

# Diseño y análisis de redes homeostáticas adaptativas

Grado de Ingeniería Informática

Alberto Martínez Menéndez

Director: Manuel Gonzalez Bedía

Escuela de Ingeniería y Arquitectura

## Tabla de contenidos

- 1. Motivación
- 2. Objetivos
- 3. Modelo
- 4. Agente individual
- 5. Agentes colectivos
- 6. Conclusiones

# Motivación

#### Motivación

- Agentes basados en hábitos en lugar de en instrucciones.
- Comportamiento de fototaxis.
- Comportamientos sociales mediante plasticidad.
- Comportamientos sociales entendidos como dos corrientes distintas:
  - Entendidos desde una aproximación aditiva.
  - Entendidos desde una aproximación estructurada.

# **Objetivos**

## **Objetivos**

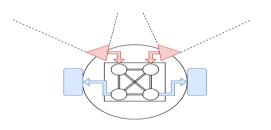
- Estudiar las capacidades de adaptabilidad de los agentes artificiales ante cambios en las reglas del entorno.
- Comprobar la robustez de los agentes en entornos sociales según las capacidades sociales se hayan programado como aditivas o estructurales.

## Objetivos: pasos seguidos

- Comprensión del concepto de homeostasis.
- Diseño e implementación de un agente artificial con comportamientos de fototaxis y plasticidad.
- Diseño e implementación de dos agentes artificales (uno según cada corriente) con comportamientos de fototaxis, plasticidad y sociales.
- Comprobar la robustez de los agentes en entornos sociales según las capacidades sociales se hayan programado como aditivas o estructurales.
- Ejecución de pruebas colectivas, análisis de los resultados y obtención de conclusiones.

## Agente artificial

- Dos sensores.
- Dos motores.
- Controlador basado en una CTRNN.



#### Controlador basado en una CTRNN

$$\dot{y_i} = rac{1}{ au_i} * \left( -y_i + \sum_{j=1}^N w_{ji} * \sigma \left( y_j + heta_j 
ight) + I_i 
ight) \qquad i = 1, 2, ..., N$$

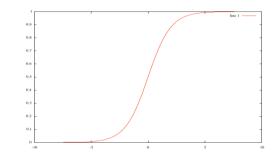
- *y*<sub>i</sub>: nueva activación (estado) de la neurona i.
- τ<sub>i</sub>: constante de tiempo de la neurona i.
- y<sub>i</sub>: activación actual de la neurona i.
- w<sub>jj</sub>: peso de la conexión entre las neuronas i y j.

- $\sigma()$ : función sigmoide de activación.
- $y_i$ : activación actual de la neurona j.
- $\theta_j$ : bias de la neurona j.
- $I_i$ : entrada de la neurona i.

6

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

- Recordamos:  $x = y_j + \theta_j$ .
- Devuelve valores entre 0 y 1.

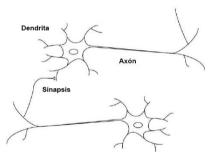


- Se han seleccionado estas redes porque:
  - Permiten simular cualquier sistema dinámico.
  - Son las más fieles al funcionamiento biológico las activaciones neuronales.

#### Homeostasis

- "A Design for a Brain" (1952), William Ashby
- Seres vivos tienen variables internas que deben mantenerse dentro de unos límites.
- Estado de supervivencia (Ultraestabilidad): ninguna variable se encuentra fuera de los límites de estabilidad.
- Regulación homeostática: mecanismos que permiten esta estabilidad.
- Generación de comportamiento adaptativo autoinducido mediante el mantenimiento de la estabilidad interna.

- Mecanismos homeostáticos en los agentes mediante plasticidad.
- Modificación de los pesos sinápticos para fortalecer o debilitar una conexión interneuronal.
- Basados en la "Teoría Hebbiana" (1949), Donal Hebb.
- La plasticidad de una neurona está basada en cuatro reglas:



R0: Sin plasticidad:

$$\Delta w_{ij} = 0$$

R1: Aprendizaje Hebbiano acotado:

$$\Delta w_{ij} = \delta n_{ij} p_j z_i z_j$$

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

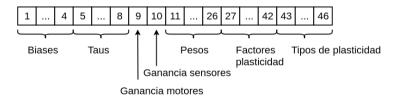
$$\Delta w_{ij} = \delta n_{ij} p_j (z_i - z_{ij}^o) z_j$$

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

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

## Algoritmo genético

- Utilizado para entrenar a los agentes (Computación Evolutiva).
- Agentes codificados como vector de reales y enteros.



#### Funcionamiento:

- 1. Generación de **población inicial** (primera generación).
- 2. Evaluación de la generación mediante la función fitness.
- 3. Selección de los mejores individuos de la generación.
- Creación de una nueva generación a partir de los individuos seleccionados (mediante recombinaciones y mutaciones).
- 5. Volver al punto 2 hasta que el mejor individuo de la generación actual cumpla con las expectativas.

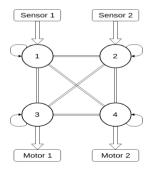
#### Algunas anotaciones sobre el algoritmo genético:

- Población inicial de 60 candidatos.
- Función de selección de torneo.
- Función de recombinación uniforme.
- Función de mutación básica.

Agente individual

## Agente individual: Controlador

- Agente con capacidades de fototaxis individual y plasticidad.
- Dos sensores luminosos y dos motores.
- Simetría en las ganancias de los motores y de los sensores.
- Finalidad: comprobar el correcto funcionamiento de la implementación de la fototaxis y la plasticidad.



## Agente individual: Función fitness

- Un agente de tipo 0 situado en (0,0).
- De forma progresiva aparecen 6 luces a una distancia determinada del agente.
- Cada luz está encendida un número de ciclos aleatorio (dentro de un rango).
- Solamente una luz encendida al mismo tiempo.
- Se busca recompensar:
  - Que para cada luz, el agente acabe más cerca de la luz que cuando se encendió.
  - Que para cada luz, el agente permanezca alrededor de ella el mayor número de ciclos posibles.
  - Que para cada luz, el máximo número de neuronas del agente se mantengan estables.

## Agente individual: Función fitness

• Máxima fitness alcanzada: 0.81.

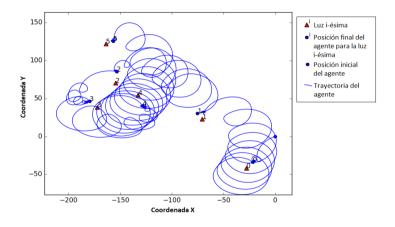
$$fitness = (0.34Fd + 0.54Fp + 0.12Fh)$$

$$Fd = egin{cases} 0.0 & ext{IF} & D_f > D_i \ 1 - \left(D_f/D_i
ight) & ext{IF} & D_f \leq D_i \end{cases}$$

$$Fp = rac{{{{
m N}}^{
m o}}}{{{{
m N}}^{
m o}}}$$
 de ciclos que la luz ha estado encendida

$$Fh = \frac{N^{\circ} \text{ neuronas que no han perdido estabilidad}}{N^{\circ} \text{ de neuronas del agente}}$$

# Agente individual: Experimentos



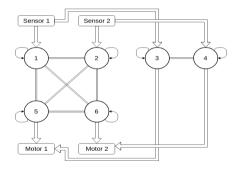
# Agentes colectivos

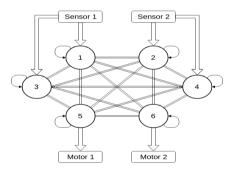
## **Agentes colectivos**

- Agentes con capacidades de fototaxis colectiva y plasticidad.
- Restricción colectiva: no más de 3 agentes pueden estar situados cerca de una luz al mismo tiempo.
- Dos sensores luminosos, dos sensores de agentes y dos motores.
- Simetría en las ganancias de los motores y de los sensores.
- Agente de tipo 1 (aditivo) | Agente de tipo 2 (estructural).
- Un grupo de 5 agentes de tipo 1 y un grupo de 5 agentes de tipo 2.

## **Agentes colectivos: Controladores**

## Agente 1 (aditivo)





## Agentes colectivos: Función fitness

- Un grupo de 5 agentes de tipo 1 o tipo 2 situado en torno al (0,0).
- De forma progresiva aparecen 6 luces a una distancia mínima del centroide de los agentes.
- Cada luz está encendida un número de ciclos aleatorio (dentro de unos rangos).
- Solamente una luz encendida al mismo tiempo.
- Se busca recompensar:
  - Que para cada luz, los agentes acaben más cerca de ella que cuando se encenció.
  - Que para cada luz, se respete correctamente la restricción colectiva añadida.
  - Que para cada luz, cada agente mantenga estables el mayor número posible de neuronas.

## Agentes colectivos: Función fitness

## Agente 1 (aditivo)

#### Agente 2 (estructural)

Máxima fitness alcanzada: 0.472.

• Máxima fitness alcanzada: **0.591**.

$$fitness = (0.44Fd + 0.44Fp + 0.12Fh)$$

$$Fd = \frac{\sum_{k=1}^{5} \left(\frac{\sum_{j=1}^{N^{O}Luces} Fd_{kj}}{N^{O}Luces}\right)}{5} \qquad \Rightarrow \qquad Fd_{kj} = \begin{cases} 0.0 & \text{IF} \quad D_{fkj} > D_{ikj} \\ 1 - \left(D_{fkj}/D_{ikj}\right) & \text{IF} \quad D_{fkj} \leq D_{ikj} \end{cases}$$

$$Fp = \frac{\sum_{i=1}^{N^{\circ} Luces} Contador_i}{\left(\sum_{i=1}^{N^{\circ} Luces} Ciclos encendida_i\right) * 3}$$

$$Fh = \frac{\sum_{i=1}^{N^{\text{o}}Luces} \frac{\sum_{k=1}^{5} (\frac{N^{\text{o}} \text{ neuronas que no han perdido estabilidad}_{ki}}{N^{\text{o}} \text{ de neuronas del agente}_{ki}})}{5}}{N^{\text{o}}Luces}$$

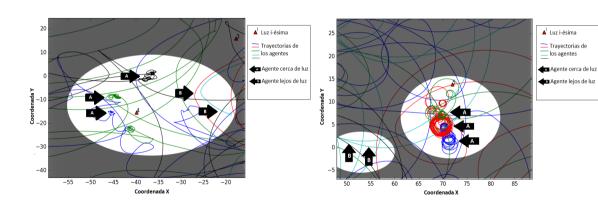
## Agentes colectivos: Experimentos

- Se ha buscado comparar a los dos grupos de agentes respecto a:
  - Sus trayectorias y el cumplimiento de la fototaxis colectiva.
  - Las activaciones de sus neuronas.
  - La robustez de los agentes ante ruido en los sensores.
  - La robustez de los agentes ante ruido en la plasticidad.

# Agentes colectivos: Experimentos (Trayectorias)

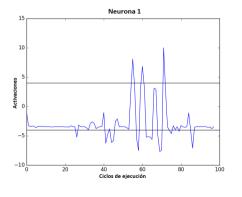
## Agente 1 (aditivo)

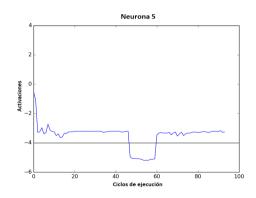




# Agentes colectivos: Experimentos (Activaciones neuronales)

## Agente 1 (aditivo)

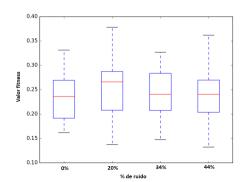


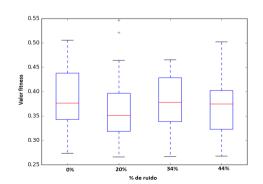


# Agentes colectivos: Experimentos (Robustez en los sensores)

- Comprobar si la fitness se ve afectada por el ruido en los sensores.
- Para cada grupo, **30** mediciones de la fitness para cada nivel de ruido.
- Factores de ruido probados: 0.0, 0.2, 0.34 y 0.44.

## Agente 1 (aditivo)





# Agentes colectivos: Experimentos (Robustez en los sensores)

## Agente 1 (aditivo)

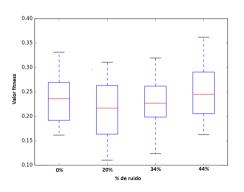
Comparación	p-valor
Sin ruido - 0.2	0.075
Sin ruido - 0.34	0.39
Sin ruido - 0.44	0.54

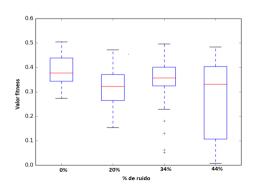
Comparación	p-valor
Sin ruido - 0.2	0.17
Sin ruido - 0.34	0.56
Sin ruido - 0.44	0.31

- Comprobar si la fitness se ve afectada por el ruido en los parámetros de la plasticidad.
- Para cada grupo, **30** mediciones de la fitness para cada nivel de ruido.
- Dos pruebas: ruido en el ritmo de plasticidad y ruido en los pesos sinápticos.
- Factores de ruido probados: 0.0, 0.2, 0.34 y 0.44.

• Ruido en el parámetro ritmo de plasticidad.

## Agente 1 (aditivo)





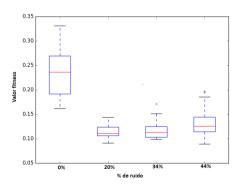
## Agente 1 (aditivo)

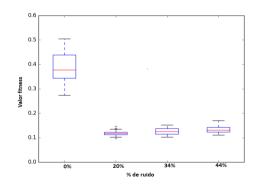
Comparación	p-valor
Sin ruido - 0.2	0.15
Sin ruido - 0.34	0.52
Sin ruido - 0.44	0.25

Comparación	p-valor
Sin ruido - 0.2	0.001
Sin ruido - 0.34	0.0347
Sin ruido - 0.44	0.00041

• Ruido en el parámetro peso sináptico.

## Agente 1 (aditivo)





## Agente 1 (aditivo)

Comparación	p-valor
Sin ruido - 0.2	0.00000011
Sin ruido - 0.34	0.00000002
Sin ruido - 0.44	0.000001744

Comparación	p-valor
Sin ruido - 0.2	$\sim 0$
Sin ruido - 0.34	$\sim 0$
Sin ruido - 0.44	$\sim 0$

#### Comportamientos o conducta externa

- 1. Los mecanismos de doble red neurnal (Agente 1), hacen que tengan menor eficacia en el alcance de los objetivos (fitness sustancialmente menor).
- 2. En los agentes de tipo 1, las trayectorias tienen un caracter más errático.
- 3. Ambos tipos de agente no se ven afectados por las perturbaciones en los sensores.

#### Estructura o robustez interna

- Las perturbaciones en los pesos sinápticos afectan significativamente al rendimiento de los dos agentes. Las estructuras neuronales obtenidas por evolución son sensibles a cambios.
- 2. Los agentes de tipo 1 pierden estabilidad con más frecuencia pero se recuperan rápido. Los agentes de tipo 2 son más estables, pero tardan más ciclos en volver a la estabilidad cuando salen.
- 3. Las perturbaciones en los ritmos de plasticidad afectan al rendimiento de los agentes de tipo 2, pero no a los de tipo 1. Aunque a nivel de comportamiento, el Agente 2 presente características más robustas, mantiene un nivel crítico en su estretura homeostática.

Trabajo futuro

Muchas gracias por su atención.