

Optimización mediante aprendizaje por refuerzo

Robótica



Alberto Díaz

Departamento de Sistemas Informáticos
E.T.S.I. Ingeniería de Sistemas Informáticos

License CC BY-NC-SA 4.0

Introducción

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) -

El experimento de la **Caja de Skinner**

Desarrollado por Burrhus Frederic Skinner en 1938

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

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



Aprendizaje por refuerzo (RL)

Área del aprendizaje automático 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 jugando¹
- **Control** : Los agentes aprenden en entornos de simulación las mejores políticas de control para un problema determinado

¹ 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

Espacio de observaciones O : Espacio de estados **no necesariamente completo**

- Hay casos en que ambos espacios son equivalentes (e.g. juegos de tablero)
- $s_t \in S$ y $o_t \in O$ simbolizarán respectivamente estado y observación en un instante t

Espacio de acciones A : Conjunto de acciones que puede realizar el agente:

- Puede ser *discreto* (e.g. juego del Go) o *continuo* (e.g. vehículo autónomo)
- **No confundir con las transiciones entre estados**

Conjunto de recompensas R : Todas las recompensas que puede recibir un agente.

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



Ejemplo #1: Juego del Go

El **agente** será el robot que juega al Go

El **entorno** será el tablero en el que se juega

Un **estado** será una colocación concreta de las piedras

Una **observación** será un estado (aquí no hay información oculta)

El **espacio de acciones** será poner piedra en una casilla vacía

- En este caso sí coincidirá con las transiciones entre estados



Ejemplo #2: Warcraft II

El **agente** será el robot que juega al Warcraft II

El **entorno** será la pantalla en la que se juega

Un **estado** será una situación concreta de la pantalla en un momento determinado

Una **observación** será lo que el agente ve en un momento determinado (sin la niebla de guerra)

El **espacio de acciones** será mover unidades, construir edificios, ...

- Aquí puede ocurrir que no coincida con las transiciones entre estados



Ejemplo #3: Coche autónomo

El **agente** será el robot que conduce el coche

El **entorno** será el espacio en el que se encuentra el coche

Un **estado** será una situación concreta de ese espacio en un momento determinado

Una **observación** será lo que el agente ve en un momento determinado

El **espacio de acciones** será girar el volante, acelerar, ...

- Que tampoco tiene por qué coincidir con las transiciones entre estados

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. Dado s_0 , realizará la acción a_0 (π)
3. El entorno pasa a un nuevo estado s_1
4. El agente recibe una recompensa r_1
5. Iterar hasta encontrar estrategia óptima

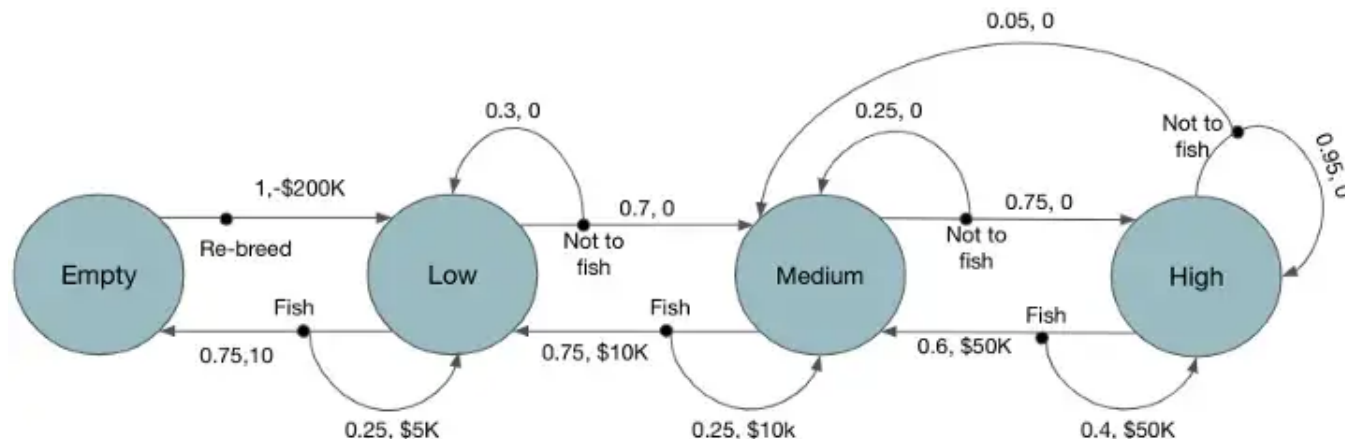
Este bucle produce una secuencia de estados, acciones y recompensas:

$$s_0, a_0, r_1, s_1, a_1, r_2, s_2, a_2, \dots$$

Procesos de decisión de Márkov

Proceso de decisión de Márkov (MDP)

Proceso **estocástico** de **tiempo discreto** que satisface la **propiedad de Márkov**²



Matemáticamente se define como una 5-tupla (S, A, P_a, R_a, π) donde:

- $P_a(s, s')$: 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
- $\pi : S \rightarrow A$: Función que define las políticas de decisión (denominada **policy**)

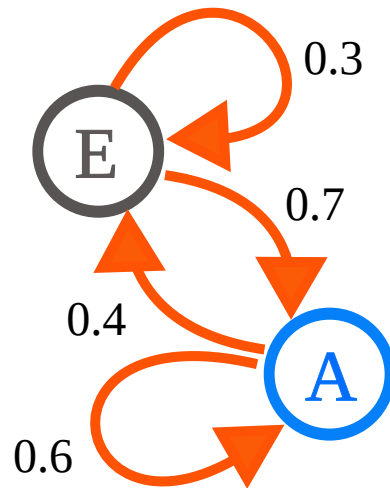
² Si no os acordáis, lo hemos visto en el Tema 3: Razonamiento Aproximado

¿Y no son Cadenas de Márkov?

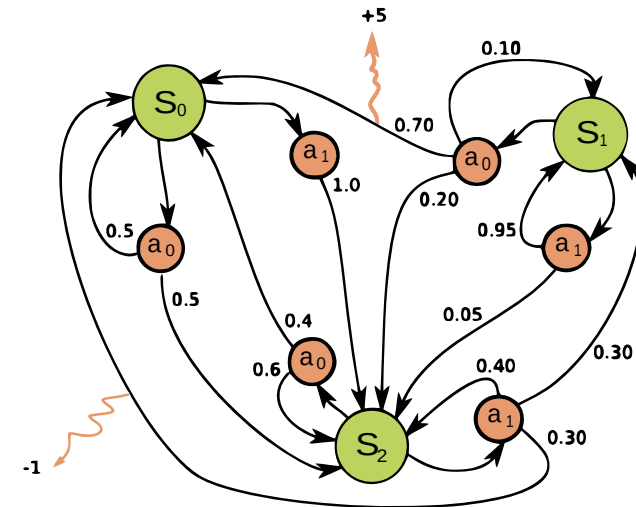
Los MDP extienden a las cadenas de Márkov en dos aspectos:

- 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

Una tarea es una instancia de un problema, que puede ser de dos tipos:

Episódicas

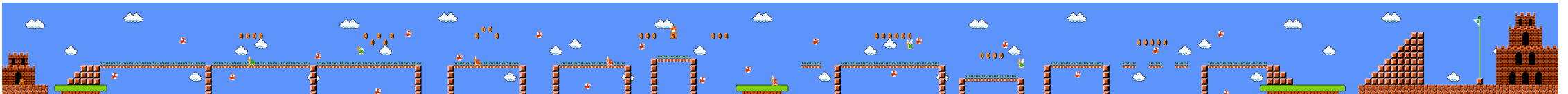
Poseen estado inicial y terminal o final

- P.ej. Pantalla de **Super Mario Bros.**
- El entrenamiento se puede reanudar cuando llega a un estado final

Continuas

Tarea que no posee estado terminal

- P.ej. Pantalla de **Infinite Mario Bros.**
- Es necesario decidir cuando se reinicia el entrenamiento



Recompensas y tomas de decisiones

Ejemplo 1. 1d-ungeon³ (I)

Somos un aventurero en una mazmorra muy simple, de 8 habitaciones, donde:

- Nuestras acciones son ir a la derecha una habitación o todas a la izquierda
- Movernos en los extremos hacia fuera de la mazmorra es caer en la misma habitación
- Existe un conjuro de confusión que invierte la acción que hacemos
- Hay algunas habitaciones con tesoro



³ Versión simplificada del escenario planteado por Sutton y Barto para aprendizaje de políticas de decisión. Un ejemplo de resolución de este juego con aprendizaje por refuerzo se puede encontrar en la siguiente dirección: <https://towardsdatascience.com/reinforcement-learning-implement-grid-world-from-scratch-c5963765ebff>.

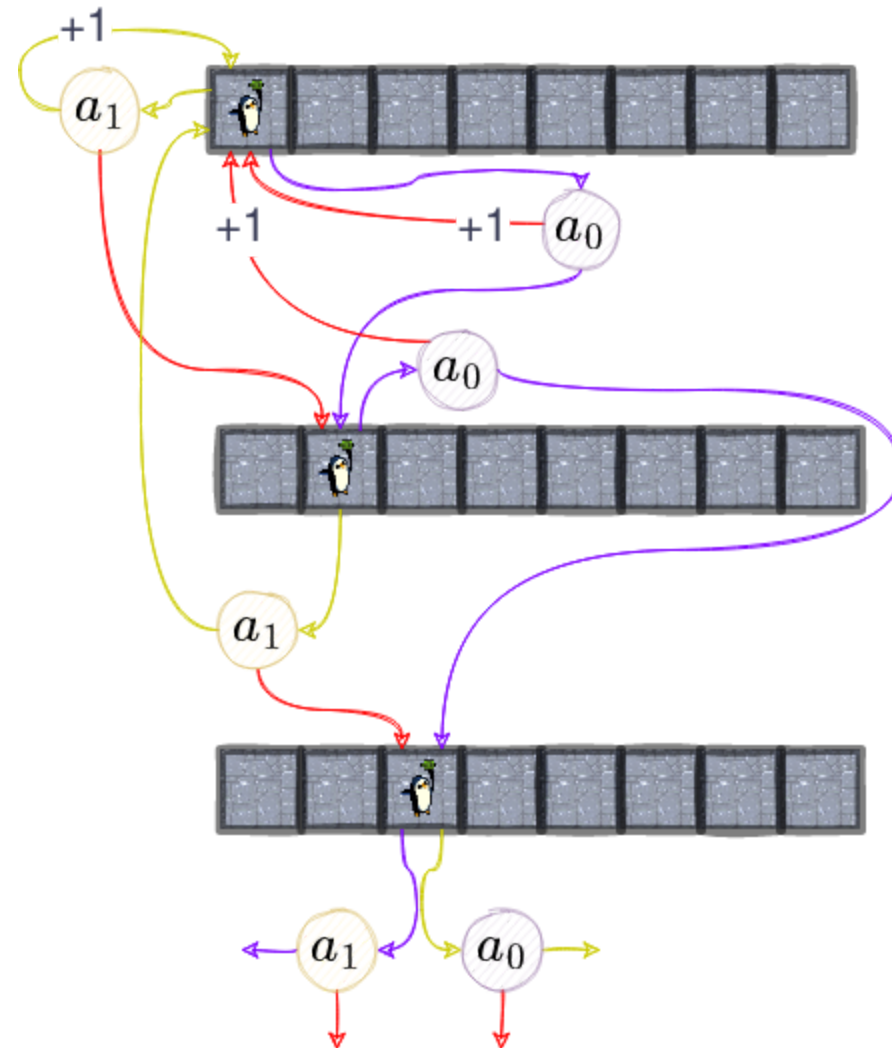
Ejemplo 1. 1d-ungeon (II)

Sin embargo, hay cosas que no sabemos de la mazmorra:

- La **primera habitación** tiene una recompensa de **1 moneda** de oro
- La **última habitación** tiene una recompensa de **10 monedas** de oro
- **Las monedas** de oro **se regeneran** cada vez que pasamos de una habitación a otra

Podemos representar el MDP como se ve en la figura

- En realidad es una pequeña porción



Ejemplo 1. 1d-ungeon (y III)

El agente no sabe nada de la mazmorra, pero tiene que tomar decisiones

Acciones

```
class Actions(enum.Enum):  
    LEFT = 0  
    RIGHT = 1  
  
    def switch(self):  
        return self == Actions.RIGHT if Actions.LEFT \  
            else Actions.RIGHT
```

Agente

```
class Hero:  
    def policy(self, state):  
        raise NotImplementedError()
```

Mazmorra

```
class Dungeon:  
    def __init__(self, rooms, p_confussion):  
        self.rooms = rooms  
        self.p_confussion = p_confussion  
        self.state = 0  
  
    def step(self, action):  
        if random() < self.p_confussion:  
            action = action.switch()  
  
        match action:  
            case Actions.LEFT:  
                self.state = 0  
            case Actions.RIGHT:  
                if self.state < len(self.rooms) - 1:  
                    self.state += 1  
  
        return self.state, self.rooms[self.state]
```

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
- γ 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* (π) es la que **asigna** una **acción** $a \in A$ a cada **estado** $s \in S$.

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

Buscamos π 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?

Por eso en nuestro ejemplo la clase `Hero` tiene un método denominado `policy`

- Devuelve la acción a realizar en un estado determinado

Métodos directos (*policy learning*)

En estos métodos intentamos **aprender directamente la función π** .

Determinista

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

$$\pi(S) = A$$

Por ejemplo:

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

No determinista

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

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

Por ejemplo:

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

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

Métodos indirectos (basados en valores)

Aprendemos una función v_π (o q_π) 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 en función de esos valores

Valor estado

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

Valor par estado-acción

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

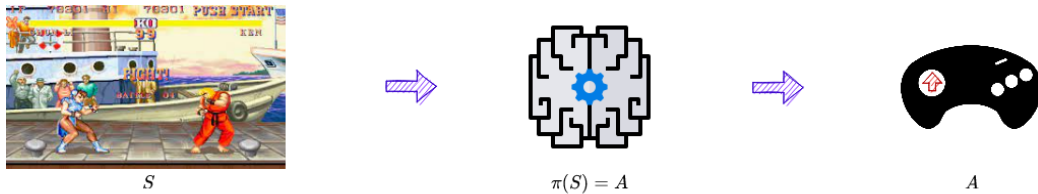
Independientemente de la función elegida, el resultado será la recompensa esperada.

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

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

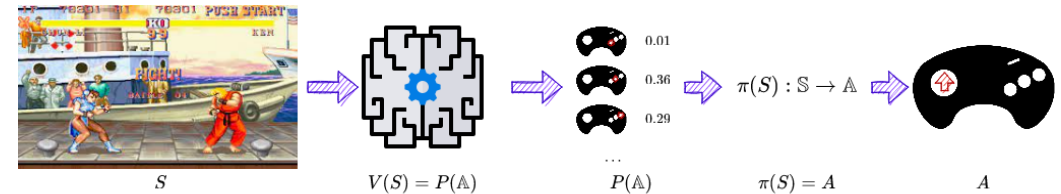
Comparativa entre métodos directos e indirectos

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_π o q_π .

Estrategia aleatoria: Aventurero confuso

Es una **política** que **escoge una acción aleatoria** de entre todas las posibles

```
def policy(self, state):  
    return choice([a for a in Actions])
```

Tras ejecutar un entrenamiento, podemos ver el siguiente resultado:

```
dungeon = Dungeon(rooms=[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 10], p_confussion=0.1)  
hero = Hero(dungeon=dungeon)  
  
total = 0  
for i in range(10**6):  
    action = hero.policy(dungeon.state)  
    new_state, reward = dungeon.step(action)  
    total += reward  
print(f'Recompensa total: {total}') # Recompensa total: 579670
```

Estrategia voraz: Aventurero enzarzado (I)

Es una **política** que siempre **escoge la mejor acción** de entre todas las posibles

```
def policy(self, state):  
    return max(Actions, key=lambda a: self.action_values[state][a])
```

Sin embargo, requiere otras dos modificaciones:

Hay que mantener una tabla del valor conseguido para cada acción tomada:

```
class Hero:  
    def __init__(self, dungeon):  
        self.actions_values = {  
            Actions.LEFT: [0 for _ in dungeon.rooms],  
            Actions.RIGHT: [0 for _ in dungeon.rooms],  
        }
```

Hay que actualizarlo en cada paso de la simulación (entrenamiento):

```
class Hero:  
    def update(self, state, action, reward):  
        self.actions_values[action][state] += reward
```

Estrategia voraz: Aventurero enzarzado (y II)

Modificando un poco el proceso de entrenamiento, podemos ver el siguiente resultado:

```
dungeon = Dungeon(rooms=[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 10], p_confussion=0.1)
hero = Hero(dungeon=dungeon)

total = 0
for i in range(10**6):
    action = hero.policy(dungeon.state)
    new_state, reward = dungeon.step(action)
    hero.update(dungeon.state, action, reward)
    total += reward
print(f'Recompensa total: {total}') # Recompensa total: 899832
```

Sin embargo, echando un ojo a la tabla de valores, podemos ver que algo falla:

```
Actions.LEFT: [809438, 81460, 7978, 793, 92, 7, 0, 24]
Actions.RIGHT: [0, 0, 0, 0, 0, 0, 40, 0]
```

Estrategia ϵ -greedy: Aventurero equilibrado (I)

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

- La aleatoriedad no da buenos resultados pero la exploración es necesaria

La estrategia ϵ -greedy es una **combinación de ambas** :

- Sigue un esquema voraz pero, con probabilidad ϵ se escoge una acción aleatoria:

```
def policy(self, state):  
    if random() < self.epsilon:  
        return choice([a for a in Actions])  
    else:  
        return max(Actions, key=lambda a: self.action_values[a][state])
```

Existe una variante, ϵ -greedy con declive, que reduce ϵ a cada paso... ¿por qué?

Estrategia ϵ -greedy: Aventurero equilibrado (y II)

Sólo necesitamos modificar al aventurero para que tenga en cuenta ϵ :

```
class Hero:
    def __init__(self, dungeon, epsilon=0.1):
        self.epsilon = epsilon
        self.actions_values = {
            Actions.LEFT: [0 for _ in dungeon.rooms],
            Actions.RIGHT: [0 for _ in dungeon.rooms],
        }
```

Tras la ejecución, podemos ver que el resultado es relativamente parecido al anterior:

```
Recompensa total: 810502
Actions.LEFT: [648532, 103517, 23330, 7273, 2607, 1057, 545, 859]
Actions.RIGHT: [7961, 2797, 1065, 371, 185, 71, 4252, 6080]
```

Q-learning: Aventurero avisado (I)

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

Q-learning: Aventurero avisado (II)

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

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

- α : 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 ϵ -greedy)

Q-learning: Aventurero avisado (III)

Por tanto, primero necesitamos almacenar los parámetros α y γ :

```
class Hero:
    def __init__(self, dungeon, epsilon, alpha, gamma):
        # ...
        self.alpha = alpha
        self.gamma = gamma
        # ...
```

Segundo, debemos cambiar el método update para que actualice la tabla de valores:

```
def update(self, state, next_state, action, reward):
    old_value = self.action_value[action][state]
    future_action = self._greedy(next_state)
    future_reward = self.action_value[future_action][next_state]

    self.action_value[action][state] = old_value + self.alpha * (reward + self.gamma * future_reward - old_value)
```


Q-learning: Aventurero avisado (y IV)

Sí, hemos hecho una pequeña trampa: hemos usado un método `_greedy`

- Sirve para obtener la acción óptima en el estado siguiente
- Bueno no es la óptima, pero esperamos que a la larga sea una buena aproximación

```
def _greedy(self, state):  
    return max(Actions, key=lambda a: self.action_values[a][state])
```

Usando la misma configuración que antes, podemos ver que el resultado es mucho mejor:

```
Recompensa total: 1630619  
Actions.LEFT: [63.92, 65.19, 66.37, 65.97, 69.71, 66.66, 71.66, 68.22]  
Actions.RIGHT: [67.51, 71.41, 76.07, 80.22, 87.99, 97.78, 101.35, 94.30]
```

Otras soluciones

Deep Q-networks (DQN)

Son aproximaciones de funciones Q utilizando redes neuronales profundas⁴

Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C)

Es una combinación de las dos técnicas anteriores⁵, combinando:

- **Actor**: Red de políticas de actuación que deciden qué acción tomar
- **Crítico**: DQN que decide el valor de cada acción a tomar

⁴ <https://www.nature.com/articles/nature14236>

⁵ <https://proceedings.mlr.press/v48/mniha16.html>

▶ 0:00 / 1:02



Relevancia del aprendizaje por refuerzo

"El juego Go ha sido estudiado por la humanidad durante más de 2500 años. [AlphaZero](#), en 24 horas, pasó de no saber jugar a vencer a los mejores jugadores del mundo, superando así todo nuestro conocimiento acumulado. Desde luego, parece que el aprendizaje por refuerzo es la mejor vía de avance de la inteligencia artificial para este tipo de problemas."

- Yo mismo (2013) -

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
- Incluso si el sistema es muy cercano al determinismo

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**¹

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

¹ 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!