

# Course2\_Module1

## Introduction to Supervised Machine Learning & Linear Regression

### 1. Introduction to Supervised Machine Learning

#### What Is Machine Learning?

- Định nghĩa: quá trình máy tính học và suy luận dự đoán từ dữ liệu.
- Trong bối cảnh AI: ML là một phần nhỏ của AI → tập trung vào xây dựng mô hình.

Ví dụ thực tế: nhận diện khuôn mặt, dự đoán giá nhà, gợi ý sản phẩm.

---

#### Model: A Learning Algorithm

- Mô hình (model): một “bản rút gọn” của thế giới thật → bỏ qua chi tiết không cần thiết, giữ lại yếu tố quan trọng.
  - Công thức chung:  $y^{\wedge}=f(\Omega,x)$ 
    - $x$ : input (feature).
    - $y^{\wedge}$ : output (dự đoán).
    - $\Omega$ : tham số cần học.
- 

#### Fit Parameters vs. Hyperparameters

- Fit Parameters (tham số mô hình): học trực tiếp từ dữ liệu (ví dụ: trọng số  $w$ ,  $b$  trong hồi quy).
  - Hyperparameters (siêu tham số): do ta chọn, không học từ dữ liệu (learning rate, số cây trong Random Forest, số cụm  $k$  trong K-Means).
- 

#### Machine Learning Framework

- Regression:
  - Biến mục tiêu  $y$  là số (continuous).
  - Ví dụ: dự đoán giá cổ phiếu, doanh thu phim, tọa độ  $(x, y)$ .
- Classification:
  - Biến mục tiêu  $y$  là nhãn (categorical).
  - Ví dụ: email spam / not spam, dự đoán khách hàng rời bỏ (churn), nhận diện ảnh.

Loss function ( $J$ ): đo lường độ sai lệch giữa dự đoán  $y^{\wedge}$  và giá trị thật  $y$ .

Update rule: điều chỉnh tham số  $\Omega$  để giảm loss.

---

## Objectives: Interpretation vs Prediction

### Interpretation (diễn giải)

- Tập trung tìm insight từ tham số  $\Omega$ .
- Workflow: thu thập dữ liệu  $\rightarrow$  huấn luyện  $\rightarrow$  phân tích hệ số mô hình.
- Ví dụ:
  - Demographics  $\rightarrow$  Loyalty (nhóm khách nào trung thành?).
  - Car safety features  $\rightarrow$  Traffic accidents (tính năng nào an toàn?).

### Prediction (dự đoán)

- Mục tiêu: dự đoán chính xác nhất.
  - Dùng performance metrics (RMSE, Accuracy, AUC...).
  - Ví dụ:
    - Lịch sử mua hàng  $\rightarrow$  dự đoán churn.
    - Dữ liệu tài chính  $\rightarrow$  dự đoán vỡ nợ.
- 

## Regression Example: Housing Data

- Target: giá nhà.

- Features: diện tích, số phòng, vị trí...
  - Interpretation: xem hệ số để biết yếu tố nào quan trọng nhất (ví dụ: diện tích tăng  $10m^2$  → giá tăng bao nhiêu).
  - Prediction: quan tâm mô hình dự đoán giá chính xác đến đâu.
- 

## Classification Example: Customer Churn

- Target: khách hàng rời bỏ hay không (Yes/No).
  - Interpretation: yếu tố nào làm khách hàng bỏ đi.
  - Prediction: dự đoán tỷ lệ khách hàng sẽ rời trong 3 tháng tới.
- 

## Two Common Approaches

- Phần lớn bài toán cần kết hợp cả 2:
    - Interpretation → hiểu nguyên nhân.
    - Prediction → dự đoán chính xác.
  - Không phải mô hình nào cũng cân bằng tốt cả hai (ví dụ: Random Forest mạnh về dự đoán nhưng khó diễn giải).
- 

## Classification Examples

- Movie Revenue Prediction (Regression) → đầu ra numeric.
- Spam Email Detection (Classification) → đầu ra categorical.

Điều kiện để Classification:

1. Có features định lượng.
  2. Có nhãn (labels).
  3. Có thước đo độ tương đồng.
- 

## 2. Linear Regression

### Learning Goals

- Hiểu khái niệm hồi quy tuyến tính.
- Biết cách đo lường sai số (errors).
- Áp dụng best practice trong modeling.

## Khái niệm

- Mô hình quan hệ giữa biến phụ thuộc (target, liên tục) và một hay nhiều biến độc lập (features).
- Dạng tổng quát:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon$$

## Residuals

- Residual = Actual – Predicted.
- Đo mức độ chênh lệch giữa giá trị thực tế và dự đoán.

## Minimizing Error Function

- Dùng **cost function** (thường là Sum of Squared Errors – SSE).
- Tìm các tham số  $\beta$  để tối thiểu hóa lỗi.

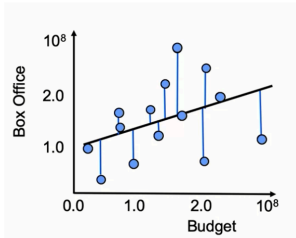
## Modeling Best Practice

1. Dùng cost function để fit mô hình.
2. Phát triển nhiều mô hình.
3. So sánh kết quả và chọn mô hình tốt nhất (theo mục tiêu: prediction hoặc interpretation).

## Measures of Error

- **SSE** (Sum of Squared Errors).
- **TSS** (Total Sum of Squares).
- **R<sup>2</sup>** (Coefficient of Determination).

### Calculating the Residuals



$$y_{\beta}(x_{obs}^{(i)}) - y_{obs}^{(i)}$$

### Minimizing the Error Function

$$J(\beta_0, \beta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \left( (\beta_0 + \beta_1 x_{obs}^{(i)}) - y_{obs}^{(i)} \right)^2$$

- Residual: tính khoảng cách giữa ground truth với  $y_{pred}$  → có âm
- Error: tính độ lệch giữa ground truth với  $y_{pred}$  → luôn dương

## Tại sao không dùng khoảng cách Euclidean mà dùng residual đến đường hồi quy?

- Công thức đơn giản hơn
- Sai số (errors) hay "disturbance term"  $\epsilon_i$ 
  - Giả định: các  $\epsilon_i$  được phân phối chuẩn với trung bình bằng 0:  $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
  - Tức là phần sai số (phần không giải thích bởi mô hình) được xem là ngẫu nhiên, có phân phối đối xứng, không bị lệch, và độ phân tán (variance) của nó cố định (đều) qua các giá trị của biến độc lập.

## Syntax (Python sklearn)

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

```
LR = LinearRegression()
```

```
LR.fit(X_train, y_train)
```

```
y_pred = LR.predict(X_test)
```