
Aprendizaje por Refuerzos

— Diplomatura en Ciencia de Datos, Aprendizaje
Automático y sus Aplicaciones - FaMAF, 2021 —

Sobre mí

Juan Cruz Barsce

- Becario doctoral, cursando 5to año del doctorado en ingeniería (mención sistemas), UTN - Santa Fe.
- Tema de tesis: optimización de hiper-parámetros en ap. por refuerzos.
- JTP de la materia Inteligencia Artificial, UTN - Villa María

Agenda

- Introducción
- Nociones básicas
- Ejemplos de políticas y MDPs
- Formas de resolverlos
- Bandidos
- Diferencia temporal
- Ética

Introducción

Introducción

¿Aprendizaje por refuerzos? (*reinforcement learning*, **RL**)

Una forma propuesta: es una **sub-área de *machine learning*** (*ML*) y combina elementos de las demás

Aprendizajes en ML (muy simplificadaamente)

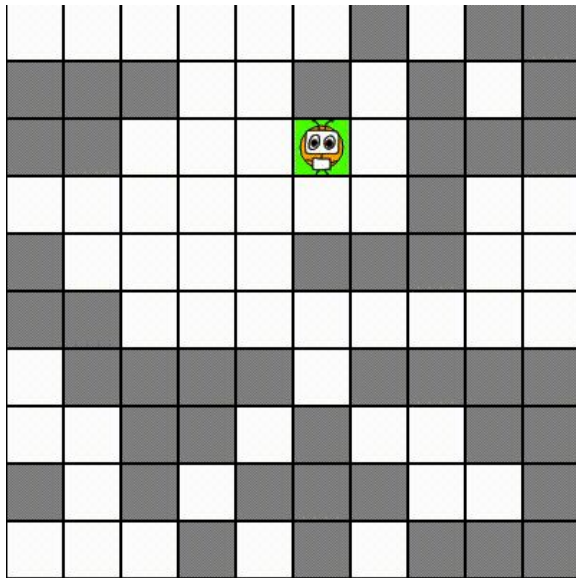
- Supervisado: encontrar $f : X \rightarrow y$
- No supervisado: encontrar $f : X \rightarrow X'$
- Por refuerzos: encontrar $f : S \rightarrow A$ (óptimas) a partir de X que es generado con experiencia

Introducción

¿Aprendizaje por refuerzos?

Otra forma propuesta, como un **área por encima de ML**, que es necesaria como forma de generalizar la IA (ej. [AIXI de Marcos Hutter](#))

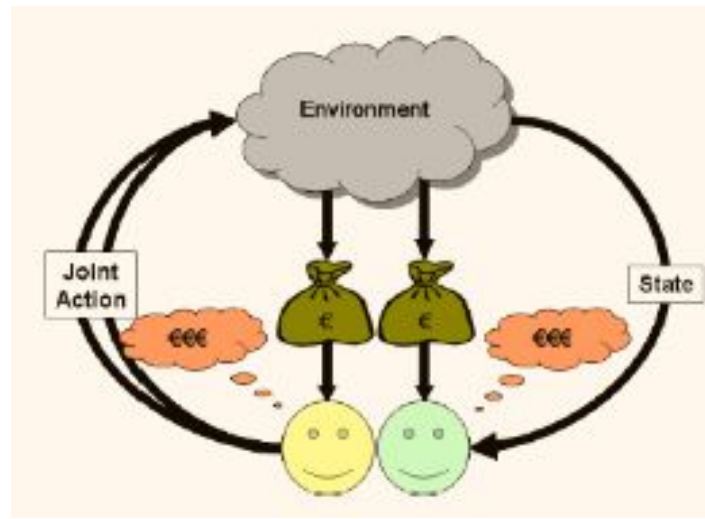
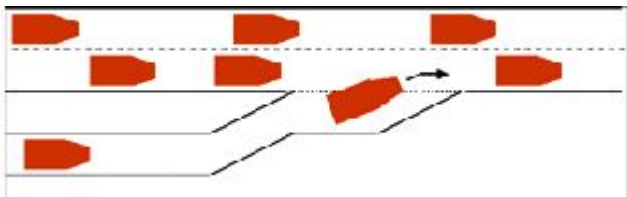
[Demo de AIXI](#)



Introducción

¿Aprendizaje por refuerzos?

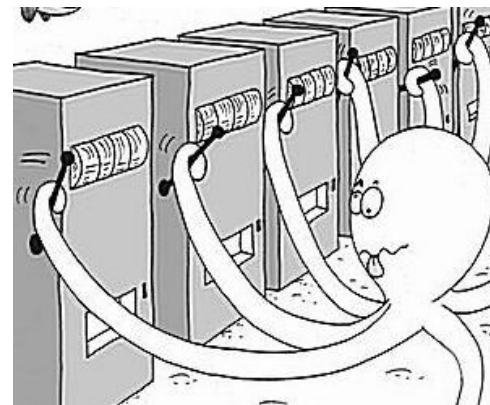
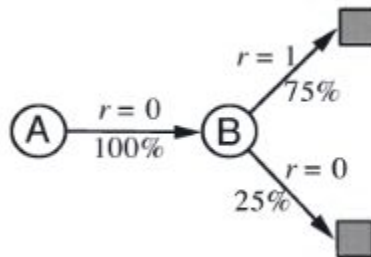
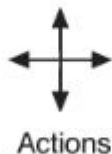
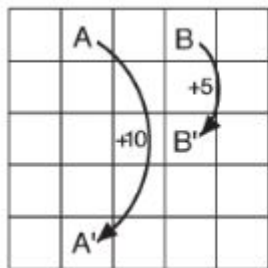
Otra forma propuesta: como un **área aparte que estudia el comportamiento de agentes**, siendo RL la forma más simple en la que se considera un único agente



Introducción

Pre deep-RL (pre-2013)

- Felicidad en mundos de bandidos, grillas y pequeños problemas.
- A RL se le veía mucho potencial pero sin terminar de resolver problemas de interés para la comunidad de ML en general.



Introducción

Pre deep-RL (pre-2013)

- [Ejemplo de competencia de 2009](#), donde una de las posibles alternativas a considerar era RL (junto con algos genéticos, métodos basados en reglas, ...)



Introducción

Boom del deep learning (2012)

RL + deep learning = *deep-RL*

Atari (2013-2015)

Deepmind



Introducción

Boom del deep-RL

AlphaGo (2016)

Deepmind

(ya de Google)



Introducción

Boom del deep-RL

Dota 2 (2018)

OpenAI



Introducción

Boom del deep-RL

AlphaStar (2019)

Deepmind



Introducción

Overhype!!!



Introducción

Paralelamente (~2016), por el *overhype* se crea una brecha entre lo publicitado y la realidad, y surge una crisis de reproducibilidad

- Artículos y presentaciones geniales, pero normalmente no brindan su código, difícil de ejecutarlos o acceder al modelo entrenado.
- Algoritmos dependientes de muchos detalles técnicos no siempre disponibles (no reportados/ocultos/proprietarios).

Introducción

Overhype

- Poca ablación, temor a publicar resultados negativos (!).
- A veces no se reporta todo el camino, fallos y obstáculos que llevaron al mejor modelo reportado en los papers (HARKing).

Introducción

HARKing - hypothesizing after the results are known

Paper recomendado: [HARK Side of Deep Learning - From Grad Student Descent to Automated Machine Learning](#)

- *“Hacer pasar como hipótesis a priori, a una hipótesis formulada tras ver los resultados”*
- *“I view papers through survival bias: if there’s an experiment that’s natural in the paper’s context, but isn’t in the paper, then it probably didn’t work, because if it worked, it’d be in the paper”*

(de <https://www.alexirpan.com/2020/05/07/rl-potpourri.html>)

Introducción

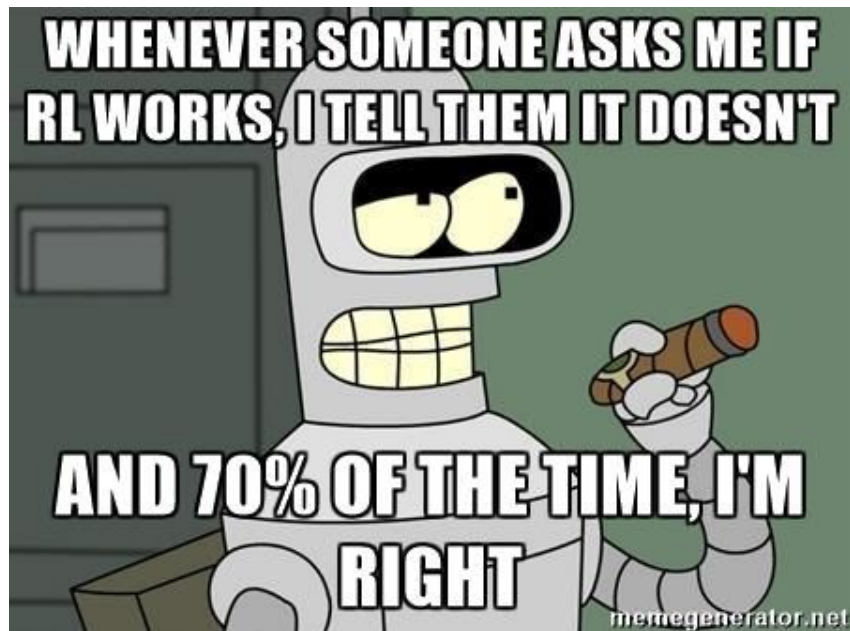
Algunos ejemplos representativos en RL hablando de esto:

- Paper: [Reproducibility of Benchmarked Deep Reinforcement Learning Tasks for Continuous Control](#)
- Paper: [Deep Reinforcement Learning That Matters](#)
- Paper: [Implementation Matters in Deep RL: A Case Study on PPO and TRPO](#)

Introducción

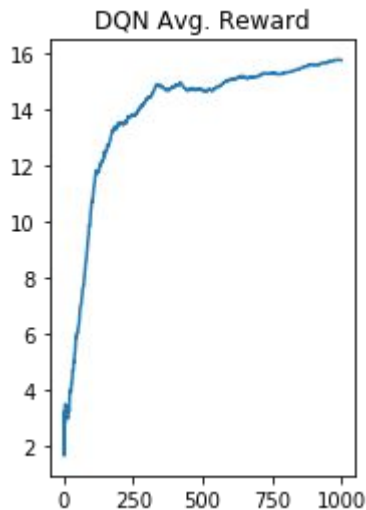
Famoso post de Alex Irpan criticando el estado de deep RL en Febrero 2018

(meme de ese post)



Introducción

- Anécdota de nuestro pequeño intento de hace varios años, de acercarnos al rendimiento de DeepMind en Atari
- Recompensa por DeepMind: ~400 vs. nuestro agente ... ~15 😁



Introducción

Actualidad del RL

- Se van consolidando frameworks de agentes/algoritmos.
- Esto se suma a la API de entornos consolidada en 2016 y entornos comunes.
- RL es **muy flexible** y se beneficia mucho de integrar otras técnicas.
- RL en academia visto como muy promisorio, buena cantidad de investigadores incorporaron RL como foco/parte de sus investigaciones.

Introducción

Actualidad del RL

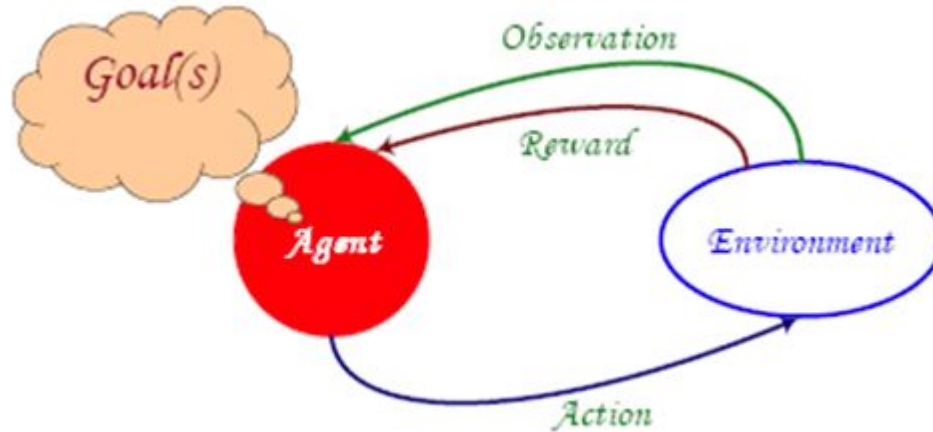
- Algunos desafíos: alta cantidad de muestras necesarias; cómo incorporar mejor el conocimiento de dominio; evitar caer en óptimos locales.
- RL en industria muy usado en su forma más simple (bandidos/tabular), incorporando lentamente soluciones más sofisticadas (próxima clase!).
- Normalmente, en estas aplicaciones RL se usa en conjunto de varias otras técnicas (ej: *imitation learning* o comportamiento basado en reglas)

Nociones básicas

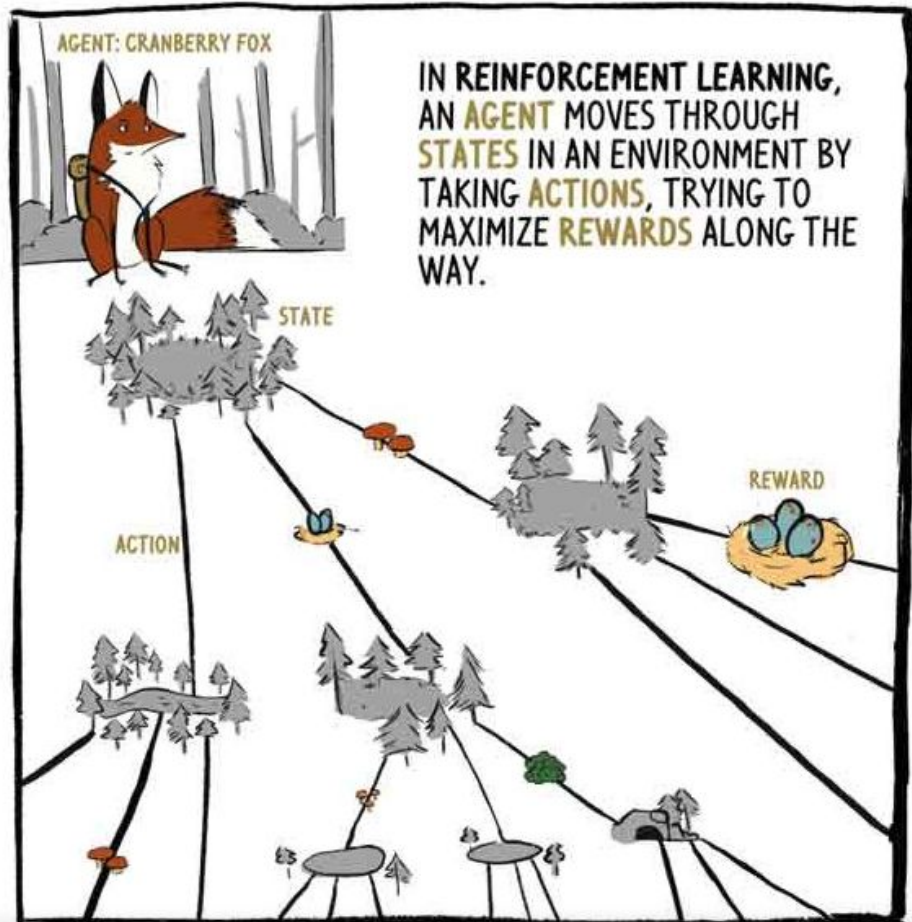
Crédito: Libro *Reinforcement Learning - An Introduction. Sutton & Barto, 2018*

Nociones básicas

Agente buscando un objetivo en su entorno



Nociones básicas

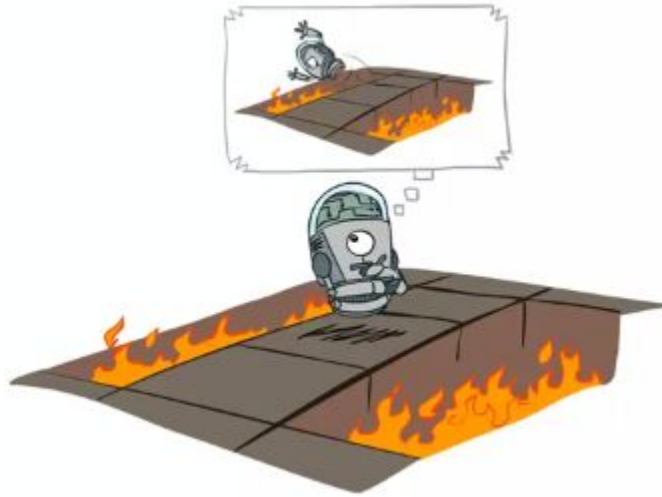


Nociones básicas

- No hay dataset de ejemplos X , **debe generarlos el agente interactuando.**
- Política π , define el comportamiento del agente. Suele expresarse como:
 - $\pi(s)$ devuelve una acción seleccionada bajo la política π .
 - $\pi(s \mid a)$ es la probabilidad de elegir a con la política π .
- ¿Cómo el agente estima las acciones que maximizarán su recompensa?

Nociones básicas

- Dilema de exploración - explotación: ¿cuándo explotar conocimiento vs. cuándo probar nuevas estrategias?



Nociones básicas

Definición formal: 5-upla (S, A, R, P, γ)

- Conjunto de estados S
- Conjunto de acciones A
- Función de recompensa $R(s, a)$
- Función de probabilidad de transición $P(s_{t+1} = s' \mid s, a)$
- Factor de descuento $\gamma \in [0, 1)$
- **Cumple la propiedad de Markov**

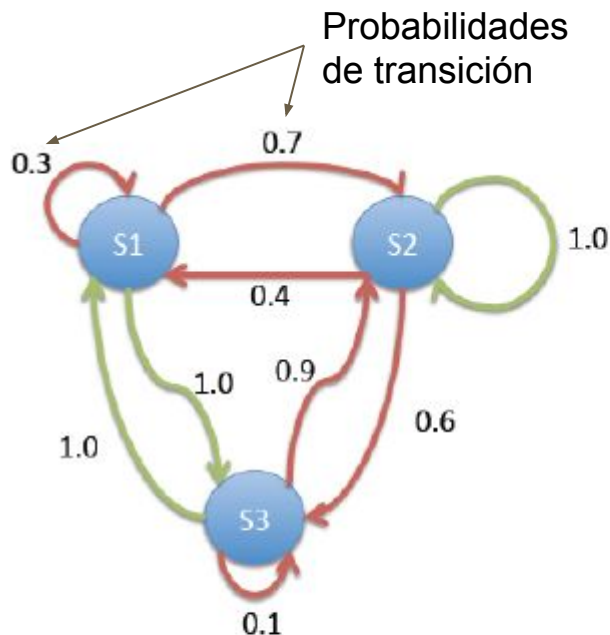
Nociones básicas

Dos acciones:

- Rojo
- Verde

Recompensas:

- $R(S1) = 1$
- $R(S2) = 0$
- $R(S3) = -1$



Función de transición T

s	a	s'	P
S1	R	S1	.3
S1	R	S2	.7
S1	V	S3	1
S2	R	S1	.4
S2	R	S3	.6
S2	V	S2	1
S3	V	S1	1
S3	R	S3	.1
S3	R	S2	.9

Nociones básicas

- Episodio: secuencia $s_0, a_0, r_1, s_1, a_1, s_2, a_2, \dots, s_{n-1}, a_{n-1}, r_n, s_n$
donde s_n es un estado final, (o n es el tiempo de corte)

- Recompensa total del episodio: $R = r_1 + r_2 + \dots + r_n$

- Recompensa expresada a partir de un instante de tiempo t :

$$R_t = r_t + r_{t+1} + \dots$$

Nociones básicas

- Aleatoriedad involucrada en los episodios
- ¿Cuán lejos mirar en el horizonte?
- Recompensas acumuladas descontadas por $\gamma \in [0, 1)$

$$\begin{aligned} R_t &= r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \gamma^3 r_{t+3} + \dots = \\ &= r_t + \gamma(r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} \dots) = \\ &= r_t + \gamma R_{t+1} \end{aligned}$$

(la recompensa acumulada descontada también suele denotarse como G_t)

Nociones básicas

- ¿Cómo evalúa el agente lo que vale un estado?
- **Función de valor**

Función de Estado - Valor para la Política π :

$$V^{\pi}(s) = E_{\pi} \{R_t | s_t = s\} = E_{\pi} \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s \right\}$$

“La recompensa (descontada) que el agente espera recibir empezando en el estado s y siguiendo la política π ”

Nociones básicas

- Forma alternativa: **función de acción-valor Q** (Q de *quality de a*)

Función de Acción - Valor para la Política π :

$$Q^{\pi}(s, a) = E_{\pi} \{R_t | s_t = s, a_t = a\} = E_{\pi} \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s, a_t = a \right\}$$

“La recompensa (descontada) que el agente espera recibir empezando en el estado s , tomando la acción a y siguiendo la política π ”

Nociones básicas

- Ecuación de Bellman: dado

$$\begin{aligned} R_t &= r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \gamma^3 r_{t+4} \cdots \\ &= r_{t+1} + \gamma (r_{t+2} + \gamma r_{t+3} + \gamma^2 r_{t+4} \cdots) \\ &= r_{t+1} + \gamma R_{t+1} \end{aligned}$$

- Entonces

$$\begin{aligned} V^\pi(s) &= E_\pi \{ R_t \mid s_t = s \} \\ &= E_\pi \{ r_{t+1} + \gamma V^\pi(s_{t+1}) \mid s_t = s \} \end{aligned}$$

“el valor de un estado puede expresarse a partir del siguiente”

Nociones básicas

- Expresado sin el valor esperado

$$V^{\pi}(s) = \sum_a \pi(s, a) \sum_{s'} P_{ss'}^a [R_{ss'}^a + \gamma V^{\pi}(s')]$$

“ $V(s)$ dado por probabilidad de elegir acción siguiente según la política y el entorno, la probabilidad $P_{ss'}^a$ de llegar a ese estado, la recompensa por haber llegado y el valor del estado siguiente”

Nociones básicas

- Optimalidad: si π es óptima π^* , seleccionando siempre la mejor acción, entonces su valor está dado por

$$V^*(s) = \max_{a \in A} \sum_{s' \in S} P(s, a, s') \left(R(s, a, s') + \gamma V^*(s') \right)$$

- Dada $V^*(s)$, π^* está dada por

$$\pi^*(s) = \arg \max_a \sum_{s' \in S} P(s, a, s') \left(R(s, a, s') + \gamma V^*(s') \right)$$

Nociones básicas

- Expresado como función de acción-valor

$$Q^*(s, a) = \sum_{s'} \mathbf{P}(s, a, s') \left(R(s, a, s') + \gamma \max_{a'} Q^*(s', a') \right)$$

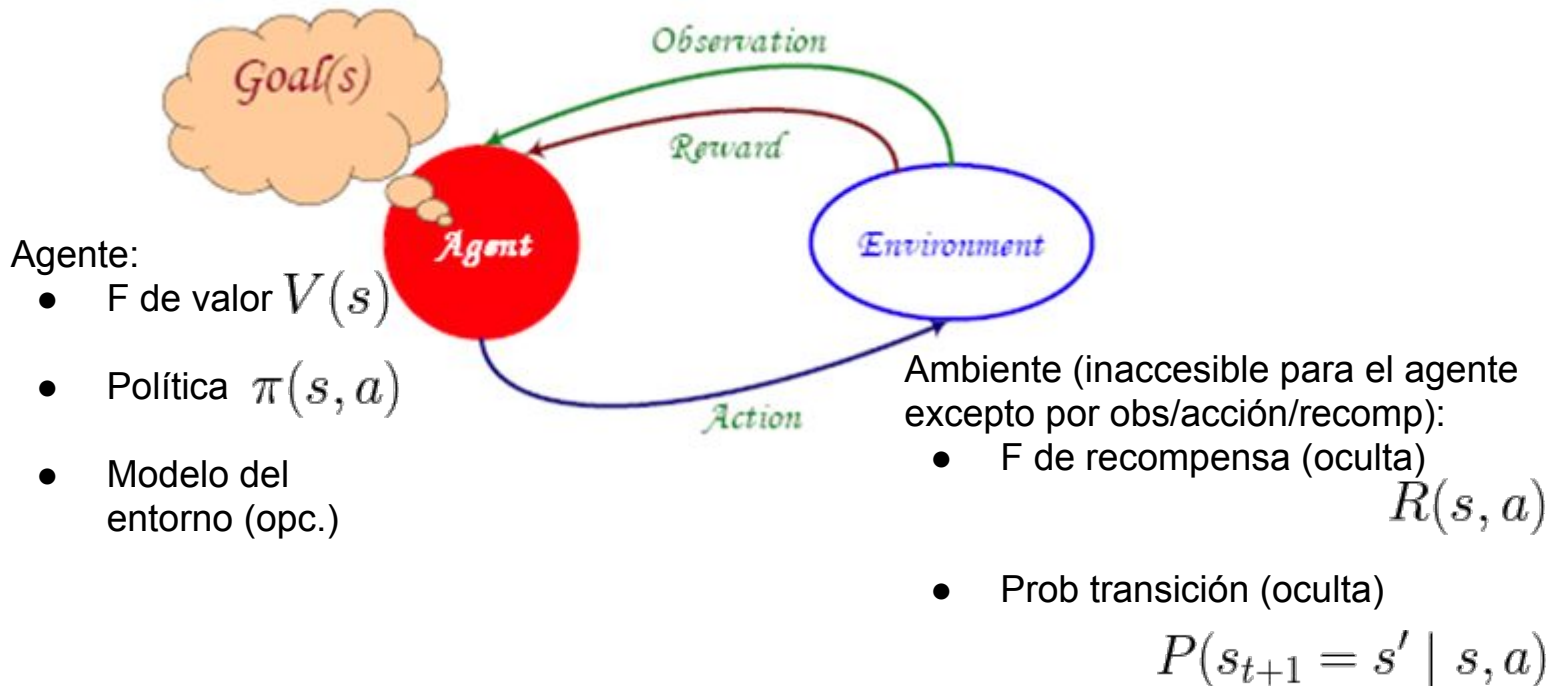
Comparación de políticas de actuación y política óptima

$$\pi \geq \pi' \Leftrightarrow v_\pi(s) \geq v_{\pi'}(s)$$

$$\pi_* \geq \pi' \quad \forall \pi' \quad (\textit{garantizada})$$

Nociones básicas (resumen)

Agente buscando un objetivo en su entorno

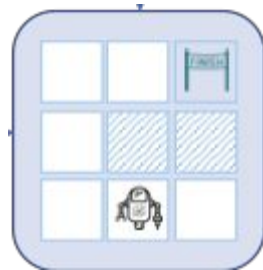


Ejemplos de políticas y MDPs

Crédito: curso Aprendizaje por Refuerzo Profundo, dictado por Juan Gómez Romero en la ECI 2019, Buenos Aires

Ejemplos de políticas y MDPs

- Robot en una grilla (NxN) intentando llegar a su meta
 - Se mueve arriba, abajo, izquierda, derecha
- La recompensa se basa en la demora en llegar:
 - -1 por cada paso que da
 - -5 al caer al agua (demora más en cruzar y debe secarse)
- Llegar a la meta le da +50 recompensa



Política π_1 ($\gamma = 1$) :

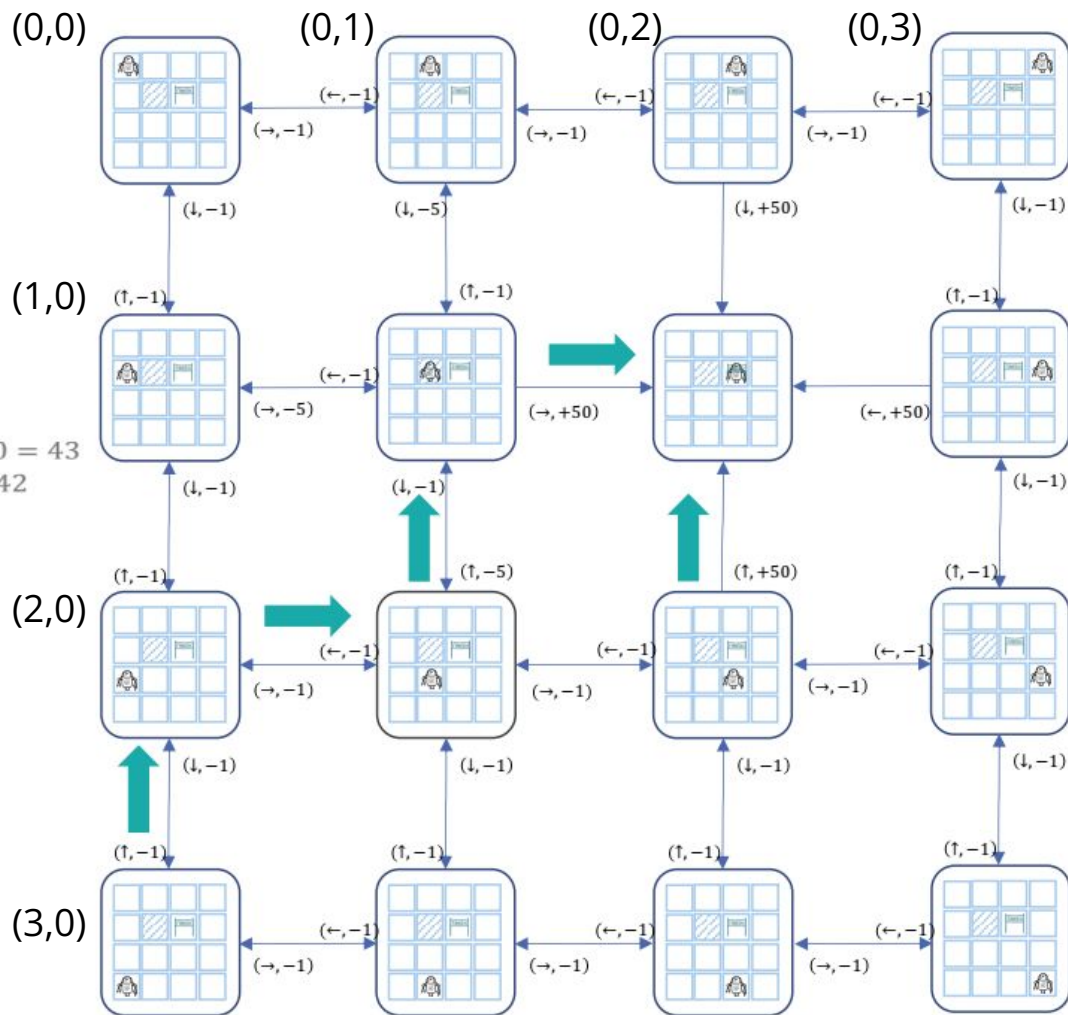
Estado	Acción
(3, 0)	↑
(2, 0)	→
(2, 1)	↑
(1, 1)	→
(2, 2)	↑
...	

$$v_{\pi_1}(\langle 2, 1 \rangle) = -5 + 50 = 45$$

$$v_{\pi_1}(\langle 2, 2 \rangle) = 50$$

$$v_{\pi_1}(\langle 3, 0 \rangle) = -1 - 1 - 5 + 50 = 43$$

$$v_{\pi_1}(\langle 2, 0 \rangle) = -1 - 5 + 50 = 42$$



Política π_2 ($\gamma = 1$) :

Estado	Acción
(3,0)	↑
(2,0)	→
(2,1)	→
(1,1)	→
(2,2)	↑
...	

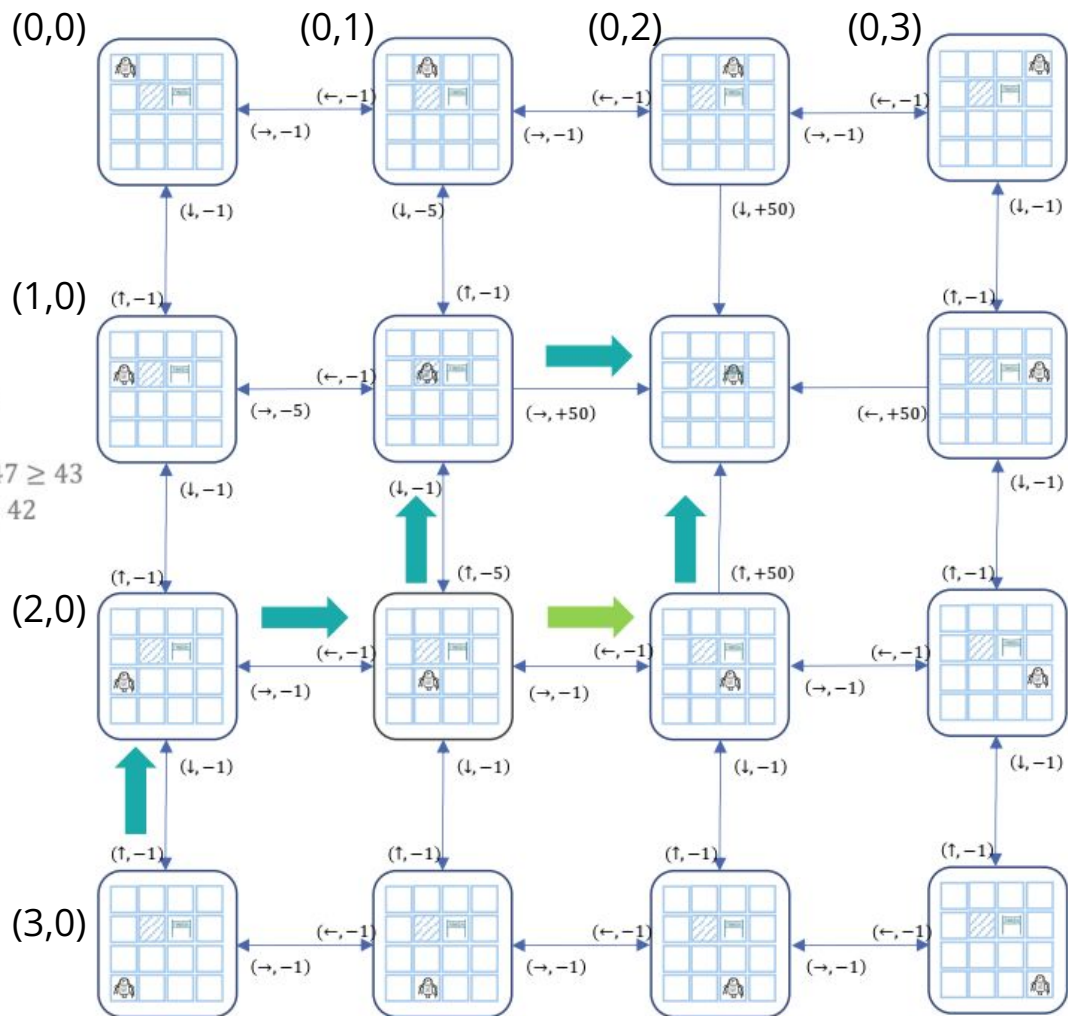


$$v_{\pi_2}(\langle 2, 1 \rangle) = -1 + 50 = 49 \geq 45$$

$$v_{\pi_2}(\langle 2, 2 \rangle) = 50 \geq 50$$

$$v_{\pi_2}(\langle 3, 0 \rangle) = -1 - 1 - 1 + 50 = 47 \geq 43$$

$$v_{\pi_2}(\langle 2, 0 \rangle) = -1 - 1 + 50 = 48 \geq 42$$



$$q_{\pi}(s, a) = \mathbb{E}_{\pi} \left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} \mid S_t = s, A_t = a \right]$$

Política π_2 ($\gamma = 1$) :

Estado	Acción
(3,0)	↑
(2,0)	→
(2,1)	→
(1,1)	→
(2,2)	↑
(3,1)	←
...	

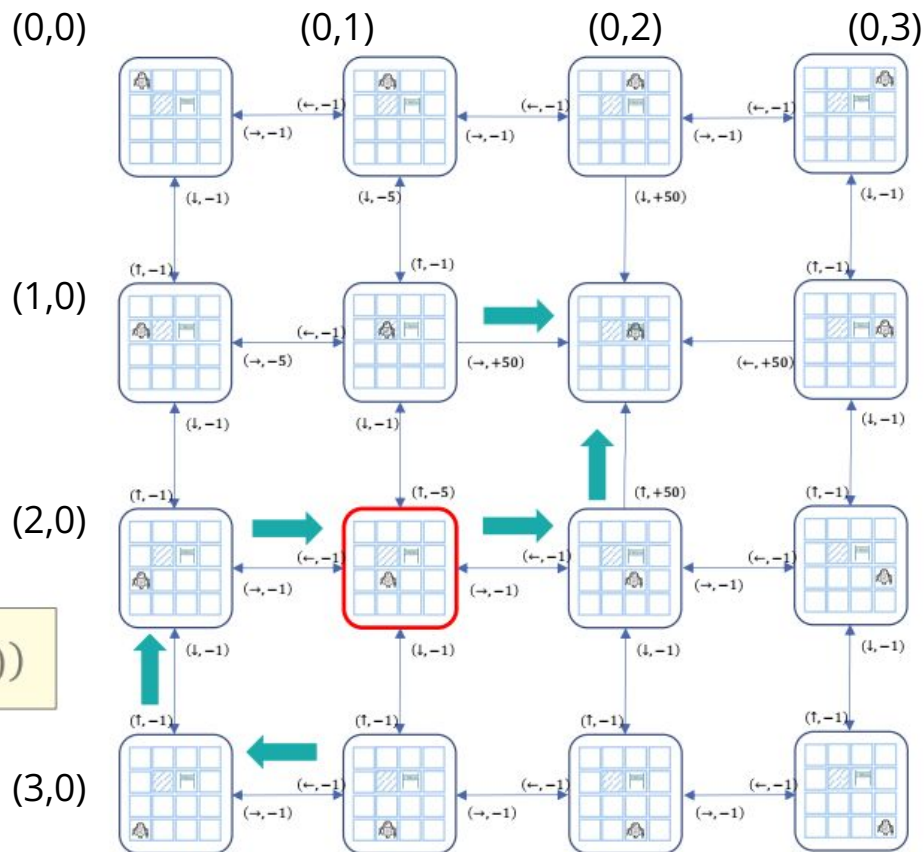
$$v_{\pi}(s) = q_{\pi}(s, \pi(a|s))$$

$$q_{\pi_2}(\langle 2, 1 \rangle, \uparrow) = -5 + 50 = 45$$

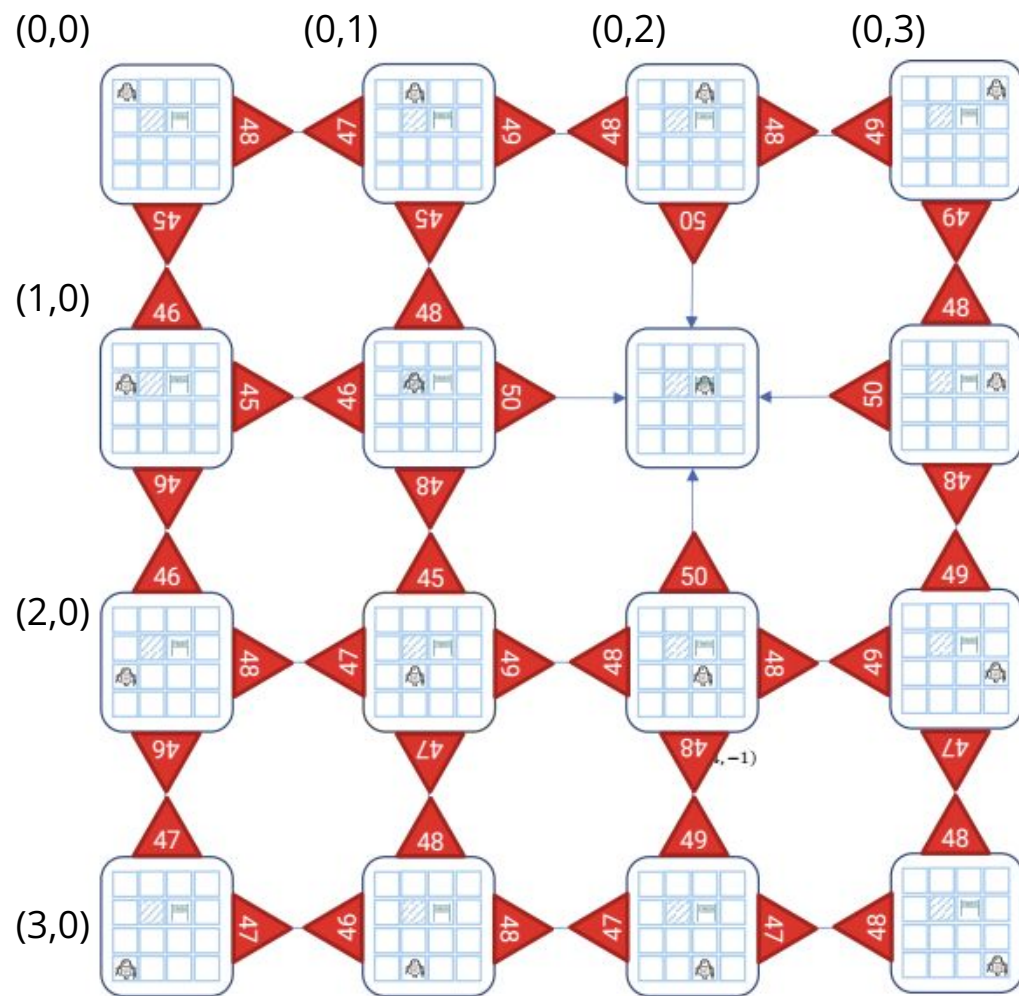
$$q_{\pi_2}(\langle 2, 1 \rangle, \rightarrow) = -1 + 50 = \mathbf{49}$$

$$q_{\pi_2}(\langle 2, 1 \rangle, \leftarrow) = -1 - 1 - 1 + 50 = 47$$

$$q_{\pi_2}(\langle 2, 1 \rangle, \downarrow) = -1 - 1 - 1 - 1 - 1 + 50 = 45$$



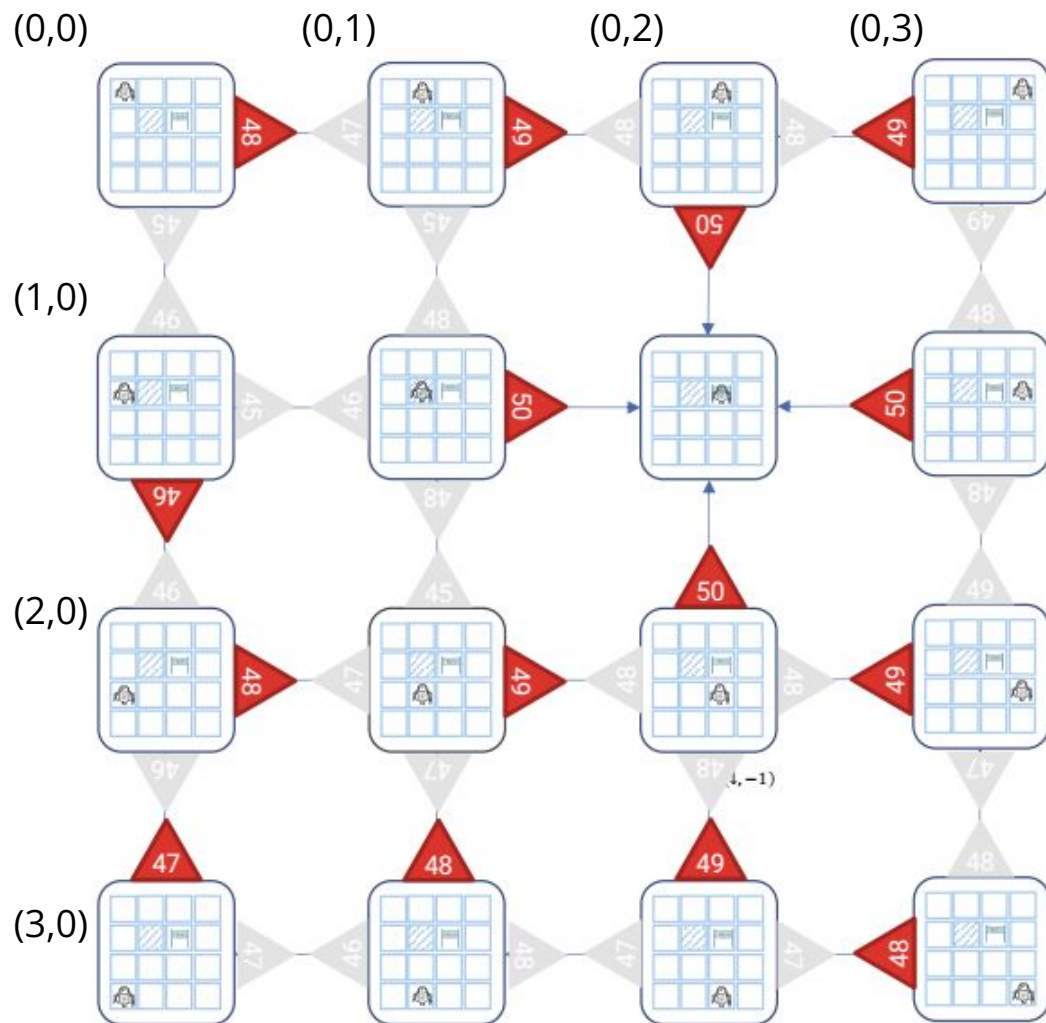
$$q_{\pi_*}(s, a)$$



$$q_{\pi_*}(s, a)$$

Resaltar valor máximo
de cada estado:

$$v_*(s) = \max_{a \in \mathcal{A}(s)} q_{\pi_*}(s, a)$$



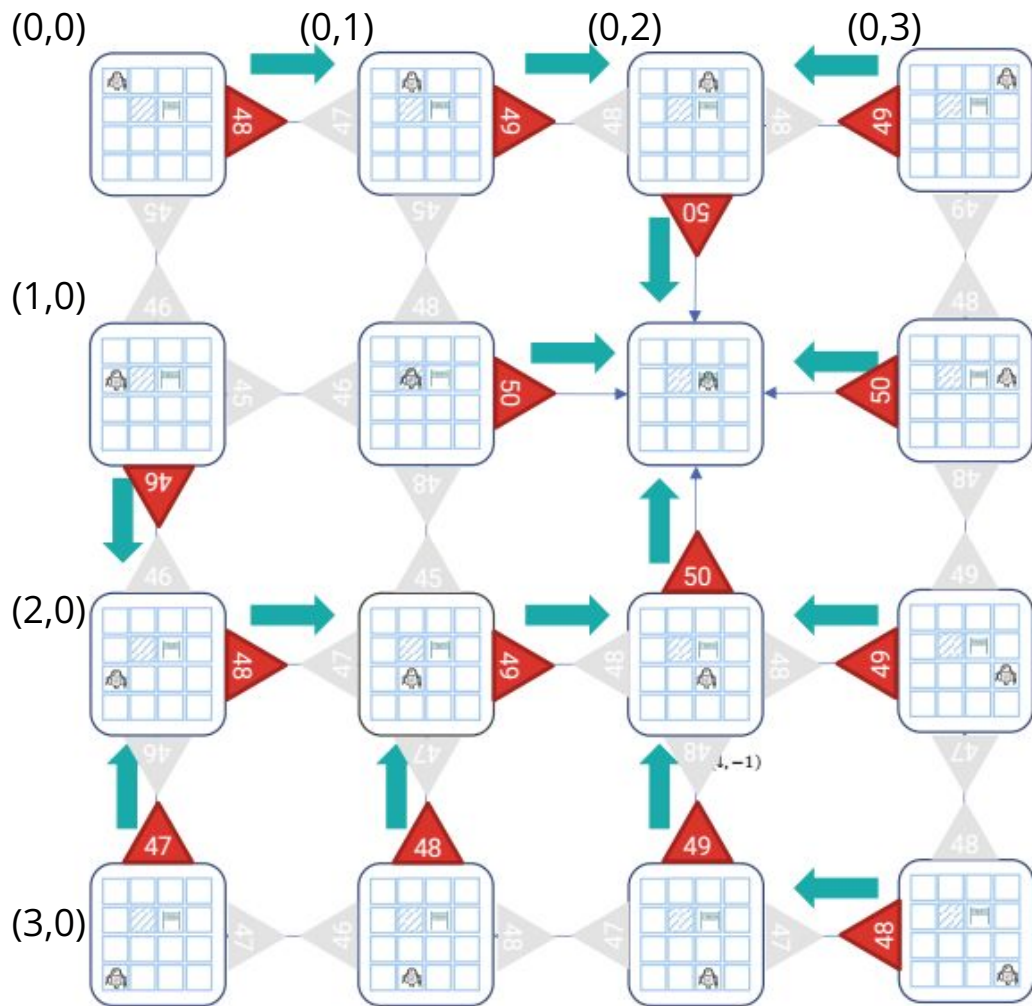
$$q_{\pi_*}(s, a)$$

Resaltar valor máximo
de cada estado:

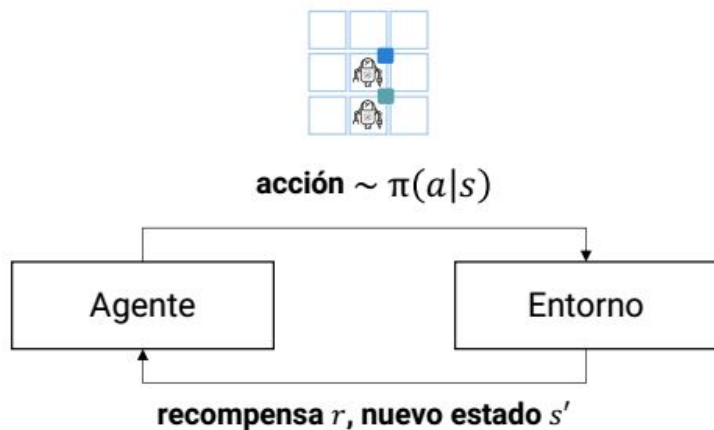
$$v_*(s) = \max_{a \in \mathcal{A}(s)} q_{\pi_*}(s, a)$$

Reconstruire π_*

Estado	Acción
$(3, 0)$	\rightarrow
$(2, 0)$	\uparrow
...	

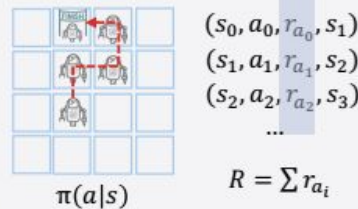


¿Cómo llegamos a esta política? con entrenamiento (próximas slides!)

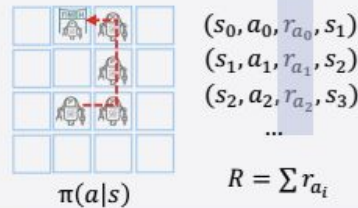


Episodios de entrenamiento

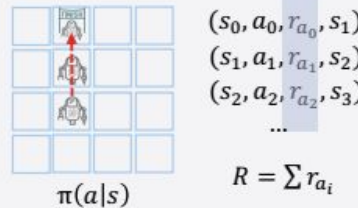
Episodio #1



Episodio #2



Episodio #n



training

$$\pi' = \arg \max_{\pi} \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t * r_{a_t}(s_t, s_{t+1})$$

con $a_t \sim \pi(a|s)$

$\gamma \in [0, 1]$: tasa de descuento

Estado	Acción	q
$(3, 0)$	\uparrow	10
$(2, 0)$	\rightarrow	12
...		...

Actividad 0: ejercicios a mano

[Link al notebook del Lab 0](#)

Formas de resolver RL

Algunas formas básicas de resolver RL

- Bandidos (a continuación)
- Programación dinámica:
Sabemos $P(s_{t+1} = s' \mid s, a)$ y $R(s, a)$, calculamos/aproximamos $V(s)$
- Métodos de Monte-Carlo
Actualizamos $V(s)$ tras juntar recompensas de cada episodio
- Diferencia temporal (a continuación)
- Aproximación de política:
Calculamos $\pi(s)$ mediante *ascenso* de gradiente (próximo fin de semana)

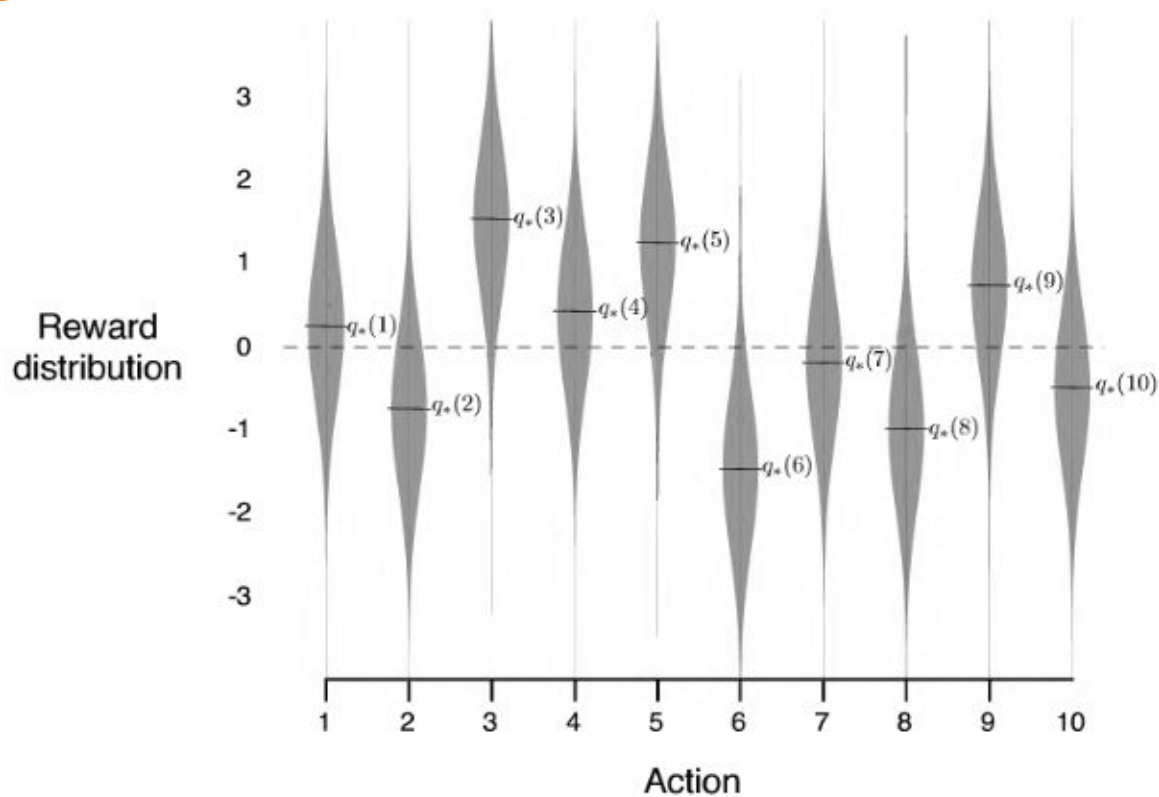
Bandidos

Bandidos

Bandidos, o RL de un sólo estado, donde cada paso es un episodio

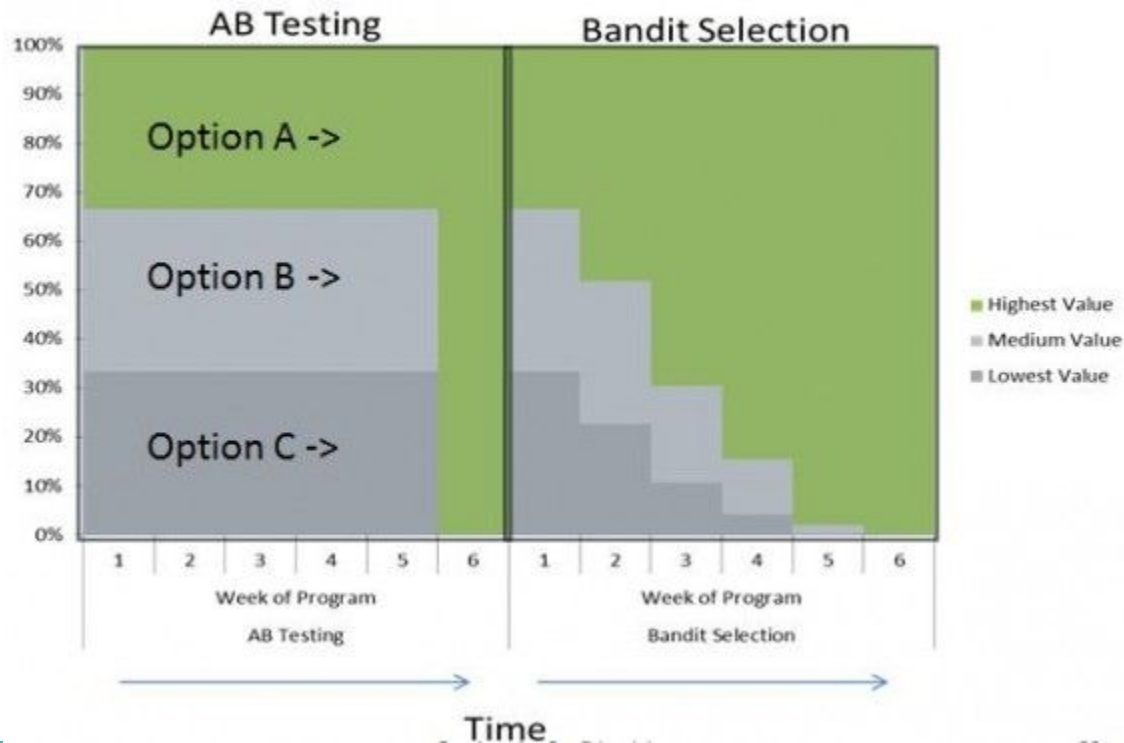


Bandidos



Bandidos

- Alternativa a A/B Testing



Fuente

Bandidos

- A veces incluyen un contexto, son muy usados de esta forma.
- Spotify, por ejemplo, [usa bandidos contextuales para hacer recomendaciones](#)
- Ej: ¿qué recomendación funciona mejor, para una persona que le gusta escuchar Jazz?

Bandidos

- Los bandidos suelen usarse en su versión más simple, o como *bandidos contextuales*.
- [Buen repo con librería de bandidos + links para aprender más.](#)

Bandidos - bases del RL

Los bandidos sientan varias de las bases del RL, tienen heurísticas de selección comunes a otros métodos:

ϵ -greedy: estando en estado s , elegir la acción con mayor Q con probabilidad

$$\pi(a \mid s) = 1 - \epsilon$$

- o bien -

elegir una acción aleatoria con probabilidad ϵ

Bandidos - bases del RL

Otra forma: la probabilidad de la acción a elegir se pesa por la magnitud de su Q

Entonces, para cada acción a , su probabilidad de ser elegida pasa a tomar una forma de este estilo...

$$\pi(a \mid s) = \frac{Q(s, a)}{\sum_{\tilde{a} \in A} Q(s, \tilde{a})}$$

Bandidos - bases del RL

La forma más común de esto es mediante la función Softmax:

$$\pi(a \mid s) = \frac{e^{Q(s,a)/\tau}}{\sum_{\tilde{a} \in A} e^{Q(s,\tilde{a})/\tau}}$$

donde τ es la “temperatura computacional” (+ temp. -> + exploración)

Diferencia Temporal (TD)

Diferencia temporal (TD)

- Actualizar una predicción de $V(s)$ en base al cambio que existe en la misma de un momento (t) al siguiente ($t+1$)

$$V(s_t) := V(s_t) + \alpha \underbrace{[\underbrace{r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1})}_{\text{better, later prediction}} - V(s_t)]}_{\text{Temporal difference}} \quad \forall t = 0, 1, 2, \dots$$

The diagram includes two annotations: a red arrow labeled "first prediction" pointing to $V(s_t)$ in the update term, and a green oval labeled "better, later prediction" surrounding the term $r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1})$.

Diferencia temporal (TD)

- Los algoritmos de aprendizaje basados en TD se emplean en mayor medida para realizar el **control** respecto de las acciones que ejecuta un agente que interactúa con su entorno.
- Así, en lugar de aprender la función de estado-valor $V(s)$, se orientan al aprendizaje de la función de acción-valor $Q(s, a)$

Diferencia temporal (TD)

Enfoques principales para realizar el aprendizaje de funciones $Q(s, a)$

On-policy y off-policy:

- On-policy: estima $Q(s, a)$ para la **política** π siendo ejecutada
- Off-policy: estima $Q(s, a)$ para la **función óptima** de acción-valor, Q^*

Diferencia temporal (TD)

- On-policy

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)]$$

- s_t, a_t seleccionados a partir de la política π (es decir que **son ejecutados en el ambiente**)

Diferencia temporal (TD)

- Bootstrapping: "emplear uno o más valores estimados en la actualización del mismo tipo de valor estimado"

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha (R_{t+1} + \gamma Q(s', a') - Q(s, a))$$

Observación real Estimación del valor verdadero de $Q(s, a)$

Diferencia temporal (TD)

- Algoritmo *SARSA* (*State - Action - Reward - State - Action*)

Sarsa (on-policy TD control) for estimating $Q \approx q_*$

Algorithm parameters: step size $\alpha \in (0, 1]$, small $\varepsilon > 0$

Initialize $Q(s, a)$, for all $s \in \mathcal{S}^+$, $a \in \mathcal{A}(s)$, arbitrarily except that $Q(\text{terminal}, \cdot) = 0$

Loop for each episode:

 Initialize S

 Choose A from S using policy derived from Q (e.g., ε -greedy)

 Loop for each step of episode:

 Take action A , observe R , S'

 Choose A' from S' using policy derived from Q (e.g., ε -greedy)

$Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha [R + \gamma Q(S', A') - Q(S, A)]$

$S \leftarrow S'$; $A \leftarrow A'$;

 until S is terminal

Diferencia temporal (TD)

- Off-policy

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \arg \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') - Q(s_t, a_t)]$$

- Es decir que se busca aproximar directamente Q^* (política óptima, por eso es off-policy)

Diferencia temporal (TD)

- Algoritmo Q-Learning

Q-learning (off-policy TD control) for estimating $\pi \approx \pi_*$

Algorithm parameters: step size $\alpha \in (0, 1]$, small $\varepsilon > 0$

Initialize $Q(s, a)$, for all $s \in \mathcal{S}^+$, $a \in \mathcal{A}(s)$, arbitrarily except that $Q(\text{terminal}, \cdot) = 0$

Loop for each episode:

 Initialize S

 Loop for each step of episode:

 Choose A from S using policy derived from Q (e.g., ε -greedy)

 Take action A , observe R , S'

$Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha [R + \gamma \max_a Q(S', a) - Q(S, A)]$

$S \leftarrow S'$

 until S is terminal

Ética en RL

Ética en RL

- RL involucra agentes que toman decisiones, buscando agresivamente un objetivo
- Es muy importante tener en cuenta las posibles implicaciones éticas, en particular porque estamos maximizando una métrica (recompensa) que si no toma en cuenta los posibles desenlaces, puede tener nefastas consecuencias.
- Una de las áreas de estudio reciente en esta dirección es el safe reinforcement learning.

Ética en RL



"Nope, I gotta explore" — Stupid RL agent

[Fuente de la imagen](#)

Ética en RL

- Por contrapartida, RL se usa en aplicaciones como aviones de combate y misiles, por ejemplo ...
- Tesis de maestría:
[Reinforcement learning applications to combat identification](#)

Ética en RL

- Papers:

Maneuver Decision of UAV in Short-Range Air Combat Based on Deep Reinforcement Learning (*UAV = drone*)

A Deep Reinforcement Learning Based Intelligent Decision Method for UCAV Air Combat (*UCAV = combat drone*)

Efficient Training Techniques for Multi-Agent Reinforcement Learning in Combat Tasks

Ética en RL

- Más papers:

[An Empirical Study of Reward Structures for Actor-Critic Reinforcement Learning in Air Combat Manoeuvring Simulation](#)

[Autonomous Control of Combat Unmanned Aerial Vehicles to Evade Surface-to-Air Missiles Using Deep Reinforcement Learning](#)

[Agent Coordination in Air Combat Simulation using Multi-Agent Deep Reinforcement Learning](#)

Actividad 1: Programar primeros agentes

[Link al notebook del Lab 1](#)