

# HỌC SÂU

PGS. TS. Nguyễn Hoài Nam

Trưởng NCM, Trưởng Lab (MASC)  
Khoa Tự động hóa - Trường Điện Điện tử  
Đại học Bách Khoa Hà Nội

*Email: [nam.nguyenhoai@hust.edu.vn](mailto:nam.nguyenhoai@hust.edu.vn)*

*Website: <https://sites.google.com/view/masc-lab>*

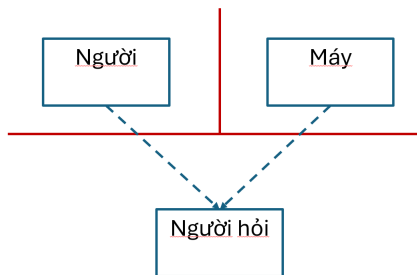
Ngày 17 tháng 9 năm 2025

# Tài liệu tham khảo

1. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron C. Courville, Deep learning, The MIT Press, 2016.
2. Chris Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006
3. Martin T. Hagan and et al., Neural Network Design, second ed.
4. Nguyễn Hoài Nam (chủ biên), Nguyễn Thu Hà, "Giáo trình Điều khiển mờ và mạng nơ-ron. Tập I: Cơ sở hệ mờ và mạng nơ-ron", Nhà xuất bản Bách Khoa Hà Nội, 2021.
5. Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Deep Learning Toolbox User's Guide.

# 1.1 Trí tuệ nhân tạo và học sâu

- (Artificial Intelligence, 1956 Dartmouth Conference, John McCarthy, Alan Turing).
- Deep Blue (siêu máy tính IBM) đánh bại nhà vô địch cờ thế giới Garry Kasparov 1997.
- Watson (IBM) thắng Brad Rutter và Ken Jennings trong trò chơi truyền hình Jeopardy năm 2011 (1 triệu đô la).



Hình 1.1: Bài thử Turing.

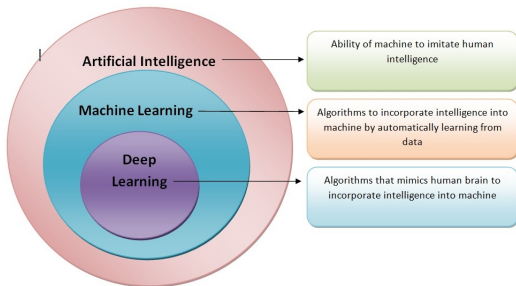
# 1.1 Trí tuệ nhân tạo và học sâu<sup>1</sup>

- Trí tuệ (Intelligence): Khả năng học và thực hiện các kỹ thuật phù hợp để giải quyết các vấn đề và đạt được các mục tiêu, phù hợp với môi trường trong một thế giới thay đổi bất định.
- Trí tuệ nhân tạo (AI, John McCarthy, 1955): Khoa học và kỹ thuật tạo ra các máy thông minh; Khả năng của máy bắt chước sự thông minh của con người.
- Học máy (Machine learning): Một lĩnh vực của AI, nghiên cứu làm thế nào để các chương trình máy tính cải thiện được sự nhận thức, kiến thức, suy nghĩ hoặc các tác động dựa trên kinh nghiệm hoặc dữ liệu; các thuật toán kết hợp sự thông minh vào máy bằng cách tự học từ dữ liệu.
- Học sâu (Deep learning): Sử dụng mạng nơ-ron nhiều lớp lớn giống như những nơ-ron được tổ chức trong bộ não người. Là hướng tiếp cận ML thành công nhất, sử dụng được cho các loại ML, với tính khái quát tốt hơn từ dữ liệu nhỏ và tăng quy mô tốt hơn với dữ liệu lớn.

---

<sup>1</sup>Christopher Manning, Đại học Stanford, 9/2020.

# 1.1 Trí tuệ nhân tạo và học sâu



Hình 1.2: AI, ML và DL<sup>2</sup>.

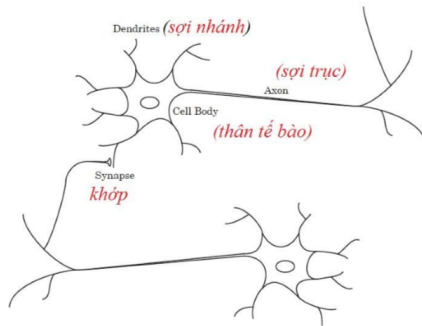
<sup>2</sup><https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/machine-learning-vs-artificial-intelligence-vs-deep-learning/>

# 1.1 Trí tuệ nhân tạo và học sâu

Học máy ML	Học sâu DL
Cây quyết định (decision trees), SVM (Support Vector Machine) Rừng cây ngẫu nhiên (Random Forest).	Mạng nơ-ron nhiều lớp (CNN, LSTM)
Tự động học từ dữ liệu	Tự động học và trích xuất đặc trưng
Nhiệm vụ phân loại, xấp xỉ	Nhận dạng ảnh, xử lý ngôn ngữ tự nhiên
Thời gian huấn luyện ngắn	Thời gian huấn luyện lớn
Gradient, Newton, LM, GA ...	Gradient, Adam, RMS
	Học chuyển đổi (transfer learning)

Bảng 1.1: ML và DL.

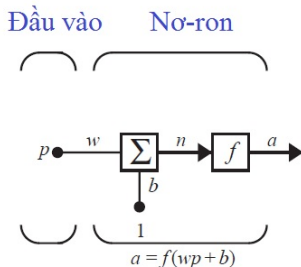
## 1.2 Mô hình nơ-ron và mạng nơ-ron nhân tạo



Hình 1.3: Nơ-ron sinh học

- $10^{11} - 10^{14}$  tế bào thần kinh, mỗi nơ-ron liên kết  $10^4$  tế bào thần kinh khác

## 1.2 Mô hình nơ-ron và mạng nơ-ron nhân tạo

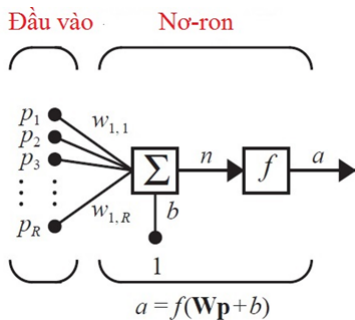


Hình 1.4: Một nơ-ron nhân tạo.

- $w$  trọng số (tham số),  $b$  ngưỡng (độ lệch)  $p$  đầu vào,  $n$  đầu vào tổng,  $f$  hàm truyền,  $a$  đầu ra của nơ-ron



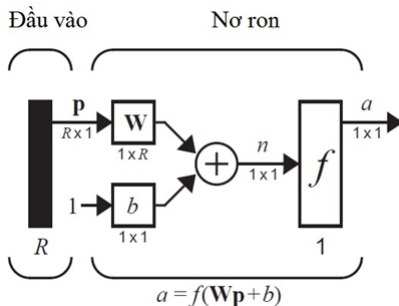
## 1.2 Mô hình nơ-ron và mạng nơ-ron nhân tạo



Hình 1.5: Một nơ-ron nhân tạo có nhiều đầu vào.

$$n = \sum_{i=1}^R w_{1,i} p_i + b, \quad a = f(n) \quad (1.1)$$

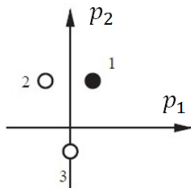
## 1.2 Mô hình nơ-ron và mạng nơ-ron nhân tạo



Hình 1.6: Sơ đồ rút gọn một nơ-ron

$$\begin{aligned}\mathbf{p} &= [p_1 \quad p_2 \quad \dots p_i \dots p_R]^T \\ W &= [w_{1,1} \quad w_{1,2} \quad \dots w_{1,i} \dots w_{1,R}] \\ n &= W\mathbf{p} + b, \quad a = f(n)\end{aligned}\tag{1.2}$$

## 1.2 Mô hình nơ-ron và mạng nơ-ron nhân tạo



Hình 1.7: Phân loại véc tơ đầu vào.

- Ví dụ: Phân loại véc tơ đầu vào thành hai loại.
- Luật học perceptron

$$\begin{aligned}W_{new} &= W_{old} + e\mathbf{p}^T \\ b_{new} &= b_{old} + e\end{aligned}\tag{1.3}$$

$e = t - a$  sai lệch giữa đầu ra mẫu  $t$  và đầu ra của nơ-ron  $a$ .

# Một số vấn đề về quá trình học của mạng nơ-ron

- Tập mẫu  $\{u_i, y_i\}$  (training 75%, test 15%, validation 15%)
- Hàm mục tiêu (Loss, cost function)

$$F(\underline{x}) = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q e_i^2, \quad e_i = y_i - a_i(\underline{x}, u_i), \quad \text{MSE} \quad (1.4)$$

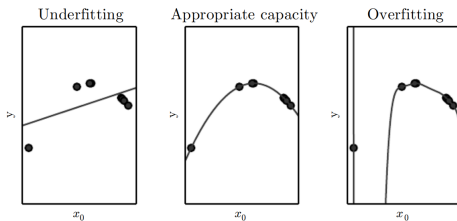
$a_i$  đầu ra của mô hình,  $\underline{x}$  véc tơ tham số của mô hình.

- Thuật toán học (training/learning method, learning rule): Gradient, Newton, GA ...

$$\underline{x}_{k+1} = \underline{x}_k - \alpha \frac{\partial F}{\partial \underline{x}} \Big|_{\underline{x}=\underline{x}_k}, \quad \alpha > 0, k = 0, 1, 2, \dots \quad (1.5)$$

# Một số vấn đề về quá trình học của mạng nơ-ron

- Quá khớp và chưa khớp (Overfitting/Underfitting)
- Gradient bằng không (Gradient vanishing): Do mạng nhiều lớp, gradient của các lớp đầu vào rất nhỏ hoặc nơ-ron bị bão hòa.



Hình 1.8: Ví dụ về hiện tượng quá khớp và chưa khớp<sup>3</sup>

<sup>3</sup>I. Goodfellow, Y. Bengio A. Courville, Deep Learning.