

Introduction to Deep Re-inforcement Learning

Presenter: Bảo Đại

- Nội dung

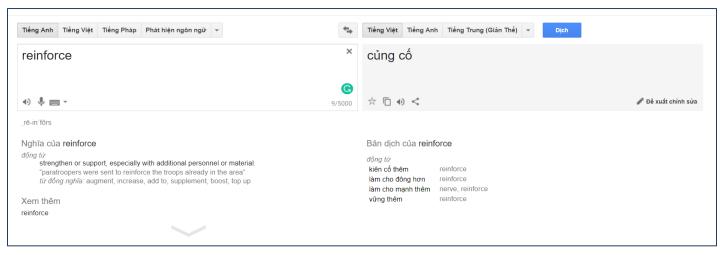
- 1. Giới thiệu về re-inforcement learning
- 2. Động lực sử dụng deep re-inforcement learning
- 3. Bài toán sử dụng deep re-inforcement learning
- 4. Sử dụng deep re-inforcement learning như thế nào
- 5. Một số công trình về deep re-inforcement learning



1. Giới thiệu về re-inforcement learning

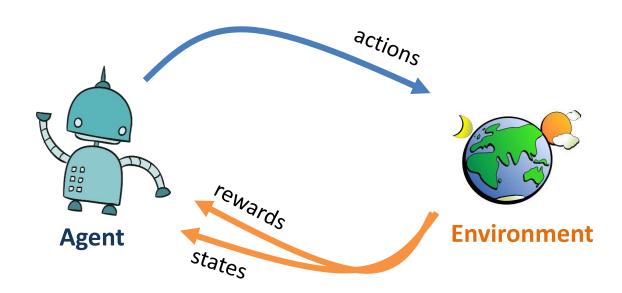
- 2. Động lực sử dụng deep re-inforcement learning
- Bài toán sử dụng deep re-inforcement learning
- 4. Sử dụng deep re-inforcement learning như thế nào
- 5. Một số công trình về deep re-inforcement learning

1 — Giới thiệu RE

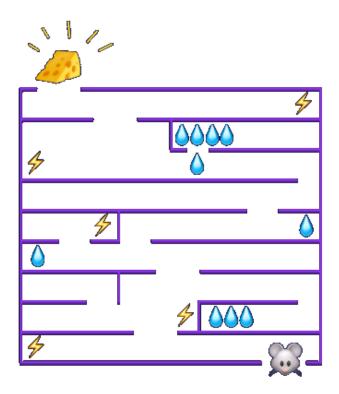


- Là một nhánh thuộc Machine learning
- Giúp máy (agent) có thể tự động đưa ra quyết định tốt nhất (ideal behavior) trong một ngữ cảnh nhất định
- · Cần có "phần thưởng" để agent điều chỉnh hành vi

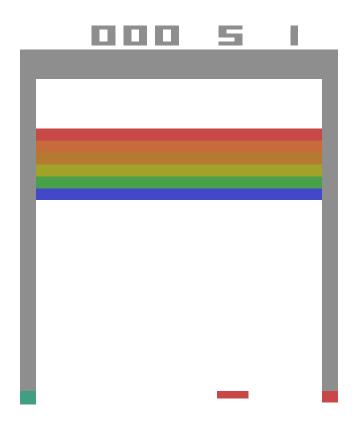
Giới thiệu RE



Giới thiệu RE



Giới thiệu RE





Types of Machine Learning

Machine Learning

Supervised

Task driven (Regression / Classification)

Unsupervised

Data driven (Clustering)

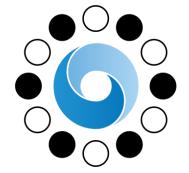
Reinforcement

Algorithm learns to react to an environment

Giới thiệu Deep RE







• AlphaGo

- Nội dung

- 1. Giới thiệu về re-inforcement learning
- 2. Động lực sử dụng deep re-inforcement learning
- 3. Bài toán sử dụng deep re-inforcement learning
- 4. Sử dụng deep re-inforcement learning như thế nào
- 5. Một số công trình về deep re-inforcement learning

Dộng lực phát triển DRL

- "Nhãn" được sinh ra dựa trên environment thay vì được gia công bởi chuyên gia trong domain
- → Tiết kiệm thời gian chuẩn bị dữ liệu

by supervised learning from human expert moves, and by reinforcement learning from selfplay. Here, we introduce an algorithm based solely on reinforcement learning, without human data, guidance, or domain knowledge beyond game rules. AlphaGo becomes its own teacher: a neural network is trained to predict AlphaGo's own move selections and also the winner of AlphaGo's games. This neural network improves the strength of tree search, resulting in higher quality move selection and stronger self-play in the next iteration. Starting

Nội dung

- 1. Giới thiệu về re-inforcement learning
- 2. Động lực sử dụng deep re-inforcement learning
- 3. Bài toán sử dụng deep re-inforcement learning
- 4. Sử dụng deep re-inforcement learning như thế nào
- 5. Một số công trình về deep re-inforcement learning



Playing Atari games

Volodymyr Mnih Koray Kavukcuoglu David Silver Alex Graves Ioannis Antonoglou Daan Wierstra Martin Riedmiller "Playing Atari with Deep Reinforcement Learning" – DeepMind Technology (2013)

- Computer vision
 - Image captioning
 - Object detection
 - Action detection
- Natural language processing
 - Dialog Generation
 - Information Extraction

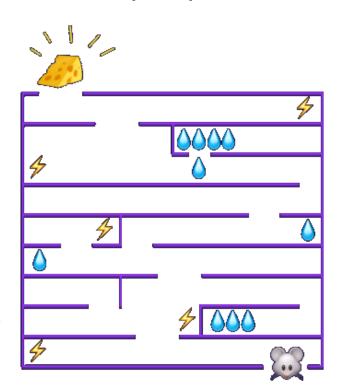
Nội dung

- 1. Giới thiệu về re-inforcement learning
- 2. Động lực sử dụng deep re-inforcement learning
- Bài toán sử dụng deep re-inforcement learning
- 4. Sử dụng deep re-inforcement learning như thế nào
- 5. Một số công trình về deep re-inforcement learning

4

Markov Decision Processes (MDP)

- 1. Tập trạng thái S (set of states): Những vị trí có thể có của agent
- 2. Tập hành động A (set of actions): Những hành động có thể đưa ra trong mỗi trạng thái nhất định
- 3. Tập khả năng θ (transitions between states): Xác suất trạng thái mới có thể đạt được sau khi thực hiện hành động
- 4. Tập phần thưởng R (rewards): ứng với mỗi transition
- 5. Hệ số giảm γ ($0 \le \gamma \le 1$): dùng để giảm reward tương lai
- 6. Tính chất "quên": tương lai không phụ thuộc vào quá khứ, chỉ phụ thuộc vào state hiện tại



4

Q-table (Bảng trạng thái-hành động)

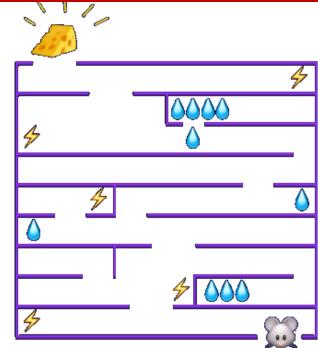
	a^1	a^2	a^3		a^m
s^1	0.23	0.81	0.4	•••	0.54
s^2	0.1	0.54	0.97	:	0.2
s^3	0.3	0.81	0.76		0.3
		:	::		
s^n	0.4	0.4	0.76		0.76

Query: Q(dong, cot)

$$Q(s^2, a^3) = 0.97$$

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - lpha) \cdot \underbrace{Q(s_t, a_t)}_{ ext{old value}} + \underbrace{lpha}_{ ext{learning rate}} \cdot \left(\underbrace{r_t}_{ ext{reward}} + \underbrace{\gamma}_{ ext{discount factor}} \cdot \underbrace{\max_a Q(s_{t+1}, a)}_{ ext{estimate of optimal future value}}
ight)$$

- s_t : state s tại thời điểm t
- a_t : action a tại thời điểm t
- $Q(s_t, a_t)$: expected reward
- γ : Hệ số giảm ($0 \le \gamma \le 1$)
- → Cập nhật Q-table mỗi action



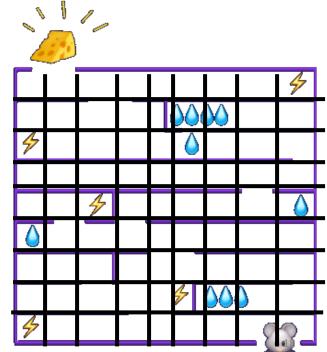
Chiến lược đi:

- Dựa vào giá trị lớn nhất trong Q-table.

VD khi $state = s^1$: $Q(s_t = s^1)$ thì có $Q(s_t = s^1, a_t = a^2)$ lớn nhất

Đưa vào softmax rồi lắc xí ngầu

	a^1	a^2	a^3	a^4
s^1	0.23	0.81	0.4	0.54
s^2	0.1	0.54	0.97	0.2
s^3	0.3	0.81	0.76	0.3
	•••	•••	:	:
s^n	0.23	0.81	0.4	0.54

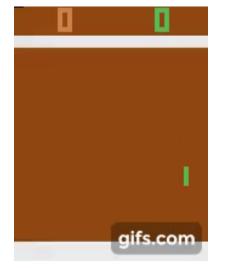


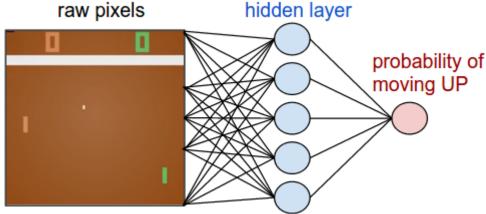
Deep Q-learning

Cải tiến Q-learning sử dụng neural network

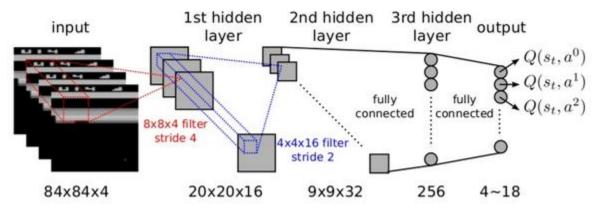
→ Policy learning

Policy learning dùng để map từ state sang action
 VD: Gặp đèn vàng → Giảm tốc độ





Deep Q-learning



Layer	Input	Filter size	Stride	Num filters	Activation	Output
conv1	84x84x4	8x8	4	32	ReLU	20x20x32
conv2	20x20x32	4x4	2	64	ReLU	9x9x64
conv3	9x9x64	3x3	1	64	ReLU	7x7x64
fc4	7x7x64			512	ReLU	512
fc5	512			18	Linear	18

No pooling

Loss function của Deep Q network:

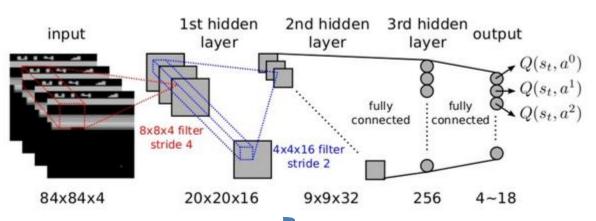
$$Loss = \frac{1}{2} \cdot \underbrace{\left[r + max_{a_{t+1}}(Q(s_{t+1}, a_{t+1}; \theta_{t})) - Q(s, a; \theta)\right]^{2}}_{\text{target}} - \underbrace{Q(s, a; \theta)}_{\text{prediction}}$$

Các bước thực hiện:

- 1. Feedforward 1 lần để lấy đầy đủ giá trị $Q(s_t, a_t)$
- 2. Feedforward lần nữa để lấy đầy đủ giá trị $Q(s_{t+1}, a_{t+1})$
- 3. Lấy giá trị lớn nhất ở bước 2 gán cho target của action đó
- 4. Dùng back-propagation để học

Deep Q-learning example

$$Loss = \frac{1}{2} \cdot \underbrace{\left[r + \max_{a_{t+1}}(Q(s_{t+1}, a_{t+1}; \theta_{t})) - Q(s, a; \theta)\right]^{2}}_{\text{target}} - \underbrace{Q(s, a; \theta)}_{\text{prediction}}$$



$$Q(s_t) = [1.3, 0.4, 4.3, 1.5]$$

 $Q(s_{t+1}) = [9.1, 2.4, 0.1, 0.5]$
Cho $r = 2$

$$-Loss = \frac{1}{2} \cdot (11.1 - 4.3)^2$$

22

- Exploration và Exploitation:
 - Exploitation: Đưa ra quyết định tốt nhất với lượng kiến thức hiện tại
 - Exploration: Thu thập thêm thông tin
- → Dùng є-greedy: chọn action random theo xác suất є cho trước

$$a_t = \begin{cases} a_t, & v \circ i \ x \circ ac \ su \circ at \ 1 - \epsilon \\ \text{action b s t k } \dot{y}, & v \circ i \ x \circ ac \ su \circ at \ \epsilon \end{cases}$$

Local-Minima:

- Trong quá trình huấn luyện sẽ gặp nhiều ảnh giống nhau – học lại replay của những episode cũ
- → Giải quyết bằng cách trộn vào minibatch những hình ảnh bất kỳ

Nội dung

- 1. Giới thiệu về re-inforcement learning
- 2. Động lực sử dụng deep re-inforcement learning
- 3. Bài toán sử dụng deep re-inforcement learning
- 4. Sử dụng deep re-inforcement learning như thế nào
- 5. Một số công trình về deep re-inforcement learning

Công trình nghiên cứu

Khóa học:

- http://rail.eecs.berkeley.edu/deeprlcourse/
- https://www.udacity.com/course/reinforcementlearning--ud600

Blog:

 https://medium.com/emergent-future/simplereinforcement-learning-with-tensorflow-part-0-qlearning-with-tables-and-neural-networksd195264329d0

Toolkit:

OpenAl Gym: https://gym.openai.com/