

GIỚI THIỆU VỀ HỌC MÁY

Machine Learning

Machine Learning?

- Học máy (ML - Machine Learning) là một lĩnh vực nghiên cứu của Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence)
- Vài quan điểm về học máy:
 - Build systems that automatically improve their performance [Simon, 1983].
 - Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed [Arthur Samuel (1959)].
 - Program computers to optimize a performance objective at some task, based on data and past experience [Alpaydin, 2020]

Machine Learning?

- A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E.
- (Một chương trình máy tính được coi là học từ kinh nghiệm E đối với một lớp nhiệm vụ T và một phép đánh giá P, nếu hiệu suất của nó đối với các nhiệm vụ trong T, được đo bằng P, cải thiện nhờ kinh nghiệm E.)

M. Mitchell đưa ra vào năm 1997

Machine Learning?

- Như vậy một bài toán học máy có thể biểu diễn bằng 1 bộ (T, P, E):
 - T: một công việc (nhiệm vụ)
 - P: tiêu chí đánh giá hiệu năng
 - E: kinh nghiệm

Machine Learning?

- Nhiệm vụ (T - Task):
 - Xác định mục tiêu mà hệ thống học máy cần đạt được. Nó là loại công việc mà mô hình sẽ thực hiện sau khi được huấn luyện.
- Các loại nhiệm vụ phổ biến:
 - Phân loại (Classification)
 - Hồi quy (Regression)
 - Phân cụm (Clustering)
 - Phát hiện đối tượng (Object Detection)
 - Dịch máy (Machine Translation)

Machine Learning?

- Phân loại:
 - Dự đoán một nhãn rời rạc
 - Xác định email là spam hay không spam;
 - Phân loại hình ảnh là chó hay mèo.

Machine Learning?

- Hồi quy:
 - Dự đoán một giá trị liên tục
 - Dự đoán giá nhà dựa trên diện tích và vị trí;
 - Dự đoán nhiệt độ ngày mai.

Machine Learning?

- Phân cụm:
 - Gom các điểm dữ liệu tương tự nhau thành các nhóm (cụm) mà không có nhãn mẫu trước.
 - Phân loại khách hàng thành các nhóm dựa trên hành vi mua sắm.

Machine Learning?

- Phát hiện đối tượng:
 - Xác định vị trí và phân loại các đối tượng cụ thể trong một hình ảnh hoặc video.
 - Khoanh vùng xe cộ và người đi bộ trên hình ảnh từ camera giao thông.

Machine Learning?

- Dịch máy:
 - Chuyển đổi văn bản từ ngôn ngữ này sang ngôn ngữ khác.
 - Dịch từ tiếng Việt sang tiếng Anh.

Machine Learning?

- Kinh nghiệm (E - Experience)
 - Là dữ liệu mà thuật toán học máy sử dụng để huấn luyện mô hình. Nó chính là quá trình học hỏi của mô hình.
- Các loại kinh nghiệm phổ biến:
 - Học có giám sát (Supervised)
 - Học không giám sát (Unsupervised)
 - Học bán giám sát (Semi-supervised)
 - Học tăng cường (Reinforcement)

Học có giám sát (Supervised)

- Dữ liệu huấn luyện bao gồm các cặp đầu vào và đầu ra mong muốn (nhãn). Mô hình học cách ánh xạ từ đầu vào sang đầu ra.
- Ví dụ: Tập dữ liệu chứa hình ảnh (đầu vào) và nhãn chó hoặc mèo (đầu ra).

Học không giám sát (Unsupervised)

- Dữ liệu huấn luyện không có nhãn. Mô hình phải tự tìm kiếm cấu trúc, mẫu hoặc quy luật ẩn trong dữ liệu.
- Ví dụ: Dữ liệu giao dịch của khách hàng không được gán nhãn, mô hình tìm ra các nhóm khách hàng.

Học bán giám sát (Semi-supervised)

- Kết hợp một lượng lớn dữ liệu không nhãn với một lượng nhỏ dữ liệu có nhãn.
- Huấn luyện mô hình với hàng ngàn hình ảnh không nhãn và chỉ vài trăm hình ảnh có nhãn.

Học tăng cường (Reinforcement)

- Mô hình (Agent) học bằng cách tương tác với môi trường và nhận được phần thưởng (Reward) hoặc hình phạt (Penalty) cho hành động của mình.
- Một thuật toán học cách chơi cờ vua bằng cách nhận điểm khi thắng và mất điểm khi thua.

Phép đánh giá (P - Performance Measure)

- Là một đại lượng định lượng dùng để đo lường mức độ tốt mà mô hình hoàn thành nhiệm vụ T dựa trên kinh nghiệm E. Nó cho biết hiệu suất của mô hình.
- Các phép đánh giá thường dùng:
 - Độ chính xác (Accuracy)
 - Precision/Recall/F1-Score
 - AUC-ROC
 - Sai số trung bình bình phương (MSE - Mean Squared Error)
 - Sai số tuyệt đối trung bình (MAE - Mean Absolute Error)
 - Chỉ số Silhouette
 - Thời gian huấn luyện/suy luận

Phép đánh giá (P - Performance Measure)

Phân loại

- Độ chính xác (Accuracy)
 - Tỷ lệ số lượng dự đoán đúng trên tổng số lượng mẫu.
- Precision/Recall/F1-Score
 - Đo lường độ chính xác khi dự đoán một lớp cụ thể và khả năng tìm ra tất cả các trường hợp của lớp đó.
- AUC-ROC
 - Đo lường khả năng phân biệt giữa các lớp của mô hình.

Phép đánh giá (P - Performance Measure)

Hồi quy

- Sai số trung bình bình phương (MSE - Mean Squared Error)
 - Tính trung bình bình phương của sự khác biệt giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế.
- Sai số tuyệt đối trung bình (MAE - Mean Absolute Error)
 - Tính trung bình của giá trị tuyệt đối của sự khác biệt.

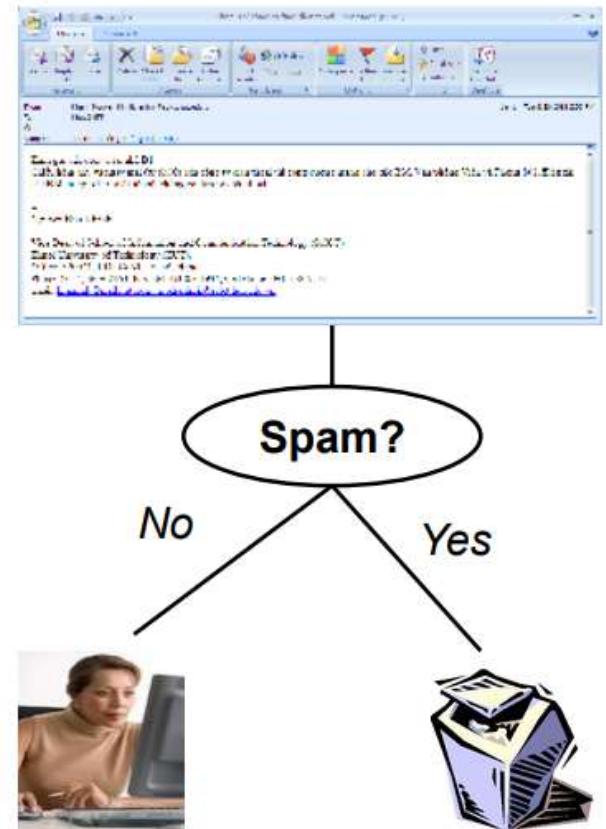
Phép đánh giá (P - Performance Measure)

Phân cụm

- Chỉ số Silhouette
 - Đo lường mức độ tương đồng của một đối tượng với cụm của chính nó so với các cụm khác.
- Thời gian huấn luyện/suy luận
 - Đo lường tốc độ của mô hình, quan trọng trong các ứng dụng thời gian thực.

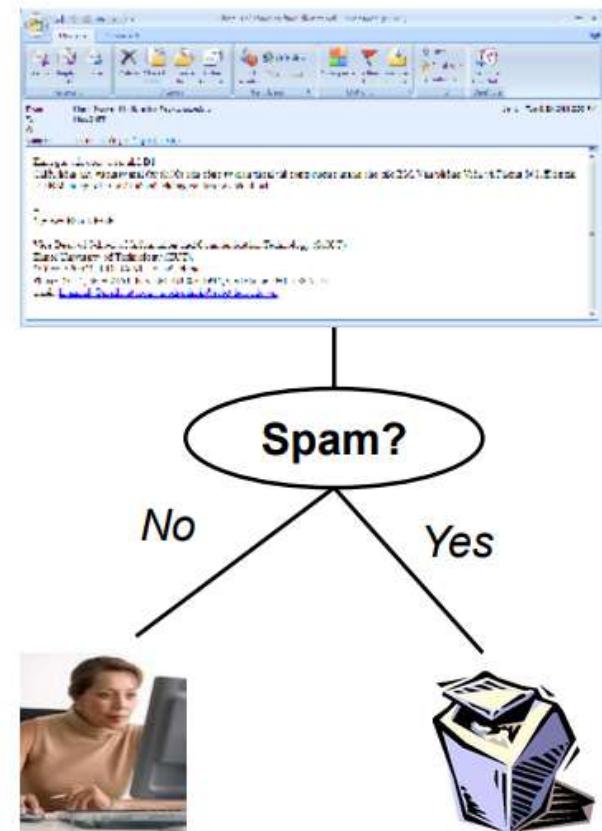
Ví dụ

- Vấn đề thực tế: Dự đoán email spam
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?



Ví dụ

- Vấn đề thực tế: Dự đoán email spam
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?
 - T: Phân loại thư email thành thư rác hoặc hợp lệ.
 - E: Một tập dữ liệu lớn gồm 100,000 email đã được gán nhãn thủ công là "Spam" hoặc "Không Spam". (Học có giám sát).
 - P: Độ chính xác (Accuracy) trên một tập dữ liệu thử nghiệm (Test Set) mới. Giả sử mô hình đạt 98% độ chính xác.



Ví dụ

- Vấn đề thực tế: Phân loại ảnh
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?



Indyk



Barzilay



Collins



Jaakkola

Ví dụ

- Vấn đề thực tế: Phân loại ảnh
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?
 - T: Phân loại bức ảnh đang mô tả chủ đề gì
 - E: Một tập các bức ảnh, trong đó mỗi ảnh đã được gán một chủ đề
 - P: số lượng ảnh được phân loại chính xác



Indyk



Barzilay



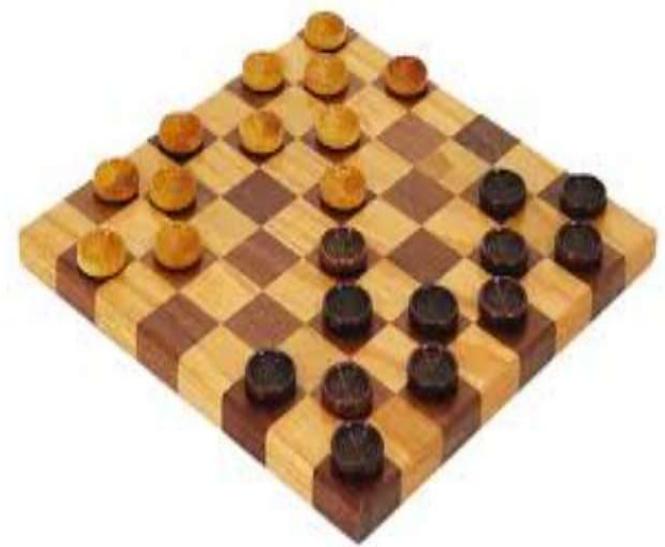
Collins



Jaakkola

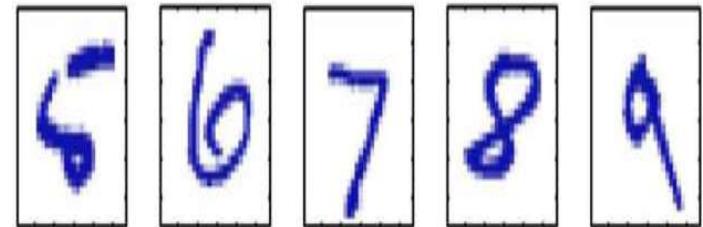
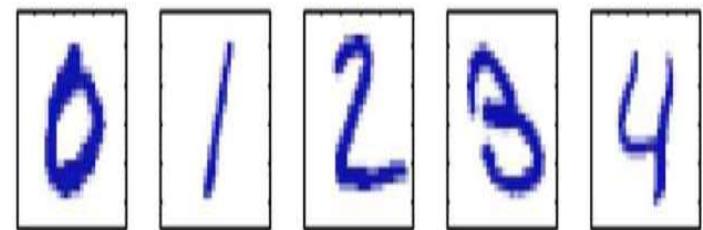
Ví dụ

- Vấn đề thực tế: Chơi cờ đam
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?
 - T: Chơi cờ đam
 - E: Chơi các ván thực hành với chính nó
 - P: Tỷ lệ phần trăm các ván thắng trước một đối thủ bất kỳ



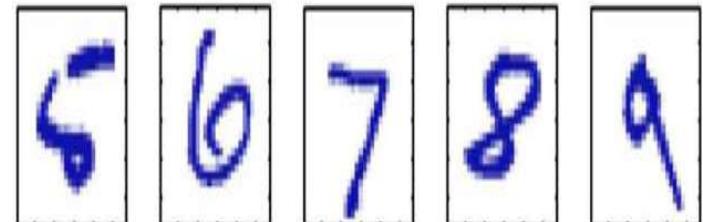
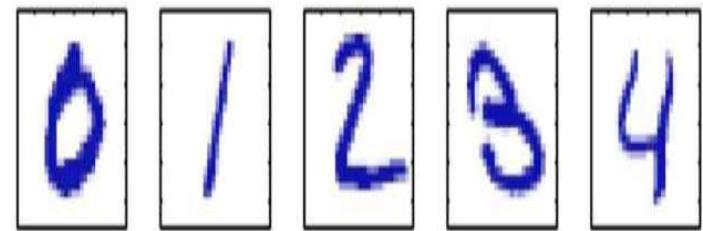
Ví dụ

- Vấn đề thực tế: Nhận diện chữ viết tay
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?



Ví dụ

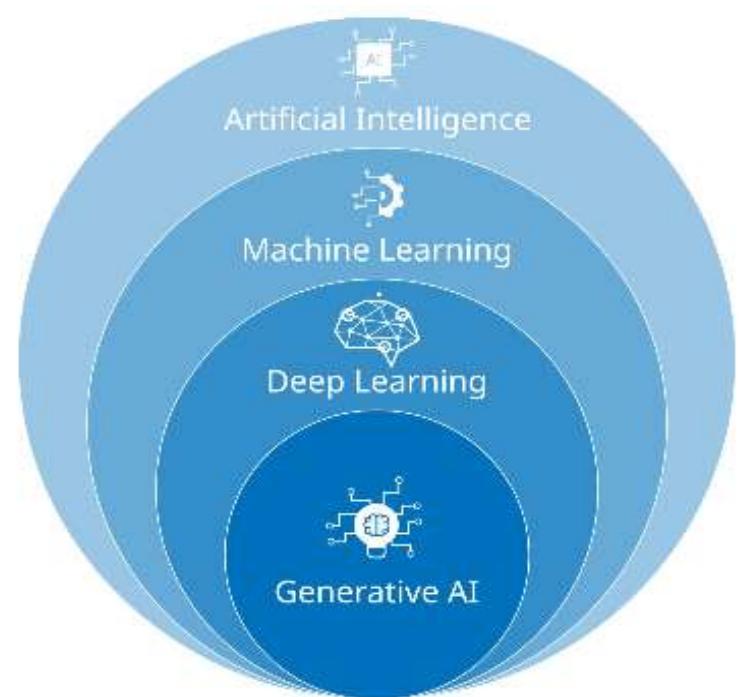
- Vấn đề thực tế: Nhận diện chữ viết tay
- Bài toán học máy của vấn đề này được biểu diễn như thế nào?
 - T: Nhận dạng các từ viết tay
 - E: Cơ sở dữ liệu hình ảnh được gắn nhãn của con người về các từ viết tay
 - P: Tỷ lệ phần trăm các từ được phân loại chính xác



Các ứng dụng hiện đại của Máy học

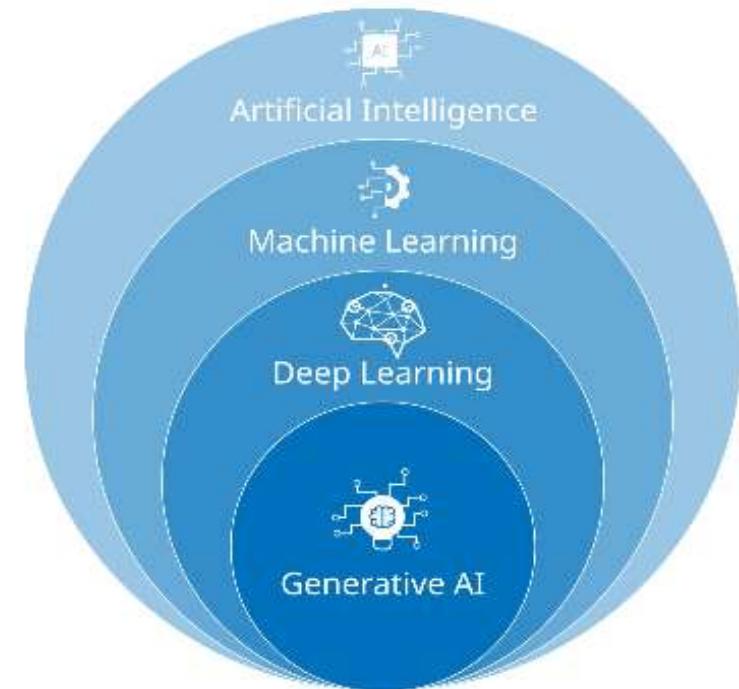
ML/DL/AI

- Trí tuệ Nhân tạo (Artificial Intelligence - AI)
- Học máy (Machine Learning - ML)
- Học sâu (Deep Learning - DL)



ML/DL/AI

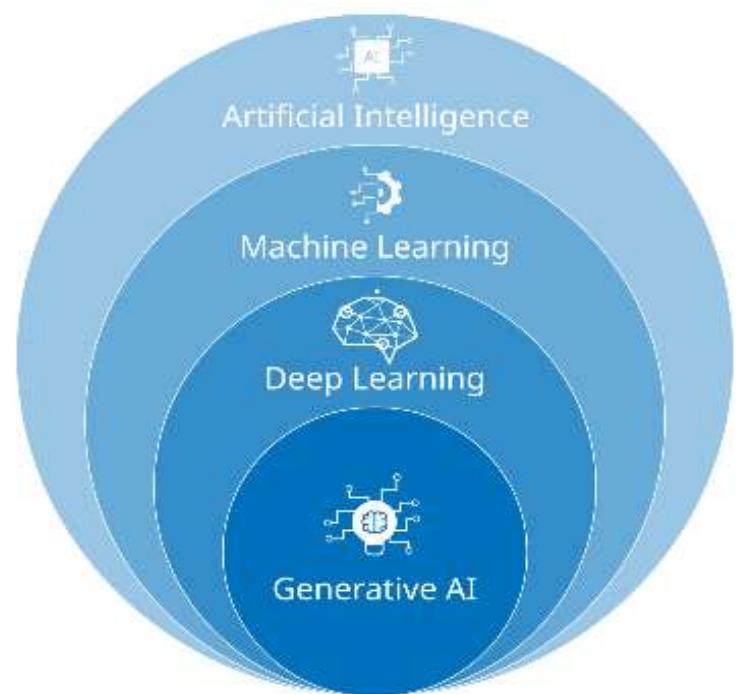
- Trí tuệ Nhân tạo
(Artificial Intelligence - AI)
 - Bất kỳ kỹ thuật nào cho phép máy móc bắt chước hoặc thể hiện hành vi thông minh của con người (ví dụ: giải quyết vấn đề, học hỏi, nhận thức).
 - Hệ thống cờ vua (Deep Blue), Chatbots, Robot tự hành.



ML/DL/AI

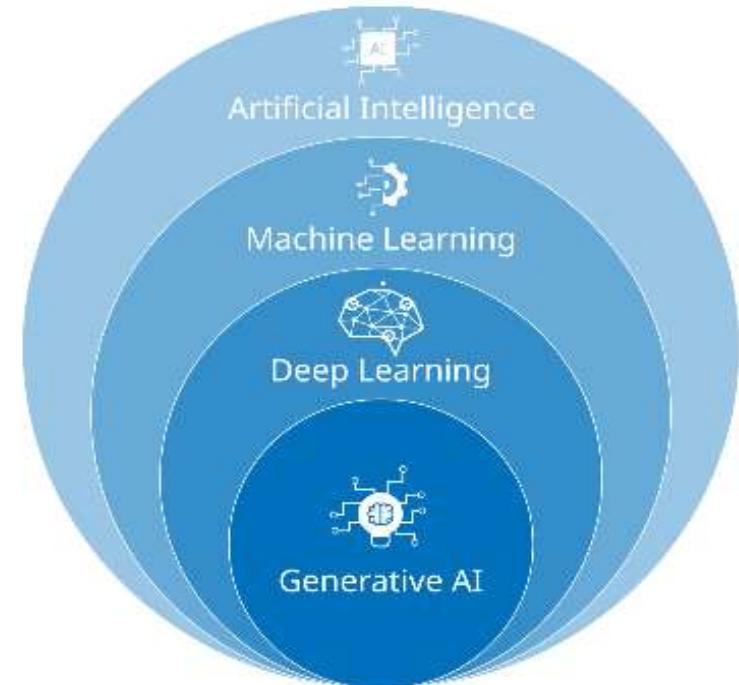
- Học máy (Machine Learning - ML)

- Tập con của AI: Các kỹ thuật cho phép máy móc học từ dữ liệu mà không cần lập trình tường minh cho từng tác vụ. Bao gồm các thuật toán truyền thống (Linear Regression, Support Vector Machines, Decision Trees).



ML/DL/AI

- Học sâu (Deep Learning - DL)
 - Tập con của ML: Là một loại Học máy sử dụng Mạng nơ-ron sâu (Deep Neural Networks), tức là mạng nơ-ron có nhiều tầng (layers) ẩn. DL nổi trội trong việc xử lý dữ liệu phi cấu trúc phức tạp (hình ảnh, âm thanh, văn bản).



Bản chất của học máy

- Học
- Suy diễn
- Phán đoán

Học – máy học như thế nào

- Quá trình tìm ra mô hình (hàm số) biểu diễn mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra dựa trên dữ liệu quan sát được :
 - Học = Tìm mô hình $f(x; \theta)$ sao cho $f(x_i; \theta) \approx y_i$
 - x là một quan sát (mỗi quan sát thường ở dưới dạng một tập các đặc trưng)
 - y là đầu ra đúng (labels hoặc mục tiêu)
- Làm sao để tìm ra hàm $f(x; \theta)$
 - Dựa trên dữ liệu quan sát được

Học – máy học như thế nào

- Giả sử ta muốn máy dự đoán điểm thi dựa vào số giờ học:

Giờ học (x)	Điểm thi (y)
2	4
4	7
6	9

- Ta phải tìm một hàm để biểu diễn mối quan hệ giữa đầu vào x và đầu ra y
- Hàm mà biểu diễn mối quan hệ giữa 2 biến????

Học – máy học như thế nào

- Giả sử ta muốn máy dự đoán điểm thi dựa vào số giờ học:

Giờ học (x)	Điểm thi (y)
2	4
4	7
6	9

- Hàm hồi quy tuyến tính:

$$f(x; \theta) = \theta_0 + \theta_1 x$$

- Quá trình học = tìm θ_0, θ_1 sao cho sai số nhỏ nhất.
- Kết quả: $\theta_0 = 2, \theta_1 = 1.2$

Học – máy học như thế nào

- Giả sử ta muốn máy dự đoán điểm thi dựa vào số giờ học:

Giờ học (x)	Điểm thi (y)
2	4
4	7
6	9

→ Mô hình học được: $f(x)=2+1.2x$

Học – máy học như thế nào

- Học dựa trên sai số: máy thử – sai – điều chỉnh.
- Học là tối ưu hóa: tìm tham số tốt nhất để mô hình phù hợp nhất với dữ liệu.

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, f(x_i; \theta))$$

Suy diễn – máy hiểu ra quy luật gì

- Suy diễn là quá trình rút ra tri thức hoặc quy luật tổng quát từ các dữ liệu cụ thể mà máy đã học.
- Ví dụ: Từ mô hình học được: $f(x)=2+1.2x$, ta có thể suy diễn:
 - Nếu giờ học tăng 1 thì điểm tăng 1.2 điểm

Dự đoán – máy dự đoán gì

- Dự đoán là áp dụng mô hình đã học để dự đoán đầu ra hoặc ra quyết định cho dữ liệu mới $\hat{y} = f(x_{new}; \theta)$.
- Ví dụ: mô hình học được: $f(x) = 2 + 1.2x$
 - Có dữ liệu mới $x = 6$
 - Máy dự đoán: $\hat{y} = 2 + 1.2 \times 6 = 9.2$

Học máy học từ đâu?

Bài toán	Máy học gì?	Máy học từ đâu?
Phân loại email spam	Mỗi quan hệ giữa từ ngữ và khả năng là spam	Dữ liệu các email quá khứ (spam / không spam)
Dự đoán giá nhà	Mỗi quan hệ giữa đặc trưng nhà (diện tích, vị trí, tầng) và giá bán	Dữ liệu lịch sử giao dịch nhà
Nhận diện khuôn mặt	Học đặc trưng khuôn mặt người A, B, C	Dữ liệu ảnh đã gán nhãn người thật
Dịch máy	Học mối quan hệ giữa câu tiếng Anh và tiếng Việt tương ứng	Dữ liệu song ngữ Anh–Việt
ChatGPT	Học quy luật ngôn ngữ và suy luận	Dữ liệu văn bản, hội thoại, code, tài liệu khoa học, v.v.

Học có giám sát (supervised learning)

- Học từ dữ liệu đã được gán nhãn (labeled data)
- Mục tiêu: học một hàm ánh xạ từ đầu vào → đầu ra sao cho khi gấp dữ liệu mới, mô hình có thể dự đoán chính xác đầu ra.

$$f(x; \theta) \approx y$$

- Trong đó:
 - x : đặc trưng (feature)
 - y : nhãn (label, kết quả đúng)
 - $f(x; \theta)$: mô hình học được

Học có giám sát (supervised learning)

STT	Giờ học (x)	Điểm thi (y)
1	1	3
2	2	5
3	3	6
4	4	8
5	5	9

Học có giám sát (supervised learning)

- Quá trình học
 - Bước 1: Cho mô hình xem dữ liệu (x, y) thật
 - Bước 2: Mô hình dự đoán $f(x; \theta)$
 - Bước 3: So sánh dự đoán với nhãn thật \rightarrow tính hàm mất mát $L(y, f(x; \theta))$
 - Bước 4: Điều chỉnh tham số θ để giảm lỗi
 - Bước 5: Khi lỗi nhỏ \rightarrow mô hình học được quy luật

Học có giám sát (supervised learning)

- Hai nhóm bài toán phổ biến:
 - Hồi quy
 - Đầu ra (y): Liên tục (số thực)
 - Ví dụ: Dự đoán giá nhà, dự đoán giá cổ phiếu, dự đoán điểm
 - Phân loại
 - Đầu ra (y): Rời rạc (nhãn)
 - Ví dụ: phân loại văn bản, phân loại hình ảnh

Học không có giám sát (unsupervised learning)

- Học từ dữ liệu không được gán nhãn (labeled data)
 - Dữ liệu chỉ có x mà không có y
- Mục tiêu: tự phát hiện cấu trúc, quy luật ẩn trong dữ liệu - ví dụ như nhóm, mẫu, hoặc mối quan hệ tiềm ẩn.

Học không có giám sát (unsupervised learning)

STT	Chiều cao (cm)	Cân nặng (kg)
1	150	45
2	155	50
3	165	60
4	170	65
5	175	80

Học không có giám sát (unsupervised learning)

- Quá trình học
 - Bước 1: Mô hình quan sát dữ liệu không nhãn
 - Bước 2: Tính khoảng cách giữa các điểm
 - Bước 3: Gom nhóm hoặc phát hiện mẫu tương đồng
 - Bước 4: Trả về kết quả như “nhóm 1”, “nhóm 2”,... hoặc “thành phần ẩn”

Học không có giám sát (unsupervised learning)

- Hai nhóm bài toán phổ biến:
 - Phân cụm
 - Mục tiêu: Tìm nhóm tự nhiên trong dữ liệu
 - Ví dụ: Phân nhóm khách hàng theo hành vi mua hàng
 - Giảm chiều
 - Mục tiêu: Tìm đặc trưng ẩn, rút gọn dữ liệu
 - Ví dụ: Nén ảnh, rút trích đặc trưng chính (PCA)

Phân biệt giữa hàm mất mát và hàm lỗi

Thuật ngữ	Tên tiếng Anh	Mức độ áp dụng	Ý nghĩa
Hàm mất mát	Loss function	Áp dụng cho một mẫu dữ liệu (1 example)	Đo mức sai giữa dự đoán của mô hình và giá trị thật
Hàm lỗi	Objective function	Áp dụng cho toàn bộ tập dữ liệu (n mẫu)	Là trung bình hoặc tổng của các giá trị mất mát trên mọi mẫu

Hàm mất mát (Loss) là mức sai của 1 điểm dữ liệu

Hàm lỗi tổng (Cost / Risk) là trung bình sai số của toàn bộ dữ liệu

Hàm mất mát

- Hồi quy: Sử dụng Mean Squared Error (MSE) cho từng điểm:

$$L(y, \hat{y}) = (y - \hat{y})^2$$

Mẫu	y (thật)	\hat{y} (dự đoán)	$L(y, \hat{y}) = (y - \hat{y})^2$
1	3	2.5	0.25
2	5	4.8	0.04
3	7	6.5	0.25

Hàm mất mát

- Phân loại: Sử dụng Cross-Entropy Loss:

$$L(y, \hat{y}) = -[y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})]$$

Mẫu	y (thật)	\hat{y} (dự đoán)	$L(y, \hat{y}) = (y - \hat{y})^2$
1	1	0.9	0.105
2	1	0.1	2.302

Hàm lỗi

- Hàm lỗi (risk) là giá trị trung bình hoặc tổng hợp của hàm mất mát trên toàn bộ tập huấn luyện.

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, f(x_i; \theta))$$

- Trong đó:
- $J(\theta)$: cost function (hàm lỗi tổng)
- N : số lượng mẫu trong tập huấn luyện
- L : hàm mất mát trên từng mẫu

Hàm lỗi

- Hồi quy:

Mẫu	y (thật)	\hat{y} (dự đoán)	$L(y, \hat{y}) = (y - \hat{y})^2$
1	3	2.5	0.25
2	5	4.8	0.04
3	7	6.5	0.25

$$J(\theta) = \frac{1}{3}(0.25 + 0.04 + 0.25) = 0.18$$