TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

LOGISTIC REGRESSION

DEEP LEARNING 102

BY TAUTOLOGY

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

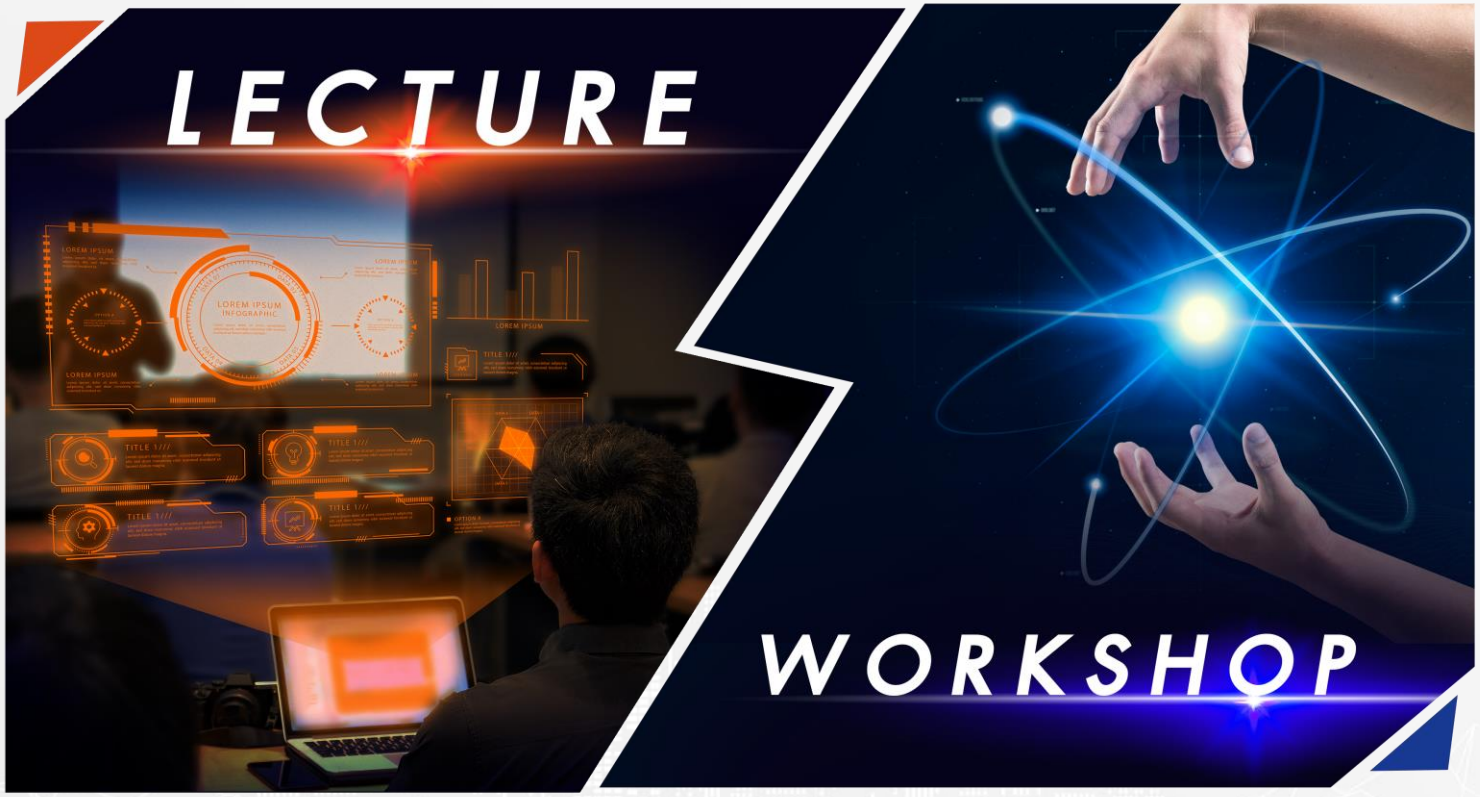
facebook/tautologyai
www.tautology.live

KRIN CHINPRASATSAK

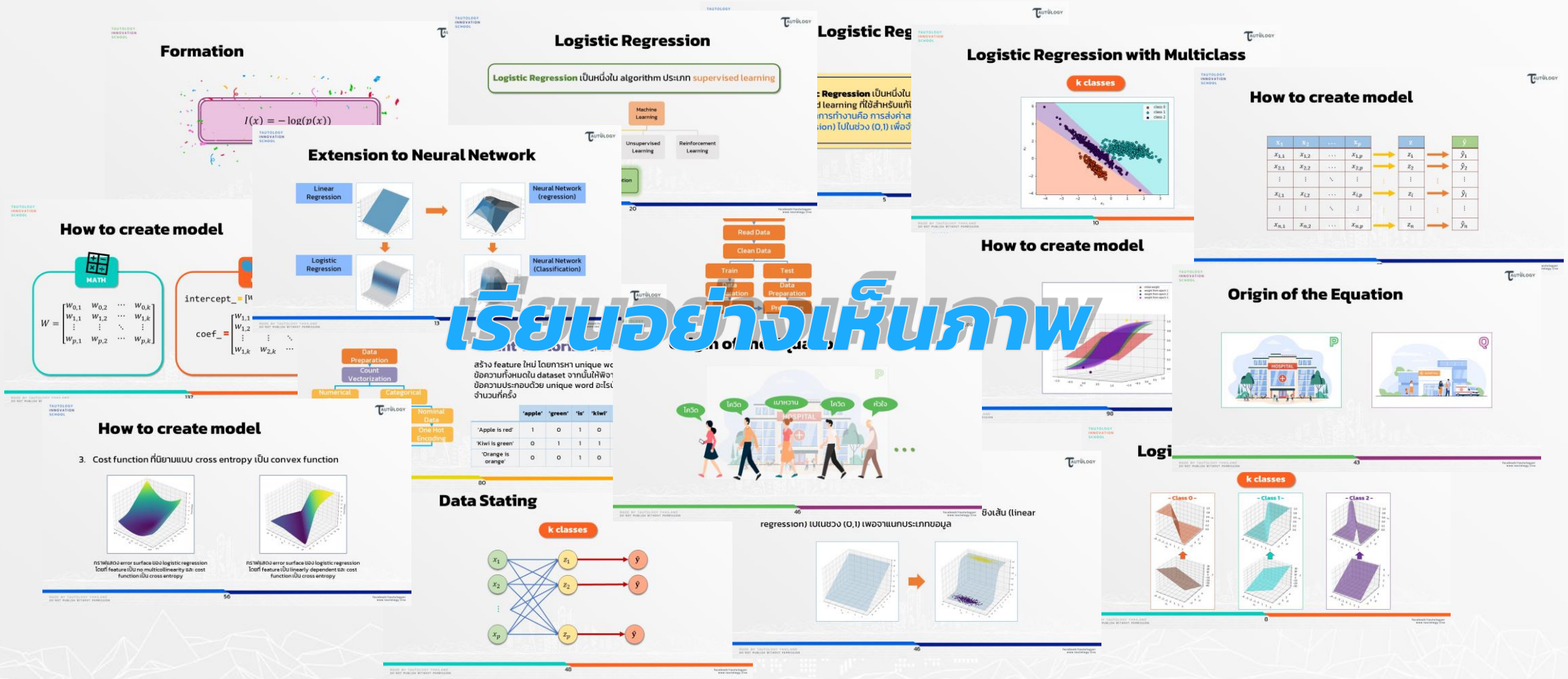
DATASCIENTIST
INSTRUCTOR
SPEAKER

Experienced data scientist, instructor and speaker,
AI consultant for the public and private sectors,
CEO & Co-founder of MADEBYAI and QuantMetric

DL102 : Logistic Regression



Lecture



เรียนอย่างเห็นภาพ

Workshop

Workshop

All Topics

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
LOGISTIC
REGRESSION
(2-CLASS)
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
LOGISTIC
REGRESSION
WORKSHOP
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
LOGISTIC
REGRESSION
(MULTI-CLASS)
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
LOGISTIC REGRESSION
WORKSHOP
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
CROSS
ENTROPY
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
DATA
PREPARATION
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
MODEL
EVALUATION
FOR CLASSIFICATION
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
CROSS
VALIDATION
BY TAUTOLOGY

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL
BASIC MATH FOR
DEEP LEARNING
BY TAUTOLOGY

DL102 : Logistic Regression

Course Journey

Facebook Group

TAUTOLOGY Deep Learning

https://www.facebook.com/groups/2723268457980889

Document for DL102

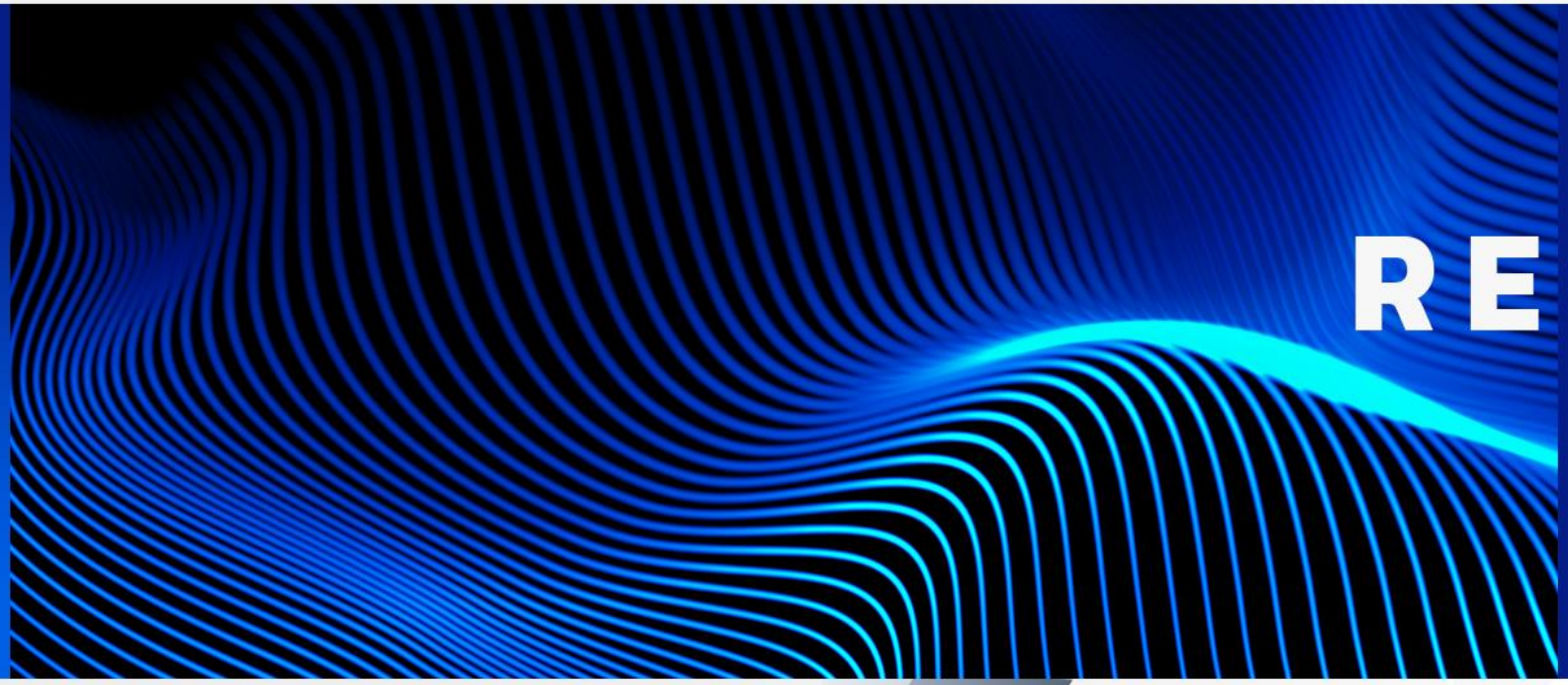
https://github.com/TAUTOLOGY-EDUCATION/Deep-Learning-the-Series/tree/main/DL102

DL102 : Logistic Regression

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

LOGISTIC REGRESSION (2-CLASS)



LOGISTIC REGRESSION (2-CLASS)

BY TAUTOLOGY

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

facebook/tautologyai
www.tautology.live

Logistic Regression (Binary Classification)

Introduction

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Introduction

What is Logistic Regression?

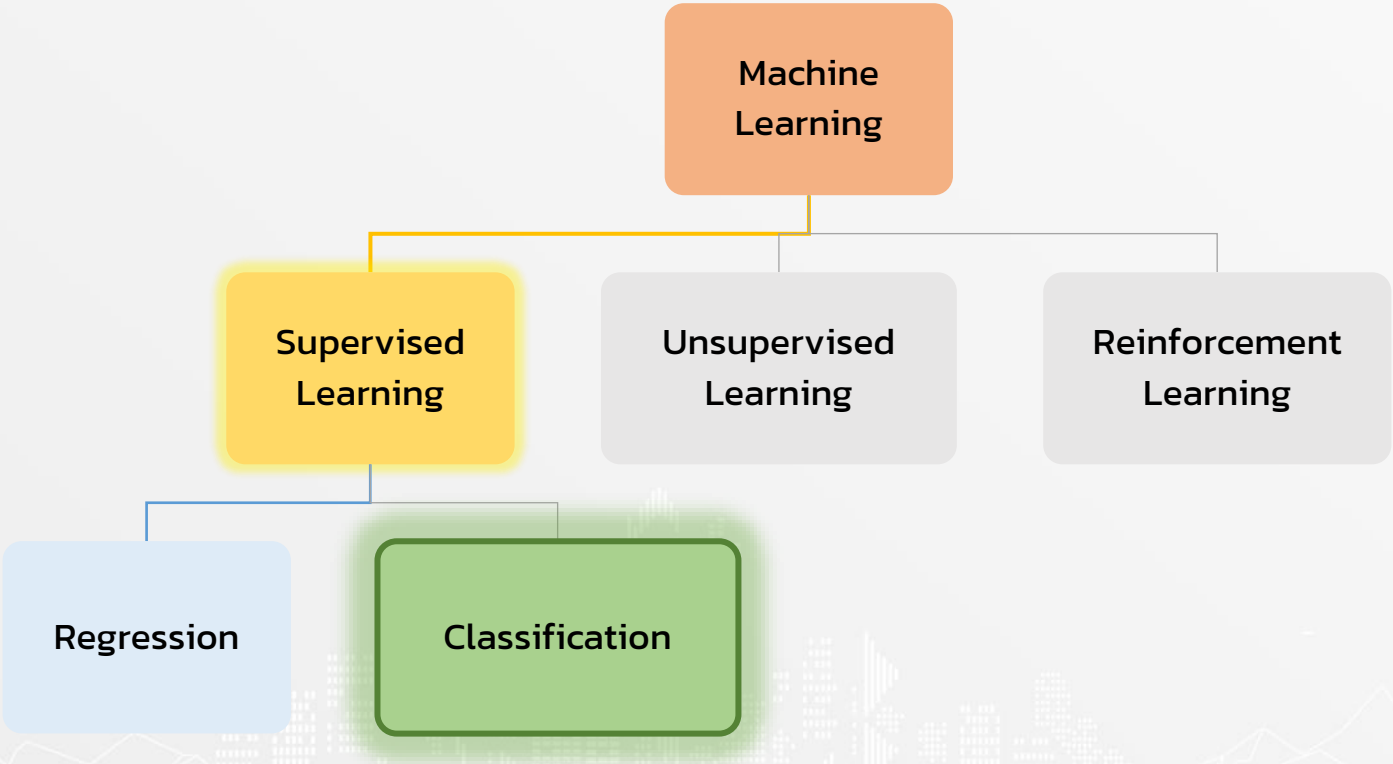
Extension to Neural Network

Real World Application

What is Logistic Regression?

Logistic Regression เป็นหนึ่งใน algorithm ประเภท supervised learning ที่ใช้สำหรับแก้ปัญหา **classification** โดยมีหลักการทำงานคือ การส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล

What is Logistic Regression?



What is Logistic Regression?

สมการคณิตศาสตร์ของ Logistic Regression

$$z = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \cdots + w_px_p$$

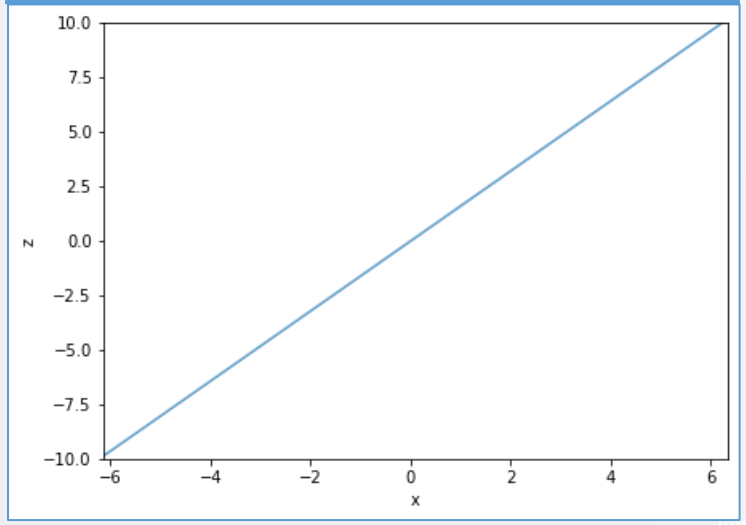
$$\hat{y} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

โดยที่

- $\hat{y}$ คือ ตัวแปรตาม (predicted target)
- z คือ สมการเชิงเส้น (linear regression)
- $x_1, x_2, x_3, \ldots, x_p$ คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_0, w_1, w_2, \ldots, w_p$ คือ สัมประสิทธิ์ (coefficient)

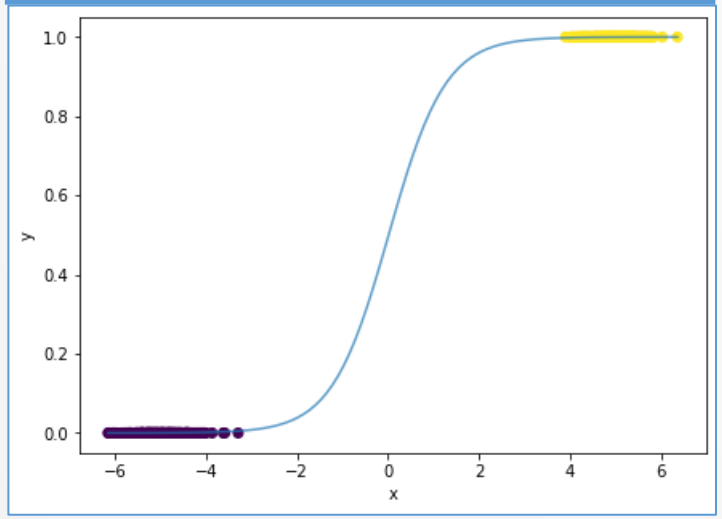
What is Logistic Regression?

Linear Regression



$$z = w_0 + w_1 x_1$$

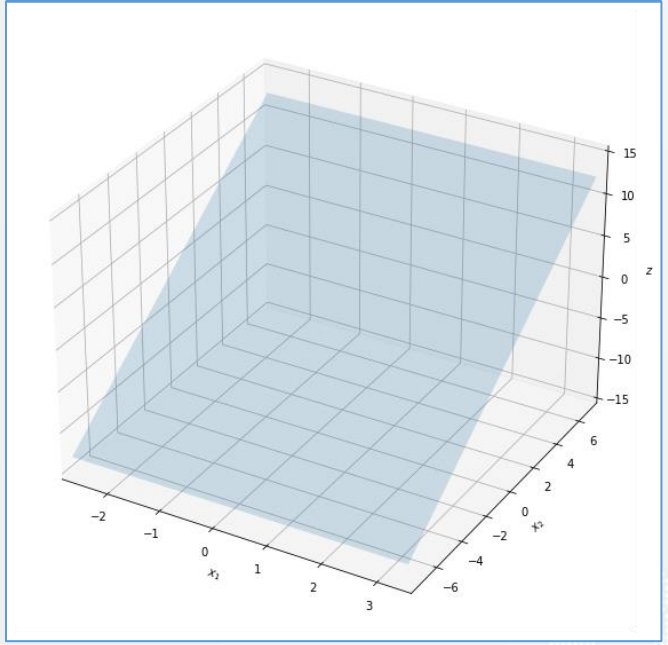
Logistic Regression



$$\hat{y} = \sigma(z)$$

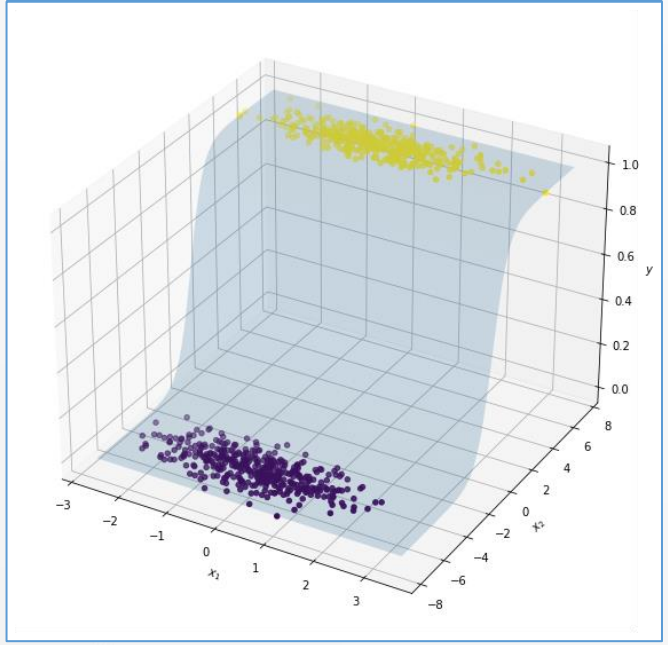
What is Logistic Regression?

Linear Regression



$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

Logistic Regression



$$\hat{y} = \sigma(z)$$

Introduction

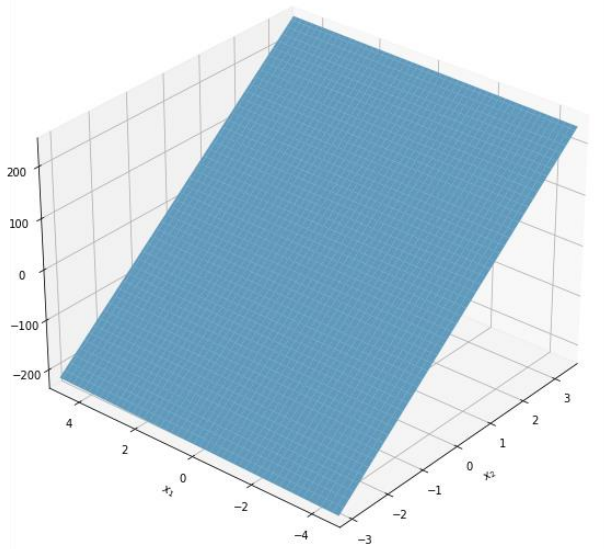
What is Logistic Regression?

Extension to Neural Network

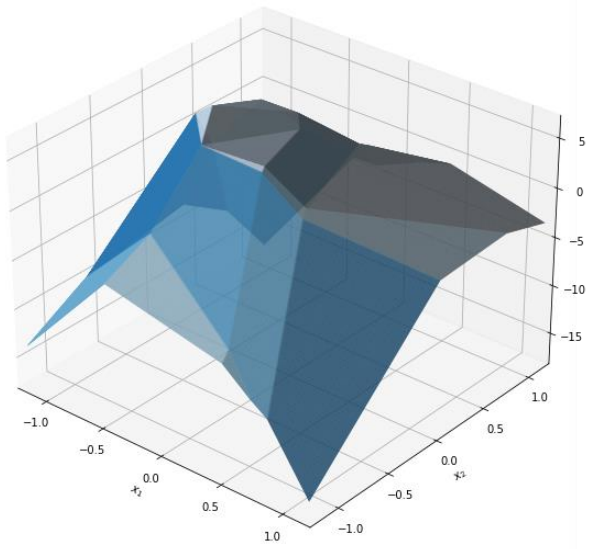
Real World Application

Extension to Neural Network

Linear Regression

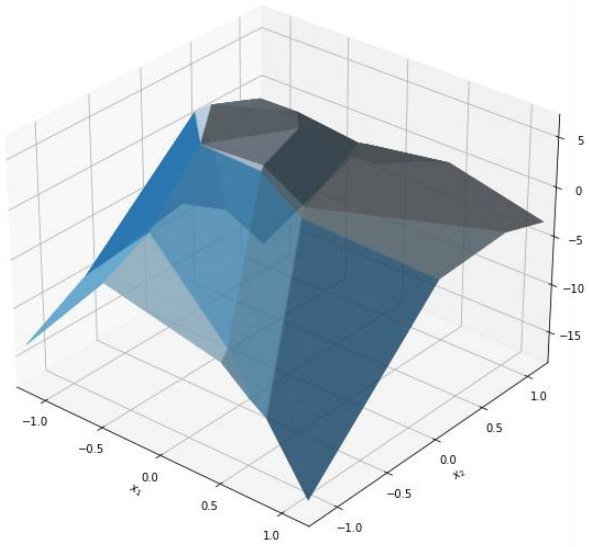


Neural Network (regression)

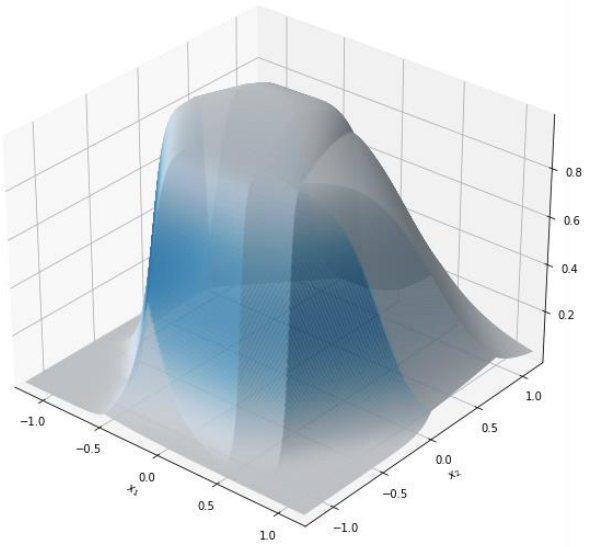


Extension to Neural Network

Neural Network
(regression)

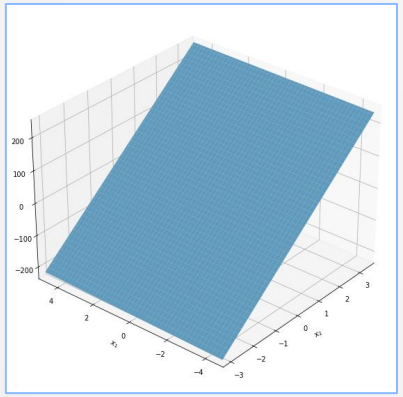


Neural Network
(Classification)

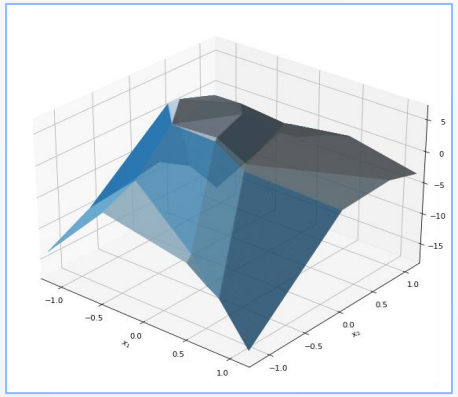


Extension to Neural Network

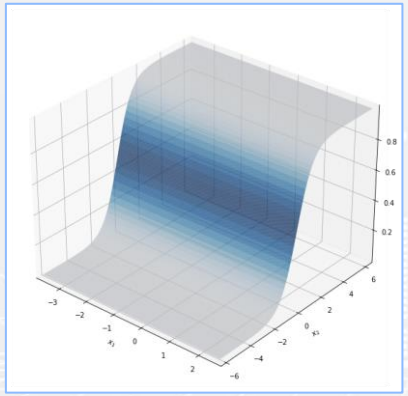
Linear Regression



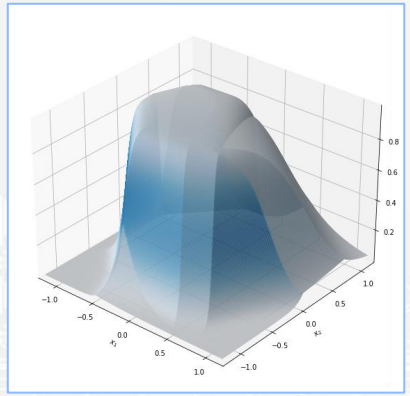
Neural Network (regression)



Logistic Regression



Neural Network (Classification)



Introduction

- What is Logistic Regression? ✓
- Extension to Neural Network ✓
- Real World Application

Real World Application

https://aclanthology.org/d19-5017/

การตรวจสอบโฆษณาชวนเชื่อ
โดยพิจารณาจาก จำนวนของคำต่าง ๆ ที่ปรากฏในข้อความ, ความยาวของข้อความ, คะแนนความอ่านง่ายของโฆษณา เป็นต้น

Real World Application

https://www.mdpi.com/2227-9091/8/4/107

การจำแนกธุรกิจ SME ที่มีโอกาสล้มละลาย

โดยพิจารณาจาก ผลประกอบการ, ปริมาณดอกเบี้ยของหนี้สินบริษัท, ช่วงเวลาที่ธุรกิจค้างชำระค่าสินค้าหรือค่าบริการ เป็นต้น

Real World Application

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/s1746809420304705

การคัดแยกผู้ป่วยที่เป็นโรคอัลไซเมอร์ขั้นต้น

โดยพิจารณาจาก ภาพที่ได้จากการแสกนสมอง ด้วยวิธี MRI

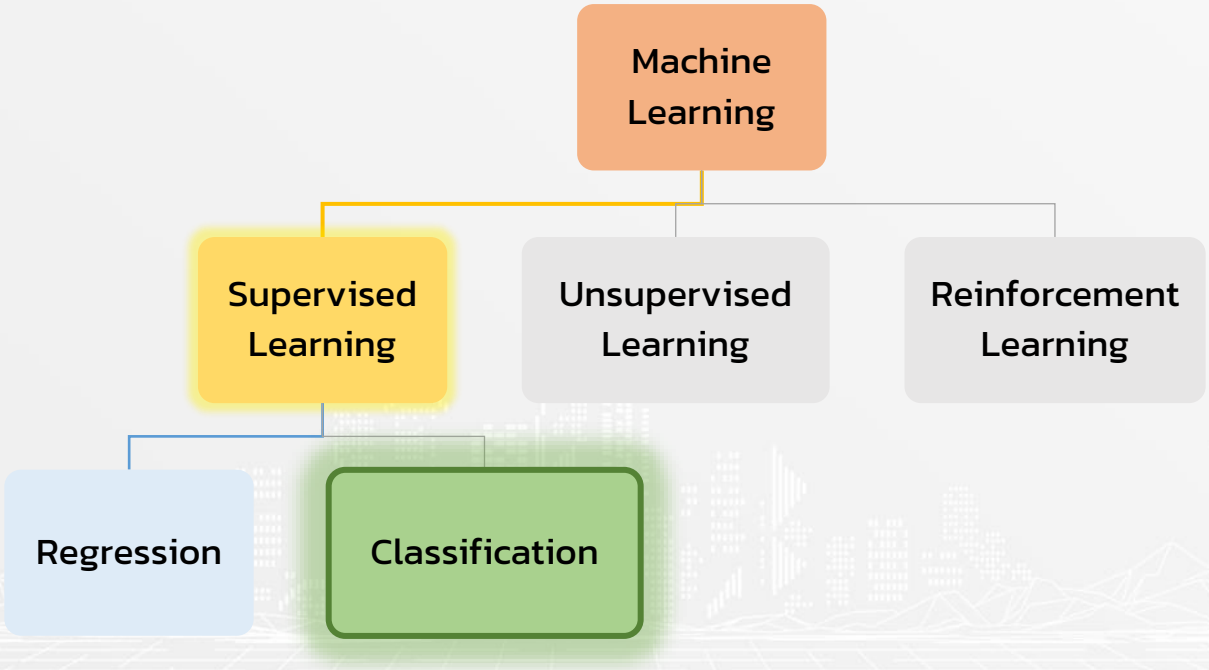
Introduction

- What is Logistic Regression?
- Extension to Neural Network
- Real World Application

Logistic Regression (Binary Classification)

Logistic Regression

Logistic Regression เป็นหนึ่งใน algorithm ประเภท supervised learning



Concept of Supervised Learning

Data ⇨ Model ⇨ Prediction

Data

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Data

Data Stating

Data Requirement

More about Target

Data Stating

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\mathbf{x}_3$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$	$\mathbf{y}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	y_1
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	y_2
$x_{3,1}$	$x_{3,2}$	$x_{3,3}$	$\cdots$	$x_{3,p}$	y_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$x_{n,3}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	y_n

Data Stating

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\mathbf{x}_3$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$	$\mathbf{y}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	y_1
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	y_2
$x_{3,1}$	$x_{3,2}$	$x_{3,3}$	$\cdots$	$x_{3,p}$	y_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$x_{n,3}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	y_n

- n คือ จำนวน sample
- p คือ จำนวน feature

Data Stating

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\mathbf{x}_3$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$	$\mathbf{y}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	y_1
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	y_2
$x_{3,1}$	$x_{3,2}$	$x_{3,3}$	$\cdots$	$x_{3,p}$	y_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$x_{n,3}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	y_n

- $x_{2,3}$ คือ sample ที่ 2 feature ที่ 3
- $x_{3,p}$ คือ sample ที่ 3 feature ที่ p
- $x_{n,p}$ คือ sample ที่ n feature ที่ p
- y_2 คือ target ของ sample ที่ 2
- y_3 คือ target ของ sample ที่ 3
- y_n คือ target ของ sample ที่ n

Data Stating

Example

- เราต้องการจำแนกผู้ป่วยโรคหัวใจ โดยพิจารณาจาก อายุ เพศ ความดันโลหิต คอลเลสเตอรอล

Data

อายุ	เพศ	ความดันโลหิต (mmHg)	คอลเลสเตอรอล (mg/dL)	เป็นโรคหัวใจ
42	0	120	209	1
57	1	150	168	1
58	1	128	259	0
59	0	174	249	0

Data Stating

- ข้อมูลตามแนวแถว คือ Sample

อายุ	เพศ	ความดันโลหิต (mmHg)	คอลเลสเตอรอล (mg/dL)	เป็นโรคหัวใจ
42	0	120	209	1
57	1	150	168	1
58	1	128	259	0
59	0	174	249	0

Data Stating

- ข้อมูลตามแนวหลัก คือ Feature and Target
  - Feature (ตัวแปรต้น) คือ ข้อมูลที่ส่งผลให้เกิด target
  - Target (ตัวแปรตาม) คือ ข้อมูลที่เราสนใจจะพยากรณ์

Feature

อายุ	เพศ	ความดันโลหิต (mmHg)	คอลเลสเตอรอล (mg/dL)
42	0	120	209
57	1	150	168
58	1	128	259
59	0	174	249

Target

เป็นโรคหัวใจ
1
1
0
0

Data Stating

- Feature and Target
  - เราสามารถแยก และปรับให้เป็น matrix ได้ดังนี้

$$X = \begin{bmatrix} 42 & 0 & 120 & 209 \\ 57 & 1 & 150 & 168 \\ 58 & 1 & 128 & 259 \\ 59 & 0 & 174 & 249 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Data

Data Stating

Data Requirement

More about Target

Data Requirement

- ☑ ข้อมูลต้องอยู่ในรูปแบบของตาราง
- ☑ ข้อมูลต้องเป็น numerical

อายุ	เพศ	ความดันโลหิต (mmHg)	คอลเลสเตอรอล (mg/dL)	เป็นโรคหัวใจ
42	0	120	209	1
57	1	150	168	1
58	1	128	259	0
59	0	174	249	0

Data Requirement

- ตัวอย่างข้อมูลที่สามารถใช้งานได้เลย และยังไม่สามารถใช้งานได้

อายุ	เพศ	เป็นโรคหัวใจ
42	0	1
57	1	1
58	1	0
59	0	0

อายุ	เพศ	เป็นโรคหัวใจ
42	female	1
57	male	1
58	male	0
59	female	0

Data Requirement

- เราสามารถแปลงได้โดยสามารถใช้ความรู้ในส่วนของ Data Preparation

อายุ	เพศ	เป็นโรคหัวใจ
42	female	1
57	male	1
58	male	0
59	female	0

อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	1
57	0	1	1
58	0	1	0
59	1	0	0

Data Requirement

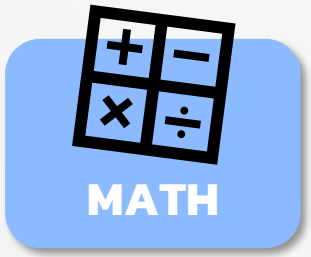
For more information

Data Preparation

Data

- Data Stating
- Data Requirement
- More about Target

More about Target



อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	True
57	0	1	True
58	0	1	False
59	1	0	False

อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	1
57	0	1	1
58	0	1	0
59	1	0	0

More about Target

CODE

อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	True
57	0	1	True
58	0	1	False
59	1	0	False

อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	1
57	0	1	1
58	0	1	0
59	1	0	0

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

facebook/tautologyai
www.tautology.live

More about Target

อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	True
57	0	1	True
58	0	1	False
59	1	0	False

อายุ	female	male	เป็นโรคหัวใจ
42	1	0	1
57	0	1	1
58	0	1	0
59	1	0	0

scikit learn

Model

Prediction

เป็นโรคหัวใจ
1
0
1
0

Prediction

เป็นโรคหัวใจ
True
False
True
False

Data

- Data Stating
- Data Requirement
- More about Target

Logistic Regression (Binary Classification)

Model

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Model

- Assumption
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Assumption

1. Linear Relationship
2. Normality of Residuals
3. Homoscedasticity
4. No Missing Features
5. No Multicollinearity

Assumption

For more information

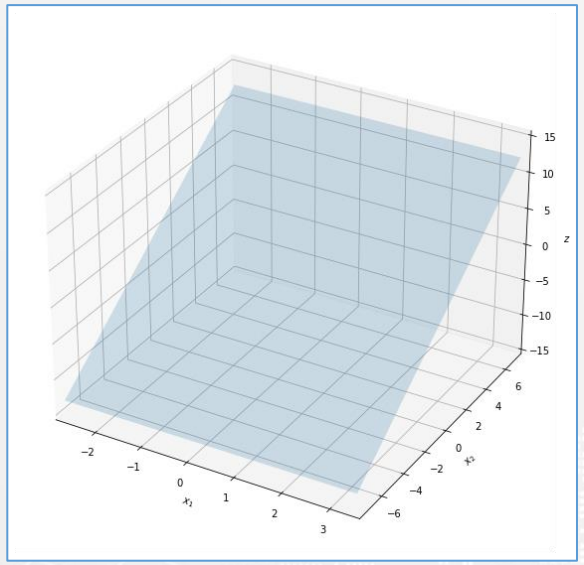
Model Improvement
in DL101

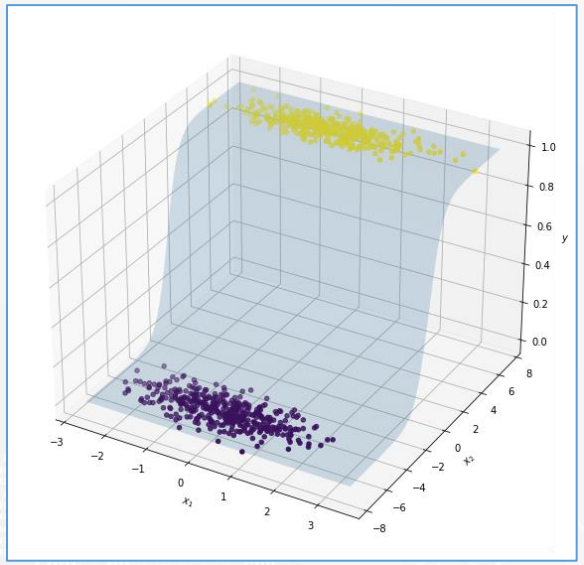
Model

- **Assumption**
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Real Face of the Model

Logistic regression คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล





Real Face of the Model

Logistic regression คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล

$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_p x_p$$

$$\hat{y} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

โดยที่

- $\hat{y}$ คือ ตัวแปรตาม (predicted target)
- z คือ สมการเชิงเส้น (linear regression)
- $x_1, x_2, x_3, \ldots, x_p$ คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_0, w_1, w_2, \ldots, w_p$ คือ สัมประสิทธิ์ (coefficient)

Real Face of the Model

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$		$\mathbf{z}$		$\hat{\mathbf{y}}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	→	z_1	→	$\hat{y}_1$
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	→	z_2	→	$\hat{y}_2$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{i,1}$	$x_{i,2}$	$\cdots$	$x_{i,p}$	→	z_i	→	$\hat{y}_i$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	→	z_n	→	$\hat{y}_n$

Real Face of the Model

$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_p x_p \quad \rightarrow \quad \hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z_1 = w_0 + w_1 x_{1,1} + w_2 x_{1,2} + \cdots + w_p x_{1,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_1 = \frac{1}{1 + e^{-z_1}}$$

$$z_2 = w_0 + w_1 x_{2,1} + w_2 x_{2,2} + \cdots + w_p x_{2,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_2 = \frac{1}{1 + e^{-z_2}}$$

$$\vdots \qquad \vdots \qquad \vdots$$

$$z_i = w_0 + w_1 x_{i,1} + w_2 x_{i,2} + \cdots + w_p x_{i,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}$$

$$\vdots \qquad \vdots \qquad \vdots$$

$$z_n = w_0 + w_1 x_{n,1} + w_2 x_{n,2} + \cdots + w_p x_{n,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_n = \frac{1}{1 + e^{-z_n}}$$

Real Face of the Model

“ เราต้องการหา $w_0, w_1, w_2, \ldots, w_p$ ที่ทำให้ cost function ต่ำที่สุด ”

Model

- **Assumption** ✓
- **Real Face of the Model** ✓
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Cost Function and Cost Landscape

Cost function ที่เราจะใช้ในการสร้าง model คือ

$$-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i)\log(1 - \hat{y}_i))$$

โดยสูตรข้างต้นมีชื่อว่า **Cross Entropy**

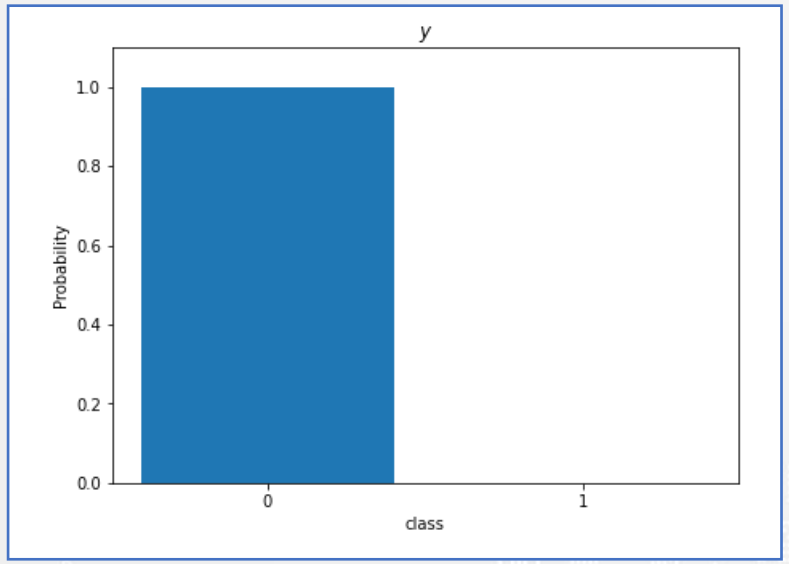
Cost Function and Cost Landscape

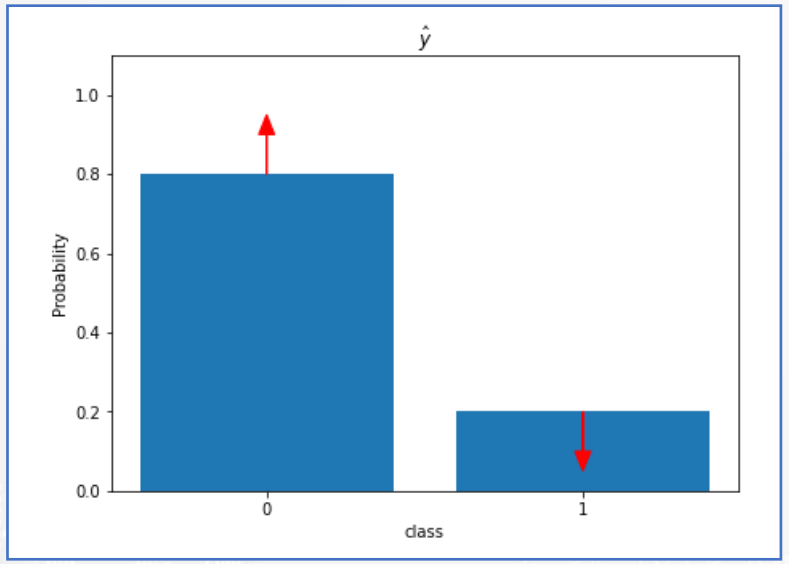
เหตุผลที่เลือกใช้ Cross Entropy

1. สามารถเปรียบเทียบ distribution ของ y กับ $\hat{y}$ ได้
2. Cost function ที่นิยามแบบ cross entropy สามารถ diff ได้ และมีความต่อเนื่องทุกจุด
3. Cost function ที่นิยามแบบ cross entropy เป็น convex function

Cost Function and Cost Landscape

1. สามารถเปรียบเทียบ distribution ของ y กับ $\hat{y}$ ได้





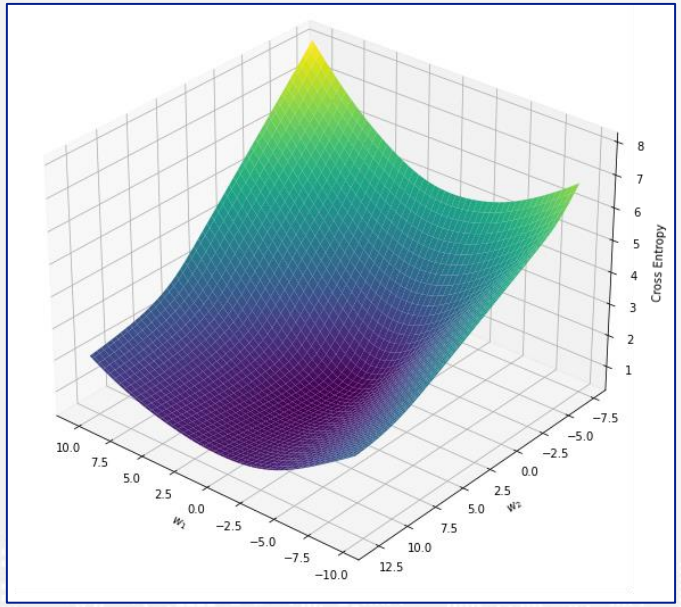
Cost Function and Cost Landscape

For more information

Cross Entropy

Cost Function and Cost Landscape

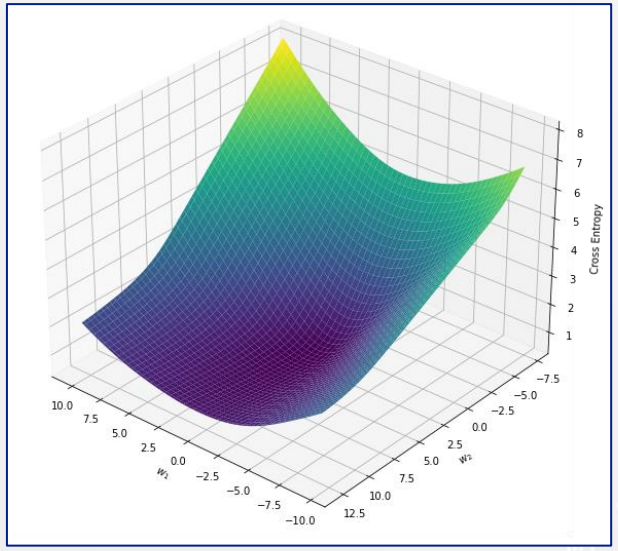
2. Cost function ที่นิยามแบบ cross entropy สามารถ diff ได้ และมีความต่อเนื่องทุกจุด



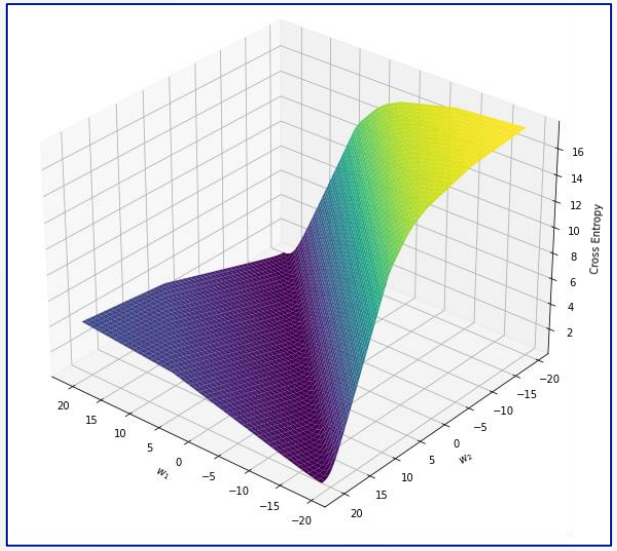
กราฟแสดง cost landscape ของ logistic regression
โดยที่ cost function เป็น cross entropy

Cost Function and Cost Landscape

3. Cost function ที่นิยามแบบ cross entropy เป็น convex function



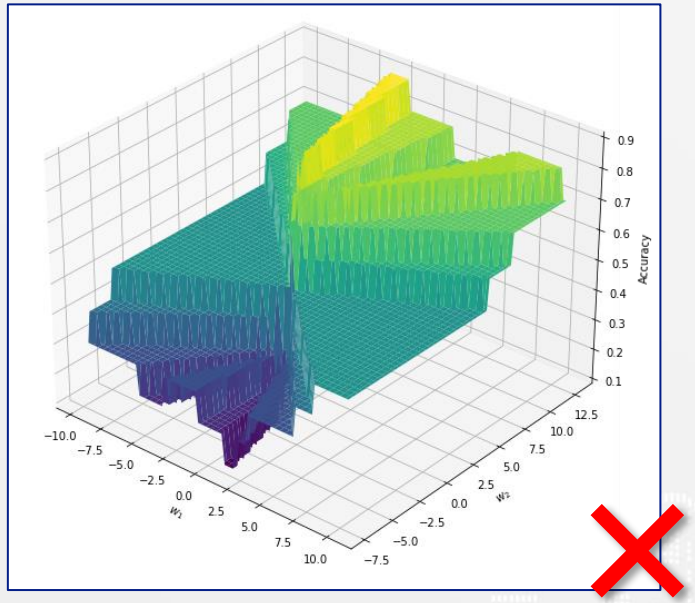
กราฟแสดง cost landscape ของ logistic regression โดยที่ feature เป็น no multicollinearity และ cost function เป็น cross entropy



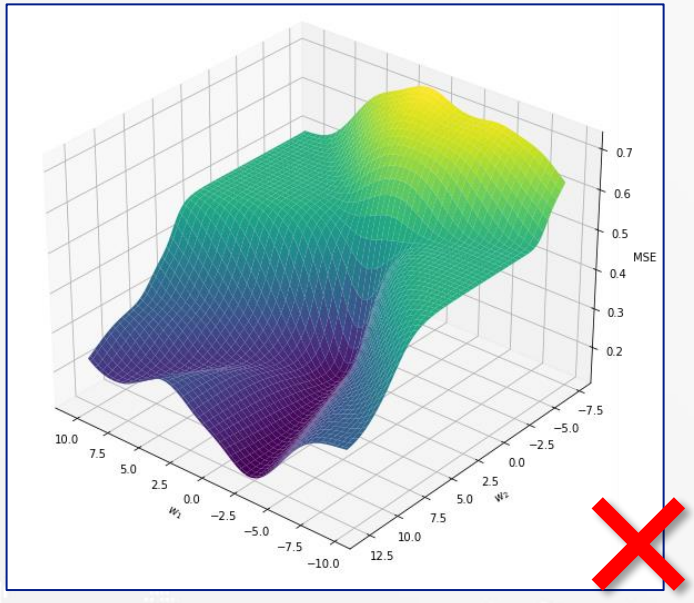
กราฟแสดง cost landscape ของ logistic regression โดยที่ feature เป็น linearly dependent และ cost function เป็น cross entropy

Cost Function and Cost Landscape

3. Cost function ที่นิยามแบบ cross entropy เป็น convex function



กราฟแสดง cost landscape ของ logistic regression
โดยที่ cost function เป็น accuracy



กราฟแสดง cost landscape ของ logistic regression
โดยที่ cost function เป็น mean squared error

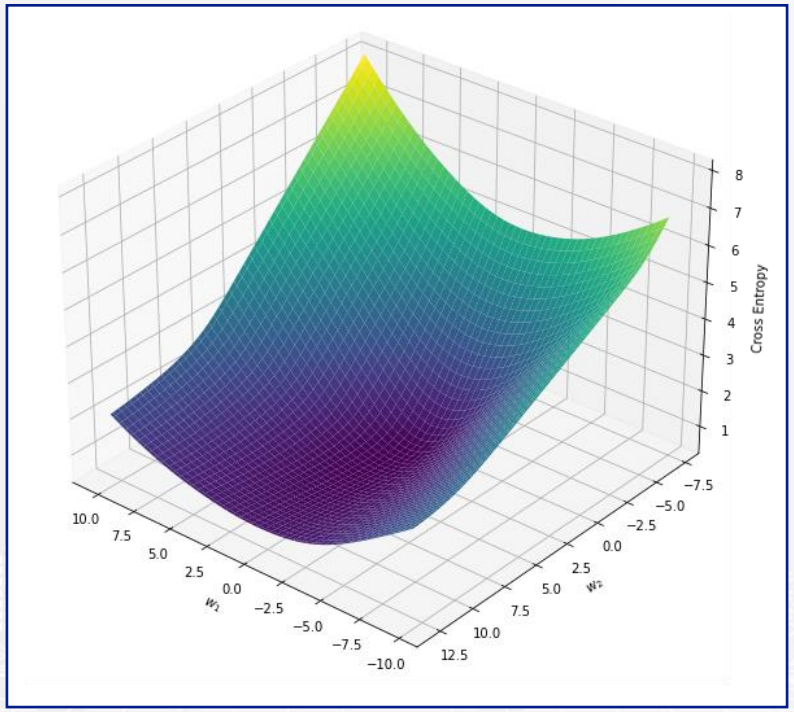
Cost Function and Cost Landscape

Convexity of Cross Entropy
for Logistic Regression (Binary)

Open File
Convexity_CE_LoR_(Binary).pdf

Cost Function and Cost Landscape

$$Cost = -\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i)\log(1 - \hat{y}_i))$$



Model

- Assumption ✓
- Real Face of the Model ✓
- Cost Function and Cost Landscape ✓
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

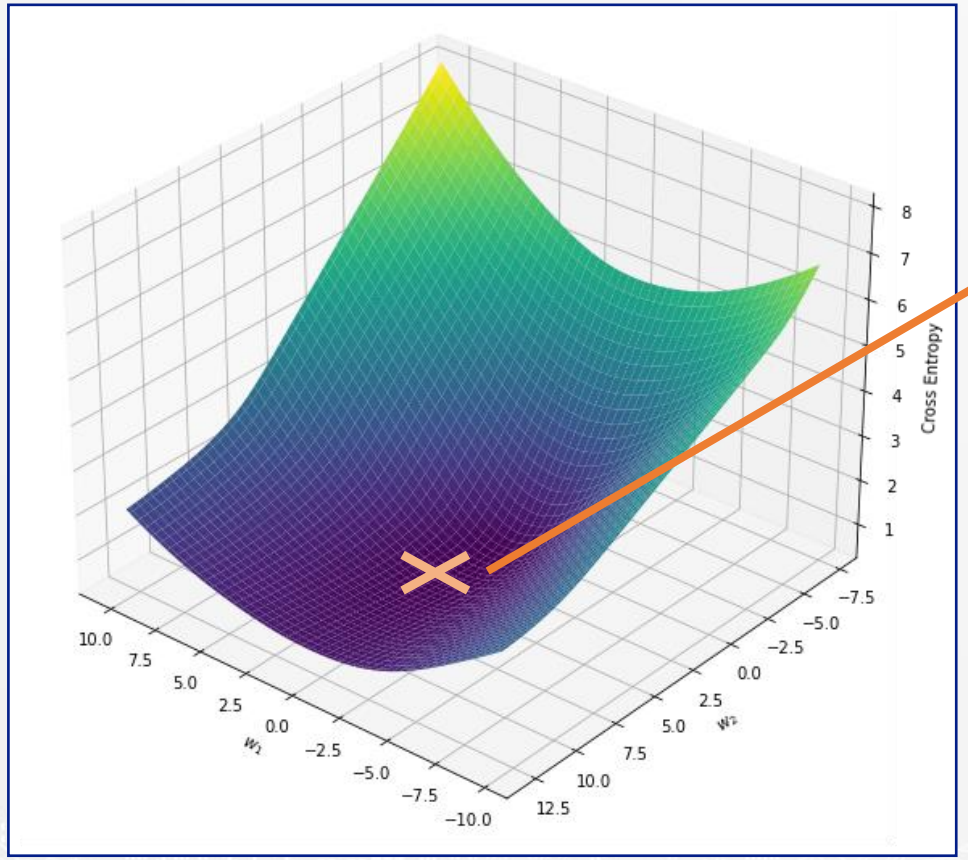
How to Create Model (Math)

- ☐ Problem with Least Squares Method
- ☐ Gradient Descent (Logistic Regression)
- ☐ Calculation Example

Problem with Least Squares Method

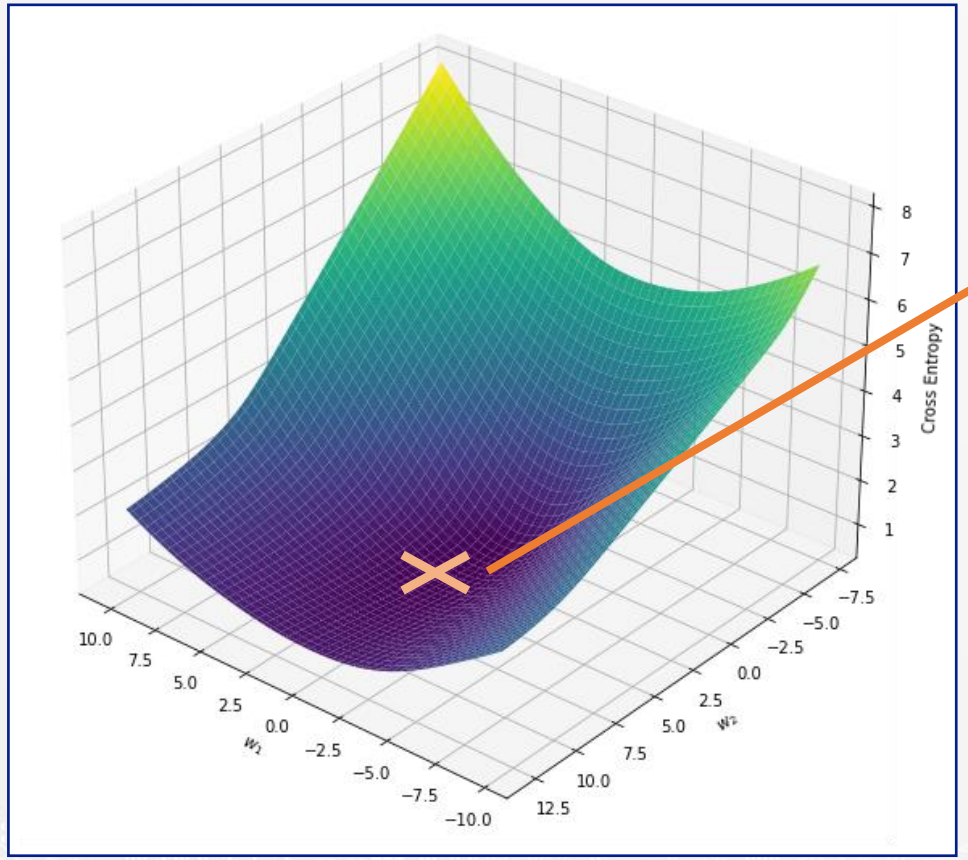
“ เราต้องการหา $w_0, w_1, w_2, \ldots, w_p$ ที่ทำให้ cost function ต่ำที่สุด ”

Problem with Least Squares Method



$$\nabla Cost = 0$$

Problem with Least Squares Method



Least Squares Method

Problem with Least Squares Method

การที่ logistic regression ไม่มี closed form solution เป็นผลเนื่องมาจาก w ที่ติดอยู่กับ z อยู่ในรูปของเลขชี้กำลัง ไม่สามารถดึงลงมาเพื่อแก้สมการได้

$$X_b^T \hat{\mathbf{y}} = X_b^T \mathbf{y}$$

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-z_1}} \\ \vdots \\ \frac{1}{1+e^{-z_n}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_{1,1}+w_2x_{1,2}+\cdots+w_px_{1,p})}} \\ \vdots \\ \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_{n,1}+w_2x_{n,2}+\cdots+w_px_{n,p})}} \end{bmatrix}$$

Problem with Least Squares Method

Note : Linear Regression

$$X_b^T \hat{\mathbf{y}} = X_b^T \mathbf{y}$$

$$X_b^T X_b \mathbf{w} = X_b^T \mathbf{y} \qquad (\because \mathbf{z} = X_b \mathbf{w})$$

$$\mathbf{w} = \left(X_b^T X_b\right)^{-1} X_b^T \mathbf{y}$$

Problem with Least Squares Method

Q : แล้วมีวิธีอื่นในการหาคำตอบไหม ?

Problem with Least Squares Method

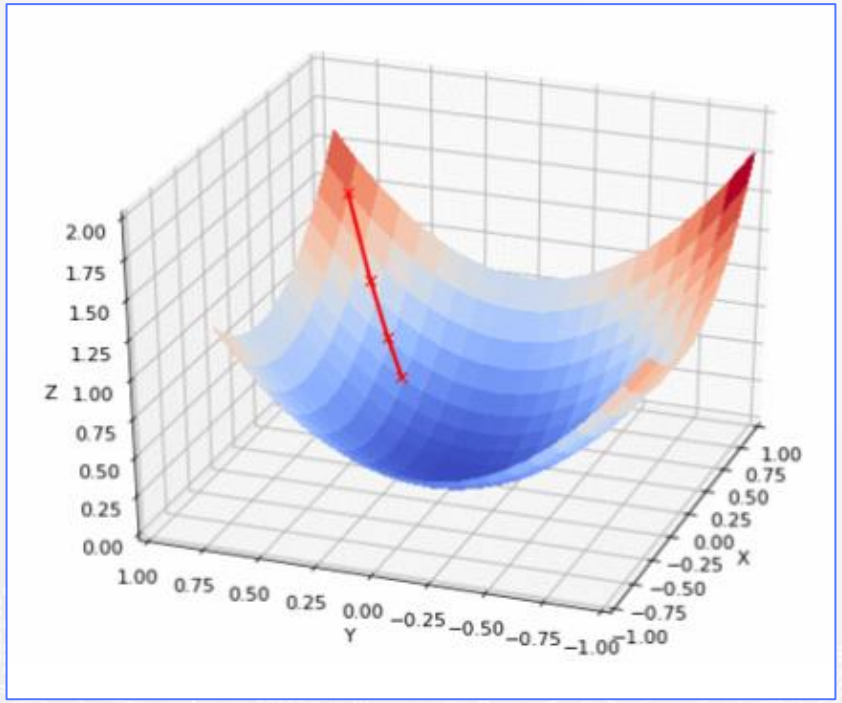
A : มี และวิธีการนั้นมีชื่อว่า
Gradient Descent

How to Create Model (Math)

- ☑ **Problem with Least Squares Method**
- ☐ Gradient Descent (Logistic Regression)
- ☐ Calculation Example

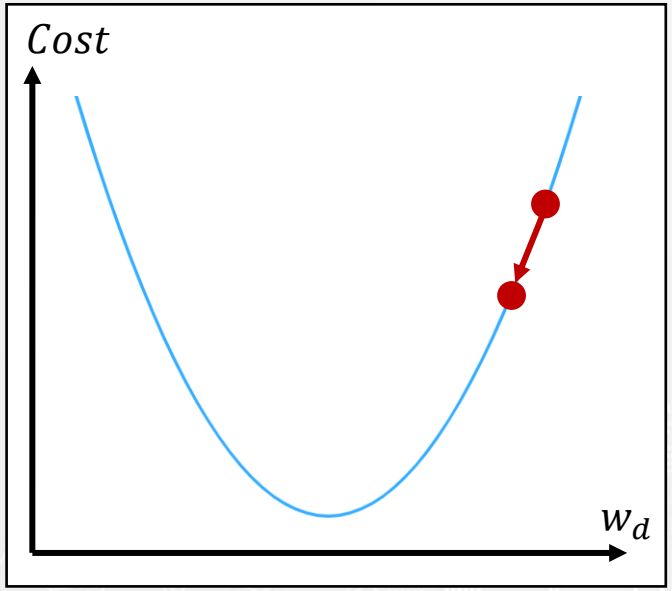
Gradient Descent (Logistic Regression)

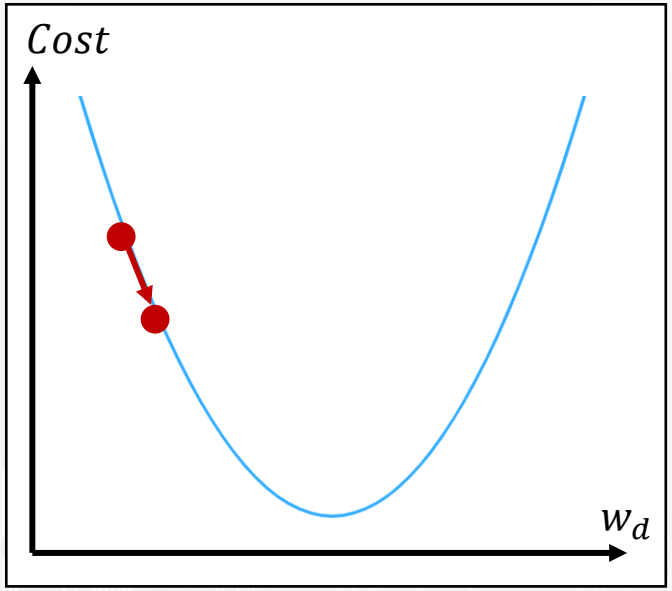
“ Gradient Descent ”



Gradient Descent (Logistic Regression)

" Gradient Descent "





Gradient Descent (Logistic Regression)

Logic of Gradient Descent

1. ถ้าความชันเป็น + → ลดค่า w_d
2. ถ้าความชันเป็น − → เพิ่มค่า w_d

Gradient Descent (Logistic Regression)

Equation of Gradient Descent

$$w_d = w_d - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_d}$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ w_d (> 0)

Gradient Descent (Logistic Regression)

เมื่อพิจารณาในทุกมิติพร้อมกัน จะได้ว่า

$$w_0 = w_0 - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_0}$$

$$w_1 = w_1 - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_1}$$

$$\vdots$$

$$w_p = w_p - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_p}$$

Gradient Descent (Logistic Regression)

เมื่อพิจารณาในทุกมิติพร้อมกัน จะได้ว่า

$$\begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix} - \alpha \begin{bmatrix} \frac{\partial Cost}{\partial w_0} \\ \frac{\partial Cost}{\partial w_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial Cost}{\partial w_p} \end{bmatrix}$$

Gradient Descent (Logistic Regression)

Equation of Gradient Descent

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} - \alpha \nabla Cost$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ w

Gradient Descent (Logistic Regression)

Equation of Gradient Descent for Logistic Regression

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \frac{\alpha}{n} X_b^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ $\mathbf{w}$

Gradient Descent (Logistic Regression)

Derivation of Gradient Descent
for Logistic Regression

Open File
Derive_GD_LoR.pdf

Gradient Descent (Logistic Regression)

Note

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \frac{\alpha}{n} X_b^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

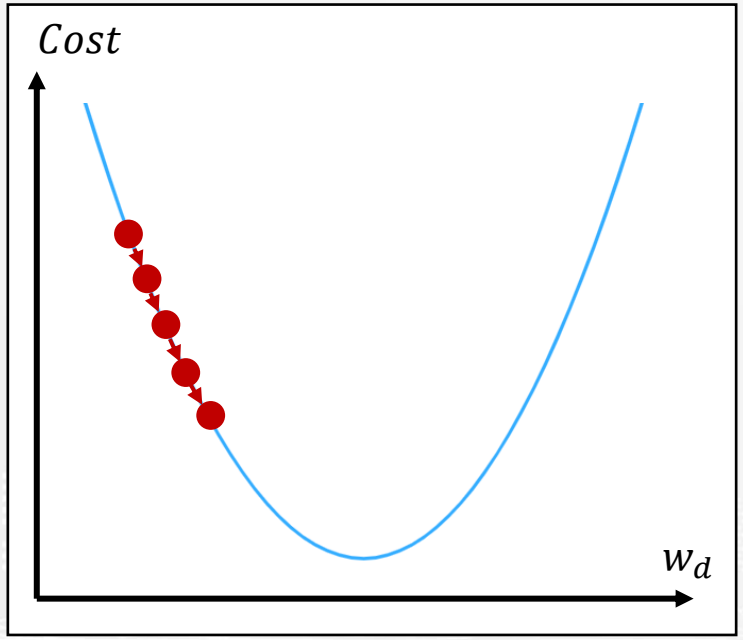
โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ w

Gradient Descent (Logistic Regression)

Note

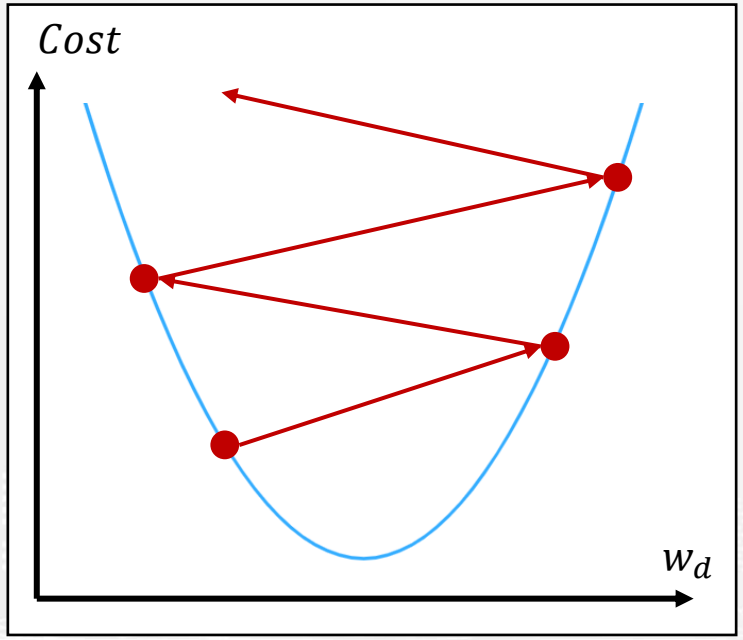
ถ้า α มีค่าน้อยเกินไป : GD จะลู่เข้าสู่คำตอบช้า



Gradient Descent (Logistic Regression)

Note

ถ้า α มีค่ามากเกินไป : GD จะลู่ออกจากคำตอบ (overflow)



How to Create Model (Math)

- ☑ **Problem with Least Squares Method**
- ☑ **Gradient Descent (Logistic Regression)**
- ☐ Calculation Example

Calculation Example

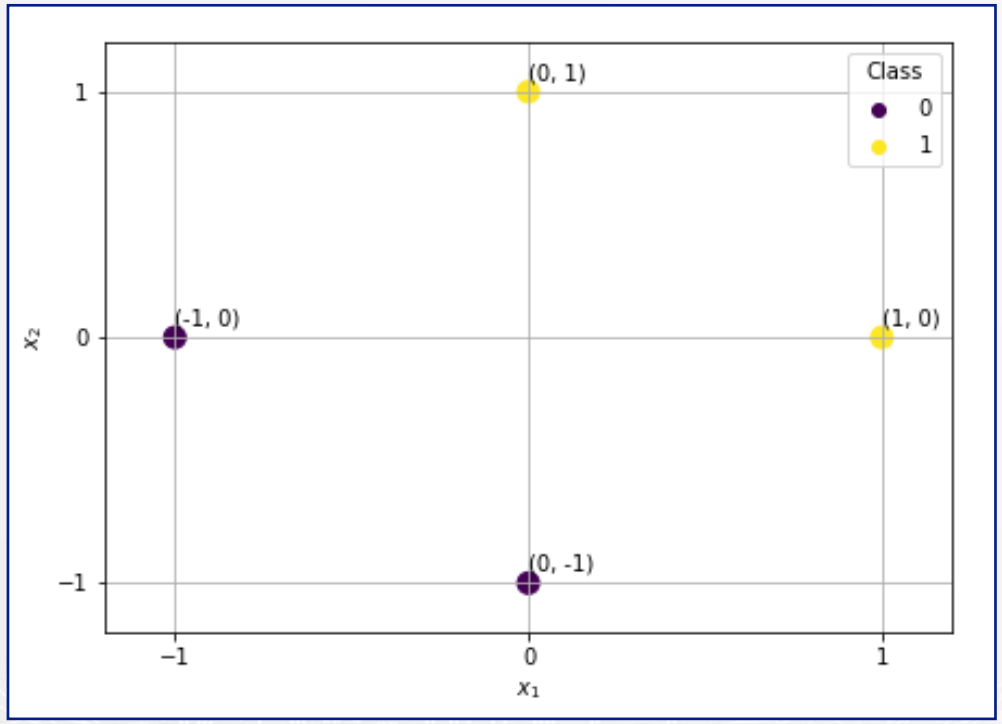
ตัวอย่างการคำนวณ w สำหรับ logistic regression ด้วย gradient descent

x_1	x_2	y
0	1	1
1	0	1
-1	0	0
0	-1	0

ตารางแสดง dataset

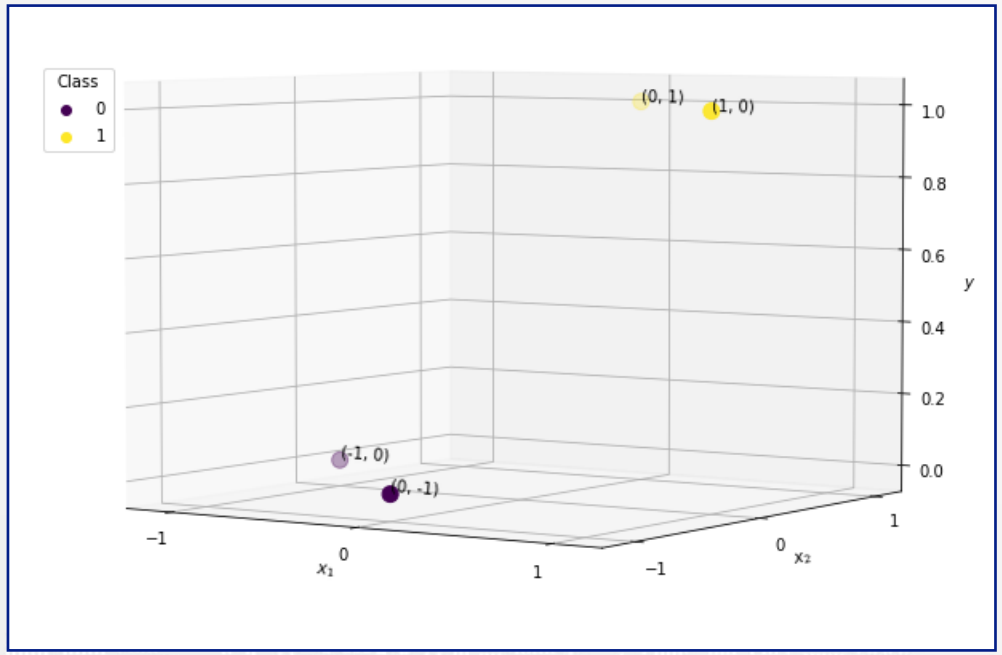
Calculation Example

- จากข้อมูลใน dataset เราสามารถวาดกราฟ 2 มิติ ได้ดังนี้



Calculation Example

- จากข้อมูลใน dataset เราสามารถวาดกราฟ 3 มิติ ได้ดังนี้



Calculation Example

ขั้นตอนในการคำนวณ gradient descent

1. สุ่ม w เริ่มต้น
2. กำหนดจำนวนรอบที่จะ update w (epoch)
3. กำหนดค่า α
4. For loop เพื่อ update w
    a) คำนวณ z
    b) คำนวณ $\hat{y}$
    c) คำนวณ w

Calculation Example

1. สุ่ม w เริ่มต้น

$$\text{สมมติให้สุ่ม } \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

2. กำหนดจำนวนรอบที่จะ update w (epoch)

กำหนดให้ epoch $= 3$

Calculation Example

3. กำหนดค่า α

กำหนดให้ $\alpha = 5$

Calculation Example

4. Update w

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \frac{\alpha}{n} X_b^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ w

Calculation Example

จากข้อมูลใน dataset เราสามารถเขียน X, y และ X_b ได้ดังต่อไปนี้

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \; y = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \text{ และ } X_b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ z

epoch = 1

$$\mathbf{z} = X_b\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ $\hat{y}$

epoch = 1

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-z_1}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_2}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_3}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_4}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-1}} \\ \frac{1}{1+e^{0}} \\ \frac{1}{1+e^{0}} \\ \frac{1}{1+e^{1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.731 \\ 0.5 \\ 0.5 \\ 0.269 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ w

epoch = 1

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \frac{\alpha}{n} X_b^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} + \frac{5}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.731 \\ 0.5 \\ 0.5 \\ 0.269 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.25 \\ 1.672 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ z

epoch = 2

$$\mathbf{z} = X_b\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1.25 \\ 1.672 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.672 \\ 1.25 \\ -1.25 \\ -1.672 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ $\hat{y}$

epoch = 2

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-z_1}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_2}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_3}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_4}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-1.672}} \\ \frac{1}{1+e^{-1.25}} \\ \frac{1}{1+e^{1.25}} \\ \frac{1}{1+e^{1.672}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.842 \\ 0.777 \\ 0.222 \\ 0.158 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ w

epoch = 2

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \frac{\alpha}{n} X_b^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 1.25 \\ 1.672 \end{bmatrix} + \frac{5}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.842 \\ 0.777 \\ 0.222 \\ 0.158 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.807 \\ 2.068 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ z

epoch = 3

$$\mathbf{z} = X_b\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1.807 \\ 2.068 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.068 \\ 1.807 \\ -1.807 \\ -2.068 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update w : คำนวณ $\hat{y}$

epoch = 3

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-z_1}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_2}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_3}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_4}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-2.068}} \\ \frac{1}{1+e^{-1.807}} \\ \frac{1}{1+e^{1.807}} \\ \frac{1}{1+e^{2.068}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.888 \\ 0.859 \\ 0.141 \\ 0.112 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

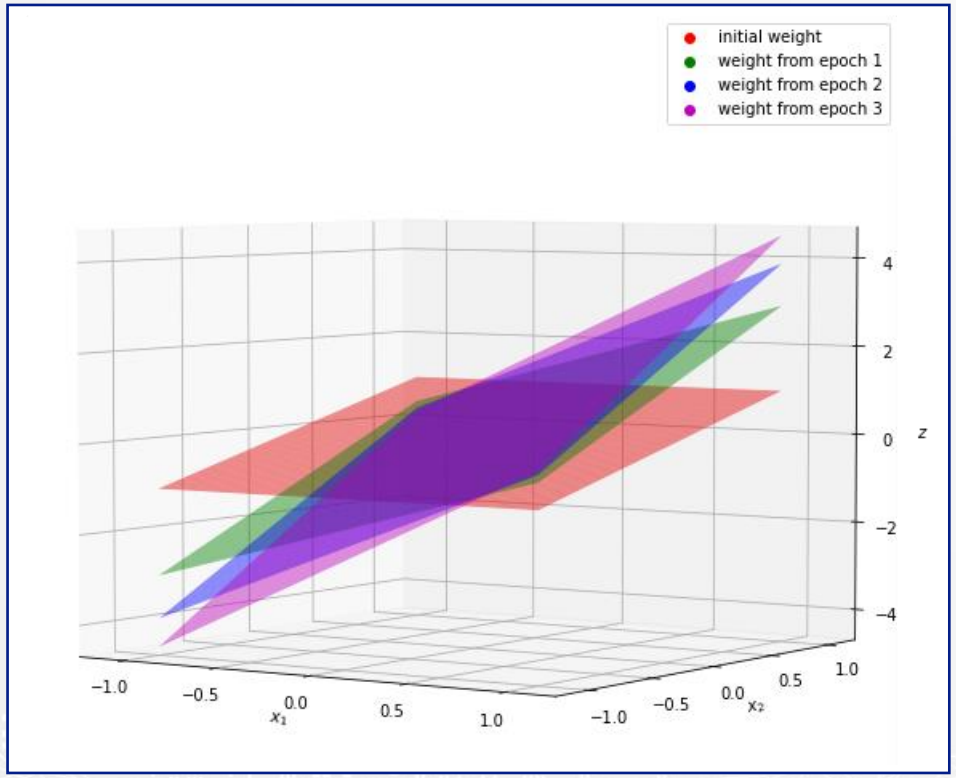
4. Update w : คำนวณ w

epoch = 3

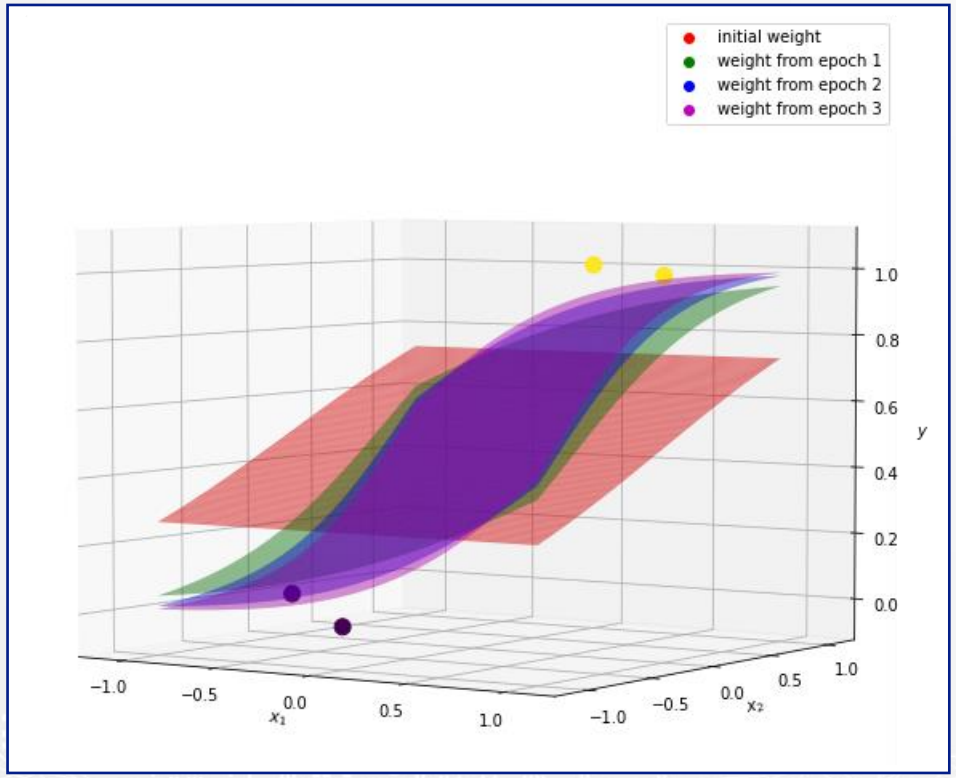
$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \frac{\alpha}{n} X_b^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 1.807 \\ 2.068 \end{bmatrix} + \frac{5}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.888 \\ 0.859 \\ 0.141 \\ 0.112 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0 \\ 2.159 \\ 2.348 \end{bmatrix}$$

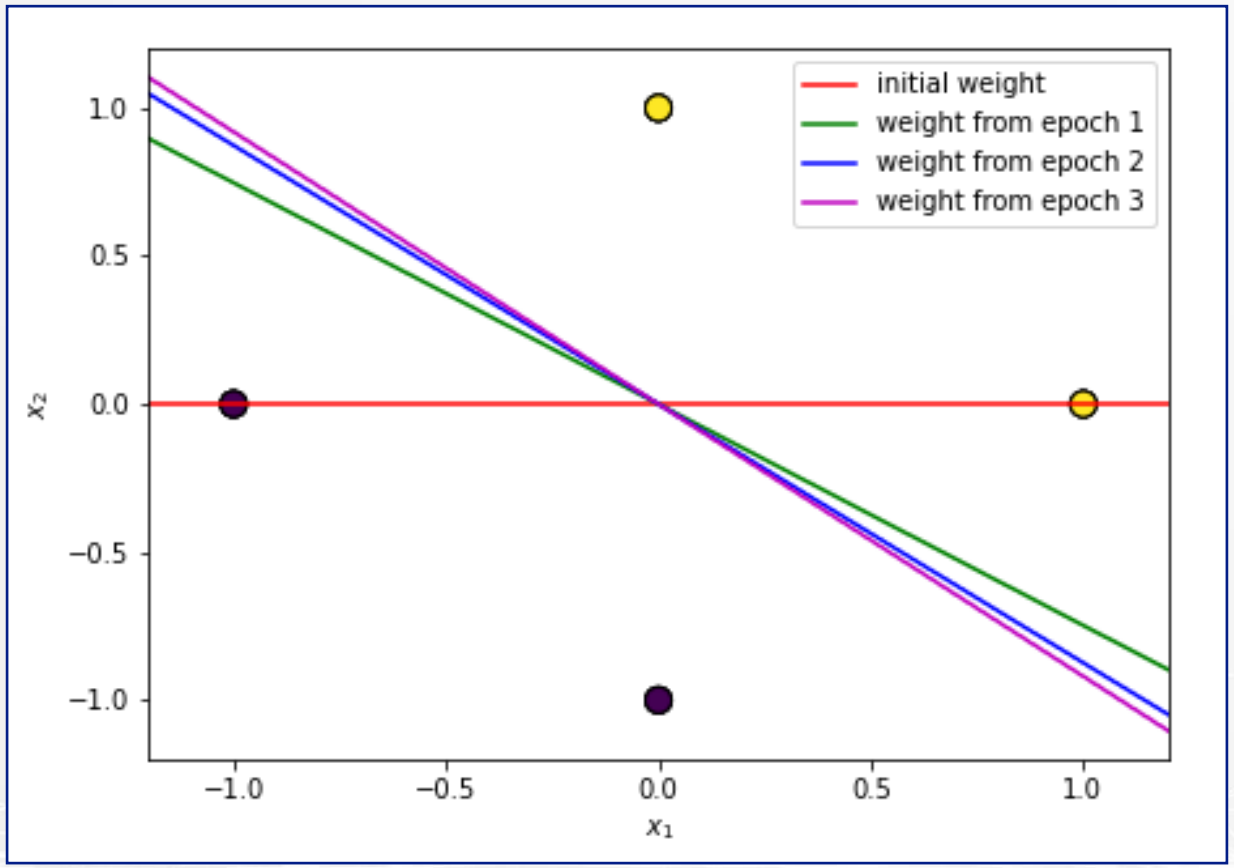
Calculation Example



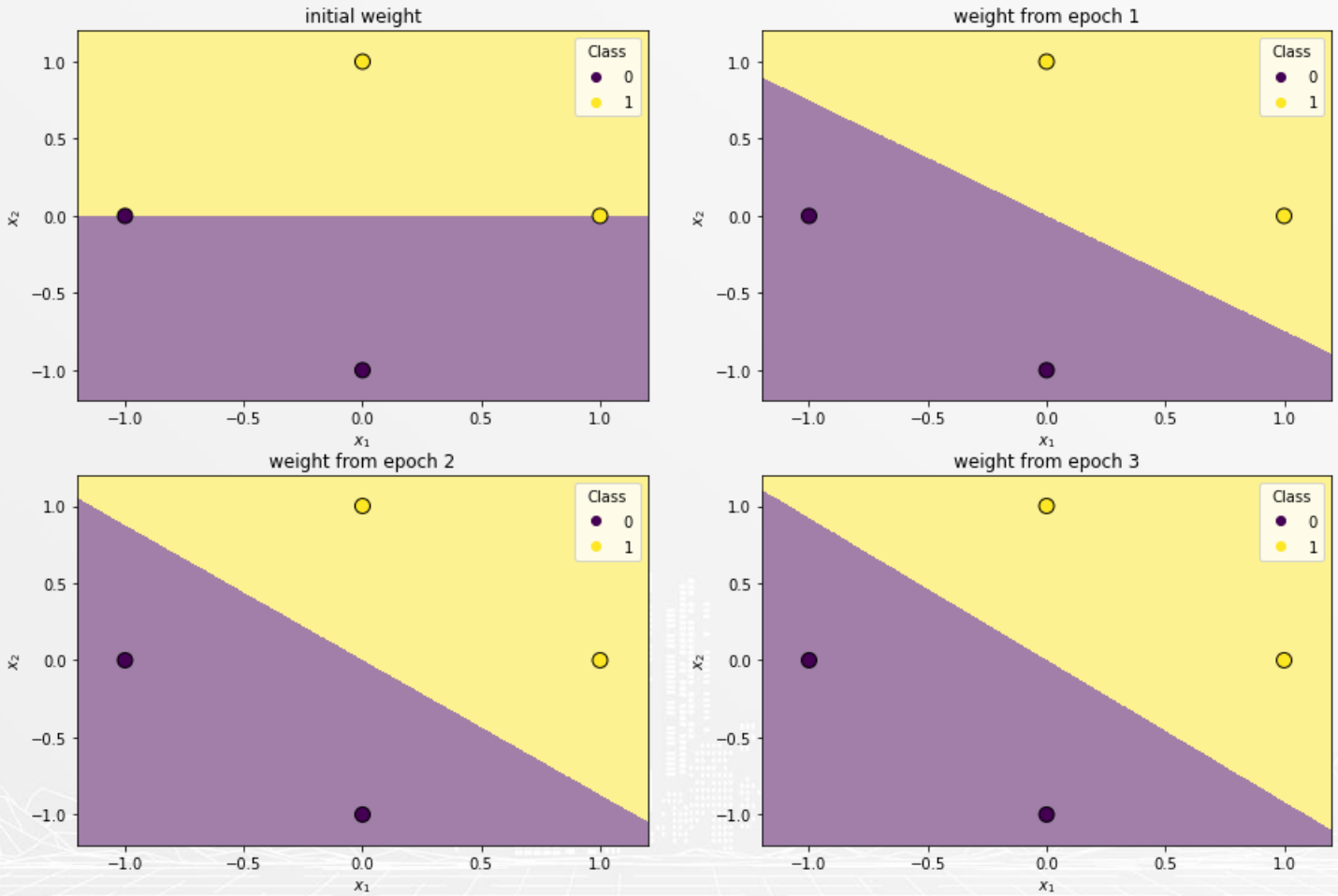
Calculation Example



Calculation Example



Calculation Example



Calculation Example

Exercise of Logistic Regression (Binary)

Open File
Exercise_LoR_(Binary).pdf

How to Create Model (Math)

- ☑ Problem with Least Squares Method
- ☑ Gradient Descent (Logistic Regression)
- ☑ Calculation Example

Model

- Assumption ✓
- Real Face of the Model ✓
- Cost Function and Cost Landscape ✓
- How to Create Model (Math) ✓
- How to Create Model (Code)

How to Create Model (Code)

ตัวอย่าง code สำหรับคำนวณ w

x_1	x_2	y
0	1	1
1	0	1
−1	0	0
0	−1	0

ตารางแสดง dataset

How to Create Model (Code)

- Code สำหรับสร้าง model จากข้อมูลของเราโดยที่

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ และ } \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

```
clf = LogisticRegression(penalty='none')
clf.fit(X, y)
```

```
LogisticRegression(penalty='none')
```

How to Create Model (Code)

- ค่า w_0 ถูกเก็บไว้ใน attribute ชื่อ `intercept_`

```
clf.intercept_
```

```
array([0.])
```

How to Create Model (Code)

- ค่า $w_1, \ldots, w_p$ ถูกเก็บไว้ใน attribute ชื่อ coef_

```
clf.coef_
```

```
array([[10.52183855, 10.52183855]])
```

How to Create Model (Code)

ดังนั้น เราจะได้ $w_0 = 0, w_1 = 10.5218, w_2 = 10.5218$ ซึ่งสามารถเขียนเป็น model ของ logistic regression สำหรับข้อมูลชุดนี้ได้ดังนี้

$$z = 0 + 10.5218x_1 + 10.5218x_2$$

$$\hat{y} = \sigma(z)$$

How to Create Model (Code)

Code for this section

Open File

Model Creation (Binary).ipynb

How to Create Model (Code)

MATH

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix}$$

CODE

$$\texttt{intercept_} = w_0$$

$$\texttt{coef_} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix}$$

How to Create Model (Code)

MATH

1. สุ่ม w เริ่มต้น
2. กำหนดจำนวนรอบที่จะ update w (epoch)
3. กำหนดค่า α
4. for i in range(epoch):
   update w

CODE

```
clf = LogisticRegression(penalty='none')
clf.fit(X, y)
```

```
LogisticRegression(penalty='none')
```

```
clf.intercept_
```

```
array([0.])
```

```
clf.coef_
```

```
array([[10.52183855, 10.52183855]])
```

Model

- Assumption
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Logistic Regression (Binary Classification)

Prediction

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Prediction

Logistic regression คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล

$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_p x_p$$

$$\hat{y} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

โดยที่

- $\hat{y}$ คือ ตัวแปรตาม (predicted target)
- z คือ สมการเชิงเส้น (linear regression)
- $x_1, x_2, x_3, \ldots, x_p$ คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_0, w_1, w_2, \ldots, w_p$ คือ สัมประสิทธิ์ (coefficient)

Prediction

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix}$$

Prediction

1-Sample

Multi-Sample

Code

1-Sample

ตัวอย่างการคำนวณ $\hat{y}$

x_1	x_2
0	1.5

$\hat{y}$
?

1-Sample

สมมติว่า w ของปัญหานี้ที่เราหามาได้คือ

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 0 \\ 10.5218 \\ 10.5218 \end{bmatrix}$$

1-Sample

ซึ่งทำให้สามารถเขียนสมการ $\hat{y}$ ได้ดังต่อไปนี้

- $z = 0 + 10.5218x_1 + 10.5218x_2$

  $= 0 + 10.5218(0) + 10.5218(1.5)$

  $= 15.7827$

- $\hat{y} = \frac{1}{1+e^z} = \frac{1}{1+e^{15.7827}} = 0.99999986015 \approx 1$

1-Sample

ดังนั้น เราจะได้ $\hat{y}$ ของข้อมูลชุดนี้คือ

x_1	x_2
0	1.5

$\hat{y}$
1

Prediction

- **1-Sample** ✓
- Multi-Sample
- Code

Multi-Sample

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$		$\mathbf{z}$		$\hat{\mathbf{y}}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	→	z_1	→	$\hat{y}_1$
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	→	z_2	→	$\hat{y}_2$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{i,1}$	$x_{i,2}$	$\cdots$	$x_{i,p}$	→	z_i	→	$\hat{y}_i$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	→	z_n	→	$\hat{y}_n$

Multi-Sample

$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_p x_p \quad \rightarrow \quad \hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$z_1 = w_0 + w_1 x_{1,1} + w_2 x_{1,2} + \cdots + w_p x_{1,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_1 = \frac{1}{1 + e^{-z_1}}$$

$$z_2 = w_0 + w_1 x_{2,1} + w_2 x_{2,2} + \cdots + w_p x_{2,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_2 = \frac{1}{1 + e^{-z_2}}$$

$$\vdots \qquad \vdots \qquad \vdots$$

$$z_i = w_0 + w_1 x_{i,1} + w_2 x_{i,2} + \cdots + w_p x_{i,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}$$

$$\vdots \qquad \vdots \qquad \vdots$$

$$z_n = w_0 + w_1 x_{n,1} + w_2 x_{n,2} + \cdots + w_p x_{n,p} \quad \rightarrow \quad \hat{y}_n = \frac{1}{1 + e^{-z_n}}$$

Multi-Sample

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,p} \\ 1 & x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-z_1}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_2}} \\ \vdots \\ \frac{1}{1+e^{-z_n}} \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

$$\mathbf{z} = X_b\mathbf{w} \;\rightarrow\; \hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-z_1}} \\ \frac{1}{1+e^{-z_2}} \\ \vdots \\ \frac{1}{1+e^{-z_n}} \end{bmatrix}$$

โดยที่ $\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix}$, $X_b = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,p} \\ 1 & x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,p} \end{bmatrix}$, $\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix}$, $\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix}$

Multi-Sample

ตัวอย่างการคำนวณ $\hat{y}$

x_1	x_2
0	1.5
1.5	0
−1.5	0
0	−1.5

$\hat{y}$
?
?
?
?

Multi-Sample

- สมมติว่า w ของปัญหานี้ที่เราหามาได้คือ

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 0 \\ 10.5218 \\ 10.5218 \end{bmatrix}$$

- และจากข้อมูลใน dataset เราสามารถเขียน X_b ได้ดังต่อไปนี้

$$X_b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1.5 \\ 1 & 1.5 & 0 \\ 1 & -1.5 & 0 \\ 1 & 0 & -1.5 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

เราคำนวณค่า $\mathbf{z}$ ได้จาก $\mathbf{z} = X_b\mathbf{w}$

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1.5 \\ 1 & 1.5 & 0 \\ 1 & -1.5 & 0 \\ 1 & 0 & -1.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 10.5218 \\ 10.5218 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 15.7872 \\ 15.7872 \\ -15.7872 \\ -15.7872 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

จาก $\hat{y} = \frac{1}{1+e^{-z}}$ จะได้ว่า

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+e^{-15.7872}} \\ \frac{1}{1+e^{-15.7872}} \\ \frac{1}{1+e^{15.7872}} \\ \frac{1}{1+e^{15.7872}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.99 \\ 0.99 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

ดังนั้น เราจะได้ $\hat{y}$ สำหรับข้อมูลชุดนี้คือ

x_1	x_2
0	1.5
1.5	0
−1.5	0
0	−1.5

$\hat{y}$
0.99
0.99
0
0

Prediction

- 1-Sample ✓
- Multi-Sample ✓
- Code

Code

ตัวอย่าง code สำหรับหา $\hat{y}$

x_1	x_2
0	1.5
1.5	0
−1.5	0
0	−1.5

$\hat{y}$
?
?
?
?

Code

- Code สำหรับหา $\hat{y}$ จากข้อมูลของเราโดยที่ $X = \begin{bmatrix} 0 & 1.5 \\ 1.5 & 0 \\ -1.5 & 0 \\ 0 & -1.5 \end{bmatrix}$

```
clf.predict(X)
```

```
array([1, 1, 0, 0])
```

Code

- Code สำหรับหาค่า probability ของ sample ที่จะถูกพยากรณ์ในแต่ละ class

```
clf.predict_proba(X)
```

```
array([[1.39841254e-07, 9.99999860e-01],
       [1.39841254e-07, 9.99999860e-01],
       [9.99999860e-01, 1.39841254e-07],
       [9.99999860e-01, 1.39841254e-07]])
```

Code

ดังนั้น เราจะได้ $\hat{y}$ สำหรับข้อมูลชุดนี้คือ

x_1	x_2
0	1.5
1.5	0
-1.5	0
0	-1.5

$\hat{y}$
1
1
0
0

Code

Code for this section

Open File

Model Creation (Binary).ipynb

Code

MATH

$$\mathbf{z} = X_b \mathbf{w}$$

$$\mathbf{y} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

CODE

```
clf.predict(X)
```

```
array([1, 1, 0, 0])
```

Prediction

1-Sample

Multi-Sample

Code

Logistic Regression (Binary Classification)

Improvement

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Improvement

Imbalanced class

Regularization

Imbalanced class

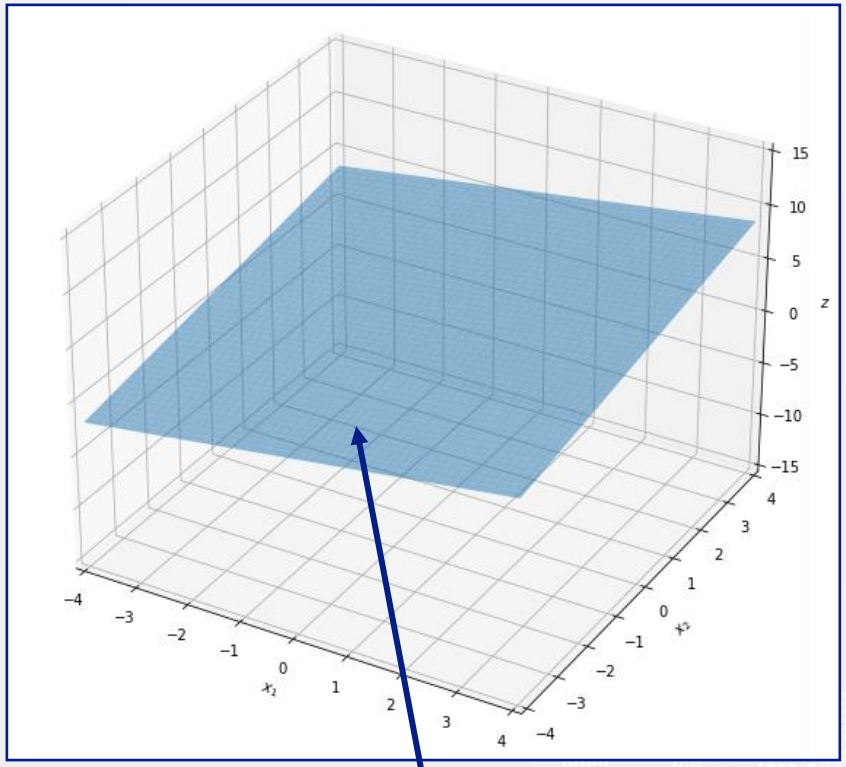
- ☐ Problem with Imbalanced Class
- ☐ Solution

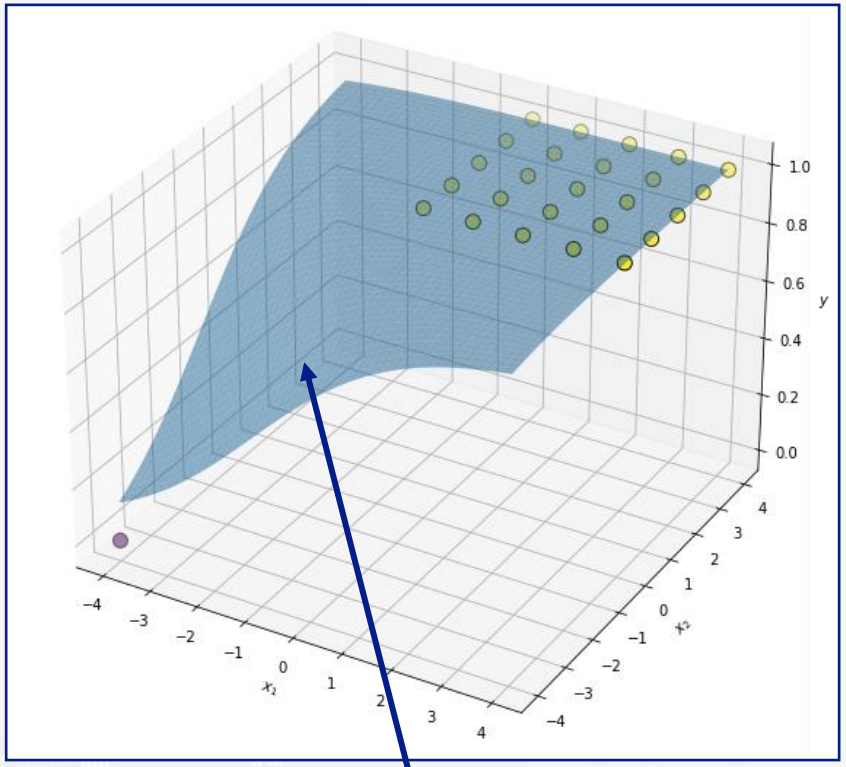
Problem with Imbalanced Class

x_1	x_2	y
0	0	1
0	1	1
0	2	1
0	3	1
0	4	1
1	0	1
1	1	1
1	2	1
1	3	1
1	4	1
2	0	1
2	1	1
2	2	1

x_1	x_2	y
2	3	1
2	4	1
3	0	1
3	1	1
3	2	1
3	3	1
3	4	1
4	0	1
4	1	1
4	2	1
4	3	1
4	4	1
−4	−4	0

Problem with Imbalanced Class

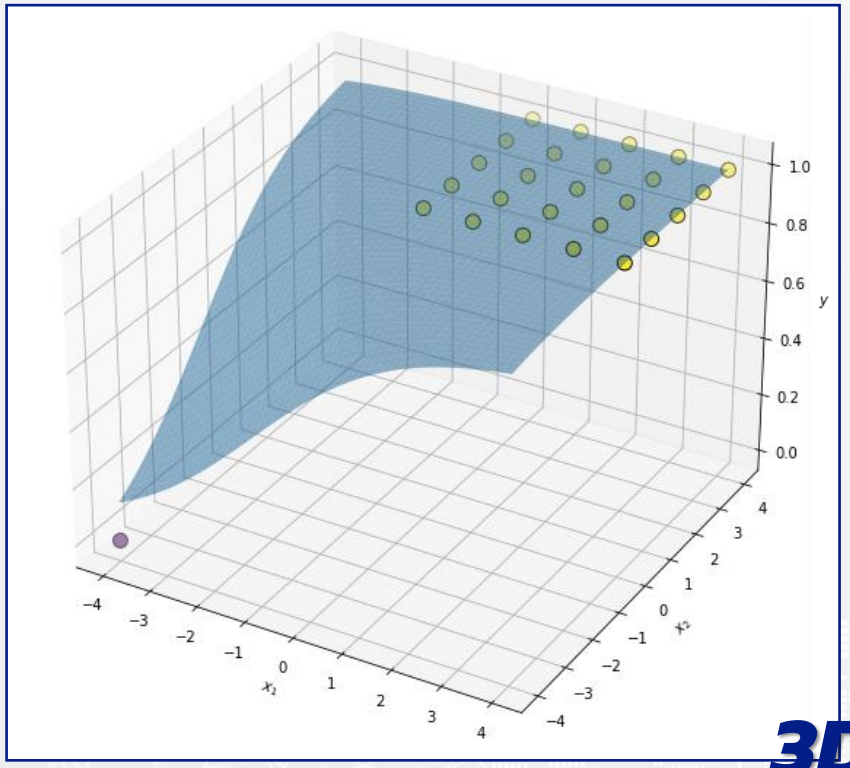




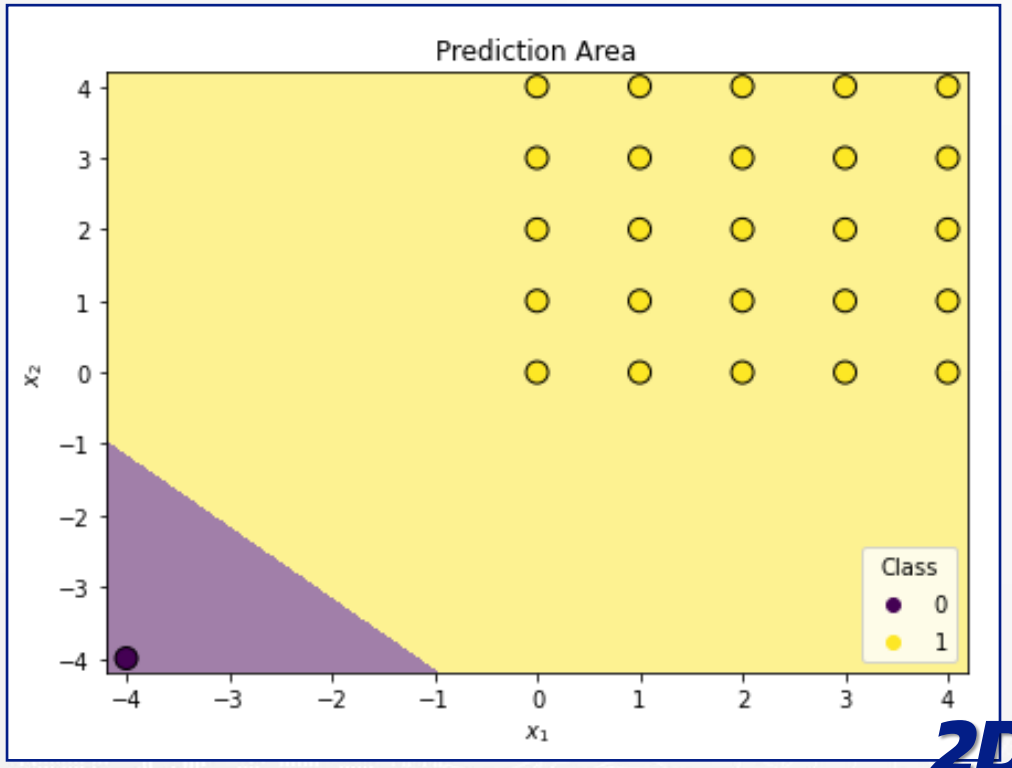
$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

$$\hat{y} = \sigma(z)$$

Problem with Imbalanced Class

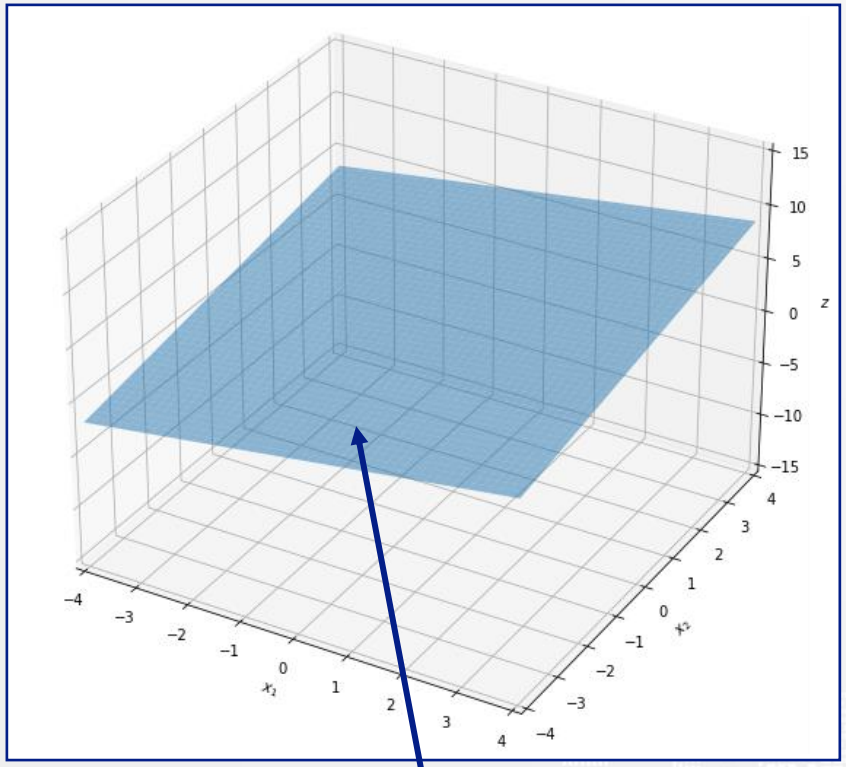


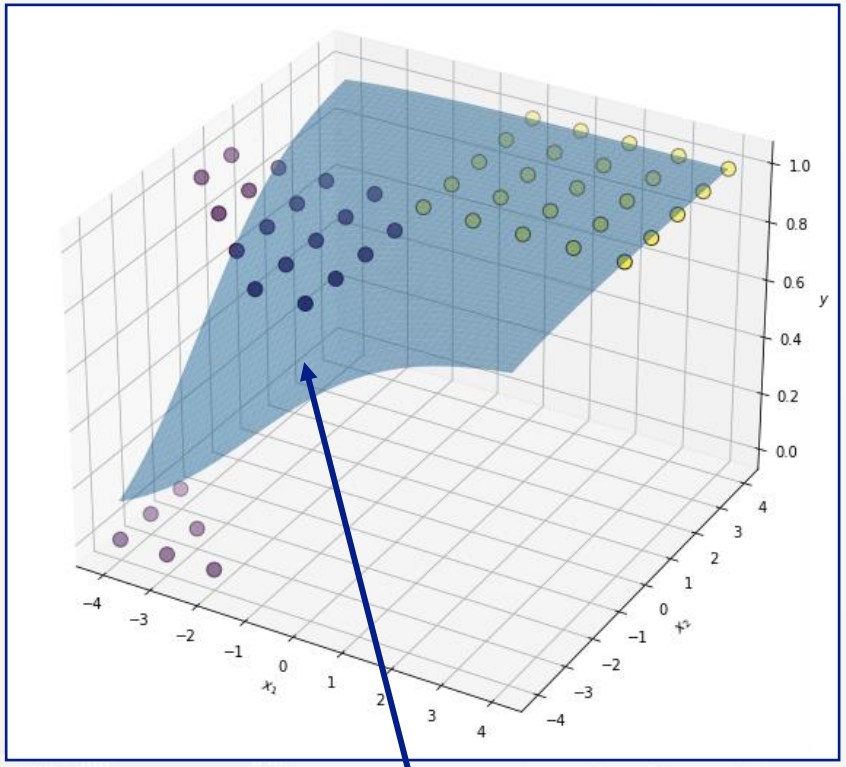
3D



2D

Problem with Imbalanced Class

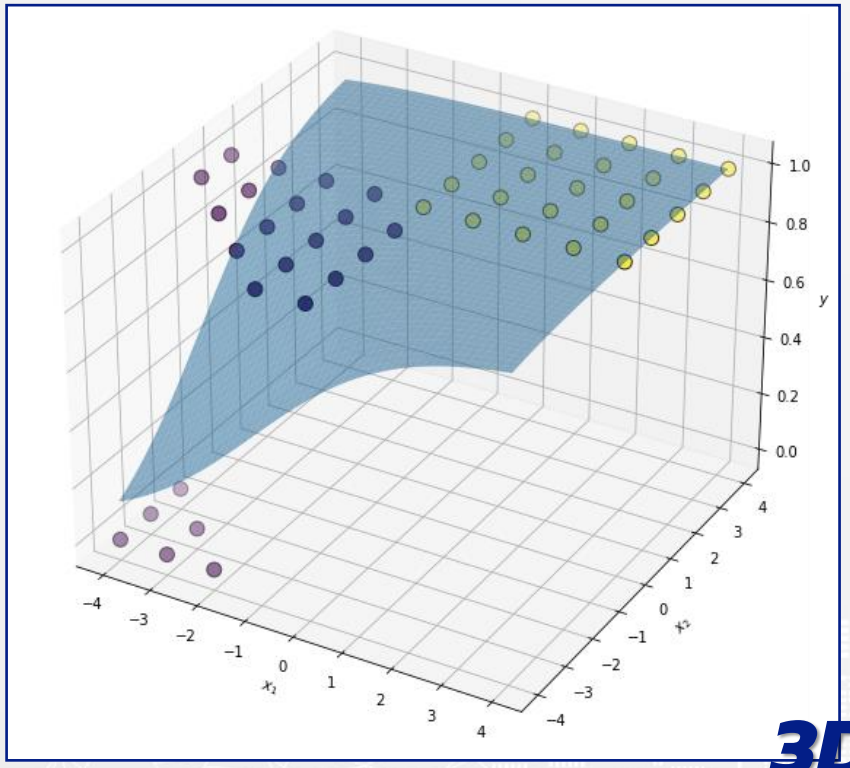




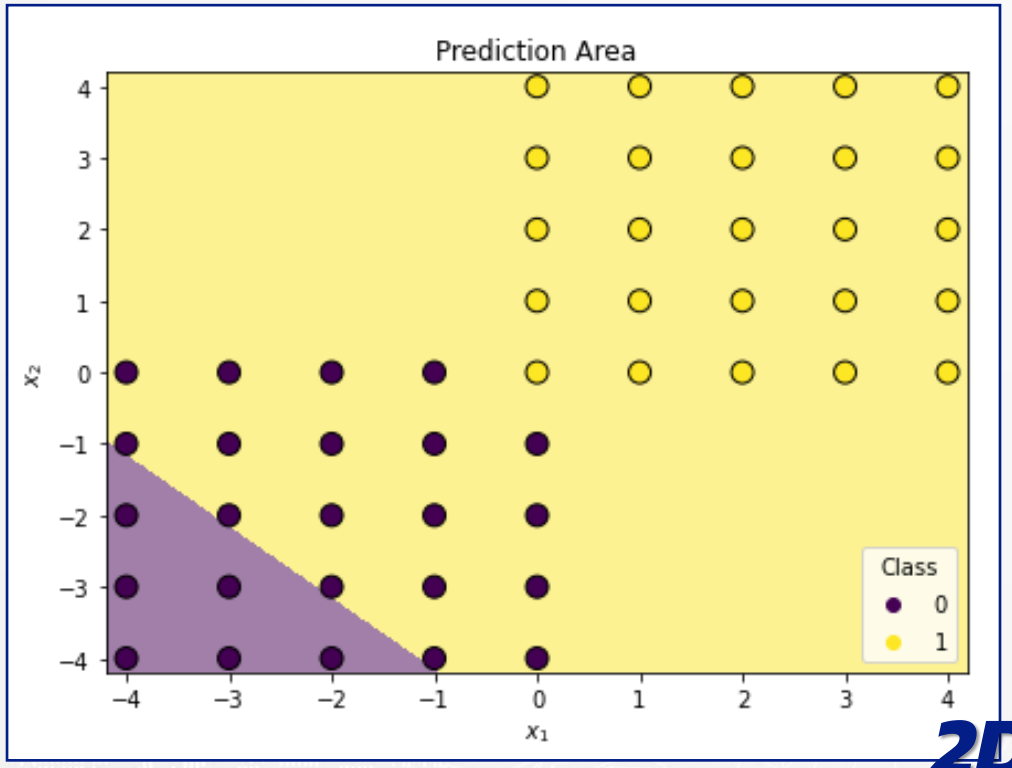
$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

$$\hat{y} = \sigma(z)$$

Problem with Imbalanced Class

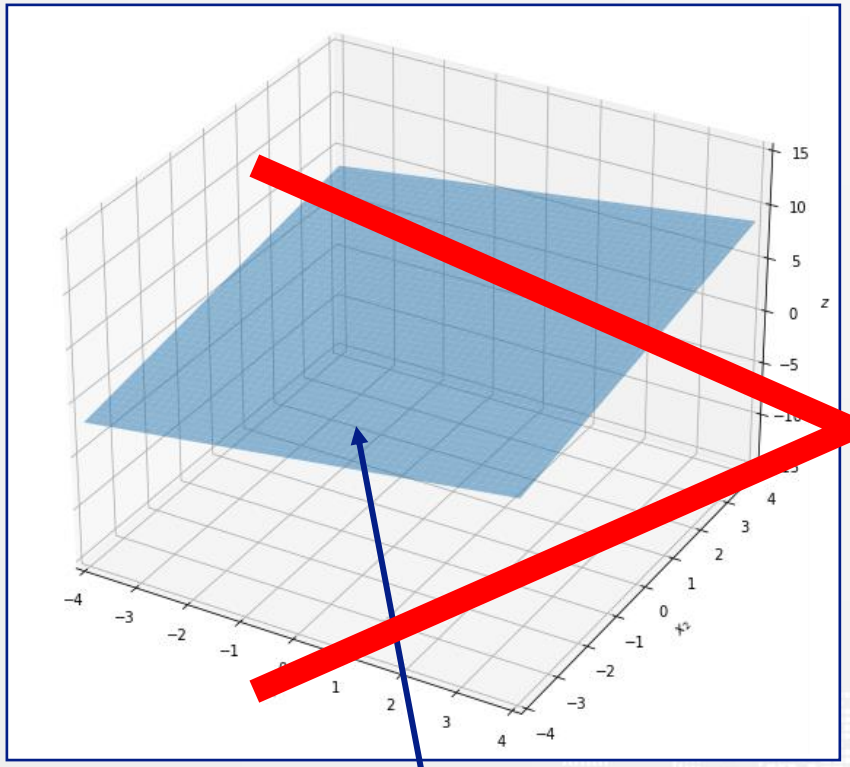


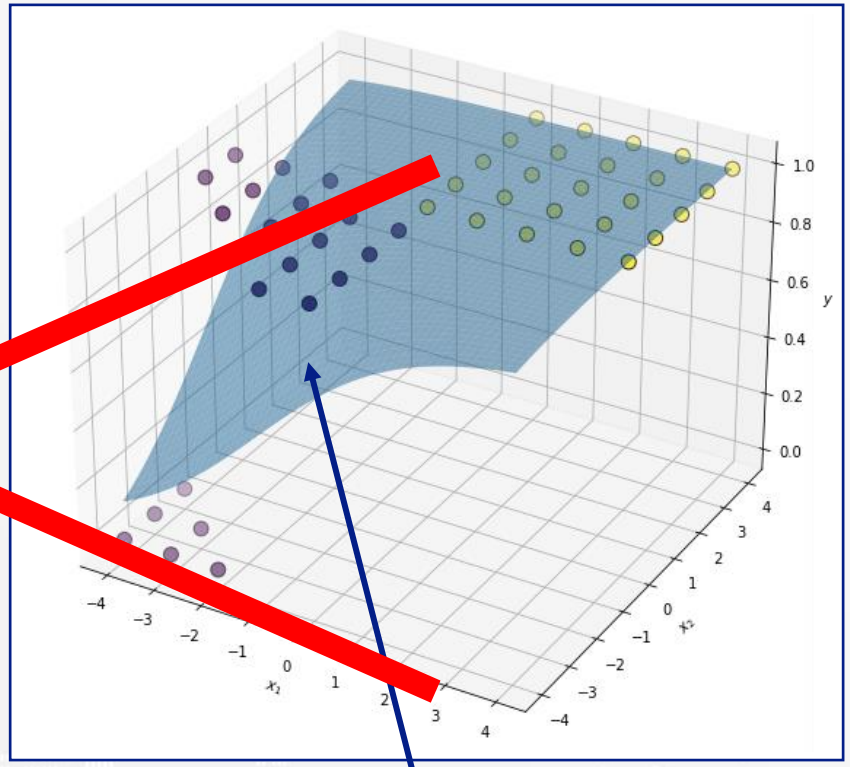
3D



2D

Problem with Imbalanced Class

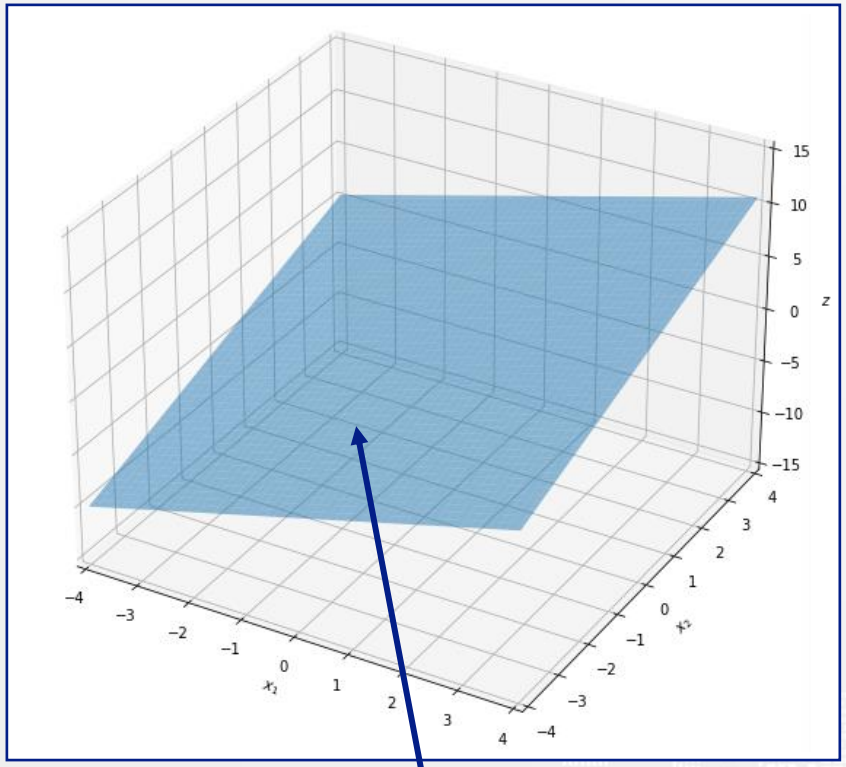


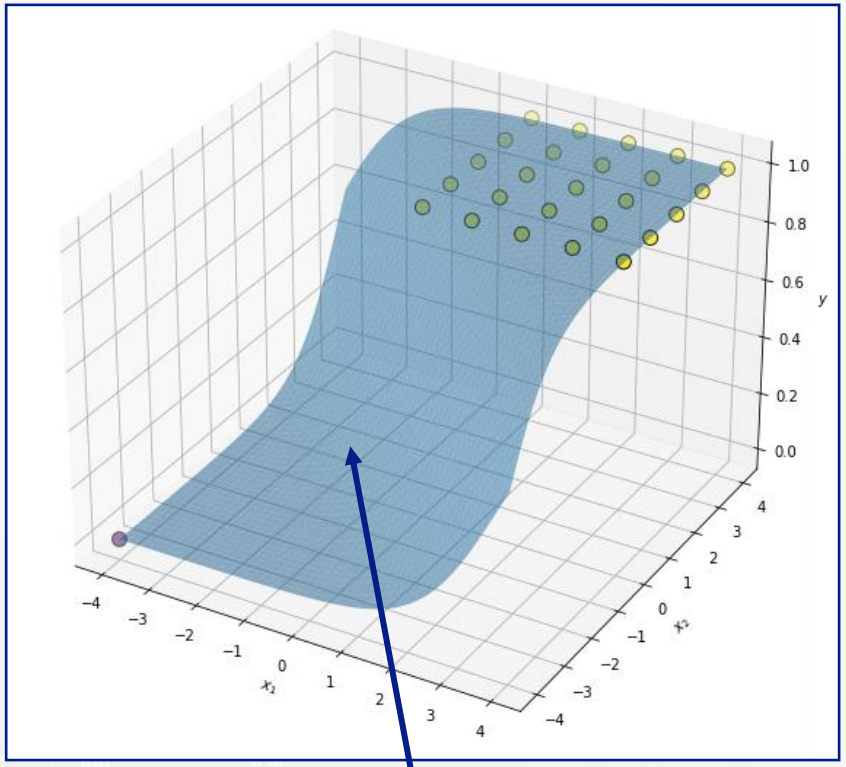


$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

$$\hat{y} = \sigma(z)$$

Problem with Imbalanced Class

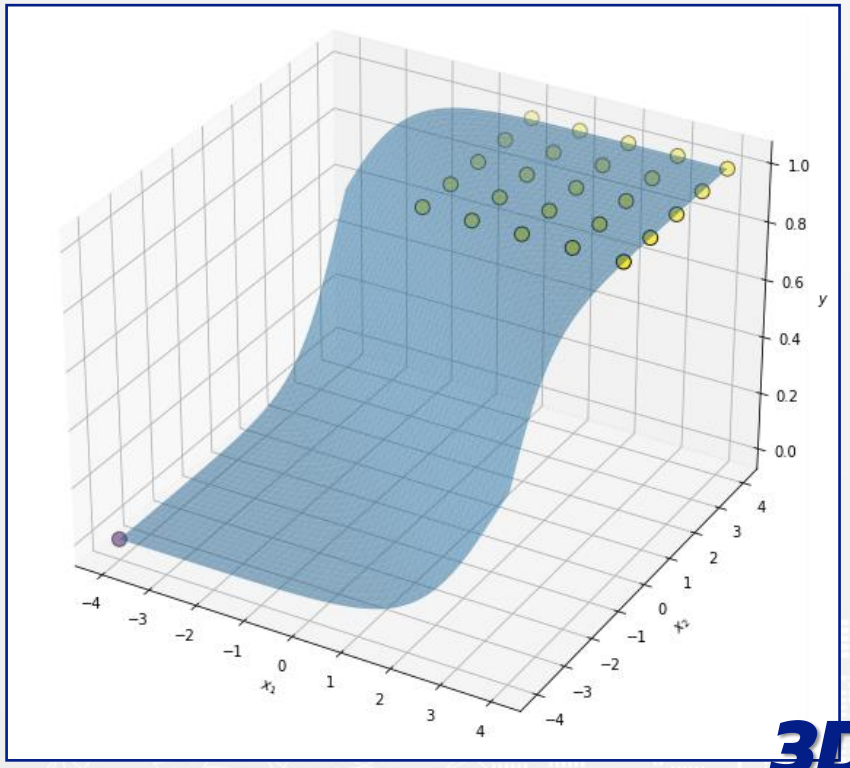




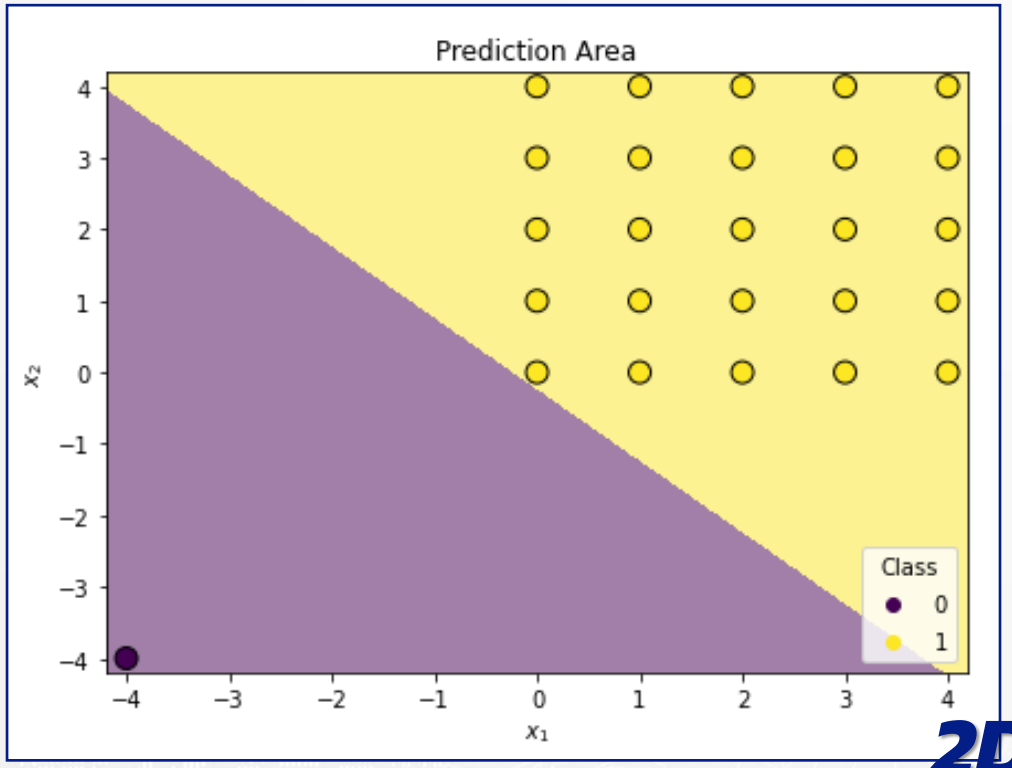
$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

$$\hat{y} = \sigma(z)$$

Problem with Imbalanced Class

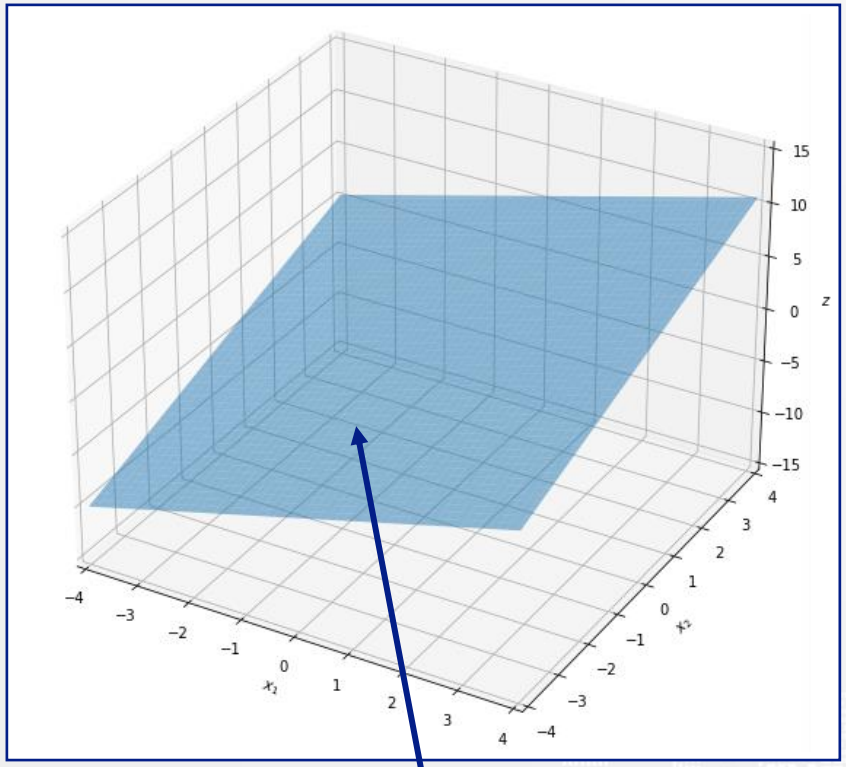


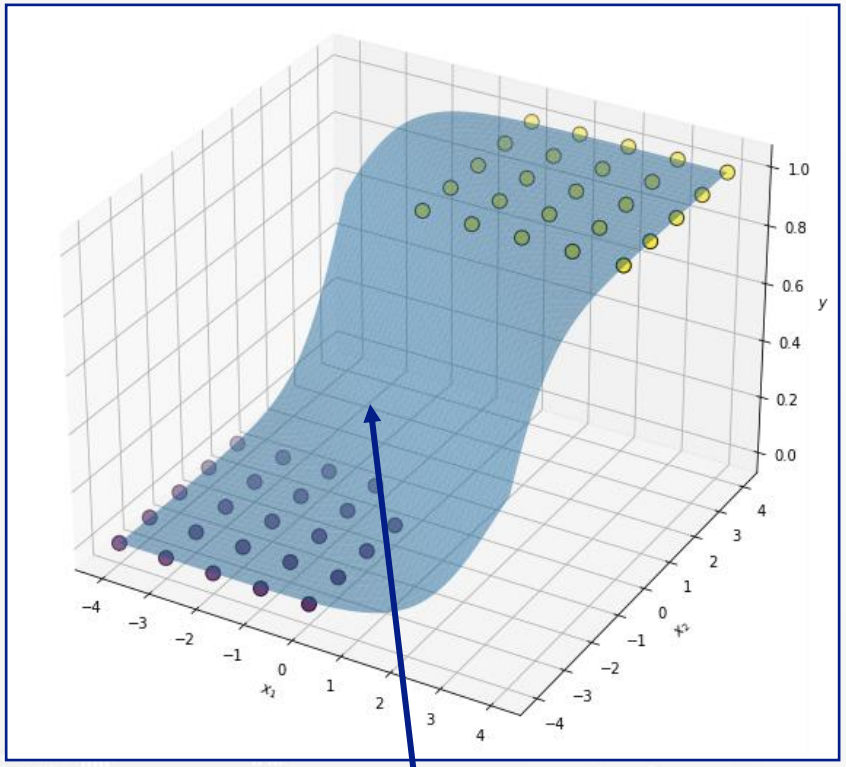
3D



2D

Problem with Imbalanced Class

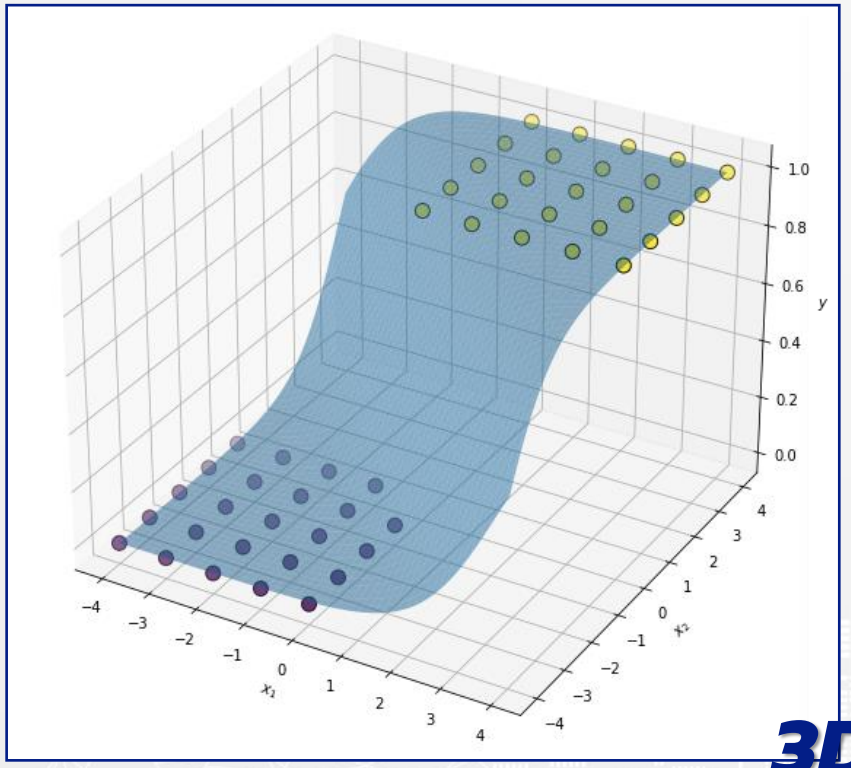




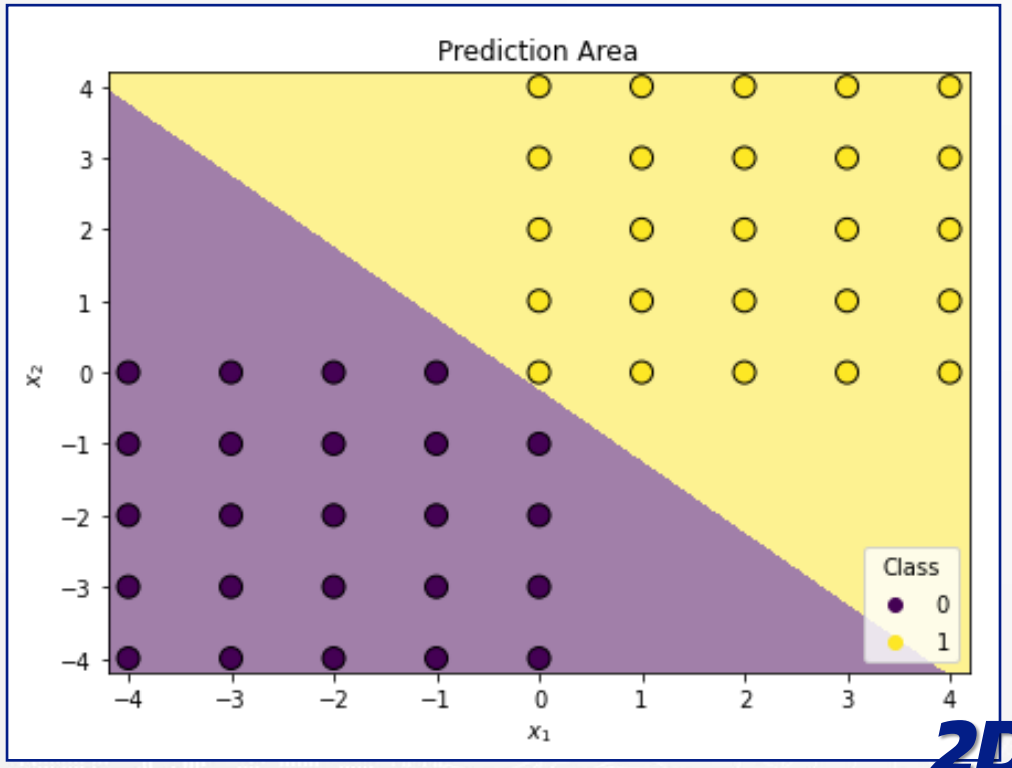
$$z = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

$$\hat{y} = \sigma(z)$$

Problem with Imbalanced Class



3D



2D

Imbalanced class

- ☑ **Problem with Imbalanced Class**
- ☐ Solution

Solution

Bootstrapping

SMOTE

ADASYN

Balanced
Class Weight

Solution

Bootstrapping

SMOTE

ADASYN

Balanced
Class Weight

Solution

หลักการทำงานของวิธี balanced class weight ก็คือ
เราจะให้ความสำคัญกับแต่ละ class อย่างเท่าเทียมกัน

Solution

x_1	x_2	y	
0	0	1	2%
0	1	1	2%
0	2	1	2%
0	3	1	2%
0	4	1	2%
1	0	1	2%
1	1	1	2%
1	2	1	2%
1	3	1	2%
1	4	1	2%
2	0	1	2%
2	1	1	2%
2	2	1	2%

x_1	x_2	y	
2	3	1	2%
2	4	1	2%
3	0	1	2%
3	1	1	2%
3	2	1	2%
3	3	1	2%
3	4	1	2%
4	0	1	2%
4	1	1	2%
4	2	1	2%
4	3	1	2%
4	4	1	2%
−4	−4	0	50%

Solution

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} - \frac{\alpha}{n} X_b^T \left((\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \cdot \begin{bmatrix} 0.02 \\ 0.02 \\ \vdots \\ 0.02 \\ 0.5 \end{bmatrix} \right)$$

Solution

```
clf = LogisticRegression(penalty='none', class_weight='balanced')
clf.fit(X, y)
```

Imbalanced class

- ☑ **Problem with Imbalanced Class**
- ☑ **Solution**

Improvement

Imbalanced class ✓

Regularization

Regularization

อ้างอิงจากงานวิจัยงานวิจัยของ Linear regression ในปี 1970 นักคณิตศาสตร์ค้นพบว่า “ การใส่ $\lambda > 0$ จะทำให้ error ของ model ลดลงกว่าการไม่ใส่ λ ($\lambda = 0$) ”

**ยกเว้น $y = \hat{y}$ (model ไม่มี error)

Regularization

และเนื่องจาก logistic regression ถูกสร้างขึ้นจาก linear regression

Regularization

สำหรับ logistic regression “ การใส่ $\lambda > 0$ จะทำให้ error ของ model ลดลงกว่าการไม่ใส่ λ ($\lambda = 0$) ”

Regularization

L2 Regularization

L1 Regularization

Elastic Net

Regularization

L2 Regularization

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
```

```
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l2', Cs=alphas, cv=5)
clf.fit(X, y)
```

Regularization

L1 Regularization

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
```

```
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l1', solver='saga', Cs=alphas, cv=5)
clf.fit(X, y)
```

Regularization

Elastic Net

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
l1_ratios = [0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 0.7, 0.9, 0.95, 0.99, 1]
```

```
clf = LogisticRegressionCV(penalty='elasticnet', solver='saga',
                           l1_ratios=l1_ratios, Cs=alphas, cv=5)
clf.fit(X, y)
```

Regularization

Code for this section

Open File

Regularization (Binary).ipynb

Improvement

- Imbalanced class ✓
- Regularization ✓

Logistic Regression (Binary Classification)

DL102 : Logistic Regression

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

LOGISTIC REGRESSION - WORKSHOP

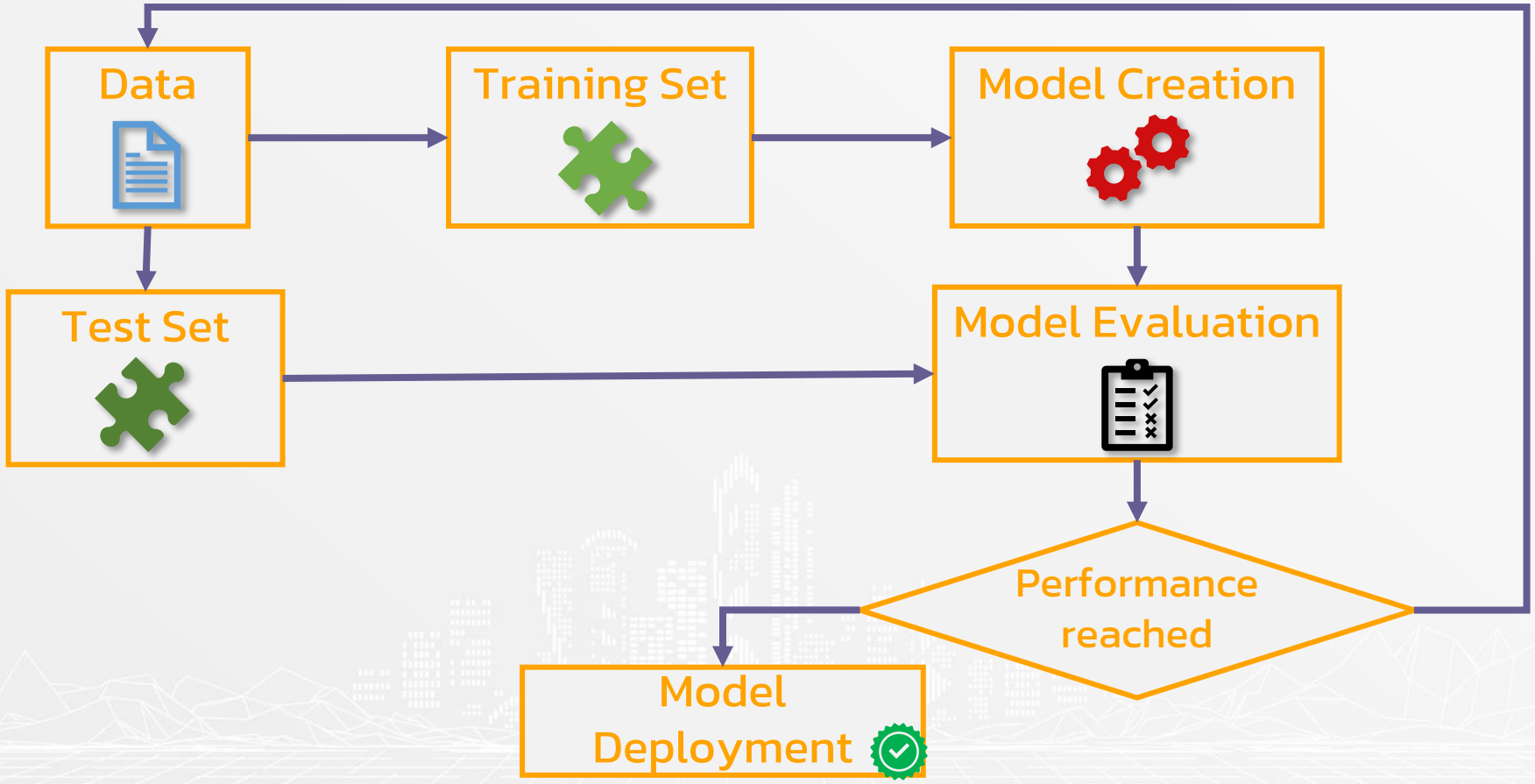
LOGISTIC REGRESSION WORKSHOP

BY TAUTOLOGY

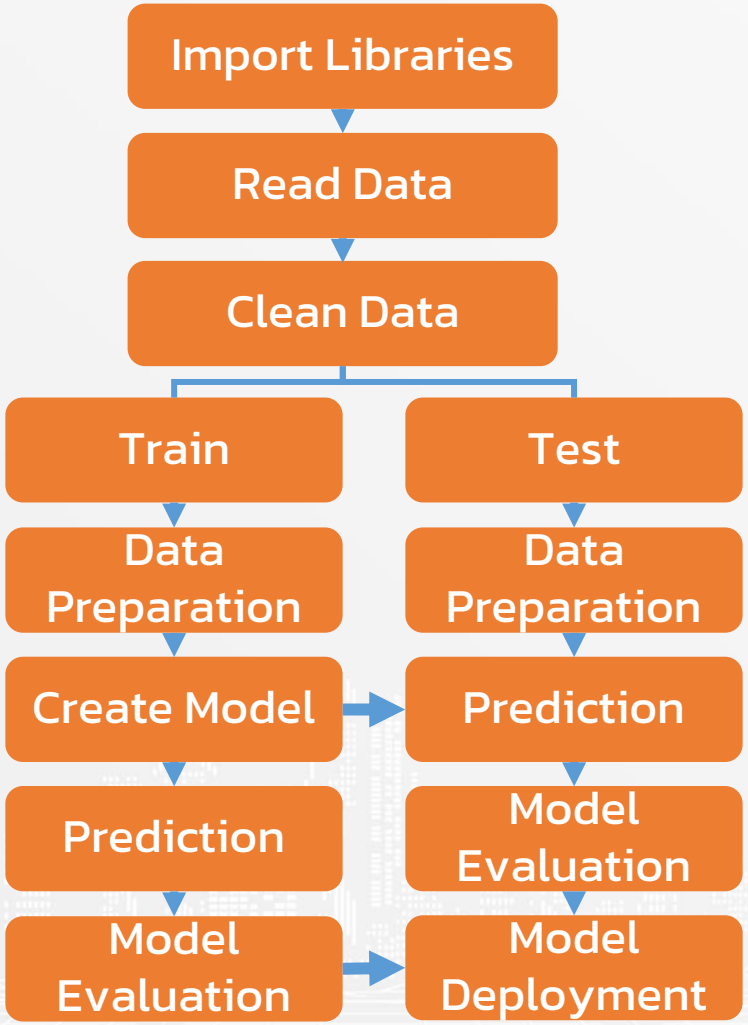
MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

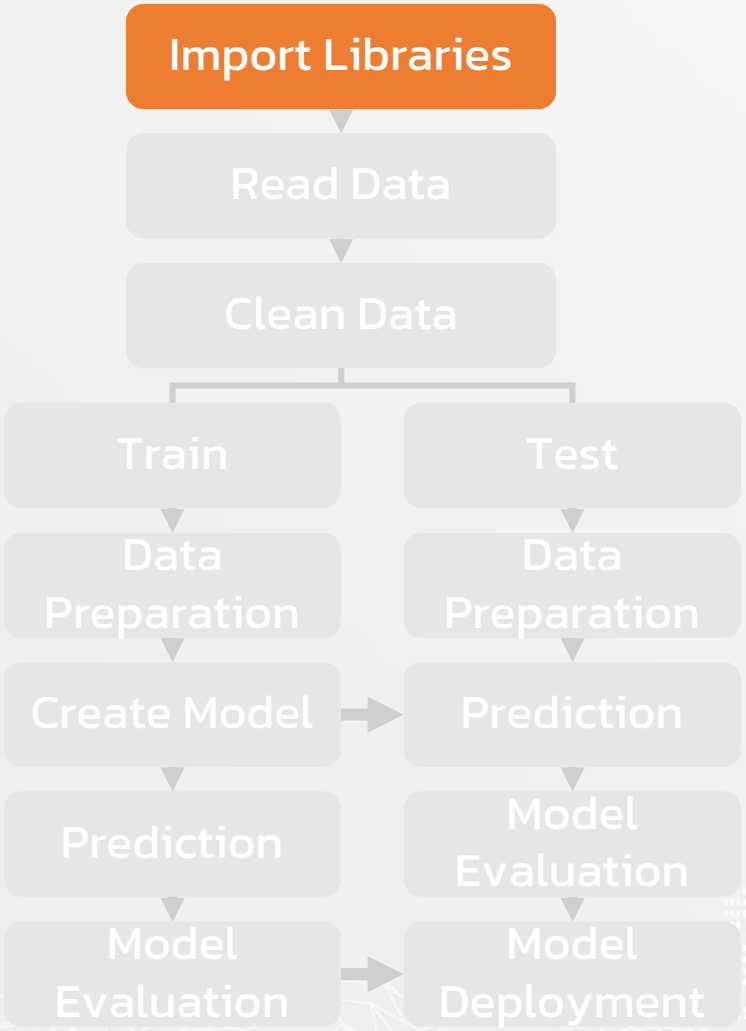
facebook/tautologyai
www.tautology.live

Supervised Learning Workflow



Code Pipeline





Import Libraries

1. NumPy
2. pandas
3. scikit learn
4. matplotlib

Code

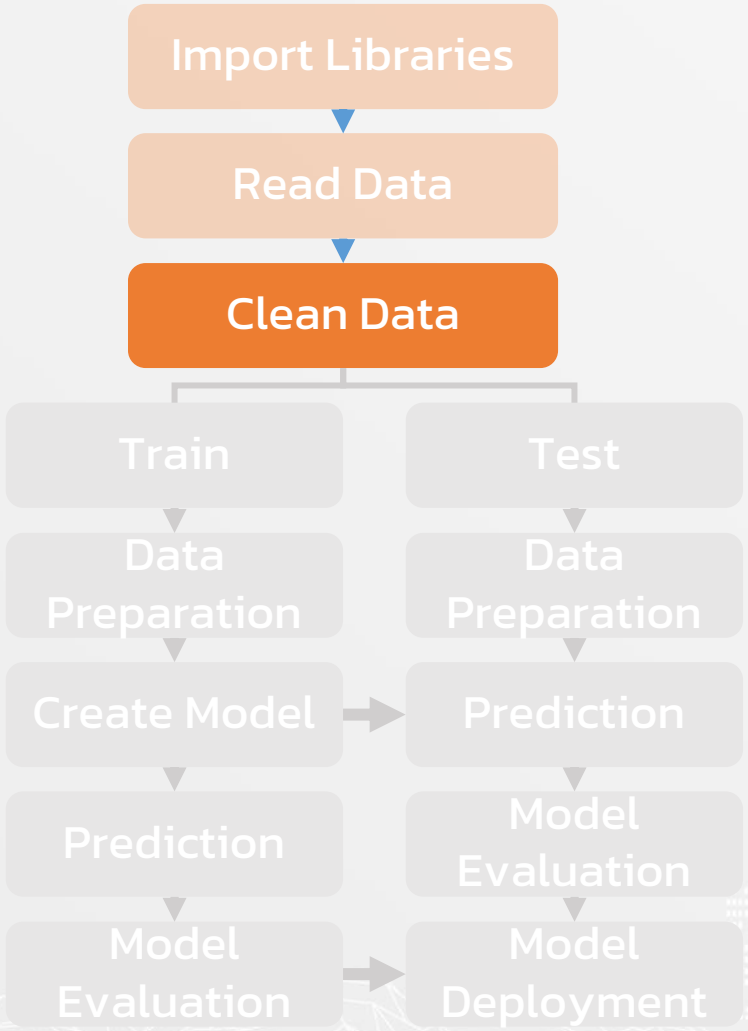
```python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder, OneHotEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression, LogisticRegressionCV
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix, classification_report

import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

np.random.seed(12345)
```

Read Data

	age	experience	gpa	degree	position	expected_salary	result
0	29.0	7	2.71	bachelor	secretary	19500	accept
1	29.0	4	NaN	bachelor	secretary	20500	accept
2	27.0	2	3.40	doctorate	accountant	43000	reject
3	33.0	11	3.25	bachelor	NaN	39000	reject
4	34.0	9	3.22	master	engineer	46500	reject
5	26.0	0	3.99	bachelor	accountant	29500	reject
6	23.0	1	3.60	bachelor	accountant	22000	accept
7	27.0	3	2.64	doctorate	accountant	33000	accept
8	23.0	0	2.69	bachelor	secretary	21500	reject
9	25.0	0	2.88	bachelor	engineer	29500	reject
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

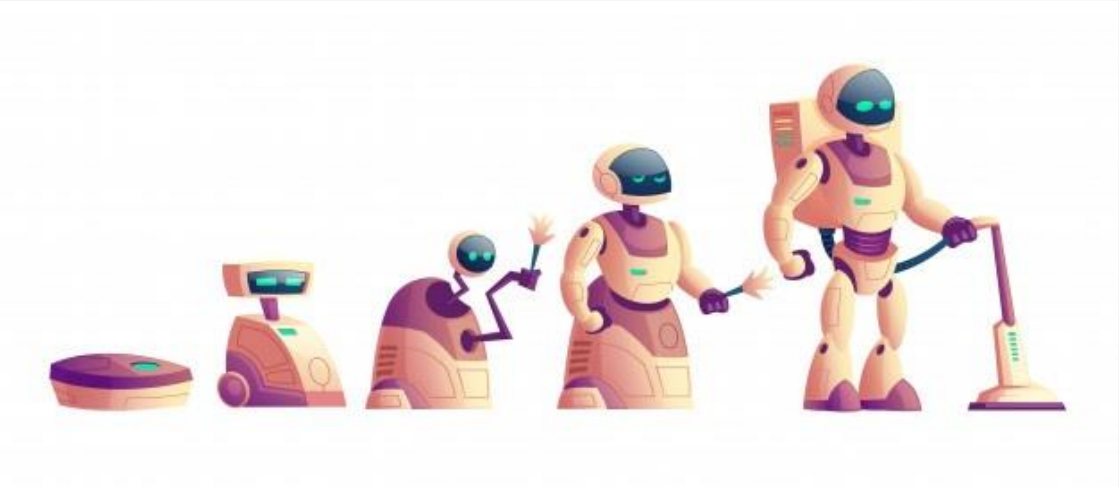
Code

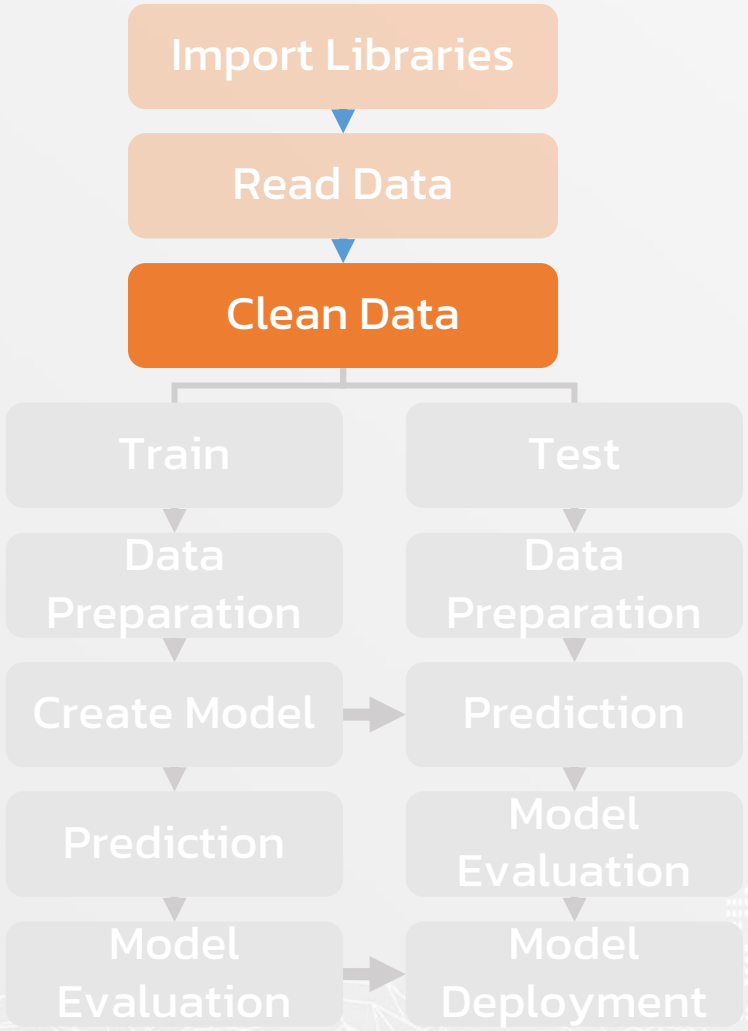
```
data = pd.read_csv('job_acceptance_dataset.csv')
```



Clean Data

1. Handle Missing Values
2. Handle Outliers





Clean Data

1. **Handle Missing Values**
2. Handle Outliers

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 90 entries, 0 to 89
Data columns (total 7 columns):
 #   Column           Non-Null Count  Dtype
---  ------           --------------  -----
 0   age              89 non-null     float64
 1   experience       90 non-null     int64
 2   gpa              89 non-null     float64
 3   degree           90 non-null     object
 4   position         89 non-null     object
 5   expected_salary  90 non-null     int64
 6   result           89 non-null     object
dtypes: float64(2), int64(2), object(3)
memory usage: 5.0+ KB
```

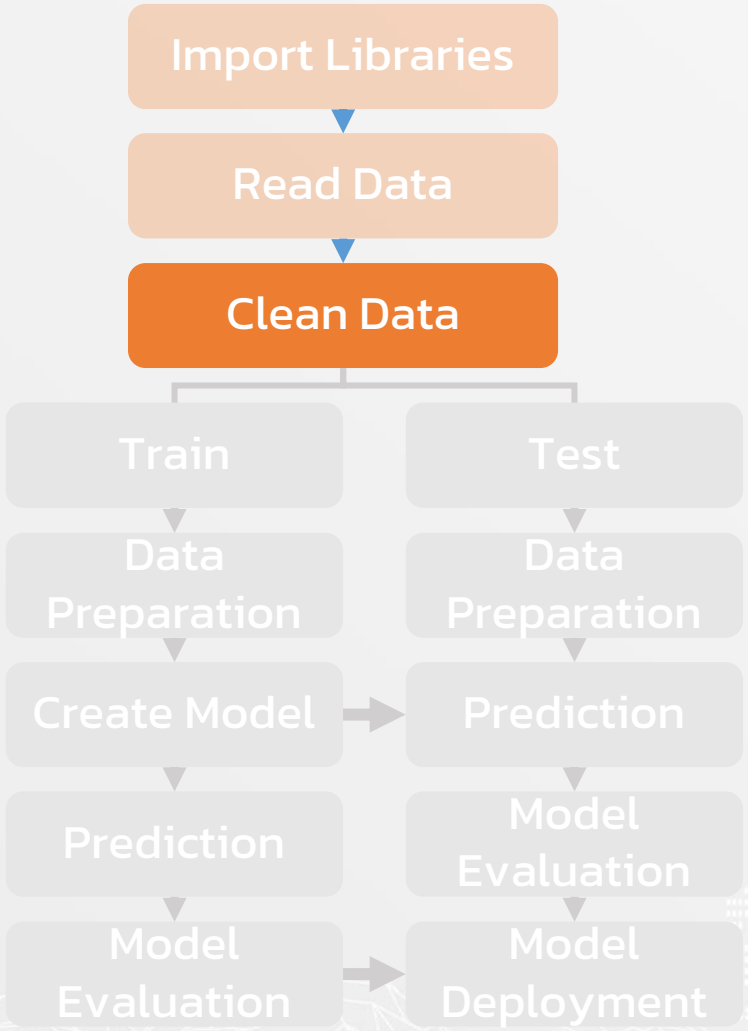
Code

- Check Missing Values

```
data.info()
```

- Remove Missing Values

```
data.dropna(axis=0, inplace=True)
```



Clean Data

1. Handle Missing Values
2. **Handle Outliers**

	age	experience	gpa	expected_salary
count	86.000000	86.000000	86.000000	86.000000
mean	27.872093	3.186047	3.280581	32209.302326
std	4.375860	3.197468	0.511957	9194.456487
min	21.000000	0.000000	2.520000	15000.000000
25%	24.000000	0.250000	2.890000	25500.000000
50%	28.000000	2.000000	3.280000	32000.000000
75%	31.750000	5.000000	3.567500	38500.000000
max	35.000000	13.000000	6.000000	54500.000000

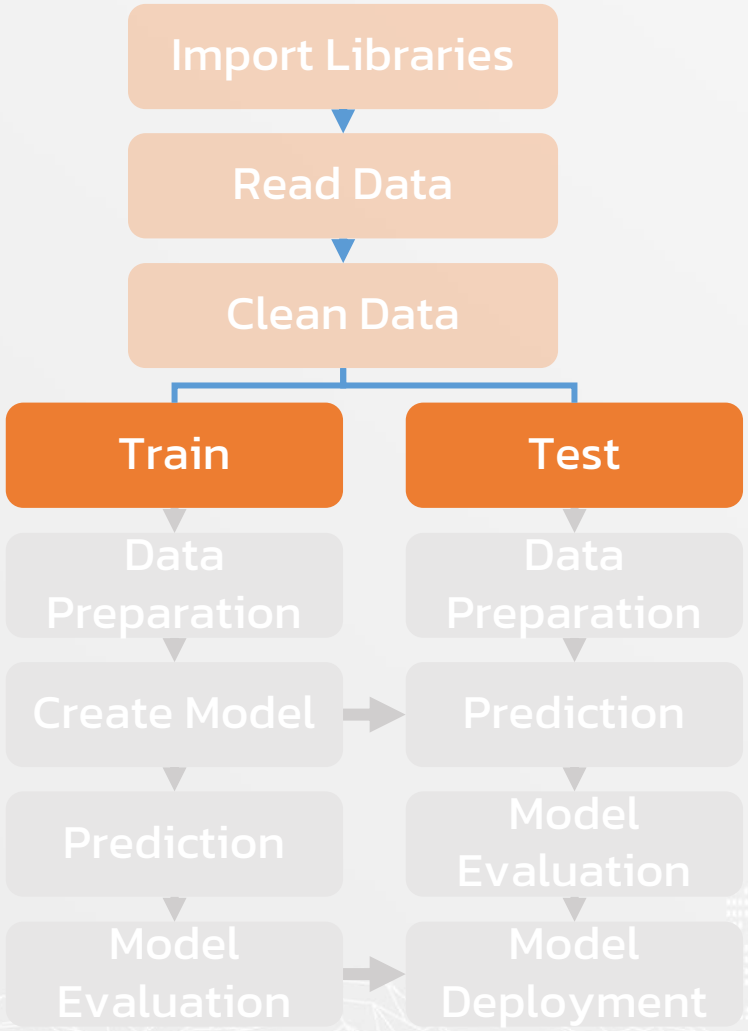
Code

- Check Outliers

```
data.describe()
```

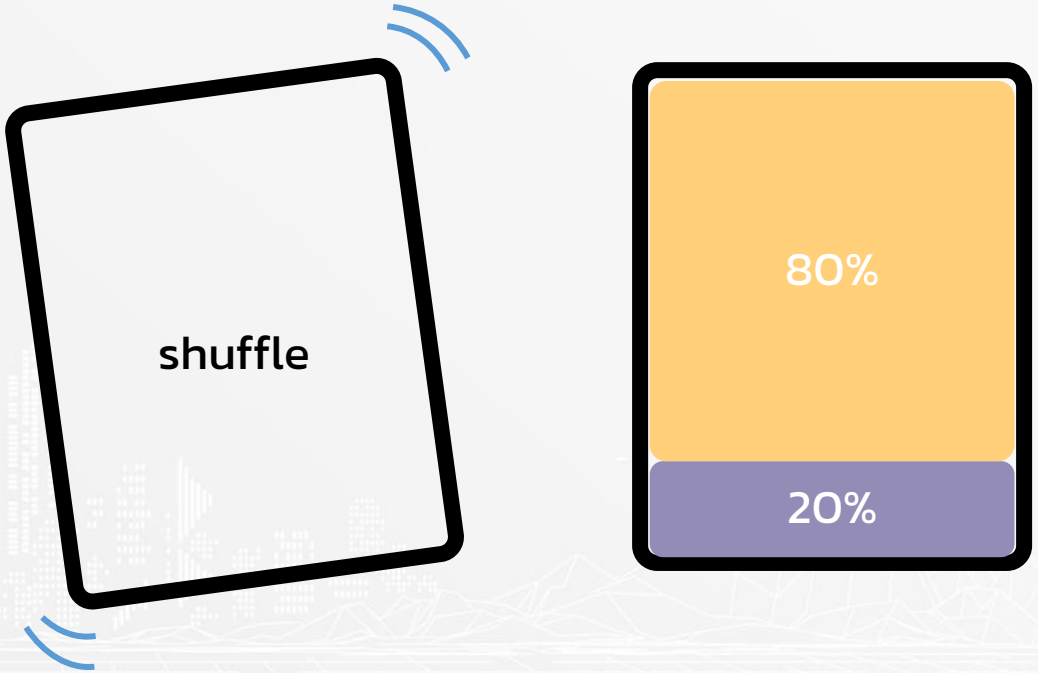
- Remove Outliers

```
_filter = data['gpa'] <= 4.00
data = data[_filter]
```



Train/Test

แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ training set และ test set ด้วยอัตราส่วน 80:20 ตามลำดับ

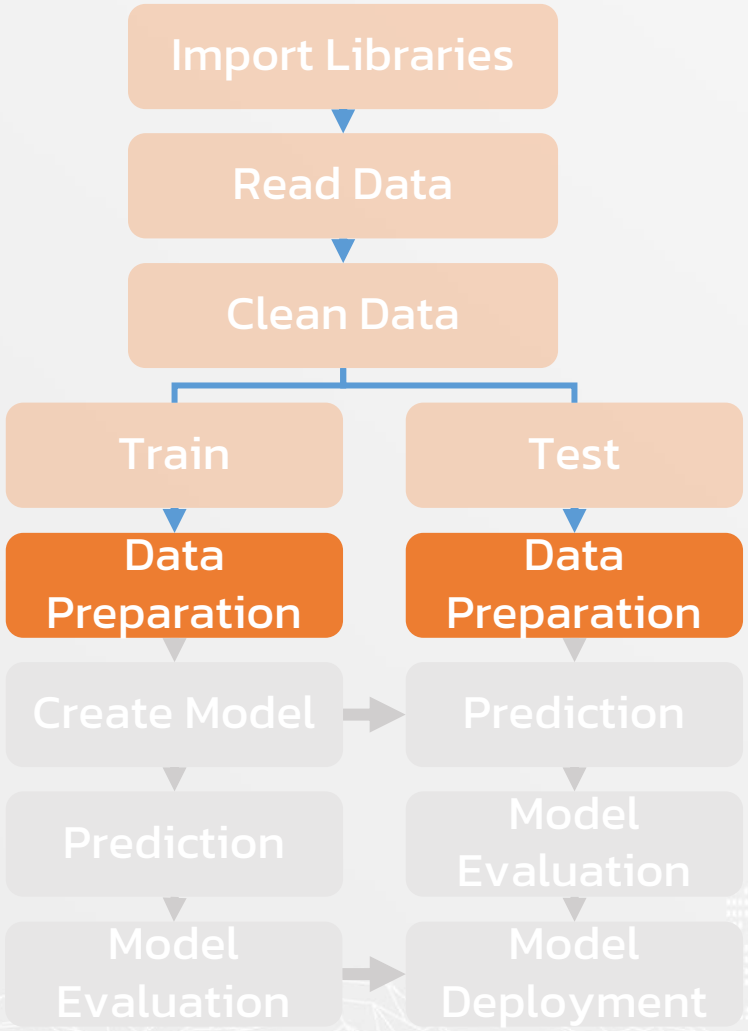


Code

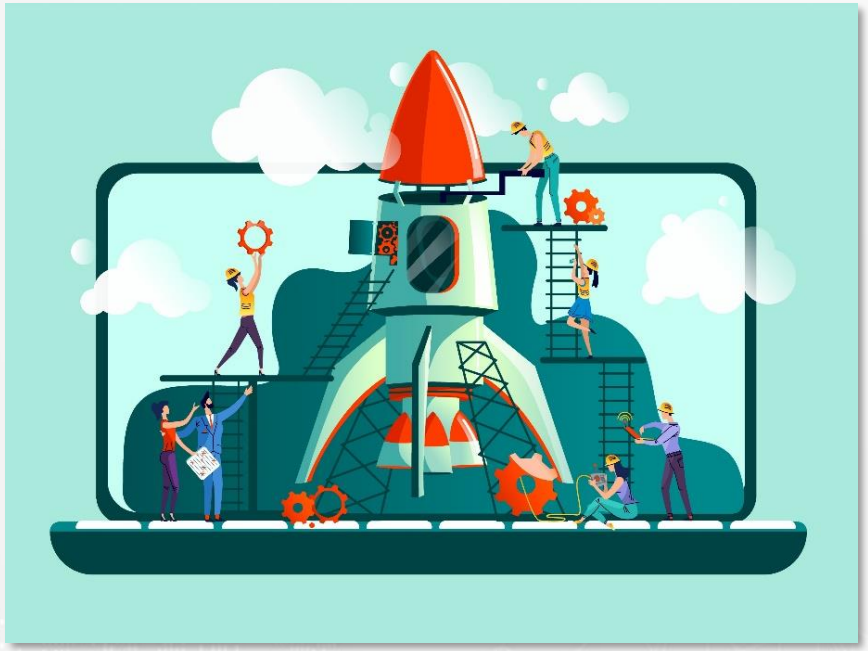
```
target_name = 'result'
feature_name = list(data.columns.drop(target_name))
```

```
X = data[feature_name]
y = data[target_name]
```

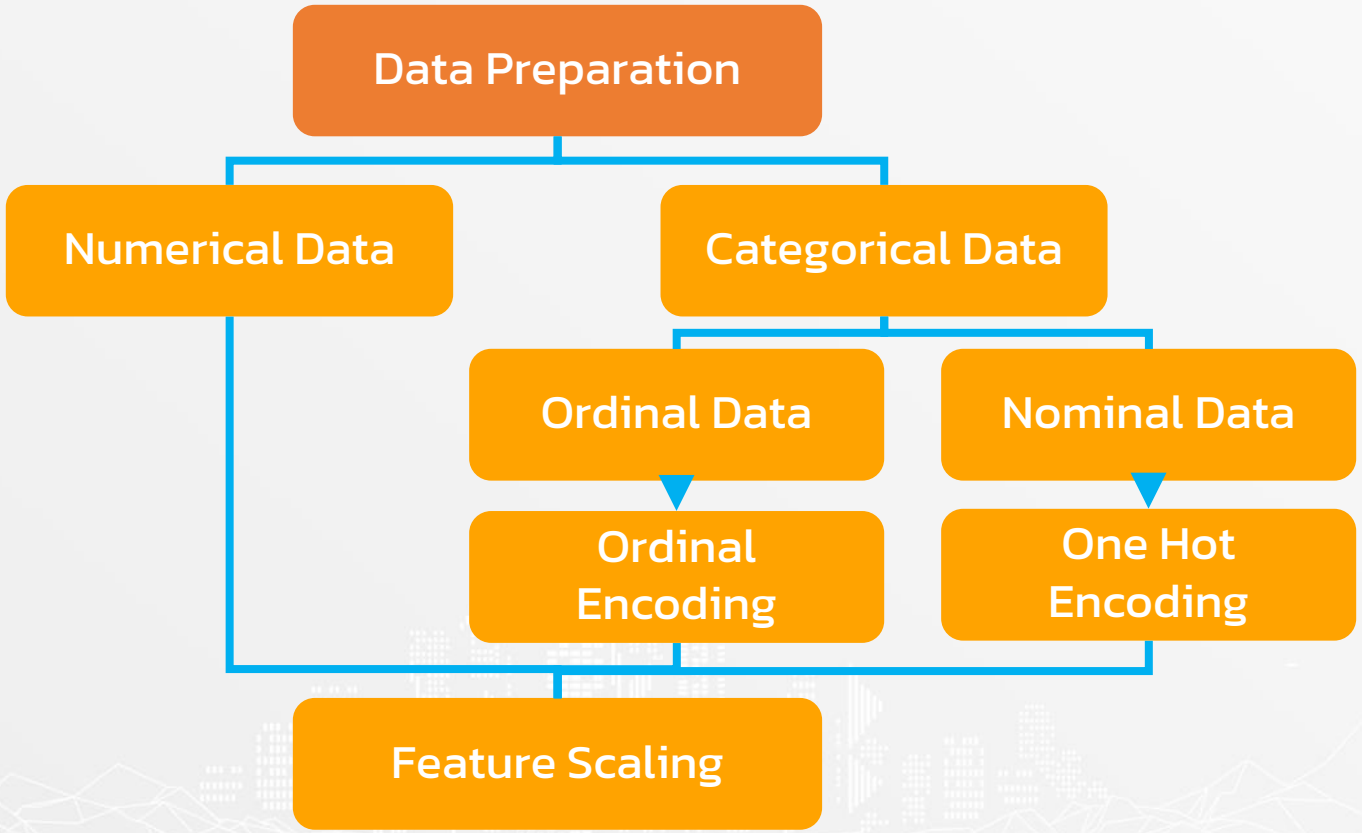
```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.20, shuffle=True)
```



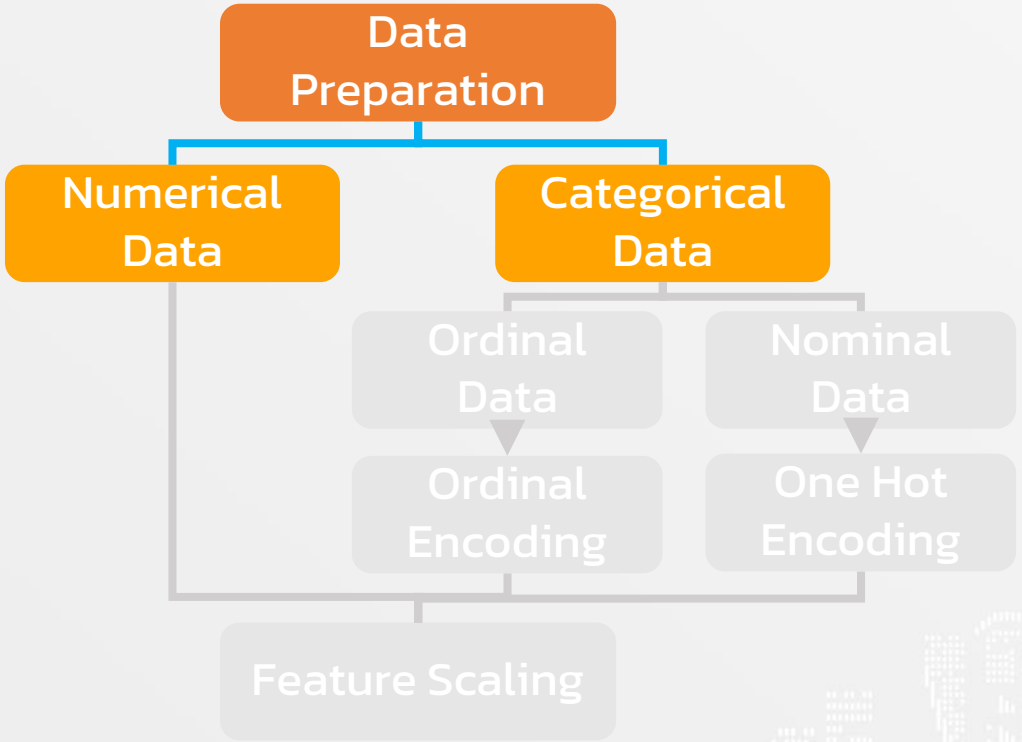
Data Preparation



Data Preparation



Data Preparation



Type of Features

พิจารณาและจำแนก feature ที่มีลักษณะข้อมูลแบบ numerical data และ categorical data ออกจากกัน

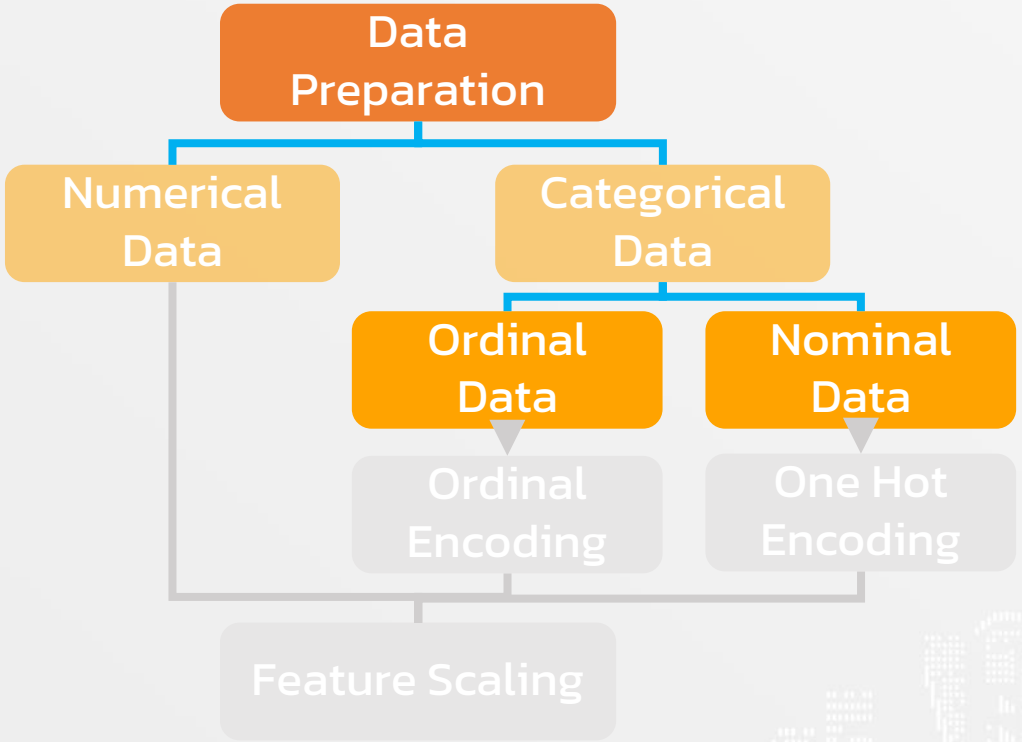
Numerical Data

Categorical Data

Code

```
numerical_feature = ['age', 'experience', 'gpa', 'expected_salary']
categorical_feature = ['degree', 'position']
```

Data Preparation



Type of Categorical Features

พิจารณาและจำแนก feature ที่มีลักษณะข้อมูลแบบ ordinal data และ nominal data ออกจากกัน

```
degree : ['bachelor' 'doctorate' 'master']
position : ['accountant' 'engineer' 'secretary']
```

Code

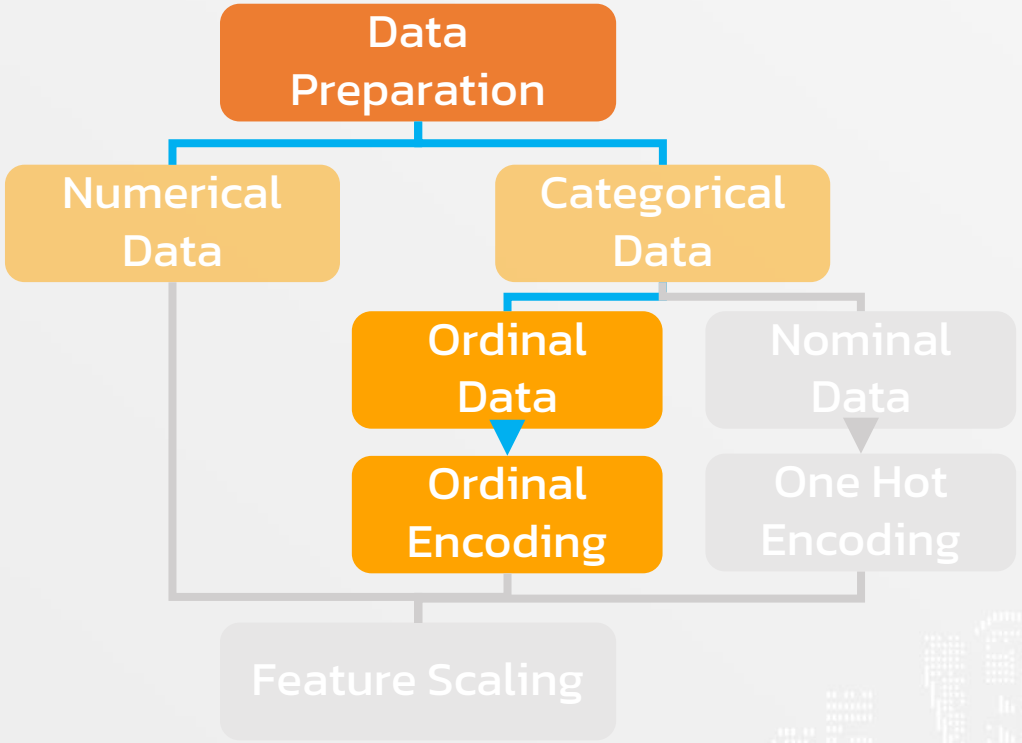
- Consider each Feature of Categorical Features

```
for feature in categorical_feature:
    print(feature, ':', np.unique(X_train[feature]))
```

- Classify into Ordinal Feature and Nominal Feature

```
ordinal_feature = ['degree']
nominal_feature = ['position']
```

Data Preparation



Ordinal Encoding

การทำ ordinal encoding จะต้องทำแบบเดียวกัน ทั้งใน training set และ test set

	degree
0	bachelor
1	master
2	bachelor
3	bachelor
4	bachelor

	degree
0	0.0
1	1.0
2	0.0
3	0.0
4	0.0

Code

- Ordinal Data

```
ordinal_feature = ['degree']
```

- Ordinal Encoding

```
categories = [
    np.array(['bachelor', 'master', 'doctorate'], dtype=object)
]
```

Code

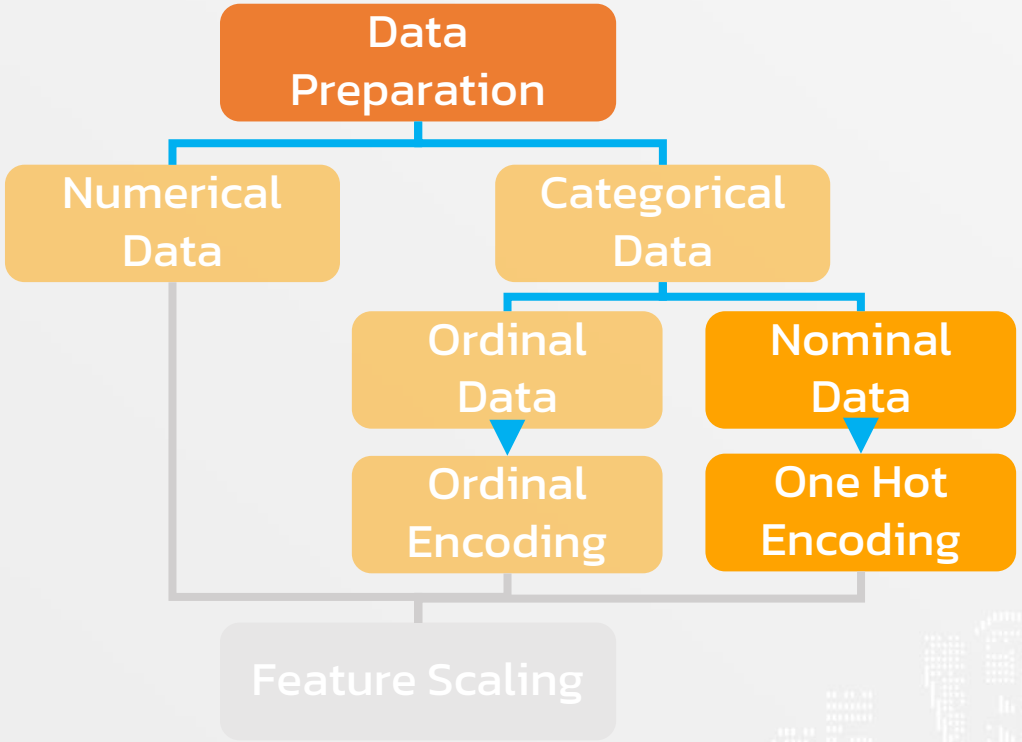
- Ordinal Encoding for **training set**

```
ordinal_encoder = OrdinalEncoder(categories=categories)
X_train[ordinal_feature] = ordinal_encoder.fit_transform(X_train[ordinal_feature])
```

- Ordinal Encoding for **test set**

```
X_test[ordinal_feature] = ordinal_encoder.transform(X_test[ordinal_feature])
```

Data Preparation



One Hot Encoding

การทำ one hot encoding จะต้องทำแบบเดียวกันทั้งใน training set และ test set

	position
0	secretary
1	secretary
2	engineer
3	engineer
4	secretary

	position_accountant	position_engineer	position_secretary
0	0.0	0.0	1.0
1	0.0	0.0	1.0
2	0.0	1.0	0.0
3	0.0	1.0	0.0
4	0.0	0.0	1.0

Code

- Nominal Data

```
nominal_feature = ['position']
```

- One Hot Encoding

```
one_hot_encoder = OneHotEncoder(sparse=False, handle_unknown='ignore')
one_hot_encoder.fit(X_train[nominal_feature])
```

```
one_hot_feature = []
for i, feature in enumerate(nominal_feature):
    for cate in one_hot_encoder.categories_[i]:
        one_hot_feature_name = str(feature) + '_' + str(cate)
        one_hot_feature.append(one_hot_feature_name)
```

Code

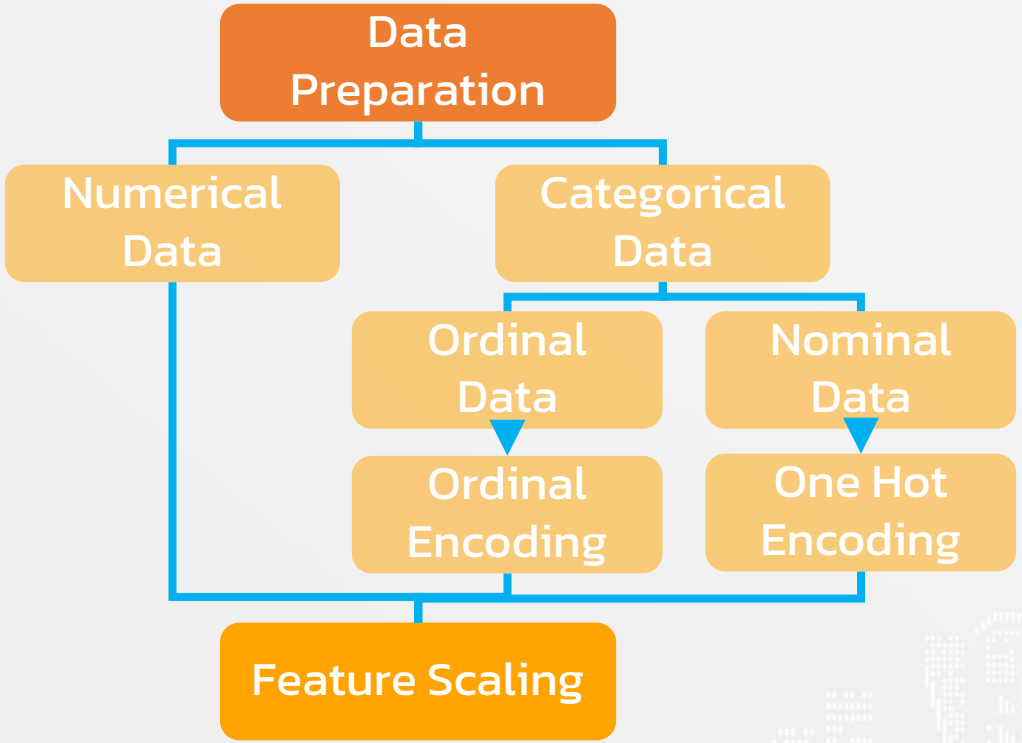
- One Hot Encoding for **training set**

```
X_train[one_hot_feature] = one_hot_encoder.transform(X_train[nominal_feature])
X_train.drop(nominal_feature, axis=1, inplace=True)
```

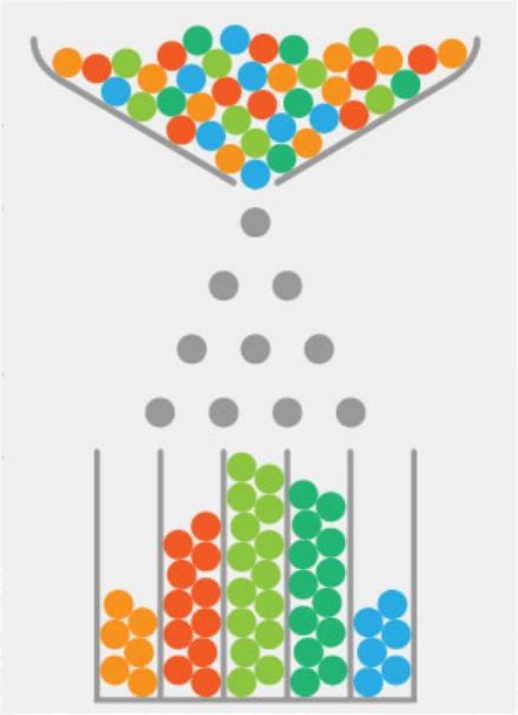
- One Hot Encoding for **test set**

```
X_test[one_hot_feature] = one_hot_encoder.transform(X_test[nominal_feature])
X_test.drop(nominal_feature, axis=1, inplace=True)
```

Data Preparation



Feature Scaling



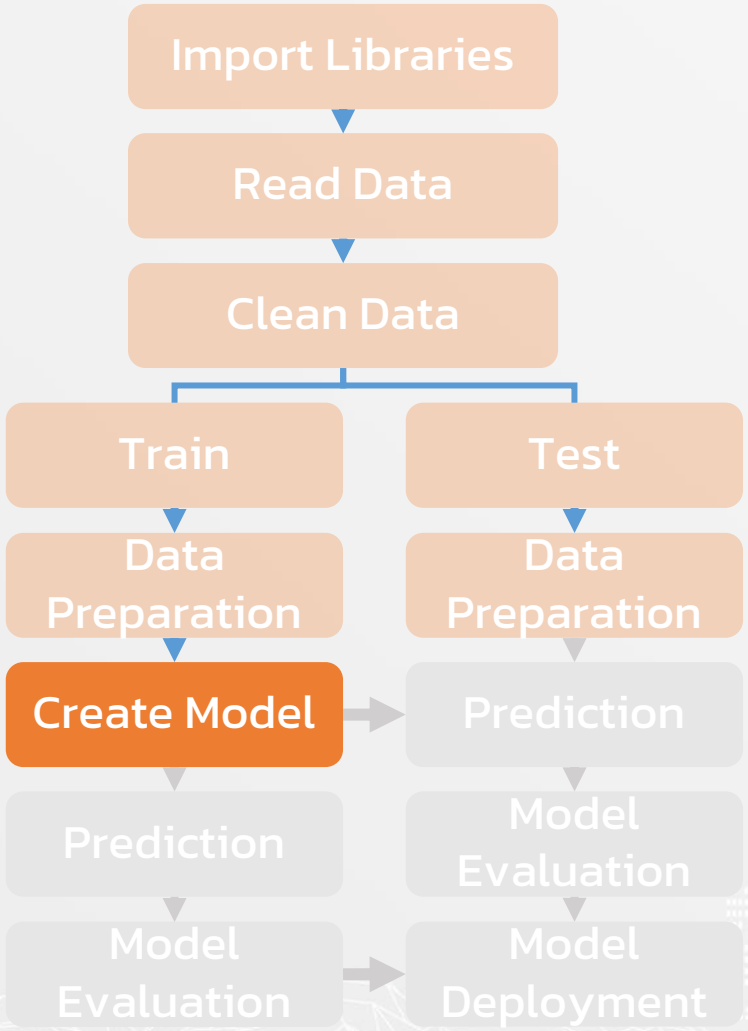
Code

- Feature Scaling for **training set**

```
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
```

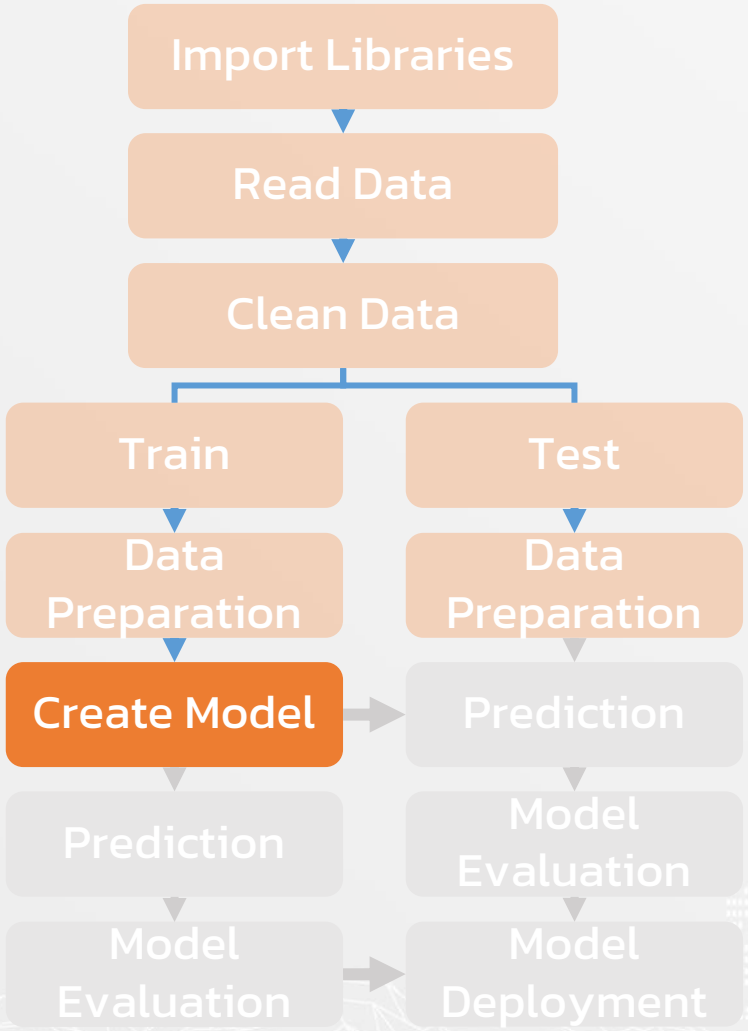
- Feature Scaling for **test set**

```
scaler = StandardScaler()
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```



Create Model

- **Imbalanced Class**
  - Logistic
  - Logistic with L2
  - Logistic with L1
  - Logistic with Elastic net
- **Balanced Class**
  - Logistic
  - Logistic with L2
  - Logistic with L1
  - Logistic with Elastic net



Create Model

- Setting Parameter
- Train Model
- Model's Weight & Bias

Code – Setting Parameter

- Imbalanced Class – **Logistic**

```
clf = LogisticRegression(penalty='none')
```

- Imbalanced Class – **Logistic with L2**

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l2', Cs=alphas, cv=5)
```

Code – Setting Parameter

- Imbalanced Class – **Logistic with L1**

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l1', solver='saga', Cs=alphas, cv=5)
```

- Imbalanced Class – **Logistic with Elastic net**

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
l1_ratios = [0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 0.7, 0.9, 0.95, 0.99, 1]
clf = LogisticRegressionCV(penalty='elasticnet', solver='saga',
                           l1_ratios=l1_ratios, Cs=alphas, cv=5)
```

Code – Setting Parameter

- Balanced Class – **Logistic**

```
clf = LogisticRegression(penalty='none', class_weight='balanced')
```

- Balanced Class – **Logistic with L2**

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l2', Cs=alphas, cv=5, class_weight='balanced')
```

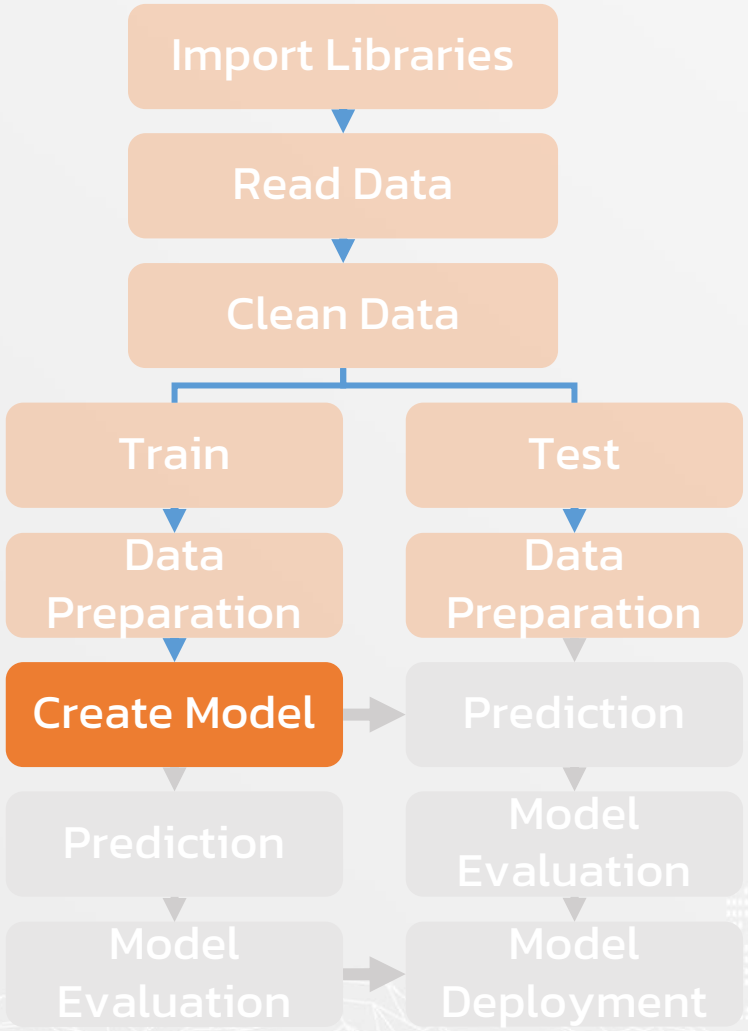
Code – Setting Parameter

- Balanced Class – **Logistic with L1**

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l1', solver='saga', Cs=alphas,
                           cv=5, class_weight='balanced')
```

- Balanced Class – **Logistic with Elastic net**

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
l1_ratios = [0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 0.7, 0.9, 0.95, 0.99, 1]
clf = LogisticRegressionCV(penalty='elasticnet', solver='saga', l1_ratios=l1_ratios,
                           Cs=alphas, cv=5, class_weight='balanced')
```

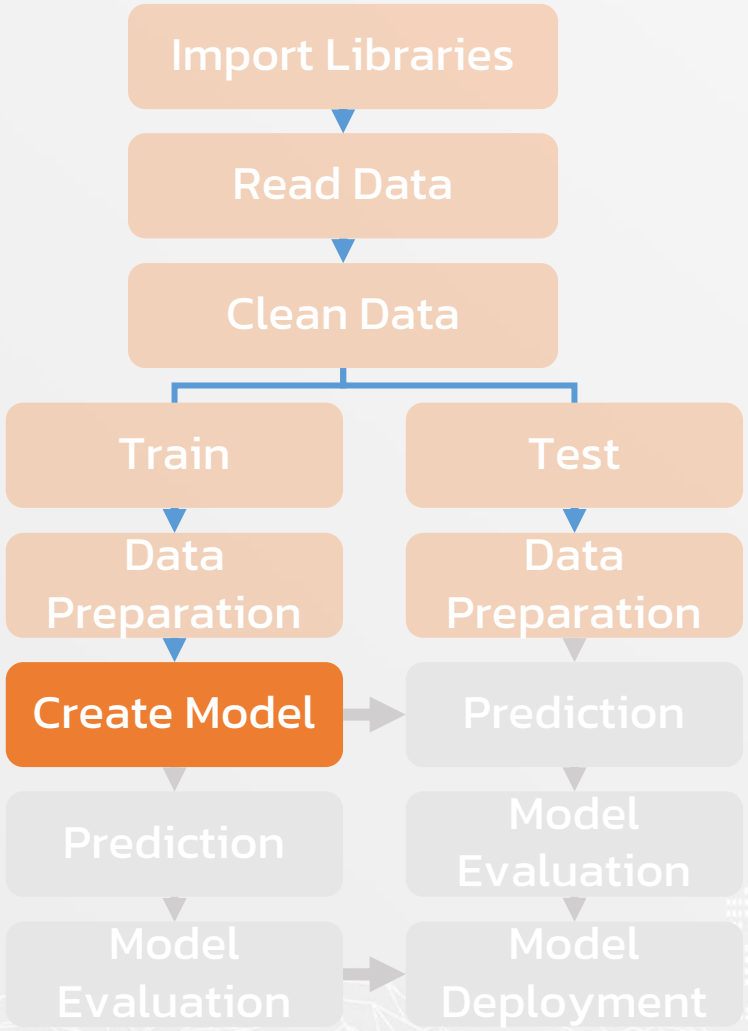


Create Model

- ✓ **Setting Parameter**
- Train Model
- Model's Weight & Bias

Code – Train Model

```
clf.fit(X_train_scaled, y_train)
```



Create Model

- ✓ Setting Parameter
- ✓ Train Model
- Model's Weight & Bias

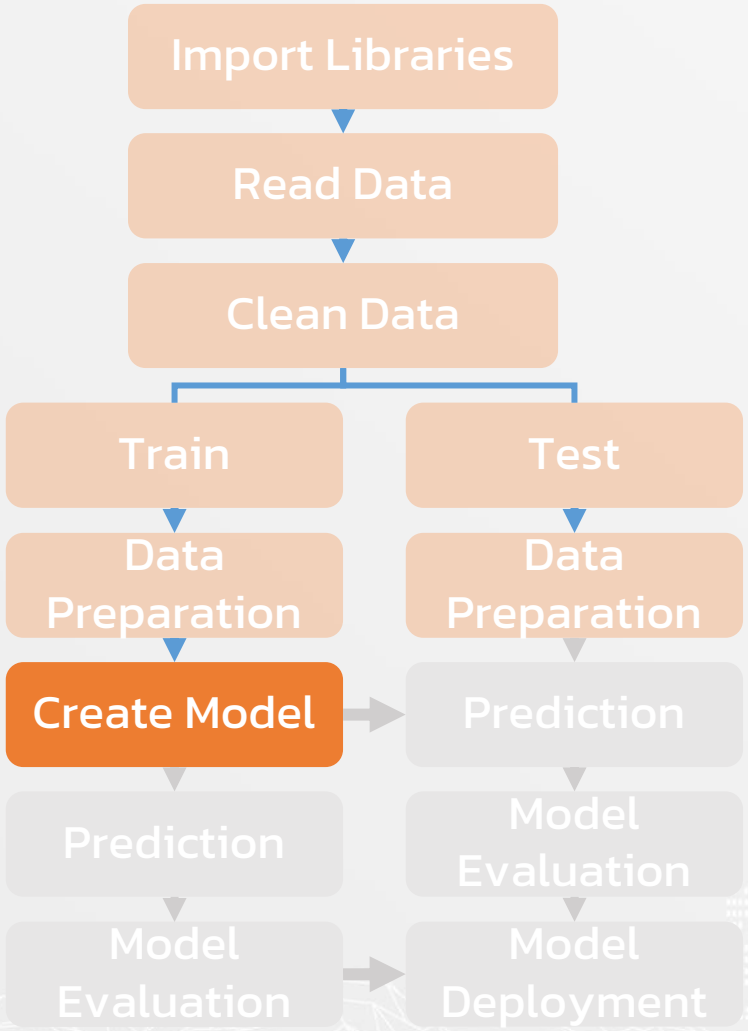
Code – Model's Weight & Bias

- Bias (w_0)

```
clf.intercept_
```

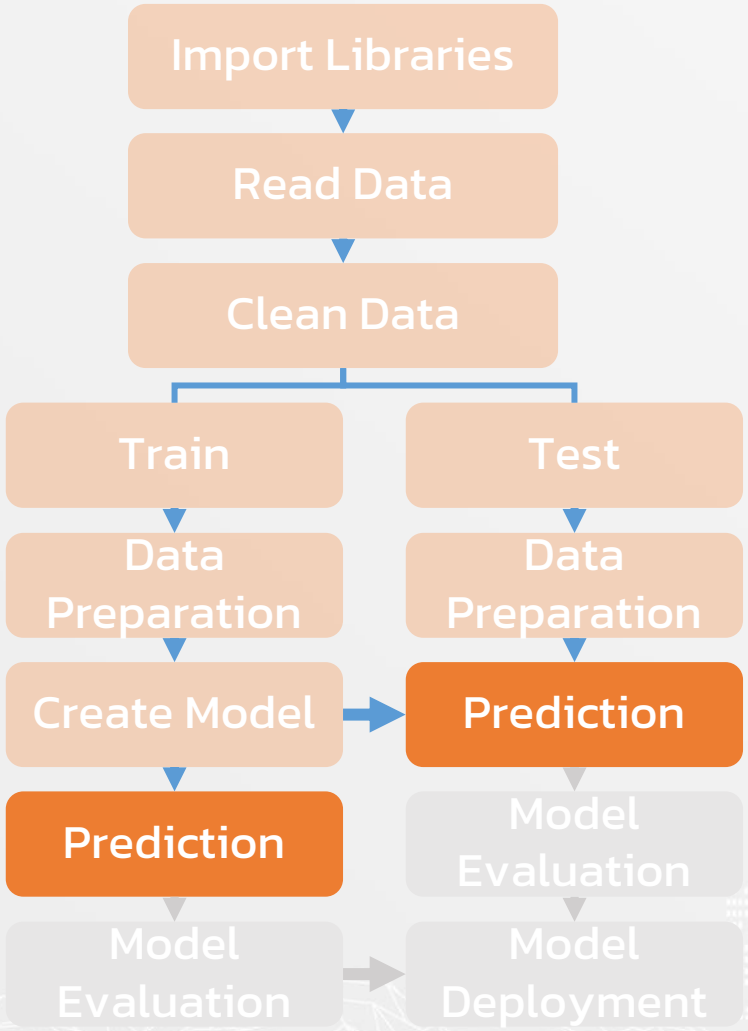
- Weight ($w_1, \dots, w_p$)

```
clf.coef_
```



Create Model

- ✓ Setting Parameter
- ✓ Train Model
- ✓ Model's Weight & Bias


Import Libraries
Read Data
Clean Data
Train
Test
Data Preparation
Data Preparation
Create Model
Prediction
Prediction
Model Evaluation
Model Evaluation
Model Deployment

Prediction

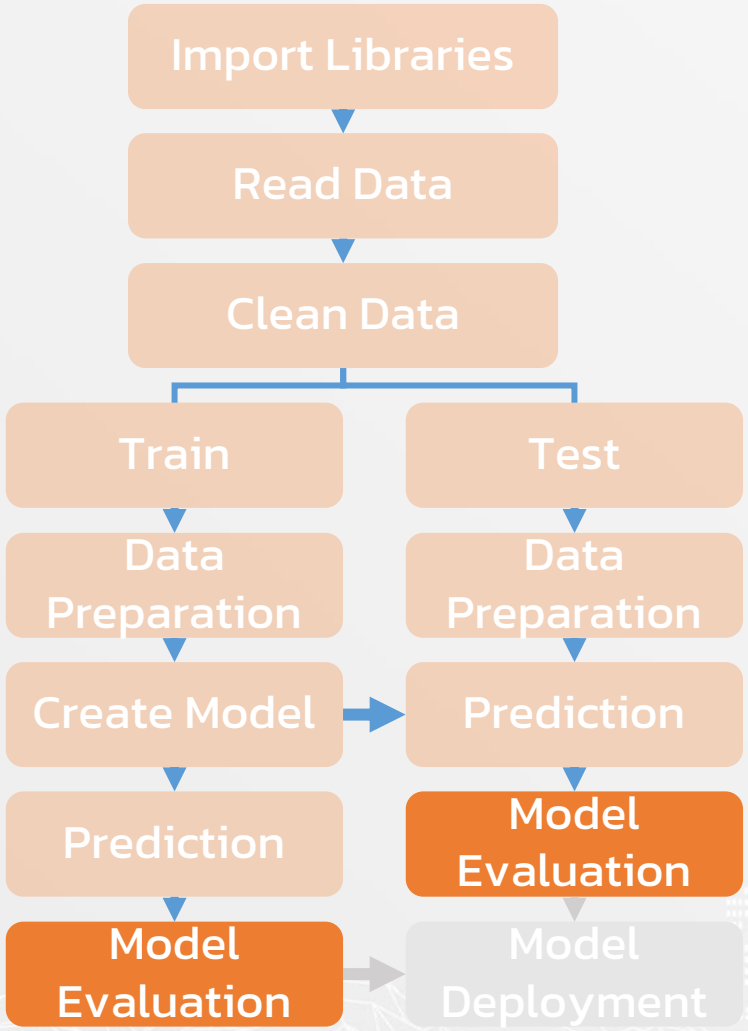
Code

- Prediction for **training set**

```
y_pred_train = clf.predict(X_train_scaled)
```

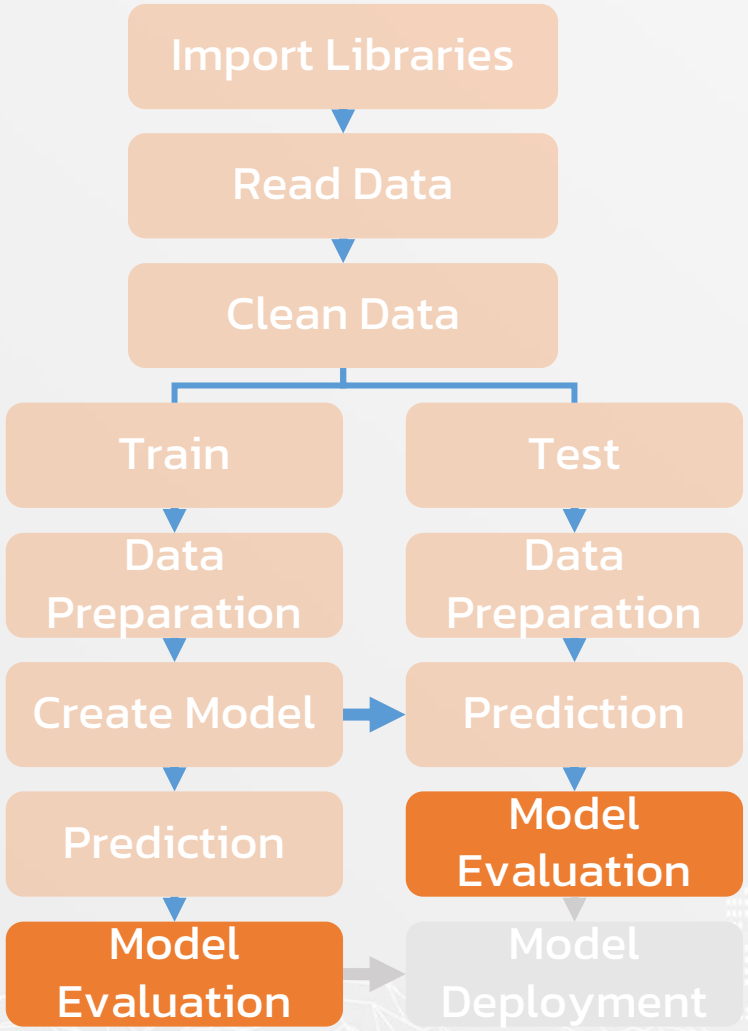
- Prediction for **test set**

```
y_pred_test = clf.predict(X_test_scaled)
```



Model Evaluation

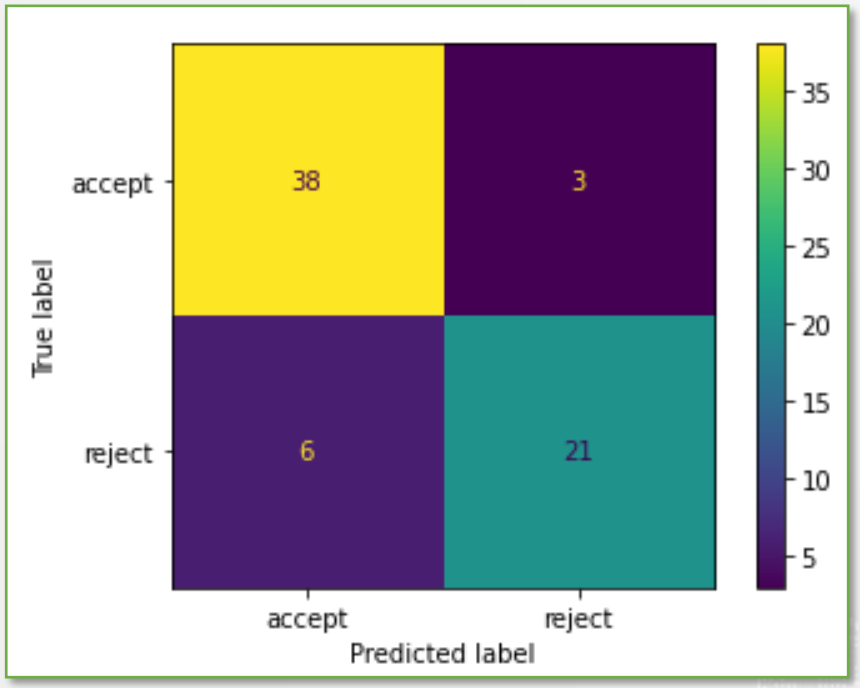
1. Confusion Matrix
2. Scoring ($accuracy, precision, recall, F1$)



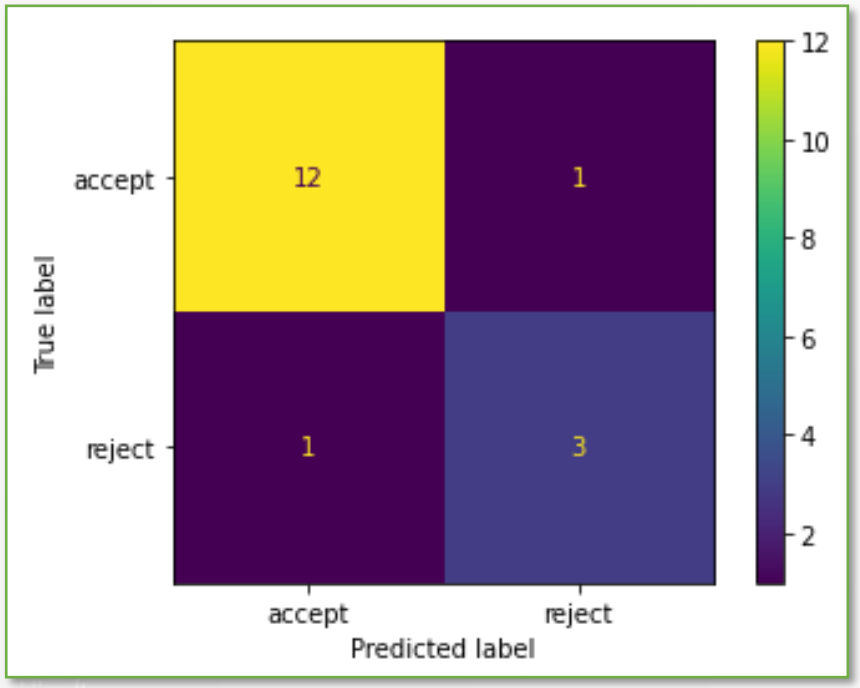
Model Evaluation

1. **Confusion Matrix**
2. Scoring ($accuracy, precision, recall, F1$)

- Confusion Matrix for **training set**



- Confusion Matrix for **test set**



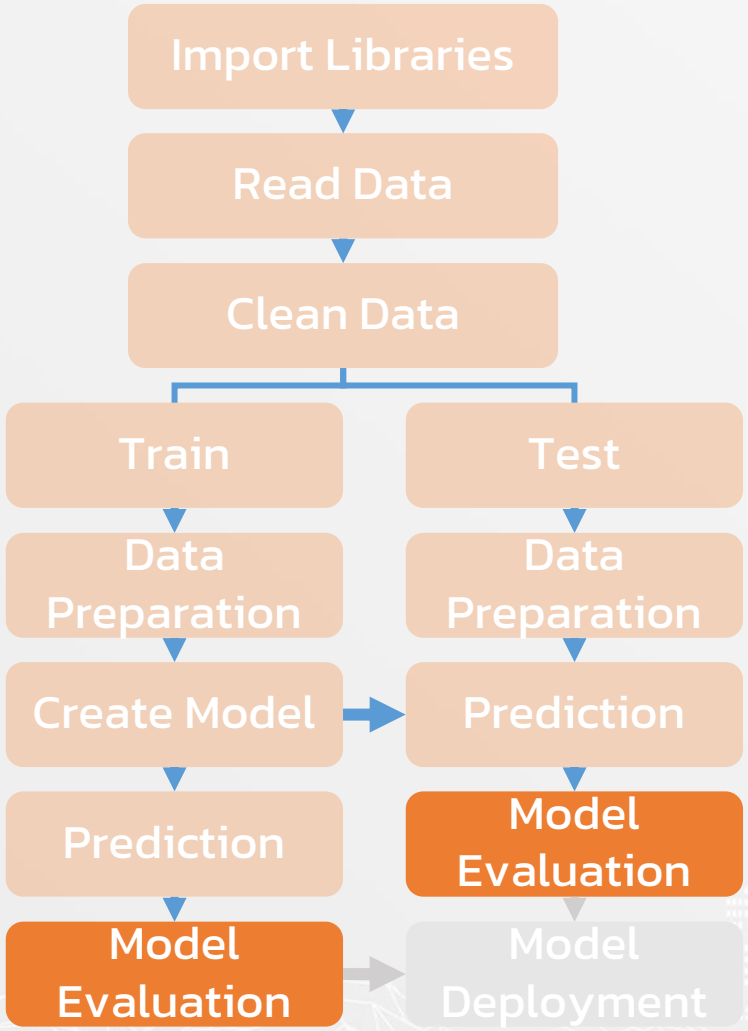
Code

- Confusion Matrix for **training set**

```
plot_confusion_matrix(clf, X_train_scaled, y_train)
```

- Confusion Matrix for **test set**

```
plot_confusion_matrix(clf, X_train_scaled, y_train)
```



Model Evaluation

1. Confusion Matrix
2. **Scoring ($accuracy, precision, recall, F1$)**

- Scoring for **training set**
  - Accuracy

```
accuracy = 0.8676470588235294
```

  - Precision, Recall and F1 for class 'accept'

```
{'precision': 0.8636363636363636,  'recall': 0.926829268292683,
 'f1-score': 0.8941176470588236,   'support': 41}
```

  - Precision, Recall and F1 for class 'reject'

```
{'precision': 0.875,  'recall': 0.7777777777777778,
 'f1-score': 0.823529411764706,  'support': 27}
```

Code

- Scoring for **training set**

```
report = classification_report(y_train, y_pred_train, output_dict=True)
```

```
print('accuracy =', report['accuracy'])
```

```
report['accept']
```

```
report['reject']
```

- Scoring for **test set**
  - Accuracy

```
accuracy = 0.8823529411764706
```

  - Precision, Recall and F1 for class ‘accept’

```
{'precision': 0.9230769230769231, 'recall': 0.9230769230769231,
 'f1-score': 0.9230769230769231, 'support': 13}
```

  - Precision, Recall and F1 for class ‘reject’

```
{'precision': 0.75, 'recall': 0.75, 'f1-score': 0.75, 'support': 4}
```

Code

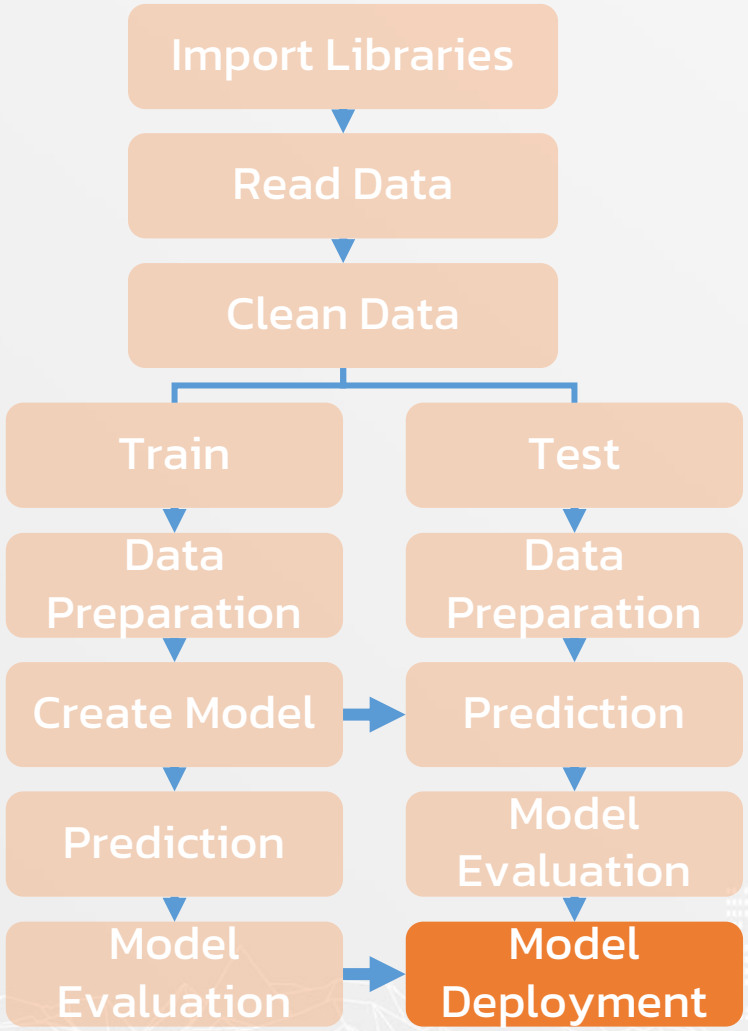
- Scoring for **test set**

```
report = classification_report(y_test, y_pred_test, output_dict=True)
```

```
print('accuracy =', report['accuracy'])
```

```
report['accept']
```

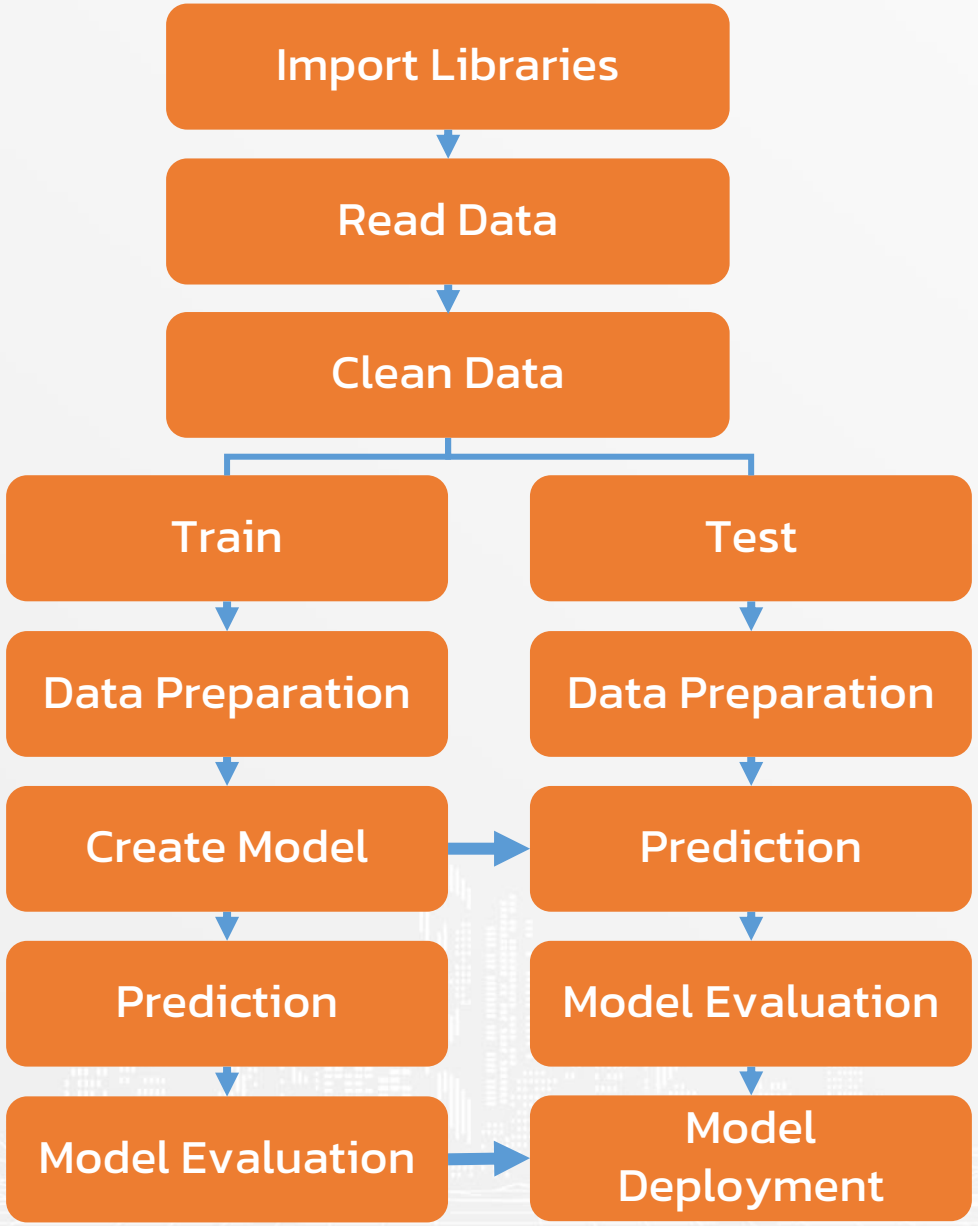
```
report['reject']
```



Model Deployment

Code

```python
import pickle

pickle.dump((clf,
             ordinal_encoder,
             one_hot_encoder,
             scaler,
             feature_name,
             numerical_feature,
             ordinal_feature,
             nominal_feature),
            open('job_acceptance_model.pickle', 'wb'))
```


Import Libraries
Read Data
Clean Data
Train
Test
Data Preparation
Data Preparation
Create Model
Prediction
Prediction
Model Evaluation
Model Evaluation
Model Deployment

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

AI in Healthcare

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Abstract

สร้าง model เพื่อวินิจฉัยผู้ป่วยโรคหัวใจ โดย feature ที่นำมาใช้ คือ ข้อมูลสภาวะร่างกาย เช่น

- ลักษณะการเจ็บหน้าอก
- ค่าความเข้มข้นน้ำตาลในเลือด
- ระดับคอลเลสเตอรอลในเลือด

Why this project important?

- สามารถสร้างระบบสำหรับตรวจโรคหัวใจที่ทำงานได้ตลอด 24 ชั่วโมง
- สามารถนำไปต่อยอดกับการวินิจฉัยโรคอื่น ๆ
- สามารถใช้เป็นพื้นฐานสำหรับการแพทย์ทางไกล

Who this project is for?

- ผู้บริหารโรงพยาบาล
- บุคลากรทางการแพทย์
- นักวิเคราะห์ข้อมูล

Heart Disease Dataset

https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci

Heart Disease Dataset

Feature

- age : อายุ
- sex : เพศ (1 = ชาย, 0 = หญิง)
- cp : ลักษณะการเจ็บหน้าอก (0, 1, 2, 3)
- tresbph : ความดันโลหิตขณะพัก
- chol : ระดับคอลเลสเตอรอลในเลือด
- fbs : ค่าความเข้มข้นน้ำตาลในเลือด > 120 mg/dl (1 = จริง, 0 = เท็จ)
- restecg : ผลคลื่นไฟฟ้าหัวใจขณะพัก

Heart Disease Dataset

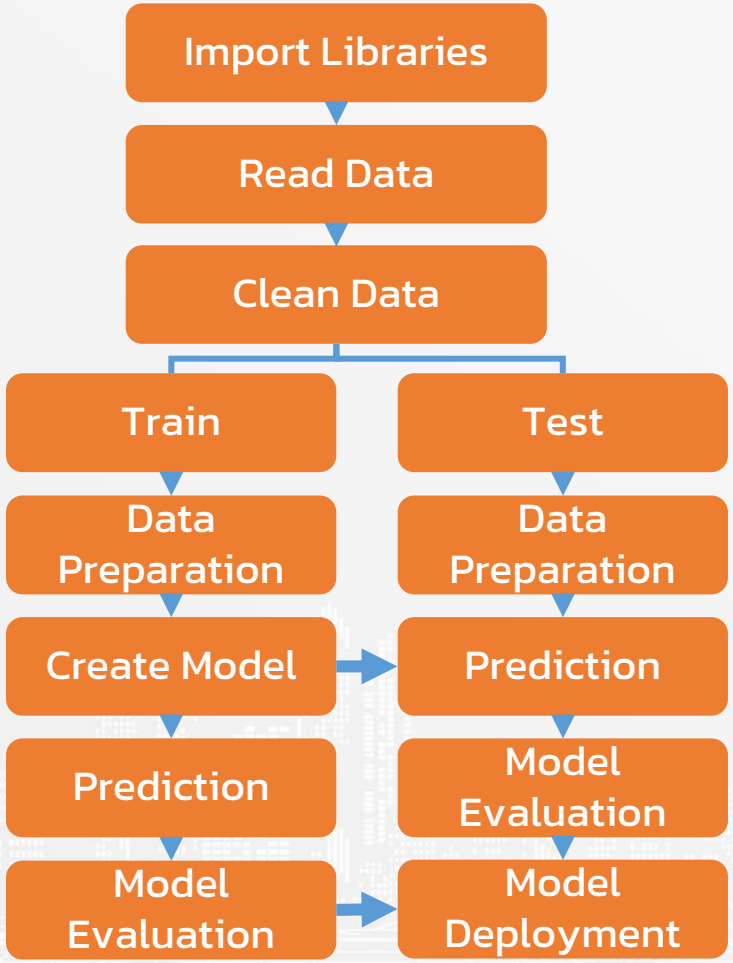
Feature

- thalach : อัตราการเต้นหัวใจสูงสุด
- exang : อาการเจ็บหน้าอกระหว่างออกกำลังกาย (1 = เจ็บ, 0 = ไม่เจ็บ)
- oldpeak : การเกิดกราฟ ST depression ในผลการตรวจคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ
- slop : ลักษณะความชันของกราฟ ST segment (0 = ชันขึ้น, 1 = ราบ, 2 = ชันลง)
- ca : จำนวนเส้นเลือดตีบ
- thal : ลักษณะความเครียดของหัวใจ (0, 1, 2, 3)

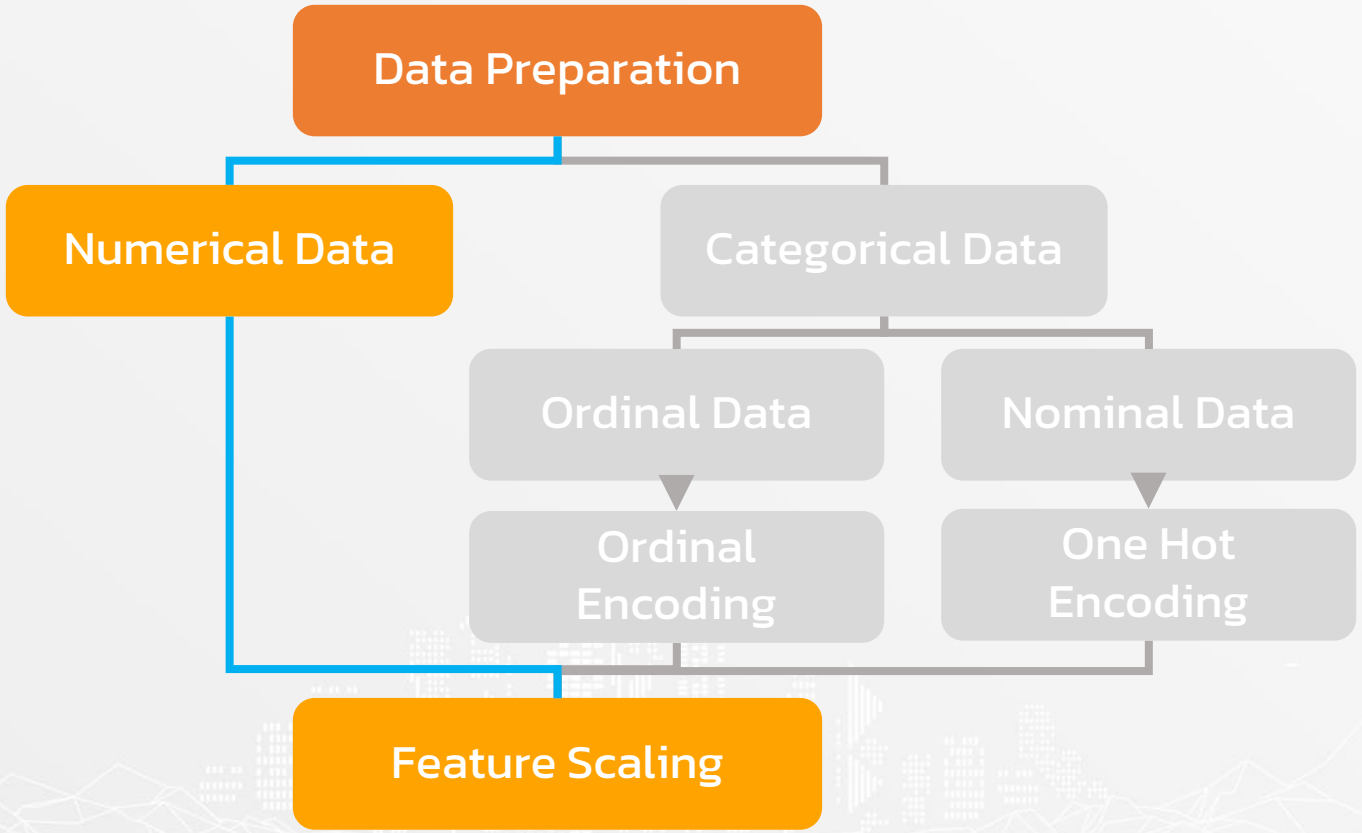
Target

- target : การเป็นโรคหัวใจ (1 = เป็น, 0 = ไม่เป็น)

What we learn from this project?



Data Preparation



01. HEART DISEASE

- heart_disease_dataset.csv
- heart_disease_mc.ipynb
- heart_disease_md.ipynb
- heart_disease_model.pickle

AI in Agriculture

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Abstract

สร้าง model เพื่อจำแนกว่าพืชเป็นโรคหรือไม่ โดยพิจารณาจากใบพืช

Why this project important?

- สามารถสร้างระบบตรวจโรคพืชที่ทำงานได้อย่างทันท่วงที
- สามารถนำความรู้ไปต่อยอดเพื่อสร้าง smart farm
- สามารถนำไปต่อยอดตรวจโรคในพืชชนิดอื่น ๆ

Who this project is for?

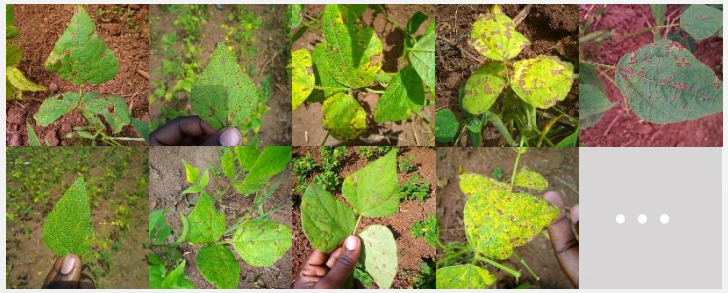
- เกษตรกรที่สนใจ AI กับการเกษตร
- ผู้ควบคุม/วางแผนการผลิต
- นักวิเคราะห์ข้อมูล

Plant Disease Dataset

http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Leaf?ref=datanews.io#

Plant Disease Dataset

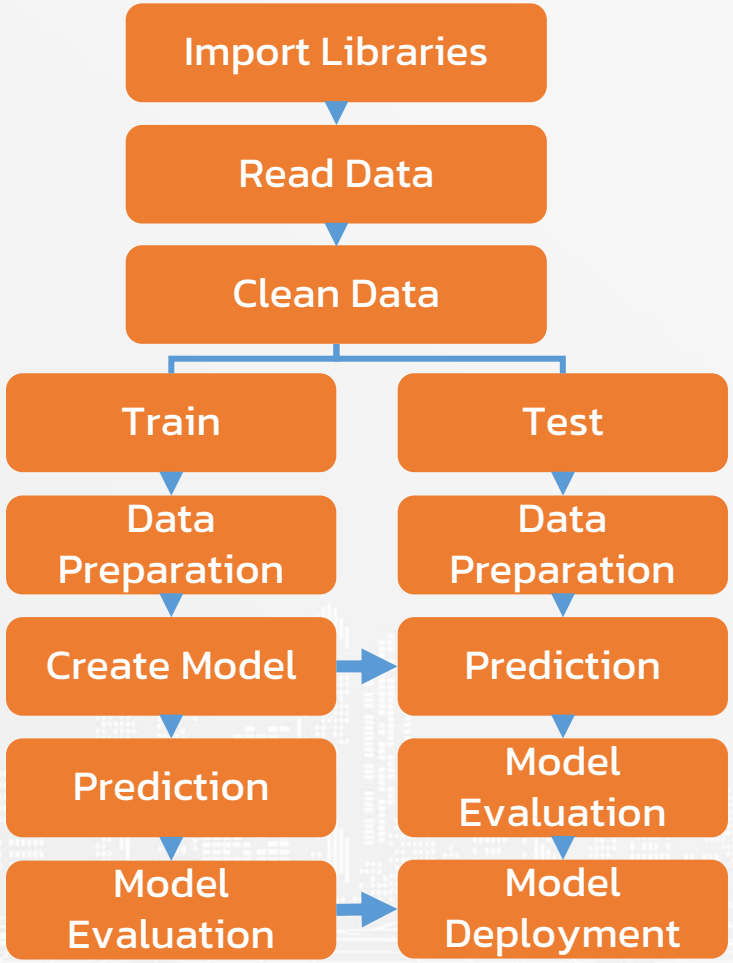
Feature



Target

- target : การเป็นโรคของพืช (healthy, unhealthy)

What we learn from this project?



Import Libraries

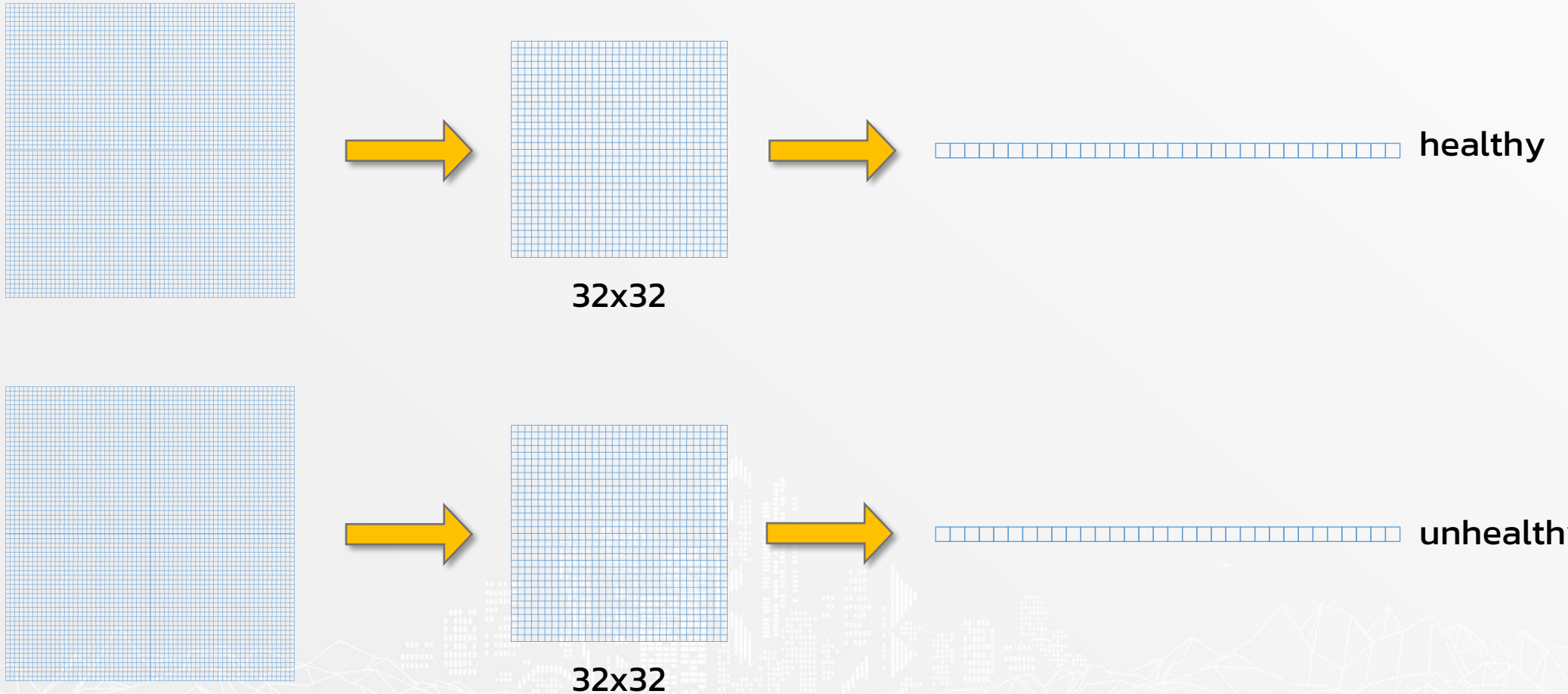
```python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from glob import glob
from PIL import Image
import cv2
from tqdm.auto import tqdm
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder, OneHotEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import (
    plot_confusion_matrix,
    classification_report
)

import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

np.random.seed(12345)
```

Read Data

```
classes = ['angular_leaf_spot', 'bean_rust', 'healthy']
```

```
X = np.empty([0, 32*32*3])
y = np.empty([0, 1])

for _class in tqdm(classes):
    img_path = glob('dataset/' + _class + '/*')
    for path in tqdm(img_path):
        img = Image.open(path)
        img = img.resize([32, 32])
        img = np.array(img)
        if img.shape[2] == 4:
            img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGRA2BGR)
        img = img.reshape(1, -1)
        X = np.vstack([X, img])
        if _class == 'healthy':
            y = np.vstack([y, 'healthy'])
        else:
            y = np.vstack([y, 'unhealthy'])
```

Read Data



Read Data

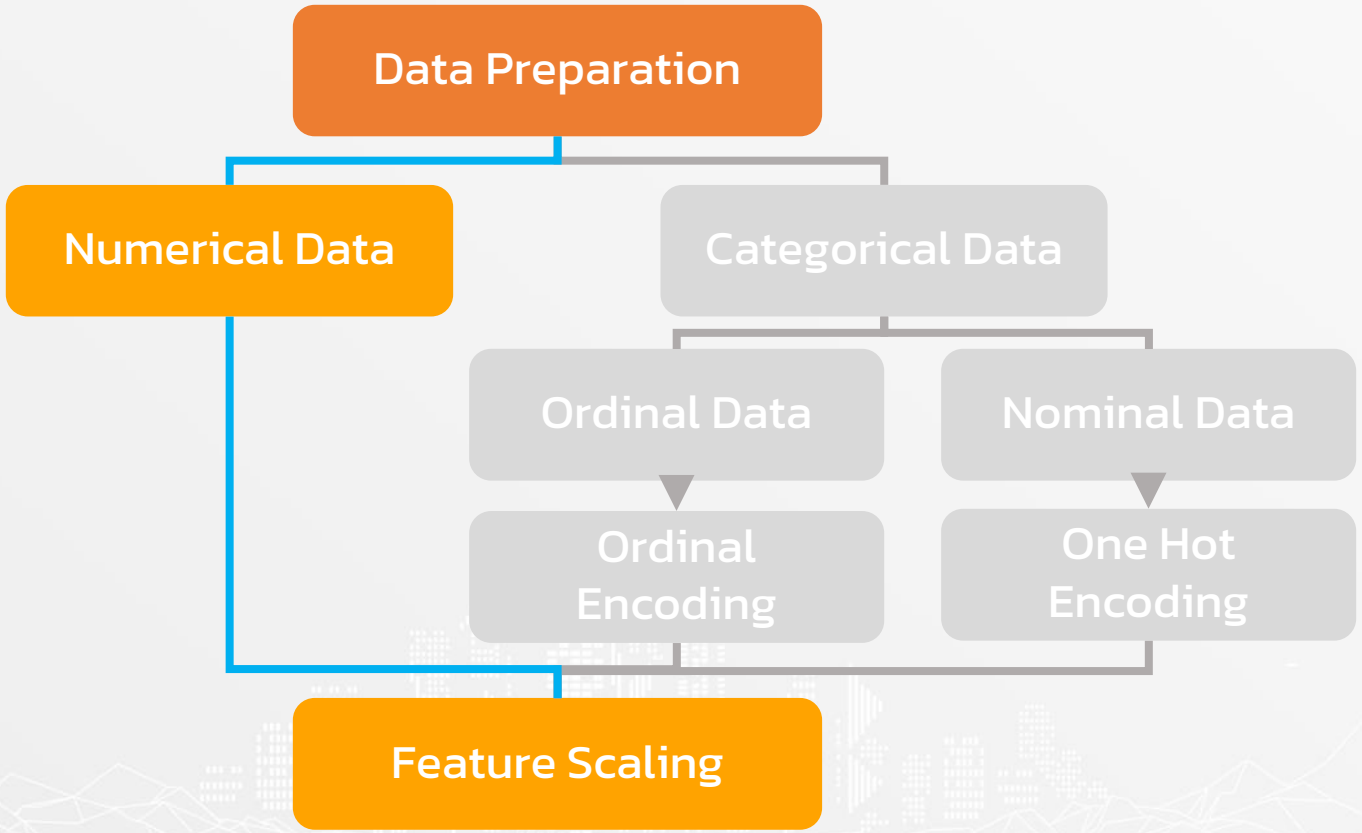
x_1	x_2	x_3	$\cdots$	x_{3072}
91.0	127.0	20.0	$\cdots$	54.0
117.0	97.0	67.0	$\cdots$	35.0
203.0	206.0	212.0	$\cdots$	21.0
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
60.0	122.0	5.0	$\cdots$	53.0

X

y
unhealthy
unhealthy
unhealthy
$\vdots$
healthy

y

Data Preparation



02. PLANT DISEASE

- dataset
- plant_disease_mc.ipynb
- plant_disease_md.ipynb
- plant_disease_model.pickle

Fake News

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Abstract

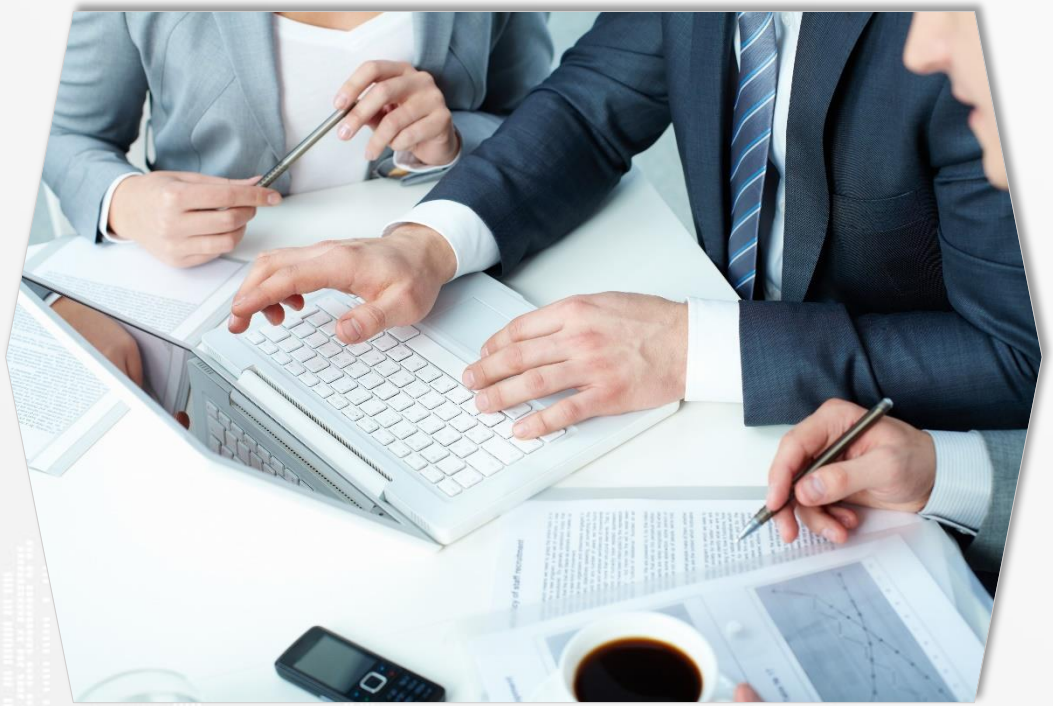
สร้าง model เพื่อตรวจสอบข่าวปลอมโดยพิจารณาจากหัวข้อข่าว, เนื้อหาข่าว และหมวดหมู่ข่าว

Why this project important?

- สามารถสร้างระบบตรวจสอบข่าวปลอมที่ทำงานได้ตลอด 24 ชั่วโมง
- สามารถนำไปต่อยอดเพื่อจัดอันดับความน่าเชื่อถือของสื่อมวลชน
- สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานที่มีลักษณะใกล้เคียงได้ เช่น sentimental analysis

Who this project is for?

- บุคลากรด้านสื่อมวลชน
- นักลงทุน
- นักวิเคราะห์ข้อมูล



Fake News Dataset

https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci

Fake News Dataset

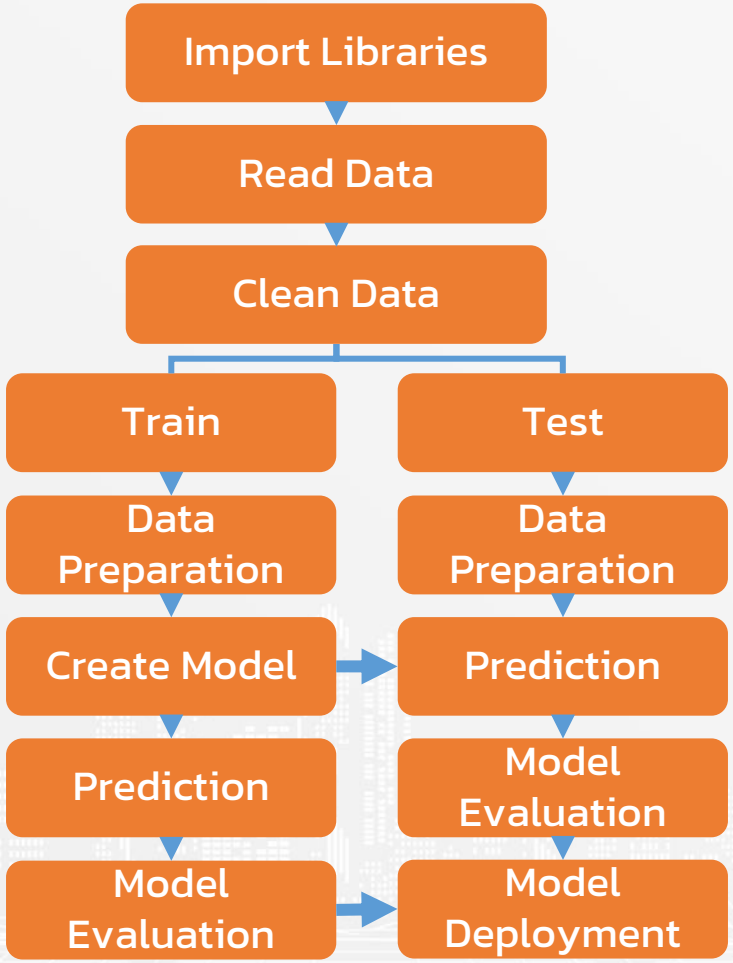
Feature

- title : หัวข้อข่าว
- text : เนื้อหาข่าว
- subject : หมวดหมู่ข่าว

Target

- class : ค่าความจริงของข่าว (fake, true)

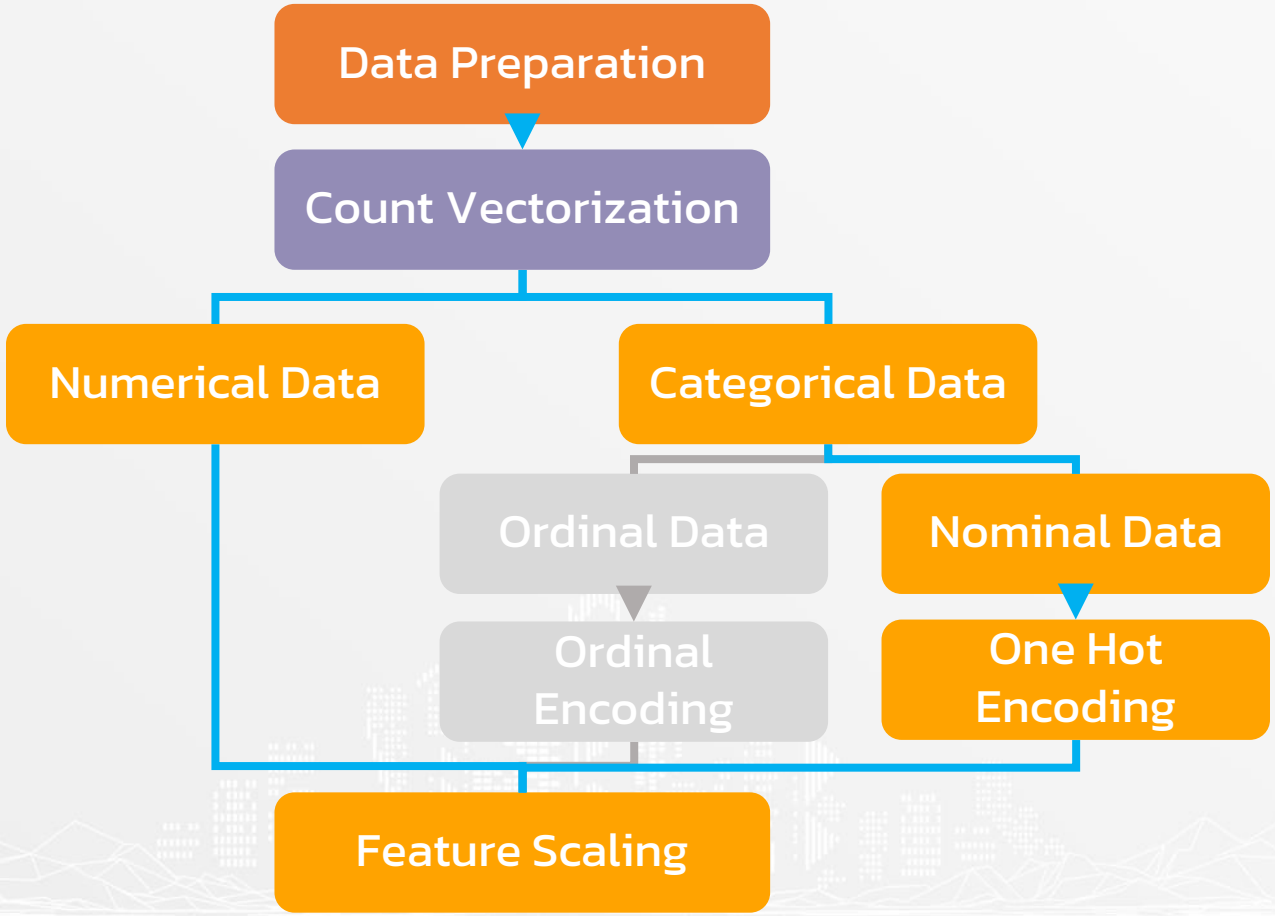
What we learn from this project?



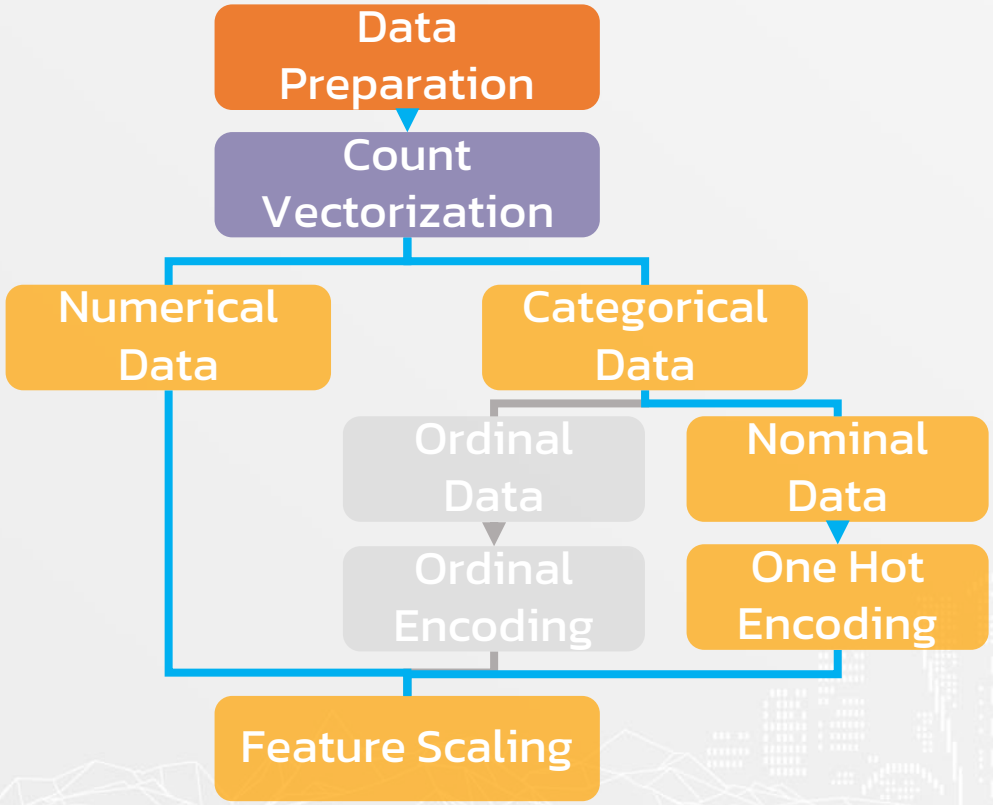
Import Libraries

```python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder, OneHotEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression, LogisticRegressionCV
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix, classification_report

import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

np.random.seed(12345)
```

Data Preparation



Data Preparation



Count vectorization

สร้าง feature ใหม่ โดยการหา unique word จากข้อความทั้งหมดใน dataset จากนั้นให้พิจารณาว่าแต่ละข้อความประกอบด้วย unique word อะไรบ้าง และจำนวนกี่ครั้ง

	'apple'	'green'	'is'	'kiwi'	'orange'	'red'
'Apple is red'	1	0	1	0	0	1
'Kiwi is green'	0	1	1	1	0	0
'Orange is orange'	0	0	1	0	2	0

Count Vectorization

	cnt_title_000	cnt_title_10	cnt_title_100	...	cnt_title_year	cnt_title_years	...
BAGHDAD (Reuters) – A Russian Islamic State fi...	0	0	0	...	0	0	...
WASHINGTON (Reuters) – President Donald Trump ...	0	0	0	...	0	0	...
WASHINGTON (Reuters) – Russian President Vladi...	0	0	0	...	0	0	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Code

- Count vectorization for **training set**

```
corpus_train = X_train["title"].tolist()
title_vectorizer = CountVectorizer(max_features=1000)
title_vectorizer.fit(corpus_train)
title_cnt_vec_train = title_vectorizer.transform(corpus_train).toarray()
```

```
title_cnt_vec_feature_name = [
    "cnt_title_" + feature for feature in title_vectorizer.get_feature_names()
]
```

```
X_train[title_cnt_vec_feature_name] = title_cnt_vec_train
X_train.drop("title", axis=1, inplace=True)
```

Code

- Count vectorization for **test set**

```
corpus_test = X_test['title'].tolist()
title_cnt_vec_test = title_vectorizer.transform(corpus_test).toarray()
```

```
X_test[title_cnt_vec_feature_name] = title_cnt_vec_test
X_test.drop('title', axis=1, inplace=True)
```

03. FAKE NEWS

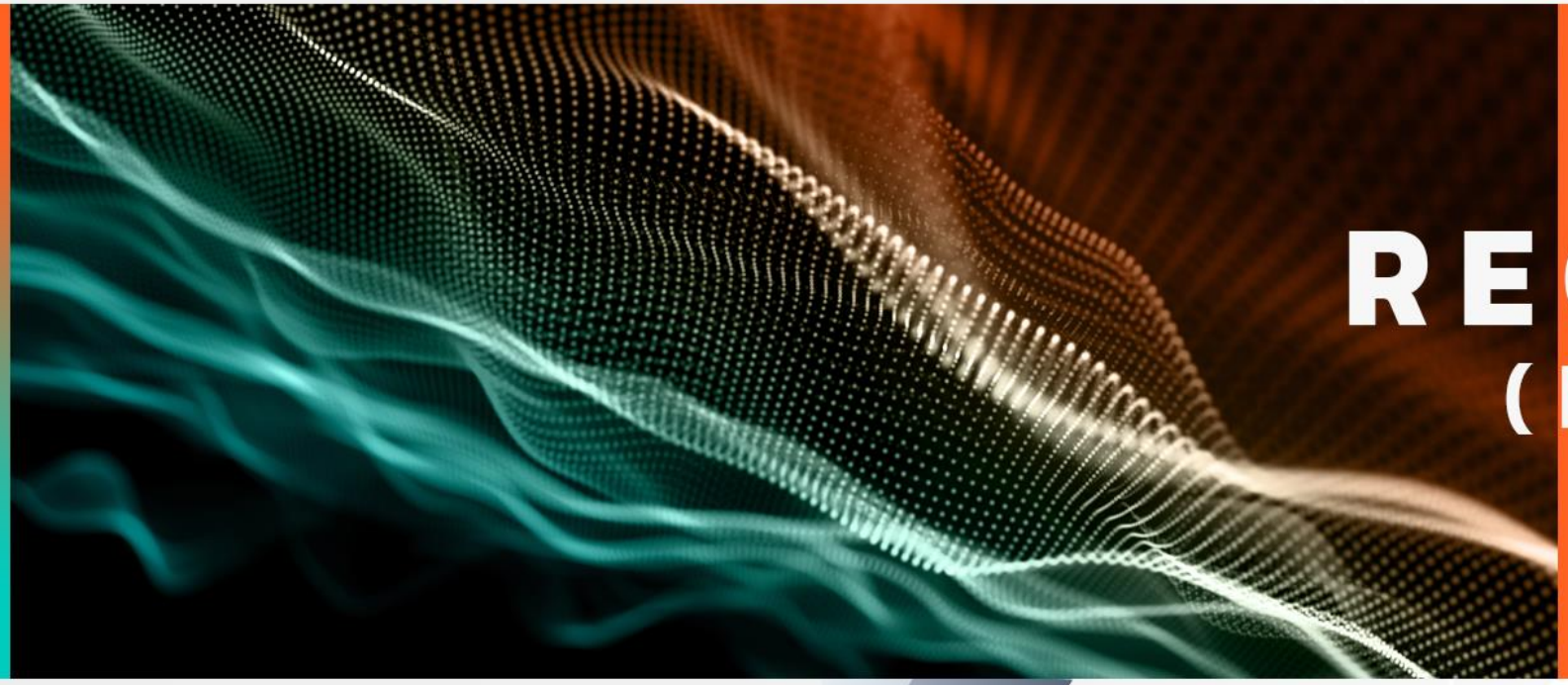
- dataset
- fake_news_mc.ipynb
- fake_news_md.ipynb
- fake_news_model.pickle

DL102 : Logistic Regression

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

LOGISTIC REGRESSION (MULTI-CLASS)



LOGISTIC REGRESSION (MULTI-CLASS)

BY TAUTOLOGY

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

facebook/tautologyai
www.tautology.live

Logistic Regression (Multi-Class Classification)

Introduction

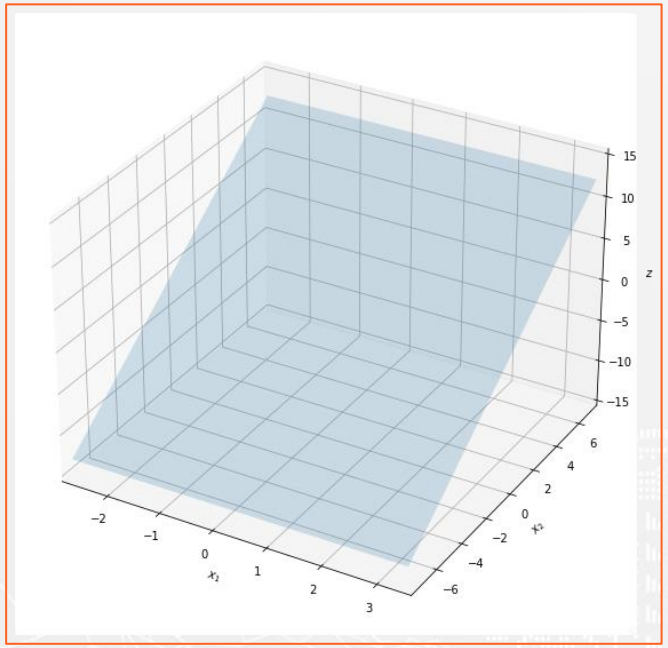
MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

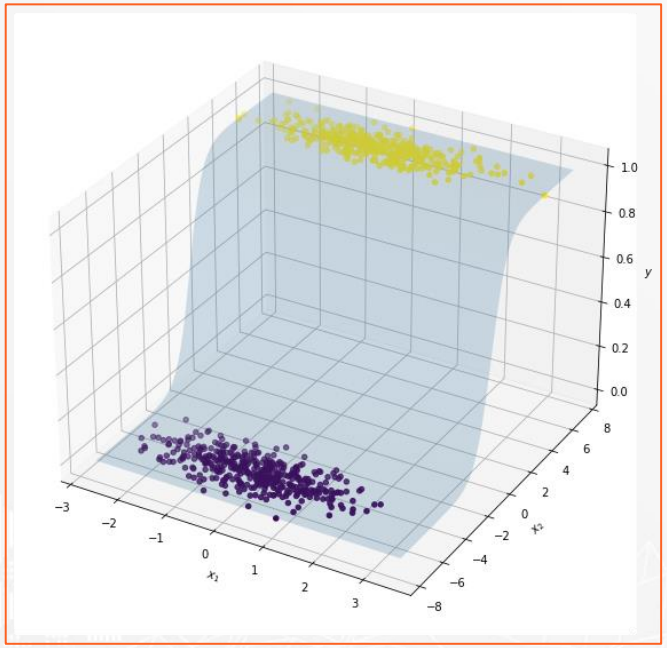
Introduction

- Logistic Regression with Multiclass
- Why Softmax ?
- Extension to Neural Network
- Real World Application

Logistic Regression with Multiclass

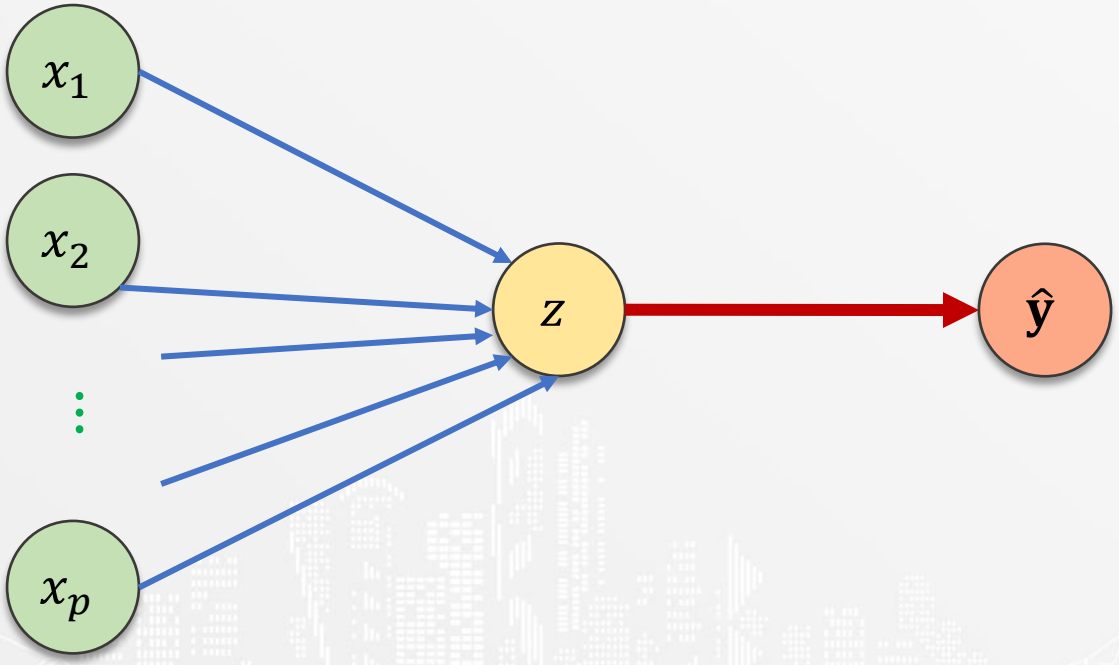
Binary Classification





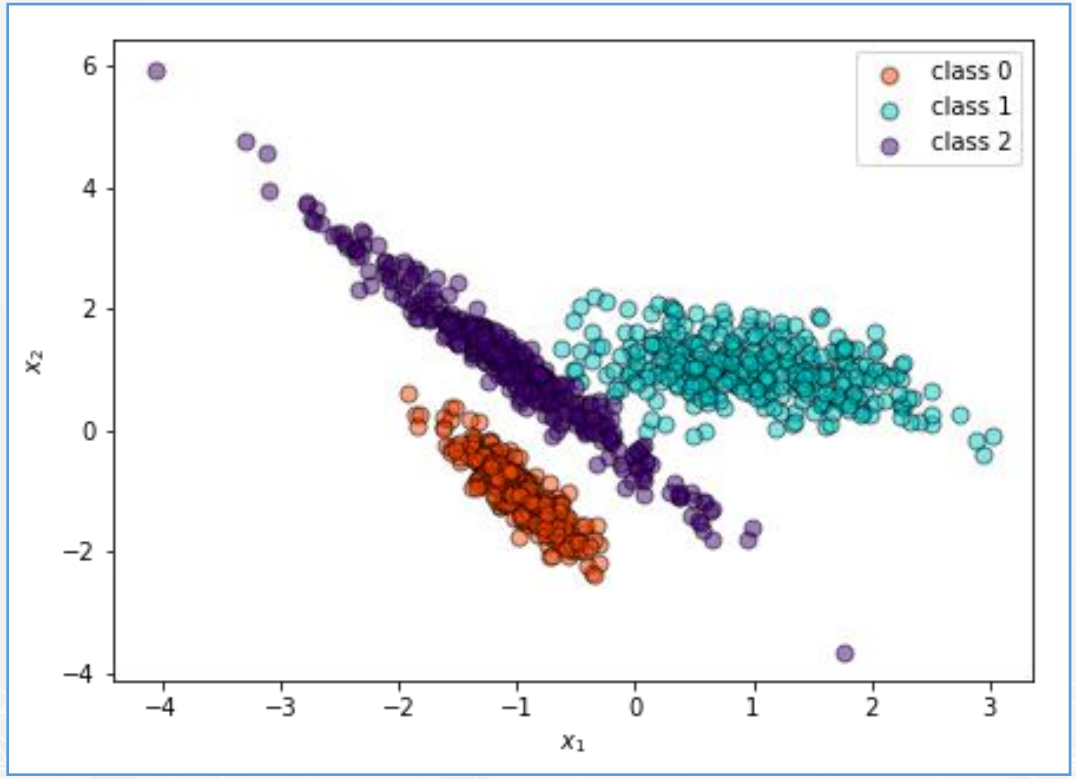
Logistic Regression with Multiclass

Binary Classification



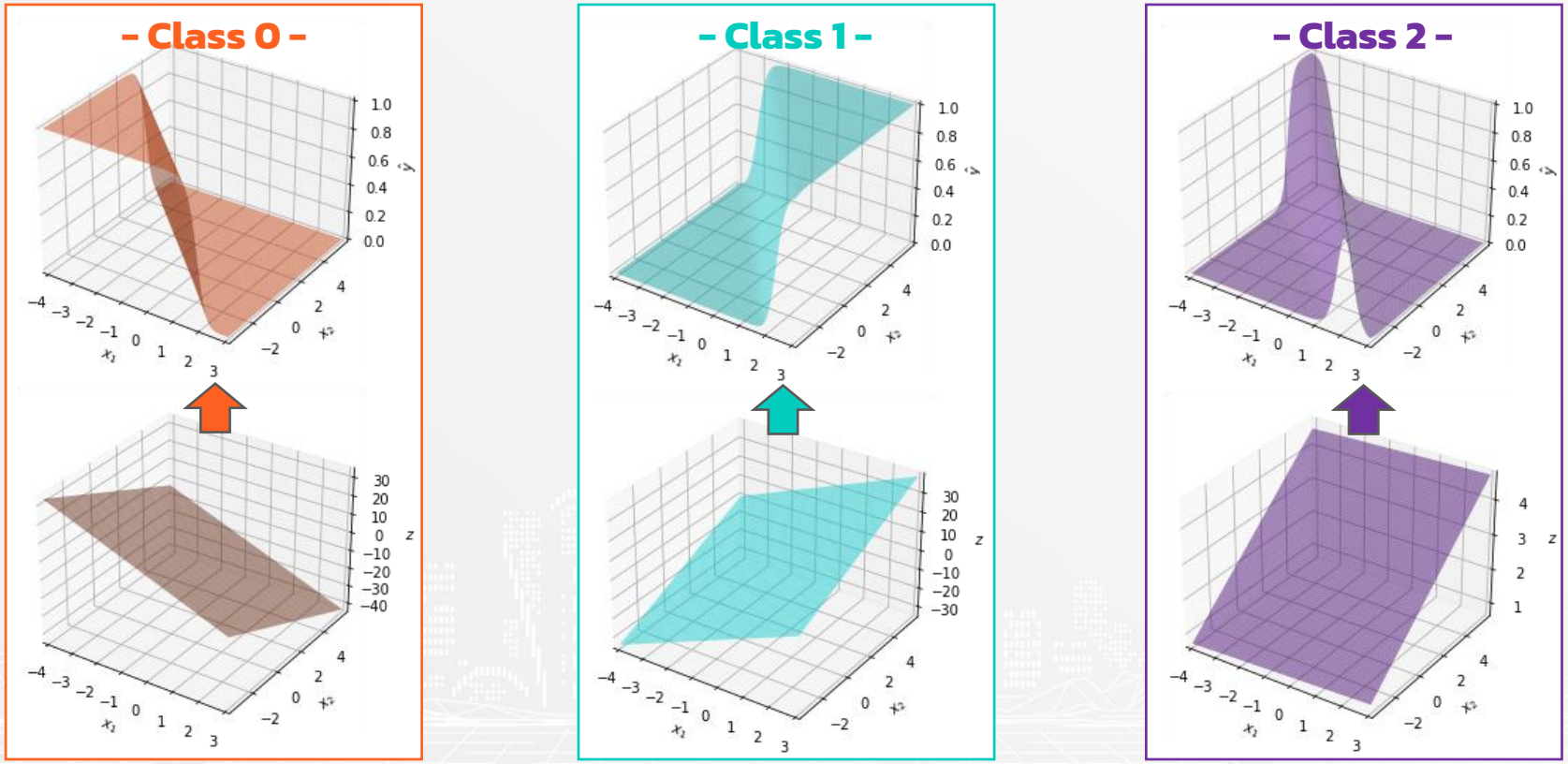
Logistic Regression with Multiclass

Muti-Class Classification



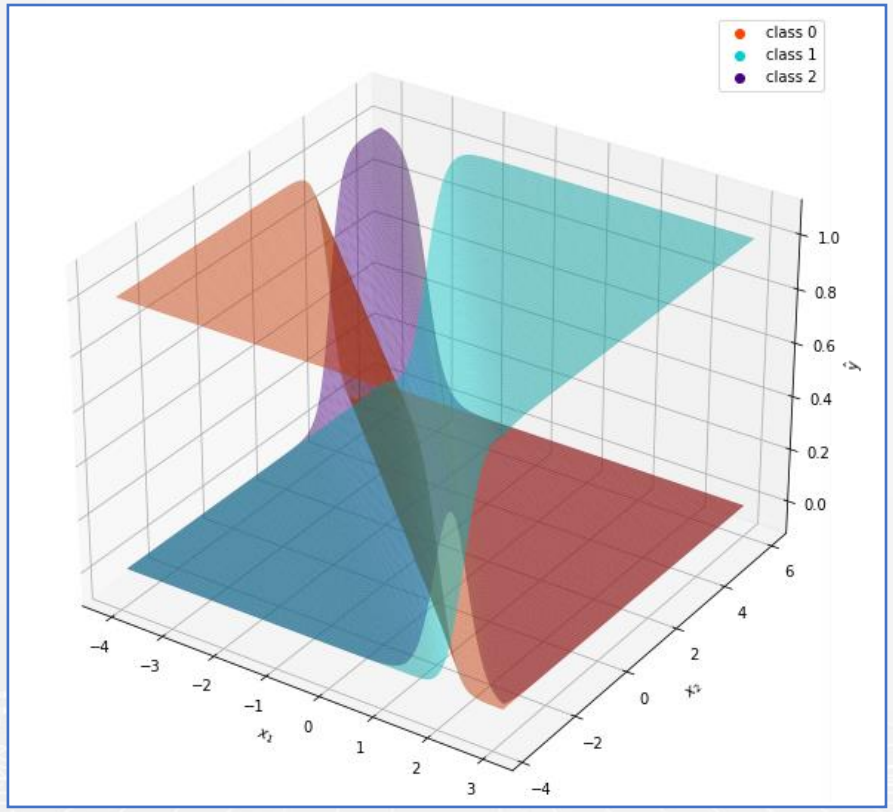
Logistic Regression with Multiclass

Muti-Class Classification



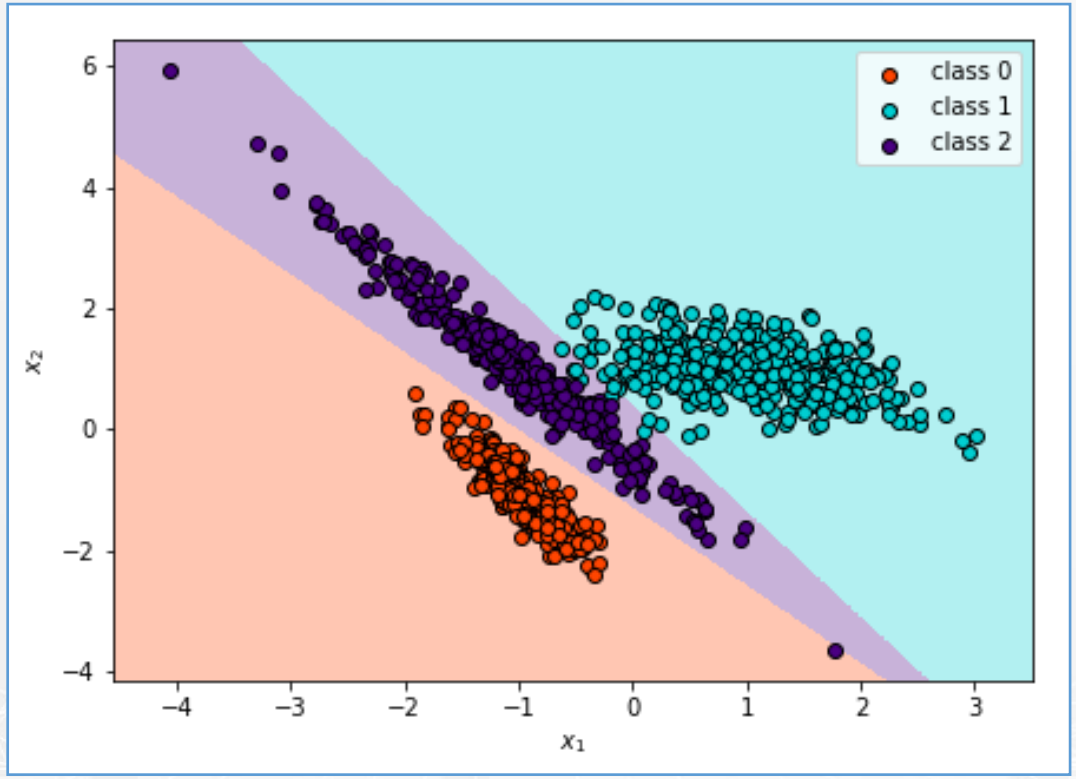
Logistic Regression with Multiclass

Muti-Class Classification



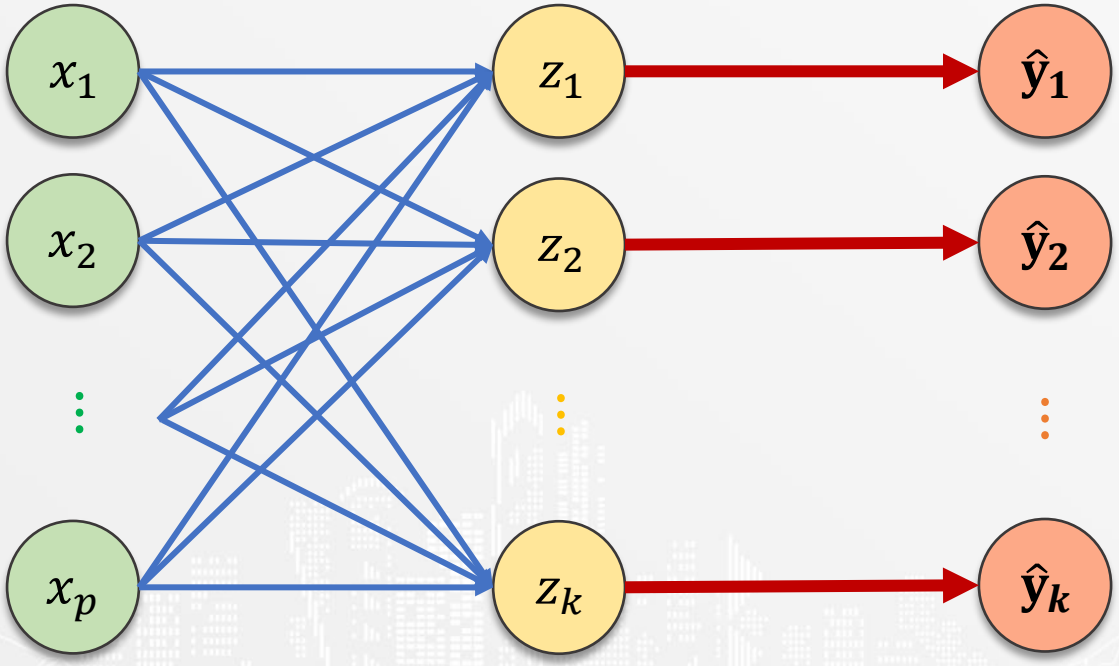
Logistic Regression with Multiclass

Muti-Class Classification



Logistic Regression with Multiclass

Muti-Class Classification



Logistic Regression with Multiclass

สมการคณิตศาสตร์ของ Logistic Regression แบบ **Multiclass**

$$z_m = w_{0,m} + w_{1,m}x_1 + w_{2,m}x_2 + \cdots + w_{p,m}x_p$$

$$\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$$

โดยที่

- $\hat{y}_m$ คือ ความน่าจะเป็นที่จะเป็น class ที่ m (predicted target)
- z_m คือ สมการเชิงเส้น (linear regression) ของ class ที่ m
- $x_1, x_2, x_3, \ldots, x_p$ คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_{0,m}, w_{1,m}, \ldots, w_{p,m}$ คือ สัมประสิทธิ์ที่ส่งจาก feature ไป class ที่ m (coefficient)
- $m \in 0, 1, 2, \ldots, k-1$

Introduction

- **Logistic Regression with Multiclass** ✓
- Why Softmax ?
- Extension to Neural Network
- Real World Application

Why Softmax ?

Why $\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$ **?**

Why Softmax ?

Ans : เราต้องการให้ $\hat{y}_m$ อยู่ในรูปของความน่าจะเป็น

ดังนั้น สมการของ $\hat{y}_m$ ต้องอยู่ในรูปของ $\frac{f(z_m)}{\sum_{c=0}^{k-1} f(z_c)}$

Why Softmax ?

Why e^z ?

Why Softmax ?

Logic ของ $f(z)$ ที่ทำให้ $\hat{y}_m$ มีสมบัติของความน่าจะเป็น

1. $f(z)$ มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 และเป็น monotone function
2. เมื่อ z ต่างกัน เราอยากให้ $f(z)$ ต่างกันอย่างชัดเจน
3. เราชอบ $f(z)$ ที่ diff ได้

Why Softmax ?

- $f(z) = z$
- $f(z) = |z|$
- $f(z) = z^2$
- $f(z) = z^n$
- $f(z) = \log z$
- $f(z) = a^z$
- $f(z) = \sigma(z)$
- $f(z) = relu(z)$
- $f(z) = \sin(z)$
- $f(z) = \cos(z)$

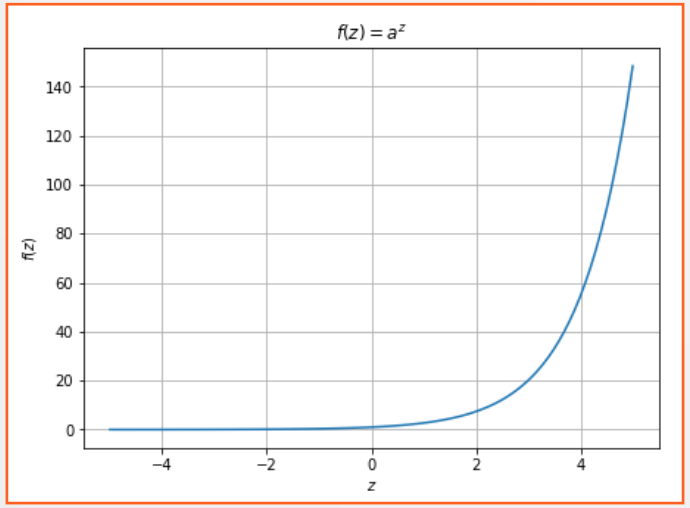
Why Softmax ?

1. $f(z)$ มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 และเป็น monotone function

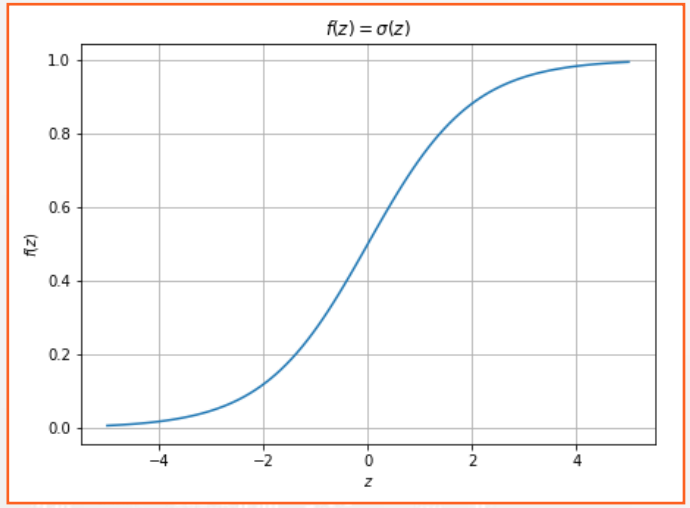
- ~~$f(z) = z$~~
- ~~$f(z) = |z|$~~
- ~~$f(z) = z^2$~~
- ~~$f(z) = z^n$~~
- ~~$f(z) = \log z$~~
- $f(z) = a^z$
- $f(z) = \sigma(z)$
- $f(z) = relu(z)$
- ~~$f(z) = \sin(z)$~~
- ~~$f(z) = \cos(z)$~~

Why Softmax ?

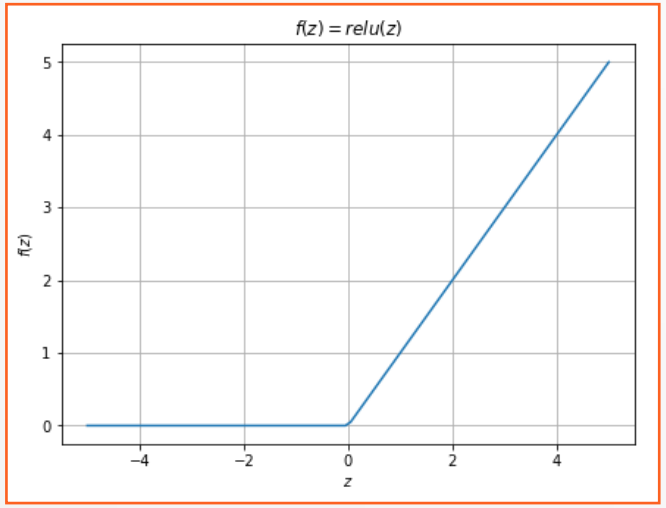
1. $f(z)$ มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 และเป็น monotone function



$f(z) = a^z$



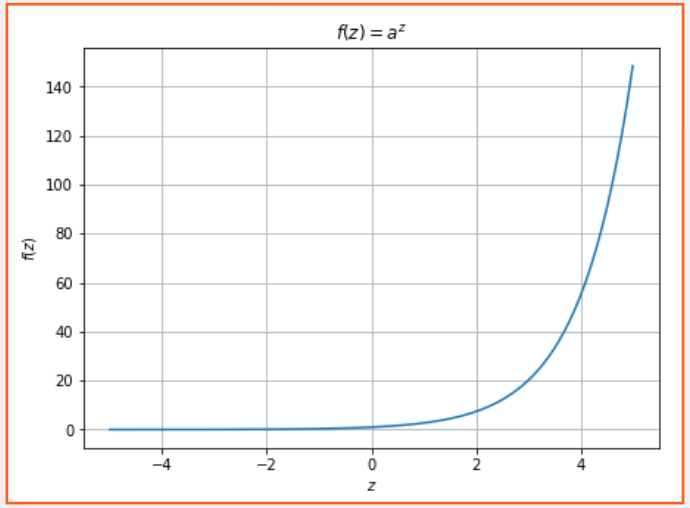
$f(z) = \sigma(z)$

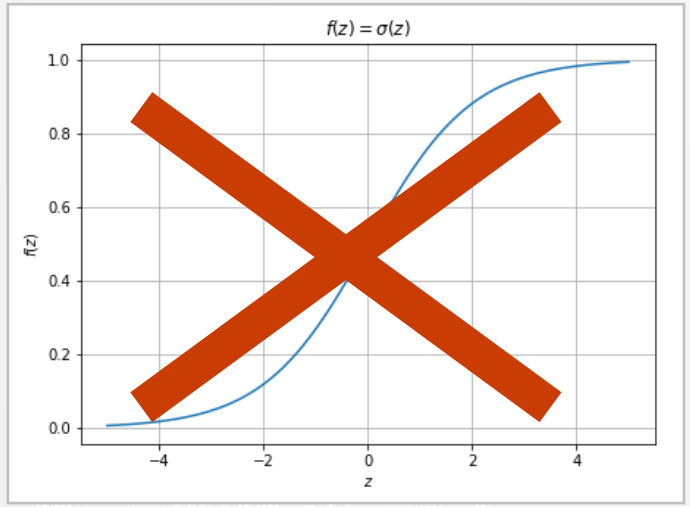


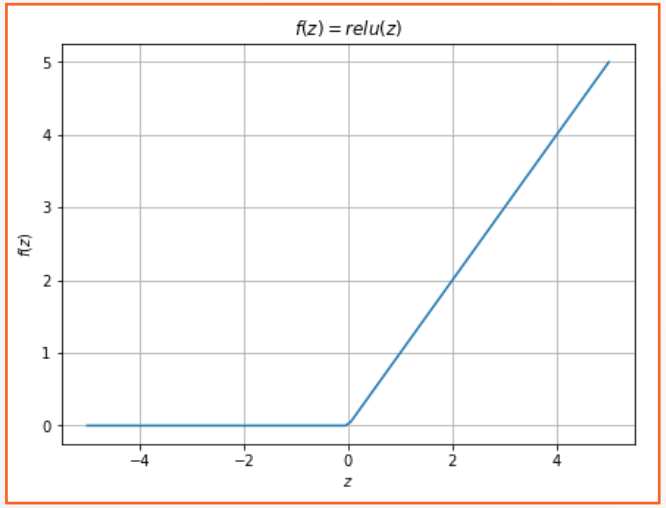
$f(z) = relu(z)$

Why Softmax ?

2. เมื่อ z ต่างกัน เราอยากให้ $f(z)$ ต่างกันอย่างชัดเจน







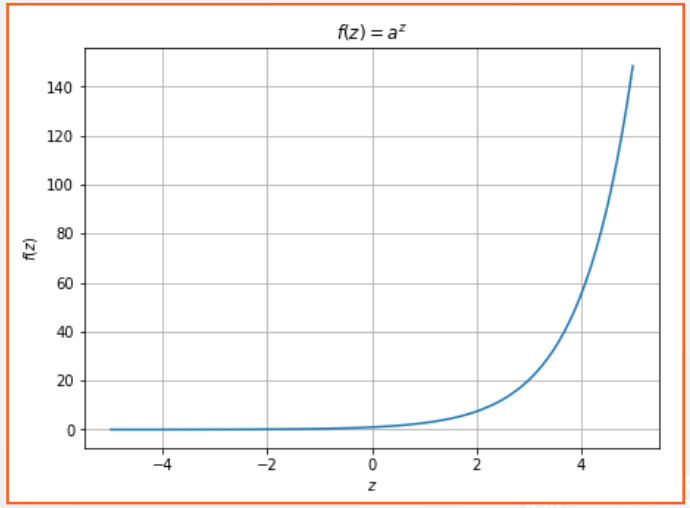
$f(z) = a^z$

$f(z) = \sigma(z)$

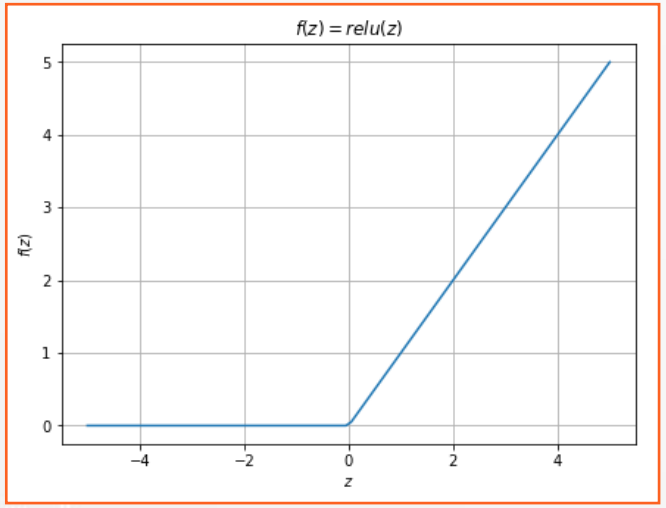
$f(z) = relu(z)$

Why Softmax ?

2. เมื่อ z ต่างกัน เราอยากให้ $f(z)$ ต่างกันอย่างชัดเจน



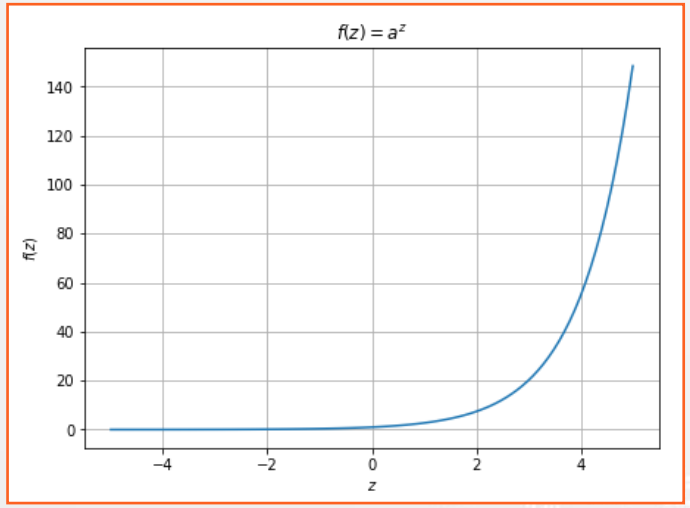
$f(z) = a^z$



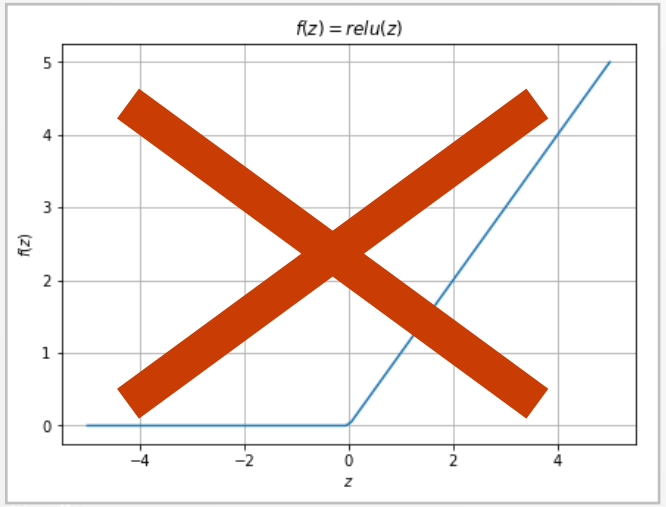
$f(z) = relu(z)$

Why Softmax ?

3. เราชอบ $f(z)$ ที่ diff ได้



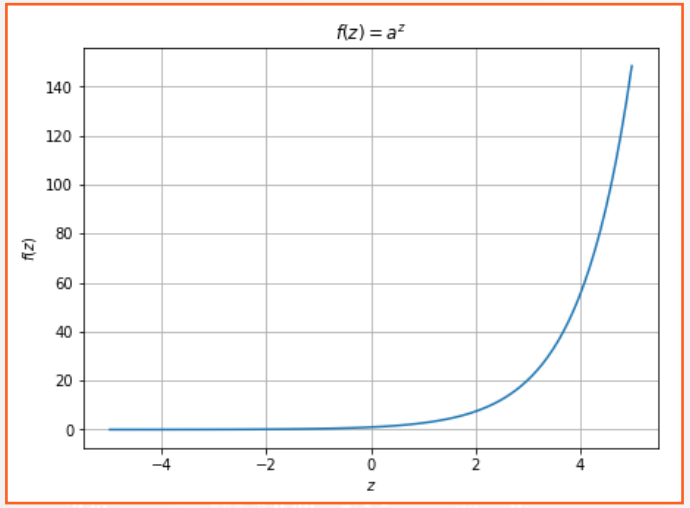
$f(z) = a^z$



$f(z) = relu(z)$

Why Softmax ?

3. เราชอบ $f(z)$ ที่ diff ได้



$f(z) = a^z$

Why Softmax ?

Why $a = e$ **?**

** $e = 2.718281828459045$

Why Softmax ?

Ans : $$\frac{\partial a^z}{\partial z} = a^z \log a$$

$$\frac{\partial e^z}{\partial z} = e^z$$

Why Softmax ?

เราต้องการให้ $\hat{y}_m$ อยู่ในรูปของความน่าจะเป็น

ดังนั้น สมการของ $\hat{y}_m$ ต้องอยู่ในรูปของ $\frac{f(z_m)}{\sum_{c=0}^{k-1} f(z_c)}$

Why Softmax ?

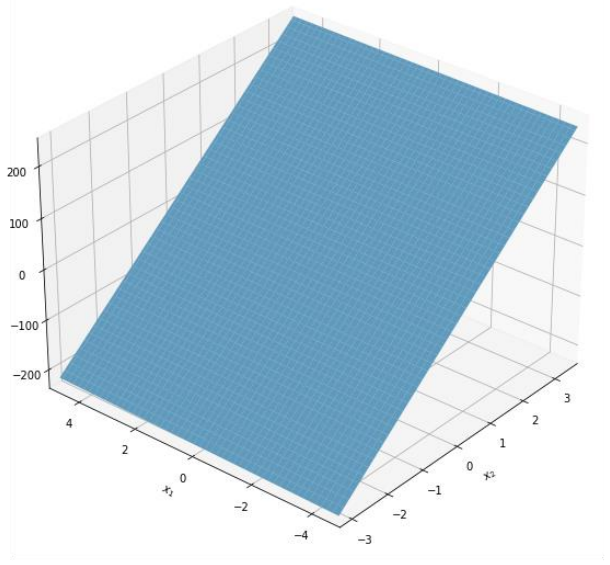
$$\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$$

Introduction

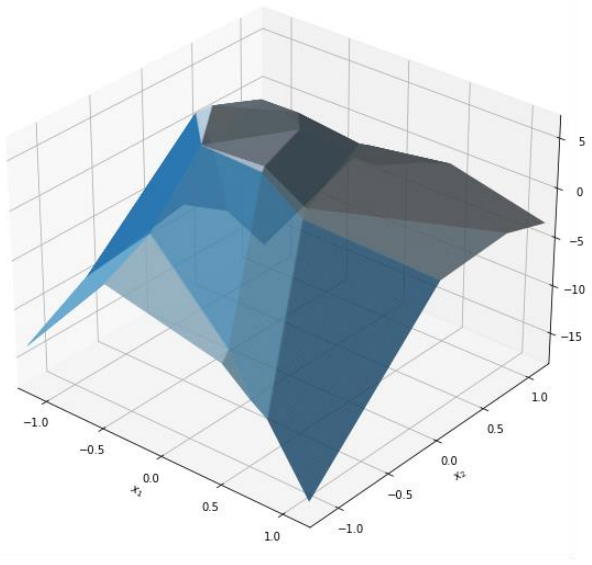
- **Logistic Regression with Multiclass** ✓
- **Why Softmax ?** ✓
- Extension to Neural Network
- Real World Application

Extension to Neural Network

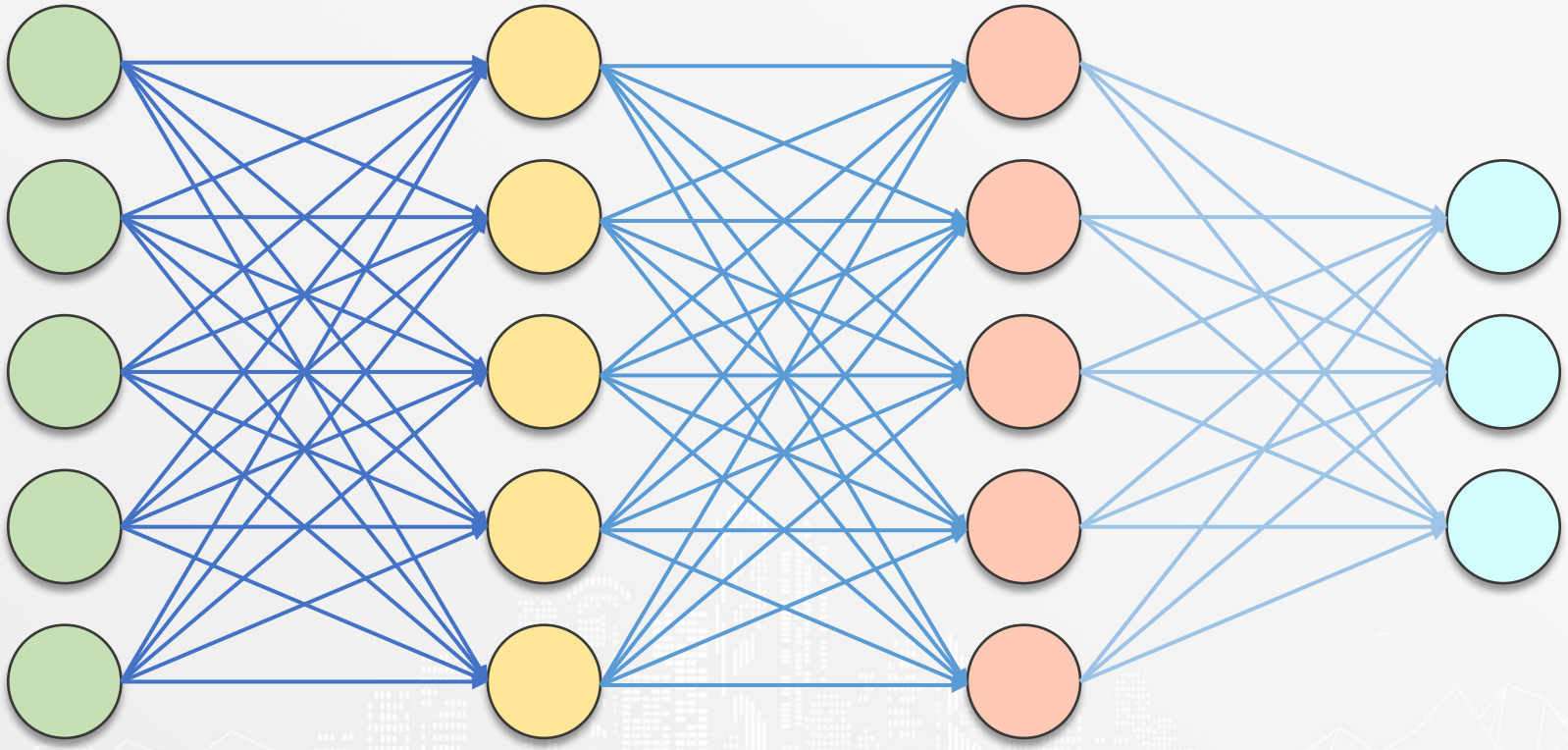
Linear Regression



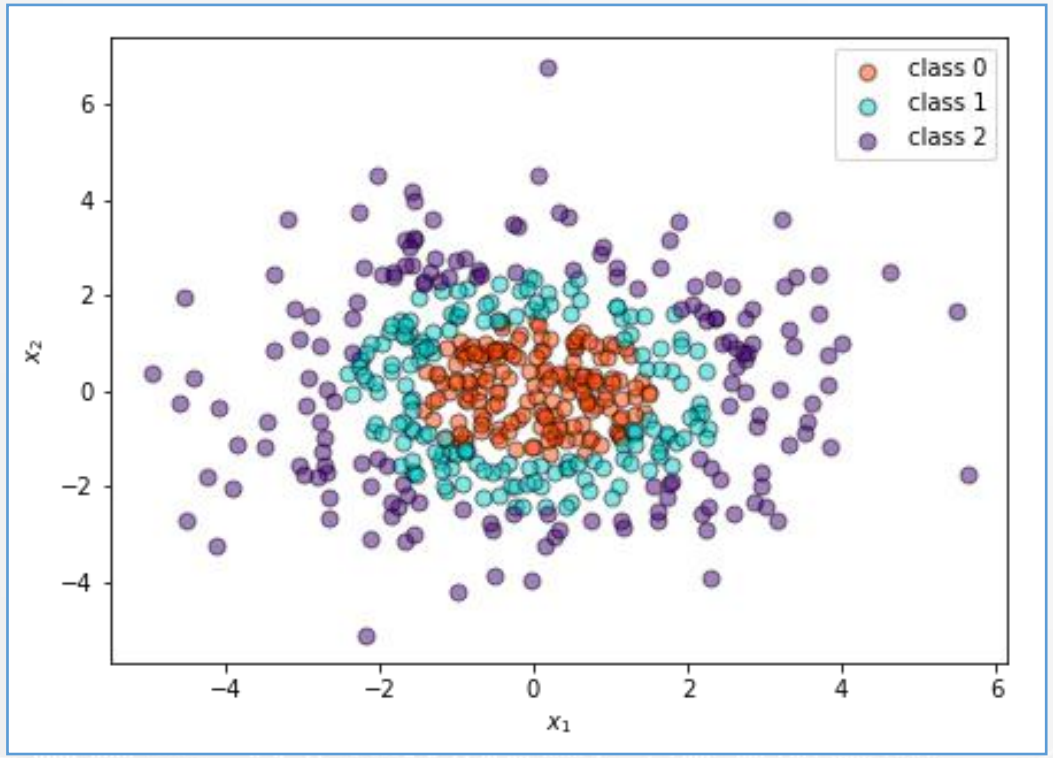
Neural Network
(regression)



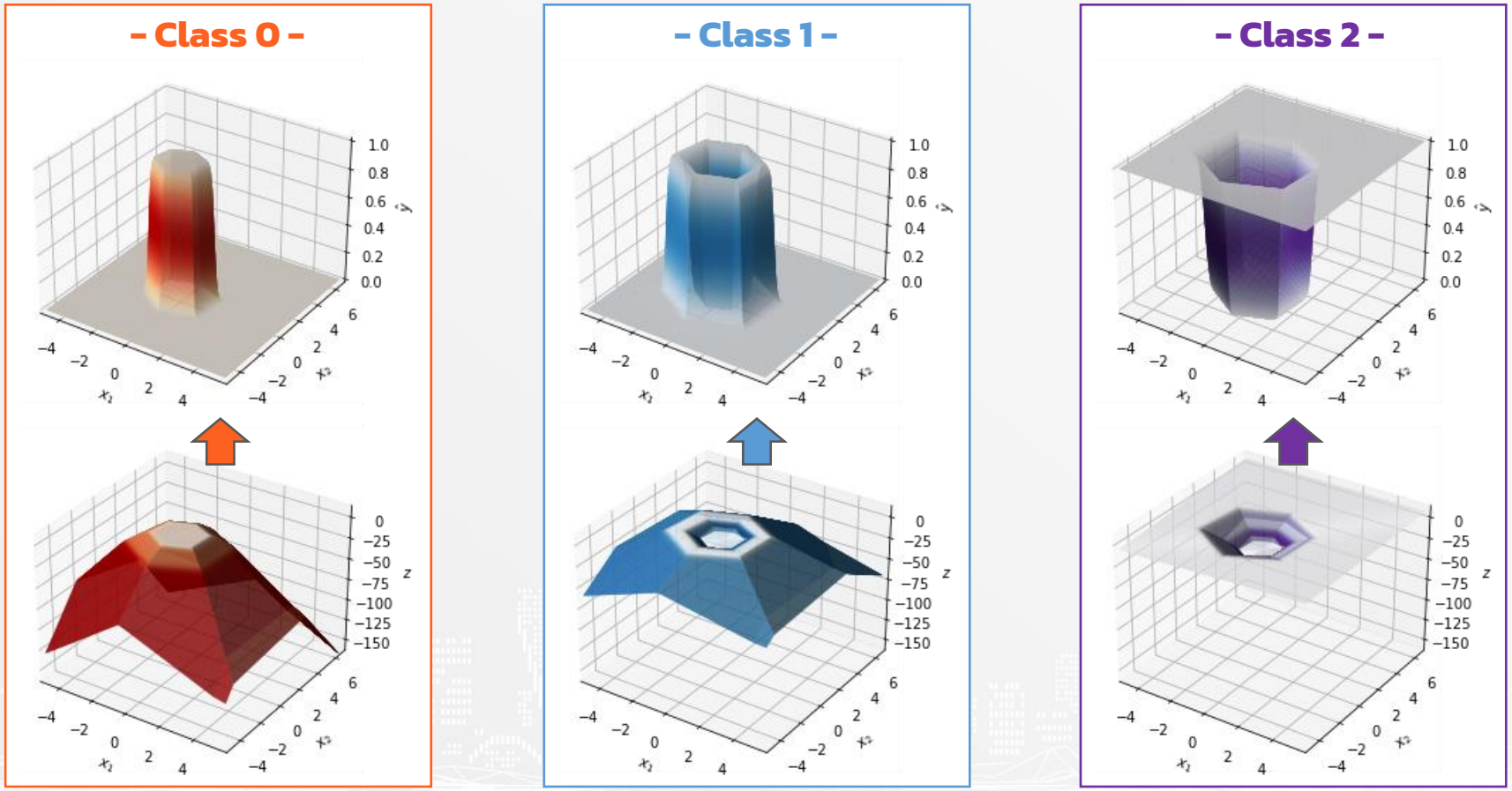
Extension to Neural Network



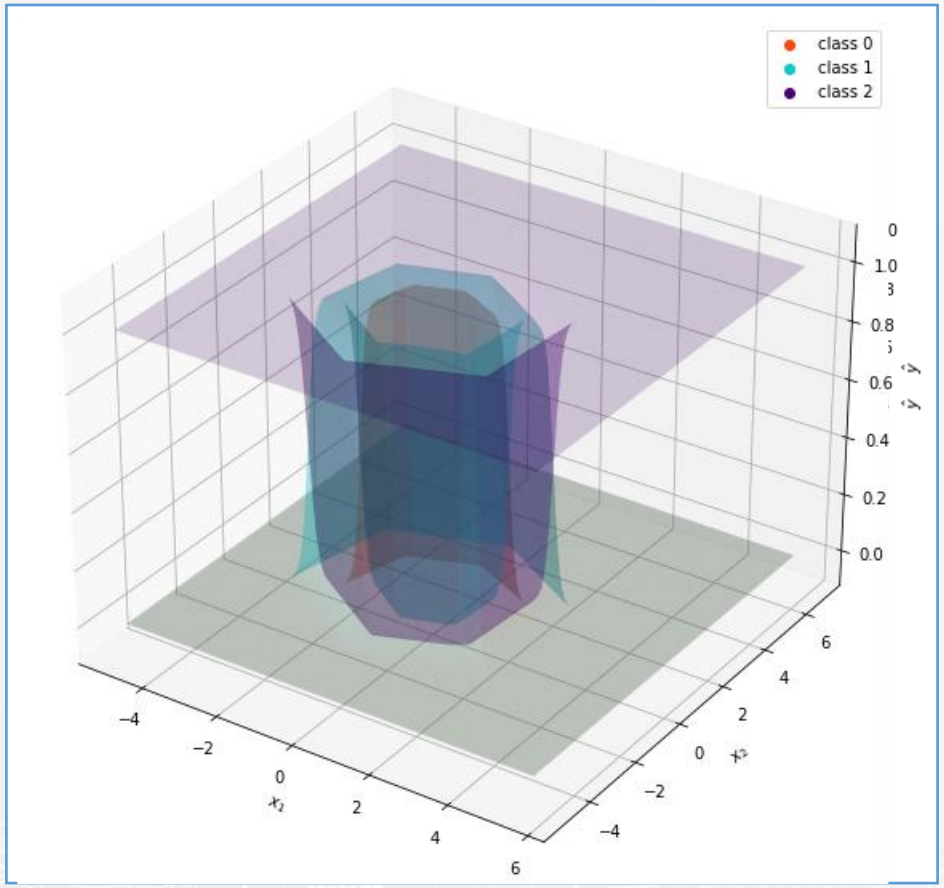
Extension to Neural Network



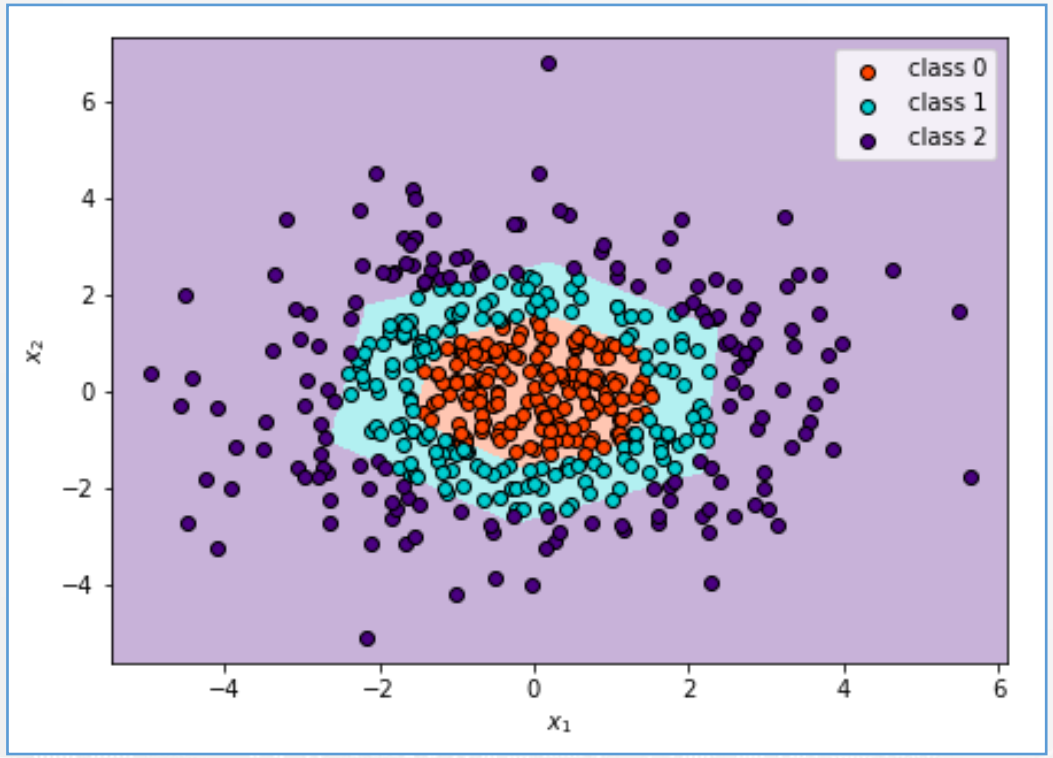
Extension to Neural Network



Extension to Neural Network



Extension to Neural Network



Introduction

- Logistic Regression with Multiclass ✓
- Why Softmax ? ✓
- Extension to Neural Network ✓
- Real World Application

Real World Application

https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26714019/

การจำแนกผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวาน
(ไม่เป็นเบาหวาน, มีโอกาสเสี่ยงสูง, เป็นเบาหวาน)
โดยจะพิจารณาจาก เพศ, อายุ, ระดับการเคลื่อนไหวในชีวิตประจำวัน เป็นต้น

Real World Application

https://www.scirp.org/journal/paperinformation.aspx?paperid=77395

การวิเคราะห์ความรุนแรงของอุบัติเหตุบนท้องถนน

(เสียหายเฉพาะทรัพย์สิน, บาดเจ็บเล็กน้อย, พิการ, เสียชีวิต)

โดยพิจารณาจาก อายุของคนขับ, ประเภทของยานพาหนะ, แสงไฟบนท้องถนน, เป็นถนนที่สร้างเสร็จแล้วหรือกำลังก่อสร้าง เป็นต้น

Real World Application

https://www.proquest.com/openview/51d5560e3bea3125896d211c7932d7a9/1?pq-origsite=gscholar&cbl=1056382

การวิเคราะห์ performance ของหุ้นในอนาคต

(ดี, อยู่ในค่าเฉลี่ยของตลาด, ไม่ดี)

โดยพิจารณาจาก กำไรสุทธิ, กำไรต่อหุ้น, มูลค่าทางบัญชี, สัดส่วนกำไรเทียบปีก่อนหน้า เป็นต้น

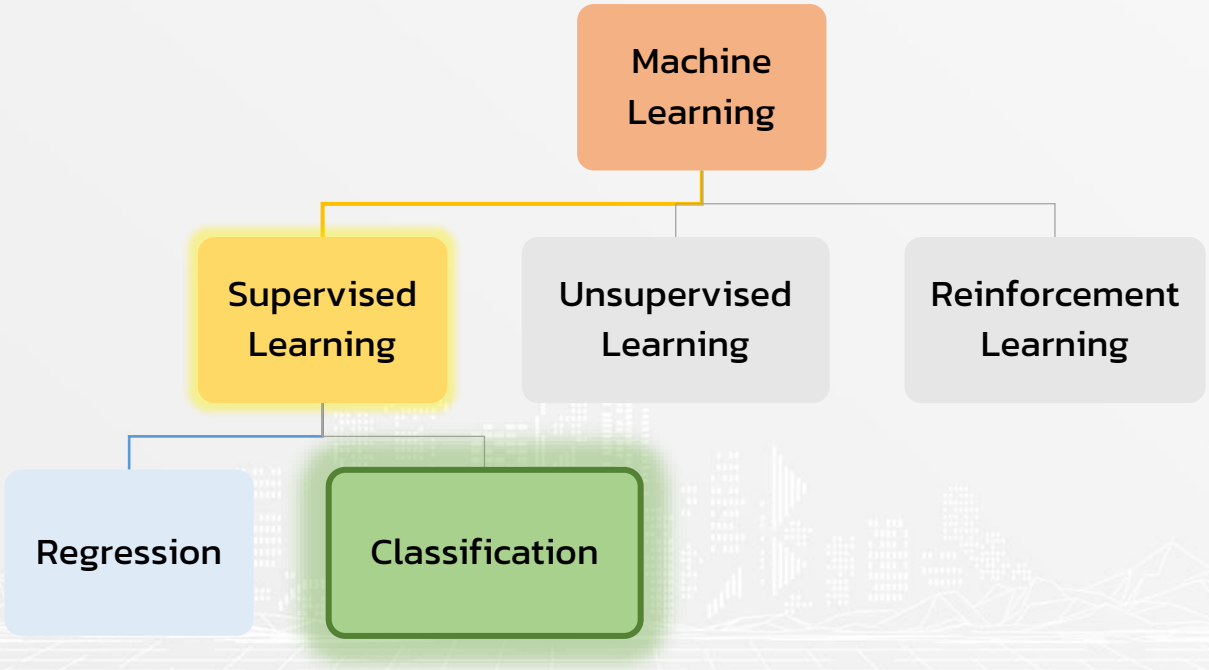
Introduction

- Logistic Regression with Multiclass
- Why Softmax ?
- Extension to Neural Network
- Real World Application

Logistic Regression (Multi-Class Classification)

Logistic Regression

Logistic Regression เป็นหนึ่งใน algorithm ประเภท supervised learning



Concept of Supervised Learning

Data ⇨ Model ⇨ Prediction

Data

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Data

Data Stating

Data Requirement

More about Target

Data Stating

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\mathbf{x}_3$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$	$\mathbf{y}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	y_1
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	y_2
$x_{3,1}$	$x_{3,2}$	$x_{3,3}$	$\cdots$	$x_{3,p}$	y_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$x_{n,3}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	y_n

- n คือ จำนวน sample
- p คือ จำนวน feature

Data Stating

$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$	$\mathbf{x}_3$	$\cdots$	$\mathbf{x}_p$	$\mathbf{y}$
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$\cdots$	$x_{1,p}$	y_1
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$	$\cdots$	$x_{2,p}$	y_2
$x_{3,1}$	$x_{3,2}$	$x_{3,3}$	$\cdots$	$x_{3,p}$	y_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$x_{n,3}$	$\cdots$	$x_{n,p}$	y_n

- $x_{2,3}$ คือ sample ที่ 2 feature ที่ 3
- $x_{3,p}$ คือ sample ที่ 3 feature ที่ p
- $x_{n,p}$ คือ sample ที่ n feature ที่ p
- y_2 คือ target ของ sample ที่ 2
- y_3 คือ target ของ sample ที่ 3
- y_n คือ target ของ sample ที่ n

Data Stating

Example

- เราต้องการจำแนกประเภทของโรคเบาหวาน, โควิด และหัวใจ โดยพิจารณาจาก เพศ, อุณหภูมิร่างกาย, น้ำตาลในเลือด และ ความดันโลหิต

Data

เพศ	อุณหภูมิร่างกาย (°C)	น้ำตาลในเลือด (mg/dl)	ความดันโลหิต (mmHg)	โรค
0	36.6	126	122	0
1	39.5	70	120	1
1	40.1	84	95	1
0	36.5	79	151	2

**0=เบาหวาน, 1=โควิด, 2=หัวใจ

Data Stating

- Feature and Target
  - เราสามารถแยก และปรับให้เป็น matrix ได้ดังนี้

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 36.5 & 126 & 122 \\ 1 & 39.5 & 70 & 120 \\ 1 & 40.1 & 84 & 259 \\ 0 & 36.5 & 79 & 249 \end{bmatrix} \qquad y = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

Data

Data Stating

Data Requirement

More about Target

Data Requirement

- ☑ ข้อมูลต้องอยู่ในรูปแบบของตาราง
- ☑ ข้อมูลต้องเป็น numerical

เพศ	อุณหภูมิร่างกาย (°C)	น้ำตาลในเลือด (mg/dl)	ความดันโลหิต (mmHg)	โรค
0	36.6	126	122	0
1	39.5	70	120	1
1	40.1	84	95	1
0	36.5	79	151	2

**0=เบาหวาน, 1=โควิด, 2=หัวใจ

Data Requirement

- ตัวอย่างข้อมูลที่สามารถใช้งานได้เลย และยังไม่สามารถใช้งานได้

อายุ	เพศ	โรค
42	0	0
57	1	1
58	1	1
59	0	2

อายุ	เพศ	โรค
42	female	0
57	male	1
58	male	1
59	female	2

**0=เบาหวาน, 1=โควิด, 2=หัวใจ

Data Requirement

- เราสามารถแปลงได้โดยสามารถใช้ความรู้ในส่วนของ Data Preparation

อายุ	เพศ	โรค
42	female	0
57	male	1
58	male	1
59	female	2

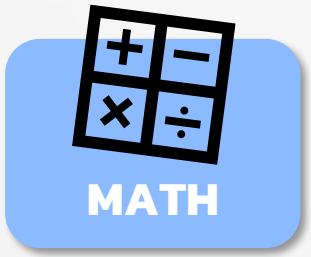
อายุ	female	male	โรค
42	1	0	0
57	0	1	1
58	0	1	1
59	1	0	2

**0=เบาหวาน, 1=โควิด, 2=หัวใจ

Data

- Data Stating
- Data Requirement
- More about Target

More about Target



อายุ	female	male	โรค
42	1	0	เบาหวาน
57	0	1	โควิด
58	0	1	โควิด
59	1	0	หัวใจ

อายุ	female	male	เบาหวาน	โควิด	หัวใจ
42	1	0	1	0	0
57	0	1	0	1	0
58	0	1	0	1	0
59	1	0	0	0	1

**0=เบาหวาน, 1=โควิด, 2=หัวใจ

More about Target

scikit learn
CODE

อายุ	female	male	โรค
42	1	0	เบาหวาน
57	0	1	โควิด
58	0	1	โควิด
59	1	0	หัวใจ

อายุ	female	male	เบาหวาน	โควิด	หัวใจ
42	1	0	1	0	0
57	0	1	0	1	0
58	0	1	0	1	0
59	1	0	0	0	1

**0=เบาหวาน, 1=โควิด, 2=หัวใจ

More about Target

อายุ	female	male	โรค
42	1	0	เบาหวาน
57	0	1	โควิด
58	0	1	โควิด
59	1	0	หัวใจ

อายุ	female	male	เบาหวาน	โควิด	หัวใจ
42	1	0	1	0	0
57	0	1	0	1	0
58	0	1	0	1	0
59	1	0	0	0	1

scikit learn

Model

Prediction

เบาหวาน	โควิด	หัวใจ
0	1	0
1	0	0
0	1	0
0	0	1

Prediction

โรค
โควิด
เบาหวาน
โควิด
หัวใจ

Data

- Data Stating
- Data Requirement
- More about Target

Logistic Regression (Multi-Class Classification)

Model

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Model

- Assumption
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Assumption

1. Linear Relationship
2. Normality of Residuals
3. Homoscedasticity
4. No Missing Features
5. No Multicollinearity

Assumption

For more information

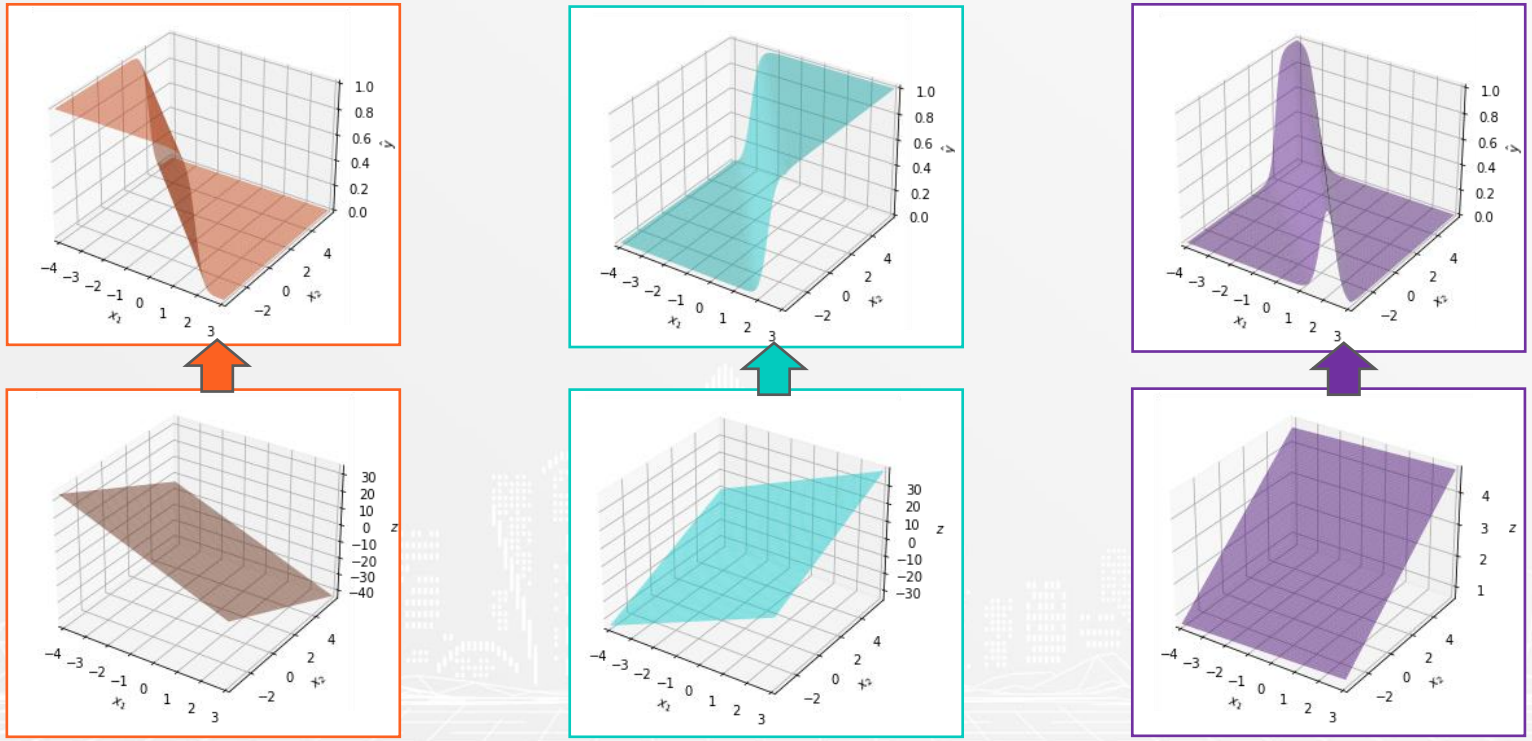
Model Improvement
in DL101

Model

- **Assumption**
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Real Face of the Model

Logistic regression คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล



Real Face of the Model

Logistic regression คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล

$$z_m = w_{0,m} + w_{1,m}x_1 + w_{2,m}x_2 + \cdots + w_{p,m}x_p$$

$$\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$$

โดยที่

- $\hat{y}_m$ คือ ความน่าจะเป็นที่จะเป็น class ที่ m (predicted target)
- z_m คือ สมการเชิงเส้น (linear regression) ของ class ที่ m
- $x_1, x_2, x_3, \ldots, x_p$ คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_{0,m}, w_{1,m}, w_{2,m}, \ldots, w_{p,m}$ คือ สัมประสิทธิ์ที่ส่งจาก feature ไป class ที่ m (coefficient)
- $m \in 0, 1, 2, \ldots, k-1$

Real Face of the Model

x_1	x_2	$\cdots$	x_p
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$\cdots$	$x_{1,p}$
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$\cdots$	$x_{2,p}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$\cdots$	$x_{n,p}$

$\rightarrow$

z_0	z_1	$\cdots$	z_{k-1}
$z_{1,0}$	$z_{1,1}$	$\cdots$	$z_{1,k-1}$
$z_{2,0}$	$z_{2,1}$	$\cdots$	$z_{2,k-1}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$z_{n,0}$	$z_{n,1}$	$\cdots$	$z_{n,k-1}$

Real Face of the Model

z_0	z_1	$\cdots$	z_{k-1}
$z_{1,0}$	$z_{1,1}$	$\cdots$	$z_{1,k-1}$
$z_{2,0}$	$z_{2,1}$	$\cdots$	$z_{2,k-1}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$z_{n,0}$	$z_{n,1}$	$\cdots$	$z_{n,k-1}$

$\hat{y}_0$	$\hat{y}_1$	$\cdots$	$\hat{y}_{k-1}$
$\frac{e^{z_{1,0}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{1,c}}}$	$\frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{1,c}}}$	$\cdots$	$\frac{e^{z_{1,k-1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{1,c}}}$
$\frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{2,c}}}$	$\frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{2,c}}}$	$\cdots$	$\frac{e^{z_{2,k-1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{2,c}}}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\frac{e^{z_{n,0}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{n,c}}}$	$\frac{e^{z_{n,1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{n,c}}}$	$\cdots$	$\frac{e^{z_{n,k-1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{n,c}}}$

Real Face of the Model

$$z_0 = w_{0,0} + w_{1,0}x_1 + w_{2,0}x_2 + \cdots + w_{p,0}x_p$$

$$z_{1,0} = w_{0,0} + w_{1,0}x_{1,1} + w_{2,0}x_{1,2} + \cdots + w_{p,0}x_{1,p}$$

$$z_{2,0} = w_{0,0} + w_{1,0}x_{2,1} + w_{2,0}x_{2,2} + \cdots + w_{p,0}x_{2,p}$$

$$\vdots$$

$$z_{n,0} = w_{0,0} + w_{1,0}x_{n,1} + w_{2,0}x_{n,2} + \cdots + w_{p,0}x_{n,p}$$

Real Face of the Model

$$z_1 = w_{0,1} + w_{1,1}x_1 + w_{2,1}x_2 + \cdots + w_{p,1}x_p$$

$$z_{1,1} = w_{0,1} + w_{1,1}x_{1,1} + w_{2,1}x_{1,2} + \cdots + w_{p,1}x_{1,p}$$

$$z_{2,1} = w_{0,1} + w_{1,1}x_{2,1} + w_{2,1}x_{2,2} + \cdots + w_{p,1}x_{2,p}$$

$$\vdots$$

$$z_{n,1} = w_{0,1} + w_{1,1}x_{n,1} + w_{2,1}x_{n,2} + \cdots + w_{p,1}x_{n,p}$$

Real Face of the Model

$$z_{k-1} = w_{0,k-1} + w_{1,k-1}x_1 + w_{2,k-1}x_2 + \cdots + w_{p,k-1}x_p$$

$$\Downarrow$$

$$z_{1,k-1} = w_{0,k-1} + w_{1,k-1}x_{1,1} + w_{2,k-1}x_{1,2} + \cdots + w_{p,k-1}x_{1,p}$$

$$z_{2,k-1} = w_{0,k-1} + w_{1,k-1}x_{2,1} + w_{2,k-1}x_{2,2} + \cdots + w_{p,k-1}x_{2,p}$$

$$\vdots$$

$$z_{n,k-1} = w_{0,k-1} + w_{1,k-1}x_{n,1} + w_{2,k-1}x_{n,2} + \cdots + w_{p,k-1}x_{n,p}$$

Real Face of the Model

"เราต้องการหา

$$w_{0,0}, w_{1,0}, w_{2,0}, \dots, w_{p,0}$$
$$w_{0,1}, w_{1,1}, w_{2,1}, \dots, w_{p,1}$$
$$\vdots$$
$$w_{0,k-1}, w_{1,k-1}, w_{2,k-1}, \dots, w_{p,k-1}$$

ที่ทำให้ cost function ต่ำที่สุด"

Model

- **Assumption** ✓
- **Real Face of the Model** ✓
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Cost Function and Cost Landscape

Cost function ที่เราจะใช้ในการสร้าง model คือ

$$-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sum_{c=0}^{k-1} y_{i,c}\log\left(\hat{y}_{i,c}\right)$$

โดยสูตรข้างต้นมีชื่อว่า **Cross Entropy**

Cost Function and Cost Landscape

For more information

Cross Entropy

Model

- Assumption ✓
- Real Face of the Model ✓
- Cost Function and Cost Landscape ✓
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

How to Create Model (Math)

- ☐ Gradient Descent (Logistic Regression)
- ☐ Calculation Example

Gradient Descent (Logistic Regression)

เครื่องมือที่เราจะใช้ในการหาคำตอบคือ

“ Gradient Descent ”

Gradient Descent (Logistic Regression)

Equation of Gradient Descent

$$w_d = w_d - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_d}$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ w_d (> 0)

Gradient Descent (Logistic Regression)

เมื่อพิจารณา w ที่ส่งไปยัง z_0 จะได้ว่า

$$w_{0,0} = w_{0,0} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{0,0}}$$

$$w_{1,0} = w_{1,0} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{1,0}}$$

$$\vdots$$

$$w_{p,0} = w_{p,0} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{p,0}}$$

Gradient Descent (Logistic Regression)

เมื่อพิจารณา w ที่ส่งไปยัง $\mathbf{z_1}$ จะได้ว่า

$$w_{0,1} = w_{0,1} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{0,1}}$$

$$w_{1,1} = w_{1,1} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{1,1}}$$

$$\vdots$$

$$w_{p,1} = w_{p,1} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{p,1}}$$

Gradient Descent (Logistic Regression)

เมื่อพิจารณา w ที่ส่งไปยัง $\mathbf{z}_{k-1}$ จะได้ว่า

$$w_{0,k-1} = w_{0,k-1} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{0,k-1}}$$

$$w_{1,k-1} = w_{1,k-1} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{1,k-1}}$$

$$\vdots$$

$$w_{p,k-1} = w_{p,k-1} - \alpha \frac{\partial Cost}{\partial w_{p,k-1}}$$

Gradient Descent (Logistic Regression)

เมื่อพิจารณาในทุกมิติพร้อมกัน จะได้ว่า

$$\begin{bmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & \cdots & w_{0,k-1} \\ w_{1,0} & w_{1,1} & \cdots & w_{1,k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p,0} & w_{p,1} & \cdots & w_{p,k-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & \cdots & w_{0,k-1} \\ w_{1,0} & w_{1,1} & \cdots & w_{1,k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p,0} & w_{p,1} & \cdots & w_{p,k-1} \end{bmatrix} - \alpha \begin{bmatrix} \frac{\partial Cost}{\partial w_{0,0}} & \frac{\partial Cost}{\partial w_{0,1}} & \cdots & \frac{\partial Cost}{\partial w_{0,k-1}} \\ \frac{\partial Cost}{\partial w_{1,0}} & \frac{\partial Cost}{\partial w_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial Cost}{\partial w_{1,k-1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial Cost}{\partial w_{p,0}} & \frac{\partial Cost}{\partial w_{p,1}} & \cdots & \frac{\partial Cost}{\partial w_{p,k-1}} \end{bmatrix}$$

Gradient Descent (Logistic Regression)

Equation of Gradient Descent

$$W = W - \alpha \nabla Cost$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ W

Gradient Descent (Logistic Regression)

Equation of Gradient Descent for Logistic Regression

$$W = W + \frac{\alpha}{n} X_b^T \left(Y - \hat{Y}\right)$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ W

Gradient Descent (Logistic Regression)

Derivation of Gradient Descent
for Logistic Regression

Open File
Derive_GD_LoR.pdf

How to Create Model (Math)

- ☑ **Gradient Descent (Logistic Regression)**
- ☐ Calculation Example

Calculation Example

ตัวอย่างการคำนวณ W สำหรับ logistic regression ด้วย gradient descent

x_1	x_2	y
0	1	1
1	0	2
-1	0	3
0	-1	4

ตารางแสดง dataset

Calculation Example

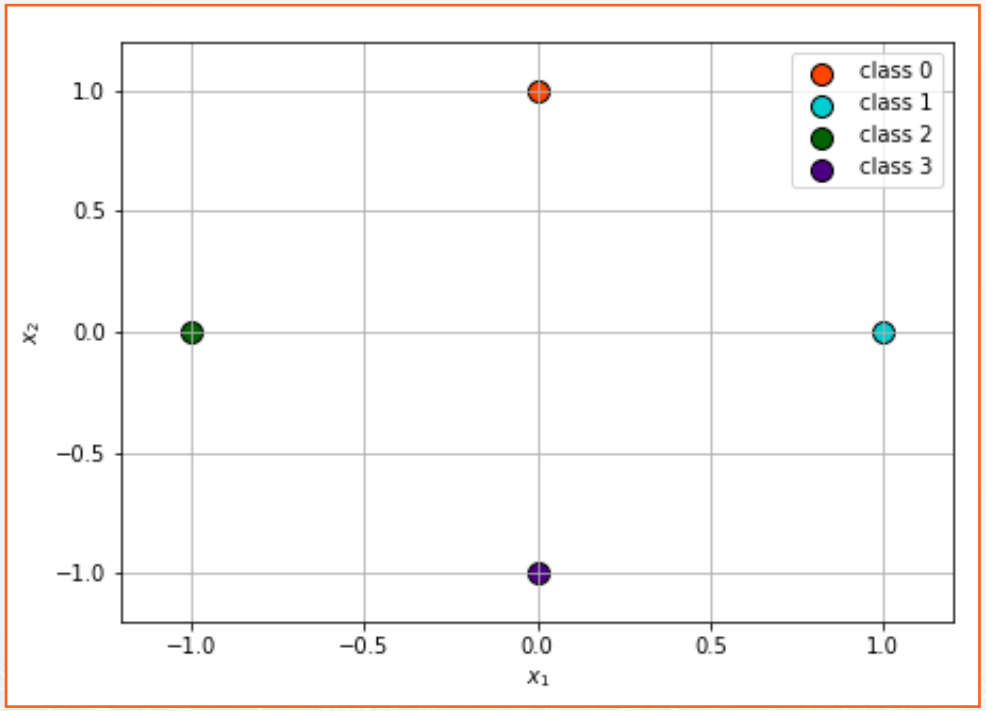
ตัวอย่างการคำนวณ W สำหรับ logistic regression ด้วย gradient descent

x_1	x_2	1	2	3	4
0	1	1	0	0	0
1	0	0	1	0	0
−1	0	0	0	1	0
0	−1	0	0	0	1

ตารางแสดง dataset

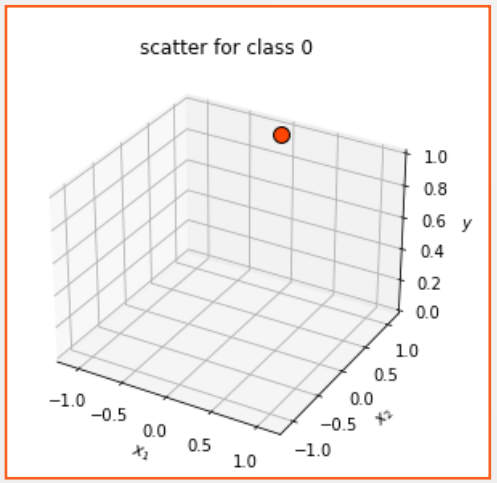
Calculation Example

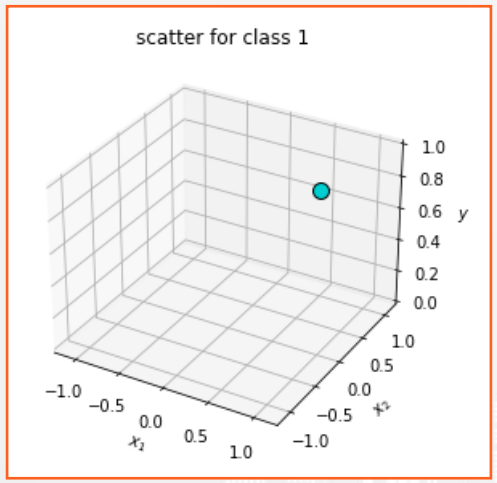
- จากข้อมูลใน dataset เราสามารถวาดกราฟ 2 มิติ ได้ดังนี้

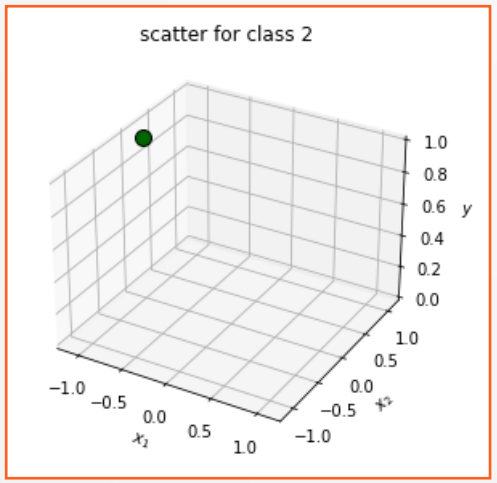


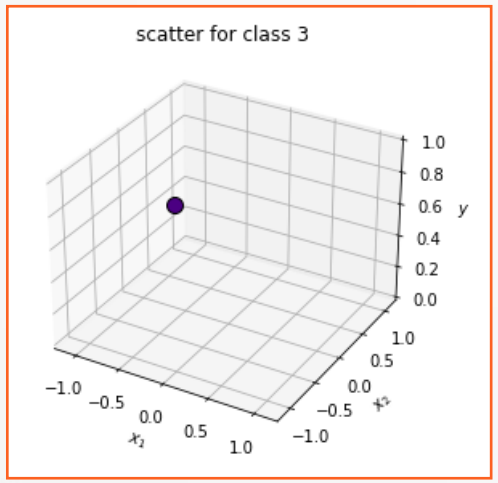
Calculation Example

- จากข้อมูลใน dataset เราสามารถวาดกราฟ 3 มิติ ได้ดังนี้









Calculation Example

ขั้นตอนในการคำนวณ gradient descent

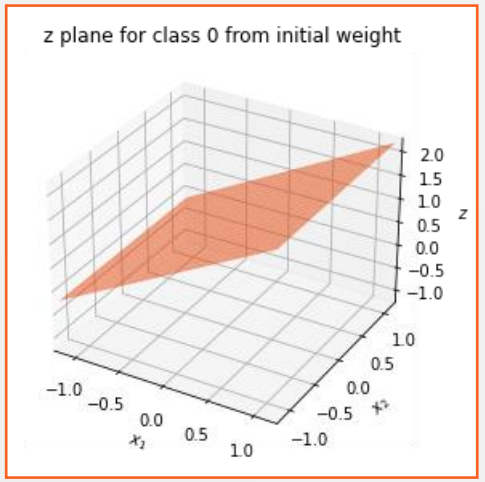
1. สุ่ม W เริ่มต้น
2. กำหนดจำนวนรอบที่จะ update W (epoch)
3. กำหนดค่า α
4. For loop เพื่อ update W
    a) คำนวณ Z
    b) คำนวณ $\hat{Y}$
    c) คำนวณ W

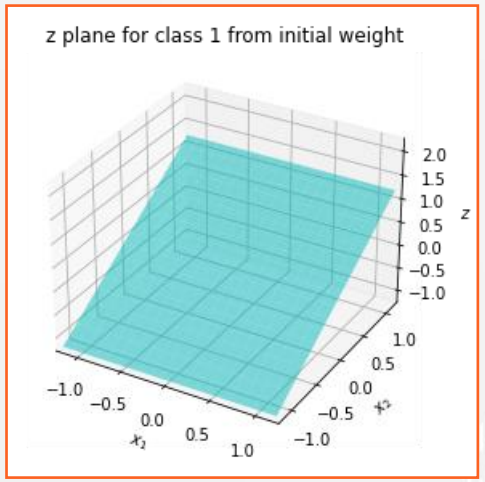
Calculation Example

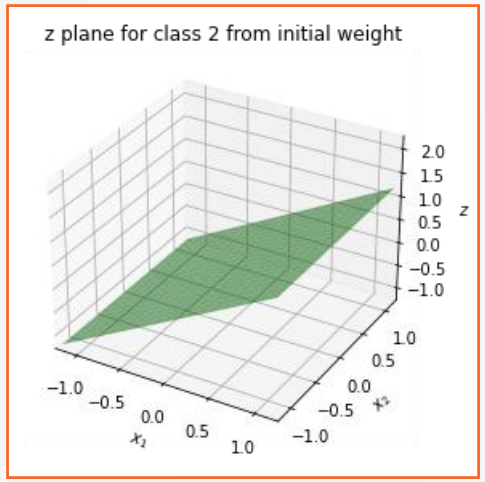
1. สุ่ม W เริ่มต้น

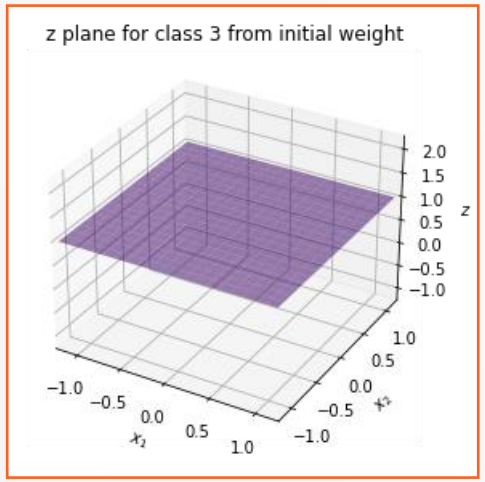
สมมติให้สุ่ม $W = \begin{bmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & w_{0,3} \\ w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & w_{1,3} \\ w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & w_{2,3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

Calculation Example

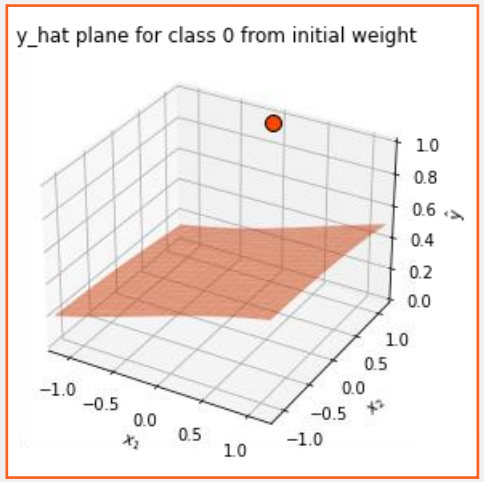


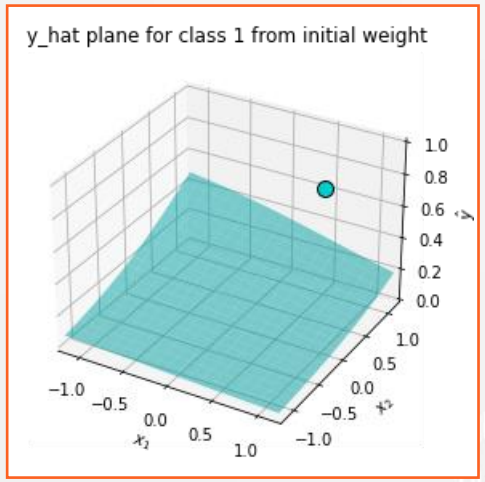


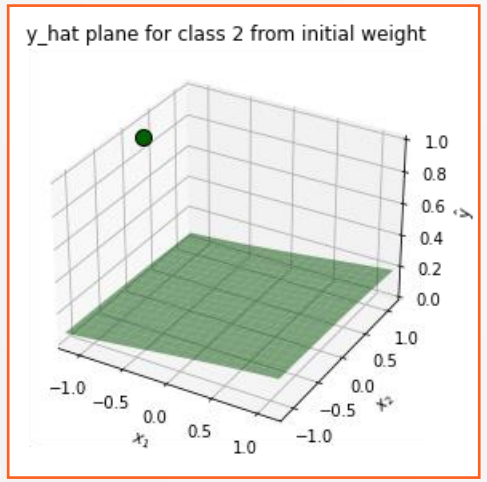


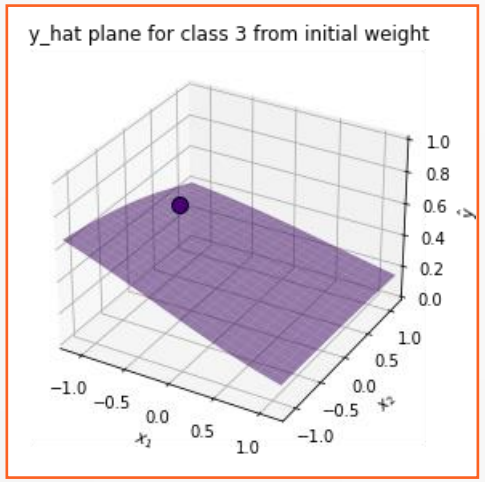


Calculation Example

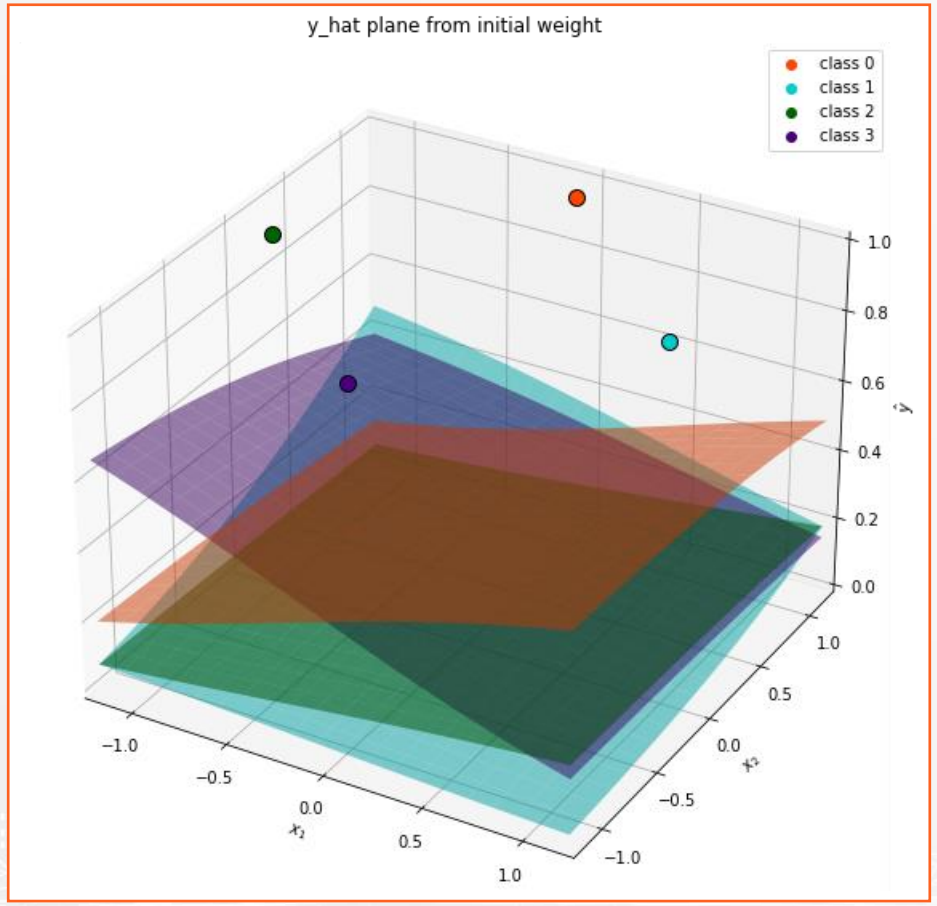




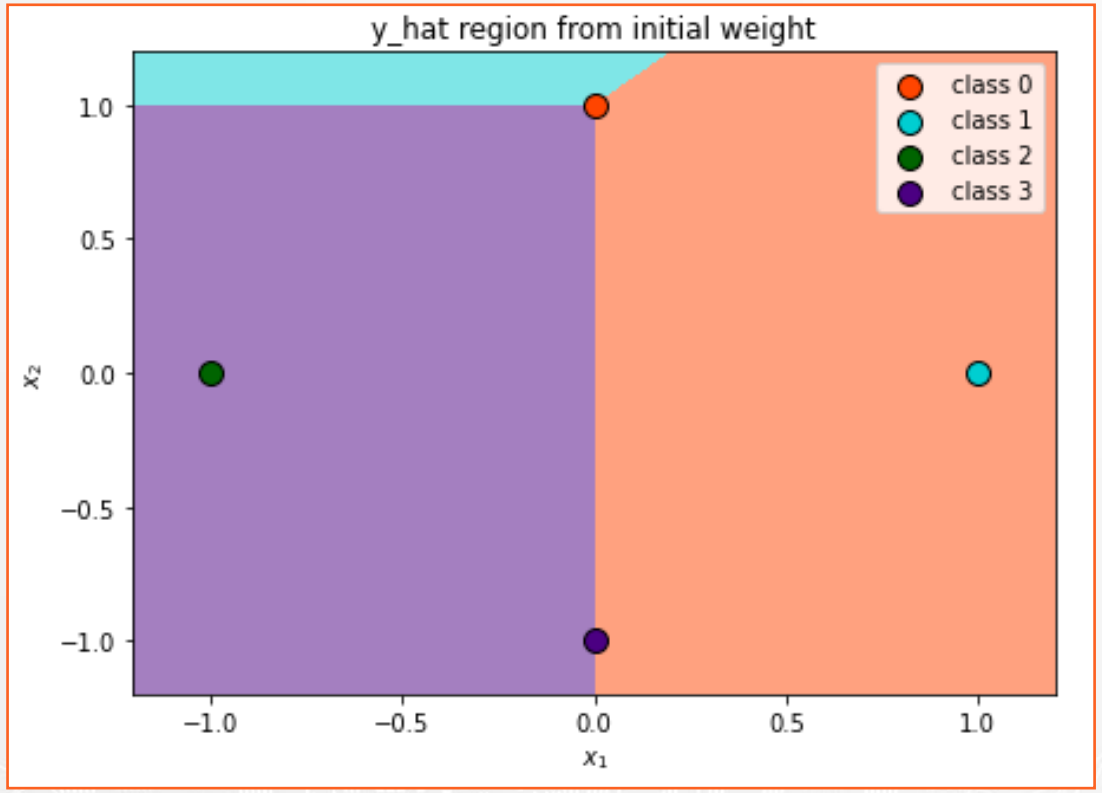




Calculation Example



Calculation Example



Calculation Example

2. กำหนดจำนวนรอบที่จะ update W (epoch)

กำหนดให้ epoch $= 3$

Calculation Example

3. กำหนดค่า α

กำหนดให้ $\alpha = 2.5$

Calculation Example

4. Update W

$$W = W + \frac{\alpha}{n} X_b^T (Y - \hat{Y})$$

โดย

- α คือ ค่าที่ใช้ควบคุม step size ของ W

Calculation Example

จากข้อมูลใน dataset เราสามารถเขียน X, Y และ X_b ได้ดังต่อไปนี้

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \; Y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ และ } X_b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ Z

epoch = 1

$$Z = X_b W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 1

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{z_{1,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 1

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{z_{1,0}}}{e^{z_{1,0}}+e^{z_{1,1}}+e^{z_{1,2}}+e^{z_{1,3}}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 1

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{1}}{e^{1}+e^{1}+e^{0}+e^{1}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 1

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.3 & 0.11 & 0.3 \\ 0.53 & 0.07 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.07 & 0.53 \\ 0.4 & 0.05 & 0.15 & 0.4 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ W

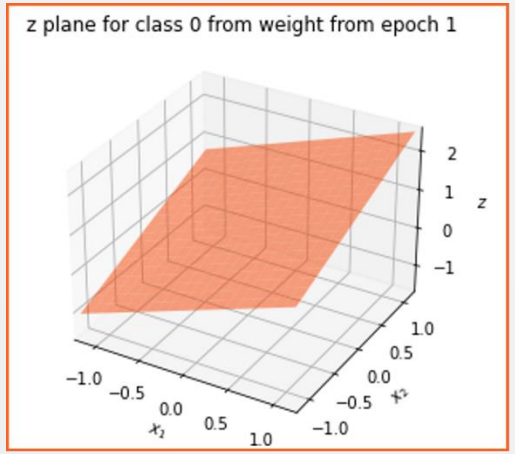
epoch = 1

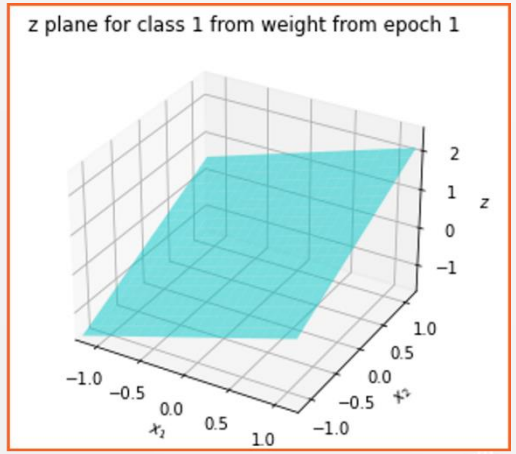
$$W = W + \frac{\alpha}{n} X_b^T (Y - \hat{Y})$$

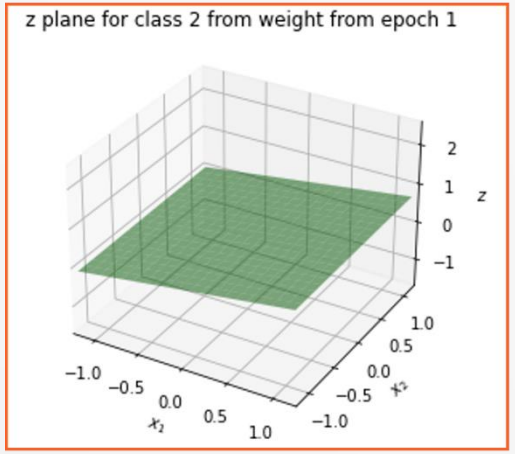
$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \frac{2.5}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.3 & 0.3 & 0.11 & 0.3 \\ 0.53 & 0.07 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.07 & 0.53 \\ 0.4 & 0.05 & 0.15 & 0.4 \end{bmatrix} \right)$$

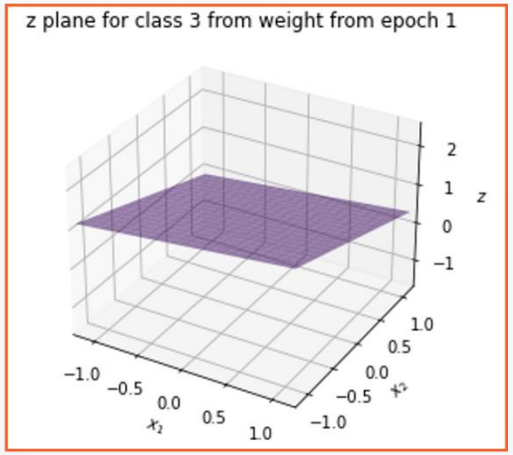
$$= \begin{bmatrix} 0.73 & 0.24 & 0.3 & 0.73 \\ 0.79 & 0.7 & 0.3 & 0.21 \\ 0.69 & 0.85 & 0.23 & -0.56 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

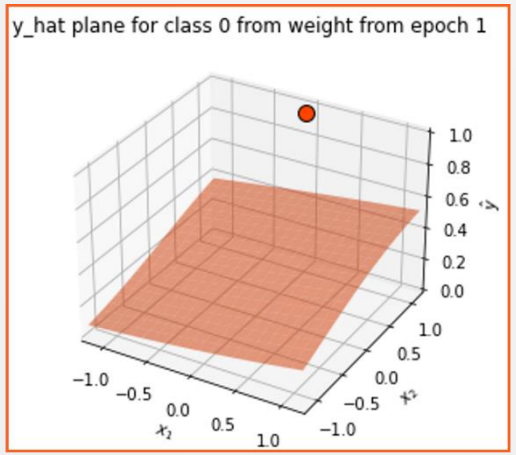


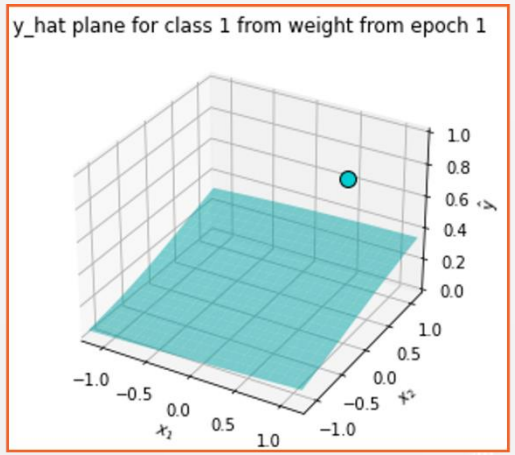


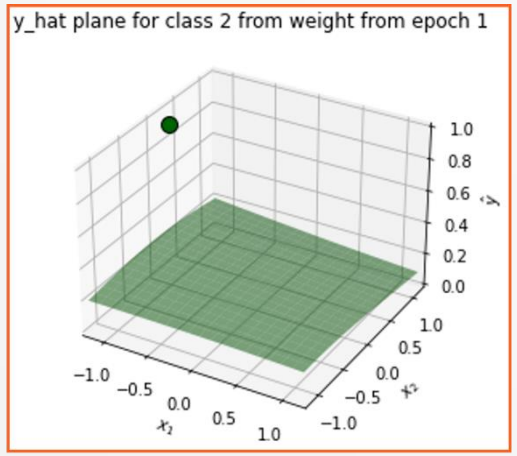


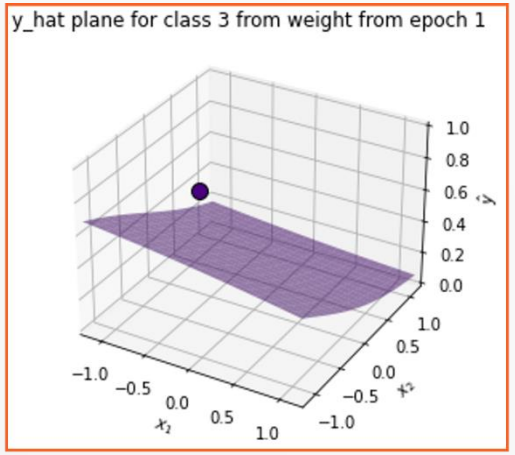


Calculation Example

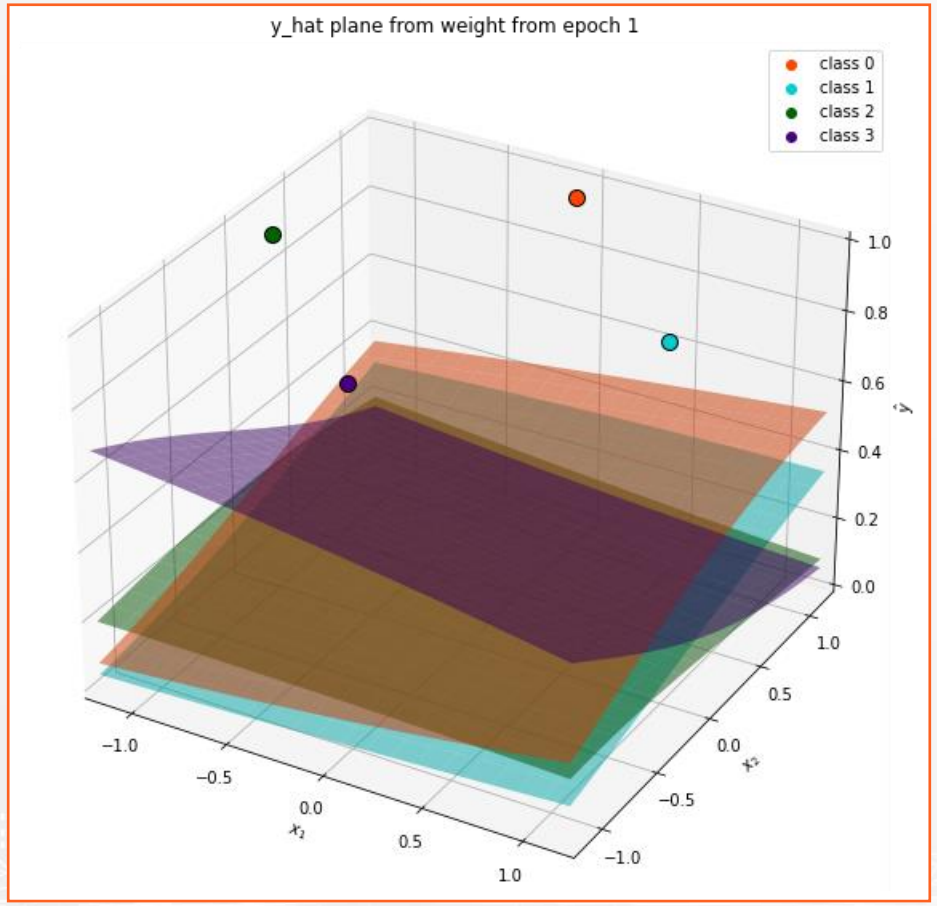




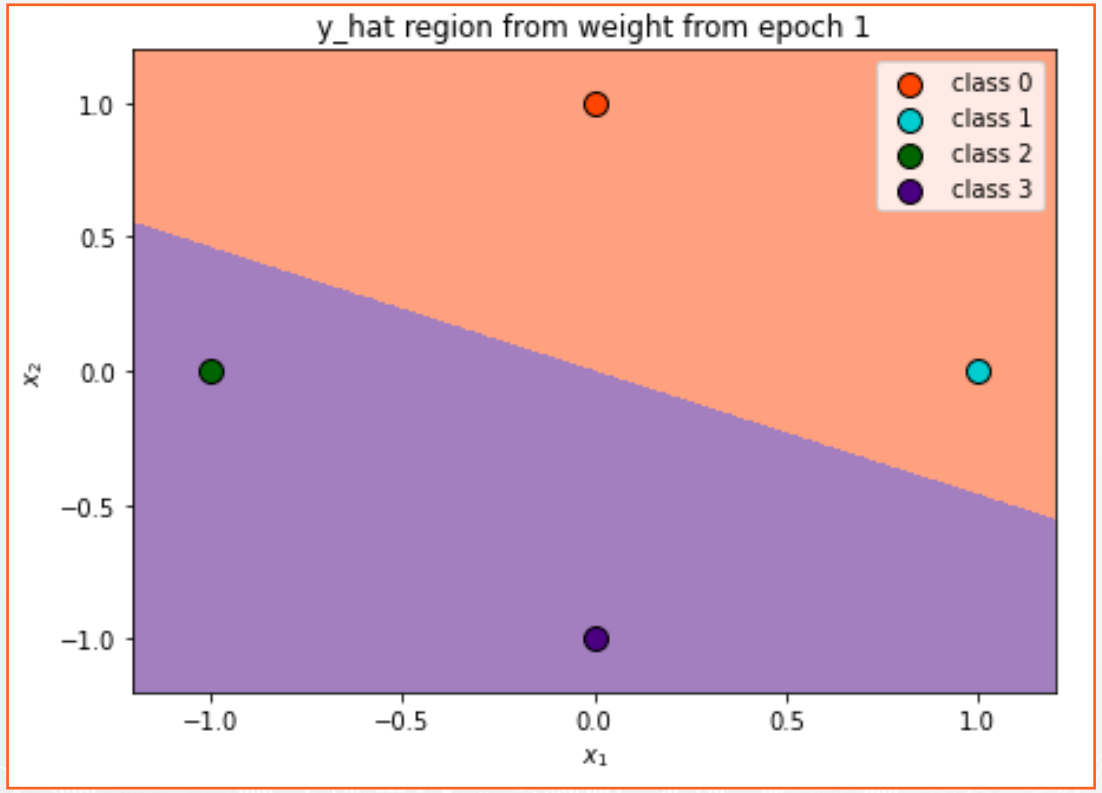




Calculation Example



Calculation Example



Calculation Example

4. Update W : คำนวณ Z

epoch = 2

$$Z = X_b W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.73 & 0.24 & 0.3 & 0.73 \\ 0.79 & 0.7 & 0.3 & 0.21 \\ 0.69 & 0.85 & 0.23 & -0.56 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1.42 & 1.09 & 0.32 & 0.17 \\ 1.52 & 0.94 & 0.59 & 0.94 \\ -0.056 & -0.47 & -5.33 \times 10^{-4} & 0.52 \\ 0.044 & -0.61 & 0.27 & 1.29 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 2

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{z_{1,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 2

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{1.42}}{e^{1.42}+e^{1.09}+e^{0.32}+e^{0.17}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 2

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} 0.43 & 0.31 & 0.14 & 0.12 \\ 0.4 & 0.22 & 0.16 & 0.22 \\ 0.22 & 0.15 & 0.23 & 0.4 \\ 0.16 & 0.08 & 0.2 & 0.56 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ W

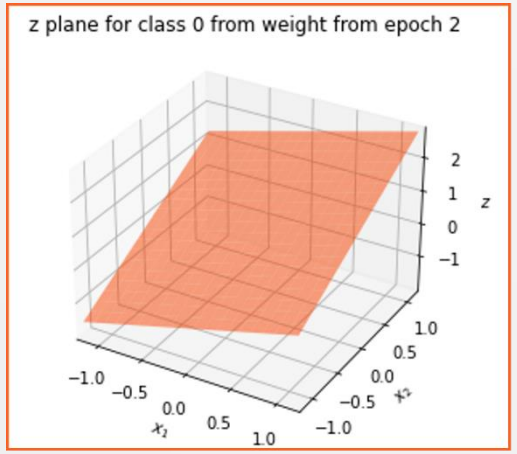
epoch = 2

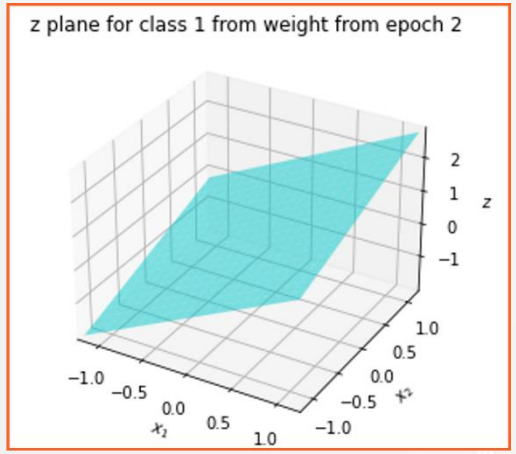
$$W = W + \frac{\alpha}{n} X_b^T (Y - \hat{Y})$$

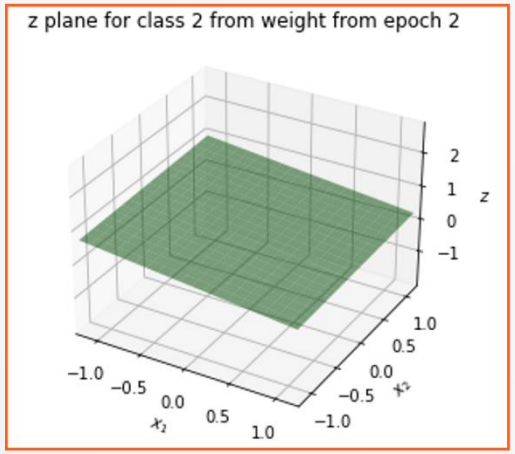
$$= \begin{bmatrix} 0.73 & 0.24 & 0.3 & 0.73 \\ 0.79 & 0.7 & 0.3 & 0.21 \\ 0.69 & 0.85 & 0.23 & -0.56 \end{bmatrix} + \frac{2.5}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.43 & 0.31 & 0.14 & 0.12 \\ 0.4 & 0.22 & 0.16 & 0.22 \\ 0.22 & 0.15 & 0.23 & 0.4 \\ 0.16 & 0.08 & 0.2 & 0.56 \end{bmatrix} \right)$$

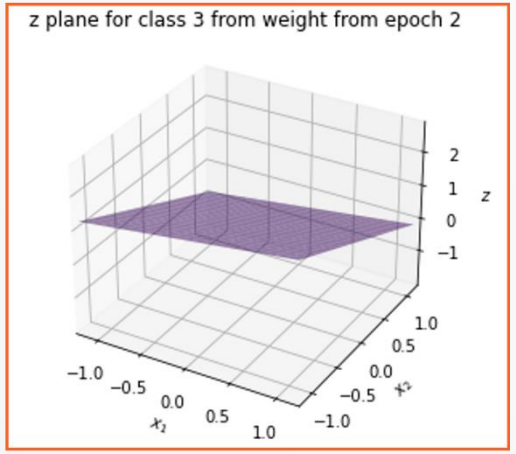
$$= \begin{bmatrix} 0.6 & 0.39 & 0.46 & 0.55 \\ 0.68 & 1.28 & -0.28 & 0.32 \\ 1.15 & 0.71 & 0.06 & -0.91 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

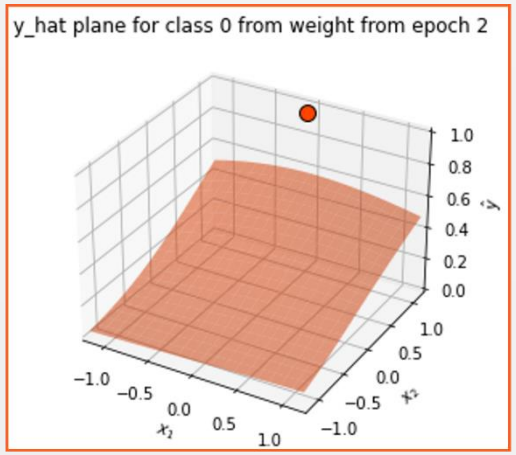


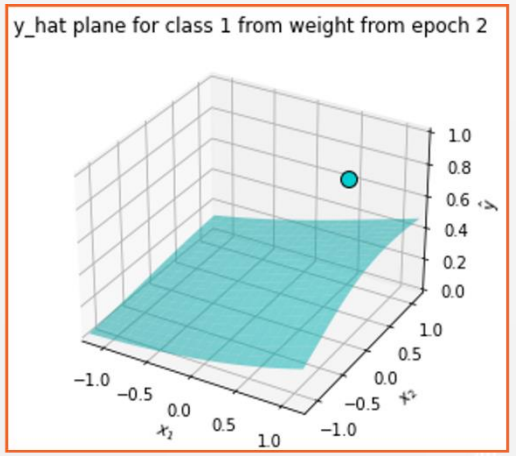


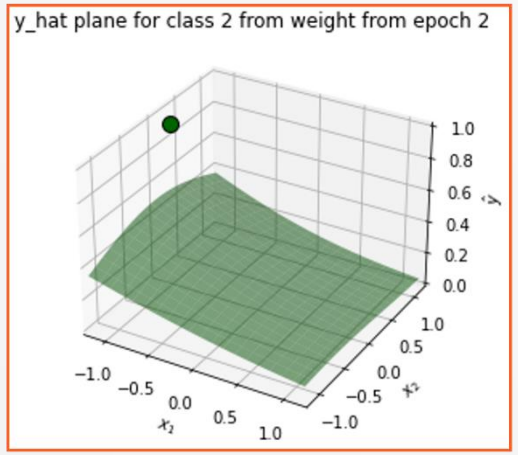


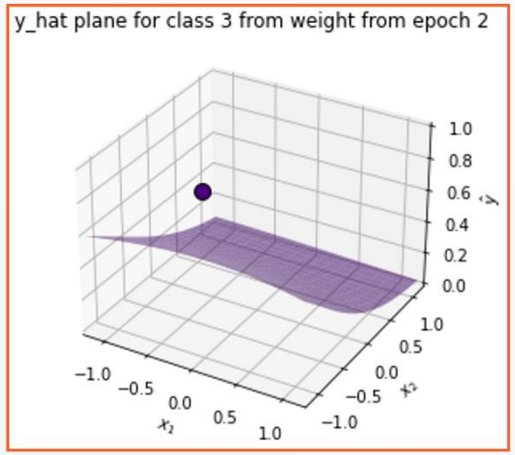


Calculation Example

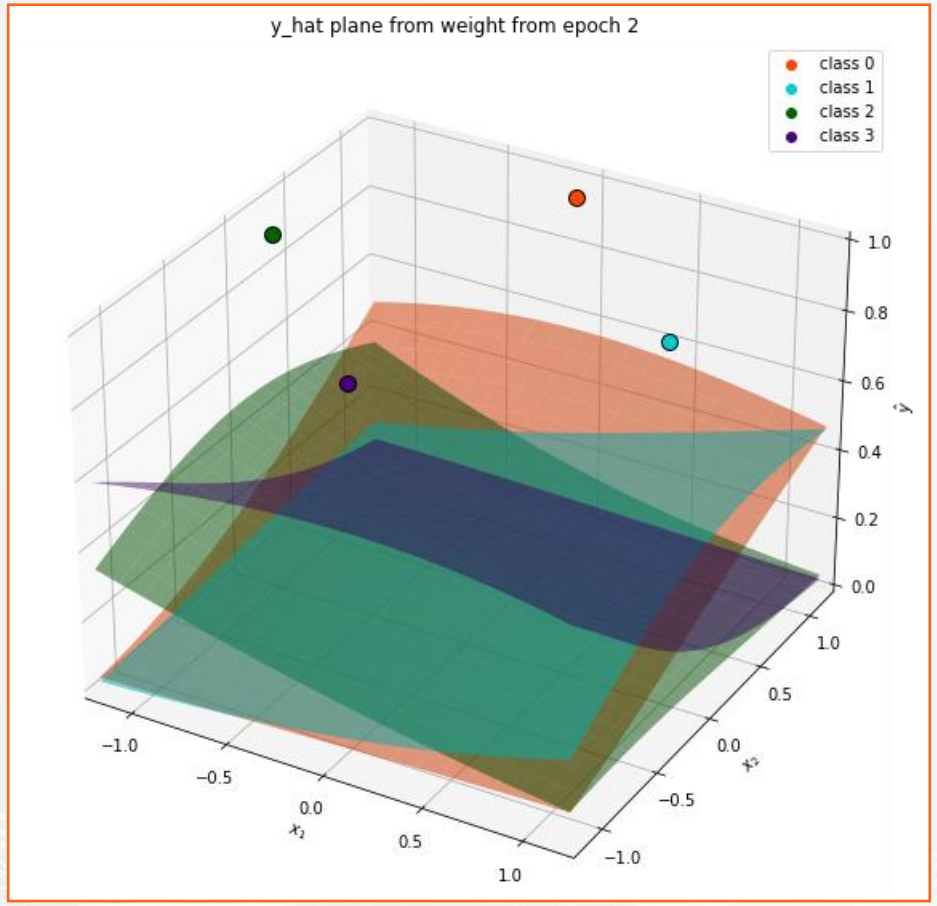




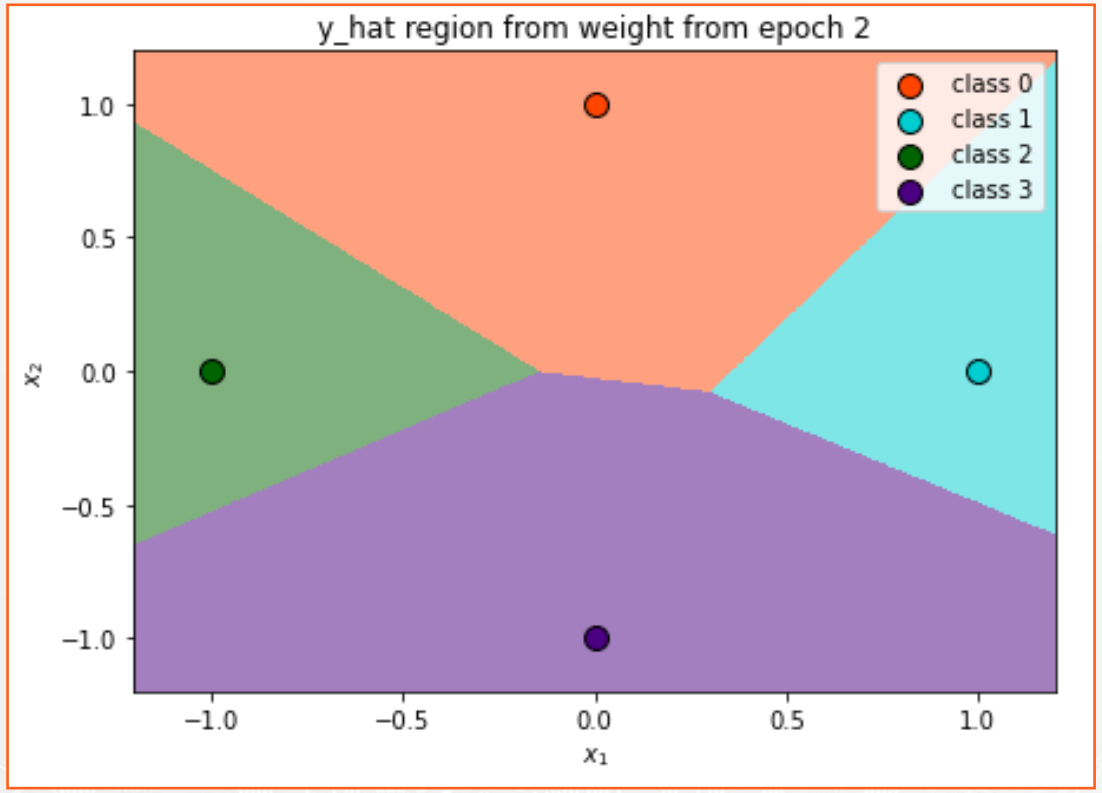




Calculation Example



Calculation Example



Calculation Example

4. Update W : คำนวณ Z

epoch = 3

$$Z = X_b W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.6 & 0.39 & 0.46 & 0.55 \\ 0.68 & 1.28 & -0.28 & 0.32 \\ 1.15 & 0.71 & 0.06 & -0.91 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.75 & 1.1 & 0.52 & -0.37 \\ 1.28 & 1.67 & 0.18 & 0.87 \\ -0.08 & -0.89 & 0.74 & 0.23 \\ -0.54 & -0.32 & 0.4 & 1.46 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 3

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{z_{1,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 3

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{1.75}}{e^{1.75}+e^{1.1}+e^{0.52}+e^{-0.37}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ $\hat{Y}$

epoch = 3

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} 0.52 & 0.27 & 0.15 & 0.06 \\ 0.29 & 0.42 & 0.1 & 0.19 \\ 0.2 & 0.09 & 0.45 & 0.27 \\ 0.08 & 0.1 & 0.21 & 0.61 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

4. Update W : คำนวณ W

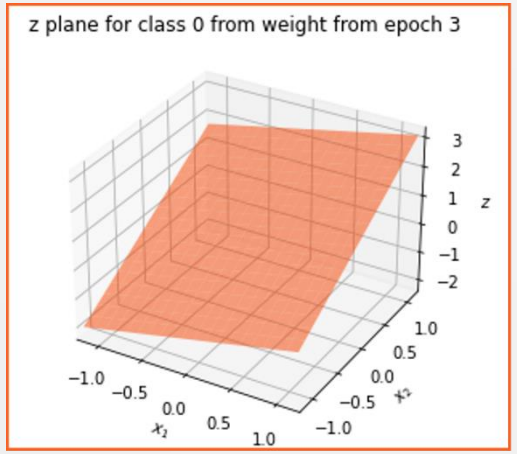
epoch = 3

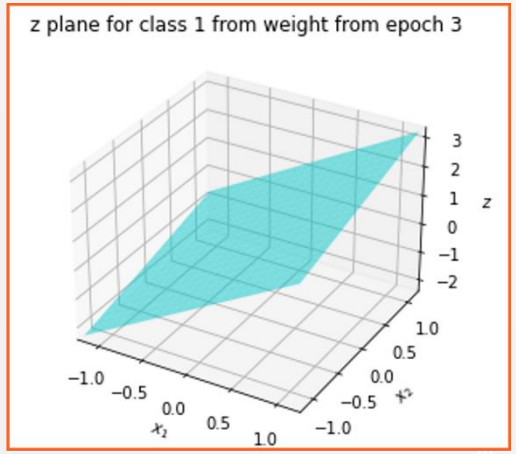
$$W = W + \frac{\alpha}{n} X_b^T (Y - \hat{Y})$$

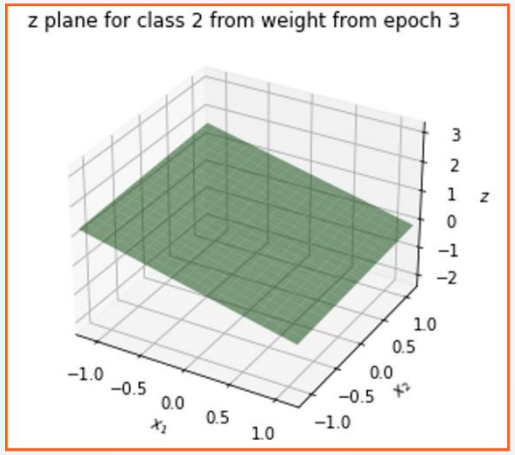
$$= \begin{bmatrix} 0.6 & 0.39 & 0.46 & 0.55 \\ 0.68 & 1.28 & -0.28 & 0.32 \\ 1.15 & 0.71 & 0.06 & -0.91 \end{bmatrix} + \frac{2.5}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.52 & 0.27 & 0.15 & 0.06 \\ 0.29 & 0.42 & 0.1 & 0.19 \\ 0.2 & 0.09 & 0.45 & 0.27 \\ 0.08 & 0.1 & 0.21 & 0.61 \end{bmatrix} \right)$$

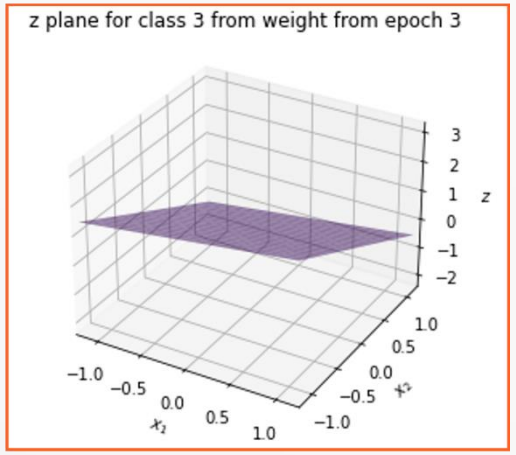
$$= \begin{bmatrix} 0.55 & 0.46 & 0.52 & 0.47 \\ 0.62 & 1.69 & -0.68 & 0.37 \\ 1.5 & 0.6 & 0.09 & -1.2 \end{bmatrix}$$

Calculation Example

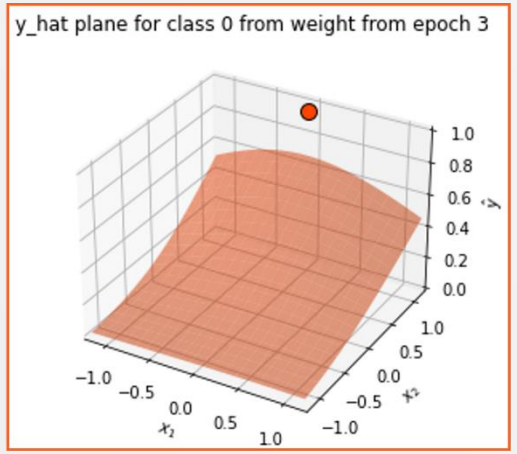


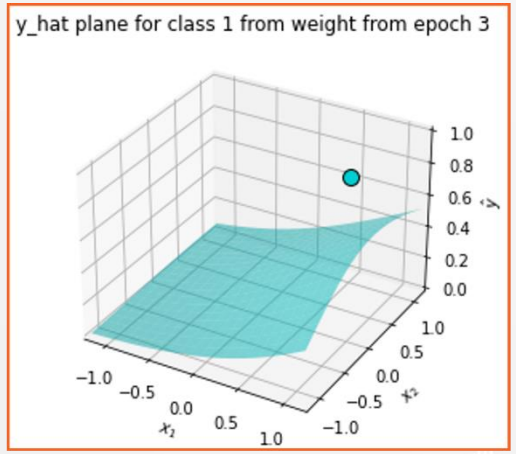


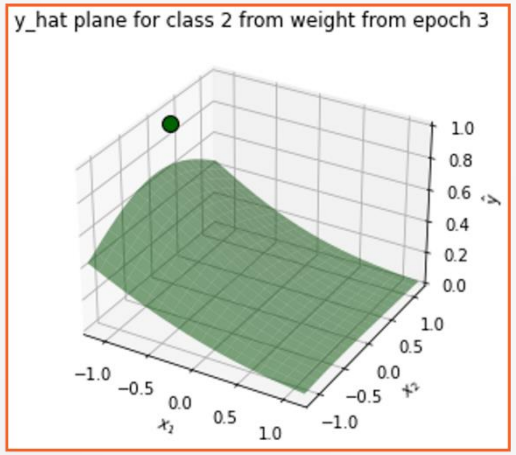


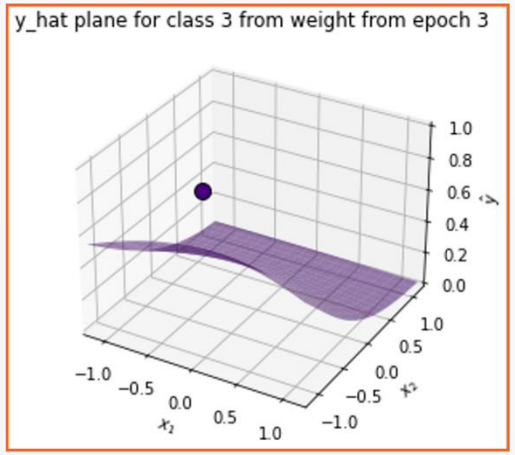


Calculation Example

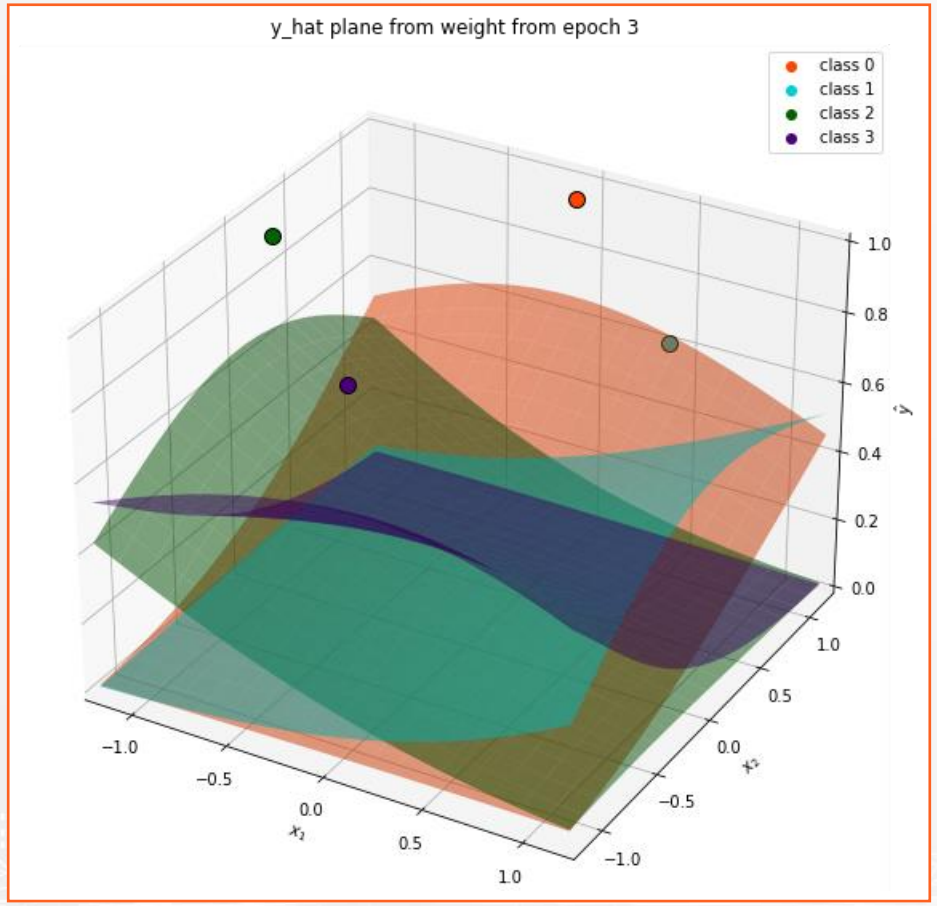




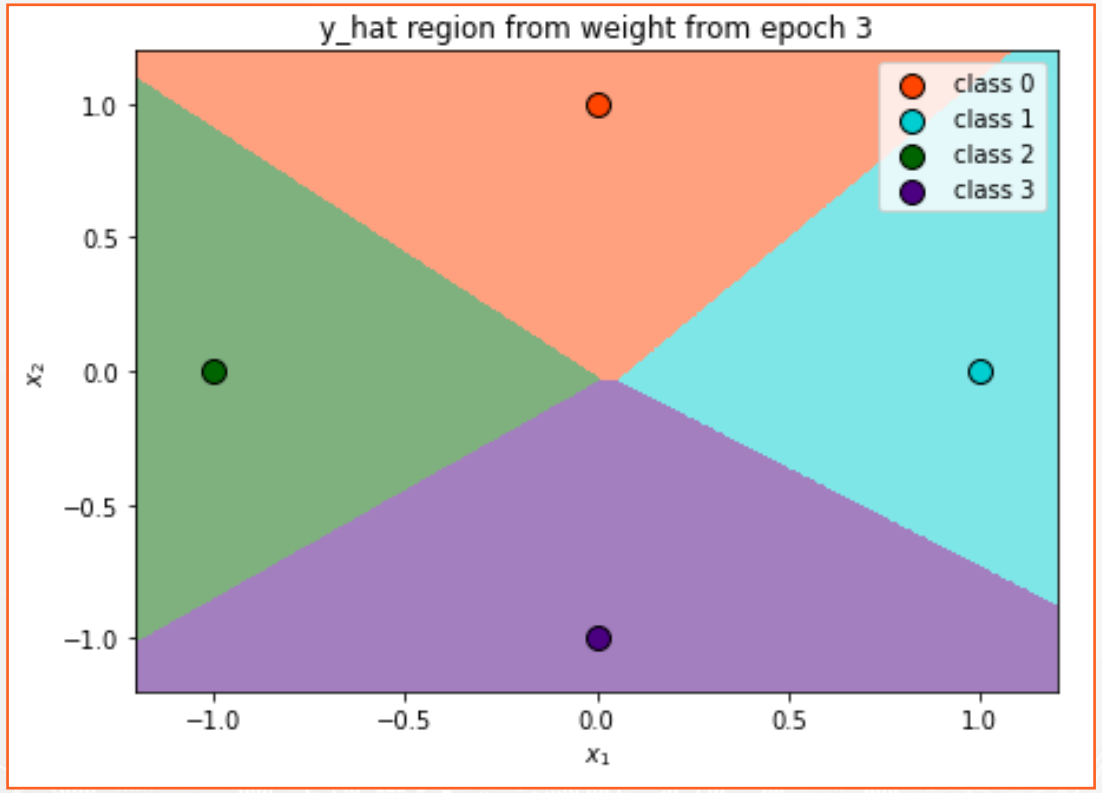




Calculation Example

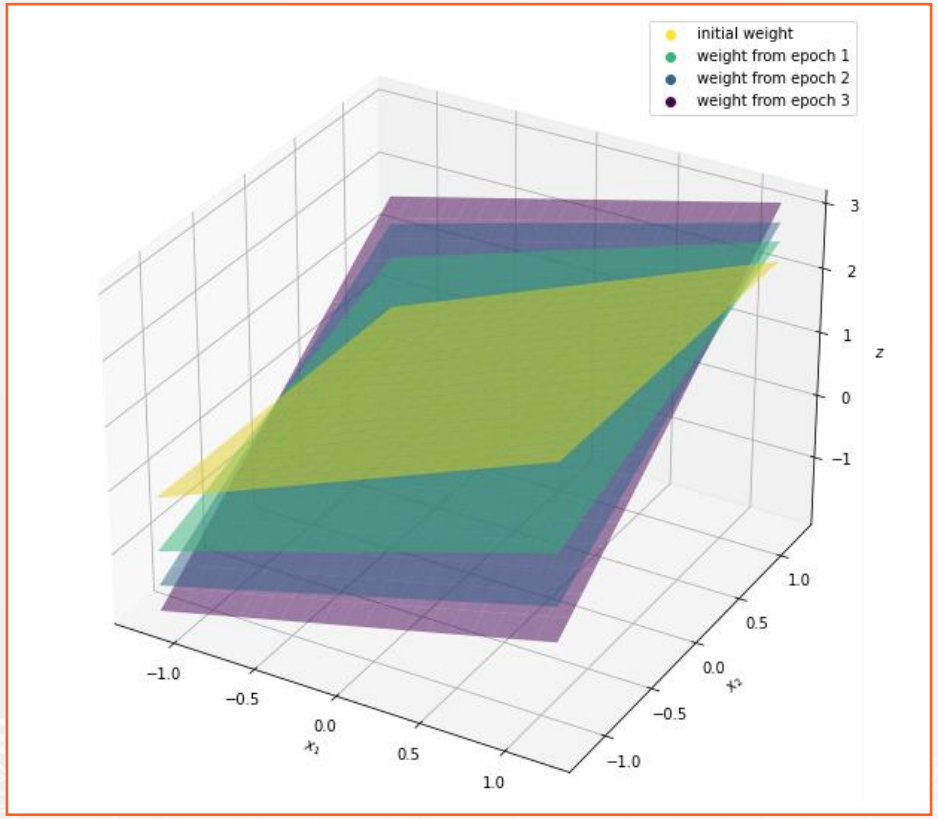


Calculation Example



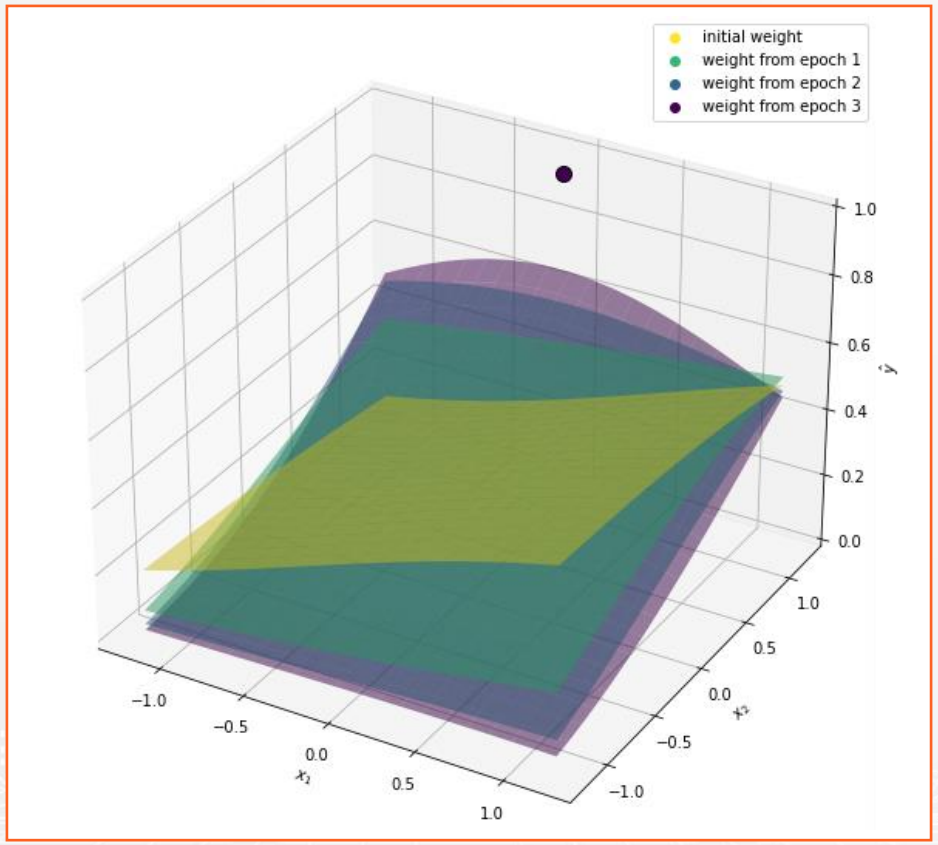
Calculation Example

z plane ของแต่ละ epoch (class 0)

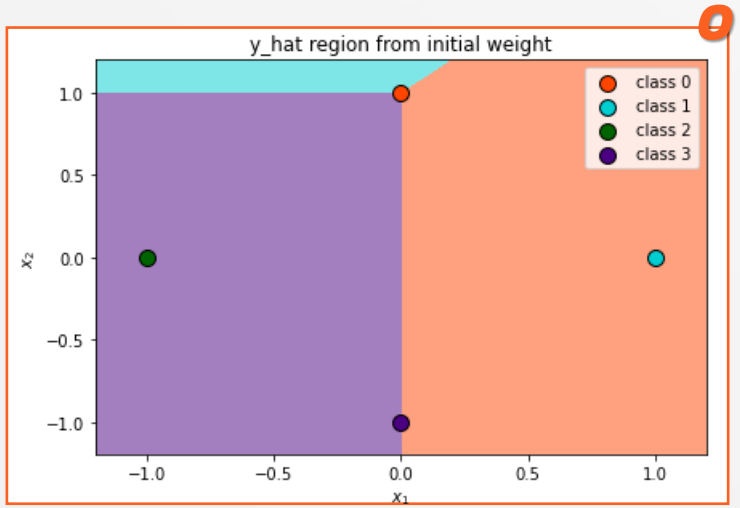


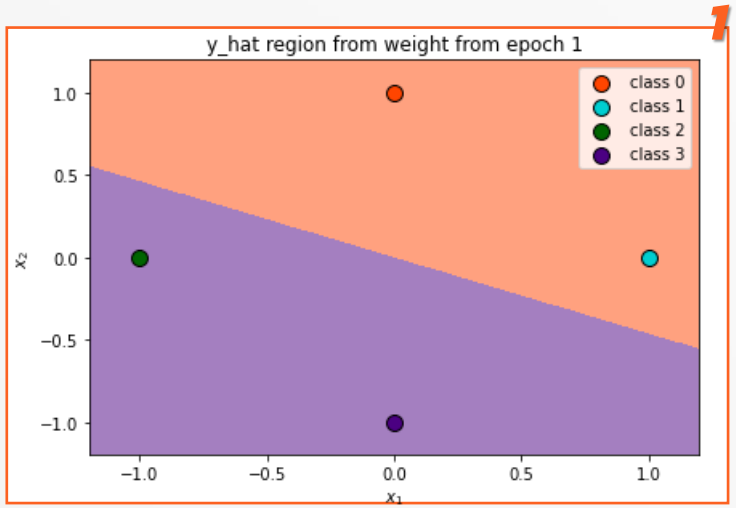
Calculation Example

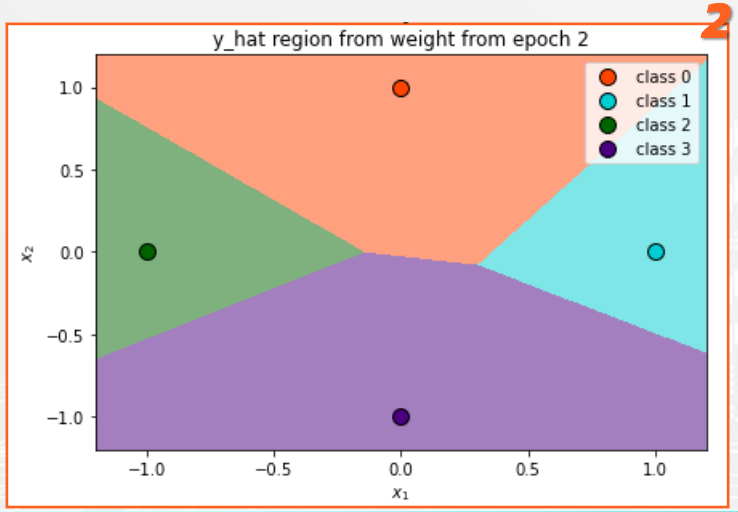
y plane ของแต่ละ epoch (class 0)

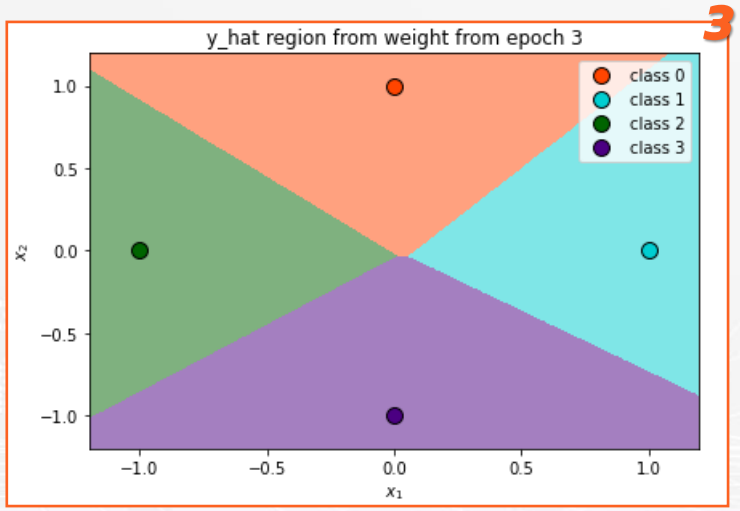


Calculation Example









Calculation Example

Exercise of Logistic Regression (multi-class)

Open File

Exercise_LoR_(multi-class).pdf

How to Create Model (Math)

- ☑ Gradient Descent (Logistic Regression)
- ☑ Calculation Example

Model

- Assumption
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

How to Create Model (Code)

ตัวอย่าง code สำหรับคำนวณ w

x_1	x_2	y
0	1	1
1	0	2
-1	0	3
0	-1	4

ตารางแสดง dataset

How to Create Model (Code)

- Code สำหรับสร้าง model จากข้อมูลของเราโดยที่

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ และ } \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix}$$

```
clf = LogisticRegression(penalty='none')
clf.fit(X, y)
```

```
LogisticRegression(penalty='none')
```

How to Create Model (Code)

- ค่า w_0 ถูกเก็บไว้ใน attribute ชื่อ `intercept_`

```
clf.intercept_
```

```
array([-2.62306367e-08,  2.95335134e-08,  2.54560370e-0
8, -2.87561552e-08])
```

How to Create Model (Code)

- ค่า $w_1, \ldots, w_p$ ถูกเก็บไว้ใน attribute ชื่อ coef_

```
clf.coef_
```

```
array([[-1.44123650e-09,  1.04728380e+01],
       [ 1.04728380e+01, -8.95380278e-10],
       [-1.04728380e+01, -8.95382812e-10],
       [-1.44123698e-09, -1.04728380e+01]])
```

How to Create Model (Code)

ดังนั้น เราจะสามารถเขียนเป็น model ของ logistic regression สำหรับข้อมูลชุดนี้ได้ดังนี้

$$z_0 = 0 + 0x_1 + 10.47x_2$$
$$z_1 = 0 + 10.47x_1 + 0x_2$$
$$z_2 = 0 - 10.47x_1 + 0x_2$$
$$z_3 = 0 + 0x_1 - 10.47x_2$$

$$\hat{y} = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_c}}$$

How to Create Model (Code)

Code for this section

Open File

Model Creation (multi-class).ipynb

How to Create Model (Code)

MATH

$$W = \begin{bmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & \cdots & w_{0,k-1} \\ w_{1,0} & w_{1,1} & \cdots & w_{1,k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p,0} & w_{p,1} & \cdots & w_{p,k-1} \end{bmatrix}$$

CODE

$$\texttt{intercept_} = \begin{bmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & \cdots & w_{0,k-1} \end{bmatrix}$$

$$\texttt{coef_} = \begin{bmatrix} w_{1,0} & w_{2,0} & \cdots & w_{p,0} \\ w_{1,1} & w_{2,1} & \cdots & w_{p,1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{1,k-1} & w_{2,k-1} & \cdots & w_{p,k-1} \end{bmatrix}$$

How to Create Model (Code)

MATH

1. สุ่ม W เริ่มต้น
2. กำหนดจำนวนรอบที่จะ update W (epoch)
3. กำหนดค่า α
4. for i in range(epoch):
   update W

CODE

```
clf = LogisticRegression(penalty='none')
clf.fit(X, y)
```

```
LogisticRegression(penalty='none')
```

```
clf.intercept_
```

```
array([-2.62306367e-08,  2.95335134e-08,  2.54560370e-08, -2.87561552e-08])
```

```
clf.coef_
```

```
array([[-1.44123650e-09,  1.04728380e+01],
       [ 1.04728380e+01, -8.95380278e-10],
       [-1.04728380e+01, -8.95382812e-10],
       [-1.44123698e-09, -1.04728380e+01]])
```

Model

- Assumption
- Real Face of the Model
- Cost Function and Cost Landscape
- How to Create Model (Math)
- How to Create Model (Code)

Logistic Regression (Multi-Class Classification)

Prediction

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Prediction

Logistic regression คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ส่งค่าสมการเชิงเส้น (linear regression) ไปในช่วง (0,1) เพื่อจำแนกประเภทข้อมูล

$$z_m = w_{0,m} + w_{1,m}x_1 + w_{2,m}x_2 + \cdots + w_{p,m}x_p$$

$$\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$$

โดยที่

- $\hat{y}_m$ คือ ความน่าจะเป็นที่จะเป็น class ที่ m (predicted target)
- z_m คือ สมการเชิงเส้น (linear regression) ของ class ที่ m
- $x_1, x_2, x_3, \ldots, x_p$ คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_{0,m}, w_{1,m}, w_{2,m}, \ldots, w_{p,m}$ คือ สัมประสิทธิ์ที่ส่งจาก feature ไป class ที่ m (coefficient)
- $m \in 0, 1, 2, \ldots, k-1$

Prediction

$$W = \begin{bmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & \cdots & w_{0,k-1} \\ w_{1,0} & w_{1,1} & \cdots & w_{1,k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p,0} & w_{p,1} & \cdots & w_{p,k-1} \end{bmatrix}$$

Prediction

1-Sample

Multi-Sample

Code

1-Sample

ตัวอย่างการคำนวณ $\hat{y}$

x_1	x_2
0	1.5

$\hat{y}$
?

1-Sample

สมมติว่า W ของปัญหานี้ที่เราหามาได้คือ

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10.47 & -10.47 & 0 \\ 10.47 & 0 & 0 & -10.47 \end{bmatrix}$$

1-Sample

ซึ่งทำให้สามารถเขียนสมการ $\hat{y}$ ได้ดังต่อไปนี้

- $z_0 = 0 + 0 \cdot x_1 + 10.47x_2 = 10.47 \times 1.5 = 15.705$

  $z_1 = 0 + 10.47x_1 + 0 \cdot x_2 = 10.47 \times 0 = 0$

  $z_2 = 0 - 10.47x_1 + 0 \cdot x_2 = 10.47 \times 0 = 0$

  $z_3 = 0 + 0 \cdot x_1 - 10.47x_2 = 10.47 \times 1.5 = -15.705$

1-Sample

ซึ่งทำให้สามารถเขียนสมการ $\hat{y}$ ได้ดังต่อไปนี้

- $\hat{y}_0 = \frac{e^{z_1}}{e^{z_1}+e^{z_2}+e^{z_3}+e^{z_4}} = \frac{e^{15.705}}{e^{15.705}+e^{0}+e^{0}+e^{-15.705}} \approx 1$ → **0**

$$\hat{y}_1 = \frac{e^{z_2}}{e^{z_1}+e^{z_2}+e^{z_3}+e^{z_4}} = \frac{e^{0}}{e^{15.705}+e^{0}+e^{0}+e^{-15.705}} \approx 0$$

$$\hat{y}_2 = \frac{e^{z_3}}{e^{z_1}+e^{z_2}+e^{z_3}+e^{z_4}} = \frac{e^{0}}{e^{15.705}+e^{0}+e^{0}+e^{-15.705}} \approx 0$$

$$\hat{y}_3 = \frac{e^{z_4}}{e^{z_1}+e^{z_2}+e^{z_3}+e^{z_4}} = \frac{e^{-15.705}}{e^{15.705}+e^{0}+e^{0}+e^{-15.705}} \approx 0$$

1-Sample

ดังนั้น เราจะได้ $\hat{y}$ ของข้อมูลชุดนี้คือ

x_1	x_2
0	1.5

$\hat{y}$
0

Prediction

1-Sample

Multi-Sample

Code

Multi-Sample

x_1	x_2	$\cdots$	x_p
$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$\cdots$	$x_{1,p}$
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$\cdots$	$x_{2,p}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$\cdots$	$x_{n,p}$

$\rightarrow$

z_0	z_1	$\cdots$	z_{k-1}
$z_{1,0}$	$z_{1,1}$	$\cdots$	$z_{1,k-1}$
$z_{2,0}$	$z_{2,1}$	$\cdots$	$z_{2,k-1}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$z_{n,0}$	$z_{n,1}$	$\cdots$	$z_{n,k-1}$

Multi-Sample

z_0	z_1	$\cdots$	z_{k-1}
$z_{1,0}$	$z_{1,1}$	$\cdots$	$z_{1,k-1}$
$z_{2,0}$	$z_{2,1}$	$\cdots$	$z_{2,k-1}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$z_{n,0}$	$z_{n,1}$	$\cdots$	$z_{n,k-1}$

$\hat{y}_0$	$\hat{y}_1$	$\cdots$	$\hat{y}_{k-1}$
$\frac{e^{z_{1,0}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{1,c}}}$	$\frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{1,c}}}$	$\cdots$	$\frac{e^{z_{1,k-1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{1,c}}}$
$\frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{2,c}}}$	$\frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{2,c}}}$	$\cdots$	$\frac{e^{z_{2,k-1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{2,c}}}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\frac{e^{z_{n,0}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{n,c}}}$	$\frac{e^{z_{n,1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{n,c}}}$	$\cdots$	$\frac{e^{z_{n,k-1}}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_{n,c}}}$

Multi-Sample

ตัวอย่างการคำนวณ $\hat{y}$

x_1	x_2
0	1.5
1.5	0
−1.5	0
0	−1.5

$\hat{y}$
?
?
?
?

Multi-Sample

- สมมติว่า W ของปัญหานี้ที่เราหามาได้คือ

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10.47 & -10.47 & 0 \\ 10.47 & 0 & 0 & -10.47 \end{bmatrix}$$

- และจากข้อมูลใน dataset เราสามารถเขียน X_b ได้ดังต่อไปนี้

$$X_b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1.5 \\ 1 & 1.5 & 0 \\ 1 & -1.5 & 0 \\ 1 & 0 & -1.5 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

เราคำนวณค่า Z ได้จาก $Z = X_b W$

$$Z = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1.5 \\ 1 & 1.5 & 0 \\ 1 & -1.5 & 0 \\ 1 & 0 & -1.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10.47 & -10.47 & 0 \\ 10.47 & 0 & 0 & -10.47 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 15.705 & 0 & 0 & -15.705 \\ 0 & 15.705 & -15.705 & 0 \\ 0 & -15.705 & 15.705 & 0 \\ -15.705 & 0 & 0 & 15.705 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

จาก $\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=1}^{k} e^{z_c}}$ จะได้ว่า

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \frac{e^{15.705}}{e^{15.705}+e^{0}+e^{0}+e^{-15.705}} & \frac{e^{z_{1,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} & \frac{e^{z_{1,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{1,c}}} \\ \frac{e^{z_{2,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} & \frac{e^{z_{2,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{2,c}}} \\ \frac{e^{z_{3,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} & \frac{e^{z_{3,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{3,c}}} \\ \frac{e^{z_{4,0}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,1}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,2}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} & \frac{e^{z_{4,3}}}{\sum_{c=0}^{3} e^{z_{4,c}}} \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

จาก $\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$ จะได้ว่า

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

จาก $\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} e^{z_c}}$ จะได้ว่า

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \Rightarrow \quad \hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$$

Multi-Sample

ดังนั้น เราจะได้ $\hat{y}$ สำหรับข้อมูลชุดนี้คือ

x_1	x_2
0	1.5
1.5	0
-1.5	0
0	-1.5

$\hat{y}$
0
1
2
3

Prediction

- 1-Sample ✓
- Multi-Sample ✓
- Code

Code

ตัวอย่าง code สำหรับหา $\hat{y}$

x_1	x_2
0	1
1	0
−1	0
0	−1

$\hat{y}$
?
?
?
?

Code

- Code สำหรับหา $\hat{y}$ จากข้อมูลของเราโดยที่ $X = \begin{bmatrix} 0 & 1.5 \\ 1.5 & 0 \\ -1.5 & 0 \\ 0 & -1.5 \end{bmatrix}$

```
clf.predict(X)
```

```
array([0, 1, 2, 3], dtype=int64)
```

Code

- Code สำหรับหาค่า probability ของ sample ที่จะถูกพยากรณ์ในแต่ละ class

```
clf.predict_proba(X)
```

```
array([[9.99999699e-01, 1.50506847e-07, 1.50506847e-07, 2.26523154e-14],
       [1.50506824e-07, 9.99999699e-01, 2.26523135e-14, 1.50506824e-07],
       [1.50506826e-07, 2.26523137e-14, 9.99999699e-01, 1.50506825e-07],
       [2.26523155e-14, 1.50506848e-07, 1.50506848e-07, 9.99999699e-01]])
```

Code

ดังนั้น เราจะได้ $\hat{y}$ สำหรับข้อมูลชุดนี้คือ

x_1	x_2
0	1
1	0
−1	0
0	−1

$\hat{y}$
1
2
3
4

Code

Code for this section

Open File

Model Creation (multi-class).ipynb

Code

MATH

$$Z = X_b W$$

$$\hat{y}_m = \frac{e^{z_m}}{\sum_{c=0}^{k-1} z_c}$$

CODE

```
clf.predict(X)
```

```
array([0, 1, 2, 3], dtype=int64)
```

Prediction

1-Sample

Multi-Sample

Code

Logistic Regression (Multi-Class Classification)

Improvement

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Improvement

Imbalanced class

Regularization

Imbalance Class

Bootstrapping

SMOTE

ADASYN

Balanced
Class Weight

Imbalance Class

Bootstrapping

SMOTE

ADASYN

Balanced
Class Weight

Imbalance Class

```
clf = LogisticRegression(penalty='none', class_weight='balanced')
clf.fit(X, y)
```

Improvement

Imbalanced class ✓

Regularization

Regularization

L2 Regularization

L1 Regularization

Elastic Net

Regularization

L2 Regularization

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
```

```
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l2', Cs=alphas, cv=5)
clf.fit(X, y)
```

Regularization

L1 Regularization

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
```

```
clf = LogisticRegressionCV(penalty='l1', solver='saga', Cs=alphas, cv=5)
clf.fit(X, y)
```

Regularization

Elastic Net

```
alphas = np.logspace(-3, 3, num=100)
l1_ratios = [0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 0.7, 0.9, 0.95, 0.99, 1]
```

```
clf = LogisticRegressionCV(penalty='elasticnet', solver='saga',
                           l1_ratios=l1_ratios, Cs=alphas, cv=5)
clf.fit(X, y)
```

Regularization

Code for this section

Open File

Regularization (multi-class).ipynb

Improvement

- Imbalanced class ✓
- Regularization ✓

Logistic Regression (Multi-Class Classification)

DL102 : Logistic Regression

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

LOGISTIC REGRESSION WORKSHOP

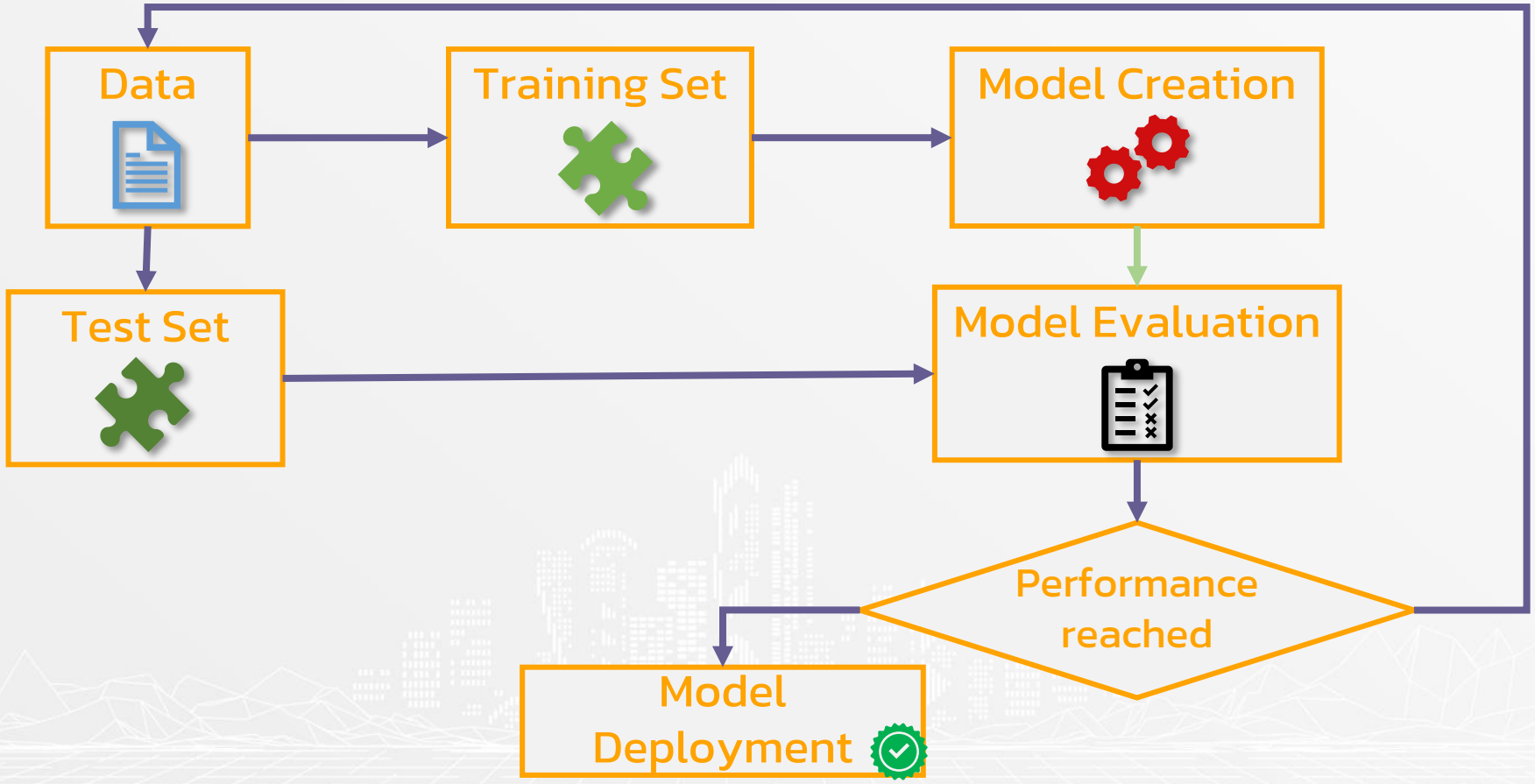
LOGISTIC REGRESSION WORKSHOP

BY TAUTOLOGY

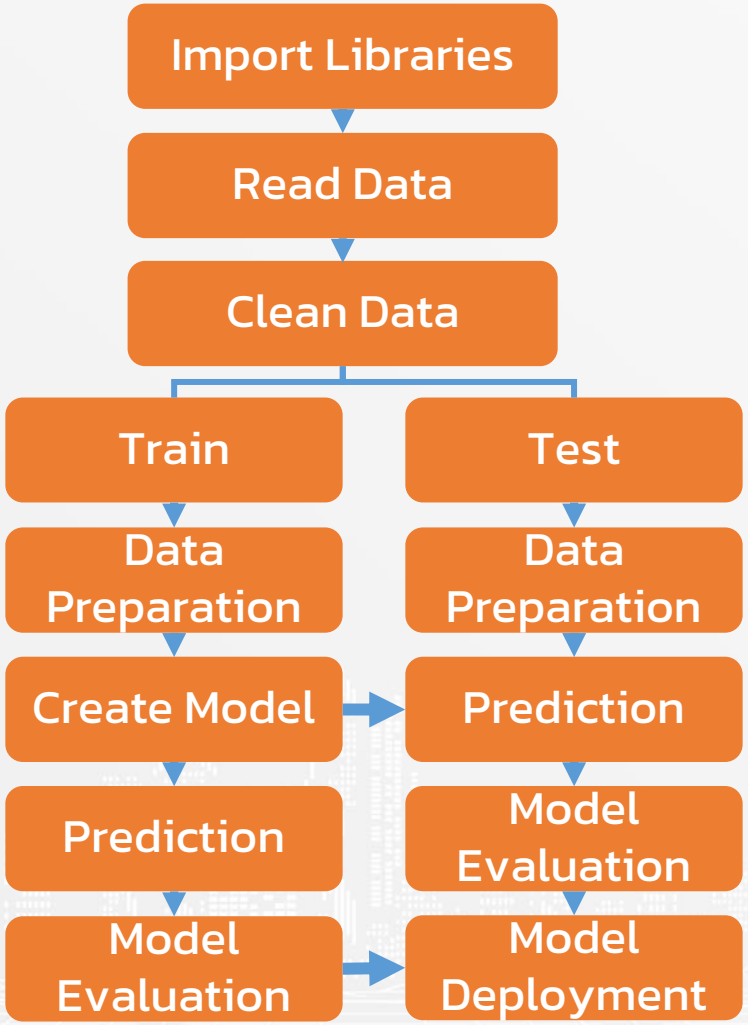
MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

facebook/tautologyai
www.tautology.live

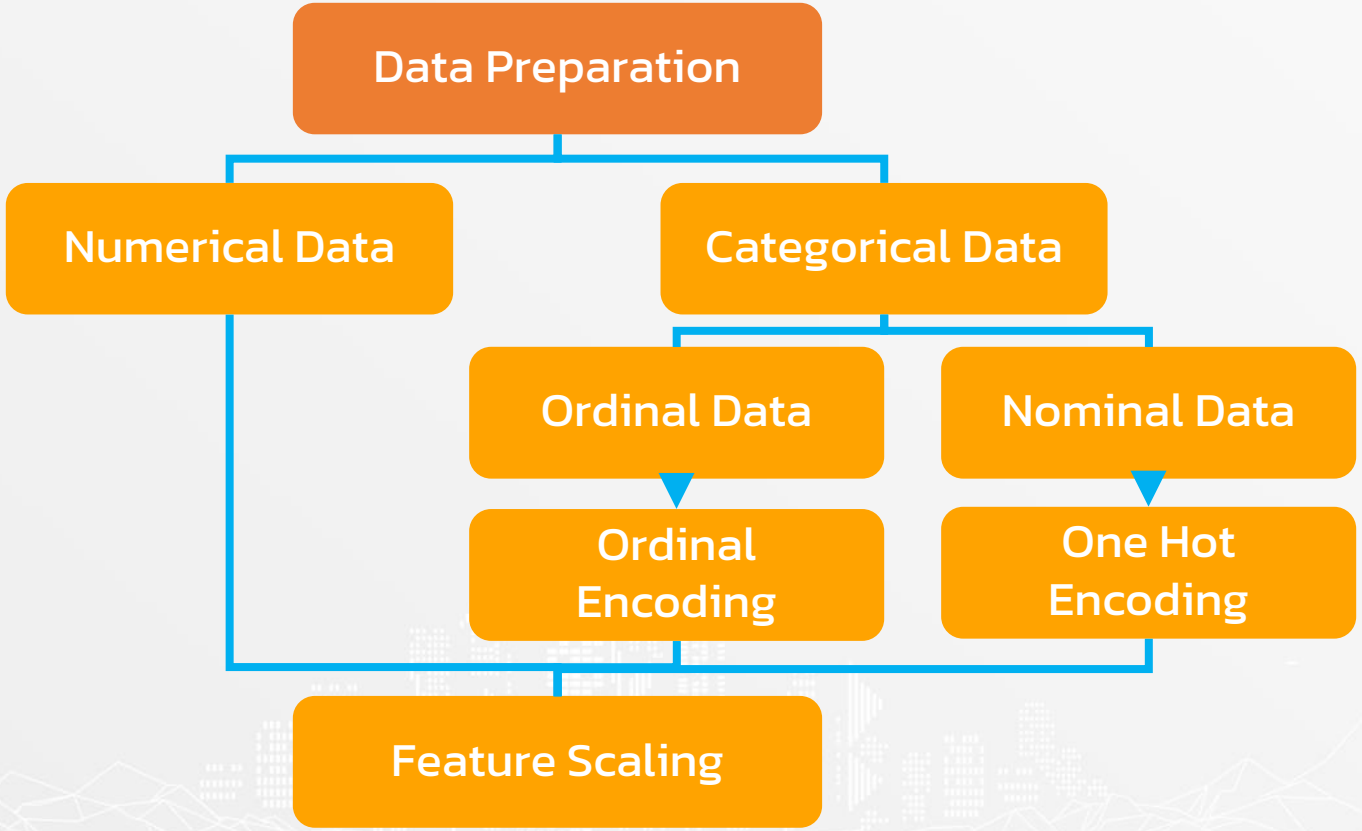
Supervised Learning Workflow



Code Pipeline



Data Preparation



TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

AI in Fruit Industry

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Abstract

สร้าง model เพื่อจำแนกผลไม้สด และผลไม้เสีย สำหรับ apple, banana และ orange โดยพิจารณาจากรูปผลไม้

Why this project important?

- สามารถสร้างระบบคัดแยกผลผลิตที่ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- สามารถนำความรู้ไปต่อยอดเพื่อสร้าง smart farm
- สามารถนำไปต่อยอดเพื่อจำแนกผลไม้ หรือ สินค้าชนิดอื่น

Who this project is for?

- เกษตรกรที่สนใจ AI กับการเกษตร
- ผู้ควบคุมสายการผลิต
- นักวิเคราะห์ข้อมูล

Fruit Dataset

https://www.kaggle.com/sriramr/fruits-fresh-and-rotten-for-classification

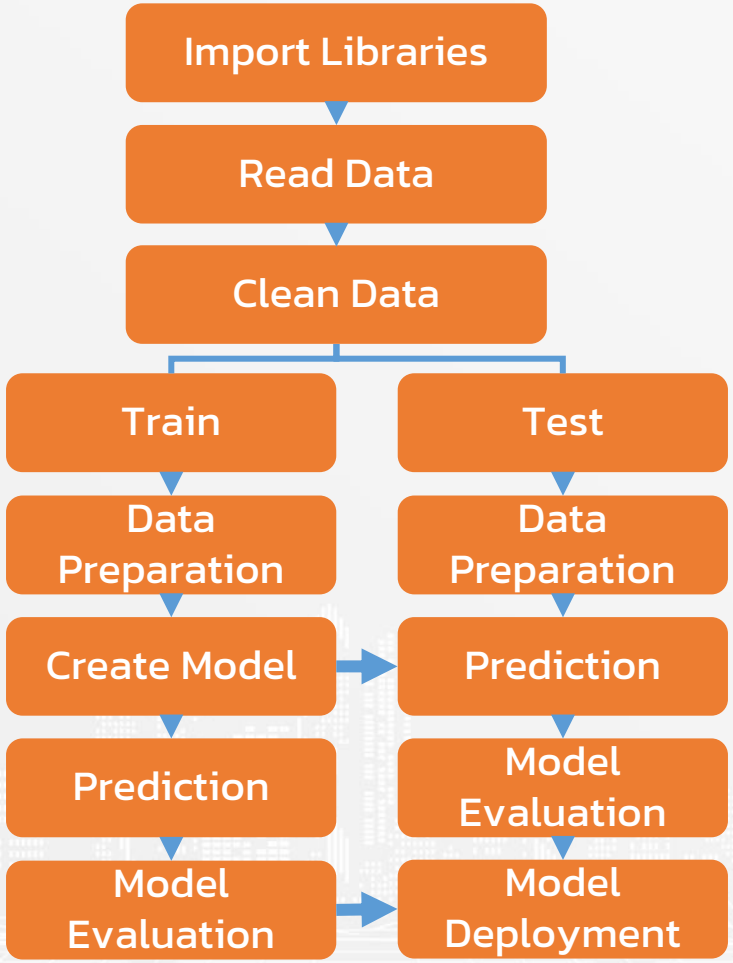
Fruit Dataset

Feature

Target

- target : freshapples, freshbanana, freshoranges, rottenapples, rottenbanana, rottenoranges

What we learn from this project?



Import Libraries

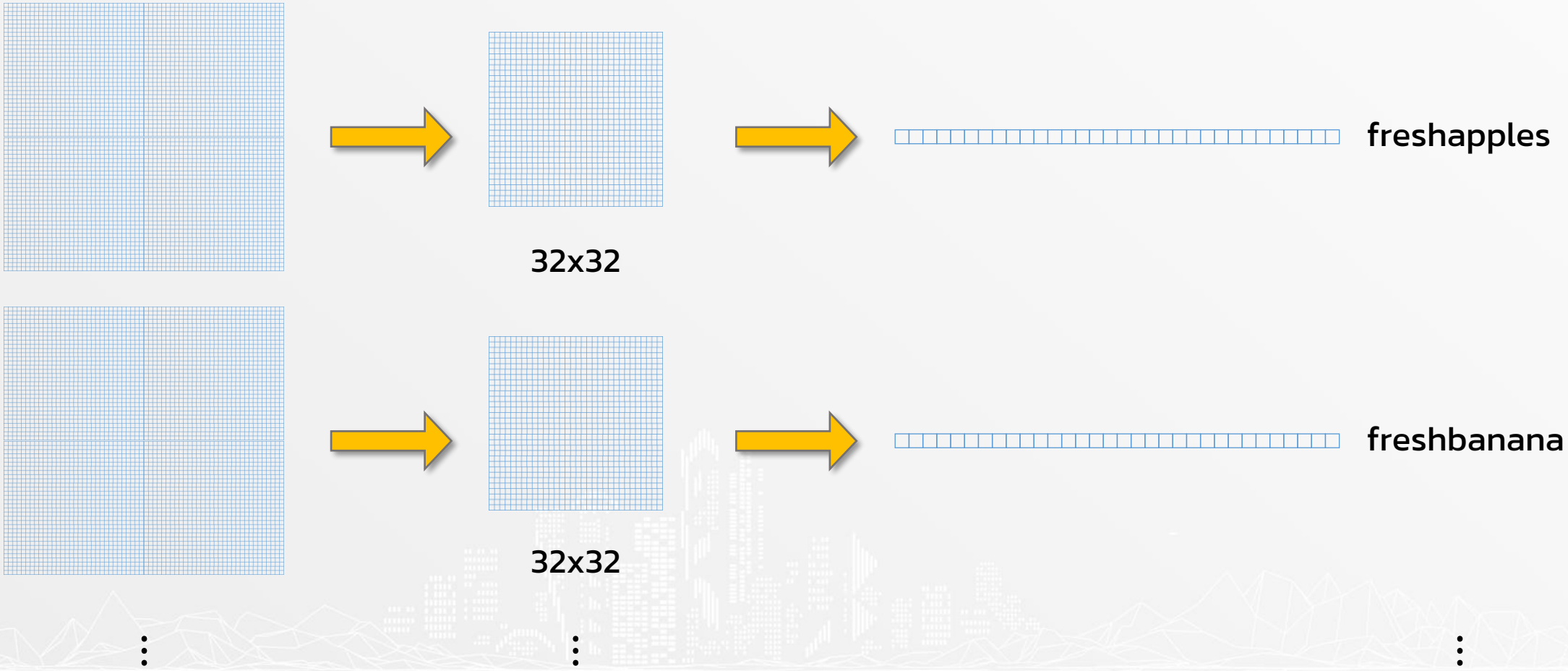
```python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from glob import glob
from PIL import Image
import cv2
from tqdm.auto import tqdm
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder, OneHotEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression, LogisticRegressionCV
from sklearn.metrics import (
    plot_confusion_matrix,
    classification_report
)

import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

np.random.seed(12345)
```

Read Data

```
classes = ['freshapples', 'freshbanana', 'freshoranges',
           'rottenapples', 'rottenbanana', 'rottenoranges']
```

```
X = np.empty([0, 32*32*3])
y = np.empty([0, 1])

for _class in tqdm(classes):
    img_path = glob('dataset/' + _class + '/*')
    for path in tqdm(img_path):
        img = Image.open(path)
        img = img.resize((32, 32))
        img = np.array(img)
        if img.shape[2] == 4:
            img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGRA2BGR)
        img = img.reshape(1, -1)
        X = np.vstack([X, img])
        y = np.vstack([y, _class])
```

Read Data



Read Data

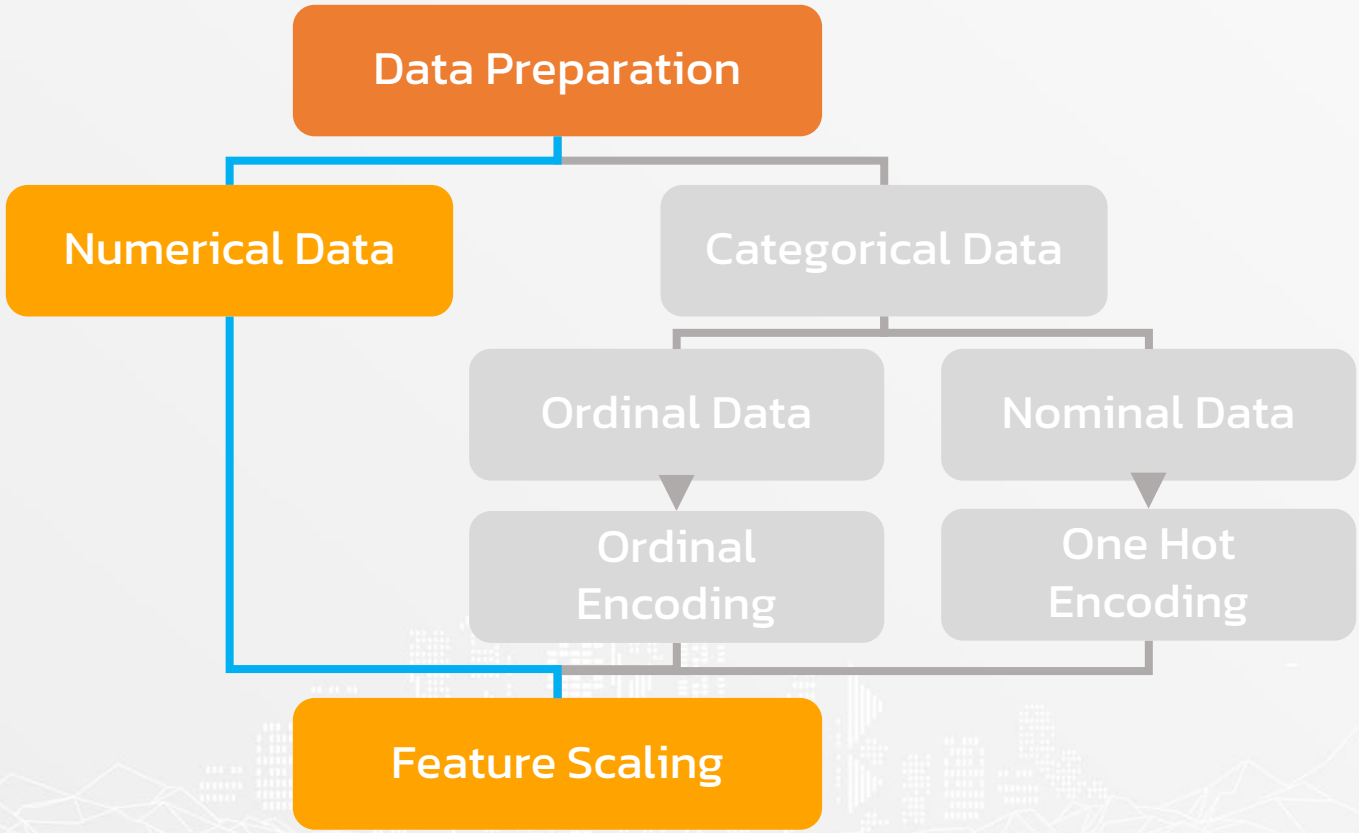
x_1	x_2	x_3	$\cdots$	x_{3072}
0.0	0.0	0.0	$\cdots$	0.0
0.0	0.0	0.0	$\cdots$	0.0
0.0	0.0	0.0	$\cdots$	0.0
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
255.0	255.0	255.0	$\cdots$	255.0

X

y
freshapples
freshapples
freshapples
$\vdots$
rottenoranges

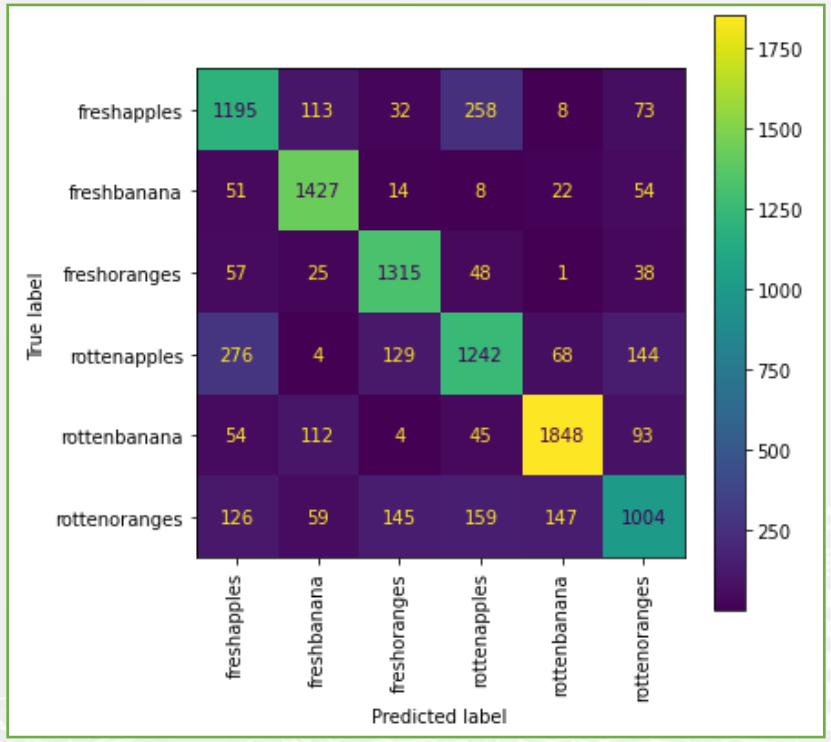
y

Data Preparation

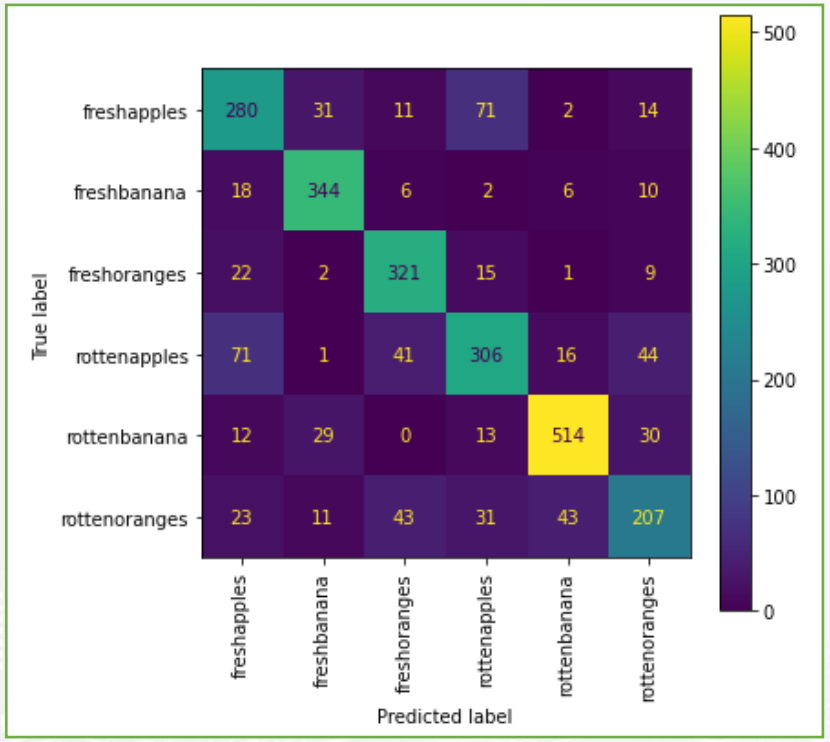


Model Evaluation

- Confusion Matrix for **training set**



- Confusion Matrix for **test set**



Code

- Confusion Matrix for **training set**

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(6, 6))
plot_confusion_matrix(clf, X_train_scaled, y_train, ax=ax)
plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
```

- Confusion Matrix for **test set**

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(6, 6))
plot_confusion_matrix(clf, X_test_scaled, y_test, ax=ax)
plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
```

Model Evaluation

- Scoring for **training set**

	precision	recall	f1-score	support
freshapples	0.679363	0.711733	0.695172	1679.00000
freshbanana	0.820115	0.905457	0.860676	1576.00000
freshoranges	0.802318	0.886119	0.842139	1484.00000
rottenapples	0.705682	0.666667	0.685620	1863.00000
rottenbanana	0.882521	0.857143	0.869647	2156.00000
rottenoranges	0.714083	0.612195	0.659225	1640.00000
accuracy	0.772360	0.772360	0.772360	0.77236
macro avg	0.767347	0.773219	0.768746	10398.00000
weighted avg	0.770561	0.772360	0.770028	10398.00000

Code

- Scoring for **training set**

```
report = classification_report(y_train, y_pred_train, output_dict=True)
```

```
print('accuracy =', report['accuracy'])
```

```
pd.DataFrame.from_dict(report).T
```

Model Evaluation

- Scoring for **test set**

	precision	recall	f1-score	support
freshapples	0.657277	0.684597	0.670659	409.000000
freshbanana	0.822967	0.891192	0.855721	386.000000
freshoranges	0.760664	0.867568	0.810606	370.000000
rottenapples	0.698630	0.638831	0.667394	479.000000
rottenbanana	0.883162	0.859532	0.871186	598.000000
rottenoranges	0.659236	0.578212	0.616071	358.000000
accuracy	0.758462	0.758462	0.758462	0.758462
macro avg	0.746989	0.753322	0.748606	2600.000000
weighted avg	0.756430	0.758462	0.756053	2600.000000

Code

- Scoring for **test set**

```
report = classification_report(y_test, y_pred_test, output_dict=True)
```

```
print('accuracy =', report['accuracy'])
```

```
pd.DataFrame.from_dict(report).T
```

05. FRUIT INDUSTRY

- dataset
- fruit_industry_mc.ipynb
- fruit_industry_md.ipynb
- fruit_industry_model.pickle

TAUTOLOGY
INNOVATION
SCHOOL

TAUTOLOGY

AI in News Categorization

MADE BY TAUTOLOGY THAILAND
DO NOT PUBLISH WITHOUT PERMISSION

Abstract

สร้าง model เพื่อจำแนกหมวดหมู่ข่าว โดยพิจารณาจากหัวข้อข่าว และเนื้อหาข่าว

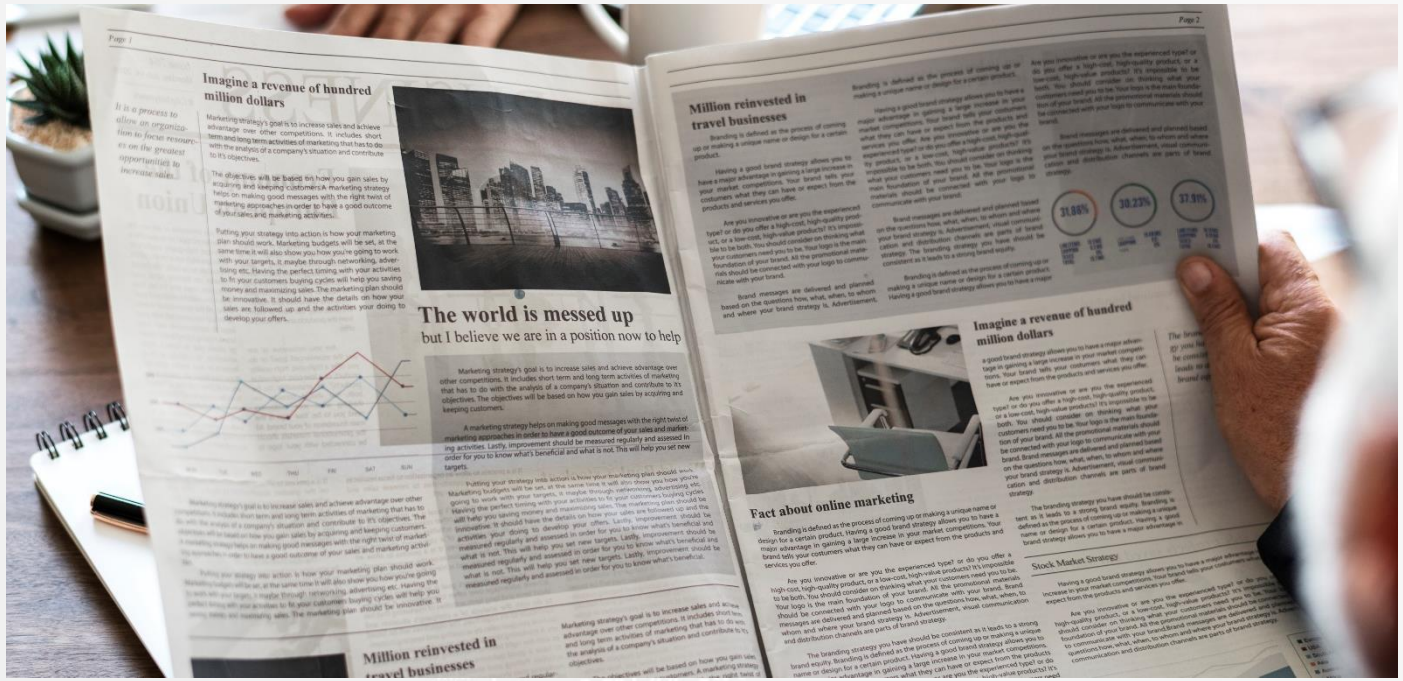
Why this project important?

- สามารถสร้างระบบจำแนกหมวดหมู่ข่าว
- สามารถสร้างระบบคัดกรองข่าวเฉพาะหมวดหมู่ที่สนใจ
- สามารถนำไปต่อยอดสร้างระบบสรุปใจสำคัญจากข่าว/บทความ/หนังสือ

Who this project is for?

- บุคลากรด้านสื่อสารมวลชน
- นักภาษาศาสตร์
- นักวิเคราะห์ข้อมูล

News Dataset



https://github.com/PyThaiNLP/prachathai-67k

News Dataset

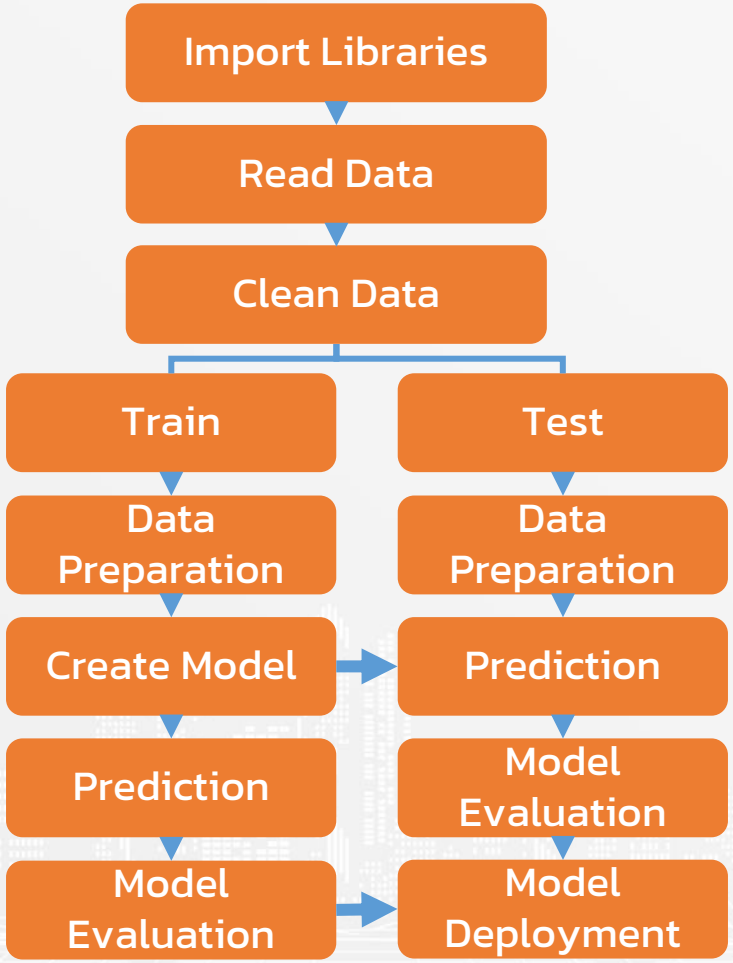
Feature

- title : หัวข้อข่าว
- body_text : เนื้อหาข่าว

Target

- target : politics, human_right, quality_of_life, international, social, environment, economy, culture, labor, stability, ict, education

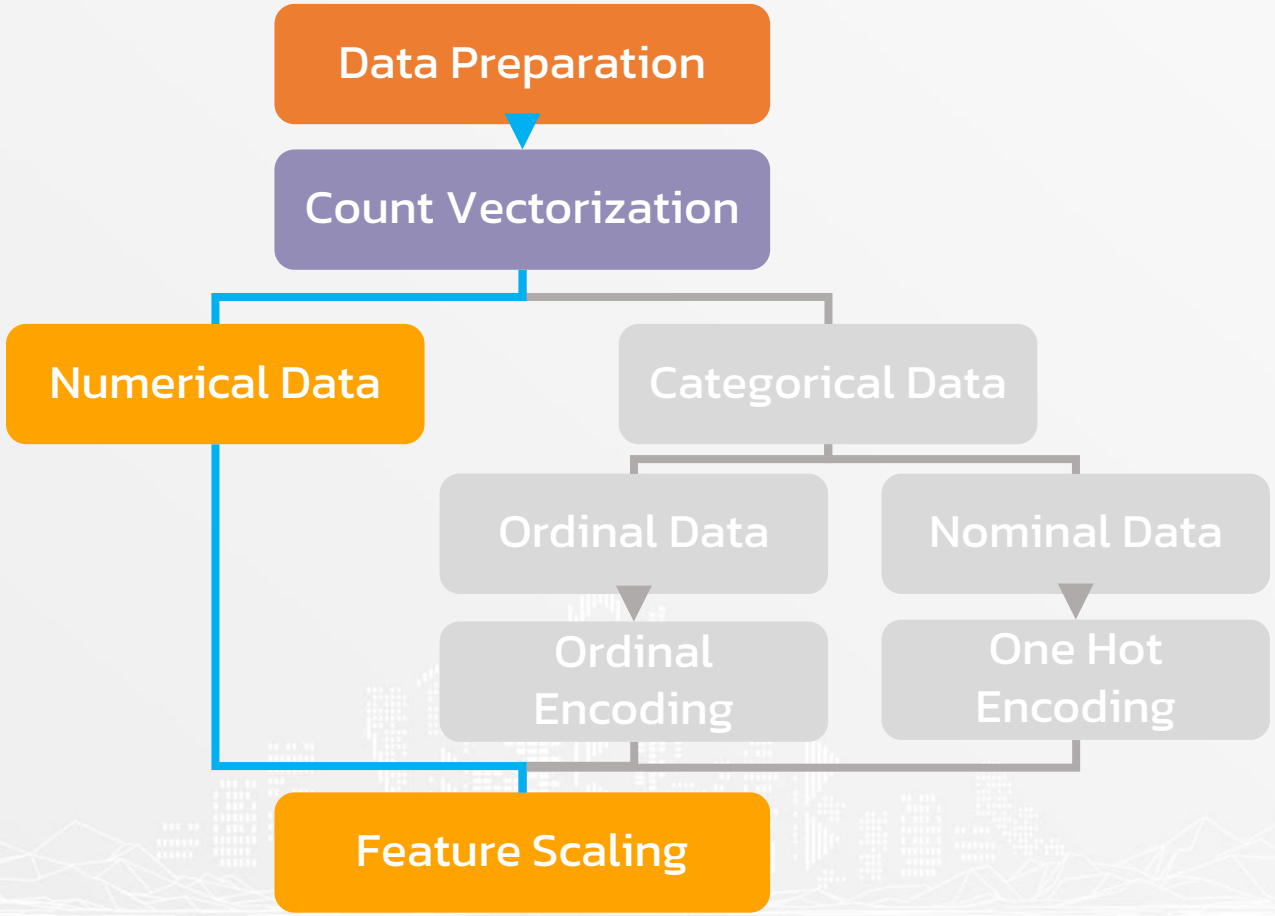
What we learn from this project?



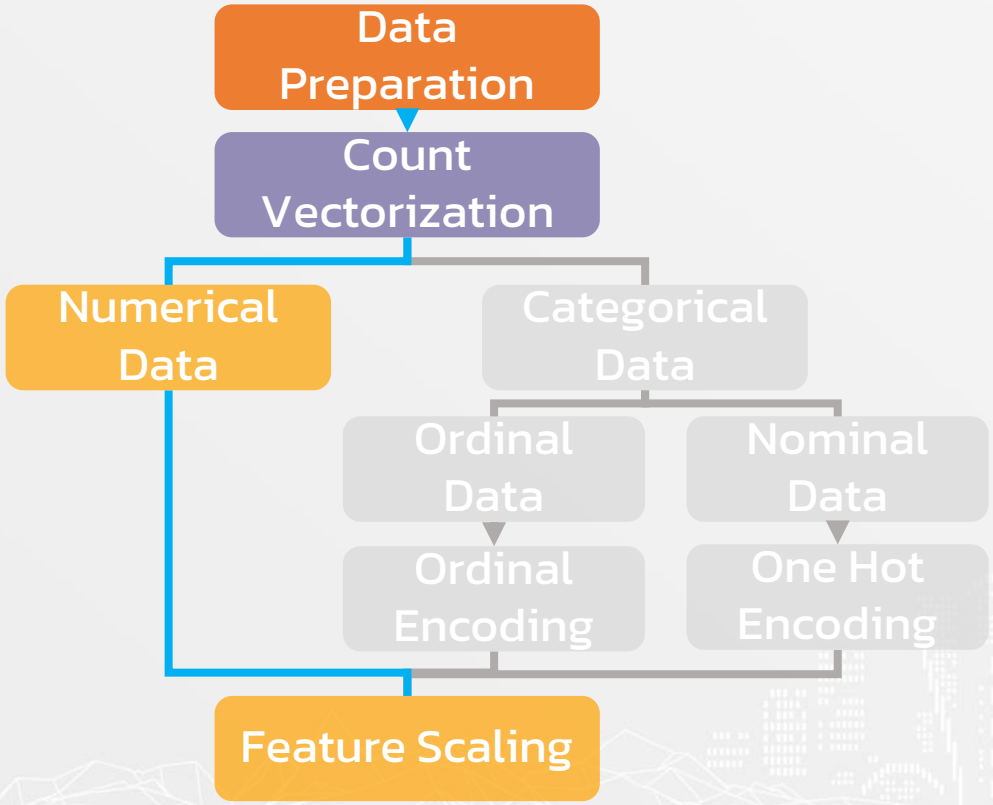
Import Libraries

```python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.preprocessing import OrdinalEncoder, OneHotEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression, LogisticRegressionCV
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix, classification_report

import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

np.random.seed(12345)
```

Data Preparation



Data Preparation



Count vectorization

สร้าง feature ใหม่ โดยการหา unique word จากข้อความทั้งหมดใน dataset จากนั้นให้พิจารณาว่าแต่ละข้อความประกอบด้วย unique word อะไรบ้าง และจำนวนกี่ครั้ง

	'กีวี่'	'เขียว'	'แดง'	'มี'	'สี'	'ส้ม'	'แอปเปิ้ล'
'แอปเปิ้ลมีสีแดง'	0	0	1	1	1	0	1
'กีวี่มีสีเขียว'	1	1	0	1	1	0	0
'ส้มมีสีส้ม'	0	0	0	1	1	2	0

Count Vectorization

	cnt_title_	cnt_title_	cnt_title_!	cnt_title_”	...	cnt_title_ไหน	cnt_title_ไหว	...
เพราะเคยปลุกระดมเอาไว้จนทำให้เกิดความเกลียดชัง...	1	0	0	2	...	0	0	...
สถานการณ์สมมติ : สมาคมส่งเสริมวัฒนธรรมแลกกันพู...	1	0	0	0	...	0	0	...
กรุงโรม, 17 พฤษภาคม – ช่างภาพข่าวชาวอิตาลีที่ไ...	2	0	0	0	...	0	0	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Code

```
# tokenize thai word
from pythainlp.tokenize import syllable_tokenize
```

Code

- Count vectorization for **training set**

```
corpus_train = X_train['title'].tolist()
title_vectorizer = CountVectorizer(max_features=1000, tokenizer=syllable_tokenize)
title_vectorizer.fit(corpus_train)
title_cnt_vec_train = title_vectorizer.transform(corpus_train).toarray()
```

```
title_cnt_vec_feature_name = [
    'cnt_title_' + feature for feature in title_vectorizer.get_feature_names()
]
```

```
X_train[title_cnt_vec_feature_name] = title_cnt_vec_train
X_train.drop('title', axis=1, inplace=True)
```

Code

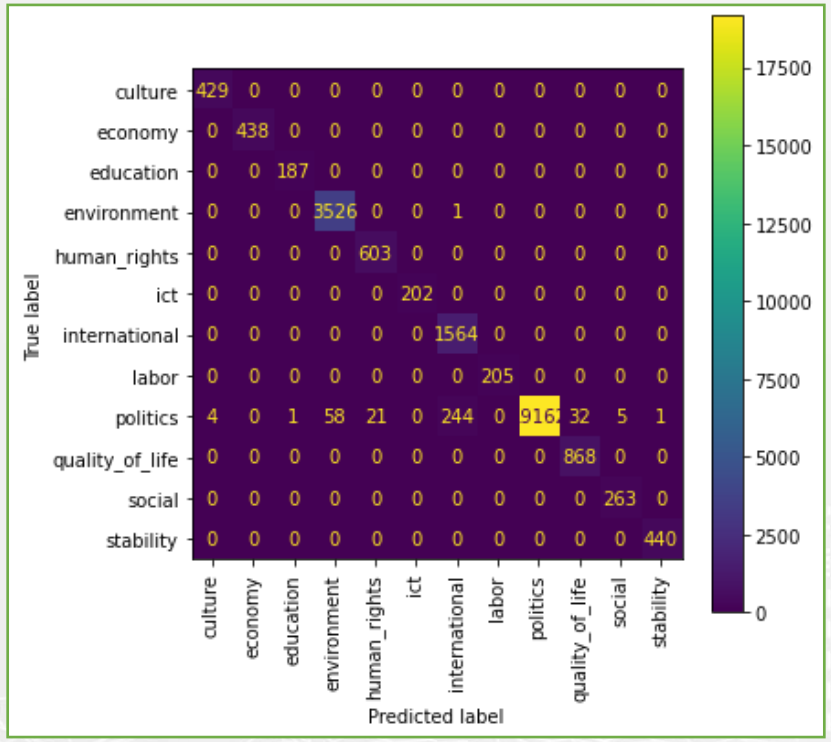
- Count vectorization for **test set**

```
corpus_test = X_test['title'].tolist()
title_cnt_vec_test = title_vectorizer.transform(corpus_test).toarray()
```

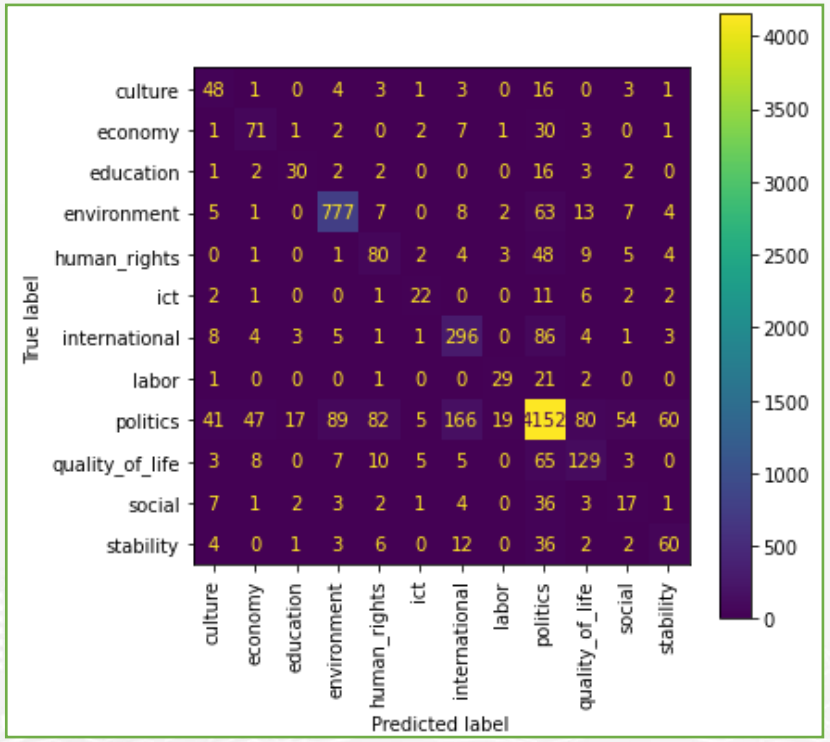
```
X_test[title_cnt_vec_feature_name] = title_cnt_vec_test
X_test.drop('title', axis=1, inplace=True)
```

Model Evaluation

- Confusion Matrix for **training set**



- Confusion Matrix for **test set**



Code

- Confusion Matrix for **training set**

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(6, 6))
plot_confusion_matrix(clf, X_train_scaled, y_train, ax=ax)
plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
```

- Confusion Matrix for **test set**

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(6, 6))
plot_confusion_matrix(clf, X_test_scaled, y_test, ax=ax)
plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
```

Model Evaluation

- Scoring for **training set**

	precision	recall	f1-score	support
culture	0.990762	1.000000	0.995360	429.000000
economy	1.000000	1.000000	1.000000	438.000000
education	0.994681	1.000000	0.997333	187.000000
environment	0.983817	0.999716	0.991703	3527.000000
human_rights	0.966346	1.000000	0.982885	603.000000
ict	1.000000	1.000000	1.000000	202.000000
international	0.864566	1.000000	0.927364	1564.000000
labor	1.000000	1.000000	1.000000	205.000000

	precision	recall	f1-score	support
politics	1.000000	0.981258	0.990540	19528.000000
quality_of_life	0.964444	1.000000	0.981900	868.000000
social	0.981343	1.000000	0.990584	263.000000
stability	0.997732	1.000000	0.998865	440.000000
accuracy	0.987011	0.987011	0.987011	0.987011
macro avg	0.978641	0.998415	0.988045	28254.000000
weighted avg	0.988288	0.987011	0.987291	28254.000000

Code

- Scoring for **training set**

```
report = classification_report(y_train, y_pred_train, output_dict=True)
```

```
print('accuracy =', report['accuracy'])
```

```
pd.DataFrame.from_dict(report).T
```

Model Evaluation

- Scoring for **test set**

	precision	recall	f1-score	support
culture	0.396694	0.600000	0.477612	80.000000
economy	0.518248	0.596639	0.554688	119.000000
education	0.555556	0.517241	0.535714	58.000000
environment	0.870101	0.875986	0.873034	887.000000
human_rights	0.410256	0.509554	0.454545	157.000000
ict	0.564103	0.468085	0.511628	47.000000
international	0.586139	0.718447	0.645583	412.000000
labor	0.537037	0.537037	0.537037	54.000000

	precision	recall	f1-score	support
politics	0.906550	0.862843	0.884157	4812.000000
quality_of_life	0.507874	0.548936	0.527607	235.000000
social	0.177083	0.220779	0.196532	77.000000
stability	0.441176	0.476190	0.458015	126.000000
accuracy	0.808465	0.808465	0.808465	0.808465
macro avg	0.539235	0.577645	0.554679	7064.000000
weighted avg	0.822440	0.808465	0.814192	7064.000000

Code

- Scoring for **test set**

```
report = classification_report(y_test, y_pred_test, output_dict=True)
```

```
print('accuracy =', report['accuracy'])
```

```
pd.DataFrame.from_dict(report).T
```

06. NEWS CATEGORIZATION

- Data_preprocessing
- news_categorization_mc.ipynb
- news_categorization_md.ipynb
- news_categorization_model.pickle
- news_dataset.csv

DL102 : Logistic Regression

THANK YOU !

We hope you enjoy our course