

Trabajo Fin de Grado

Diseño y análisis de redes homeostáticas adaptativas

Design and analysis of homeostatic adaptative
networks

Autor

Alberto Martínez Menéndez

Directores

Manuel Gonzalez Bedía

ESCUELA DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
2018



DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y ORIGINALIDAD

(Este documento debe acompañar al Trabajo Fin de Grado (TFG)/Trabajo Fin de Máster (TFM) cuando sea depositado para su evaluación).

D./D^a. _____,

con nº de DNI _____ en aplicación de lo dispuesto en el art.

14 (Derechos de autor) del Acuerdo de 11 de septiembre de 2014, del Consejo de Gobierno, por el que se aprueba el Reglamento de los TFG y TFM de la Universidad de Zaragoza,

Declaro que el presente Trabajo de Fin de (Grado/Máster)
_____, (Título del Trabajo)

es de mi autoría y es original, no habiéndose utilizado fuente sin ser citada debidamente.

Zaragoza, _____

Fdo: _____

Dedicado a mi familia y extender con algo más

AGRADECIMIENTOS

Agradecimientos mas formales

Asier por aguantar Latex, a mi madre y a Bea por aguantarme a mi. A Manuel por su onvolucion y su ayuda

Si nos ayuda alguien externo, tambien a el

Diseño y análisis de redes homeostáticas adaptativas

RESUMEN

Conseguir dotar a un agente artificial con la capacidad de adaptabilidad presente en los seres vivos le proporcionaría las habilidades necesarias para que pudiera realizar tareas para las que no ha sido entrenado o para realizar tareas para las que se le ha entrenado pero en un entorno cambiante o con incertidumbre. Los mecanismos necesarios para conseguir estas propiedades se llaman mecanismos homeostáticos.

En este trabajo se ha buscado diseñar e implementar un agente homeostático basado en redes neuronales recurrentes de tiempo continuo. Este agente se corresponde con el mejor candidato de entre una cierta población de candidatos, el cual ha sido seleccionado mediante un algoritmo genético elitista que aplica una sencilla prueba a cada uno de ellos para conseguir un ranking que clasifica a la población según la puntuación obtenida en base a unos parámetros que son medidos para cada candidato que realiza la prueba. El agente logra el comportamiento homeostático a través de características de plasticidad, que le permiten modificar sus variables internas para alcanzar la estabilidad buscada.

Una vez obtenido un agente con el comportamiento homeostático deseado se han ejecutado dos pruebas que han permitido obtener conclusiones sobre el comportamiento de este tipo de agentes:

..... TODO

Design and analysis of homeostatic adaptative networks

ABSTRACT

El resumen pero traducido al ingles

Índice

Lista de Figuras	XI
Lista de Tablas	XIII
1. Introducción	1
1.1. Contexto y motivación	1
1.2. Objetivos	2
1.3. Estructura	2
2. Estado del arte	1
3. Diseño e implementación	1
3.1. Redes neuronales recurrentes de tiempo continuo (CTRNN)	1
3.2. Homeostasis, ultraestabilidad y plasticidad	2
3.3. Agente	4
3.4. Evolución	5
3.5. Entorno de trabajo	5
Anexos	6

Lista de Figuras

3.1. Valor de salida de una CTRNN. Izquierda: Un nodo autoconectado. Derecha: Función sigmoide aplicada para calcular la salida de una neurona.	2
3.2. Esquema de la estructura de la red utilizada con 8 neuronas totalmente interconectadas.	4

Lista de Tablas

3.1. Rango de valores para los parámetros de la red	5
---	---

Capítulo 1

Introducción

Incorporar comportamiento adaptativo en agentes artificiales es uno de los medios esenciales para que estos puedan desenvolverse en entornos con cambios o incertidumbre de manera satisfactoria.

En ingeniería, uno de los pioneros trabajos en este ámbito se debe a William Ashby ('A Design for a Brain'), en el que se interesó por investigar como funcionan los mecanismos de adaptación en sistemas vivos. La tesis de Ashby fue que todos los organismos tienen ciertas variables esenciales, que deben mantenerse dentro de unos límites, y que a menudo están vinculadas entre sí, provocando que cambios en algunas de ellas puedan afectar a las demás. El estado de supervivencia del organismo ocurre cuando un comportamiento no mueve ninguna variable esencial fuera de sus límites. Al conjunto de mecanismos que permiten esta estabilidad se lo conoce como regulación homeostática. En lugar de atribuir a los organismos conductas intencionales de búsqueda de objetivos, Ashby exploró estos mecanismos que permitían generar un comportamiento adaptativo autoinducido mediante el mantenimiento de la estabilidad interna de sus variables esenciales.

Trabajos recientes en neurociencia han mostrado que existen mecanismos reguladores homeostáticos de eficacia sináptica en el cerebro. Estos mecanismos entre neuronas están impulsados por la necesidad de adaptarse a los cambios que dependen de una actividad, al tiempo que mantienen la estabilidad interna.

Dotar a un agente artificial de propiedades de adaptación homeostática le permitiría adaptarse y resolver problemas para los que inicialmente no fue entrenado, permitiéndole alterar sus variables internas hasta obtener una estabilidad completa de su sistema al mismo tiempo que ejecuta las tareas encomendadas.

1.1. Contexto y motivación

TODO TODO TODO

1.2. Objetivos

En este trabajo de fin de grado se pretenden aplicar y analizar las ideas de ultrastabilidad de William Ashby en agentes artificiales. Dichos agentes serán diseñados mediante controladores basados en redes neuronales recurrentes a las que se les impondrá una regulación homeostática de su actividad sináptica (las neuronas tendrán funciones de activación adecuadas para generar estas estructuras de estabilidad). Los agentes serán evolucionados para solucionar un problema de fototaxis (búsqueda y acercamiento a una fuente de luz). Una vez programados agentes artificiales homeostáticos se buscará analizar:

- Si los agentes pueden adaptarse a cambios en las reglas del entorno, aunque no hayan evolucionado específicamente para resolver nuevas tareas. Se buscará probar que, tal como ocurre en organismos vivos, estos mecanismos de adaptación facilitan implícitamente el mantenimiento de estabilidad y el desarrollo de nuevos comportamientos.
- Si en entornos sociales de agentes artificiales, donde los comportamientos para resolver problemas se basen en estrategias colectivas, los patrones de estabilidad son más robustos. Para ello se someterán las configuraciones obtenidas a estímulos ruidosos o perturbaciones, y mediremos el grado de estabilidad de los patrones homeostáticos.

1.3. Estructura

La memoria cuenta con un primer apartado de introducción, seguido por otro del estado del arte, en los que se explica el contexto del problema a resolver, los principales objetivos, motivaciones y situación actual del ámbito en el que se desarrolla el trabajo. A continuación se encuentra el apartado de diseño e implementación, en el cual se habla sobre las distintas herramientas y técnicas utilizadas para la realización del trabajo. Por último, en la sección de experimentación se enuncian y se analizan los dos procesos que se han ejecutado para la realización de los dos objetivos anteriormente descritos.

En los anexos se puede observar el tiempo invertido en este proyecto junto con las tareas las que se dedicó. Además, se incluye el código correspondiente en el lenguaje de programación Python desarrollado para la obtención de los resultados necesarios.

Capítulo 2

Estado del arte

Hablar de CTRNNs y homeostasis pero sin entrar en tecnicismos

Capítulo 3

Diseño e implementación

3.1. Redes neuronales recurrentes de tiempo continuo (CTRNN)

En contraste con las redes neuronales feed-forward, las cuales soportan únicamente comportamientos reactivos, en las Redes Neuronales Recurrentes de Tiempo Continuo (CTRNN) (Beer, 1995a) pueden existir ciclos en su estructura y la activación de sus neuronas es asíncrona y multiescalada en el tiempo. Este tipo de redes neuronales también facilita describir el agente como un sistema dinámico acoplado al entorno en el que está ubicado, ya que está demostrado que son el modelo más simple de red neuronal dinámica continua no lineal (Funahashi y Nakamura, 1993). Además, la interpretación neurobiológica de las CTRNN ha sido demostrada y puede consultarse en (Beer, 1995a).

Descripción matemática de una CTRNN

Las CTRNN están formadas por neuronas cuyo comportamiento se describe en las ecuaciones 3.1 y 3.2

$$\dot{y}_i = \frac{1}{\tau_i} * \left(-y_i + \sum_{j=1}^N w_{ji} * \sigma(y_j + \theta_j) + I_i \right) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.1)$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.2)$$

donde y_i es el estado de la neurona, w_{ji} es el peso de la conexión entre las neuronas i y j , θ es el término bias, I representa una entrada externa y τ hace que cada una de las neuronas dependa del tiempo, ya que para diferentes valores la caída del nivel de activación de la neurona es más rápida o lenta. En la fórmula 3.1 la velocidad de actualización de la red neuronal debe ser notablemente mayor (el intervalo entre dos actualizaciones será menor) que el valor de τ para no obtener comportamientos no deseados.

Valores de activación y de salida de la neurona de una CTRNN

Para poder entender cómo deben interpretarse la activación y la salida de una CTRNN, se va a utilizar como ejemplo una CTRNN formada por una única neurona autoconectada como la de la figura 3.1. El valor de salida o de una neurona será un valor real entre 0 y 1 obtenido al aplicar la función sigmoide (ecuación 3.2) a la suma del estado actual y de la neurona con su valor bias θ , tal y como puede verse en la figura 3.2.

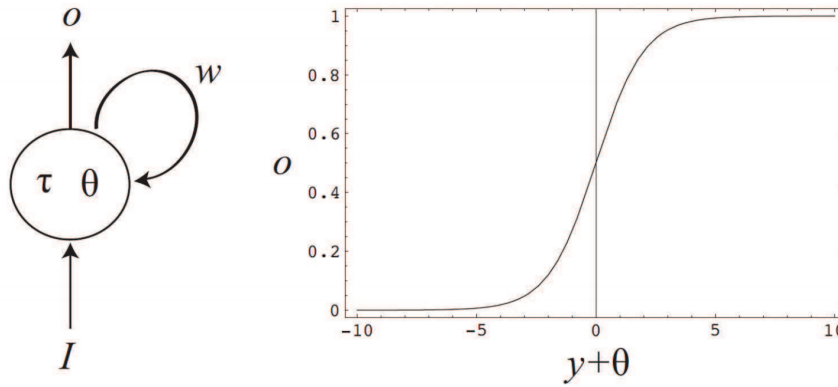


Figura 3.1: Valor de salida de una CTRNN. **Izquierda:** Un nodo autoconectado. **Derecha:** Función sigmoide aplicada para calcular la salida de una neurona.

En cuanto al valor de activación, a diferencia de una red neuronal feed-forward, la cual realiza un mapeo directo entre entrada y salida de la red, el comportamiento de una CTRNN corresponde al de un sistema dinámico (Beer, 1995a), por lo que el valor de activación de la neurona convergerá a un punto de equilibrio. Para el análisis de las dinámicas del sistema formado por el agente controlado por la CTRNN y el entorno, se analizarán sus diagramas de bifurcación, los cuales muestran todos los puntos de equilibrio para la activación de las neuronas de la red.

3.2. Homeostasis, ultraestabilidad y plasticidad

La ultraestabilidad del agente se ha conseguido dotando al mismo de mecanismos de plasticidad, que le permiten modificar los valores de algunos de sus atributos internos. En este caso, los agentes pueden alterar los valores de los pesos w_{ij} de las conexiones entre las neuronas de la red cuando la frecuencia de activación de una neurona es demasiado baja o demasiado alta.

La homeostasis no se encuentra programada explícitamente, pero aparece de forma implícita debido a los mecanismos de evaluación de la evolución genética que

recompensan con mejor puntuación a aquellos agentes que, durante la realización del entrenamiento, han mantenido un mayor número de sus neuronas estables.

La plasticidad de cada conexión esta gobernada por la actividad sináptica de la conexión junto con una regla de plasticidad codificada genéticamente. Estas reglas de plasticidad vienen dadas por las ecuaciones 3.3, 3.4, 3.5 y 3.6, donde Δw_{ij} es el incremento por unidad de tiempo de un determinado peso sináptico (w_{ij}), y z_i y z_j son las frecuencias de activación de las neuronas presinápticas y postsinápticas respectivamente.

Las reglas de plasticidad se construyen en torno a cuatro parámetros: la frecuencia de aprendizaje (n_{ij}), un valor límite (z_{ij}^o), el grado de facilitación plástica local (p_j) y un factor de amortiguación lineal que restringe el cambio dentro de los límites establecidos para los valores de los pesos sinápticos (δ).

R0: Sin plasticidad:

$$\Delta w_{ij} = 0 \quad (3.3)$$

R1: Aprendizaje Hebbiano acotado:

$$\Delta w_{ij} = \delta n_{ij} p_j z_i z_j \quad (3.4)$$

R2: Potenciación o depresión amortiguadas de la neurona presináptica cuando la eficacia sináptica es muy alta o muy baja:

$$\Delta w_{ij} = \delta n_{ij} p_j (z_i - z_{ij}^o) z_j \quad (3.5)$$

R3: Potenciación o depresión amortiguadas de la neurona postsináptica cuando la eficacia sináptica es muy alta o muy baja:

$$\Delta w_{ij} = \delta n_{ij} p_j z_i (z_j - z_{ij}^o) \quad (3.6)$$

El grado de facilitación plástica local (p_j) se ve incrementado linealmente (hasta un valor máximo de 1) cuando la frecuencia de activación aumenta hasta salirse de sus límites, facilitando así los cambios plásticos. Cuando la frecuencia de activación entra en sus límites, p_j decrece linealmente (hasta un valor mínimo de -1), disminuyendo la facilidad de los cambios plásticos.

El cambio en la conexión sináptica depende del signo de n_{ij} , de forma que cada neurona puede actuar de manera independiente facilitando los cambios plásticos en la dirección indicada.

El factor de amortiguación lineal (δ) asegura que los valores de los pesos se mantienen dentro de los límites establecidos para ellos.

El factor de valor límite (z_{ij}^o) depende linealmente del valor actual del peso que se está actualizando plásticamente, por lo que es calculado en cada modificación.

Los pesos son actualizados cada iteración (si precede, dependiendo de su regla de plasticidad) a partir de la ecuación 3.7.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} \quad (3.7)$$

3.3. Agente

TODO: Hablar de la forma del agente y de las configuraciones elegidas en temas de rangos y plasticidades

Estructura de la red, simetría y rangos de valores utilizados

La CTRNN utilizada para la realización de este experimento esta compuesta por ocho neuronas totalmente interconectadas entre sí, presentando la estructura que puede observarse en la figura 3.2. Las dos primeras neuronas (0 y 1 en la figura 3.2) serán las que se encuentren conectadas a los dos sensores y por tanto las que reciben sus mediciones y las procesen. Las dos últimas neuronas (6 y 7 en la figura 3.2) serán las que se encuentren conectadas a los dos motores, los cuales procesarán las salidas de estas neuronas para calcular las velocidades de cada uno de ellos.

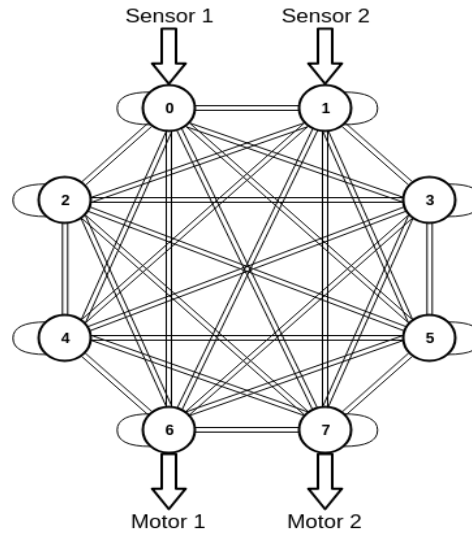


Figura 3.2: Esquema de la estructura de la red utilizada con 8 neuronas totalmente interconectadas.

Para la realización de los experimentos se utilizarán CTRNNs en las que todas las neuronas estén totalmente interconectadas (conexión de cada neurona con todas las demás en ambas direcciones) y autoconectadas (conexión recurrente de la neurona a sí misma).

Como mínimo la CTRNN contará con cuatro neuronas. Dos de ellas conectadas cada una a uno de los dos sensores del agente y las otras dos conectadas cada una a

Parametro	Descripción	Valor mínimo	Valor máximo
τ_i	Constante de decaimiento	0.4	4.0
θ_i	Bias	-3.0	3.0
$Gain$	Ganancia motora y sensora	0.1	10.0
w_{ij}	Peso de la conexión sináptica	-10.0	10.0
n_{ij}	Ritmo de plasticidad	-0.9	0.9

Tabla 3.1: Rango de valores para los parámetros de la red

uno de los dos motores del agente (además de tener el resto de conexiones anteriormente descritas).

La red contará con una cierta simetría en las ganancias de las neuronas sensoras y motoras. Teniendo las dos neuronas conectadas a los sensores del agente iguales ganancias entre si, al igual que las dos neuronas conectadas a los motores del agente.

3.4. Evolución

Hablar del algoritmo genetico utilizado, parametros, etc Hablar de la funcion fitness utilizada

3.5. Entorno de trabajo

Python y todas las librerias utilizadas

Anexos

