

# Control, planificación y optimización

---

## Robótica

Alberto Díaz Álvarez y Raúl Lara Cabrera

Departamento de Sistemas Informáticos - Universidad Politécnica de Madrid

11 de junio de 2023

---

License CC BY-NC-SA 4.0

# La teoría del control

---

Se ocupa del **control de sistemas dinámicos** en procesos de todo tipo.

- Se considera campo interdisciplinario de la ingeniería y de las matemáticas.

¿Cómo **llevar sistemas a estados deseados** en función de sus entradas ...

- ... **minimizando** el **tiempo** de ajuste, rebasamiento y error estacionario?
- ... **garantizando** un nivel de **estabilidad** de control?
- ... **persiguiendo** el grado de **optimalidad**?

Por cierto, las entradas también reciben nombre de **referencia**.

Dentro de la teoría de control existen también otros dos aspectos de estudio:

- **Controlabilidad:** Alterar un sistema usando solo manipulaciones admisibles.
- **Observabilidad:** Medida de lo bien que se infieren los estados internos de un sistema a partir del conocimiento de sus salidas externas.

Existen dos grandes divisiones en la teoría de control, a saber:

- **Clásica:** Diseño de sistemas de una única entrada y una única salida<sup>1</sup>.
- **Moderna:** Diseño de sistemas con múltiples entradas y salidas.

---

<sup>1</sup> Excepto cuando se analiza el impacto de perturbaciones, donde sí se utiliza una segunda entrada.

# Función de transferencia

---

Función que **modela la salida** de un sistema **para cada entrada posible**<sup>2</sup>.

El caso más sencillo ofrece una entrada para una salida:

- La gráfica generada se denomina **curva de transferencia**.
- Muy común en áreas como tratamiento de señal o teoría de la comunicación.

Se suele utilizar sólo en sistemas lineales invariantes en el tiempo (LTI):

- La mayoría de sistemas tienen características de entrada/salida no lineales.
- Suelen comportarse linealmente dentro de sus parámetros "normales".

---

Modelización **teórica**, por lo que no tiene por qué replicar exactamente todos los detalles del sistema modelado.

# Ingeniería automática

---

Puede definirse como la **aplicación práctica de la Teoría del control**.

Sus objetivos fundamentales son:

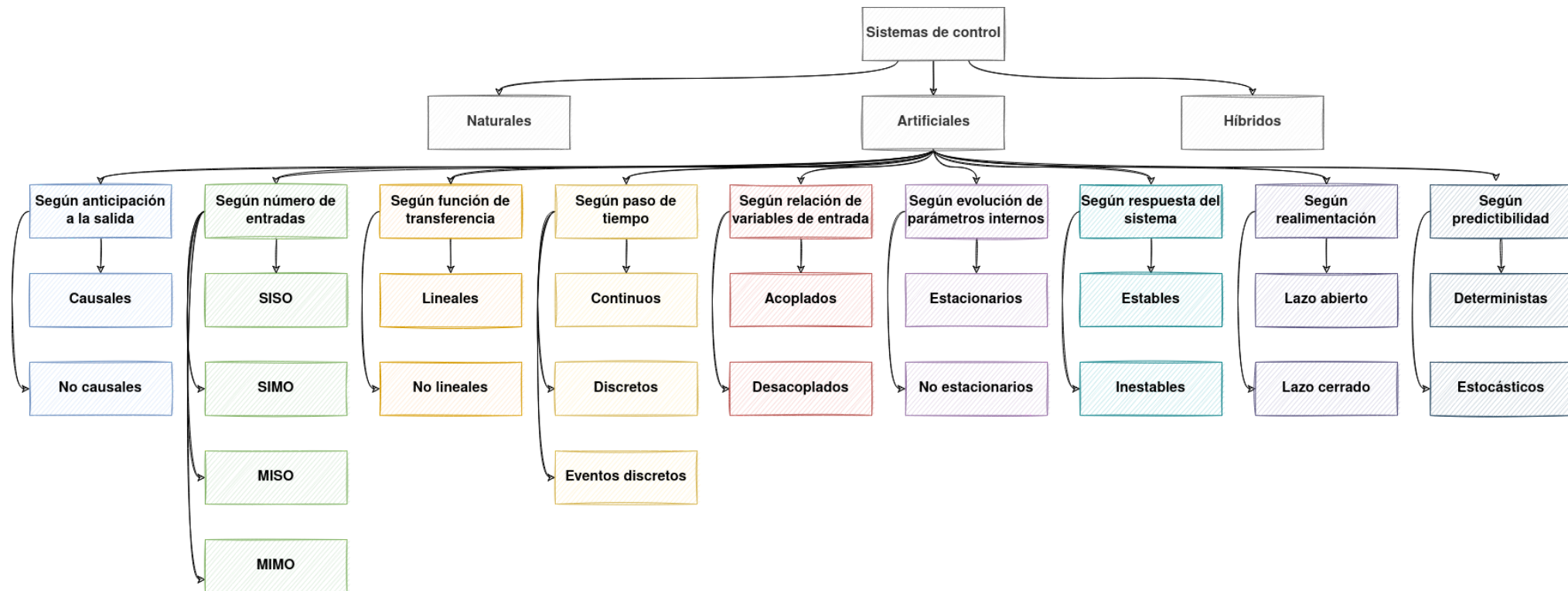
1. **Modelado** de sistemas dinámicos en términos de entradas y salidas.
2. **Diseño** de controladores para regular el comportamiento de dichos sistemas.
3. **Implementación** de controladores empleando la tecnología disponible.

Se suele considerar subcampo de la Ingeniería eléctrica:

- Pero sólo porque muchos controladores son eléctricos.
- En realidad no tiene por qué, también existen controladores mecánicos.
- Incluso hay sistemas *software* controlados por controladores Software.

# Sistemas de control (controladores)

Regulan el comportamiento de otros sistemas mediante bucles de control.



**Sistema de control automático:** Diseñado para funcionar sin intervención.

# Error y rebasamiento en un controlador

---

**Error:** Diferencia entre estado actual y estado deseado de un sistema.

**Rebasamiento:** Magnitud o dirección cuando el estado supera el *set point*.

Ambos son dos tipos de divergencias. Pueden ofrecer diferente información:

- **Existe/no existe** error: La menor cantidad de información.
- **Dirección:** Hacia dónde hay que ir para minimizar el error.
- **Magnitud:** La distancia al estado objetivo.

Controlar un sistema es mejor cuando conocemos dirección y magnitud.

# Clasificación según anticipación a la salida

---

Punto de vista respecto la relación entre salida y los valores actual y pasados.

**Causales:** La salida es consecuencia del valor actual y pasado de la entrada.

- Son con los que trabajaremos normalmente porque modelan sistemas reales

**No causales:** No es posible determinar la salida en función de la entrada.

- No existen físicamente, son representaciones abstractas

---

Estos controladores se diseñan de tal manera que la salida depende de valores futuros de la entrada.



# Clasificación según número de entradas y salidas

Clasificación sencilla en función de si hay una o muchas entradas o salidas:

- **SISO** (Single input, single output)
- **SIMO** (Single input, multiple output)
- **MISO** (Multiple input, single output)
- **MIMO** (Multiple input, multiple output)



# Clasificación según función de transferencia

Un sistema es lineal si su función característica cumple los principios de:

## Homogeneidad



## Superposición



Por tanto el controlador se denominará:

- **Lineal:** Si cumple ambos principios de superposición y homogeneidad.
- **No lineal:** Si no cumple al menos uno de ellos.

# Clasificación según paso del tiempo

---

Otro punto de vista: ¿cómo se modela el paso del tiempo en un sistema?:

- De **tiempo continuo**: El tiempo evoluciona de manera continua.
- De **tiempo discreto**: El tiempo evoluciona de manera discreta.
- De **eventos discretos**: La tiempo evoluciona cuando ocurren ciertos eventos.

# Clasificación según relación entre las variables de entrada

---

Cuando hablamos de varios controladores, estos se pueden clasificar como:

- **Acoplados:** Si las variables de ambos están relacionadas entre sí.
- **Desacoplados:** Si no lo están.

# Clasificación según evolución de parámetros internos

---

Los controladores mantienen parámetros que modulan su respuesta.

Así diferenciamos dos tipos de controladores:

- **Estacionarios:** Los parámetros no varían durante su funcionamiento.
- **No estacionarios:** Los parámetros pueden variar a lo largo del tiempo.

# Clasificación según respuesta del sistema

---

La salida de un sistema pertenece a un dominio, por lo que podemos clasificarlos:

- **Estables:** Para toda entrada acotada la respuesta es acotada.
- **Inestables:** Al menos una entrada acotada produce una salida no acotada.

# Clasificación según realimentación

---

**Realimentación:** Relación secuencial de causas y efectos entre variables.

- O de otro modo, cuando una o más variables de salida se pasan a la entrada.
- También se la conoce como **retroalimentación** o **feedback**.
- Concepto muy antiguo, aunque fue formalizado por Norbert Wiener en 1948.

Dependiendo de la acción correctiva que tome el sistema:

- Si es apoyar la salida: Realimentación positiva o "efecto bola de nieve".
- En caso contrario: Realimentación negativa o regulación autocompensatoria.

Dos tipos, de **lazo cerrado** y de **lazo abierto**

# Control de lazo cerrado

---

Cuando se usa la realimentación para minimizar el error de la salida.

- El controlador usa el *feedback* para conocer en cada momento la salida real.

El *feedback* provee al controlador de un comportamiento correctivo:

1. El controlador monitoriza una variable de salida (PV, de *Process Variable*).
2. La compara con la referencia, consigna o punto de ajuste (SP, de *set point*).
3.  $SP - PV$  da lugar a la **señal de error**, que es la salida a minimizar

Ejemplos de estos sistemas de control:

- Convergencia fonética de un humano.
- Control de crucero de un vehículo.



# Control de lazo abierto

---

Aquellos controladores que no tienen en cuenta su influencia en el entorno.

Ejemplos de estos sistemas de control:

- Tostadora (las hay que comprueban el color de la rebanada).
- Secadora estándar (las hay que comprueban la humedad del tambor de secado).

# Controladores de lazo abierto vs. lazo cerrado

---

## Lazo abierto

### Ventajas

- Sencillos, de fácil mantenimiento

### Inconvenientes

- Requieren calibración inicial
- Sensibles a perturbaciones
- Mejor en modelos simples

## Lazo cerrado

### Ventajas

- Control de sistemas inestables
- Robustez frente perturbaciones

### Inconvenientes

- Mayor coste (más sensores)
- Son más complejos de modelar

# Clasificación según predictibilidad

---

En función de lo predecible de la respuesta de un sistema, lo podemos clasificar como:

- **Determinista:** Si su comportamiento es extremadamente predecible.
- **Estocástico:** Si es imposible predecir su comportamiento futuro.

# Cibernética

---



La palabra timonel (en inglés *steersman*) viene el griego antiguo *kybernetes*:

- Los romanos la usaron para su *gubernare* (no eran muy buenos navegando).
- Norbert Wiener tomó la palabra griega y le añadió el sufijo *ics*<sup>3</sup>

Podemos definir la **cibernética** como el **arte de gobernar o controlar**.

<sup>3</sup> En realidad remplazó el sufijo -tes (actor, agente) por -ike (disciplina, práctica, actividad), pasando de κυβερνήτης (kybernetes) a κυβερνητική (kybernetike). Disculpas por anticipado a todo estudiante de griego clásico.

# Sistema de control genérico

Desde el punto de vista de la cibernética, un sistema tiene la siguiente forma:



Generalmente son bucles de control con realimentación

- Realimentación positiva o negativa (de ahí el  $\pm$  en la generación del input).
- Puede haber sistemas de lazo abierto, pero no suelen ser de interés aquí.

# Componentes más importantes de la cibernética

---

**Realimentación:** Mejora el rendimiento dinámico del sistema.

- Es un principio muy general que abarca tecnología, astronomía, biología, ...

**Información:** Flujos de datos que rodean un sistema.

**Modelo:** Basada en que existe isomorfismo<sup>5</sup> entre diferentes sistemas.

**Ley de Ashby<sup>6</sup>:** *"cuanto mayor es la variedad de acciones, mayor es la variedad de perturbaciones a controlar"*.

- Sólo podemos controlar cuando sistema y controlador comparten variedad.

---

<sup>4</sup> Fue definida por *Shannon* como la cantidad de incertidumbre eliminada que se describe probabilísticamente.

<sup>5</sup> Sistemas mecánicos, electrónicos, etc. se pueden describir mediante las mismas ecuaciones diferenciales.

<sup>6</sup> En algunos contextos se conoce como la **Ley de la Variedad Requerida**.

# Control clásico



# Control clásico con realimentación (principios 1920)

Se basa en la realimentación de la señal de salida al sistema de control.

Modifica la señal de entrada para que la señal de salida se aproxime a la señal deseada, basándose en un modelo matemático del sistema.

Las componentes P (Proportional), I (Integral) y D (Derivative) se pueden combinar para obtener un control más eficiente.

La señal de salida tiene que ser reescalada en función del actuador que se esté utilizando.



# Control proporcional P

---

En el algoritmo de control proporcional, la salida del controlador es proporcional a la señal de error, que es la diferencia entre el punto objetivo que se desea y la variable de proceso:

$$u(t) = K_p e(t)$$

donde  $K_p$  es la ganancia proporcional y  $e(t)$  es la señal de error.

El control proporcional es el más simple de los controladores, pero también el más inestable. El control proporcional es adecuado para sistemas que tienen un error pequeño y que no cambian rápidamente.

# Control integral I

---

En el algoritmo de control integral, la salida del controlador es proporcional a la integral de la señal de error, que es la suma de las diferencias entre el punto objetivo que se desea y la variable de proceso:

$$u(t) = K_i \int_0^t e(\tau) d\tau$$

donde  $K_i$  es la ganancia integral y  $e(t)$  es la señal de error.

Aumenta la acción en relación no sólo con el error sino también con el **tiempo** durante el cual ha persistido. Así, si la fuerza aplicada no es suficiente para llevar el error a cero, esta fuerza se incrementará a medida que pase el tiempo.

# Control derivativo D

---

En el algoritmo de control derivativo, la salida del controlador es proporcional a la derivada de la señal de error, que es la velocidad de cambio de la señal de error:

$$u(t) = K_d \frac{de(t)}{dt}$$

donde  $K_d$  es la ganancia derivativa y  $e(t)$  es la señal de error.

Aumenta la acción en relación no sólo con el error sino también con la **velocidad** a la que cambia el error. Así, si la fuerza aplicada no es suficiente para llevar el error a cero, esta fuerza se incrementará a medida que el error cambie de signo.

# Control proporcional-integral-derivativo PID

---

El control PID es un controlador que combina las tres componentes básicas de control: proporcional, integral y derivativa. El control PID es el más utilizado en la industria.

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}$$

donde  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  son las ganancias proporcional, integral y derivativa, respectivamente.

Hay que optimizar los parámetros  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  para obtener un control eficiente.

[Simulador](#)

# Pseudocódigo del control PID

```
def PID(Kp, Ki, Kd, dt):  
    integral = 0  
    last_error = 0  
    while True:  
        error = setpoint - actual_position  
        integral += error * dt  
        derivative = (error - last_error) / dt  
        output = Kp * error + Ki * integral + Kd * derivative  
        last_error = error  
        yield output
```

`yield` devuelve el valor de la salida del controlador y se suspende hasta la siguiente iteración. Así se define un generador que se puede utilizar en un bucle `for`.

# Optimización manual de los parámetros

1. Empezamos con los parámetros a cero.
2. Aumentar  $K_p$  hasta que la salida del bucle oscile; entonces, fijar  $K_p$  a aproximadamente la mitad de ese valor.
3. Aumentar  $K_i$  hasta que cualquier desviación se corrija en tiempo suficiente para el proceso sin causar inestabilidad.
4. Aumentar  $K_d$ , si es necesario, hasta que el bucle sea aceptablemente rápido para alcanzar su referencia después de una perturbación.



# Optimización Ziegler-Nichols

1. Empezamos con los parámetros a cero.
2. Aumentar  $K_p$  hasta obtener una oscilación estable en la salida. Este será el valor  $K_u$  y el período de la oscilación será  $T_u$ .
- 3 Asignar valores a los parámetros  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  según la siguiente tabla:

Tipo	$K_p$	$K_i$	$K_d$
PID	$0.6K_u$	$1.2K_u/T_u$	$3K_uT_u/40$
PI	$0.45K_u$	$0.54K_u/T_u$	
P	$0.5K_u$		



# Control en cascada

El control en cascada es un método de control en el que se utilizan dos o más controladores para controlar un proceso.

La salida del controlador externo se utiliza como entrada del controlador interno, y representa el punto de referencia del controlador interno.

Se utiliza para controlar procesos que tienen un tiempo de respuesta muy lento, como la temperatura de un horno, una habitación, etc.



Figure 2 – Cascade control system

# Ventajas y desventajas

---

## Ventajas:

1. Fácil de implementar (sólo una simple ecuación)
2. Utiliza pocos recursos
3. Resistente a los desajustes de optimización
4. Fácil de optimizar
5. Buena respuesta a las perturbaciones

## Desventajas:

1. Bajo rendimiento en procesos con largos tiempos de espera
2. Bajo rendimiento para tratar fuertes no linealidades
3. Dificultad para manejar múltiples variables con fuerte interrelación
4. Dificultad para manejar múltiples restricciones

# Control borroso

# Recordatorio de lógica borrosa

---

Se puede considerar una extensión de la teoría clásica de conjuntos:

- En esta teoría, los elementos pertenecen o no a un conjunto
- Función característica:  $f(x) = 1$  si  $x \in A$  y  $f(x) = 0$  si  $x \notin A$

Trata información a priori imprecisa en términos de conjuntos borrosos:

- Los elementos pertenecen a un conjunto con un grado de pertenencia.
- Función de pertenencia:  $f(x) = \mu(x) \in [0, 1]$

Los conjuntos borrosos se agrupan en particiones

- Una partición se define sobre una variable denominada lingüística.

# Definiciones

---

**Variable lingüística:** Variable cuyos valores son términos en lenguaje natural.

**Partición borrosa:** Todos los conjuntos borrosos de una variable lingüística.

**Función de pertenencia:** Determina el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto borroso (en tanto por uno).

---

*Ejemplo: La variable lingüística **precio** puede tomar los valores  $\text{precio} \equiv \{\text{barato}, \text{normal}, \text{caro}\}$ . Estos serán tres conjuntos borrosos, cada uno con las funciones de pertenencia  $\{f_{\text{barato}}(x), f_{\text{normal}}(x) \text{ y } f_{\text{caro}}(x)\}$ .*

---

# Operaciones borrosas

---

Complemento:  $f'_{barato}(x) = 1 - f_{barato}(x)$

*t*-normas (intersección)

- Mínimo:  $f_{barato} \cap f_{normal} = \min(f_{barato}, f_{normal})$
- Producto algebraico:  $f_{barato} \cap f_{normal} = f_{barato} \cdot f_{normal}$

*t*-conormas (unión)

- Máximo:  $f_{barato} \cup f_{normal} = \max(f_{barato}, f_{normal})$
- Suma algebraica:  $f_{barato} \cup f_{normal} = f_{barato} + f_{normal} - f_{barato} \cdot f_{normal}$

La **inferencia** ( $\rightarrow$ ) se suele definir como la operación de **intersección**.

# Reglas borrosas

---

Son reglas que relacionan varios antecedentes con consecuentes, donde:

- Antecedentes: Conjuntos borrosos de entrada
  - Consecuentes: Conjuntos borrosos de salida
- 

***Si** el precio es barato **Y** la calidad es mala **entonces** la satisfacción es baja.*

---

Se agrupan en una **base de reglas**, las cuales pueden ser de varios tipos:

- De tipo Mandani: **Si**  $V_1$  es  $F_i^{V_1}$  **Y**  $V_2$  es  $F_j^{V_2}$  **Y** ... **entonces**  $V_o$  es  $F_k^{V_o}$
- De tipo Sugeno: **Si**  $V_1$  es  $F_i^{V_1}$  **Y**  $V_2$  es  $F_j^{V_2}$  **Y** ... **entonces**  $V_o = f(\vec{x})$

# ***Fuzzification y defuzzification***

---

**Fuzzification:** Convertir valores de entrada concretos en conjuntos borrosos.

- Es básicamente aplicar las funciones de pertenencia a los valores de entrada.

**Defuzzification:** Convertir conjuntos borrosos en valores de salida concretos.

- Existen muchas técnicas para realizar esta operación.
- Las más comunes son el centroide y el centroide simplificado

## **Centroide**

$$y = \frac{\int y \cdot \mu(y) dy}{\int \mu(y) dy}$$

## **Centroide simplificado**

$$y \approx \frac{\sum y \cdot \mu(y)}{\sum \mu(y)}$$



# Controlador borroso

Es un sistema de control que se apoya en la lógica borrosa como sigue:



1. Toma la entrada al sistema.
2. Pasa los valores a pertenencia a conjuntos borrosos (*fuzzification*)
3. Infiere conjuntos de borrosos de salida haciendo uso de las reglas borrosas.
4. Pasa los conjuntos borrosos de salida en valores concretos (*defuzzification*)
5. Aplica la salida al sistema a controlar.

# Ejemplo de implementación de un controlador borroso

---

# Diseño de un controlador borroso

---

Para diseñar un controlador borroso, se debe seguir el siguiente proceso:

1. Identificar variables de entrada y de salida.
2. Determinar los conjuntos borrosos para cada variable
3. Definir las reglas borrosas que van a regir el comportamiento del controlador.
4. (Opcional) Normalización y escalado de entradas y salidas.

Implementaremos un controlador para el *problema de las propinas*:

- Problema clasico de control borroso.
- ¿Cuánto dar de propina en función de la calidad del servicio y de la comida?
- Usaremos la biblioteca `skfuzzy` para implementar un controlador borroso.

# Formulación del problema

---

## Antecedentes (entradas):

- Servicio (de 0 a 10): *malo, normal, bueno*
- Calidad (de 0 a 10): *mala, aceptable, buena*

## Consecuentes (salidas):

- Propina (de 0 a 25): *baja, media, alta*

## Reglas:

1. **Si** Servicio *bueno* o Calidad *buena* **entonces** Propina *alta*
2. **Si** Servicio *normal* **entonces** Propina *media*
3. **Si** Servicio *malo* y Calidad *mala* **entonces** Propina *baja*.

# Implementación de las variables lingüísticas

---

El primer paso es definir las variables de entrada y salida del controlador.

```
import numpy as np
from skfuzzy import control as ctrl

# Antecedentes
servicio = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 11, 1), 'servicio')
calidad = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 11, 1), 'calidad')
# Consecuente
propina = ctrl.Consequent(np.arange(0, 26, 1), 'propina')
```

# Definición de los conjuntos borrosos

Para cada variable, se definen los conjuntos borrosos que la componen.

```
import skfuzzy as fuzz

# Conjuntos borrosos de servicio
servicio['malo'] = fuzz.trimf(servicio.universe, [0, 0, 5])
servicio['normal'] = fuzz.trimf(servicio.universe, [0, 5, 10])
servicio['bueno'] = fuzz.trimf(servicio.universe, [5, 10, 10])
# Conjuntos borrosos de calidad
calidad['mala'] = fuzz.trimf(calidad.universe, [0, 0, 5])
calidad['aceptable'] = fuzz.trimf(calidad.universe, [0, 5, 10])
calidad['buena'] = fuzz.trimf(calidad.universe, [5, 10, 10])
# Conjuntos borrosos de propina
propina['baja'] = fuzz.trimf(propina.universe, [0, 0, 13])
propina['media'] = fuzz.trimf(propina.universe, [0, 13, 25])
propina['alta'] = fuzz.trimf(propina.universe, [13, 25, 25])
```

Se puede usar el método `.automf(n)` para definirlos de forma automática.

# Visualización de los conjuntos borrosos

---

Para visualizar los conjuntos borrosos, se puede usar la función `view()`.

```
servicio.view()  
calidad.view()  
propina.view()
```

Concretamente mostrará la variable lingüística junto con:

- Las **funciones de pertenencia** que caracterizarán a cada conjunto borroso.
- El **dominio** de la variable lingüística.

# Definición de las reglas

---

Para definir las reglas, se debe usar la función `ctrl.Rule()`.

```
rulebase = [  
    ctrl.Rule(servicio['bueno'] | calidad['buena'], propina['alta']),  
    ctrl.Rule(servicio['normal'], propina['media']),  
    ctrl.Rule(servicio['malo'] & calidad['mala'], propina['baja'])  
]
```

Suele ser buena costumbre definir las reglas en una lista.



# Definición del controlador

Para definir el controlador, se debe usar la función `ctrl.ControlSystem()`.

```
>>> controlador = ctrl.ControlSystem(rulebase)
```

Luego se simula con la función `ctrl.ControlSystemSimulation()`.

- Este objeto se encarga de implementar casos concretos sobre un controlador.

```
>>> simulacion = ctrl.ControlSystemSimulation(controlador)
```

- El caso concreto se simulará con la función `compute()`.

```
>>> simulacion.input['calidad'] = 6.5  
>>> simulacion.input['servicio'] = 9.8  
>>> simulacion.compute()  
>>> print(simulacion.output['propina'])  
19.847607361963192
```

# Razonamiento en robots

# Inteligencia

---

## ¿Qué es la inteligencia?

- ¿Sumar y restar números grandes? ¿Resolver una ecuación diferencial?
- ¿Saber jugar al GO? ¿Ganar al GO?
- ¿Reconocer a una persona? ¿A un gato?
- ¿Conducir un coche? ¿Una moto? ¿Un avión?
- ¿Ser capaz de andar por la calle sin tropezar con mucha gente alrededor?
- ¿Entender lo que dice una persona? ¿Dobles sentidos? ¿Ironía?

## ¿Puede una máquina ser inteligente?

## ¿Somos algo más que datos, reglas y cálculos?

---

Basic Questions (John McCarthy) - <[www-formal.stanford.edu/jmc/whatsai/node1.htm](http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatsai/node1.htm)>

# Algunas definiciones

	Inteligencia humana	Ideal de inteligencia
Razonamiento	Estudio de <b>procesos</b> que posibilitan <b>razonar y actuar</b> . <sup>1</sup>	" <b>Máquinas con mente</b> ", en un sentido literal. <sup>2</sup>
Conducta	Estudio para que un <b>ordenador haga cosas que la gente hace mejor</b> . <sup>3</sup>	<b>Automatización de la conducta inteligente</b> . <sup>4</sup>

- **IA Débil:** Aspectos de comportamiento considerados inteligentes.
- **IA Fuerte:** Un agente artificial puede llegar a sentir y tener mente.

<sup>1</sup> Wiston, 1992, <sup>2</sup> Haugeland, 1985, <sup>3</sup> Rich and Knight, 1991, <sup>4</sup> Luger y Stubblefield, 1989

# Elementos relacionados con la Inteligencia

---

La inteligencia es un concepto que se relaciona directamente con:

- **Conciencia:** Tener experiencia subjetiva y pensamiento.
- **Conciencia de sí mismo:** stener experiencia de de los propios pensamientos y del individuo como algo separado.
- **Sentiencia:** Capacidad de sentir percepciones de forma subjetiva.
- **Sapiencia:** Capacidad de sabiduría.

Existen dos debates destacados desde un plano ético respecto a estos:

1. ¿Son necesarios y/o suficientes para considerar un ente inteligente?
2. ¿Sirven de base para otorgar derechos y deberes a un ente?

# Razonamiento en robots

---

**Razonamiento:** Proceso de inferencia que permite a un agente obtener conocimiento a partir de información previamente adquirida.

En un robot autónomo **el razonamiento lo provee el controlador**.

- Controlador  $\approx$  cerebro de un robot.

Un robot autónomo intenta alcanzar varios objetivos a la vez:

- Comportamientos simples de supervivencia (e.g. no quedarse sin energía)
- Actividades complejas (e.g. jugar al fútbol).

# Balance tiempo/reacción en el control de robots

---

Una reacción debe ser rápida, mientras que el pensamiento es lento.

- Pensar permite planificar cómo evitar situaciones peligrosas o desfavorables.
- Lo malo, pensar mucho puede ser peligroso (e.g. caer en una zanja).

Para "pensar", un robot requiere de mucha información de entornos complejos.

- Son necesarios modelos para representar el entorno del robot

# Niveles de complejidad cognitiva que controlar

---

Control a **bajo nivel**: Tareas simples (e.g. cambiar de marcha en un vehículo).

- Generalmente se tratan de problemas de valores continuos.
- Escalas temporales cortas, de frecuencias mayores a 1 Hz.

Control a **nivel intermedio**: Tareas medias (e.g. cambiar de carril).

- Involucran indistintamente tareas de valor continuo o discreto.
- Escalas temporales medias, del orden de unos pocos segundos

Control a **alto nivel**: Tareas complejas (e.g. planificar una ruta completa).

- Normalmente son problemas de valores discretos.
- Escalas de tiempo grandes, incluso de minutos.



# Arquitecturas de control

---

# Arquitecturas de control en robots

---

Un robot es un tipo de aplicación muy diferente a otras:

- Sus objetivos de funcionamiento suelen ser más complejos.
- Sus entornos suelen ser dinámicos y no estructurados.

Una arquitectura de control define los principios de diseño de un robot:

- Estructura arquitectónica: Subsistemas que lo componen y cómo interactúan.
- Estilo arquitectónico: Conceptos computacionales subyacentes en el sistema.

Dos tipos bien diferenciados: Arquitecturas **deliberativas** y **reactivas**.

# Estructura y estilo arquitectónico

---

Todos los robots comparten las mismas primitivas: percibir, planificar y actuar.

- **Percibir:** Obtener información del entorno a través de sus sensores.
- **Planificar:** Determinar acciones a realizar según estados de entorno y robot.
- **Actuar:** Realizar las acciones planificadas.

Los diferentes estilos arquitectónicos surgen a partir de:

- ¿Cómo se relacionan las primitivas?
- ¿Dónde se toman las decisiones correspondientes a la planificación?
- ¿De qué manera se procesa y distribuye la información sensorial?

La estructura se relaciona a la implementación concreta del estilo.

# Arquitectura deliberativa (o jerárquica)

Las primitivas se relacionan de manera secuencial:

1. Se percibe el entorno y se construye un modelo de este y del estado actual.
2. Se planifica la acción o acciones para acercar al robot a su objetivo.
3. Se ejecutan las acciones planificadas.



Es un punto de vista *top-down* de la concepción de un robot.

Fue el primer paradigma planteado y el más usado hasta principio de los 90.

- Útil para robots sencillos, pero desafiante según aumentaba su complejidad.

La información necesita atravesar todos los módulos de la arquitectura:

- Cualquier fallo en algún componente provoca un fallo total del sistema.
- Entorno y estado son cambiantes → Problema de mantenimiento de modelo.
- También problemático el rectificar ante información errónea o incompleta.

Y además, este paradigma se basa en la hipótesis de mundo cerrado<sup>5</sup>:

- Suposición no asumible en prácticamente ningún robot.

---

<sup>5</sup> Supuesto en el que se asume que la información obtenida por el sistema es siempre completa, es decir, conoce todo lo que ocurre en su entorno y por tanto no se va a encontrar con situaciones inesperadas.

# Principales inconvenientes de las arquitecturas deliberativas

---

Estas arquitecturas tienen varios inconvenientes, entre los que se encuentran:

- **Modelizar** el entorno es muy **costoso** en términos de **tiempo** y **memoria**.
- La **planificación** también suele ser **lenta** y requerir mucha **memoria**.
- La **planificación no lineal** es **intratable** (es un problema NP-completo).
- La **retroalimentación** a través del modelo del entorno es **complicada**.
- Una única línea entre una detección y su actuación.
- Enfoque muy general, **pobre** para muchas **tareas específicas**.
- **Pasar representaciones** entre diferentes componentes es **costoso**.

# Una pausa para reflexionar

---

¿Cómo es la arquitectura de control de una mosca?

- Crea un modelo del entorno por el que navega.
- Se plantea la naturaleza de las amenazas.
- Analiza la idoneidad de plantar huevos en heces.
- Delibera sobre cómo aterrizar en superficies irregulares.
- Sensores y actuadores están estrechamente conectados.
- Patrones de comportamiento aprendidos, no planificados.
- Técnicas de navegación sencillas (casi deterministas).
- Miles de receptores visuales simples conectados al cerebro.

Para navegar por un entorno, ¿quién lo hace mejor, una mosca o un dron?

# Arquitectura reactiva

Surgió como una respuesta a los problemas de las arquitecturas deliberativas.

- Se basa en la idea de que el robot no necesita planificar acciones.
- Más orientado hacia la biología y psicología de los seres vivos.
- No hay animales de propósito general, así que ¿por qué robots sí?



Se elimina completamente la fase de planificación.

- La percepción provoca directamente una respuesta en la acción.



Es un punto de vista *bottom-up* de la concepción de un robot.

- Existencia de un flujo único entre percepción y acción para cada comportamiento.
- Los **mapas de estímulo-respuesta** los hacen **intrínsecamente paralelos**.

Este paradigma ofrece muchas ventajas sobre el deliberativo, entre ellas:

- **No requieren de modelo de entorno** ni de **planificación** de ningún tipo.
- Sí necesitan **mecanismos de retroalimentación**, a poder ser **cortos**.
- **Muy específico**, es decir, bueno en una o dos tareas concretas.
- **No se pasan representaciones entre componentes**.
- Mayor **resiliencia** por la (teórica) independencia de los comportamientos.
- Mayor **facilidad de diseño** de cada módulo independiente.

# Coordinación de comportamientos

Varios comportamientos se pueden coordinar en dos estrategias principales:

- **Competitiva** (arbitraje): Sólo se selecciona la salida de un comportamiento.
- **Cooperativa** (fusión): Se combinan las salidas de varios comportamientos.



Estas salidas resultado se suelen denominar comportamiento emergente<sup>6</sup>.

<sup>6</sup> Comportamiento complejo surgido de la coordinación de comportamientos más simples (e.g. colonias de hormigas).

# Arquitectura basada en comportamientos (BBR)

---

Tipo de arquitectura reactiva que utiliza sistemas biológicos como modelo:

- **Adaptabilidad:** No se depende de cálculos preestablecidos.
- **No necesitan modelar entorno**, toda la información se obtiene de los sensores.
- Esa información se usa para **corregir gradualmente sus acciones**.

Esas arquitecturas muestran acciones en apariencia más biológica.

- De hecho las comparaciones entre BBR e insectos son muy frecuentes.
- Algunos investigadores lo consideran un **ejemplo de IA débil**.

# Arquitecturas híbridas

---

Aprovecha las fortalezas de ambos paradigmas suavizando sus debilidades.

- Suele ser la opción más elegida en la actualidad.

En estas arquitecturas suelen existir tres capas básicas:

- Capa reactiva de bajo nivel, relacionada con tareas cognitivas de bajo nivel.
- Capa deliberativa de alto nivel, relacionada con tareas cognitivas de alto nivel.
- Capa intermedia, que actúa como puente entre las dos capas anteriores.

Se suelen descomponer, a su vez, en más o menos componentes.

- No hay una solución global, la estructura suele depender mucho del problema.

# Optimización

# Computación evolutiva para la optimización de controladores

```
def getSolutionCosts (navigationCode):
```

```
    fuelStopCost = 15
```

```
    extraComputationCost = 8
```

```
    thisAlgorithmBecomingSkynetCost = 9999999999
```

```
    waterCrossingCost = 45
```



GENETIC ALGORITHMS TIP:

*ALWAYS* INCLUDE THIS IN YOUR FITNESS FUNCTION

Comentar conceptos de:

- Espacio de estados.

Que vienen bien aquí y también en entrenamiento por refuerzo.



# COSAS DE LA QUE HABLAR

---

# Equilibrio entre exploración y explotación

---

Exploración: Explorar es espacio de estados para localizar regiones prometedoras para soluciones al problema.

Explotación: Aprovechar la información conocida para centrar la búsqueda en regiones prometedoras concretas.

**Aprendizaje por refuerzo para optimizar  
comportamientos**

# Paradigmas de aprendizaje en *Machine Learning*

---

**Supervisado:** Se aprende de ejemplos con sus correspondientes respuestas.

- Problemas de regresión y clasificación.

**No supervisado:** Búsqueda de patrones en datos no etiquetados.

- Problemas de *clustering*, reducción de la dimensionalidad, recodificación, ...
- 

**Por refuerzo:** Se aprende a través de la experiencia a base de recompensas.

- Problemas de aprendizaje de políticas de decisión.
- No se le presentan ejemplos-respuestas
- La evaluación del sistema es concurrente con el aprendizaje.

"Las respuestas que producen un efecto positivo en una situación concreta aumentan la probabilidad de repetirse en dicha situación, mientras que las que producen un efecto negativo la reducen."

**- Edward Thorndike - Law of Effect (1898) -**

# Caja de Skinner

Experimento desarrollado en 1938 por Burrus F. Skinner.

- También **cámara del condicionamiento operante**.
- ¿Animal realiza acción deseada? Recompensa
- ¿No? Penalización

Se vio que algunos comportamientos de aprendizaje son bucles observación-acción-recompensa



# Aprendizaje por refuerzo (RL)

---

Área del *machine learning* donde **los agentes aprenden interactuando**:

- **Imita** de manera fundamental el **aprendizaje** de muchos **seres vivos**.
- Esa interacción produce tanto resultados deseados como no deseados.
- Se entrena con la **recompensa o castigo** determinados para dicho resultado.
- El agente tratará de maximizar la recompensa a largo plazo.

Se utiliza principalmente en dos áreas hoy en día:

- **Juegos**: Los agentes aprenden las reglas y las jugadas jugando<sup>1</sup>.
- **Control**: Los agentes aprenden en entornos de simulación las mejores políticas de control para un problema determinado.

---

<sup>1</sup> Un ejemplo curioso es el publicado en <https://www.nature.com/articles/nature14236>, donde describen cómo un agente aprende a jugar a 49 juegos de Atari 2600 llegando a un nivel de destreza comparable al humano.

# Terminología

---

**Agente inteligente** (agente, robot): Entidad que interactúa con el **entorno**.

Espacio de **estados**  $\mathcal{S}$  y de **observaciones**  $\mathcal{O}$ : Información obtenida del entorno:

- **Estado**  $s_t \in \mathcal{S}$ : Descripción **completa** del estado del entorno en un instante  $t$ .
- **Observación**  $o_t \in \mathcal{O}$ : Descripción **parcial** del estado del entorno en un instante  $t$ .

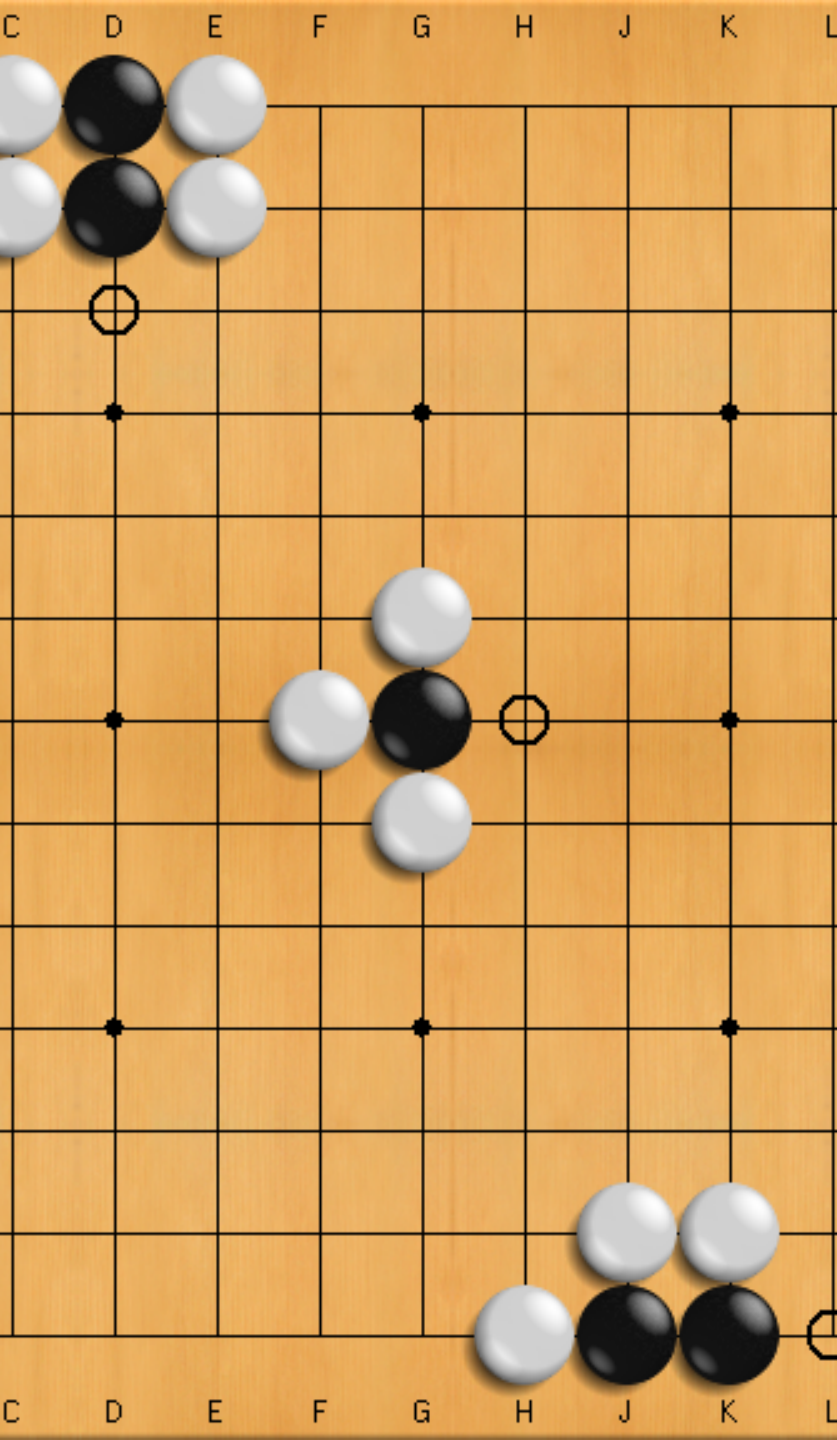
**Espacio de acciones**  $\mathcal{A}$ : Conjunto de acciones que puede realizar el agente:

- **Discreto**: El conjunto es finito (e.g. juego del Go).
- **Continuo**: El conjunto es infinito (e.g. vehículo autónomo).

**Conjunto de recompensas**  $\mathcal{R}$ : Todas las recompensas que puede recibir un agente.

- $r_t \in \mathcal{R}$ : La recompensa recibida por el agente en un instante  $t$ .





## Ejemplo #1: Juego del Go

- Agente: Robot que juega al Go.
- Entorno/mundo: El tablero en el que se juega.
- Estado: Colocacion concreta de las piedras.
- Observación: Estado (sin información oculta).
- Espacio de acciones (finito): Poner piedra en una casilla vacía.



## Ejemplo #2: Warcraft II

---

- Agente: Robot que juega al Warcraft II.
- Entorno/mundo: Pantalla en la que se juega.
- Estado: Situación de la pantalla en un momento determinado.
- Observación: Lo que el agente ve en un instante determinado (sin la niebla de guerra).
- Espacio de acciones (finito): Mover unidades, construir edificios, ...



## Ejemplo #3: Coche autónomo

---

- Agente: Robot que conduce el vehículo.
- Entorno/mundo: El continente en el que se encuentra el vehículo.
- Estado: Estado del continente en un momento determinado.
- Observación: Lo que el agente ve por sus sensores en un instante determinado.
- Espacio de acciones (infinito): Girar el volante un determinado ángulo, aumentar y disminuir aceleración, ...

# Modelo de interacción agente-entorno

El proceso de aprendizaje por refuerzo es el siguiente:



1. El agente lee un estado  $s_0$  del entorno.
2. De acuerdo a  $s_0$ , realiza la acción  $a_0$ .
3. El entorno pasa al nuevo estado  $s_1$ .
4. El agente recibe una recompensa  $r_1$ .
5. Iterar hasta encontrar estrategia óptima

Este bucle produce una secuencia de estados, acciones y recompensas:

$$s_0, a_0, r_1, s_1, a_1, \dots$$

# ***Markov Decision Processes (MDP)***

---

# Propiedad de Márkov

---

El estado futuro de un proceso depende del estado actual, y no de los anteriores.

- Es un estado que cumplen ciertos procesos estocásticos.
- Definida por Andréi Markov en 1906 en su Teoría de Cadenas de Márkov<sup>2</sup>.

Al proceso que satisface esta propiedad se denomina **Proceso de Márkov**.

- Concretamente se denominan Procesos de Márkov de **primer orden**.
- La definición se puede extender a  $n$  estados anteriores (proceso de orden  $n$ ).

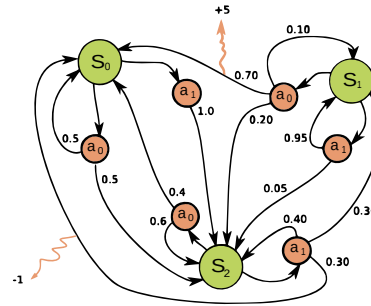
Si hay que quedarse con algo, nos dice que nuestro agente sólo necesita el estado actual para decidir qué acción tomar.

---

<sup>2</sup> Más información en [https://en.wikipedia.org/wiki/Markov\\_chain](https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_chain).

# Procesos de decisión de Márkov (MDP)

Proceso **estocástico** de **tiempo discreto** que satisface la **propiedad de Márkov**.



Matemáticamente se define como una 4-tupla  $(S, A, P_a, R_a)$  donde:

- $S$  y  $A$ : Espacios de estados y de acciones del proceso respectivamente.
- $P_a(s, s')$ : Probabilidad de que la acción  $a$  nos lleve de  $s$  a  $s'$ .
- $R_a(s, s')$ : Recompensa inmediata por pasar del estado  $s$  al estado  $s'$  con la acción  $a$ .

A la función  $\pi : S \rightarrow A$  que define las políticas de decisión se le denomina **policy**.



# Diferencia entre un MDP y Cadena de Márkov

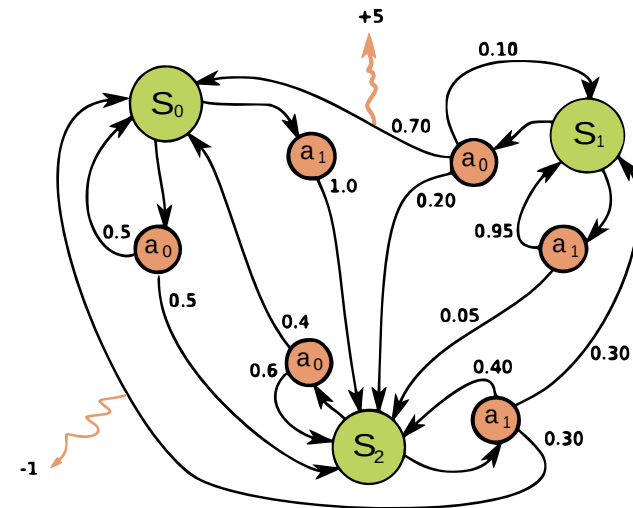
Los MDP extienden a las cadenas de Márkov en dos aspectos:

- Permiten elegir **acciones** para realizar transiciones entre estados.
- Incluyen **recompensas** a una o más de esas transiciones.

## Cadenas de Márkov



## MDP





# Tareas y problemas en aprendizaje por refuerzo

---

Se entiende por tarea a una instancia de un problema.

Tenemos dos tipos bien diferenciados de tareas:

- **Episódicas:** Poseen estado inicial y terminal o final (e.g. Sonic the Hedgehog).
- **Continuas:** Tarea que no posee estado terminal (e.g. vehículo autónomo).

Es importante de cara a las simulaciones para entrenar a los agentes:

- Una tarea episódica se puede reanudar cuando llega a un estado final.
- Una tarea continua no acaba nunca y es necesario decidir cuando se reinicia.

# Recompensas y tomas de decisiones

---

# Hipótesis de la recompensa

---

El agente quiere **maximizar la recompensa acumulada** (rendimiento esperado).

- Recompensa: *Feedback* que recibe el agente para saber si la acción es buena o no.

**Recompensa acumulada:** Suma de todas las recompensas de la secuencia.

$$R(\tau) = \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i r_{t+i+1} = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots$$

Sin embargo, las recompensas no tienen por qué tener todo su valor siempre.

- De ahí el **factor de ajuste**  $\gamma \in [0, 1]$  que se le aplica a la recompensa.
- Las recompensas a corto plazo tienen más probabilidades de suceder.
- $\gamma$  indica si interesan más recompensas a **corto** ( $\gamma \approx 0$ ) o a **largo** ( $\gamma \approx 1$ ) **plazo**.

# Función de políticas de decisión

---

La función de *policy* ( $\pi$ ) es la que **asigna** una **acción**  $a \in \mathcal{A}$  a cada **estado**  $s \in \mathcal{S}$ .

- Realiza el mapeo entre el espacio de estados y el de acciones.
- Define completamente el comportamiento de un agente.

Buscamos  $\pi$  que **maximice el rendimiento esperado**; existen dos métodos:

- **Directo:** ¿Qué acción debe realizar en el estado actual?
- **Indirecto:** ¿Qué estados son mejores para tomar la acción que lleva a esos estados?

# Métodos directos (*policy learning*)

---

En estos métodos intentamos **aprender directamente la función  $\pi$** .

## Determinista

Devuelve **siempre la misma acción** para un estado determinado.

$$\pi(S) = A$$

---

Por ejemplo:

$$\pi(s_t) = \{\blacktriangleright\}$$

Para aprenderlas se suelen usar redes neuronales (no se verá en esta asignatura).

## No determinista

Devuelve una **distribución de probabilidad** sobre las acciones.

$$\pi(S) = P[A|S]$$

---

Por ejemplo:

$$\pi(s_i) = \{(\blacktriangleleft, 0.3), (\blacktriangleright, 0.5), (\blacktriangledown, 0.1), (\blacktriangle, 0.1)\}$$

# Métodos indirectos (basados en valores)

---

Aprendemos una función  $v_\pi$  (o  $q_\pi$ ) que **relaciona un estado con su valor estimado**.

- Valor: Recompensa acumulada si empieza en ese estado y se mueve al mejor estado.
- El agente selecciona la acción de mayor valor.

## Valor estado

$$v_\pi(s_t) = E_\pi[r_{t+1} + \gamma v_\pi(s_{t+1})]$$

## Valor par estado-acción

$$q_\pi(s_t, a_t) = E_\pi[r_{t+1} + \gamma q_\pi(s_{t+1}, a_{t+1})]$$

---

Independientemente de la función elegida, el resultado será la recompensa esperada.

Por cierto, ¿cómo sabemos **qué acciones futuras son óptimas**?

- Spoiler: **No lo sabemos**, actuamos con lo que sabemos en cada momento.

# Estrategia $\epsilon$ -greedy

---

Política sencilla para elegir acción que mantiene el equilibrio exploración/explotación.

- Una política basada en la aleatoriedad no da buenos resultados.
- Pero una basada en escoger siempre la mejor opción se estanca en mínimos locales.

La estrategia  $\epsilon$ -greedy es una **combinación de ambas**.

- Con probabilidad  $\epsilon$  se escoge una acción aleatoria.
- Con probabilidad  $1 - \epsilon$  se escoge la mejor acción.

Por ejemplo, si tenemos dos acciones (A y B), siendo A la mejor, con  $\epsilon = 0.5$ :

- Con probabilidad 0.5 se escoge A.
- Con probabilidad 0.5 se escoge aleatoriamente entre B y A.

# Comparativa entre métodos directos e indirectos

---

## Métodos directos



La **política óptima** se encuentra **entrenando** la política **directamente**.

## Métodos indirectos



Encontrar una **función de valor óptima** lleva a tener una **política óptima**.

---

Por lo tanto Independientemente del método, tendremos una política.

- Pero en el caso de los métodos basados en valores no la entrenamos.
- Será una "simple" función que usará los valores dados por la función  $v_\pi$  o  $q_\pi$ .



# Q-learning

---

Técnica en la que se aprende una función (tabla) acción-valor o función  $Q$ :

- Entrada: Estado y acción a realizar.
- Salida: **Recompensa esperada** de esa acción (y de todas las posteriores).

La función  $Q$  se actualiza de forma iterativa:

1. Antes de explorar el entorno,  $Q$  da el mismo valor fijo (arbitrario).
2. Según se explora, aproxima mejor el valor de la acción  $a$  en un estado  $s$ .
3. Según se avanza, la función  $Q$  se actualiza.

Representa suma de las recompensas de elegir la acción  $Q$  y todas las acciones óptimas posteriores.

$$Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \alpha \cdot (r_t + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t))$$

Realizar  $a_t$  en el estado  $s_t$  actualiza su valor con un término que contiene:

- $\alpha$ : Lo "agresivo" que estamos haciendo el entrenamiento.
- $r_t$ : Estimación que obtuvimos al actuar en el estado  $e_t$  anteriormente.
- $\max_a Q(s_{t+1}, a)$ : Recompensa futura estimada (la que vamos aprendiendo).
- $\gamma \in [0, 1]$ : El factor de ajuste que sube o baja la recompensa futura.
- Se resta además el valor antiguo para incrementar o disminuir la diferencia en la estimación.

Ahora tenemos una estimación de valor para cada par estado-acción.

- Con ella, podemos elegir la acción que nos interesa (e.g. usando  $\epsilon$ -greedy)

# Otras soluciones

---

## *Deep Q-networks* (DQN)

Son aproximaciones de funciones  $Q$  utilizando redes neuronales profundas<sup>2</sup>.

## Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C)

Es una combinación de las dos técnicas anteriores<sup>3</sup>, combinando:

- Un actor: Red de políticas de actuación que deciden qué acción tomar.
- Un crítico: DQN que decide el valor de cada acción a tomar.

---

<sup>2</sup> <https://www.nature.com/articles/nature14236>

<sup>3</sup> <https://proceedings.mlr.press/v48/mniha16.html>

▶ 0:00 / 1:02



# Relevancia del aprendizaje por refuerzo

---

"El Go es un juego estudiado por los humanos durante más de 2500 años. AlphaZero, en un tiempo insignificante (3 días), pasó de conocer sólo las reglas del juego a vencer a los mejores jugadores del mundo, superando todo nuestro conocimiento acumulado durante milenios. Ningún campo del aprendizaje automático ha permitido avanzar tanto en este tipo de problemas como el aprendizaje por refuerzo."

# Relevancia del aprendizaje por refuerzo hoy en día

---

Podemos decir que es prácticamente el único paradigma de aprendizaje:

- Capaz de aprender comportamientos complejos en entornos complejos.
- Que ha podido hacerlo prácticamente sin supervisión humana.

Ofrece a la robótica forma abordar cómo diseñar comportamientos difíciles.

- Que por otro lado, son prácticamente todos.
- Las cosas fáciles para un humano suelen ser las más complejas de diseñar.

Permite a robots descubrir de forma autónoma comportamientos óptimos:

- No se detalla la solución al problema, sino que se interacciona con el entorno.
- La retroalimentación de el efecto sobre el entorno permite aprender.

# La utilidad de los modelos aproximados

---

Los datos del mundo real pueden usarse para aprender modelos aproximados.

- Mejor, porque el proceso de aprendizaje por ensayo y error es muy lento.
- Sobre todo en un sistema que tiene que hacerlo en un entorno físico.
- Las simulaciones suelen ser mucho más rápidas que el tiempo real.
- Y también mucho más seguras para el robot y el entorno
- ***Mental rehearsal***: Describe el proceso de aprendizaje en simulación.

Suele ocurrir que un modelo aprende en simulación pero falla en la realidad:

- Esto se conoce como **sesgo de simulación**.
- Es análogo al sobreajuste en el aprendizaje supervisado.
- Se ha demostrado que puede abordarse introduciendo modelos estocásticos.



# Impacto del conocimiento o información previa

---

El conocimiento previo puede ayudar a guiar el proceso de aprendizaje:

- Este enfoque reduce significativamente el espacio de búsqueda.
- Esto produce una **aceleración** dramática **en el proceso de aprendizaje**.
- También **reduce la posibilidad de encontrar mejores óptimos**<sup>1</sup>.

Existen dos técnicas principales para introducir conocimiento previo:

- A través de la **demostración**: Se da una política inicial semi-exitosa.
- A través de la **estructuración de la tarea**: Se da la tarea dividida.

---

<sup>1</sup> Alpha Go fue entrenado con un conocimiento previo de Go, pero Alpha Go Zero no sabía nada del juego. El resultado fue que Alpha Go Zero jugó y ganó a Alpha Go en 100 partidas.

# Desafíos del aprendizaje por refuerzo

---

**La maldición de la dimensionalidad:** El espacio de búsqueda crece exponencialmente con el número de estados.

**La maldición del mundo real:** El mundo real es muy complejo y no se puede simular.

- Desgaste, estocasticidad, cambios de dinámica, intensidad de la luz, ...

**La maldición de la incertidumbre del modelo:** El modelo no es perfecto y no se puede simular.

- Cada pequeño error se acumula, haciendo que conseguir un modelo suficientemente preciso del robot y su entorno sea un reto

# Algunas reflexiones

---

Es probable que una IA más avanzada requieran recompensas más complejas.

- Por ejemplo, un vehículo autónomo al principio puede estar ligada a algo tan simple como "llegar del punto  $a$  al punto  $b$  a salvo", pero...
  - ¿Y si se ve obligado a elegir entre mantener el rumbo y atropellar a cinco peatones o desviarse y atropellar a uno?
  - ¿Debe desviarse o incluso dañar al conductor con una maniobra peligrosa?
  - ¿Y si el único peatón es un niño, o un anciano? ¿una mujer? ¿un hombre? ¿un transexual? ¿la próxima Marie Curie? ¿el próximo Hitler? ¿un cuadro valiosísimo e irremplazable? ¿cambia eso la decisión? ¿por qué?

De repente el problema es mucho más complejo al intentar matizar la función objetivo

Dentro de la ética moral, una de las principales preguntas es: **¿qué debemos hacer?**

- ¿Cómo debemos vivir? ¿Qué acciones son correctas o incorrectas?

Nosotros los humanos, ¿tenemos funciones de valor? ¿qué nos motiva?

- Porque ojo, hay conceptos más complicados que el placer y el dolor como el bien y el mal, el amor, la espiritualidad, ...
- ¿Se podría al menos esbozar la recompensa que maximizamos en nuestra vida real?

Y como humanos, ¿cómo sabemos lo que es correcto o no? ¿Por intuición?

- Generalmente podemos responder que estos valores nos vienen "por intuición".
- Seguramente, pero poner la en palabras o reglas es sencillamente imposible.
- Y **probablemente una máquina pueda aprender estos valores de alguna manera.**
- Probablemente esto es uno de los problemas más importantes que os tocará resolver.

**¡GRACIAS!**