento en la fluctuación de los valores de la acción motora de otro modo.

Por otra parte, los resultados tienen la característica principal de encontrar que hay una diferencia significativa en las medidas de complejidad y percepción a modo *pre-test, post-test*. El *test*, en este caso, es la interacción con el medio. Nuestro experimento se limita al estudio de una correlación, y asumimos que el control experimental es suficiente para asumir dependencia.

Pensamos que, a pesar de que es posible asumir que la complejidad de la conducta motora y el aprendizaje sensorio-motor incrementen de manera independiente, esto es poco probable, ya que la motricidad es la única manera efectiva de utilizar la Enactive Torch. Protocolos experimentales en los cuales la complejidad motora se vea impedida (así como la capacidad

reflectiva de los participantes), podrán dar luz sobre la causalidad de diferentes características conductuales y la adquisición de una contingencia sensorio-motora. Es decir, protocolos en los cuales el bucle sensorio-motor se vea interrumpido, o funcione con diferentes grados de acoplamiento. La correlación se estudió por medio de coeficientes de correlación de Pearson y por medio de información mutua, para evitar limitarnos a asumir una correlación lineal entre las variables. Los bits de información mutua, pese a ser más bien bajos, reflejan dos fenómenos observables: Es predecible que incrementos en una cantidad (independientemente de la magnitud), van a incrementar en la otra. El segundo, es que hay una diferencia significativa entre ambas medidas con la puntuación en la tarea. Es prudente, dentro del contexto de la cantidad de participantes, tomar tanto la correlación informacional como la correlación lineal como un factor de importancia secundaria en el análisis.

En términos de la teoría de las contingencias sensorio-motoras, nuestros resultados sugieren que la percepción es un fenómeno altamente dinámico, y no estacionario. Es decir, en el contexto de un bucle sensorio-motor, la complejidad del movimiento implica un crecimiento del espacio de estados del sistema perceptual; o dicho de otro modo, el incremento en la libertad del agente para acoplarse con el medio. En términos ecológicos, incrementa los *affordances*.

4.2. Pre-procesamiento y limitaciones.

Una de las primeras preguntas que viene a colación al observar los resultados de los diferentes análisis, es porqué la medida de complejidad en cuanto a la dinámica de las series y la medida con respecto a su valor informacional divergen. Es decir, porqué la correlación entre la complejidad y el éxito en la tarea es distinta para ambas medidas. Una de las posibles razones, es

que dada la tasa de muestreo original era imposible distinguir entre fluctuaciones que de hecho fueran relevantes para la entropía de permutación; es decir, era necesario aplicar diferentes criterios de pre-procesamiento en las series de tiempo. A su vez, el hecho de que la entropía de permutación no distinga números, hizo que series más largas fueran inconvenientes. Esto es dado que los símbolos implicarían cada vez más agregación y pre-procesamiento. Las funciones de complejidad dinámica, no tuvieron este problema, ya que fluctuaciones muy pequeñas podían ser distinguidas como irrelevantes (o por lo menos resultaban en un sesgo menor en el análisis).

Análisis subsecuentes con un pre-procesamiento más adecuado, podrían sin embargo reflejar una relación consistente entre la complejidad dinámica y la entropía de permutación que resultara en un predictor adecuado para el desarrollo de la percepción distal. Pese a que la teoría de la información es posiblemente uno de los caminos con mayor crecimiento en el estudio de la complejidad, aún no existe consenso en las limitaciones de los diferentes métodos utilizados para el análisis de series de tiempo. Una posibilidad interesante, sería inferir las propiedades de una regresión no-lineal para el proceso generativo de los datos, y con ese proceso intentar computar la complejidad *continua*. La complejidad continua se basa en el proceso de *entropía diferencial*, proceso que se establece a su vez en el cálculo de intervalos de integración sobre los cuales generar el análisis.

Mientras los incrementos en las mediciones son consistentes, no existe una relación lineal que sea predictiva para futuros casos del mismo estudio. Es decir, que pese a que cada participante generaba una cantidad suficiente de datos, el número de participantes es insuficiente para hacer un análisis más a profundidad sobre la variabilidad en los incrementos de los coeficientes entre los diferentes intervalos. La razón principal para explicar esto, es posiblemente la cantidad de variables en el experimento. Este estudio es una modificación de Froese (2012), y el experimento

original fue diseñado para ser más adecuado a metodologías cuantitativas; o a sacar conclusiones a través de los experimentos de modificación perceptual del cuerpo. Sin embargo, pese a que fueron suficientes en la validación de la ET para estudios de navegación, no contemplaban el control experimental necesario para estudiar aspectos como las trayectorias de los participantes. Por otra parte, dado que no es un protocolo definido previamente en la literatura, las contingencias experimentales fueron descubiertas sobre la marcha. Un ejemplo de esto, es el hecho de que correr los experimentos requiere de al menos 4 personas, otro es la forma del camino de obstáculos. Originalmente (y durante el pilotaje) las fuentes de sonido eran bocinas que se controlaban vía Bluetooth. Sin embargo, 6 dispositivos Bluetooth en un espacio cerrado constantemente interferían entre sí. La construcción del laberinto, también fue de cierta manera improvisada. Es cierto que durante el pilotaje se estableció la configuración más adecuada, pero todas estas configuraciones se establecieron exclusivamente por la accesibilidad al lugar. Posibles análisis más a profundidad, podrían revelar similitudes que superan las metodologías de esta tesis. Otro detalle que vale la pena mencionar, es que las medidas de complejidad no distinguen fácilmente entre *complejidad* y *aleatoriedad*. El aceptar esta limitación significa asumir que los datos están embebidos en una secuencia en todo su dominio.

Es preciso mencionar que en estudios piloto, se llevaron a cabo cinco experimentos en los cuales los sujetos usaron dos ETs. En estos experimentos, las medidas de complejidad del movimiento de la mano dominante, disminuyeron con el tiempo. Una explicación posible de este fenómeno, es que el sistema bi-manual, al incrementar su complejidad, disminuía la complejidad en cada uno de sus elementos. Sería interesante estudiar medidas de sincronización entre el movimiento de cada mano y compararlo con los resultados presentados en este trabajo.

4.3 Recomendaciones para estudios subsecuentes.

Para estudios subsecuentes, se recomienda recolectar datos de la trayectoria, no del perfil de aceleración. Esto, por dos razones diferentes. La primera, los recorridos pueden fácilmente diferenciarse, mientras que integrar los datos de un acelerómetro puede ser complicado. La integral de cada acelerómetro es la velocidad del brazo en cualquiera de los ejes, la segunda integral es un conjunto ordenado de posiciones (de nuevo, en cada uno de los ejes). Estas coordenadas, en un espacio tridimensional, se llaman “Yaw, Pitch, Roll”, y se refieren a cada uno de los ejes de rotación. Otra manera, es a través del uso de cuaterniones, números complejos que reflejan posiciones en 3 dimensiones. Pese a que la ET tiene código que puede inferir estas coordenadas en el proceso de recolección, la página de internet del aparato claramente recomienda no utilizar el código, ya que este está incompleto y los datos serían poco confiables. Un primer paso sería arreglar este problema y perfeccionar el código. Muy posiblemente, un registro adecuado de estas coordenadas implique una disminución en la resolución de los datos, y por lo tanto sea confiable para tazas más bajas de muestreo. Otra recomendación, es la de simplificar la tarea, de modo que la variabilidad se deba en la medida de lo posible al movimiento de los brazos. Esto podría lograrse delimitando un solo trayecto, por ejemplo, en un pasillo estrecho lleno de obstáculos, en el cual la cantidad de intervalos se compute como la cantidad de veces que el recorrido completo es realizado. La segunda razón, es que la literatura en el análisis de series de tiempo del movimiento manual, se dedica a estudiar trayectorias. Estos estudios generalmente están desarrollados para funcionar en uno o dos ejes, basados en movimientos de mouse. Hehman (2014), en una revisión de la literatura, sugiere que la complejidad al estudiar trayectorias refleja condiciones cognitivas, y propone el estudio del “análisis de desorden espacial”, y en particular el cálculo de la entropía de muestreo (sampling

entropy). Análisis subsecuentes buscarán tomar en cuenta la necesidad de incorporar análisis más complejos.

Capítulo 5. Conclusiones

Este estudio examinó la posibilidad de que la adaptación a un nuevo ambiente perceptual estaba relacionado a complejidad en el movimiento voluntario. Encontramos que existen incrementos en la complejidad de la conducta motora en los diferentes intervalos de la tarea, siendo esta mayor cuando el sujeto está más adaptado a su ambiente (como un efecto de la interacción con el medio). De igual manera, encontramos una correlación positiva con incrementos en la capacidad perceptual distal de los participantes. Estos incrementos son tanto dinámicos como en los patrones ordinales de la aceleración manual (acción motora).

En ausencia de estimulación sensorial (distal) que no dependa de movimiento manual, nuestros resultados sugieren que el desarrollo de la capacidad perceptual está asociada al desarrollo de la complejidad motora. Con $N=10$, ambos fenómenos se desarrollan de manera natural, y la presión contra estrategias cognitivas en la navegación sugiere que existe una correlación positiva entre ambas variables, y que el movimiento dinámico es necesario para una navegación exitosa.

Nuestros hallazgos señalan un fenómeno contra-intuitivo: El reforzamiento de la conducta motora no disminuye la variabilidad ni su irregularidad en el tiempo; y sin embargo tampoco se vuelve más desordenada. Podemos concluir que la percepción distal durante la sustitución sensorial tiene una correlación positiva con la complejidad del movimiento manual voluntario. En otras palabras, nuestro estudio provee evidencia de una relación causal entre el crecimiento de la complejidad en el movimiento voluntario y la adquisición de una contingencia sensorio-motora.

REFERENCIAS

1. Bach-y-Rita P (2004). "Tactile sensory substitution studies". *Annals of the New York Academy of Sciences*. **1013**: 83–91.
2. Bach-y-Rita, P., Collins, C. C., Saunders, F. A., White, B., & Scadden, L. (1969). Vision substitution by tactile image projection. *Nature*, *221*(5184), 963.
3. Bandt, C., & Pompe, B. (2002). Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. *Physical review letters*, *88*(17), 174102.
4. Barrett, L., Henzi, P., & Rendall, D. (2007). Social brains, simple minds: does social complexity really require cognitive complexity? *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, *362*(1480), 561-575.
5. Bays, C. (2010). Introduction to cellular automata and Conway's Game of Life. In *Game of Life Cellular Automata* (pp. 1-7). Springer, London.
6. Beer, R. D. (2000). Dynamical approaches to cognitive science. *Trends in cognitive sciences*, *4*(3), 91-99
7. Beer, R. D. (2008). The dynamics of brain-body-environment systems: A status report. *Handbook of cognitive science: An embodied approach*, 99-120.
8. Blanke, O., Pozeg, P., Hara, M., Heydrich, L., Serino, A., Yamamoto, A. & Arzy, S. (2014). Neurological and robot-controlled induction of an apparition. *Current Biology*, *24*(22), 2681-2686.
9. Bonabeau, E., Dorigo, M., & Theraulaz, G. (1999). *Swarm intelligence: from natural to artificial systems* (No. 1). Oxford university press.

10. Briscoe & Grush (Spring, 2017) Action-based Theories of Perception. The Stanford Encyclopedia of Philosophy Edward N. Zalta (ed.), URL=<https://plato.stanford.edu/archives/spr2017/entries/action-perception/>.
11. Buhrmann, T., Di Paolo, E. A., & Barandiaran, X. (2013). A dynamical systems account of sensorimotor contingencies. *Frontiers in psychology*, 4, 285
12. Cardinali, L., Frassinetti, F., Brozzoli, C., Urquizar, C., Roy, A. C., & Farnè, A. (2009). Tool-use induces morphological updating of the body schema. *Current Biology*, 19(12), R478-R479.
13. Clark, A. (2006). Vision as dance? Three challenges for sensorimotor contingency theory.
14. Clark, A., & Chalmers, D. (1998). The extended mind. *analysis*, 58(1), 7-19
15. Di Paolo, E., Buhrmann, T., & Barandiaran, X. (2017). Mastery: Learning to act and perceive. In Oxford University Press. *Sensorimotor Life: An Enactive Proposal*. (76-109) Oxford University Press.
16. Dumas, G., Nadel, J., Soussignan, R., Martinerie, J., & Garnero, L. (2010). Inter-brain synchronization during social interaction. *PloS one*, 5(8), e12166.
17. Fernández, N., Maldonado, C., & Gershenson, C. (2014). Information measures of complexity, emergence, self-organization, homeostasis, and autopoiesis. In *Guided self-organization: Inception* (pp. 19-51). Springer, Berlin, Heidelberg
18. Froese, T. (2014). Bio-machine hybrid technology: A theoretical assessment and some suggestions for improved future design. *Philosophy & Technology*, 27(4), 539-560.

19. Froese, T., Gershenson, C., & Rosenblueth, D. A. (2013, June). The dynamically extended mind. In *Evolutionary computation (CEC), 2013 IEEE Congress on* (pp. 1419-1426). IEEE.
20. Froese, T., McGann, M., Bigge, W., Spiers, A., & Seth, A. K. (2012). The enactive torch: a new tool for the science of perception. *IEEE Transactions on Haptics*, 5(4), 365-375.
21. Gershenson, C., & Fernández, N. (2012). Complexity and information: Measuring emergence, self-organization, and homeostasis at multiple scales. *Complexity*, 18(2), 29-44.
22. Gibson, J. J. (2014). *The ecological approach to visual perception: classic edition*. Psychology Press.
23. Groth, C., Mäkelä, M., & Seitamaa-Hakkarainen, P. (2013). Making sense. What can we learn from experts of tactile knowledge?. *Form Akademisk-forskningstidsskrift for design og designdidaktikk*, 6(2).
24. Haken, H., and Portugali, J. (2017). Information and self-organization. *Entropy* 19, 18.
25. Hoffmann, M., & Pfeifer, R. (2018). Robots as powerful allies for the study of embodied cognition from the bottom up. *arXiv preprint arXiv:1801.04819*
26. Hoffmann, M., Štěpánová, K., & Reinstein, M. (2014). The effect of motor action and different sensory modalities on terrain classification in a quadruped robot running with multiple gaits. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(12), 1790-1798.
27. James Meiss (2007) Dynamical systems. *Scholarpedia*, 2(2):1629.

28. Kaiser, T. (2017). dyncomp: an R package for Estimating the Complexity of Short Time Series.
29. Kaspar, K., König, S., Schwandt, J., & König, P. (2014). The experience of new sensorimotor contingencies by sensory augmentation. *Consciousness and cognition*, 28, 47-63.
30. Kauffman, Stuart (1993). *The Origins of Order: Self Organization and Selection in Evolution*.
31. Kelso, J. S. (1997). *Dynamic patterns: The self-organization of brain and behavior*. MIT press.
32. Kojima, H., Froese, T., Oka, M., Iizuka, H., & Ikegami, T. (2017). A Sensorimotor Signature of the Transition to Conscious Social Perception: Co-regulation of Active and Passive Touch. *Frontiers in psychology*, 8, 1778.
33. Lakens, D., & Stel, M. (2011). If they move in sync, they must feel in sync: Movement synchrony leads to attributions of rapport and entitativity. *Social Cognition*, 29(1), 1-14.
34. Langton, C.A. (1990). "Computation at the edge of chaos". *Physica D*. **42**.
35. Lenay C, Gapenne O, Hannequin S, Marque C, Geouelle C (2003). *Sensory Substitution: limits and perspectives. Touching for Knowing, Cognitive psychology of haptic manual perception*
36. Lindblom, J. (2015). Embodied Cognitive Science. In *Embodied Social Cognition* (pp. 81-113). Springer, Cham.
37. MacKay, D. J. (2003). *Information theory, inference and learning algorithms*. Cambridge university press.

38. Maidenbaum, S., Abboud, S., & Amedi, A. (2014). Sensory substitution: closing the gap between basic research and widespread practical visual rehabilitation. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, *41*, 3-15.
39. Maye, A., & Engel, A. K. (2011, May). A discrete computational model of sensorimotor contingencies for object perception and control of behavior. In *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on* (pp. 3810-3815). IEEE.
40. Maye, A., & Engel, A. K. (2013). Extending sensorimotor contingency theory: prediction, planning, and action generation. *Adaptive Behavior*, *21*(6), 423-436.
41. Mossio, M., & Taraborelli, D. (2008). Action-dependent perceptual invariants: From ecological to sensorimotor approaches. *Consciousness and cognition*, *17*(4), 1324-1340.
42. Noë, A. (2002). On what we see. *Pacific Philosophical Quarterly*, *83*(1), 57-80
43. O'Regan, J. K., & Noë, A. (2001). A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and brain sciences*, *24*(5), 939-973.
44. Port, R. F., & Van Gelder, T. (Eds.). (1995). *Mind as motion: Explorations in the dynamics of cognition*. MIT press.
45. Prokopenko, M., Boschetti, F., & Ryan, A. J. (2009). An information-theoretic primer on complexity, self-organization, and emergence. *Complexity*, *15*(1), 11-28
46. Renier L, De Volder AG (2005). Cognitive and brain mechanisms in sensory substitution of vision: a contribution to the study of human perception. *Journal of Integrative Neuroscience*. **4** (4): 489–503.
47. Riley MA, Turvey MT (2002) Variability of determinism in motor behavior. *Journal of Motor Behavior* 34: 99–125

48. Rizzolatti G, Fabbri-Destro M (January 2010). "Mirror neurons: from discovery to autism". *Experimental Brain Research*. 200 (3-4): 223–37.
49. Rodney Brooks (January 1991), "Intelligence without representation", *Artificial Intelligence*, **47** (1–3): 139–159
50. Santamaría-Bonfil, G., Gershenson, C., & Fernández, N. (2017). A Package for Measuring emergence, Self-organization, and Complexity Based on Shannon entropy. *Frontiers in Robotics and AI*, *4*, 10.
51. Schmidt, N. M., Hoffmann, M., Nakajima, K., & Pfeifer, R. (2013). Bootstrapping perception using information theory: case studies in a quadruped robot running on different grounds. *Advances in Complex Systems*, *16*(02n03), 1250078.
52. Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell system technical journal*, *27*(3), 379-423.
53. Sippel, S., Lange, H., & Gans, F. (2016). Statcomp : Statistical Complexity and Information Measures for Time Series Analysis.
54. Słowiński, P., Alderisio, F., Zhai, C., Shen, Y., Tino, P., Bortolon, C. & Salesse, R. (2017). Unravelling socio-motor biomarkers in schizophrenia. *npj Schizophrenia*, *3*(1), 8.
55. Słowiński, P., Zhai, C., Alderisio, F., Salesse, R., Gueugnon, M., Marin, L., & Tsaneva-Atanasova, K. (2016). Dynamic similarity promotes interpersonal coordination in joint action. *Journal of The Royal Society Interface*, *13*(116), 20151093
56. Smith, L. B., & Thelen, E. E. (1993). A dynamic systems approach to development: Applications. In *This book grew out of a workshop, "Dynamic Systems in*

Development," held for the Society for Research in Child Development in Kansas City, KS, Apr 1989.. Cambridge, MA, US: The MIT Press.

57. Spiers, A., Dollar, A., Van Der Linden, J., & Oshodi, M. (2015, July). First validation of the haptic sandwich: a shape changing handheld haptic navigation aid. In *Advanced Robotics (ICAR), 2015 International Conference on* (pp. 144-151). IEEE.
58. Spivey, M. (2008). *The continuity of mind*. Oxford University Press.
59. Staddon, J. E. (2001). *Adaptive dynamics: The theoretical analysis of behavior*. MIT press.
60. Szymanski, C., Pesquita, A., Brennan, A. A., Perdikis, D., Enns, J. T., Brick, T. R., ... & Lindenberger, U. (2017). Teams on the same wavelength perform better: Inter-brain phase synchronization constitutes a neural substrate for social facilitation. *Neuroimage*, 152, 425-436.
61. T. McDaniel; S. Krishna; V. Balasubramanian,; D. Colbry; S. Panchanathan (2008). Using a haptic belt to convey non-verbal communication cues during social interactions to individuals who are blind. *IEEE International Workshop on Haptic, Audio and Visual Environments and Games, 2008. HAVE 2008. pp. 13–18.*
62. Valdesolo, P., Ouyang, J., & DeSteno, D. (2010). The rhythm of joint action: Synchrony promotes cooperative ability. *Journal of Experimental Social Psychology*, 46(4), 693-695.
63. Varela, F. G., Maturana, H. R., & Uribe, R. (1974). Autopoiesis: the organization of living systems, its characterization and a model. *Biosystems*, 5(4), 187-196.
64. Varela, F. J., Thompson, E., & Rosch, E. (2017). *The embodied mind: Cognitive science and human experience*. MIT press.

65. Ward, L. M. (2002). *Dynamical cognitive science*. MIT press.
66. Wilson, R.A. and Foglia, L. (Spring, 2017) Embodied Cognition, The Stanford Encyclopedia of Philosophy. Edward N. Zalta (ed.), URL=
<<https://plato.stanford.edu/archives/spr2017/entries/embodied-cognition/>>.
67. Wolpert, D. (2011, november 3). *The real reason for brains* [Video File].
Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=7s0CpRfyYp8>.
68. Yun, K., Watanabe, K., & Shimojo, S. (2012). Interpersonal body and neural synchronization as a marker of implicit social interaction. *Scientific reports*, 2, 959.
69. Zapata-Fonseca, L., Froese, T., Schilbach, L., Vogeley, K., & Timmermans, B. (2018). Sensitivity to Social Contingency in Adults with High-Functioning Autism during Computer-Mediated Embodied Interaction. *Behavioral Sciences*, 8(2), 22
70. Zhai, C., Alderisio, F., Słowiński, P., Tsaneva-Atanasova, K., & di Bernardo, M. (2016). Design of a virtual player for joint improvisation with humans in the mirror game. *PloS one*, 11(4), e0154361.