



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
POSGRADO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN

**MINIMIZACIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL DE AGENTES
ENCARNADOS EVOLUCIONADOS PARA COMUNICARSE
REFERENCIALMENTE**

TESIS

**QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN**

PRESENTA:

JORGE IVÁN CAMPOS BRAVO

TUTOR:

DR. TOM FROESE

Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, UNAM

CO-TUTOR:

DR. CARLOS GERSHENSON GARCÍA

Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, UNAM

Ciudad Universitaria, CD. MX.

Febrero, 2016



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

Dedicatoria

A mi esposa, Casandra por su apoyo y compañía.

*A mis padres, por iniciar mi trayecto, su apoyo y sacrificio para ayudarme
a salir adelante.*

A la U. N. A. M. por todo lo que me ha brindado.

Agradecimientos

A la Universidad Nacional Autónoma de México, por la enseñanza, el apoyo, la confianza.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, por el apoyo económico brindado durante mi estancia en la maestría.

A Casandra, por acompañarme durante todo este tiempo, su amor y su apoyo.

A mis padres, por su ayudarme en todo el desarrollo de mi vida, el amor y su apoyo incondicional.

A mi hermano, por su compañía, su amor y su apoyo.

Al Dr. Tom Froese por su paciencia, por compartir los conocimientos que ayudaron a mi desarrollo durante mi estancia en la maestría y motivación brindada para la generación de este trabajo.

Al Dr. Carlos Gershenson García, por su apoyo y ya que gracias a él conocí el área en el que decidí desarrollarme.

A los profesores, por su apoyo, por su paciencia y por compartir su conocimiento con nosotros.

Al personal del Posgrado en Ciencia e Ingeniería de la Computación, por la atención y el apoyo.

Una versión previa de este trabajo fue presentada en forma de “poster” en la quinceava edición de la Conferencia Internacional en la Síntesis y Simulación de Sistemas Vivientes (XV ALIFE), en la cual nuestro modelo fue discutido satisfactoriamente y se obtuvieron tanto retroalimentación como diversos comentarios positivos para continuar con nuestro proyecto.

Resumen

En este proyecto realizamos una minimización de la red neuronal del modelo generado por Williams et al. (2008), en dicho modelo se implementan dos agentes en un ambiente mínimo en el que pueden interactuar entre ellos, pero no poseen canales especializados para comunicarse.

Su tarea es sencilla, el transmisor necesita informar al receptor la posición de un objetivo en el ambiente y el receptor necesita llegar a la posición del objetivo.

En nuestro modelo, ambos agentes utilizan la misma copia estructural de red neuronal recurrente en tiempo continuo para controlar su sistema sensorio-motor; dicha red neuronal artificial consta de tres neuronas para ambos agentes.

Se realizaron modificaciones al sistema sensorio-motor y al ambiente original para adaptar el nuevo sistema neuronal, sin perder la esencia de la motivación principal, generar comunicación referencial entre los agentes.

La red neuronal que controla a ambos agentes es optimizada utilizando algoritmos evolutivos. Concluido el proceso evolutivo encontramos una red neuronal que cumple con la tarea para ambos agentes. Esta red neuronal fue analizada, primero mediante estadística para corroborar que la tarea fue satisfactoriamente cumplida. Posteriormente, realizamos un análisis del sistema dinámico que describe el comportamiento de la red neuronal para cada agente. Por último, analizamos el diagrama de estados de las neuronas que componen el sistema neuronal.

Podemos concluir que los objetivos fueron cumplidos satisfactoriamente, ya que se obtuvo una red neuronal más pequeña de la utilizada en el modelo de Williams et al. (2008) para cumplir con la misma tarea, esto nos permitió hacer un análisis del sistema dinámico de toda la red neuronal, con cada una de las entradas que la controlan.

Capítulos

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	15
1.1 MOTIVACIÓN	16
1.2 HIPÓTESIS.....	18
1.3 OBJETIVO	19
<i>Objetivos específicos</i>	19
1.4 ALGORITMOS EVOLUTIVOS	20
<i>Algoritmos genéticos</i>	20
1.5 INTELIGENCIA ARTIFICIAL ENCARNADA.....	21
1.6 AGENTES EVOLUTIVOS	21
1.7 ROBÓTICA EVOLUTIVA	22
1.8 COMPORTAMIENTOS DE COGNICIÓN MÍNIMA.....	22
1.9 COMPORTAMIENTO COORDINADO	23
1.10 ¿CÓMO INICIÓ LA COMUNICACIÓN?.....	24
1.11 COMUNICACIÓN.....	24
1.12 COMUNICACIÓN REFERENCIAL.....	25
CAPÍTULO 2 METODOLOGÍA.....	27
2.1 DESCRIPCIÓN DEL EXPERIMENTO	28
2.2 SISTEMA SENSORIO-MOTOR	32
2.3 RED NEURONAL.....	33
2.4 EVOLUCIÓN DE LOS AGENTES	35
CAPÍTULO 3 RESULTADOS	39
3.1 MEDIA GENERAL.....	39
3.2 MEDIAS PARTICULARES	40
3.3 DISTANCIA ABSOLUTA AL OBJETIVO	41
3.4 REPRESENTACIÓN DIACRÓNICA DE DOS DIFERENTES SIMULACIONES	42
3.5 MEDIAS DEL TIEMPO DE CONTACTO ENTRE LOS AGENTES	45
3.6 REPRESENTACIÓN DEL SISTEMA DINÁMICO.....	46
<i>Receptor y Transmisor en su posición inicial</i>	47
<i>Receptor y transmisor en su posición final</i>	49

<i>Cambio de posición del atractor del receptor</i>	50
<i>Cambio de posición del atractor en el transmisor</i>	53
3.7 ESPACIO DE ESTADOS DE SIMULACIONES DIFERENTES	55
<i>Receptor a la izquierda y derecha del transmisor (Receptor)</i>	55
<i>Receptor a la izquierda y derecha del transmisor (Transmisor)</i>	58
CAPÍTULO 4 DISCUSIÓN	61
CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES	65
BIBLIOGRAFÍA	67

Índice de Figuras

FIGURA 1-1 DANZA DE LA ABEJA.	17
FIGURA 2-1 AGENTES EN EL AMBIENTE (MODELO WILLIAMS ET AL. (2008))	29
FIGURA 2-2 EL AMBIENTE RESTRINGIDO CON OBJETIVOS CONTINUOS.....	30
FIGURA 2-3 AGENTES EN EL AMBIENTE.....	31
FIGURA 2-4 ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL RECURRENTE EN TIEMPO CONTINUO	34
FIGURA 3-1 MEDIAS ABSOLUTAS AL OBJETIVO CONTRA LA POSICIÓN DEL OBJETIVO	40
FIGURA 3-2 POSICIÓN FINAL PROMEDIO CONTRA LA POSICIÓN DEL OBJETIVO	41
FIGURA 3-3 REPRESENTACIÓN DIACRÓNICA DE UNA SIMULACIÓN CON OBJETIVO EN 0.8	43
FIGURA 3-4 REPRESENTACIÓN DIACRÓNICA DE UNA SIMULACIÓN CON OBJETIVO EN 0.6	44
FIGURA 3-5 TIEMPO DE CONTACTO PROMEDIO CONTRA POSICIÓN DE OBJETIVO	45
FIGURA 3-6 RECEPTOR Y TRANSMISOR EN SU POSICIÓN INICIAL	48
FIGURA 3-7 RECEPTOR Y TRANSMISOR EN SU POSICIÓN FINAL	49
FIGURA 3-8 CAMBIO DE POSICIÓN DEL ATRACTOR EN EL RECEPTOR.....	52
FIGURA 3-9 CAMBIO DE POSICIÓN DEL ATRACTOR EN EL TRANSMISOR	54
FIGURA 3-10 GRÁFICA DE ESTADOS NEURONALES DEL RECEPTOR A LA IZQUIERDA DEL TRANSMISOR (RECEPTOR).....	56
FIGURA 3-11 GRÁFICA DE ESTADOS NEURONALES DEL RECEPTOR A LA DERECHA DEL TRANSMISOR (RECEPTOR)	57
FIGURA 3-12 GRÁFICA DE ESTADOS NEURONALES DEL RECEPTOR A LA IZQUIERDA DEL TRANSMISOR (TRANSMISOR).....	58
FIGURA 3-13 GRÁFICA DE ESTADOS NEURONALES DEL RECEPTOR A LA DERECHA DEL TRANSMISOR (TRANSMISOR).....	59

Índice de Tablas

TABLA 2.2-1 VALORES DE BÚSQUEDA EN LOS PARÁMETROS DE LA RED NEURONAL.....	35
TABLA 2-2. COMPARACIÓN DE DIFERENCIAS PRINCIPALES.....	37

Tabla de Simbología

Símbolo	Descripción [Valor Mínimo, Valor Máximo]
τ	Constante de tiempo de la red neuronal. [1,100]
s_i	Estado de la neurona i
ω_{ji}	Es el peso de influencia de la neurona j en la neurona i. [-16,16]
$\sigma(x)$	Función de activación logística estándar definida por $\frac{1}{1+e^{-x}}$
θ_i	Sesgo de entrada en la neurona i para su función de activación. [-16,16]
G_i	Ganancia de la entrada de la neurona i [1,1]
I_i	Entrada de la neurona i
Des	Desempeño del individuo definido por $1 - dmp$
dmp	Distancia media del promedio de las pruebas
t	Tiempo, en unidades de tiempo de la simulación

Capítulo 1 Introducción

La comunicación es crucial en la interacción entre dos o más agentes. Cada interacción que se presenta deja información de algún tipo en los agentes involucrados en dicha interacción. En la vida cotidiana nuestros días están llenos de interacciones, desde el momento en que nacemos. Algunas de ellas están llenas de información que usaremos en algún momento en nuestra vida. Utilizando este tipo de interacciones formamos la mayor parte del conocimiento que obtenemos.

El modelo que utilizamos presenta una pareja de agentes que interactúan para cumplir con una tarea. La pareja de agentes necesita encontrar una manera de que el agente nombrado receptor se traslade por el ambiente a una posición objetivo, pero solo el agente denominado como transmisor conoce la posición exacta del objetivo. Además, los agentes no poseen canales dedicados para la comunicación entre ellos.

Para cumplir este objetivo, los agentes necesitan transmitir y recibir información, a) entre ellos y b) del ambiente en el que se encuentran. Los agentes fueron evolucionados¹ usando la metodología de algoritmos genéticos, utilizando la estructura de sus redes neuronales como el código genético utilizado en dicho algoritmo.

La tarea requiere que los agentes desarrollen una forma de comunicarse referencialmente, ya que el objetivo se encuentra separado espacialmente y temporalmente del lugar y el momento donde ocurre la interacción. La comunicación referencial permite la comunicación de información sobre un objeto, lugar o idea, usando algún referente. La comunicación referencial es

¹ El uso del verbo evolucionar como una acción que se hace sobre los agentes, se refiere al proceso de la creación de una población de individuos, su selección, cruza y mutación. Aunque en español el verbo evolucionar no es transitivo, es utilizado en el área de ciencias de la computación de esta manera para representar esta acción. En el trabajo de Williams et al. (2008) se refieren a evolucionar como una acción que se hace sobre los agentes. Para mantener el mismo sentido realizamos una traducción directa de esa frase.

exitosa si el receptor comprende el referente del objeto, lugar o idea sin ambigüedades.

La minimización de sus redes neuronales nos brinda la ventaja de poder analizar el sistema dinámico que modela su sistema sensorio-motor a detalle, en cada instante que se encuentran en el ambiente.

1.1 Motivación

El interés principal de este trabajo está motivado en la generación de comunicación referencial, como aparece en las interacciones de los individuos. La danza de las abejas es un claro ejemplo de comunicación referencial, ya que las abejas lo usan para indicar donde se encuentra una fuente de comida (Crist, 2004; Dornhaus & Chittka, 2004; Dyer, 2002).

Las abejas obreras realizan un tipo de comunicación especial mediante una serie de movimientos conocida como “danza de la abeja”, en la que dichas abejas pueden comunicar a las abejas recolectoras donde se encuentra una fuente de comida, su dirección y su distancia.

Las abejas obreras que salen del panal, realizan un movimiento en el que describen una trayectoria similar a la del ocho arábigo, que representa la forma y dirección con respecto al sol de la posición de la fuente de comida.

La abeja obrera sale del panal en busca de comida. Una vez que la encuentra regresa con sus compañeras y realiza figuras en forma de ocho. En el centro de la figura realiza zumbidos constantes. El ángulo de dichos zumbidos con respecto al sol representa la dirección en la que se encuentra la fuente de comida. La duración o extensión de dichos zumbidos representan la distancia a viajar para poder encontrar el alimento (Figura 1-1).

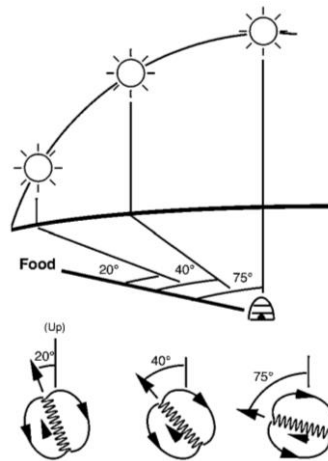


Figura 1-1 Danza de la abeja. La comunicación de la danza de la abeja depende del ángulo en el que se realizan los zumbidos en el centro de la figura de "ocho" con respecto al sol, además, las duraciones de dichos zumbidos representan la distancia donde se encuentra la fuente. (Dyer, 2002)

Siguiendo el enfoque de Williams et al. (2008) encontramos un modelo que permite que dos agentes que interactúan en el ambiente, sean capaces de comunicar dónde se encuentra la posición objetivo. Existen, sin embargo, dos problemas en ese enfoque: El primer problema es que Williams, Beer y Gasser evolucionan ambos agentes por separado en la misma población, uno para ser el transmisor y otro para ser el receptor. Aunque las parejas de agentes evolucionan en conjunto para cumplir con el objetivo, sería imposible que dichas parejas invirtieran sus roles y completaran la tarea satisfactoriamente. Este caso no se ve en las poblaciones apícolas, ya que una abeja obrera puede ser tanto exploradora o pecoreadora en diferentes momentos de su vida. Las abejas tienen que adaptarse de manera espontánea al rol que se tengan que dedicar. El segundo problema es que, algo constante en los trabajos enfocados en dicho modelo (Williams, Beer, & Gasser, 2008; Manicka, 2012) es el tamaño de la red neuronal, al que podríamos llamar excesivo, ya que contiene once nodos; de los cuales utilizan cinco inter-neuronas completamente conectadas y seis neuronas que se encargan de la interacción sensorio-motor. El problema es que al manejar un espacio de estados neuronales de altas dimensiones no es posible realizar un análisis detallado de todo el sistema neural funcionando y detectar dinámica del sistema que muestra comunicación referencial. Además, por el uso de dos redes

neuronales, una para cada agente, el espacio dimensional incrementa de manera considerable a 22 dimensiones.

Sabemos que, al reducir el tamaño de la red neuronal, es probable que sacrifiquemos capacidades de procesamiento de información de la red neuronal. Estamos hablando de un modelo de interacción mínima, en un espacio unidimensional, con poca información que censar. Con esta reducción, podríamos obtener el comportamiento de todas las neuronas en el mismo sistema dinámico que son modeladas. Este método nos permitirá analizar, sin tener que recurrir a un modelo de reducción de componentes principales, cómo funciona el sistema dinámico, incluyendo su interacción con su ambiente mediante el uso de sus sensores.

Recordemos que los agentes van a transmitir información entre ellos mediante sus interacciones y dicha información es necesaria para cumplir con la tarea.

1.2 Hipótesis

Con la motivación de resolver los problemas vistos en la sección anterior que nos surge la primera pregunta: ¿Podremos resolver el problema de que un par de agentes sea evolucionado de tal manera que dichos agentes generen un sistema de comunicación referencial utilizando un sistema neuronal artificial con un menor número de nodos?

Generar este modelo no es una tarea sencilla, ya que involucra una correcta reducción de los sensores y motores que intervienen en la simulación. Además de una reducción en el sistema motor, en el modelo de Williams (2008), cada movimiento en una dirección concreta era controlada por una neurona. Sin embargo, no queremos perder la esencia de la tarea, generar un sistema de comunicación referencial entre dos agentes.

La segunda pregunta a responder es: ¿Cuál es el número menor de neuronas que podremos utilizar para que el modelo continúe brindando a los

agentes la posibilidad de comunicarse referencialmente? Además, esta pregunta, debe satisfacer el número menor de dimensiones en las que podremos observar gráficamente el sistema dinámico en funcionamiento, con todas las variables utilizadas por agente; para facilitar el análisis del sistema dinámico.

1.3 Objetivo

El objetivo principal de este proyecto es reducir el número de neuronas utilizadas en el modelo de Williams et al. (2008) para poder analizar el sistema dinámico que representa el modelo neuronal.

Objetivos específicos

Para llevar a cabo el objetivo principal vamos a cumplir con los siguientes objetivos particulares.

- Reducir el modelo neuronal de once a tres neuronas, ya que en tres dimensiones nos será posible analizar el modelo completo de interacción por red neuronal.
- Reducir el número de redes neuronales utilizadas de dos a una para controlar a ambos agentes utilizando una copia estructural para cada agente, y que solo las interacciones de cada agente con su medio ambiente determinen el rol que debe cumplir en el mismo, de esta forma reduciremos aún más el número de dimensiones presentes en el sistema general.
- Reducir el sistema sensorio–motor para que se ajuste al nuevo modelo neuronal.
- Modificar el ambiente para que se ajuste al sistema sensorio–motor, de circular unidimensional a lineal unidimensional.
- Comprobar que el modelo que generemos cumpla con el objetivo principal del trabajo de Williams et al. (2008), generar un sistema de comunicación referencial.

1.4 Algoritmos evolutivos

Los algoritmos evolutivos son algoritmos bioinspirados que están basados en la evolución biológica de los organismos según Charles Darwin.

Su metodología implementa el uso de una cadena genética para representar cada uno de los individuos de la población. Estos individuos son seleccionados según su aptitud para que su código genético permanezca en poblaciones futuras.

Para que su código genético perdure a lo largo de las generaciones se utilizan procesos de cruce y mutación entre los individuos, donde los individuos con mayor aptitud son aquellos que tienen más probabilidades de ser seleccionados para intercambiar su código genético con otro individuo o mutar con pequeños cambios para generar nuevos individuos.

Algoritmos genéticos

Holland en 1975 estableció una forma computacional de poder implementar los algoritmos genéticos en procesos computacionales (Holland, 1975), (Holland, 1992). Estos algoritmos son comúnmente utilizados para problemas que requieran algún tipo de optimización en los que su solución involucren un número alto de variables (Golberg, 1989).

En nuestro modelo, sin embargo, son utilizados para representar directamente los agentes involucrados en el problema a solucionar, lo que se acerca más a la evolución biológica de los organismos que usar los algoritmos genéticos para optimizar problemas.

Nosotros, al retirar la cruce como proceso principal del algoritmo genético, todas las modificaciones en la población son llevadas a cabo por el proceso de mutación. Este proceso es comúnmente llamado estrategia evolutiva.

El uso de esta estrategia se da principalmente por la representación de los individuos, donde la cruce, en lugar de generar mejores individuos, destruye las

conexiones importantes de la red neuronal. Es por eso que se usa sólo la mutación. Así, los cambios generados en la estructura de los individuos son locales y no tienen un impacto negativo en los individuos.

1.5 Inteligencia artificial encarnada

Existen diversos paradigmas en los que la inteligencia artificial se desarrolla hoy en día. La inteligencia artificial simbólica se basa en las representaciones que ayudan a los agentes a resolver problemas, principalmente en la representación del conocimiento que poseen y adquieren los agentes. Según este paradigma todos los procesos dependen de las representaciones y todas estas están centralizadas en el cerebro de los agentes y él es el principal encargado de modelar las representaciones, almacenarlas y darles significado (Haugeland, 1985).

Otro de los paradigmas que existen en la investigación de la inteligencia artificial es el enfoque encarnado. Este enfoque se basa en la cognición encarnada, donde su principal planteamiento dice que la cognición de los agentes está moldeada más allá del cerebro de los agentes (Varela, Thompson, & Rosch, 1991; Chrisley, 2003; Pfeifer, Lungarella, & Iida, 2007; Froese, Iizuka, & Ikegami, 2014). La inteligencia artificial encarnada incluye, además del cerebro, al cuerpo del agente, su sistema motor, su sistema perceptual, las interacciones con el ambiente en el que se encuentra y las interacciones que existen entre su cerebro y el cuerpo al momento de moverse, sentir e interactuar con su entorno. Este es el enfoque que tomamos para realizar nuestro modelo, ya que las interacciones de los agentes con su ambiente son cruciales para que ambos puedan cumplir con su objetivo. Cabe enfatizar que dicho ambiente incluye al otro agente, y las interacciones entre ellos les permitirán cumplir con su objetivo.

1.6 Agentes evolutivos

El uso de algoritmos evolutivos, donde el código genético que posiblemente se modifica en cada generación para cada individuo, generado por

los procesos de selección, cruza y mutación, es el mismo que modela el comportamiento del sistema motor, en forma de las acciones de los individuos y su relación con su sistema sensorial. Utilizamos el enfoque de algoritmos evolutivos no solo para optimizar y encontrar una buena solución que resuelva el problema dado, también utilizamos los algoritmos evolutivos de una forma similar a como funciona la evolución en los organismos biológicos (Huhns & Stephens, 1999).

Los agentes evolutivos tienen la característica de que, al concluir el proceso evolutivo, pueden cumplir con un propósito específico.

1.7 Robótica evolutiva

La robótica evolutiva trata de desarrollar robots mediante procesos autoorganizantes basados en la evolución artificial. (Cliff, Harvey, & Husbands, 1993; Harvey, Di Paolo, Wood, Quinn, & Tuci, 2005; Nolfi & Floreano, 2002). En nuestro modelo, aunque no esté aplicado directamente a robots físicos, utilizamos los mismos principios de aplicación de la robótica evolutiva. Generamos una red neuronal recurrente en tiempo continuo (CTRNN), generamos agentes en un ambiente simulado, realizamos la unión del “cuerpo” del agente con su “sistema nervioso”, para que el sistema nervioso pueda controlar el cuerpo con su sistema sensorio-motor.

Posteriormente, la población fue evolucionada usando estrategias evolutivas.

1.8 Comportamientos de Cognición Mínima

El comportamiento de cognición mínima se refiere al comportamiento más simple que puede exhibir un agente evolutivo, dicho comportamiento da lugar a planteamientos cognitivamente interesantes (Beer, 1996).

Tal es el caso de nuestro experimento: el comportamiento que muestran nuestros agentes es simple, ya que solo se pueden mover en dos direcciones en un ambiente de una sola dirección como veremos con más detalle en capítulos

siguientes, pero el comportamiento cognitivo de interactuar e ir al objetivo generan motivos interesantes de estudio.

Además, nuestros agentes interactúan socialmente generando comportamientos interesantes para el estudio de la cognición social, estos comportamientos también son cognitivamente mínimos, comúnmente utilizados en robótica evolutiva (Froese & Di Paolo, 2009). En nuestro caso se trata de entender mejor los requisitos mínimos para la emergencia de la comunicación referencial mediante la evolución.

1.9 Comportamiento coordinado

Las interacciones de los agentes evolutivos que interactúan en un ambiente común, se basan en la forma en la que las acciones entre ellos tienen lugar. El comportamiento coordinado es el que define cómo se dan estas interacciones y en qué momentos deben llevarse a cabo (Di Paolo, 2000; Froese, Iizuka, & Ikegami, 2014).

La comunicación es un comportamiento coordinado, ya que, en el proceso de enviar y recibir información, los agentes tienen que tomar roles. Un agente toma el papel de transmisor, es el encargado de enviar la información, pero para esto necesita codificarla de tal forma que el otro agente comprenda la información que se emite a través del mensaje. El otro agente, toma el papel de receptor. El receptor es el encargado de recibir la información, el mensaje que es recibido por el receptor fue codificado por el transmisor y es su deber decodificarlo para poder comprender que información le fue enviada. Este proceso es coordinado ya que la tarea depende de ambos. Cada uno de los agentes debe tomar un papel, y solo uno. No pueden ser ambos, transmisor o receptor en el mismo instante; por eso se requiere que ambos se coordinen para tomar esos roles.

En nuestro modelo, los agentes tienen que generar una forma de enviar y recibir la información utilizando las interacciones que se presenten con el otro agente y su interacción con el ambiente en el que se encuentran, ya que no

cuentan con canales específicos para comunicarse directamente (Quinn, 2001). En otras palabras, los agentes necesitan moverse en su ambiente para fines de locomoción, pero también pueden moverse para interactuar y establecer un medio de comunicación. Estas interacciones se dan mediante un sensor de interacción, que lo único que les dice es si se encuentran en contacto con el otro agente.

1.10 ¿Cómo inició la comunicación?

La comunicación tradicionalmente se define como el envío de señales para transmitir información, desde el punto de vista de la teoría de la información (Seyfarth & Cheney, 2003).

La emergencia de comunicación en agentes evolutivos, sin embargo, va un poco más allá. Existen diversos modelos que toman este punto de vista como punto de partida para hacer que los agentes evolucionen (Cangelosi & Parisi, 1998; MacLennan & Burghardt, 1993). Se les brinda a los agentes algún tipo de canal o mecanismo específico para almacenar y transmitir información y mediante el proceso evolutivo establecen una relación directa entre la señal y los significados. No obstante, esto no nos da información de cómo las señales y significados aparecen de comportamientos que no estaban previamente establecidos como comportamientos comunicativos (Williams, Beer, & Gasser, 2008).

1.11 Comunicación

La comunicación, como se mencionó anteriormente, es una parte importante en el desarrollo de la inteligencia. Gracias a ella podemos compartir el conocimiento adquirido con las personas que nos rodean. La comunicación es esencial en las interacciones humanas y nos permite informar sobre algún evento conocido, experiencia vivida o información relevante utilizamos una forma de comunicación.

En nuestro modelo la comunicación es esencial, ya que les permite a los agentes enviar y recibir información de donde se encuentra el objetivo. Los agentes carecen de un canal específico para transmitir esta información. Es por eso que durante la evolución tienen que generar un método utilizando un comportamiento coordinado, en el cual puedan comunicarse exitosamente.

Otro de los retos para las parejas es que la comunicación que tienen que generar es referencial: tienen que asegurarse de que el mensaje fue codificado, enviado y recibido correctamente; de otra manera la tarea puede no ser cumplida correctamente.

Un punto de vista importante es que la comunicación ocurre cuando el comportamiento de un agente modifica directamente el comportamiento futuro de otro agente. Este tipo de comunicación se refiere a todos los tipos de comportamientos coordinados mencionados anteriormente, (Maturana & Varela, 1980; Di Paolo, 1997; Williams, Beer, & Gasser, 2008).

1.12 Comunicación referencial

La comunicación referencial nos brinda conocimiento de que no solamente la información que fue transferida del transmisor al receptor fue codificada de manera correcta al envío y al momento de recibirla fue decodificada con éxito, sino que además el receptor fue capaz de almacenar dicha información para uso posterior.

El ejemplo básico de comunicación referencial se da en la danza de las abejas, donde una abeja exploradora sale del panal en busca de comida. Después de haber encontrado una fuente de alimento, al regresar al panal necesita informar a las demás abejas dónde fue que encontró el polen. Mediante el uso de una serie de movimientos en forma del número ocho y la inclinación de los mismos, la abeja es capaz de informar a la población de abejas obreras donde encontrar el polen (Dyer, 2002; Seyfarth & Cheney, 2003; Crist, 2004; Dornhaus & Chittka, 2004).

En la literatura encontramos diversos ejemplos de agentes que son evolucionados de tal forma que la comunicación referencial emerge de la misma evolución (MacLennan & Burghardt, 1993; Nolfi S. , 2005; Williams, Beer, & Gasser, 2008; Manicka, 2012; Nolfi S. , 2013). Al final de la evolución los agentes son capaces de utilizar un método especial de comunicación referencial generados por ellos mismos y sus interacciones a lo largo de las generaciones. Tal es el caso del trabajo de Williams et al. (2008), en donde se evolucionan parejas de agentes formadas por un transmisor y un receptor. Las parejas son evolucionadas utilizando un algoritmo genético en el que se codifican ambas redes neuronales recurrentes en tiempo continuo (CTRNN) que controlan el sistema sensorio-motor de cada uno de los agentes. Existen ciertas condiciones y restricciones en cada una de las pruebas a las que son sometidos los agentes.

El receptor es ciego y solo conoce su posición en el ambiente. El transmisor en cambio conoce no solo su posición si no también la posición de un objetivo que se encuentra también en el ambiente. Ambos agentes poseen sensores de interacción que les permiten, si se encuentran cerca del otro agente, tener contacto con el agente que se encuentra en su ambiente. El objetivo es simple: se les brinda a ambos un tiempo considerable en el ambiente, y si el receptor termina cerca del objetivo la prueba se toma como correcta. A lo largo de su trabajo realizan modificaciones y restricciones al transmisor para promover la emergencia de la comunicación referencial. Esta restricción se ve reflejada en contener al transmisor en un área que se encuentre lejos del área donde se colocan los objetivos, esto permite que exista una separación espacial y temporal necesaria para que la comunicación referencial esté presente.

Capítulo 2 Metodología

Nuestra primera meta fue convertir el sistema neuronal de once neuronas a tres neuronas. El primer paso para lograr esta meta es la modificación del sistema sensorio-motor de cuatro sensores de entrada y dos salidas hacia dos motores a tres sensores de entrada y una salida hacia un motor.

Por ellos, decidimos reducir las dos neuronas que controlaban los dos motores, que controlaban el movimiento del agente a la izquierda y a la derecha alrededor del círculo que representaba el ambiente, a solo un motor controlado por la salida de una neurona. Cuya salida negativa representa el movimiento en una dirección y la salida positiva representa el movimiento en la dirección contraria. Para los sensores que indican la posición de los agentes, los sensores que indican la distancia de la posición del objetivo para el transmisor y los sensores de interacción entre los agentes, los reducimos de cuatro a tres entradas para las neuronas. Una neurona recibe la información de la ubicación del agente en el ambiente. Otra neurona que recibe la información de la distancia a la posición del objetivo en el ambiente para el caso del transmisor y un valor constante para el caso del receptor. Una neurona más recibe un valor de 1 si hay contacto entre los agentes, si no recibe 0 como valor. Eliminamos las cinco interneuronas y convertimos las neuronas que reciben las entradas de los sensores y modifican el valor del motor en neuronas completamente conectadas.

De esta manera, reducimos el sistema neuronal al mínimo posible para que el experimento funcione correctamente. Es decir, que solo necesitamos un motor con salida de -1 a 1 para controlar el movimiento. Además, reducimos los sensores de entrada de cuatro a tres entradas. No necesitamos sensores angulares, porque el ambiente fue modificado de circular a lineal. Una neurona posee tanto entrada como salida, la entrada que representa la interacción y la salida hacia el motor. Las dos neuronas restantes solo se encuentran afectadas por los sensores de posición del agente y distancia a la posición objetivo. Todas

las neuronas internas fueron eliminadas. Así, la carga de procesamiento de información depende de toda la red neuronal.

El sistema neuronal es el mínimo posible porque no existe una forma de reducir más el sistema sensorio-motor. Al existir un sensor de entrada necesita existir una neurona reciba una y solo una entrada. Ya que contamos con tres de sensores de entrada el mínimo de neuronas que podemos utilizar es tres.

Una vez reducido el sistema sensorio-motor, el siguiente paso fue modificar el ambiente para que los agentes pudieran moverse e interactuar entre ellos. Al convertir los sensores de posición angular del agente a sensores de posición absoluta, el ambiente circular posee una discontinuidad en 0 y 2π . Esta discontinuidad generó que la función de integración de la red neuronal no funcionara correctamente. Por ello, convertimos el ambiente de un círculo a una línea infinita, donde colocamos el rango donde se encontrará la restricción del transmisor y el rango donde aparecerán los posibles objetivos.

El ambiente donde se lleva a cabo la simulación es “infinito”, ya que el receptor puede moverse libremente hacia la izquierda o derecha, contando solamente con el límite de representación de los números flotantes de la computadora en la que se realice la simulación. Sin embargo, la zona de importancia en las pruebas ocurre en un rango de 0 a 1 unidades. Aquellos agentes que se muevan lejos de la zona de importancia tendrán un desempeño bajo en el proceso evolutivo. Esto no permitirá que dichos agentes sobrevivan en futuras generaciones. Además, el tiempo que durará cada prueba en relación con la velocidad máxima de cada agente no le permitirá que se mueva -3 unidades a la izquierda y 3 unidades a la derecha.

2.1 Descripción del experimento

El experimento de Williams et al. (2008) toma como motivación la comunicación referencial presente en las abejas, y genera un modelo simple

unidimensional de forma circular en el que los agentes interactúan y donde se encuentra un objetivo (Figura 2-1).

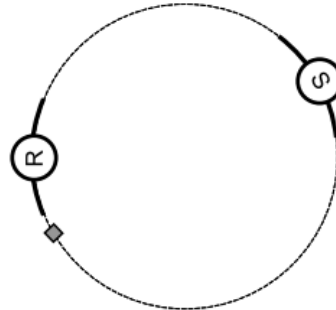


Figura 2-1 Agentes en el ambiente (Modelo Williams et al. (2008)). Dos agentes, el transmisor (S) y el receptor (R), interactúan en un ambiente unidimensional circular. En cada prueba, se selecciona un ángulo objetivo (Rombo Gris) y el transmisor debe comunicar la posición del objetivo al receptor.

(Williams, Beer, & Gasser, 2008)

Se realizaron tres experimentos, en el primero se evolucionaron los agentes para distinguir tres posibles objetivos con interacciones sin restricciones, lo que generó que el transmisor se desplazara al objetivo y el receptor solo buscara la posición del transmisor. Para generar un distanciamiento espacial y temporal entre la interacción y el objetivo se generó el segundo experimento, donde se restringió el espacio donde los agentes interactuaban. De esta manera no se permitía que el transmisor se trasladara a la posición del objetivo. Por último, se incrementó el número de objetivos posibles a 10 para generar continuidad entre los objetivos (Figura 2-2).

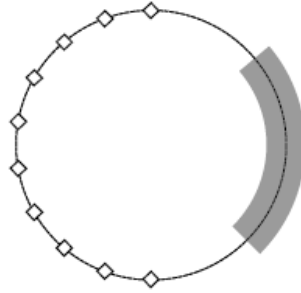


Figura 2-2 El ambiente restringido con objetivos continuos El transmisor se restringió a la región gris y los agentes fueron evaluados con 10 posiciones objetivo (Rombos).

(Williams, Beer, & Gasser, 2008)

Nosotros tomamos como inspiración la última configuración para generar nuestro modelo, en el cual restringimos al transmisor en una región del espacio, y no usamos 10 posiciones objetivos para entrenar y evaluar a nuestros agentes. En cambio, utilizamos un rango de aparición de objetivos. Estos objetivos se seleccionaron de forma uniformemente aleatoria en un rango continuo del ambiente.

La tarea que ambos agentes deben de cumplir es sencilla: el receptor debe llegar a una posición objetivo, que se encuentra en un lugar aleatorio en el ambiente.

El único agente que tiene conocimiento de la posición del objetivo es el transmisor, y ese conocimiento además depende de la distancia que separa a la posición del objetivo de su posición actual.

Además, el transmisor conoce en cada momento su posición actual, que es inversamente proporcional a la distancia entre él y el objetivo.

El receptor solo conoce su posición actual, y solo eso, al inicio de cada prueba debe interactuar con el transmisor para obtener la información de donde se encuentra el objetivo.

Ya que los agentes carecen de un canal especializado para comunicarse, la transmisión de información se da mediante sus interacciones, y el tiempo en el que estas suceden.

Aunque la tarea por cumplir es sencilla, no es trivial de resolver, ya que al inicio de cada prueba el agente debe resolver dos ambigüedades. La primera es conocer cuál rol debe cumplir: puede ser el receptor o el transmisor, todo depende de sus interacciones con el otro agente y con su ambiente. La segunda es conocer si el otro agente se encuentra a su derecha o su izquierda y a qué distancia. El inicio y el final de la interacción entre ellos depende de sus posiciones en el ambiente.

El experimento donde se evalúan los agentes está conformado por las siguientes características:

- Las posiciones iniciales de los agentes son aleatorias en cada prueba. Su posición es seleccionada en el rango de 0 a 0.3 unidades. Este rango coincide con el rango restrictivo para el agente transmisor.
- Los objetivos aparecen en el rango de 0.5 a 1 en el ambiente. Su aparición es seleccionada aleatoriamente de manera uniforme.



Figura 2-3 Agentes en el ambiente Ambos agentes se encuentran en el ambiente el azul es el transmisor, el rojo el receptor, el ambiente mide una unidad, y los agentes se mueven continuamente con una velocidad máxima de 0.01 unidades por unidad de tiempo. El área sombreada en azul es el área en donde el transmisor se encuentra restringido. El área sombreada en verde es el lugar donde pueden aparecer los objetivos de manera aleatoria.

Podemos observar que el ambiente controlado va de 0 a 1. El transmisor está dibujado en azul y el receptor en rojo, sus sensores de interacción, el área de restricción del transmisor en azul y el área donde aparecen los objetivos de manera aleatoria en verde claro. El área restringida es necesaria para que la comunicación referencial se genere, ya que la evolución busca la manera más

sencilla de cumplir con la tarea, sin esta restricción el transmisor simplemente se movería a donde se encuentra el objetivo y el receptor se encarga de seguir al transmisor hasta donde se detenga (Williams, Beer, & Gasser, 2008) (Figura 2-3).

La velocidad máxima de cada agente en el ambiente es de 0.01 unidades por cada unidad de tiempo. Esto depende de la salida de la neurona que se encuentra asociada al motor, ya que la salida de dicha neurona regula sus movimientos a la izquierda y derecha.

Una vez colocados los agentes la simulación dura 300 unidades de tiempo. Al final de la simulación se evalúan los agentes dependiendo de la distancia media al objetivo durante las últimas 30 unidades de tiempo.

2.2 Sistema sensorio-motor

Los sensores fueron separados en sensores de interacción y sensores de conocimiento. Los sensores de interacción le sirven al agente para conocer si se encuentran en contacto con el otro agente. Tienen una distancia de 0.04 unidades y sus valores son:

- Si se encuentra en contacto con el centro del otro agente el sensor recibe una señal de 1
- En caso contrario el sensor recibe una señal igual a 0.

Podemos decir que cuando ambos agentes interactúan sus sensores de interacción reciben una señal de 1.

Los sensores de conocimiento se dividen en dos. El primero les dice a ambos agentes dónde se encuentran en el espacio. La entrada de este sensor va de menos infinito a infinito, pero ya que el espacio donde se lleva a cabo la prueba y la evolución no permiten salir lejos del mismo, las entradas por lo general tienen valores entre 0 y 1.

El segundo le dice al transmisor la distancia absoluta entre el objetivo de cada prueba y el, y al receptor no le brinda información y le da un valor de -1 . De esta manera los valores que recibe este sensor van de -1 a 1 .

El motor fue codificado para que la salida de la red neuronal sea evaluada y representada en un rango de -1 a 1 . Donde -1 representa el movimiento en la máxima velocidad a la izquierda y 1 el movimiento en la máxima velocidad a la derecha.

Cabe destacar que las entradas y las salidas son moduladas por parámetros de ganancia que fueron asignados junto con los parámetros evolutivos como veremos más adelante.

2.3 Red neuronal

Cada agente es controlado por una red neuronal recurrente en tiempo continuo (Beer, 1995) cuya ecuación es la siguiente:

$$\tau_i \dot{s}_i = -s_i + \sum_{j=1}^N \omega_{ji} \sigma(s_j + \theta_i) + G_i I_i, \quad i = 1, \dots, N$$

donde s es el estado de cada neurona, τ es la constante de tiempo, ω_{ji} es el peso de la j -ésima neurona a la i -ésima neurona, θ es el sesgo, $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ es la función de activación logística estándar, G es la constante de ganancia de la entrada de la neurona e I es la entrada de cada neurona.

La estructura de la red neuronal, junto con los valores del mejor individuo que fue evolucionado es la siguiente:

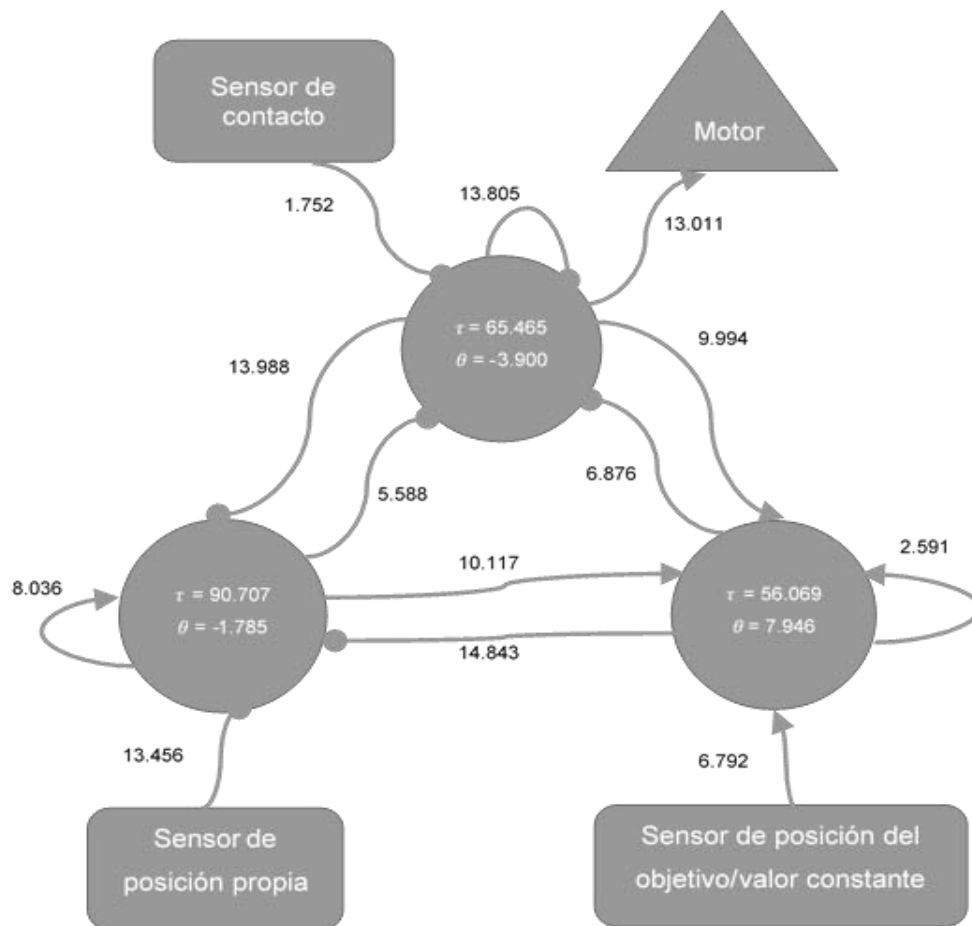


Figura 2-4 Estructura de la Red Neuronal Recurrente en Tiempo Continuo. La red neuronal con todas las conexiones que tiene. Los círculos son cada una de las neuronas, los rectángulos redondeados son los sensores y el triángulo es el motor que controla el movimiento del agente. Las neuronas contienen el valor de la constante de tiempo τ y el valor de sesgo θ . Las conexiones están representadas por flechas, las que terminan en punta son las excitatorias y las que terminan en círculo son inhibitorias. El sensor de posición del objetivo solamente brinda dicha información para el transmisor, el receptor recibe un valor constante de -1. Para los sensores se usó un valor de ganancia que se representa de igual forma que los pesos en la figura.

Las conexiones excitatorias se representan con una flecha final y las inhibitorias con un círculo (Figura 2-4). Esta red es la encargada de controlar los movimientos del agente dependiendo las interacciones sensoriales en el ambiente.

Para realizar la integración de la ecuación diferencial del sistema neuronal se usó el método de Euler. Por motivos de acelerar el proceso evolutivo se tomó un tiempo de integración de 0.1 unidades de tiempo. Para obtener los valores de la sección de resultados el tiempo de integración fue reducido para comprobar

que el modelo de red neuronal es continuo respecto al tiempo. Para este caso el tiempo de integración fue de 0.01.

2.4 Evolución de los agentes

Se utilizó una estrategia evolutiva. Desarrollada por Randall Beer en su paquete de C++ “Evolutionary Agents”, en el cual se codificaron los parámetros de la red neuronal usando una codificación de números de punto flotante, utilizando los siguientes rangos por parámetro:

Parámetro	Valor mínimo	Valor Máximo
Constante de Tiempo τ	1	100
Sesgo θ	-16	16
Pesos ω	-16	16
Ganancia G	1	1

Tabla 2.2-1 Valores de búsqueda en los parámetros de la red neuronal.

Estos rangos fueron seleccionados con estos valores con inspiración en (Williams, Beer, & Gasser, 2008; Manicka, 2012; Nolfi S. , 2013; Froese, Iizuka, & Ikegami, 2014).

Además, incluimos en los parámetros evolutivos un valor de ganancia para cada uno de los sensores y el motor con un valor mínimo de -16 y un máximo de 16. De esta forma, la evolución pueda encontrar el mejor valor en el que la red pueda modular las entradas y la salida de la misma.

Los parámetros del algoritmo evolutivo fueron seleccionados de la siguiente manera: el número de individuos de la población fue 50 y el número de generaciones fue de 5000.

En cada generación los individuos fueron evaluados en el ambiente, utilizando las posiciones iniciales antes mencionadas.

Se usaron 20 pruebas por cada evaluación. Esto para aumentar el número de posibles objetivos a los cuales el receptor debe llegar y al final de la prueba el

agente que consiguió llegar a más posiciones objetivo será calificado con un mayor desempeño.

30 unidades de tiempo antes que cada prueba terminara, se comenzó a medir la distancia absoluta entre la posición objetivo y el agente receptor. Esto se hizo para mejorar el desempeño de agentes evolutivos basados en la comunicación (Williams, Beer, & Gasser, 2008).

La distancia absoluta máxima que se puede obtener por medición se ajustó a 1, que es el tamaño del ambiente. Si algún agente quedó más lejos que esa distancia se le dio el valor de 1.

Usando todas las mediciones se obtuvo el valor promedio de la distancia absoluta por prueba, para minimizar la distancia se usó la siguiente función de desempeño:

$$Des = 1 - dmp$$

donde *Des* es el desempeño del individuo y *dmp* es la distancia media del agente a la posición objetivo en cada prueba. De esta manera, maximizamos el valor de *Des*. Mientras el receptor se encontrará más cerca de la posición objetivo, el valor de *Des* se acercaba más a 1. Cada valor de *Des* fue almacenado en un vector de tamaño 20, uno para cada prueba. A este vector se le aplicó un sistema de pesos, en el cual las pruebas en las que los agentes son mejores reciben un menor peso que las pruebas con un pobre desempeño. Esto, se hizo así para que la evolución se enfocara en mejorar todas las pruebas por igual y no solo maximizara su desempeño en las mejores.

Al finalizar cada generación los agentes se seleccionaron utilizando el sistema de rangos.

Los agentes seleccionados para reproducirse usan el método de subida de pendientes, donde a cada individuo seleccionado se le aplica una mutación gaussiana con varianza de 0.2 para cada parámetro que se modificará, y solo se

conserva a el descendiente si su desempeño es mejor que el individuo seleccionado.

Las diferencias principales entre nuestro modelo y el de Williams et al. (2008) se pueden ver en la siguiente tabla:

	Modelo de Williams et al. (2008)	Nuestro modelo
Tamaño de la red neuronal	11 neuronas por agente	Tres neuronas por agente
Similitud de la red	Redes neuronales diferentes por agente	Misma estructura de red neuronal para ambos agentes
Motores	Dos motores	Un motor bidireccional
Sensores	Cuatro sensores	Tres sensores
Ambiente	Ambiente circular unidimensional	Ambiente lineal unidimensional
Objetivos en el entrenamiento	10 posibles posiciones objetivo en la sección de entrenamiento	Un rango continuo de posibles posiciones objetivo en la sección de entrenamiento
Tamaño de la población	400 individuos	50 individuos
Número de generaciones	10000 generaciones	5000 generaciones

Tabla 2-2. Comparación de diferencias principales

Capítulo 3 Resultados

Al terminar el proceso evolutivo, obteniendo un desempeño del mejor agente de 97%, se almacenó la red neuronal y se sometió a las siguientes pruebas.

3.1 Media General

Nuestro entrenamiento fue en un rango continuo de posibles apariciones de las posiciones objetivo, que es una tarea más demandante que en el modelo original. En el modelo de Williams et al. (2008) solo se utilizaron 10 objetivos que eran discretos.

Para la siguiente evaluación se realizaron 2500 pruebas, de las cuales se dividieron en 50 puntos uniformemente ubicados en el rango de [0.5, 1] separados a una distancia de 0.01, lo cual es 5 veces mayor en capacidad de discriminación entre los objetivos que en el modelo de Williams et al. (2008).

Del total de las pruebas se obtuvo que el agente termina a una distancia media absoluta de 0.055 lejos del objetivo, con una desviación estándar de 0.054.

Después incrementamos el rango de aparición de los objetivos, para ver si había una generalización en nuestro modelo. Para esta sección de pruebas se realizaron 3500 pruebas, divididas en 70 puntos uniformemente ubicados en un rango de [0.4, 1.1].

Del total de esta sección de pruebas se obtuvo que el agente termina a una distancia media de 0.080 lejos del objetivo, con una desviación estándar de 0.077, lo que nos dice que termina cada vez más lejos. Nuestro modelo no generaliza bien fuera del área en que fue entrenada, sin embargo, no falla completamente.

3.2 Medias Particulares

Analizando un poco más el segundo caso, para ver el comportamiento en función de la distancia al objetivo, separamos las pruebas por punto objetivo en específico, y se obtuvieron los siguientes resultados:

- La distancia máxima promedio es de 0.26127 con el objetivo 0.4, que es el más cercano a la zona de interacción.
- La distancia mínima promedio es de 0.01284 con el objetivo 0.85, que se encuentra un poco más lejos que la mitad de toda la zona de objetivos donde se entrenaron los individuos.

Gráficamente las medias de la distancia absoluta al objetivo se muestran en la siguiente figura:

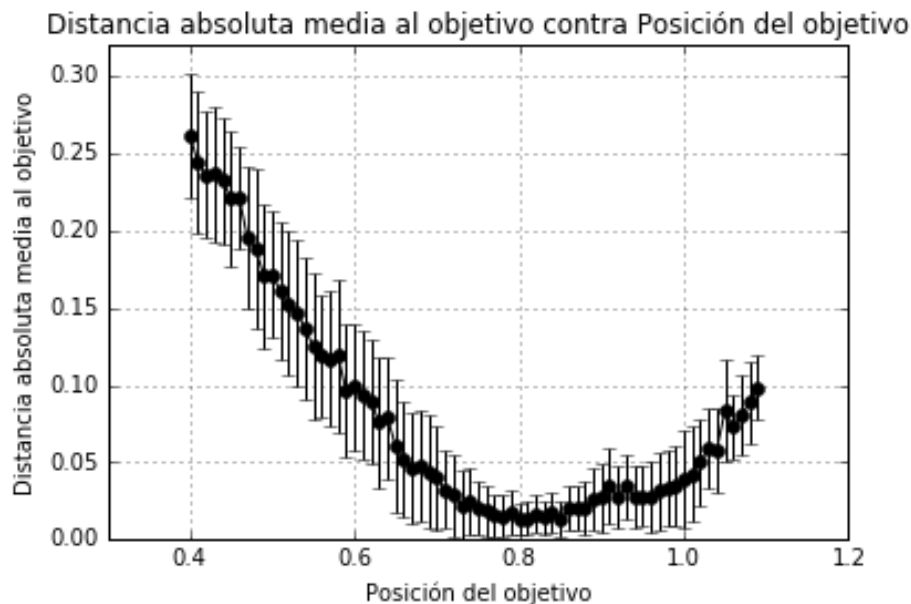


Figura 3-1 Medias absolutas al objetivo contra la posición del objetivo. A partir de 3500 pruebas se tomaron 70 puntos objetivo uniformemente ubicados desde 0.4 hasta 1.1 y se midieron las medias por cada punto objetivo. El rango de objetivos donde la pareja fue evolucionada fue [0.5, 1]. De 0.5 a 1 la distancia media al objetivo va de 0.12 a 0.02, mientras que fuera de ese rango la distancia media es mayor, incrementando más cuando el objetivo se encuentra cerca de la zona de interacción. La mayoría de medias más cercanas al objetivo se encuentran en el centro del área de interacción.

Podemos ver que en la zona de entrenamiento la distancia media al objetivo es aceptable, [0.5, 1]. Aunque se puede ver un notable deterioro en los

límites izquierdo y derecho, aún más en el que se encuentra cerca de la zona de interacción (Figura 3-1). Se puede ver, sin embargo, que la comunicación es robusta en la mayoría de los casos. Hay que enfatizar que los agentes aparecen en posiciones iniciales diferentes en cada prueba y que le estamos exigiendo a los agentes enfrentarse a posiciones para los que no fueron entrenados.

3.3 Distancia absoluta al objetivo

Además, para cada una de las posiciones objetivo medimos la distancia media final en la que termina el receptor cerca de cada posición objetivo. Realizamos 50 pruebas por cada posición objetivo y medimos su distancia media. Esto se hizo así para determinar el comportamiento general por posición objetivo y su cercanía a la misma, la gráfica resultante es la siguiente:

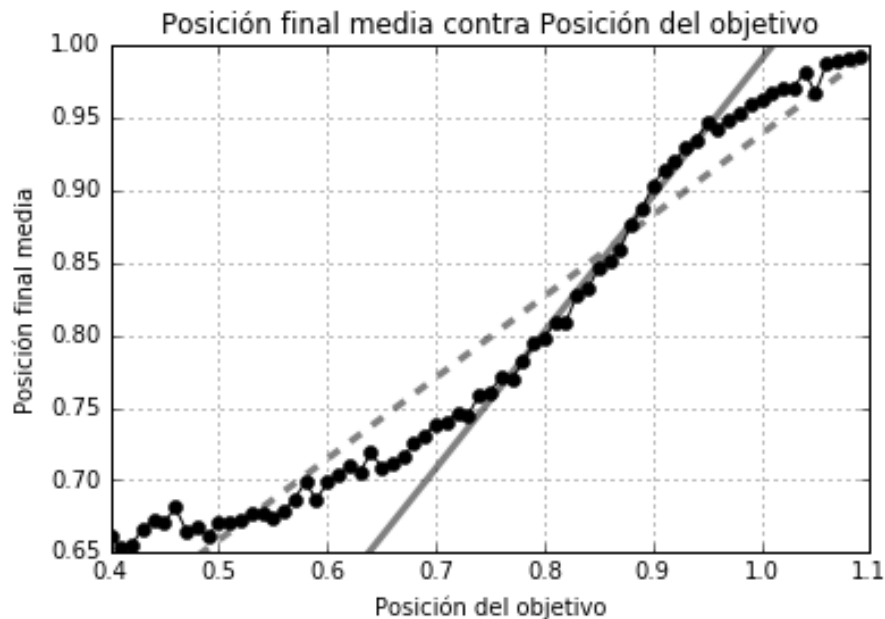


Figura 3-2 Posición final promedio contra la posición del objetivo. De las 3500 simulaciones tomando 70 puntos objetivo medimos la posición final promedio y la comparamos con el punto objetivo. Como en la gráfica anterior las posiciones finales más cercanas al objetivo se encuentran en el centro del área de interacción. La línea gris sólida representa la regresión lineal de los resultados del centro de la interacción con pendiente igual a 0.94. La línea gris discontinua representa la regresión lineal de todos los resultados con pendiente igual a 0.56.

Se puede observar cómo para las posiciones objetivo en el centro del área de entrenamiento la curva es casi una línea recta con pendiente 0.94 muy

cercana a una línea con pendiente 1 que es el resultado esperado. Esto nos dice que el comportamiento comunicativo funciona en general. Entre 0.75 y 0.95 la correspondencia es casi uno a uno entre la posición objetivo y la media de las 50 pruebas sobre ella. Para las posiciones objetivo menores a 0.75 el agente se excede un poco al detenerse, y esta distancia incrementa según se acercan al área de interacción y para las pruebas mayores a 0.95 el agente para antes de salir del área de entrenamiento (Figura 3-2).

La comunicación entre los agentes se deteriora en los límites del rango. La correspondencia no es lineal en los límites del rango de entrenamiento. Pero tenemos que recordar que la red neuronal recurrente en tiempo continuo es no lineal y la estamos entrenando a realizar una correlación lineal.

3.4 Representación diacrónica de dos diferentes simulaciones

Tomamos dos diferentes simulaciones ilustrativas con diferentes posiciones para el objetivo y representamos su movimiento en las siguientes gráficas, las cuales representan a ambos agentes en el espacio, su posición en el eje vertical y el tiempo en el horizontal y el objetivo, abajo las series de tiempo de sus sensores de interacción, primero el receptor y luego el transmisor. En el primer caso elegimos una simulación donde el objetivo se encontraba en la posición 0.8 en el espacio, donde sabemos que la correlación de su posición final se encuentra muy cerca del objetivo. En el segundo caso elegimos una simulación donde el objetivo se encontraba en la posición 0.6 en el ambiente, sabemos que a partir de la posición 0.75 el agente rebasa el objetivo a buscar en su posición final. Además, cambiamos la posición inicial del receptor con respecto al transmisor. Los resultados se muestran en las siguientes figuras:

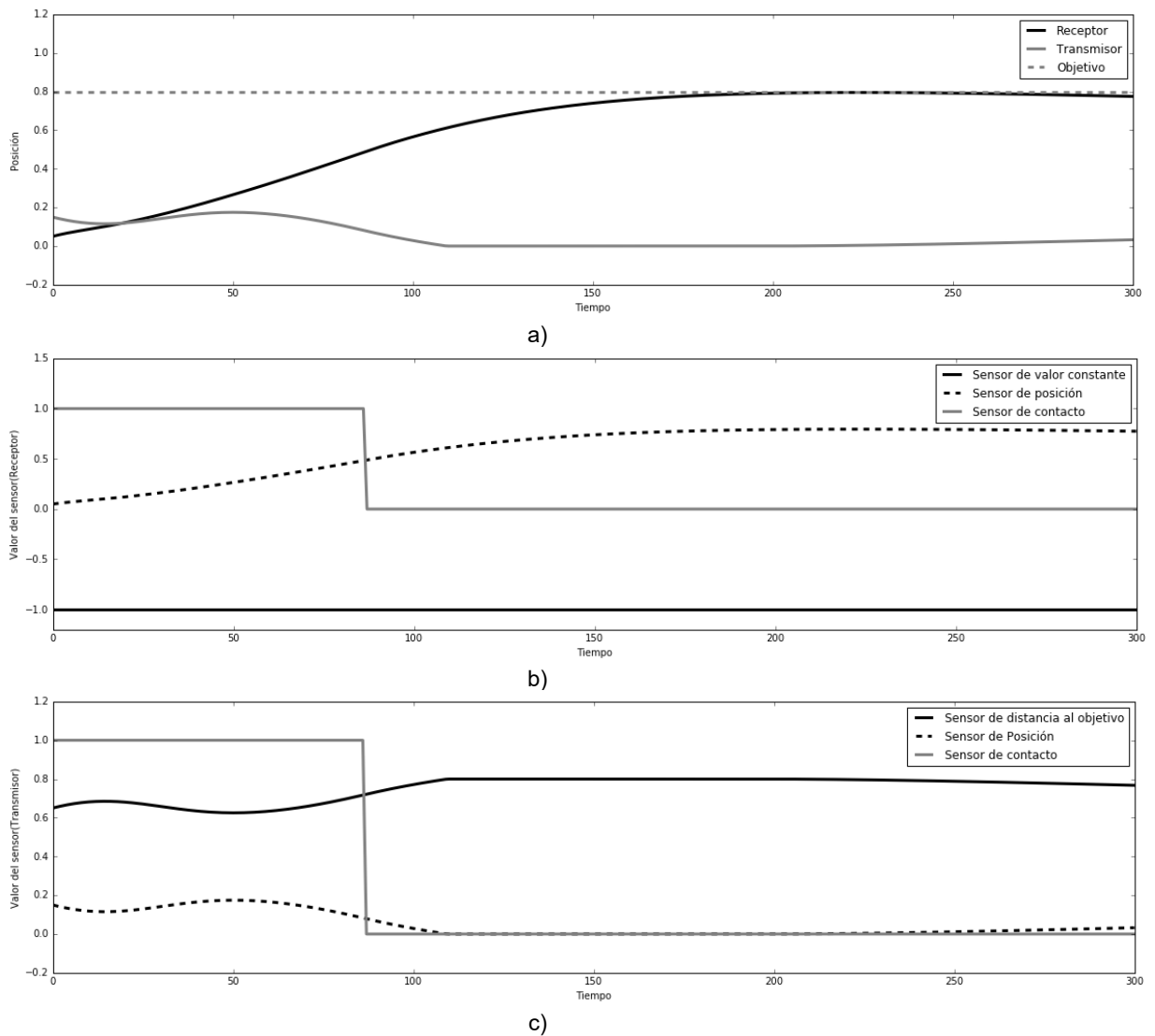


Figura 3-3 Representación Diacrónica de una simulación con objetivo en 0.8 a) Arriba, representación de la simulación a lo largo del tiempo, el eje horizontal representa cada unidad de tiempo en la simulación, el eje vertical representa su posición en el espacio, La línea sólida negra representa al receptor en el ambiente, la línea sólida gris representa al transmisor, la línea discontinua gris representa al objetivo. b) Los sensores del receptor, la línea sólida negra representa el sensor de que contiene un valor constante para el receptor, la línea sólida gris representa el sensor de contacto y la línea discontinua negra representa al sensor de posición. c) Los sensores del transmisor, la línea sólida negra representa el sensor de distancia al objetivo, la línea sólida gris representa el sensor de contacto y la línea discontinua negra representa al sensor de posición.

Como se puede ver en la imagen, los agentes interactúan por un breve tiempo al inicio de la simulación (Figura 3-3). Posteriormente el agente receptor se mueve a la posición objetivo.

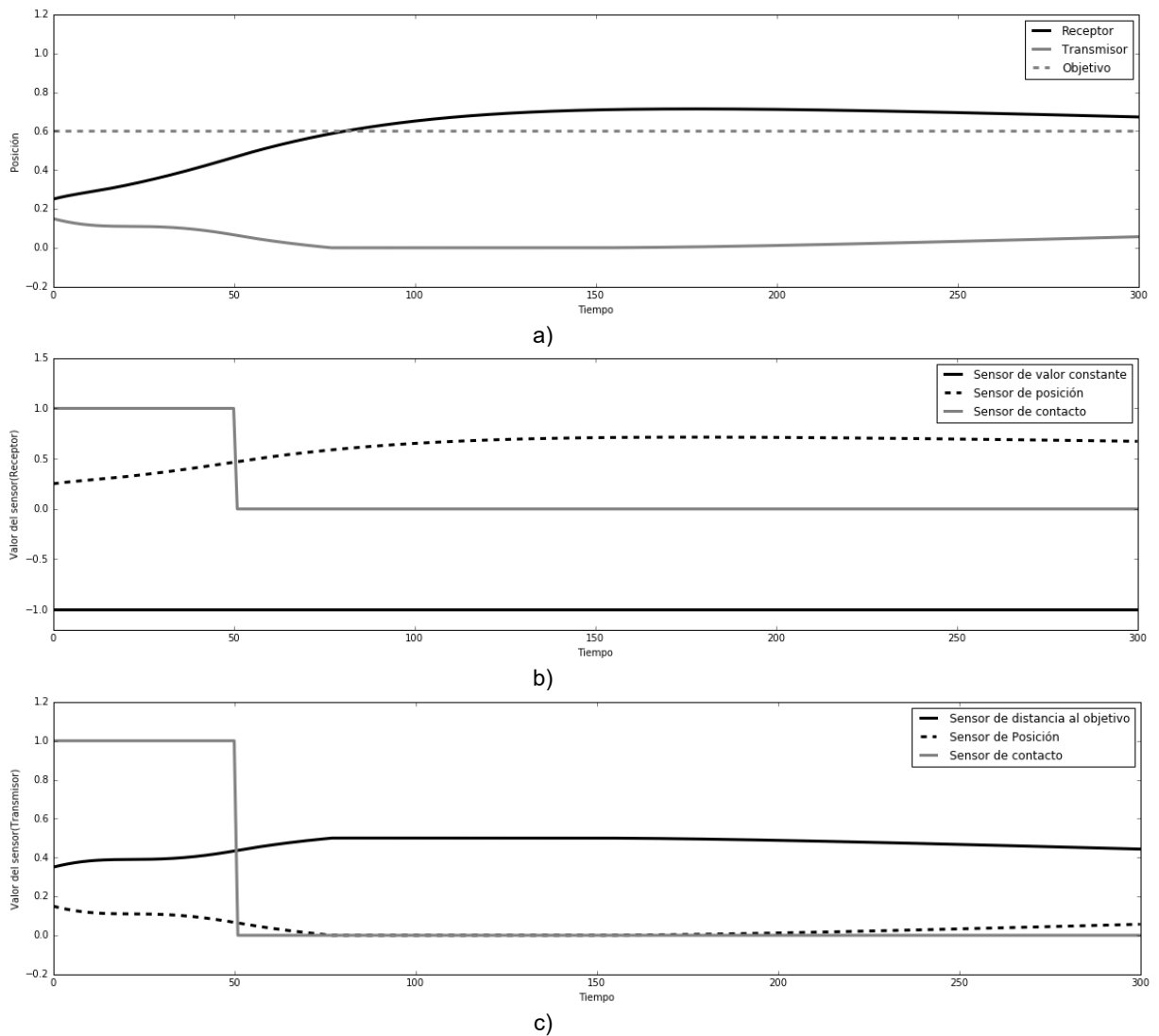


Figura 3-4 Representación Diacrónica de una simulación con objetivo en 0.6 a) Arriba, representación de la simulación a lo largo del tiempo, el eje horizontal representa cada unidad de tiempo en la simulación, el eje vertical representa su posición en el espacio, La línea sólida negra representa al receptor en el ambiente, la línea sólida gris representa al transmisor, la línea discontinua gris representa al objetivo. b) Los sensores del receptor, la línea sólida negra representa el sensor de que contiene un valor constante para el receptor, la línea sólida gris representa el sensor de contacto y la línea discontinua negra representa al sensor de posición. c) Los sensores del transmisor, la línea sólida negra representa el sensor de distancia al objetivo, la línea sólida gris representa el sensor de contacto y la línea discontinua negra representa al sensor de posición.

Como podemos ver en la imagen, el tiempo de contacto entre los agentes es claramente menor en este caso que en la simulación anterior. Esto nos puede dar una idea de la estrategia de comunicación que los agentes encontraron para resolver la tarea, que es el tiempo de contacto entre ellos (Figura 3-4).

3.5 Medias del tiempo de contacto entre los agentes

Motivados por la información adquirida utilizando los diagramas diacrónicos anteriores, decidimos calcular el tiempo de interacción entre los agentes para 3500 simulaciones, igual que en las secciones anteriores.

Encontramos que existe una relación lineal entre el tiempo de contacto y el objetivo de búsqueda (Figura 3-5).

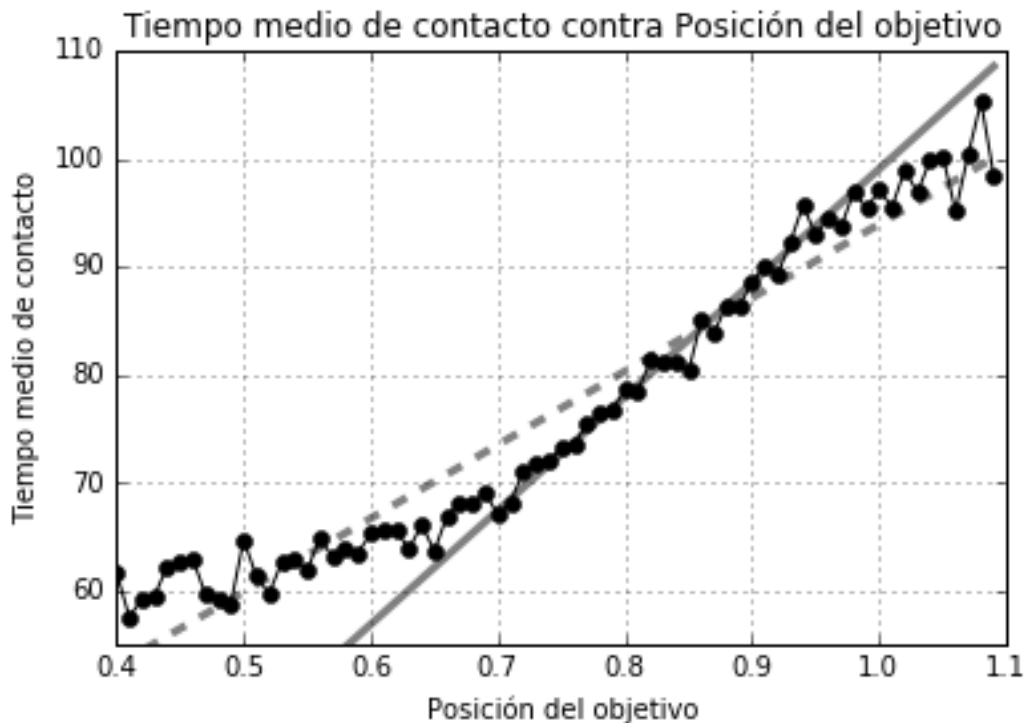


Figura 3-5 Tiempo de contacto promedio contra posición de objetivo. Igual que en las secciones anteriores tomamos 3500 simulaciones tomando 70 puntos objetivo medimos el tiempo promedio de contacto entre los agentes y la comparamos con el punto objetivo. La línea gris sólida representa la regresión lineal de los resultados del centro de la interacción con pendiente igual a 105.36. La línea gris discontinua representa la regresión lineal de todos los resultados con pendiente igual a 68.06.

Esta relación nos dice que los agentes encontraron una estrategia, en forma general, que depende del tiempo de interacción entre ellos para discriminar entre los diferentes objetivos. A mayor tiempo de interacción mayor distancia existe entre el objetivo y ellos.

No obstante, la interacción debe ser regulada por ambos agentes, ya que deben coordinar su tiempo de contacto de tal forma que el receptor encuentre el objetivo. De esta forma, convirtieron el tiempo de contacto en la distancia que debe trasladarse el receptor. Este tiempo de contacto, sin embargo, no puede realizarse por solo uno de ellos. Como las posiciones iniciales son aleatorias, los agentes deben coordinarse para que se separen en el momento justo. Aunque el único que puede alejarse apropiadamente del otro es el receptor, ya que es el único con la capacidad de salir del área de interacción, el transmisor también cumple con la tarea de no seguir al receptor el tiempo justo para que el receptor pueda llegar al objetivo.

3.6 Representación del sistema dinámico

Una de las partes importantes a cubrir es el análisis del sistema dinámico instanciado por la red neuronal recurrente en tiempo continuo.

Para esta labor se utilizó la librería *Dynamica* creada por Randall Beer para analizar sistemas dinámicos, en *Wolfram Mathematica* (Beer, 2000).

El análisis dinámico es importante, porque tratamos de entender cómo la dinámica interna de los agentes interactúa para dar lugar al comportamiento que se mostró en las secciones anteriores.

Al llevar a cabo este análisis tomamos instantes de tiempo donde nos pareció interesante analizar la dinámica de la red neuronal. Estos instantes de tiempo incluyen las condiciones iniciales de los agentes, ya que en un principio los agentes son colocados en el ambiente y necesitan definir el rol que deben tomar para comenzar a comunicarse para completar la prueba. El segundo instante de tiempo es al final de la prueba, ya que es interesante ver su dinámica interna para ver cómo se relaciona con la forma de completar la prueba.

Para obtener un análisis completo de la forma del espacio del atractor, fue necesario tratar a la red neuronal separada del ambiente, es decir, manipular los parámetros a valores específicos en cada instante de tiempo. Así, logramos ver

cómo la dinámica interna se adapta a los diferentes cambios que se producen mediante las interacciones con el otro agente y su ambiente.

Para este proceso almacenamos los valores de entrada para cada uno de los agentes en sus diferentes sensores a lo largo de una prueba, donde el objetivo se encontraba en 0.8.

Con estos parámetros logramos observar la dinámica interna de la red neuronal a lo largo de toda la simulación.

Receptor y Transmisor en su posición inicial

De los valores de entrada para cada uno de los sensores que almacenamos anteriormente, seleccionamos aquellos que representaban el instante de la posición inicial de ambos agentes.

Para el receptor:

- Sensor de contacto = 1
- Sensor con valor Constante = -1
- Sensor de posición del agente = 0.125246

Para el transmisor:

- Sensor de contacto = 1
- Sensor de distancia al objetivo = 0.639665
- Sensor de posición del agente = 0.160335

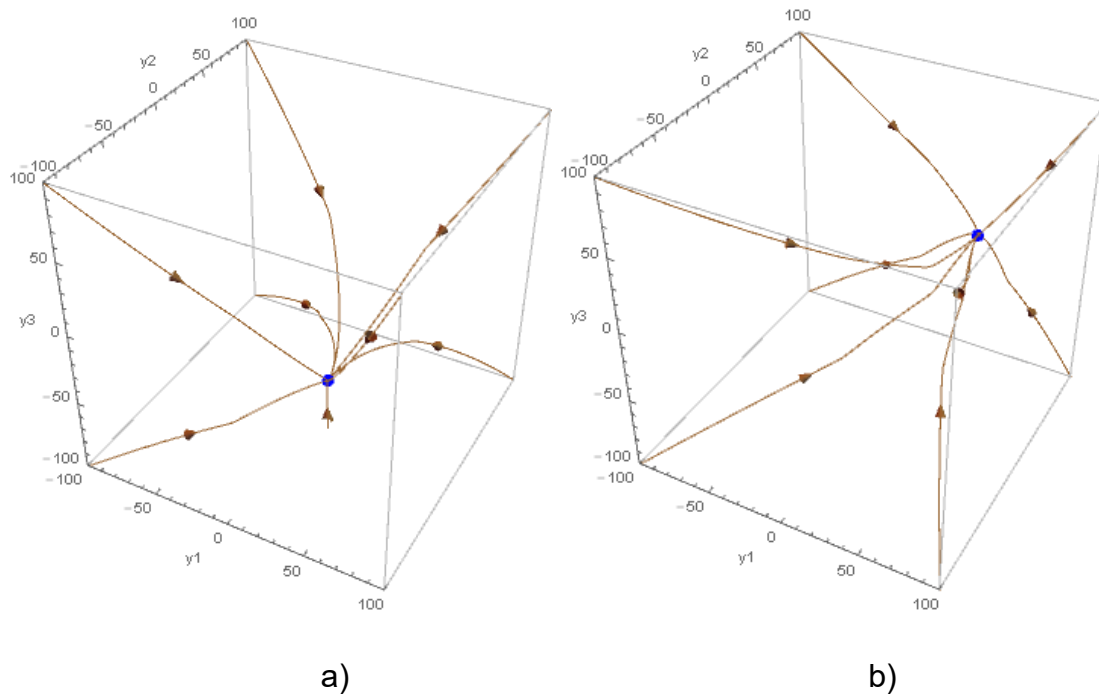


Figura 3-6 Receptor y transmisor en su posición inicial Trayectorias y atractor en el espacio del sistema dinámico para la red neuronal aislada con sus sensores activos de acuerdo a la posición inicial. a) Atractor del receptor con coordenadas (58.5368,-89.853,19.609). b) Atractor del transmisor con coordenadas (52.9487,75.9838,31.6937). y_1 representa la activación de la neurona conectada al sensor de contacto y el motor, y_2 es la activación de la neurona del sensor de valor constante para el receptor y la distancia al objetivo para el transmisor, por último, y_3 representa la activación de la neurona relacionada con el sensor de posición del agente.

Podemos ver que el sistema dinámico cuenta con un solo atractor en una posición “fija” para el receptor en su posición inicial con coordenadas (58.5368, -89.853,19.609). De igual manera que el receptor, el transmisor también posee un solo atractor con coordenadas (52.9487,75.9838,31.6937) en su posición inicial. Ambos en posiciones diferentes (Figura 3-6).

Sabemos que los agentes tienen que decidir qué rol es el que deben de tomar antes de iniciar la comunicación. Esto nos hizo esperar que por lo menos habría dos diferentes atractores, uno para cada rol. Sorprendentemente encontramos que este no es el caso. Solo existe un atractor que se encuentra en posiciones diferentes para cada rol.

Receptor y transmisor en su posición final

Seleccionamos los parámetros previamente almacenados que corresponden con el final de la prueba.

Para el receptor:

- Sensor de contacto = 0
- Sensor de valor constante = -1
- Sensor de posición del agente = 0.817567

Para el transmisor:

- Sensor de contacto = 0
- Sensor de distancia al objetivo = 0.729907
- Sensor de posición del agente = 0.0700933

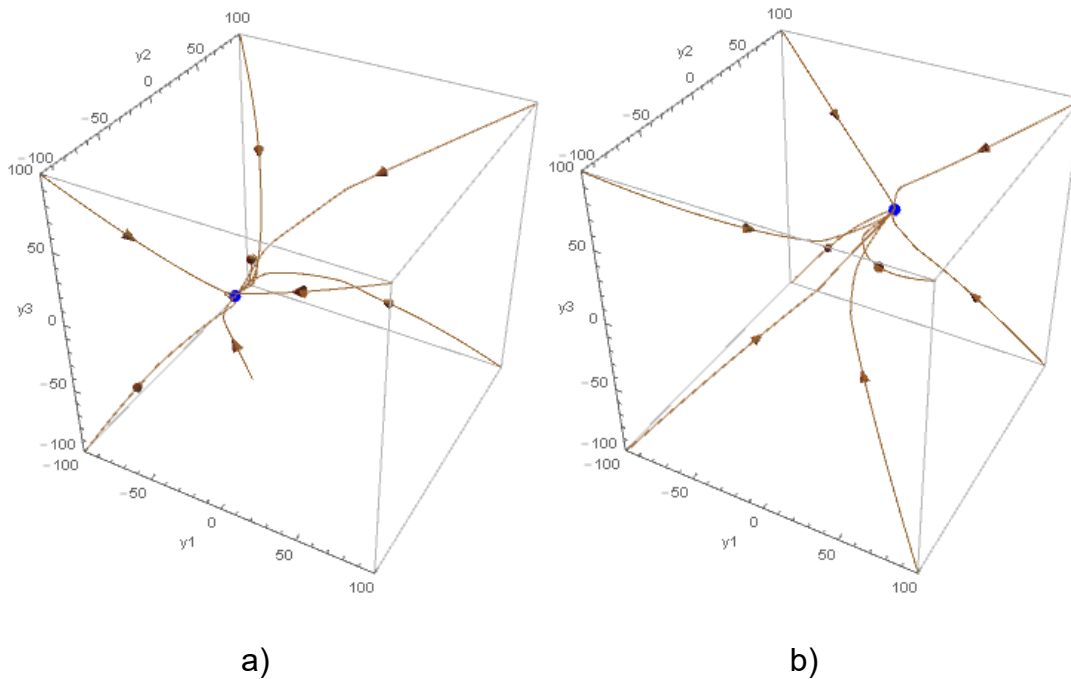


Figura 3-7 Receptor y Transmisor en su posición final Trayectorias y atractor en el espacio del sistema dinámico para la red neuronal aislada con sus sensores activos de acuerdo a la posición final. a) Atractor del receptor con coordenadas (2.97048,-79.8224,54.6248). b) Atractor del transmisor con coordenadas (0.731686,97.5936,17.0426). y_1 representa la activación de la neurona conectada al sensor de contacto y el motor, y_2 es la activación de la neurona del sensor de valor constante para el receptor y la distancia al objetivo para el transmisor, por último, y_3 representa la activación de la neurona relacionada con el sensor de posición del agente.

Al final de la simulación podemos ver que ambos agentes poseen un solo atractor, solo que ambos cambiaron de posición en el espacio, el atractor del receptor se encuentra ahora en las coordenadas (2.97048,-79.8224,54.6248) a una distancia euclidiana de 66.4404 de donde se encontraba en la posición inicial de la prueba, siendo más notable el cambio de posición en la coordenada correspondiente al sensor de interacción y la del sensor de posición del agente. El atractor del transmisor ahora se encuentra en (0.731686,97.5936,17.0426) a una distancia euclidiana de 58.3802 en comparación con su posición al inicio de la prueba (Figura 3-7).

El receptor al final de la prueba, según podemos ver en los diagramas diacrónicos, continúa desplazándose, aunque a una velocidad pequeña. Sin embargo, este desplazamiento depende principalmente de la neurona cuya activación es la que se redujo considerablemente y de la activación de la neurona de posición, la cual también es menor. En ese instante, obteniendo los valores de salida almacenados de la neurona que controla el motor en la simulación, la salida de la neurona es igual a 0.0402 que multiplicando por la ganancia de salida hacia al motor 13.0117, y aplicando ese valor a la codificación que ajusta la salida a valores de -1 a 1 el motor posee una velocidad de $4.704e-06$.

Cambio de posición del atractor del receptor

Como notamos en los análisis anteriores, existe un cambio de posición en los atractores. Por eso nos dimos a la tarea de comprobar si el atractor cambiaba gradualmente de posición o sucede en un instante de tiempo determinado.

Para la coordenada que representa la activación de la neurona que depende de la posición del agente cambia gradualmente, pero para la neurona que está ligada al sensor de contacto entre los agentes no es así.

Esto es normal, ya que la entrada a la neurona de posicionamiento es continua y depende de cómo el agente se traslade por el ambiente. En el caso

de la neurona de contacto, recibe valores discretos, y el cambio abrupto es algo que se esperaba al ver los resultados anteriores.

El final de interacción marca la diferencia. Es lo que le dice al agente que ya obtuvo la información necesaria, en forma de distancia a viajar, y lo que le resta es modular la velocidad para llegar a la posición correcta del objetivo. Esta modulación la realiza con la información que obtiene del sensor que se encuentra conectado a la neurona de posición del agente.

Para obtener los parámetros para analizar el sistema dinámico verificamos el instante donde termina la interacción entre los agentes y tomamos los parámetros de entrada de los sensores que corresponden a la simulación previamente almacenada. El instante donde aún existe interacción entre los agentes es en $t = 89.43$ y en el instante siguiente $t = 89.44$ no la hay. Los valores que utilizamos para las entradas de los sensores del receptor son los siguientes:

Para $t = 89.43$:

- Sensor de contacto = 1
- Sensor de valor constante = -1
- Sensor de posición del agente = 0.580038

Para $t = 89.44$:

- Sensor de contacto = 0
- Sensor de valor constante = -1
- Sensor de posición del agente = 0.580102

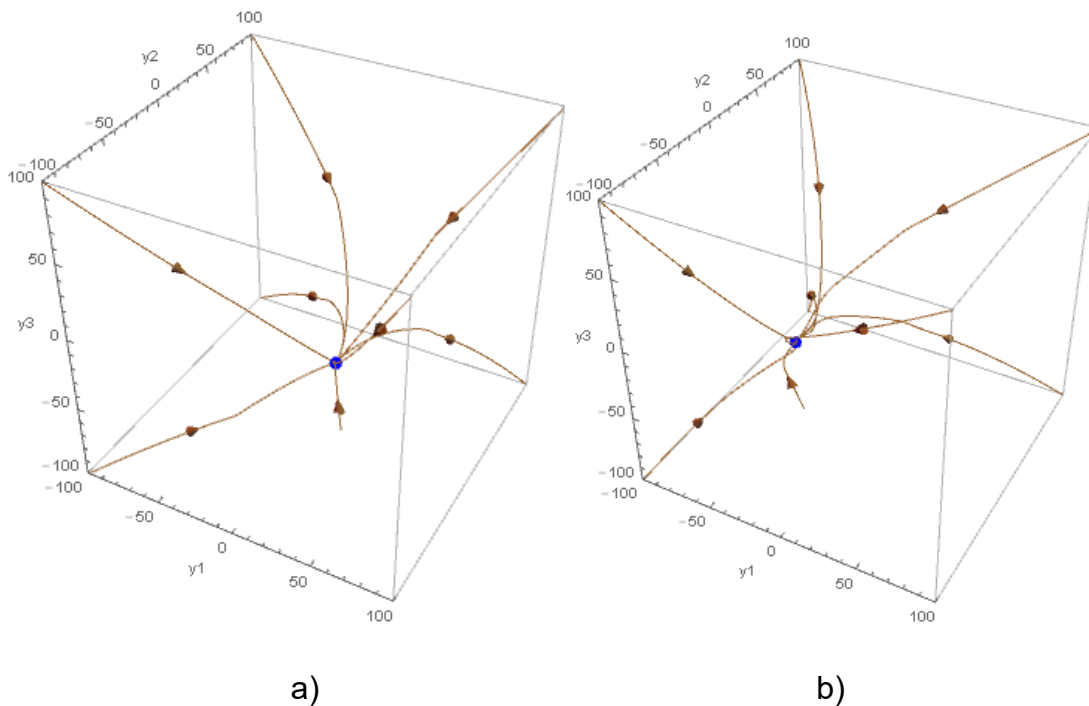


Figura 3-8 Cambio de posición del atractor en el receptor Trayectorias y atractor en el espacio del sistema dinámico para la red neuronal aislada en instantes de tiempo continuos para el receptor. a) Atractor del receptor en $t=89.43$ con coordenadas $(58.5368,-89.853,45.109)$. b) Atractor del receptor en $t=89.44$ con coordenadas $(2.97048,-79.8224,37.9461)$. $y1$ representa la activación de la neurona conectada al sensor de contacto y el motor, $y2$ es la activación de la neurona del sensor de valor constante para el receptor y la distancia al objetivo para el transmisor, por último, $y3$ representa la activación de la neurona relacionada con el sensor de posición del agente.

Las dos imágenes anteriores muestran el sistema dinámico del receptor en dos instantes de tiempo distintos y continuos.

El primero nos muestra al receptor en $t = 89.43$ con coordenadas $(58.5368,-89.853,45.109)$, y el segundo nos muestra al atractor del receptor en el instante siguiente, $t = 89.44$ con coordenadas $(2.97048,-79.8224,37.9461)$. Podemos notar que el cambio de posición del atractor en el espacio es notable, de hecho, la distancia euclidiana entre los atractores es 56.9169. La activación de la neurona que corresponde al sensor de interacción permanece constante desde el inicio de la simulación hasta el instante en donde la interacción termina. Cuando la interacción termina cambia súbitamente y permanece en ese mismo valor hasta el final de la prueba. También podemos observar el cambio gradual de la activación del sensor de posición del agente (Figura 3-8).

El instante donde cambia la posición del atractor coincide con el instante donde la interacción entre los agentes termina, como se puede observar en la Figura 3-8.

Podemos concluir que el sistema dinámico solo necesita un atractor, pero el atractor cambia de posición cuando ya se obtuvo suficiente información.

Cambio de posición del atractor en el transmisor

En el caso del transmisor, la fase importante es durante la interacción de los agentes, lo que modula los movimientos del agente dependen de la activación de las tres neuronas, si el sensor de activación está activo, su posición actual y la distancia al objetivo.

De manera análoga a la sección anterior, los parámetros a obtener coinciden con el instante en el que la interacción termina, ya que ambos agentes terminan su interacción en el mismo momento.

Los valores que utilizamos para las entradas de los sensores del transmisor son los siguientes:

Para $t = 89.43$:

- Sensor de contacto = 1
- Sensor de distancia al objetivo = 0.619905
- Sensor de posición del agente = 0.180095

Para $t = 89.44$:

- Sensor de contacto = 0
- Sensor de distancia al objetivo = 0.619944
- Sensor de posición del agente = 0.180056

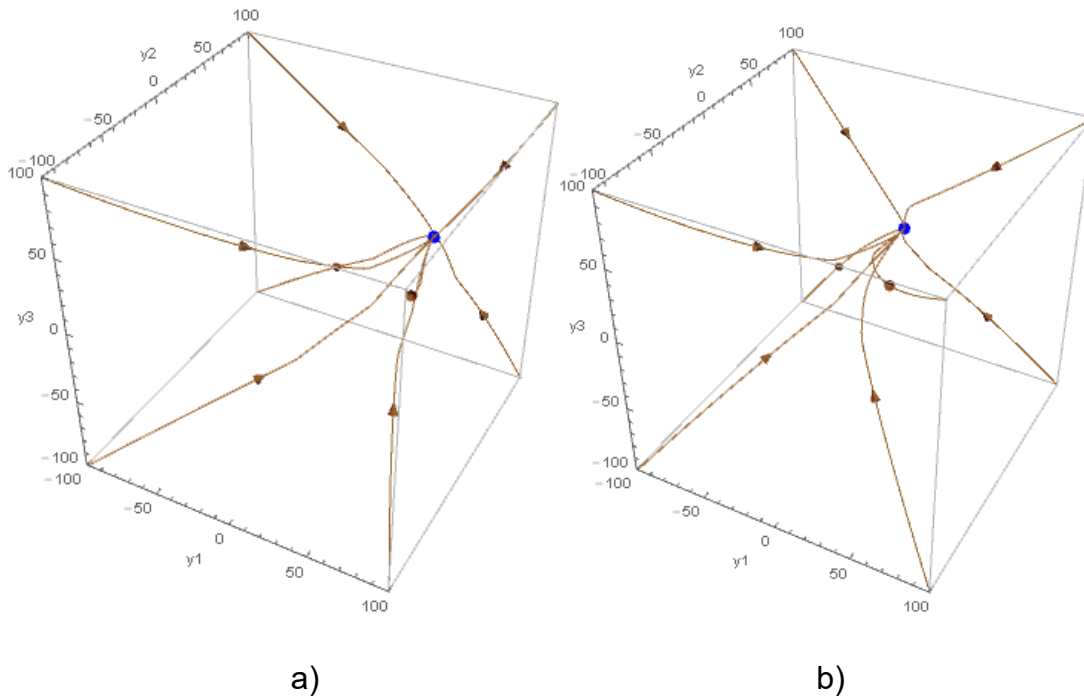


Figura 3-9 Cambio de posición del atractor en el transmisor Trayectorias y atractor en el espacio del sistema dinámico para la red neuronal en instantes de tiempo continuos para el transmisor. a) Atractor del transmisor en $t=89.43$ con coordenadas $(52.9487, 74.1914, 32.8016)$ b) Atractor del transmisor en $t=89.44$ con coordenadas $(0.731686, 87.6192, 23.2081)$ y_1 representa la activación de la neurona conectada al sensor de contacto y el motor, y_2 es la activación de la neurona del sensor de valor constante para el receptor y la distancia al objetivo para el transmisor, por último, y_3 representa la activación de la neurona relacionada con el sensor de posición del agente.

De la misma manera que en el receptor, el transmisor posee un cambio de posición del atractor de manera abrupta. La primera imagen se refiere al sistema dinámico del transmisor en $t = 89.43$, podemos ver al atractor en las coordenadas $(52.9487, 74.1914, 32.8016)$, y en la segunda al transmisor en $t = 89.44$, donde podemos ver al atractor en las coordenadas $(0.731686, 87.6192, 23.2081)$. La distancia euclidiana que hay entre los atractores es igual a 54.7627. Igual que en el caso del receptor, la activación de la neurona que corresponde con el sensor de interacción permanece constante desde el inicio de la interacción hasta el instante previo a terminar la interacción. Una vez terminada la interacción el valor de activación al que cambió permanece constante hasta el final de la misma. Para el caso del transmisor, sin embargo, las activaciones de las neuronas ligados a los sensores de distancia al objetivo y su posición solo sufren ligeros cambios (Figura 3-9).

3.7 Espacio de estados de simulaciones diferentes

El análisis dinámico nos ayudó a ver dónde se localizaba el atractor en distintos instantes de tiempo. Con esto entendimos aún mejor el comportamiento de los agentes, pero no logramos observar las series de tiempo de la red neuronal mientras estaba interactuando directamente con el otro agente y su ambiente. Además, no logramos observar cómo cambiaban los estados de la red neuronal a lo largo del tiempo. Solo sabíamos dónde se encontraban los atractores, lo cual no nos permitía observar claramente que sucedía durante la interacción para ambos agentes y después de la interacción. Es por eso que recurrimos a un análisis de series de tiempo para los estados de las neuronas de los agentes. Esto nos permitió observar la dinámica de la red neuronal mientras interactúa con su ambiente, incluyendo al otro agente.

Lo que tratamos de encontrar es una clara diferencia entre los roles. Más precisamente queremos saber en que momentos realizan tareas diferentes los agentes. Los estados de las neuronas a lo largo del tiempo modulan que acciones realizan los agentes.

Realizamos 12 simulaciones colocando al agente receptor separado del transmisor a una distancia constante de 0.10 unidades, seis de ellas a la izquierda del transmisor y las restantes a la derecha del transmisor. En cada simulación, colocamos el objetivo en el rango de 0.5 a 1, aumentando 0.1 por simulación.

Receptor a la izquierda y derecha del transmisor (Receptor)

Para el receptor, esperamos que la dinámica muestre una diferencia entre la interacción y el movimiento hacia el objetivo. Además de observar qué es lo que sucede en el periodo de interacción.

Sabemos que el receptor, cuando los objetivos se encuentran cerca del rango de interacción, se adelanta un poco a la posición del objetivo mientras que, cuando los objetivos se encuentran en el límite más lejano a la región de interacción, se detiene antes de llegar al objetivo. Además, esperamos encontrar

una correlación no lineal en la dinámica interna, porque en el análisis de las distancias medias a los objetivos mostraban una clara reducción de precisión cuando el objetivo se encontraba en los límites del rango de aparición de los objetivos utilizado en el entrenamiento.

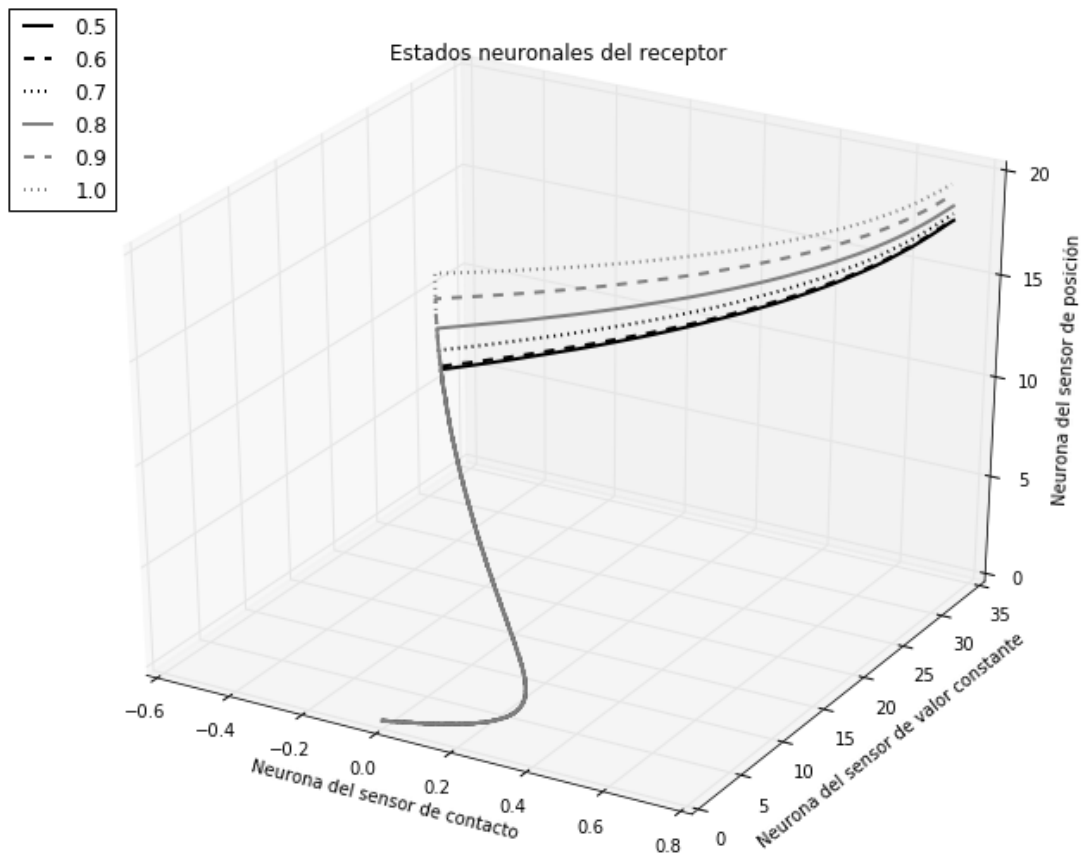


Figura 3-10 Gráfica de estados neuronales del receptor a la izquierda del transmisor (receptor) Se realizaron 6 simulaciones una para objetivos uniformes en el rango de 0.5 a 1, el receptor se colocó a la izquierda del transmisor, el espacio de estados neuronales muestra como el receptor comienza en la misma posición, sigue una misma trayectoria y después se separa para llegar al objetivo. Podemos ver la diferencia entre los objetivos cercanos cuando la interacción termina.

Como se esperaba, existe una relación no lineal para el desplazamiento lineal de los objetivos. En particular, existe mucho menos distancia entre las trayectorias de los objetivos 0.5 y 0.6 comparada con las otras trayectorias. Nuevamente podemos decir que el tiempo en el que la interacción termina es crucial para completar la tarea satisfactoriamente al discriminar entre los objetivos (Figura 3-10).

Para las simulaciones en las que el receptor se encuentra a la derecha del transmisor, el recorrido es el mismo en todas las simulaciones durante la interacción de los agentes. Una vez que el receptor tiene la información de la posición del objetivo dicho agente se mueve al objetivo. Por esta razón, podemos concluir que el receptor no es el encargado de finalizar la interacción.

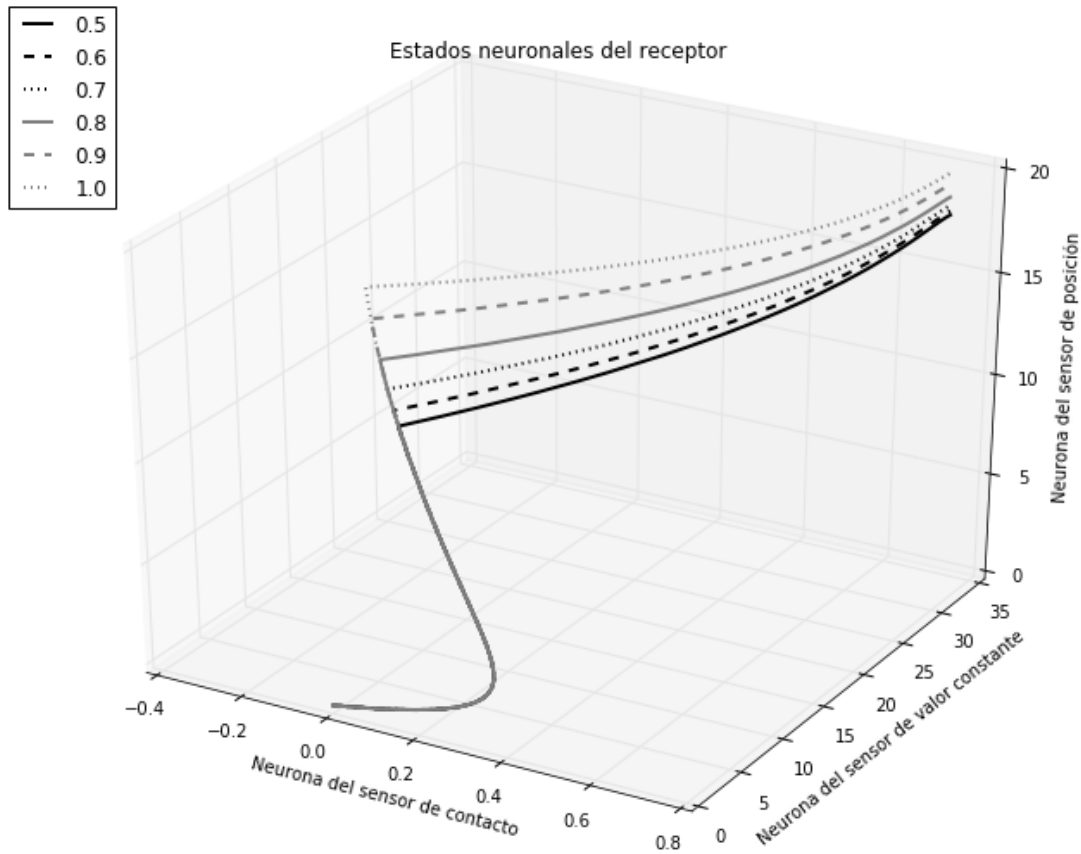


Figura 3-11 Gráfica de estados neuronales del receptor a la derecha del transmisor (receptor)
 Se realizaron 6 simulaciones una para objetivos uniformes en el rango de 0.5 a 1, el receptor se colocó a la derecha del transmisor, el espacio de estados neuronales muestra como el receptor comienza en la misma posición, igual que en la Figura 3-10, sigue una misma trayectoria y después se separa para llegar al objetivo. Podemos ver la diferencia entre los objetivos cercanos cuando la interacción termina.

Cuando el receptor se encontraba a la derecha del transmisor, sus neuronas realizan un recorrido más amplio que cuando el receptor se encontraba a la izquierda, y podemos observar aún más la diferencia entre los objetivos que se encuentran cerca del rango de interacción y los lejanos. Una vez tomada la

información los agentes se mueven a cada uno de los objetivos (Figura 3-11 **Gráfica de estados neuronales del receptor a la derecha del transmisor (receptor)** Se realizaron 6 simulaciones una para objetivos uniformes en el rango de 0.5 a 1, el receptor se colocó a la derecha del transmisor, el espacio de estados neuronales muestra como el receptor comienza en la misma posición, igual que en la Figura 3-10, sigue una misma trayectoria y después se separa para llegar al objetivo. Podemos ver la diferencia entre los objetivos cercanos cuando la interacción termina.).

Receptor a la izquierda y derecha del transmisor (Transmisor)

Como se discutió en la subsección anterior, durante la interacción la dinámica interna del receptor no es diferente para los distintos objetivos, así que el receptor no puede contribuir en la decisión del momento de terminar la interacción. Esto significa que esperamos encontrar que la dinámica interna del transmisor muestre diferencias con respecto a la posición de cada uno de los objetivos desde el comienzo de la simulación y durante la interacción.

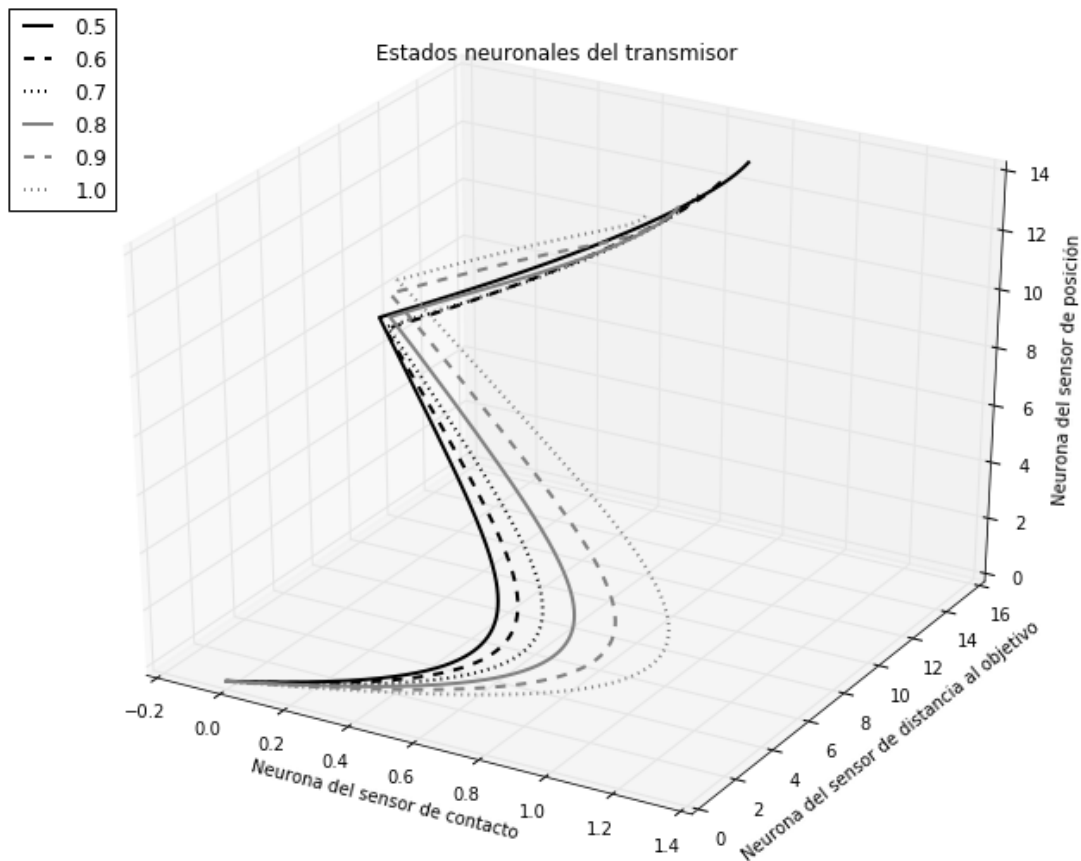


Figura 3-12 Gráfica de estados neuronales del receptor a la izquierda del transmisor (transmisor) Se realizaron 6 simulaciones una para objetivos uniformes en el rango de 0.5 a 1, el receptor se colocó a la izquierda del transmisor, el espacio de estados neuronales muestra como el transmisor comienza en la misma posición, sigue diferentes trayectorias para informar al receptor donde se encuentra el objetivo.

Para el transmisor, al inicio el recorrido cambia, dependiendo de la posición del objetivo, ya que es el que lleva la tarea de informar al receptor la posición del objetivo. Después de hacerlo, los estados de las neuronas tratan de converger al mismo sitio, aunque es irrelevante si lo hacen o no (Figura 3-12).

Como esperábamos, el transmisor es el encargado de determinar el tiempo preciso en el que la interacción debe terminar. Encontramos que su espacio de estados realiza una trayectoria más amplia cuando los objetivos se encuentran en una posición más lejana.

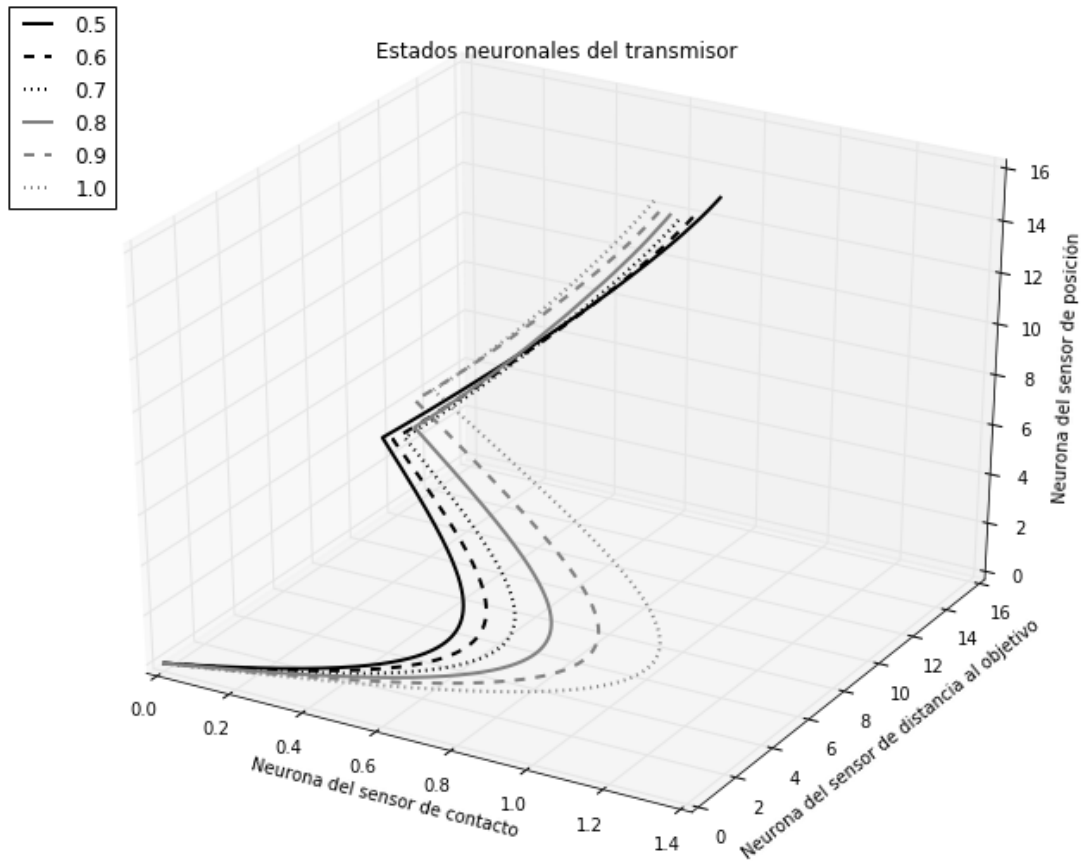


Figura 3-13 Gráfica de estados neuronales del receptor a la derecha del transmisor (transmisor) Se realizaron 6 simulaciones una para objetivos uniformes en el rango de 0.5 a 1, el receptor se colocó a la derecha del transmisor, el espacio de estados neuronales muestra como el transmisor comienza en la misma posición, sigue diferentes trayectorias, diferentes trayectorias a la figura 3.12, pero con un comportamiento similar, esto para informar al receptor donde se encuentra el objetivo.

De manera parecida al comportamiento del transmisor en la subsección anterior, los estados de las neuronas del receptor se comportan de la siguiente manera: al inicio de la prueba los estados de las neuronas describen un recorrido más amplio que en el caso cuando el receptor se encontraba a su izquierda, aunque le toma menos tiempo enviar la información, ya que su trayectoria termina antes que en las otras simulaciones (Figura 3-13).

Debido a que parece que el transmisor se encuentra haciendo todo el trabajo en la diferenciación entre los objetivos, mientras que el receptor tiene la misma trayectoria durante la interacción; podríamos esperar que los agentes han logrado co-regular sus respectivos roles de tal manera que el transmisor es el

agente activo mientras que el receptor es el agente pasivo, una relación unidireccional requerida por la teoría de la información para la transmisión de información a través de un canal desde un emisor a un receptor.

Capítulo 4 Discusión

Los agentes completaron la prueba de manera correcta en la mayoría de las simulaciones. Este es un paso alentador, ya que cada agente cuenta con solo un sistema de tres variables.

Además de alguna manera tuvieron que obtener información de tres diferentes sensores, controlar los movimientos hacia la izquierda y derecha, distinguir entre diferentes configuraciones iniciales, adquirir diferentes roles y tuvieron que encontrar una relación entre sus interacciones con un rango continuo de posiciones objetivo, que solo podían ser encontradas usando comunicación referencial.

Los casos en los que se encontraba tan lejos del objetivo que se podría confundir con otro objetivo fueron aquellos casos donde la meta se encontraba cerca de los límites del rango para el que fueron evolucionados.

La causa aparente de este problema es que en la evolución se seleccionó para cada prueba un objetivo en ese rango de manera uniforme, pero las apariciones de los objetivos son más probables en un rango central que exactamente en los límites del mismo, es decir, 0.5 y 1.

Podemos decir que los objetivos específicos se cumplieron satisfactoriamente, logramos reducir el sistema neuronal, el número de sensores y motores necesarios para realizar el experimento.

Además, convertimos uno de los sensores de entrada analógica a digital, el sensor de interacción entre los agentes. Esto produjo una simplificación en el sistema dinámico. Esto nos permitió analizar mejor el sistema dinámico.

Los agentes mostraron que cumplieron con la tarea, utilizaron comunicación referencial para lograr que uno de ellos llegará al objetivo, con lo cual la tarea principal se cumplió satisfactoriamente.

El sistema dinámico fue analizado y mostró resultados interesantes y nos da una idea de lo que pasa cuando los agentes interactúan y la representación de su sistema dinámico a lo largo del tiempo. Este análisis reveló que la conmutación de acción requerida por la tarea no era controlada centralmente por ningún agente, sino que emergió de la interacción de los dos agentes y del acoplamiento de los agentes con el medio ambiente.

La complejidad del comportamiento de la tarea, por lo tanto, no puede reducirse al sistema neuronal solamente, ya que contiene un simple atractor de punto fijo. La flexibilidad del comportamiento de los agentes dependía de cómo la posición de este atractor era modulada por la dinámica de acoplamiento. Esto va en contra de los actuales enfoques neuro-céntricos en la ciencia cognitiva y sugiere la utilidad potencial de adoptar un enfoque más holístico. Esto es difícil en la práctica, especialmente cuando se trata de agentes más complejos y organismos reales.

Cabe destacar que fue el minimalismo del modelo el que nos permitió ver en detalle cómo la complejidad del comportamiento comunicativo es de hecho una propiedad distribuida del sistema cerebro-cuerpo-medio ambiente-cuerpo-cerebro en su conjunto, lo cual es consistente con el trabajo sobre la cognición social extendida por Froese, Iizuka, e Ikegami (2014).

La arquitectura dinámica de las redes neuronales que regían el comportamiento de cada agente no fue fija, sino que cambió su configuración en función de si había contacto entre los agentes, la posición del agente en el entorno y la posición del objetivo (en el caso del transmisor). Esto demuestra la importancia de estudiar la actividad de las redes neuronales mientras que los agentes están interactuando, en lugar de en condiciones pasivas (como suele ocurrir en la neurociencia cognitiva).

Un aspecto interesante es el hecho de que no hay canales de comunicación dedicados. En el modelo, el movimiento del agente puede servir

para trasladarse en el espacio, pero ese mismo movimiento también debe servir para establecer la comunicación referencial. Los agentes fueron capaces de resolver esta ambigüedad del propósito del movimiento, que podría ser entendido como la evolución de los gestos.

Capítulo 5 Conclusiones

A lo largo del trabajo realizado se buscó cumplir con el objetivo principal, minimizar la red neuronal artificial que controla a los agentes.

Además de minimizar la red que los controla logramos, exitosamente, utilizar la misma copia estructural de la red neuronal para ambos agentes, sin tener una red neuronal específica para cada rol. Esto nos permitió demostrar que no es necesario utilizar altas dimensiones, dos redes neuronales diferentes para resolver el problema. Esto nos pone a cuestionar sobre la comunicación entre las abejas. No podemos esperar una forma de cognición de altas dimensiones y altamente compleja dentro del cerebro de las abejas para explicar su capacidad de comunicarse referencialmente. Esto muestra la potencia de las redes neuronales recurrentes en tiempo continuo (CTRNN), para resolver problemas de interacción y cooperación para cumplir con una tarea común.

La red neuronal artificial resolvió diversos problemas al cumplir con el objetivo, selección de rol correcto para resolver el problema, emergencia de un comportamiento coordinado para generar un canal de comunicación por el cual enviar la información a través de los agentes. En este caso la duración de la interacción fue el método utilizado para determinar la posición del objetivo. Además de la correcta localización del objetivo para la mayoría de las pruebas, esta mayoría localizada en el centro del área de aparición de los objetivos.

En contraste con el trabajo de Williams et al. (2008), demostramos que no es necesario asumir ningún tipo de especialización en la forma de asignar los roles de transmisor o receptor. El rol necesario a adoptar puede emerger dependiendo del contexto en el que se encuentre el agente. Esto involucra sus interacciones con el ambiente y con el otro agente.

La decisión de reducir el número de sensores de entrada y la salida al motor fue acertada. El modelo logró cumplir con la tarea, comunicarse referencialmente para llegar a una posición objetivo. El tamaño de la red neuronal

artificial generada resultó ser la mínima necesaria para cumplir la tarea de manera correcta, y también nos permitió su análisis dinámico.

En el análisis dinámico logramos observar que, para resolver problemas de este tipo, el sistema dinámico genera un solo atractor, el cual cambia de posición en el espacio, según el objetivo y la acción que el agente tenga en ese instante.

Nuestro modelo funciona bien para una dimensión, pero la danza de las abejas puede transmitir información espacial en dos dimensiones. Una posible dirección que podemos tomar es ampliar nuestro modelo a dos dimensiones.

Las abejas cuentan con diferentes puntos de referencia además de su posición espacial, por ejemplo: el panal, el sol, etcétera. Podríamos introducir un nuevo punto de referencia similar al sol para generar un nuevo modelo en dos dimensiones.

La duración del contacto en nuestro modelo es genéticamente fijo, similar al baile de las abejas. Esta señal no se basa en una convención social ni cultural. Otra posibilidad de trabajo futuro es investigar cómo cambiar nuestra simulación de modo que la señal no sea genéticamente fija, ya que esta se basa en convenciones sociales y culturales, y surge de interacciones sociales repetidas de aquellos agentes experimentados a los menos experimentados. Un modelo en el que los agentes tomen roles de maestros o alumnos, según sus necesidades en el ambiente.

Bibliografía

- Beer, R. (1995). On the dynamics of small continuous-time recurrent neural networks. *Adaptive Behavior*, 3(4), 471-511.
- Beer, R. (1996). Toward the evolution of dynamical neural networks for minimally cognitive behavior. In P. Maes, M. Mataric, J. Meyer, J. Pollack, & S. Wilson (Ed.), *From animals to animats 4: Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior* (pp. 421-429). MIT Press.
- Beer, R. (2000). Dynamical approaches to cognitive science. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(3), 91-99.
- Cangelosi, A., & Parisi, D. (1998). The emergence of a 'language' in an evolving population of neural networks. *Connection Science*, 10(2), 83-97.
- Chrisley, R. (2003). Embodied artificial intelligence. *Artificial Intelligence*, 1(149), 131-150.
- Cliff, D., Harvey, I., & Husbands, P. (1993). Explorations in Evolutionary Robotics. *Adaptive Behavior*, 2(1), 73-110.
- Crist, E. (2004). Can an insect speak?: The case of the honeybee. *Social Studies of Science*, 34(1), 7-43.
- Di Paolo, E. A. (1997). Social coordination and spatial organization: Steps towards the evolution of communication. *Fourth European Conference on Artificial Life*, (pp. 464-473).
- Di Paolo, E. A. (2000). Behavioral coordination, structural congruence and entrainment in a simulation of acoustically coupled agents. *Adaptive Behavior*, 8(1), 25-46.
- Dornhaus, A., & Chittka, L. (2004). Why do honey bees dance? *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 55(4), 395-401.

- Dyer, F. C. (2002). The biology of the dance language. *Annual Review of Entomology*, 47(1), 917-949.
- Froese, T., & Di Paolo, E. A. (2009). Toward Minimally Social Behavior: Social Psychology Meets Evolutionary Robotics. *European Conference on Artificial Life* (pp. 426-433). Berlin: Springer.
- Froese, T., Iizuka, H., & Ikegami, T. (2014). Embodied social interaction constitutes social cognition in pairs of humans: A minimalist virtual reality experiment. *Scientific Reports*, 4(3672). doi:10.1038/srep03672
- Golberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Harvey, I., Di Paolo, E., Wood, R., Quinn, M., & Tuci, E. (2005). Evolutionary robotics: a new scientific tool for studying cognition. *Artificial Life*, 11(1-2), 79-98.
- Haugeland, J. (1985). *Artificial Intelligence The Very Idea*. Cambridge MA: MIT Press.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Holland, J. (1992). Genetic Algorithms. *Scientific American*, 114-116.
- Huhns, M. N., & Stephens, L. M. (1999). Multiagent systems and societies of agents. In G. Weiss, *Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence* (pp. 79-120). Cambridge, MA: MIT Press.
- MacLennan, B. J., & Burghardt, G. M. (1993). Synthetic ethology and the evolution of cooperative communication. *Adaptive Behavior*, 2(2), 161-188.
- Manicka, S. (2012). Analysis of Evolved Agents Performing Referential Communication. *Artificial Life*, 13, 393-400.

- Maturana, H. R., & Varela, F. J. (1980). Autopoiesis and cognition: The realization of the living. *D. Reidel*.
- Nolfi, S. (2005). Emergence of communication in embodied agents: Co-adapting communicative and non-communicative behaviours. *Connection Science*, 17(3), 231-248.
- Nolfi, S. (2013). Emergence of communication and language in evolving robots. *New Perspectives on the Origins of Language*, 533-554.
- Nolfi, S., & Floreano, D. (2002). Synthesis of autonomous robots through evolution. *TRENDS in Cognitive Sciences*, 6(1), 31-37.
- Pfeifer, R., Lungarella, M., & Iida, F. (2007). Self-Organization, Embodiment, and Biologically Inspired Robotics. *Science*, 318(5853), 1088-1093. doi:10.1126/science.1145803
- Quinn, M. (2001). Evolving Communication without Dedicated Communication Channels. In J. Kelemen, & P. Sosík (Ed.), *ECAL01* (pp. 357-366). Prague: Springer.
- Seyfarth, R. M., & Cheney, D. L. (2003). Signalers and receivers in animal communication. *Annual Reviews in Psychology*, 54(1), 145-173.
- Varela, F. J., Thompson, E., & Rosch, E. (1991). *The Embodied Mind: Cognitive Science and Human Experience*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Williams, P., Beer, R., & Gasser, M. (2008). Evolving referential communication in embodied dynamical agents. In S. Bullock, J. Noble, R. Watson, & M. A. Bedau (Ed.), *Artificial Life XI: Proceedings of the Eleventh International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems* (pp. 702-709). MIT Press.