Huấn luyện mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn bằng thuật toán Adam

Nhóm sinh viên thực hiện:

- Nguyễn Ngọc Lan Như - 1712644
- Hoàng Minh Quân – 1712688

Giáo viên hướng dẫn: Th.S. Trần Trung Kiên

Mục lục

1.
Giới thiệu đề tài

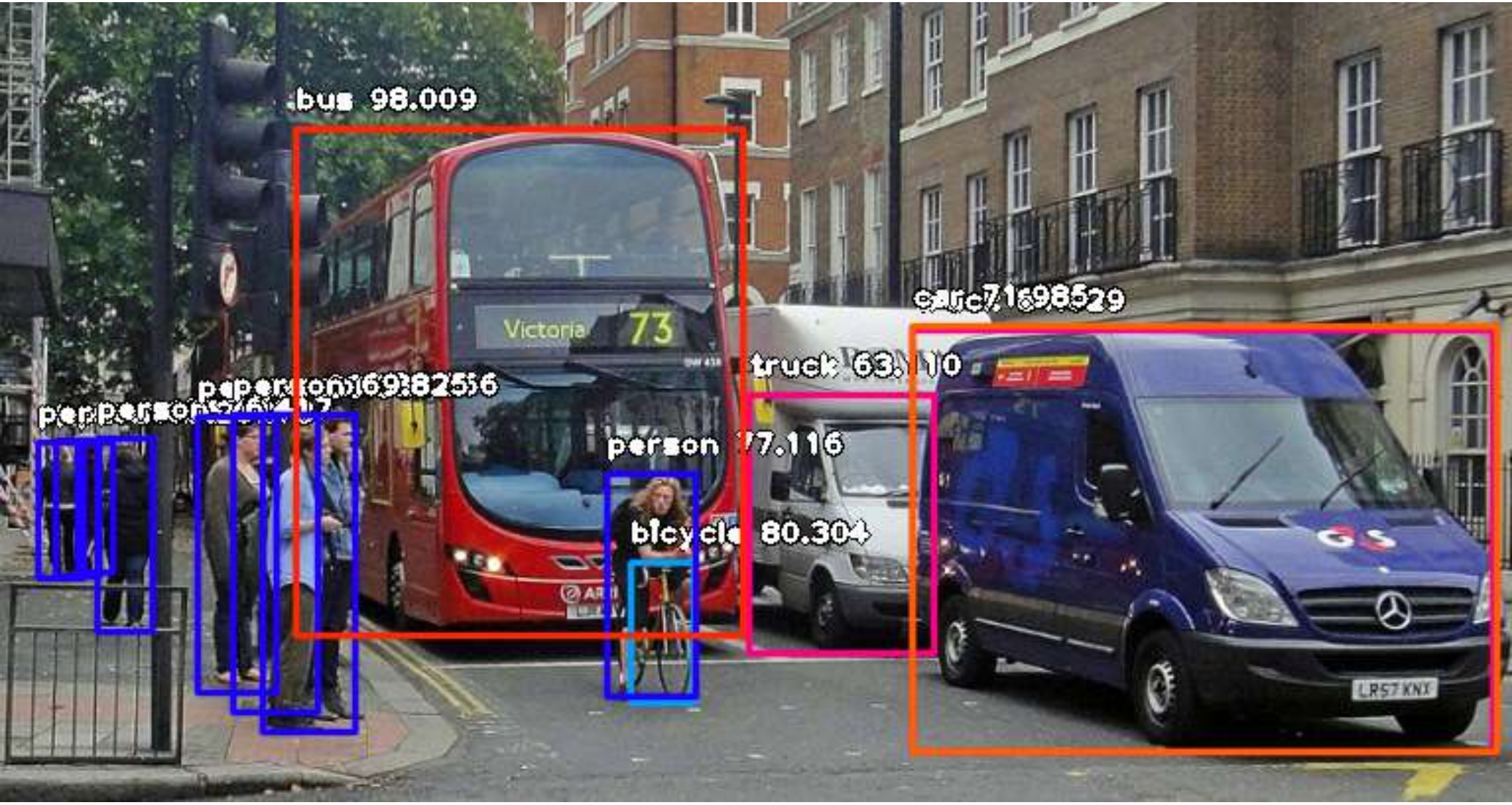
Giới thiệu đề tài

Phát biểu bài toán

- Input: Hàm chi phí với tham số là các trọng số của mạng nơ ron nhiều tầng ẩn. Hàm chi phí cho biết sự sai lệch giữa kết quả dự đoán của mạng nơ-ron so với giá trị đúng, hay *độ lỗi*.
- Output: Bộ trọng số của mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn cho độ lỗi là nhỏ nhất, hoặc đủ nhỏ.

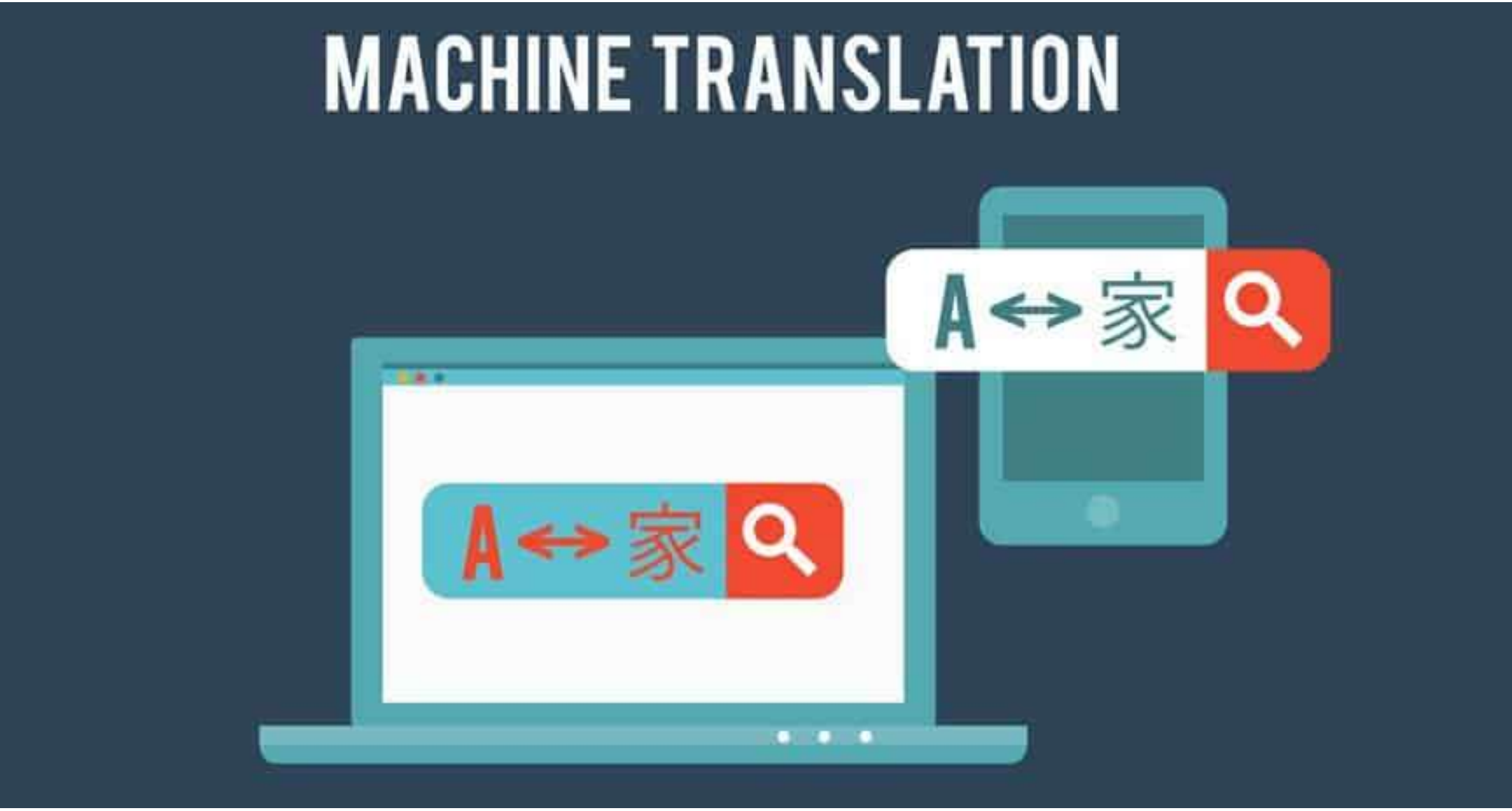
Giới thiệu đề tài

Tại sao lại sử dụng mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn?



Giới thiệu đề tài

Tại sao lại sử dụng mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn?

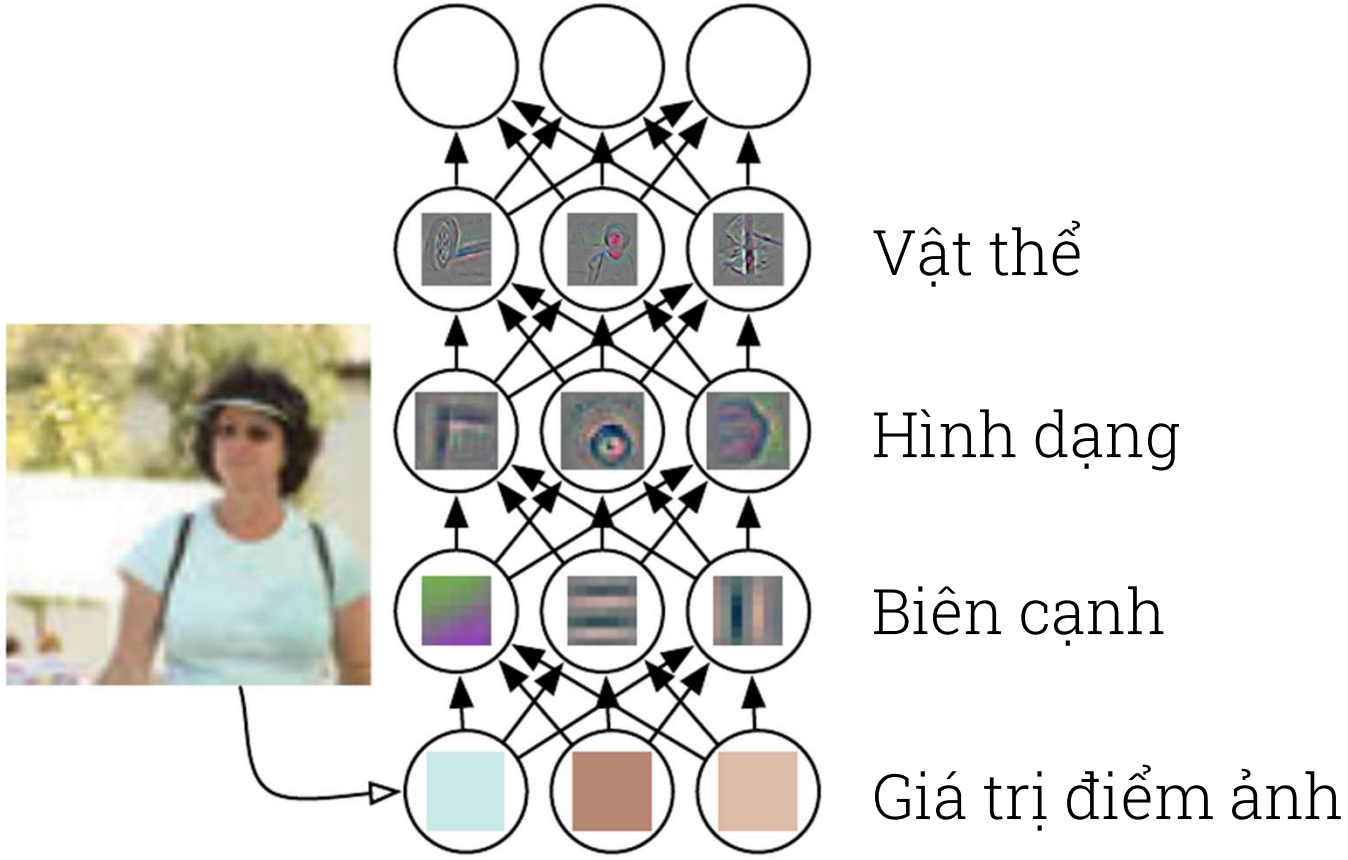


Giới thiệu đề tài

Tại sao lại sử dụng mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn?

Giới thiệu đề tài

Tại sao lại sử dụng mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn?



Giới thiệu đề tài

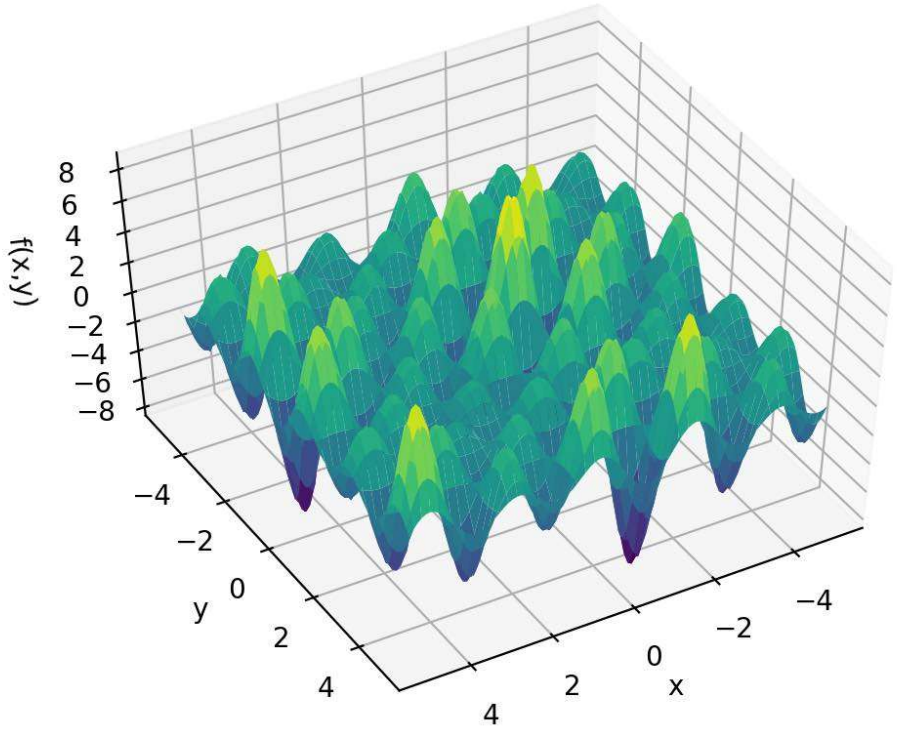
Thách thức

- Mặt phẳng lỗi phức tạp[1]

Giới thiệu đề tài

Thách thức

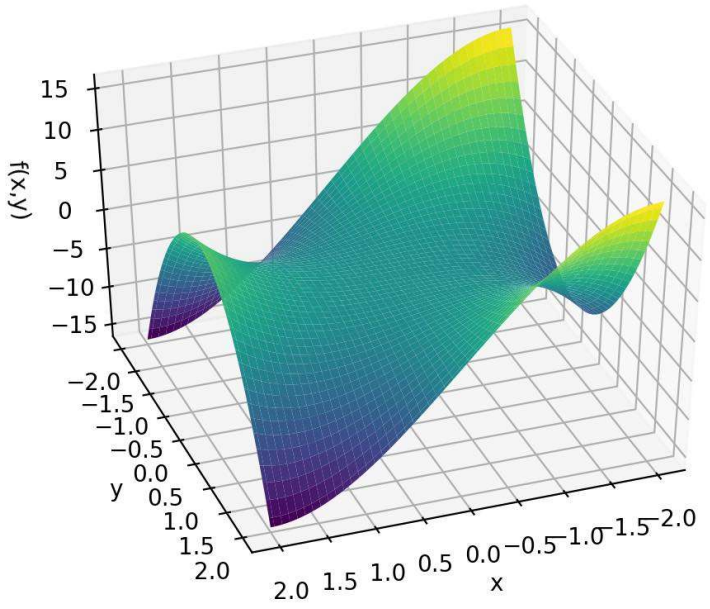
- Mặt phẳng lỗi phức tạp[1]
  - Nhiều cực tiểu địa phương



Giới thiệu đề tài

Thách thức

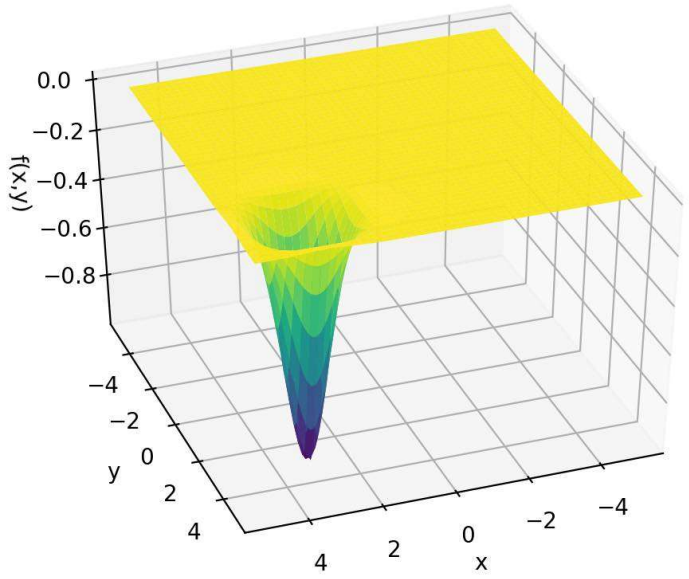
- Mặt phẳng lỗi phức tạp[1]
  - Nhiều cực tiểu địa phương
  - Nhiều điểm yên ngựa



Giới thiệu đề tài

Thách thức

- Mặt phẳng lỗi phức tạp[1]
  - Nhiều cực tiểu địa phương
  - Nhiều điểm yên ngựa
  - Nhiều vùng bằng phẳng



Giới thiệu đề tài

Thách thức

- Mặt phẳng lỗi phức tạp:[1]
  - Nhiều cực tiểu địa phương.
  - Nhiều điểm yên ngựa.
  - Nhiều vùng bằng phẳng.
  - Mỗi hướng có đặc tính riêng.

Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan

- Hướng tiếp cận truyền thống: Stochastic Gradient Descent (SGD)*
  - Sử dụng đạo hàm bậc nhất để xác định hướng đi có sự thay đổi lớn nhất.
  - Sử dụng tỉ lệ học cố định.
    - Tỉ lệ học: tỉ lệ giữa lượng cập nhật trọng số và độ lớn của gradient.

*Kiefer, J. and Wolfowitz, J., "Stochastic Estimation of the Maximum of a Regression Function", *Annals of Mathematical Statistics 23*, 1952, pp. 462-466.

Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan: SGD

- Tạo ra sự ngẫu nhiên (stochasticity) giúp vượt qua cực tiểu địa phương có độ lỗi cao.
- Không bị mắc kẹt tại điểm yên ngựa.
- Di chuyển chậm khi gặp vùng bằng phẳng.

Giới thiệu đề tài

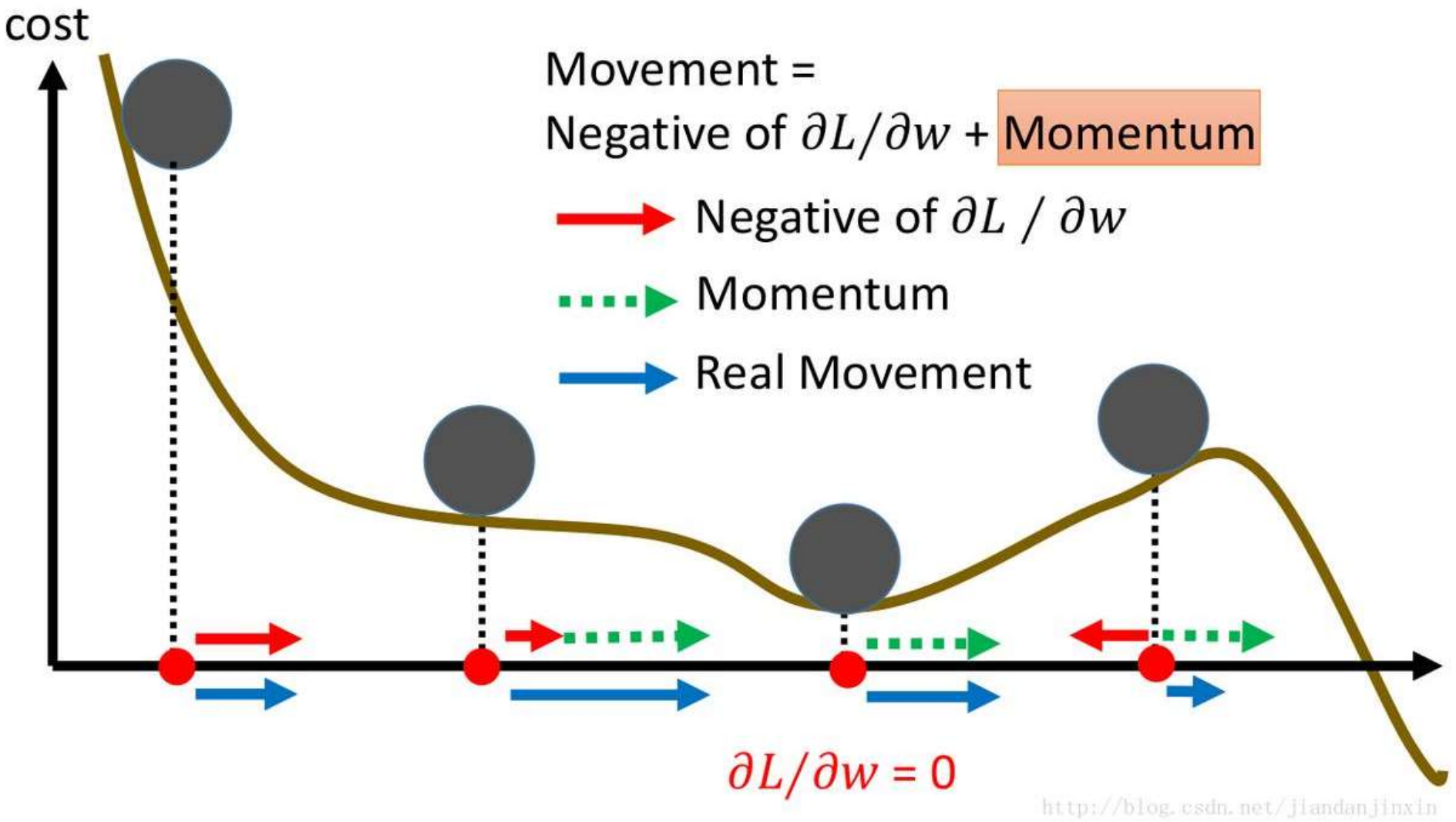
Đề tài liên quan

- Cải tiến: Stochastic Gradient Descent with Momentum (Momentum)*
  - Áp dụng nguyên lý lực quán tính.
  - Di chuyển nhanh hơn bằng cách tăng độ lớn cập nhật khi chiều gradient không đổi.

*Ning Qian, "On the momentum term in gradient descent learning algorithms", *Journal of the International Neural Network Society*, 1999, vol. 12, pp. 145-151.

Giới thiệu đề tài

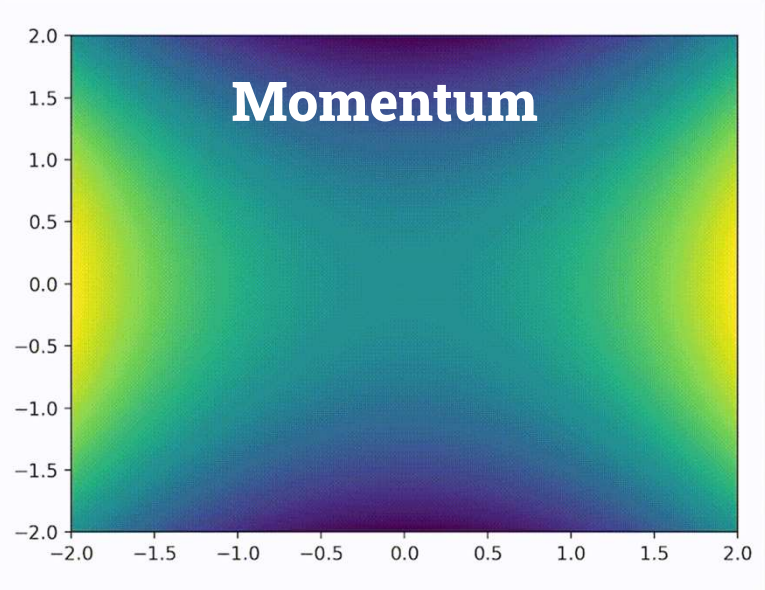
Đề tài liên quan: Momentum

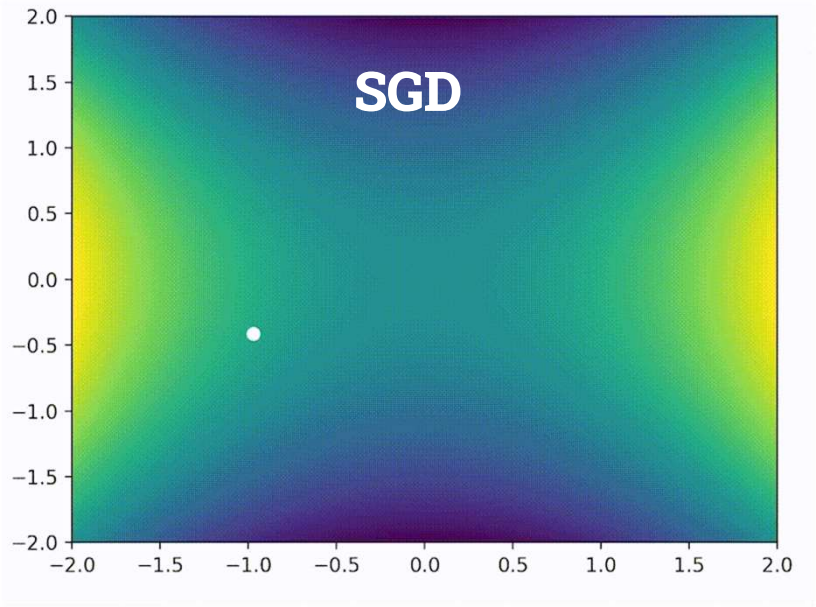


Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan: Momentum

- Có thể đi vượt qua các điểm cực tiểu.
- Vượt qua điểm yên ngựa.
- Di chuyển nhanh hơn trong vùng bằng phẳng.





Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan

- Cải tiến: Nesterov Accelerated Descent (NAG)*
  - Áp dụng nguyên lý lực quán tính.
  - Di chuyển nhanh hơn bằng cách tăng độ lớn cập nhật khi chiều gradient không đổi.

*Nesterov, Y., "A method of solving a convex programming problem with convergence rate O(1/sqrt(k))", *Soviet Mathematics Doklady*, 1983, vol. 27, pp. 372-376.

Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan: NAG

- Hạn chế đi vượt qua các điểm cực tiểu.
- Vượt qua các điểm yên ngựa.
- Di chuyển nhanh và ổn định trong vùng bằng phẳng.

Giới thiệu đề tài

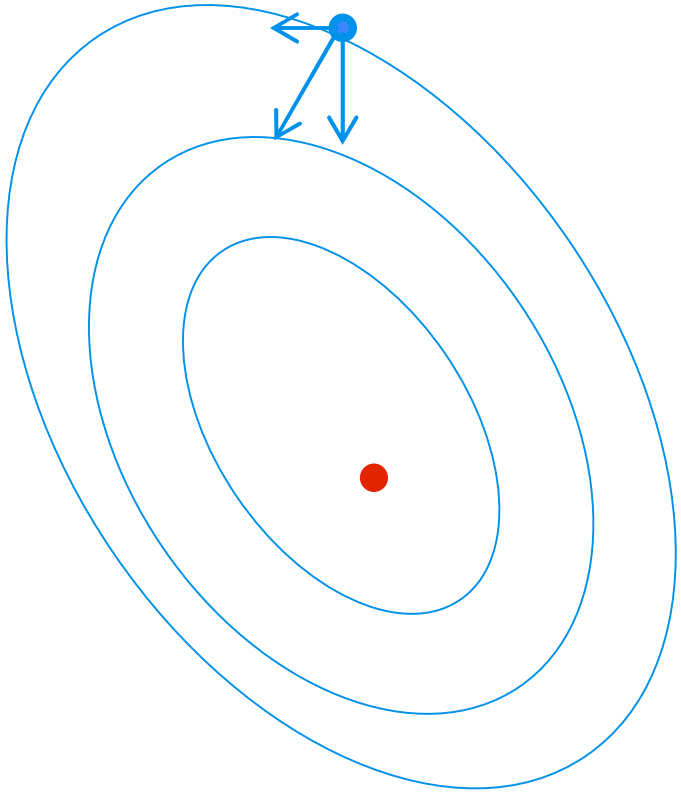
Đề tài liên quan: Hạn chế

- Tuy nhiên, các thuật toán trên có tốc độ hội tụ càng giảm khi số chiều của mặt phẳng lỗi càng tăng.

Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan: Hạn chế

- Hướng của gradient không trùng với hướng của cực tiểu.



Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan: Hạn chế

- Hướng của gradient không trùng với hướng của cực tiểu.
- Tỉ lệ học cố định không phù hợp cho tất cả các hướng.

Giới thiệu đề tài

Đề tài liên quan: Hạn chế

- Hướng của gradient không trùng với hướng của cực tiểu.
- Tỉ lệ học cố định không phù hợp cho tất cả các hướng.

→ **Cần một tỉ lệ học phù hợp cho từng hướng.**

→ **Adaptive learning rate**

Giới thiệu đề tài

Bài báo tìm hiểu

- "Adam: A method for stochastic optimization", Diederik P. Kingma, Jimmy Lei Ba (2014).
  - Sử dụng tỉ lệ học riêng biệt cho từng trọng số.

Giới thiệu đề tài

Bài báo tìm hiểu

- "Adam: A method for stochastic optimization", Diederik P. Kingma, Jimmy Lei Ba (2014).
  - Sử dụng tỉ lệ học riêng biệt cho từng trọng số.
  - Hội tụ nhanh về điểm cực tiểu có độ lỗi thấp.
  - Đảm bảo vượt qua các điểm yên ngựa.
  - Vượt qua vùng bằng phẳng nhanh hơn.

2.
Kiến thức nền tảng

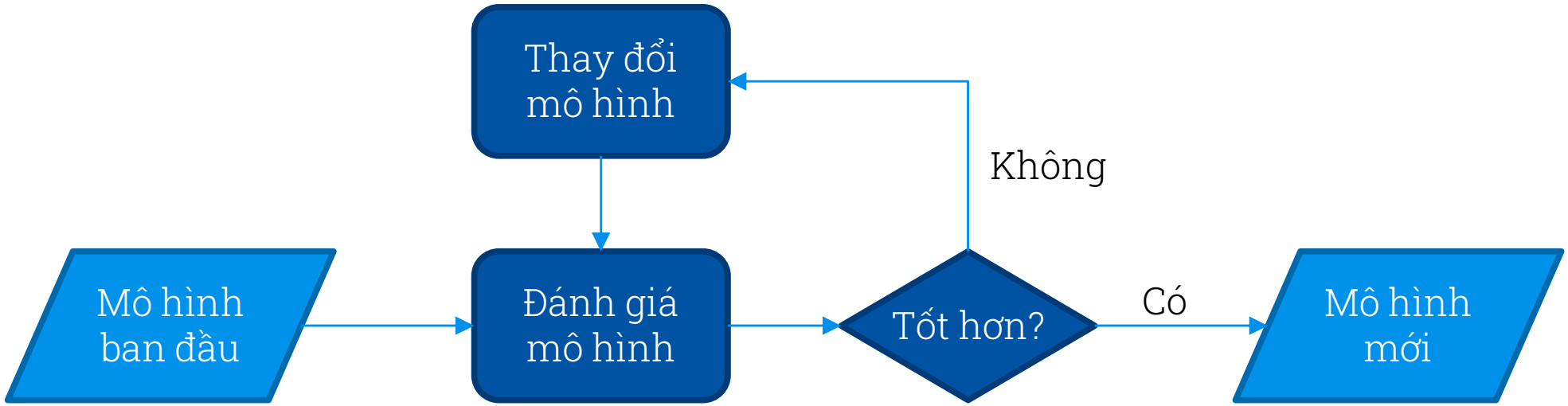
Kiến thức nền tảng

Tối ưu hóa (optimization)

- Input: một ánh xạ $\mathcal{F}: A \to \mathbb{R}$ với A là tập bất kì.
- Output: một phần tử $x_0 \in A$ sao cho
  - $\mathcal{F}(x_0) \leq \mathcal{F}(x)\ \forall x \in A$ (cực tiểu hóa)
  - $\mathcal{F}(x_0) \geq \mathcal{F}(x)\ \forall x \in A$ (cực đại hóa).

Kiến thức nền tảng

Tối ưu hóa (optimization)



Kiến thức nền tảng

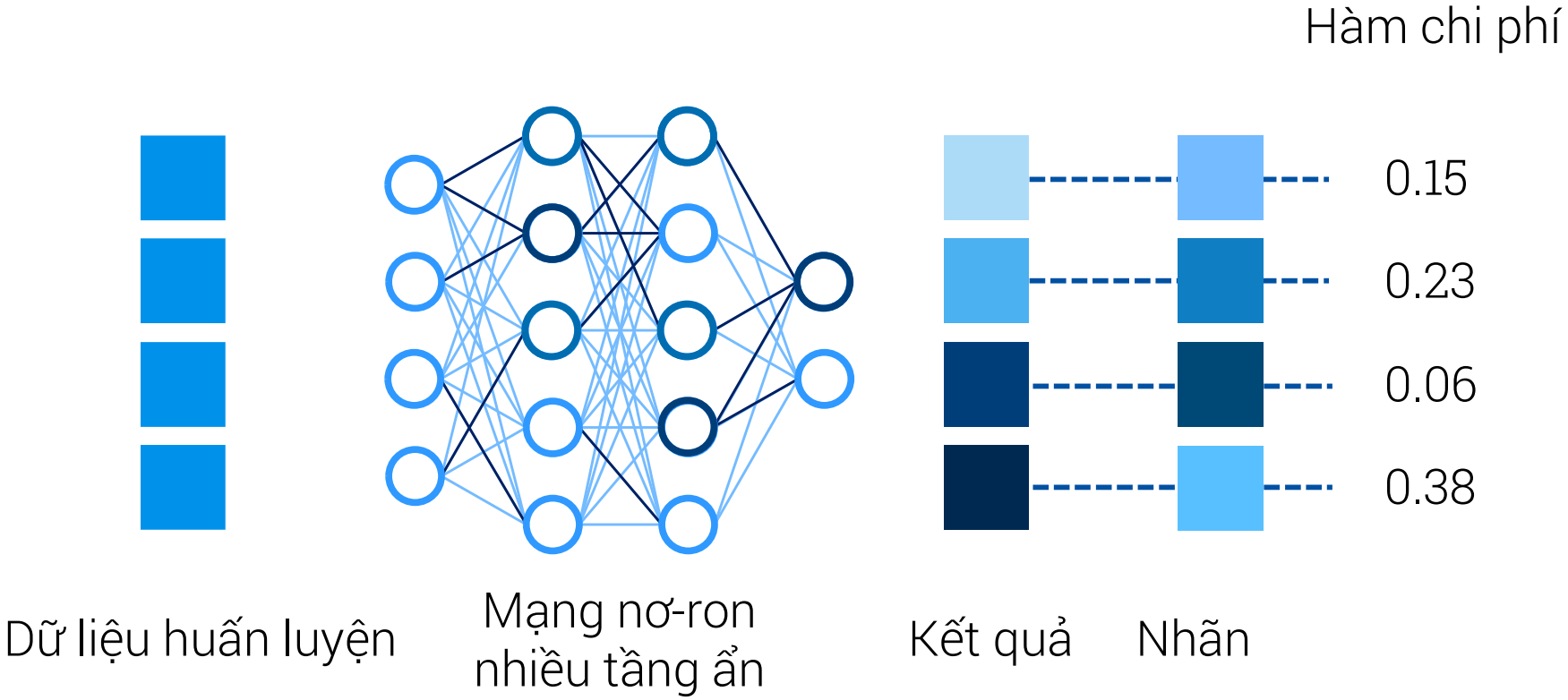
Tối ưu hóa (optimization)

- Khi tối ưu hóa mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn, chúng ta không tối ưu trực tiếp trên mô hình của mạng.
- Thay vào đó, chúng ta tối ưu hóa gián tiếp thông qua hàm lỗi.

$$argmin_{\theta}\ \mathcal{L}(\mathcal{F}_{\theta}, y)$$

Kiến thức nền tảng

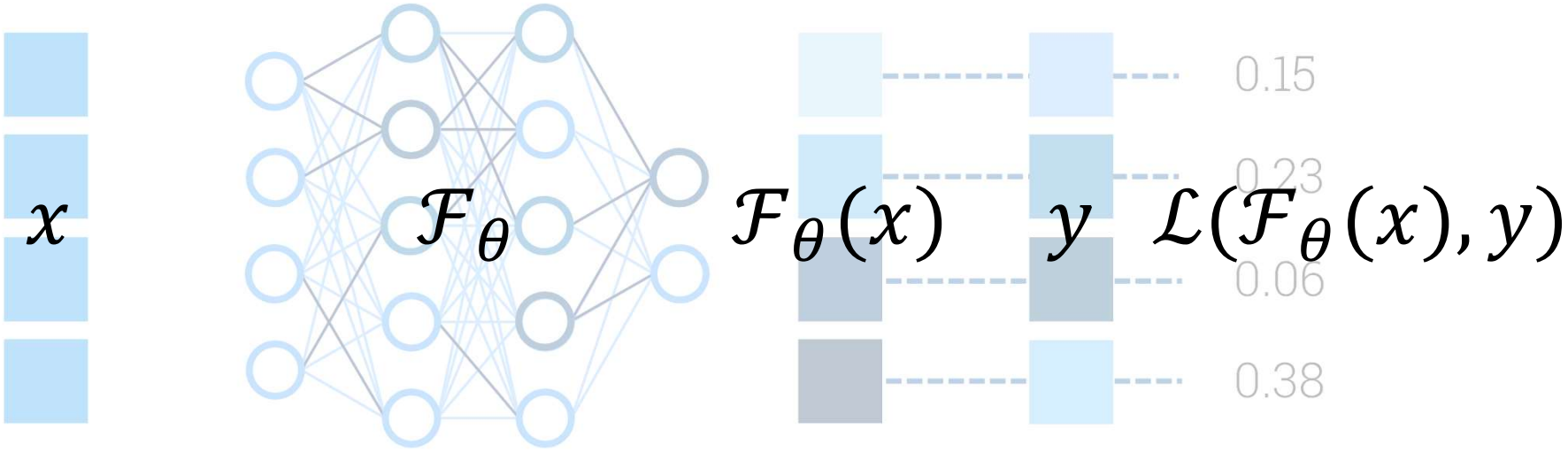
Tối ưu hóa (optimization)



Kiến thức nền tảng

Tối ưu hóa (optimization)

Hàm chi phí



Dữ liệu huấn luyện

Mạng nơ-ron nhiều tầng ẩn

Kết quả

Nhãn

Kiến thức nền tảng

AdaGrad

- Tính đạo hàm theo từng tham số.

$$g_t = \nabla_\theta J(\theta_t)$$

- Cập nhật G ở bước hiện tại.

$$G_t = G_{t-1} + diag(\boldsymbol{g_t}.\boldsymbol{g_t^T})$$

- Cập nhật trọng số.

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{G_t + \epsilon}} . g_t$$

Kiến thức nền tảng

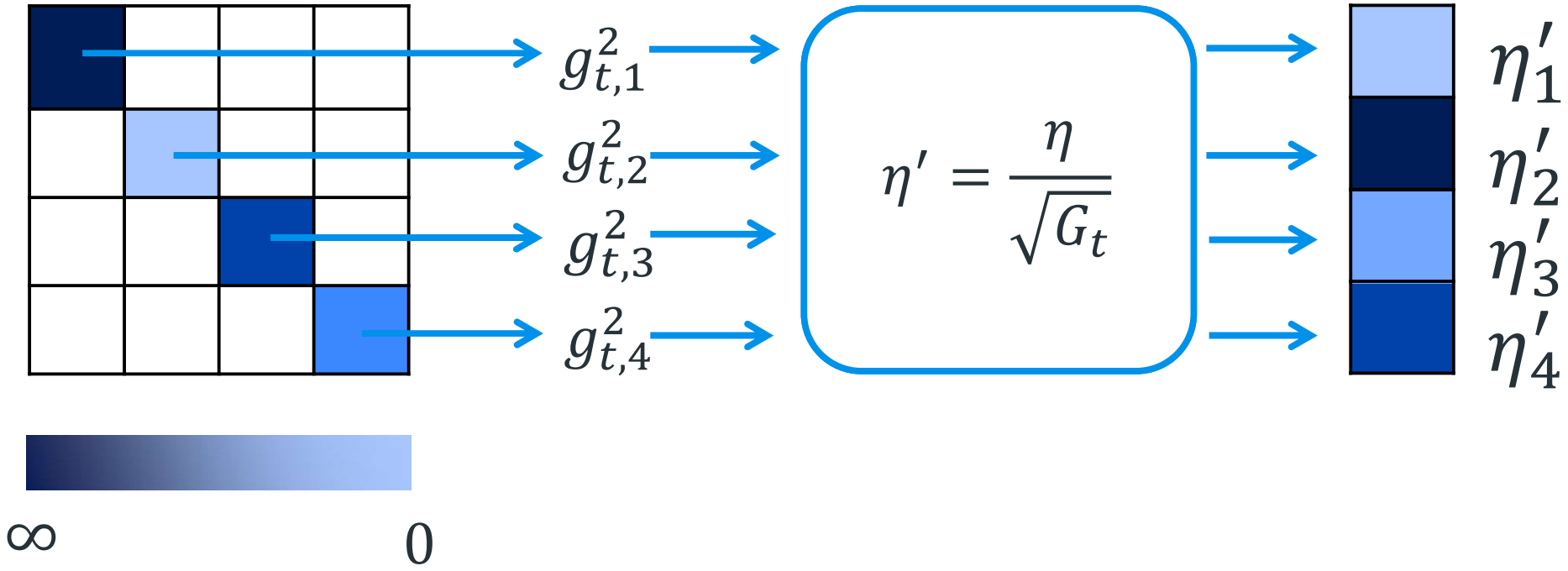
AdaGrad

$$g_t = \begin{bmatrix} g_{t,1} \\ g_{t,2} \\ g_{t,3} \\ \vdots \\ g_{t,n} \end{bmatrix} \quad g_t^T = [g_{t,1} \quad \cdots \quad g_{t,n}]$$

$$g_t \cdot g_t^T = \begin{bmatrix} g_{t,1} \\ g_{t,2} \\ g_{t,3} \\ \vdots \\ g_{t,n} \end{bmatrix} [g_{t,1} \quad \cdots \quad g_{t,n}] = \begin{bmatrix} \boldsymbol{g_{t,1}^2} & \cdots & g_{t,1} \cdot g_{t,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{t,n} \cdot g_{t,1} & \cdots & \boldsymbol{g_{t,n}^2} \end{bmatrix}$$

Kiến thức nền tảng

AdaGrad



3.
Thuật toán Adam

Thuật toán Adam

Pseudo-code

Algorithm 1: *Adam*, our proposed algorithm for stochastic optimization. See section 2 for details, and for a slightly more efficient (but less clear) order of computation. g_t^2 indicates the elementwise square $g_t \odot g_t$. Good default settings for the tested machine learning problems are $\alpha = 0.001$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ and $\epsilon = 10^{-8}$. All operations on vectors are element-wise. With β_1^t and β_2^t we denote β_1 and β_2 to the power t.

Require: α: Stepsize
Require: $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1)$: Exponential decay rates for the moment estimates
Require: $f(\theta)$: Stochastic objective function with parameters θ
Require: θ_0: Initial parameter vector
  $m_0 \leftarrow 0$ (Initialize 1st moment vector)
  $v_0 \leftarrow 0$ (Initialize 2nd moment vector)
  $t \leftarrow 0$ (Initialize timestep)
  while θ_t not converged **do**
    $t \leftarrow t + 1$
    $g_t \leftarrow \nabla_\theta f_t(\theta_{t-1})$ (Get gradients w.r.t. stochastic objective at timestep t)
    $m_t \leftarrow \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$ (Update biased first moment estimate)
    $v_t \leftarrow \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$ (Update biased second raw moment estimate)
    $\widehat{m}_t \leftarrow m_t / (1 - \beta_1^t)$ (Compute bias-corrected first moment estimate)
    $\widehat{v}_t \leftarrow v_t / (1 - \beta_2^t)$ (Compute bias-corrected second raw moment estimate)
    $\theta_t \leftarrow \theta_{t-1} - \alpha \cdot \widehat{m}_t / (\sqrt{\widehat{v}_t} + \epsilon)$ (Update parameters)
  end while
  return θ_t (Resulting parameters)

Thuật toán Adam

Siêu tham số

α: tỉ lệ học

β_1, β_2: tỉ lệ suy biến của trung bình đạo hàm và bình phương đạo hàm (mặc định lần lượt là 0.9 và 0.999)

ϵ: hệ số nhỏ

Thuật toán Adam

Khởi tạo

$\boldsymbol{m_0 = 0}$: khởi tạo trung bình đạo hàm

$\boldsymbol{v_0 = 0}$: khởi tạo trung bình bình phương đạo hàm

$\boldsymbol{t = 0}$: khởi tạo bước chạy

Thuật toán Adam

Các bước thực hiện

Tăng bước chạy t

$$t = t + 1$$

Tính đạo hàm của hàm chi phí trên từng tham số

$$g_t = \nabla_\theta f_t(\theta_{t-1})$$

Thuật toán Adam

Các bước thực hiện

Cập nhật trung bình đạo hàm m_t và trung bình bình phương đạo hàm v_t

$$m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$$
$$v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$$

Tính bias-correction của m_t và v_t

$$\widehat{m_t} = {m_t}/{(1 - \beta_1^t)}$$
$$\widehat{v_t} = {v_t}/{(1 - \beta_2^t)}$$

Cập nhật trọng số

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \cdot {\widehat{m}_t}/{\sqrt{\widehat{v}_t} + \epsilon}$$

4.
Thí nghiệm

5.
Tổng kết

Tài liệu tham khảo

[1]: Yann Dauphin *et al.*, "Identifying and attacking the saddle point problem in high-dimensional non-convex optimization", in *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, 2014, pp. 2933-2941.