# Neural Networks

อ. ปรัชญ์ ปิยะวงศ์วิศาล

Pratch Piyawongwisal

# Today

- Decision Tree Homework
- Artificial Neural Networks
  - Perceptron
  - Backpropagation
  - Activation Functions
  - Feedforward Neural Networks
  - Lab: MNIST with TF/Keras

# Homework – Decision Tree

1. จง train decision tree model กับข้อมูลชุดฝึก student_training.csv
   - แบ่งข้อมูลออกเป็นชุด train, validate โดยใช้ train_test_split (ตัวอย่างโค้ดในสไลด์ถัดไป)
   - ใช้ข้อมูลชุด train (X_train, y_train) ในการ train decision tree model
2. นำ model ที่ได้ไปใช้ทำนาย major ของนักศึกษากับข้อมูลชุด validate
3. ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้โดยใช้ metric ต่อไปนี้
   - accuracy score
   - confusion matrix (optional)
4. ทดลองปรับ hyperparameter ของ model เพื่อให้ประสิทธิภาพสูงขึ้น (กลับไป step 1.)
   - เช่น เปลี่ยนค่า max_depth, criterion
5. นำ model ที่ประสิทธิภาพสูงที่สุดไปใช้ทำนาย major ของนักศึกษากับข้อมูลชุดทดสอบ student_scoring.csv แสดงผลการทำนายทั้งหมด

*ใน Jupyter พยายามให้ code ทั้งหมดอยู่ใน cell เดียว (หากจำเป็น สามารถใช้ได้ 4 cell max)

# Homework – Decision Tree

6. จากการทดลองในข้อ 4. ให้
   - แสดง line plot ของ accuracy v.s. max_depth จากการทดลอง ในกรณีที่ใช้ Gini criterion
   - แสดง line plot ของ accuracy v.s. max_depth จากการทดลอง ในกรณีที่ใช้ entropy criterion
7. แสดงแผนผัง decision tree ของโมเดลที่ดีที่สุด
   - นำผลจาก export_graphviz ของโมเดลที่ดีที่สุดไปแสดงบนเว็บ webgraphviz
   - capture screen ภาพ decision tree เซฟลงในโฟลเดอร์ของ Jupyter
   - ใน Jupyter สร้าง cell ล่างสุดให้เป็นแบบ markup แล้วแทรกรูปดังกล่าวด้วย
     - ![caption](path/to/image.png)

# Homework – Decision Tree

วิธีการทำ train_test_split

```
from sklearn.model_selection import train_test_split

X = ...
y = ...
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.25, random_state=33)
```

จากนั้นสามารถนำ X_train, y_train ไปใช้ในการฝึก และนำ X_test, y_test ไปใช้ในการทำนาย เพื่อวัดประสิทธิภาพได้

# Homework – Decision Tree

วิธีส่งงาน

- ใน Jupyter Notebook ให้เขียนโค้ดทำ decision tree โดยพยายามให้ทั้งหมดอยู่ใน cell เดียว (หากจำเป็น สามารถใช้ได้ 4 cell max)
- ทำการ export html โดยไปที่ File -> Download as -> HTML
- rename ชื่อไฟล์เป็น ชื่อ สกุล ภาษาไทย ไม่มีคำนำหน้า
- ส่งไฟล์ html ไปที่ https://www.dropbox.com/request/qDRc24zS5H1NNcoBJTKJ
- กรอกชื่อ สกุล ภาษาไทย ไม่มีคำนำหน้า

# Artificial Neural Networks

# Artificial Neural Network (โครงข่ายประสาทเทียม)

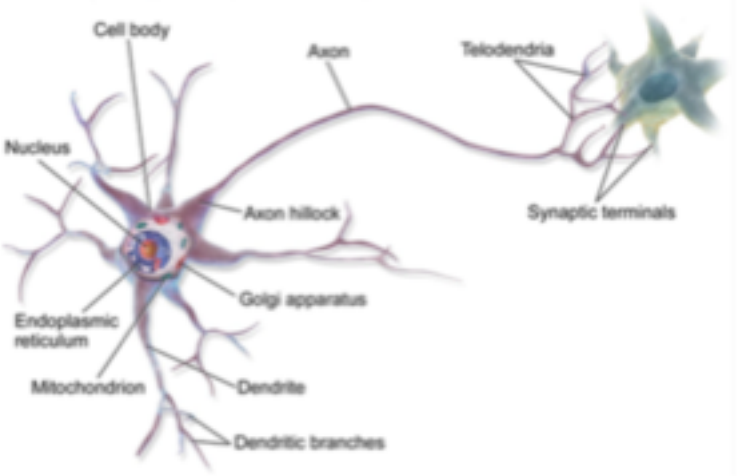
- เป็น supervised learning ใช้ทำ classification เป็นหลัก
- ข้อดี
  - ความแม่นยำสูงมาก
  - สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับปัญหาที่มีความซับซ้อนได้มากมาย
  - เหมาะกับงานประมวลผลภาพ
- ข้อเสีย
  - ต้องการข้อมูลจำนวนมหาศาล
  - cost function ไม่ convex (มี minima ได้หลายจุด) ดังนั้นการเลือก initialize ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นจึงมีผลต่อคำตอบสุดท้ายของ gradient descent
  - เป็น black box model ตีความ/อธิบายที่มาที่ไปได้ยาก (ตรงข้ามกับ decision tree)

# Artificial Neural Network (โครงข่ายประสาทเทียม)

- ตัวอย่าง applications ของ NN
  - Image Classification การจำแนกประเภทรูปภาพ
    - AlexNet: https://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks.pdf
  - Speech Recognition การรู้จำเสียงพูด
    - Apple's Siri: https://machinelearning.apple.com/2017/10/01/hey-siri.html
  - Video Recommendation ระบบแนะนำวิดิโอ
    - YouTube: https://ai.google/research/pubs/pub45530
  - Games
    - DeepMind's AlphaGo: https://deepmind.com/documents/119/agz_unformatted_nature.pdf
    - Marl/O: https://www.youtube.com/watch?v=qv6UVOQ0F44
    - Atari game: https://www.youtube.com/watch?v=V1eYniJ0Rnk

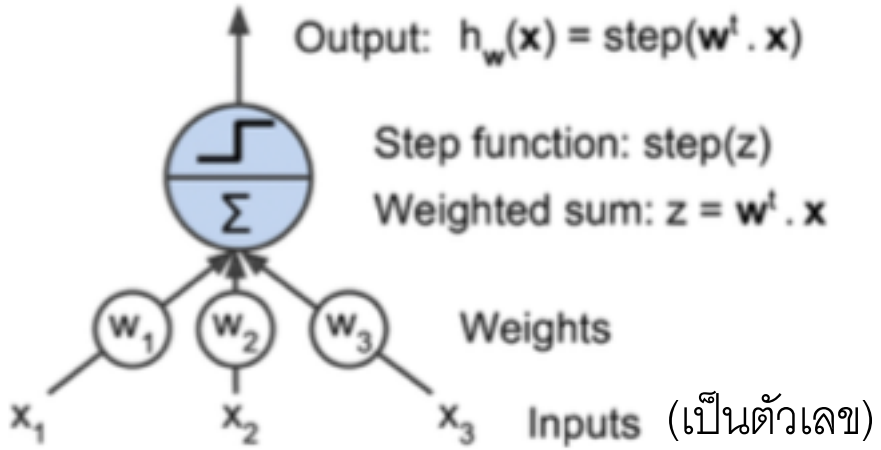
# Origin of Artificial Neural Network

- ได้แรงบันดาลใจมาจาก Biological neurons
- ในช่วงปี 1960s เชื่อกันว่าการสร้าง ANN เพื่อจำลองการคำนวณที่ซับซ้อนของสมองจะนำไปสู่ AI ที่ฉลาดจริง (Connectionism)
- แต่ก็ล้มเหลวไปด้วยข้อจำกัดเหล่านี้
  - Lack of computation power
  - Lack of data
  - Lack of efficient training algorithms
- ปัจจุบัน ANN กลับมา dominate สาขา Machine Learning อีกครั้ง เนื่องจากเกิด
  - Fast CPU, GPU
  - Big Data
  - Algorithms: Backpropagation, SGD, dropout, Adam



# Perceptron

- เป็น ANN ที่เรียบง่าย คิดค้นโดย Rosenblatt ปี 1957
- ประกอบด้วย Neuron ที่เป็น Linear Threshold Unit (LTU) ดังรูป

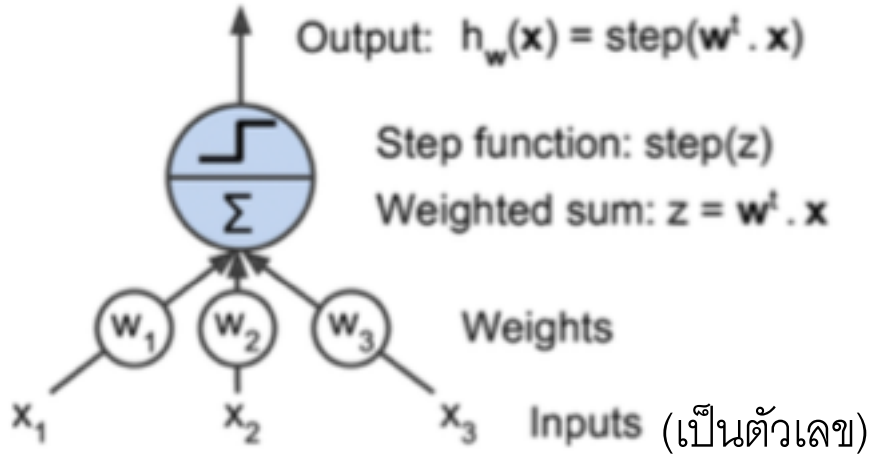



$$\text{heaviside}(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } z < 0 \\ 1 & \text{if } z \geq 0 \end{cases} \qquad \text{sgn}(z) = \begin{cases} -1 & \text{if } z < 0 \\ 0 & \text{if } z = 0 \\ +1 & \text{if } z > 0 \end{cases}$$

- สำหรับ step function อาจใช้เป็นฟังก์ชัน heaviside หรือ sign

# Perceptron

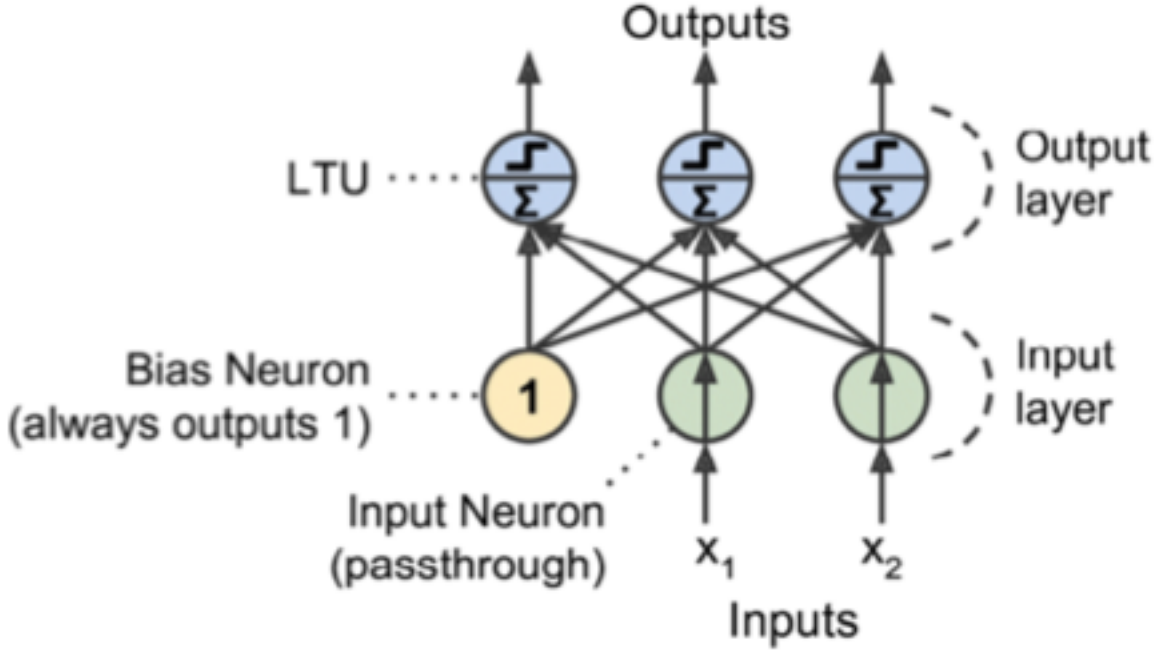
- Single LTU สามารถใช้ทำ binary classification (นึกถึง Iris) ได้
- สังเกตว่าโมเดลของ LTU คือการหา linear combination ของ input แล้วนำมา threshold เพื่อให้ output ทำนายออกมาว่าเป็นคลาส + positive หรือ – negative
- คล้าย Logistic Regression




$$\text{heaviside}(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } z < 0 \\ 1 & \text{if } z \geq 0 \end{cases} \qquad \text{sgn}(z) = \begin{cases} -1 & \text{if } z < 0 \\ 0 & \text{if } z = 0 \\ +1 & \text{if } z > 0 \end{cases}$$

# Perceptron

- Perceptron ประกอบด้วย layer ของ LTU เพียง 1 layer
- มี Bias input node ที่มีค่าเป็น 1 เสมอ
  (เพื่อให้ decision boundary ไม่จำเป็นต้องผ่านจุด origin)
- ในภาพเป็น Perceptron ที่มี 3 LTU สามารถใช้ classify ได้ 3 คลาส



# Perceptron - Training

- การ train Perceptron คือการหาค่า weight ที่ทำให้โมเดลสามารถทำนายได้แม่นที่สุด
- Rosenblatt ใช้ Hebb's rule: "Cells that fire together, wire together."
- กล่าวคือ ต้องการให้ weight มีค่าสูง หาก neuron คู่นั้น output ค่าเดียวกันบ่อย ๆ
- จึงเกิดเป็น Perceptron learning rule ดังนี้

*Equation 10-2. Perceptron learning rule (weight update)*

$$w_{i,j}^{(\text{next step})} = w_{i,j} + \eta\left(\hat{y}_j - y_j\right)x_i$$

- สังเกตว่า weight จะถูก update ก็ต่อเมื่อ $\hat{y} \neq y$ (ทำนายพลาด) เท่านั้น

# Perceptron Code

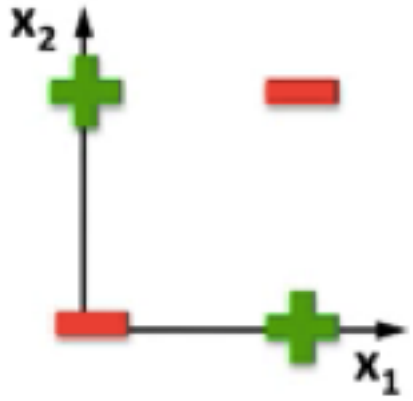
```
import numpy as np
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.linear_model import Perceptron

iris = load_iris()
X = iris.data[:, (2, 3)] # petal length, petal width
y = (iris.target == 0).astype(np.int) # Iris Setosa?
per_clf = Perceptron(random_state=42)
per_clf.fit(X, y)
y_pred = per_clf.predict([[2, 0.5]])
```

คล้าย Logistic Regression แต่ต่างกันที่ output ของ Perceptron ไม่ใช่ class probability

# Perceptron - Limitations

- ข้อจำกัดของ Perceptron คือไม่สามารถทำ non-linear classification ได้
  - training data ต้องสามารถถูกแบ่งแดนด้วย hyperplane ตรงได้เท่านั้น (linearly separable)
  - เช่น ไม่สามารถแก้ XOR problem ได้

Linear classifiers
cannot solve this

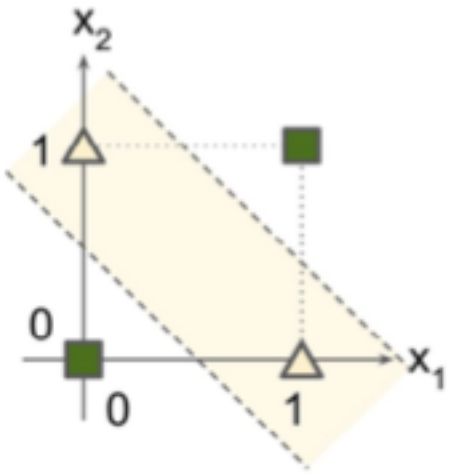


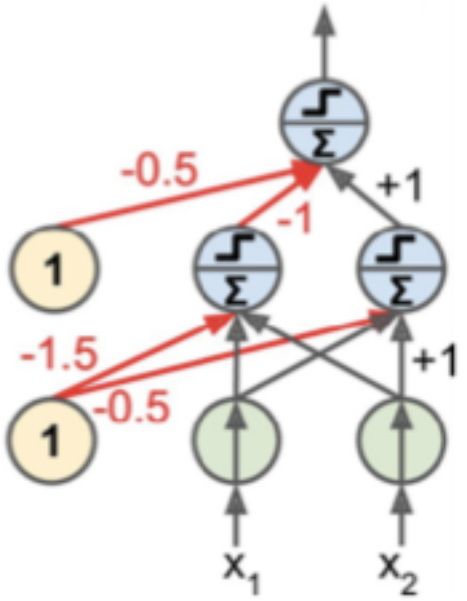

?

# Perceptron - Limitations

- ข้อจำกัดของ Perceptron คือไม่สามารถทำ non-linear classification ได้
  - training data ต้องสามารถถูกแบ่งแดนด้วย hyperplane ตรงได้เท่านั้น (linearly separable)
  - เช่น ไม่สามารถแก้ XOR problem ได้

**solution: เพิ่มจำนวน layer (Multilayer Perceptron)**



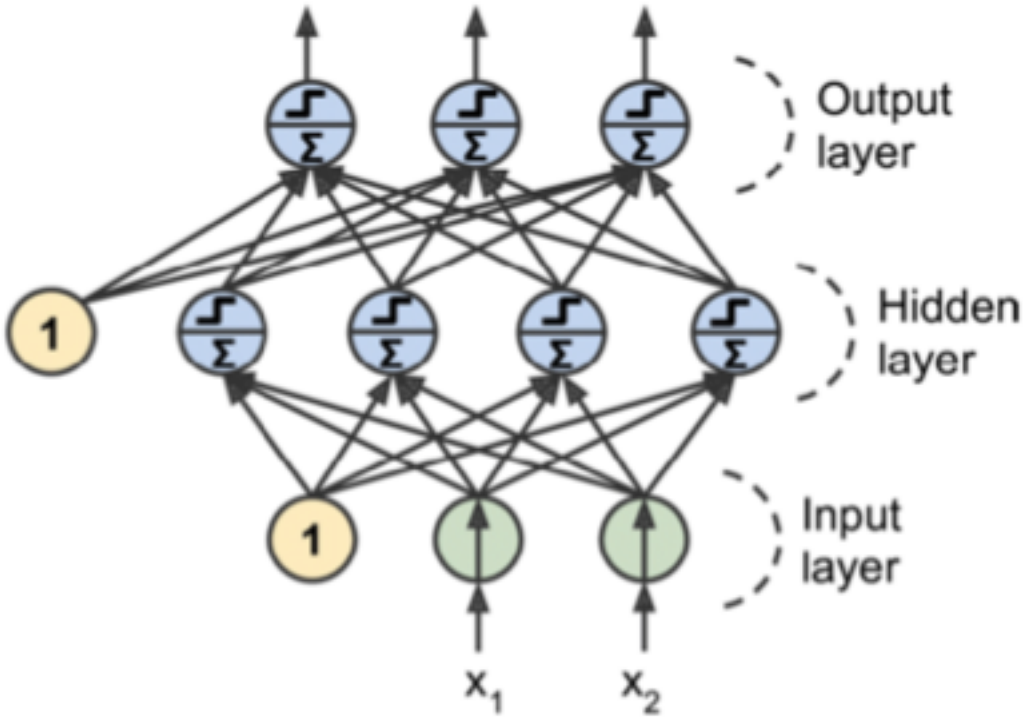



# Visualizing Perceptrons with Tensorflow Playground

- https://playground.tensorflow.org

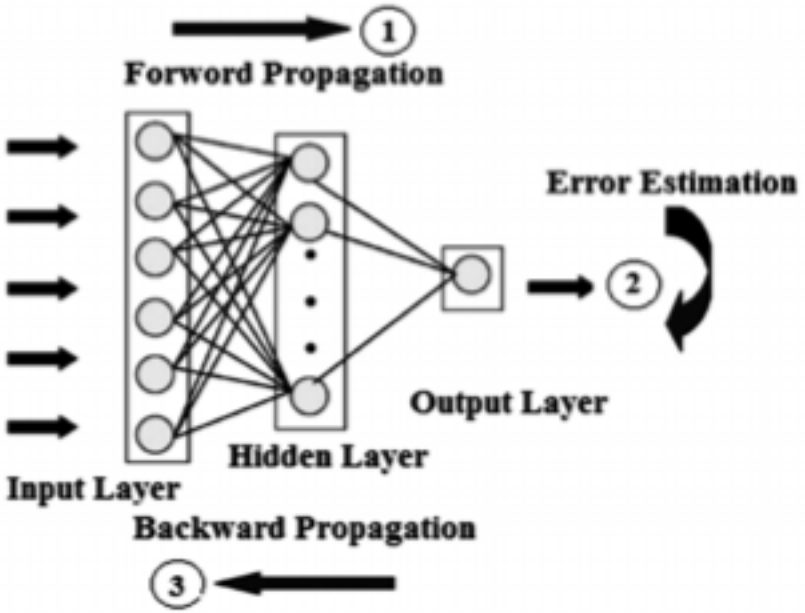
# Multilayer Perceptron (MLP)

- เราเรียก ANN มี 2 hidden layer ขึ้นไปว่า Deep Neural Network
- ในยุคนั้น นักวิจัยตันกับการหาวิธี train MLP อยู่หลายปี
- จนกระทั่งปี 1986 Rumelhart ได้ตีพิมพ์อัลกอริทึม ที่ปฏิวัติวงการ ชื่อ **Backpropagation**



# Backpropagation

- Backpropagation ทำให้เราสามารถหา gradient ของค่า error/cost ซึ่งประกอบด้วย partial derivative ของerror ต่อแต่ละ weight ได้
  - $\nabla_w Error$ ---> matrix ของ $\frac{\partial Error}{\partial w_i}$ สำหรับทุก $w_i$
- เมื่อคำนวณ gradient ได้ ก็สามารถ train ด้วยวิธี gradient descent ได้ ☺



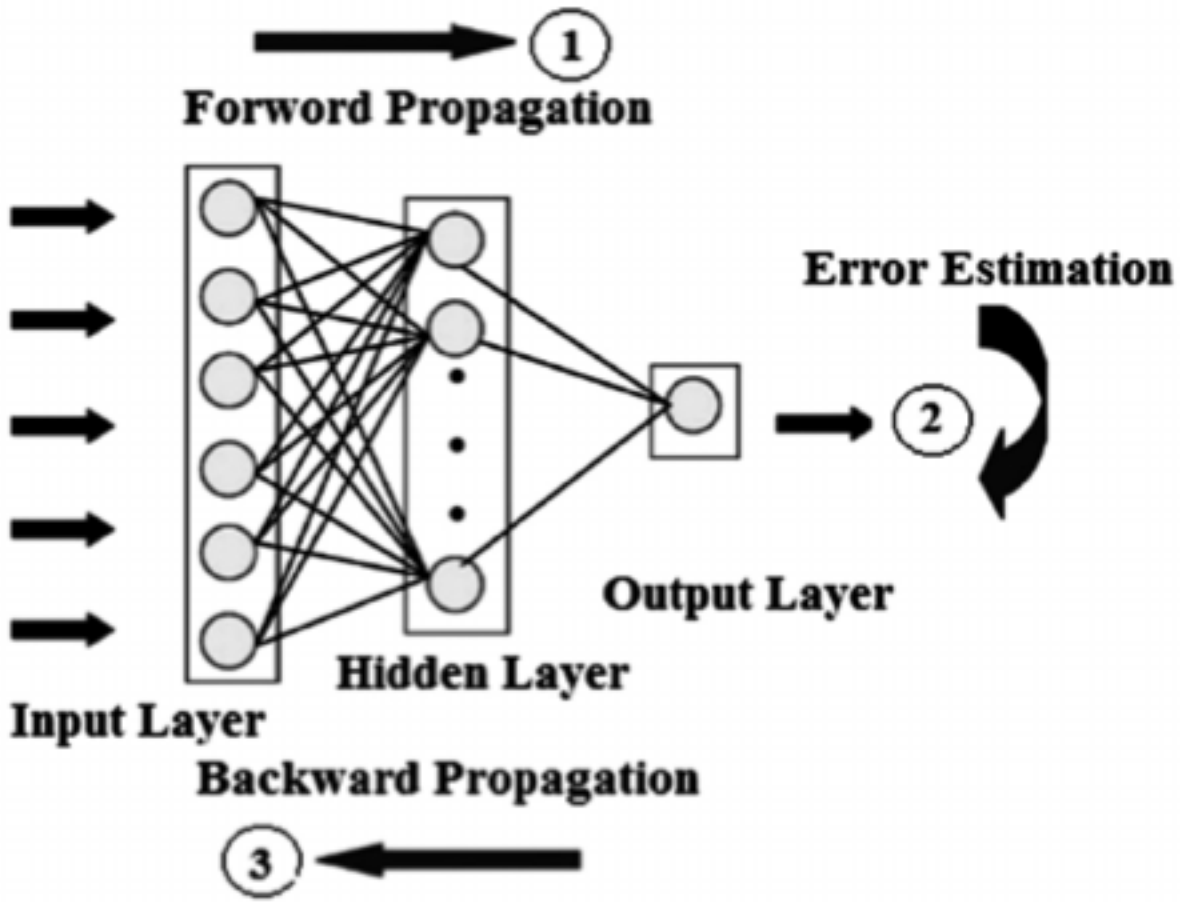

$$\theta^{(\text{next step})} = \theta - \eta \nabla_\theta \text{MSE}(\theta)$$

ทบทวน gradient descent ของ Linear Regression

# Backpropagation

ขั้นตอนวิธีคร่าว ๆ

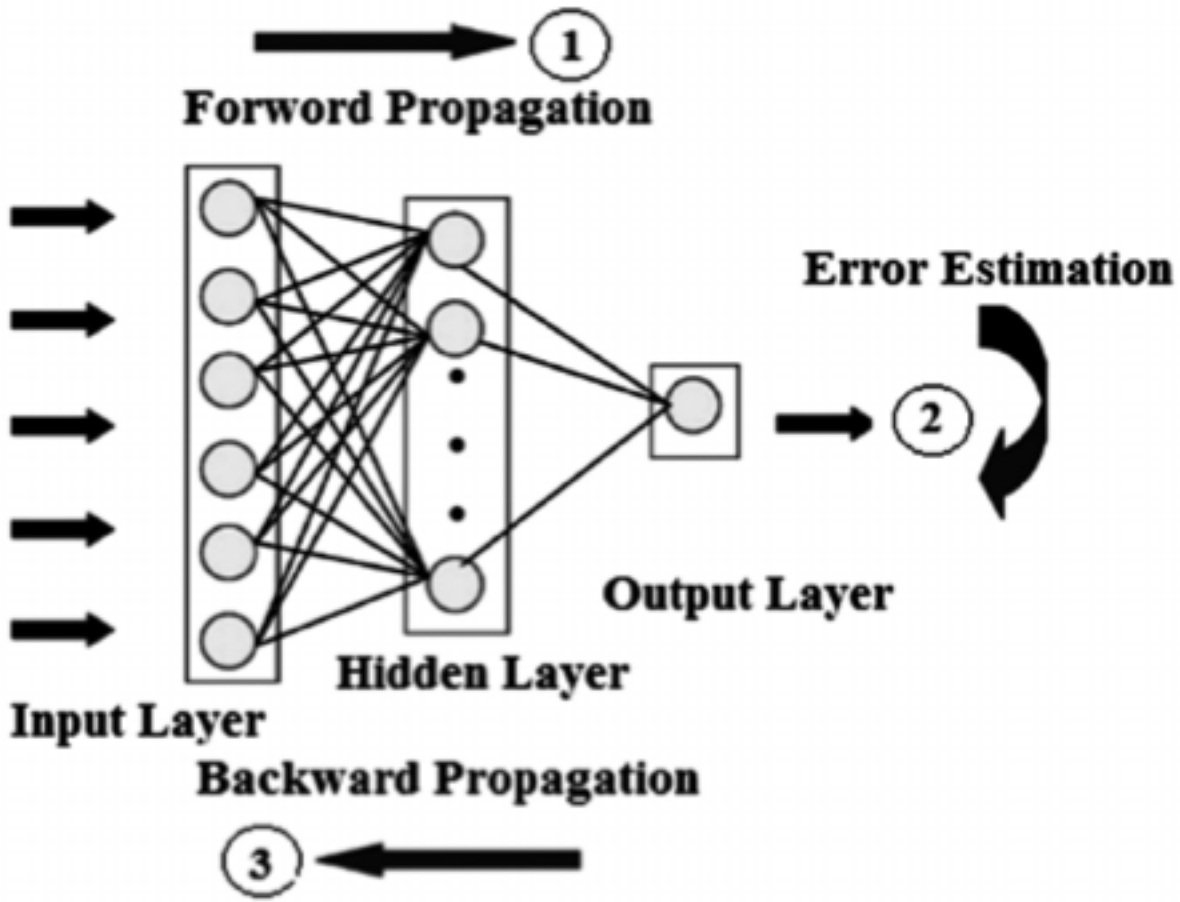
- for each training instance,
  - make predictions (forward pass)
  - measure errors
  - propagate $\frac{\partial Error}{\partial w_i}$ in reverse (backward pass)
  - use the computed $\frac{\partial Error}{\partial w_i}$ to adjust $w_i$ (gradient descent)



# Backpropagation

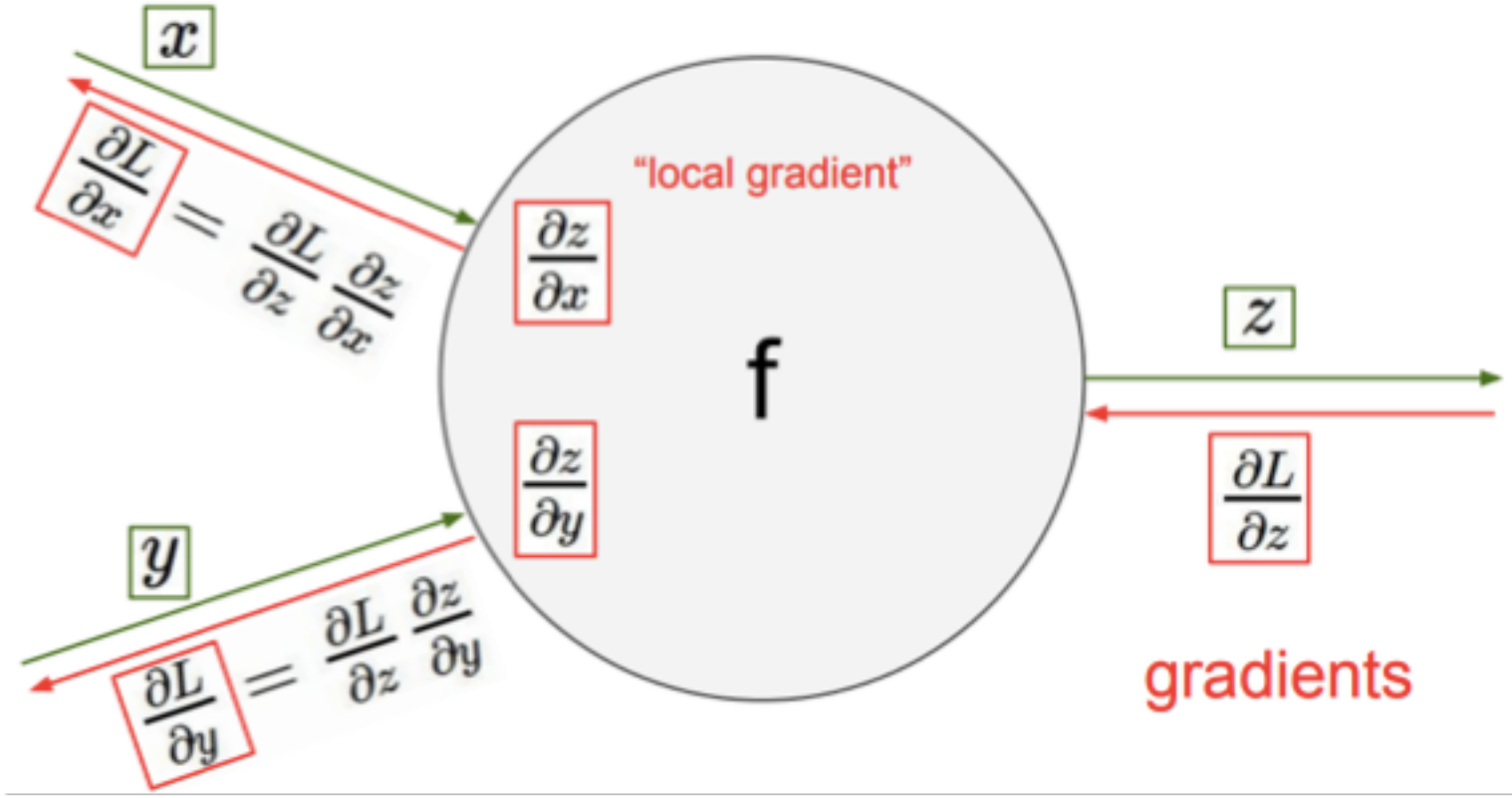
ขั้นตอนวิธีคร่าว ๆ

- for each training instance,
  - make predictions (forward pass)
  - measure errors
  - propagate $\frac{\partial Error}{\partial w_i}$ in reverse (backward pass)
  - use the computed $\frac{\partial Error}{\partial w_i}$ to adjust $w_i$ (gradient descent)



# Backpropagation

- การคำนวณ gradient ใน backward pass ด้วย chain rule




หากต้องการเข้าใจคณิตศาสตร์โดยละเอียด ให้ดูวิดีโอนี้ https://www.youtube.com/watch?v=Ilg3gGewQ5U

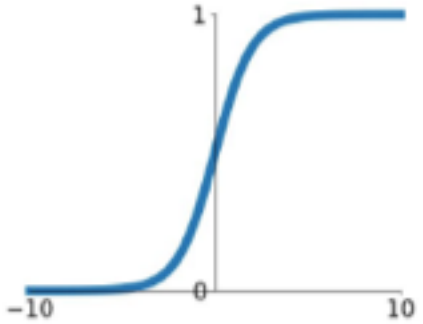
# Activation functions

- เนื่องจากใน **backprop** เราต้องคำนวณ $\frac{\partial Error}{\partial w_i}$ จึงจำเป็นต้องเปลี่ยนไปใช้ **step function** ที่สามารถหา **derivative** ได้ เราเรียกฟังก์ชันนี้ว่า **activation function**
- ตัวอย่าง **activation function** ที่ควรรู้
  - Logistic (Sigmoid)
  - Hyperbolic tangent (tanh)
  - Rectified Linear Unit (ReLU)
  - Leaky ReLU
  - Exponential Linear Unit (ELU)

# Activation Functions

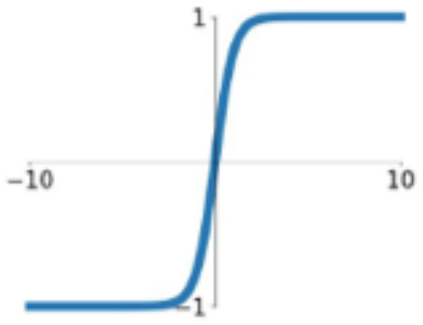
**Sigmoid**

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



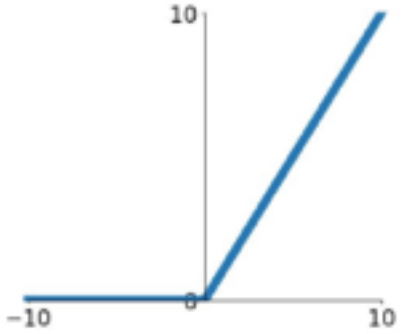

**tanh**

$$\tanh(x)$$



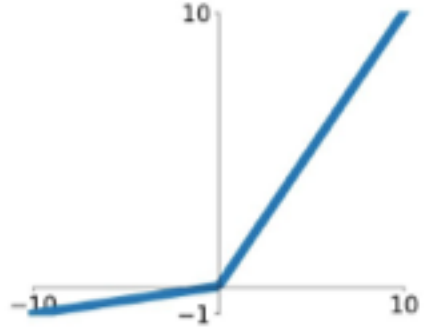

**ReLU**

$$\max(0, x)$$




**Leaky ReLU**

$$\max(0.1x, x)$$

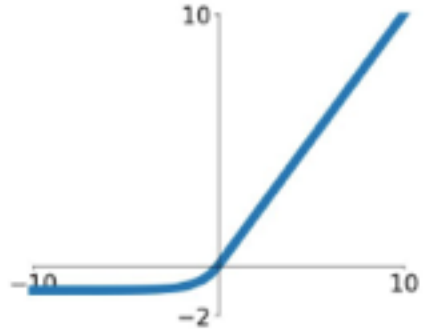



**Maxout**

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

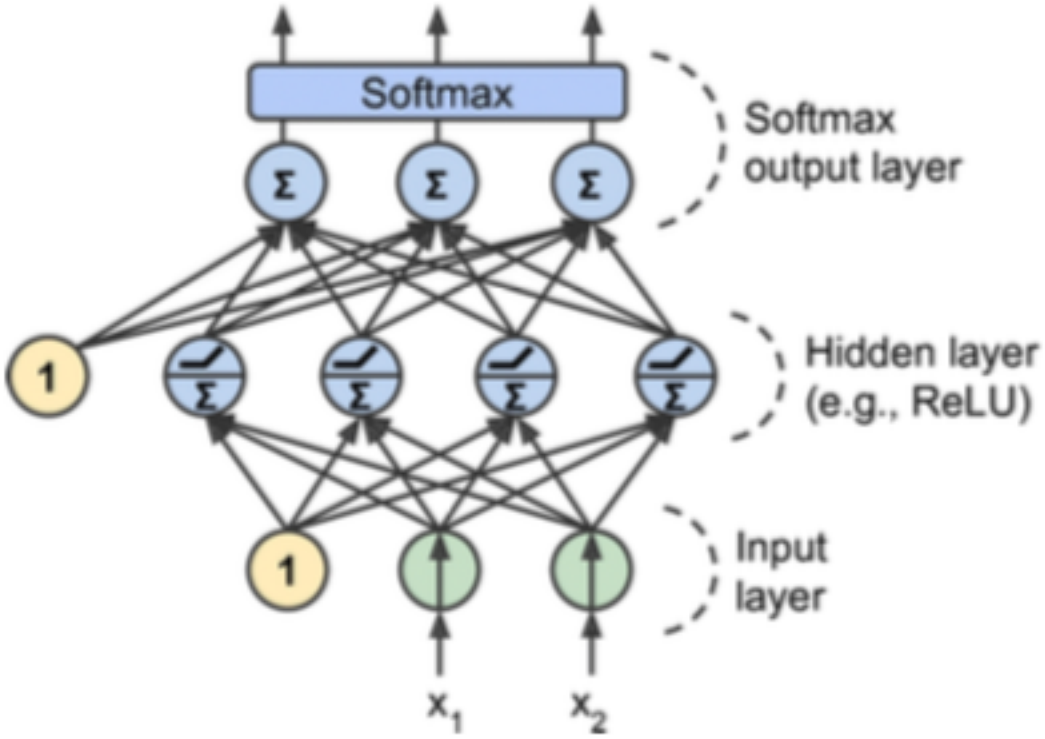
**ELU**

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$

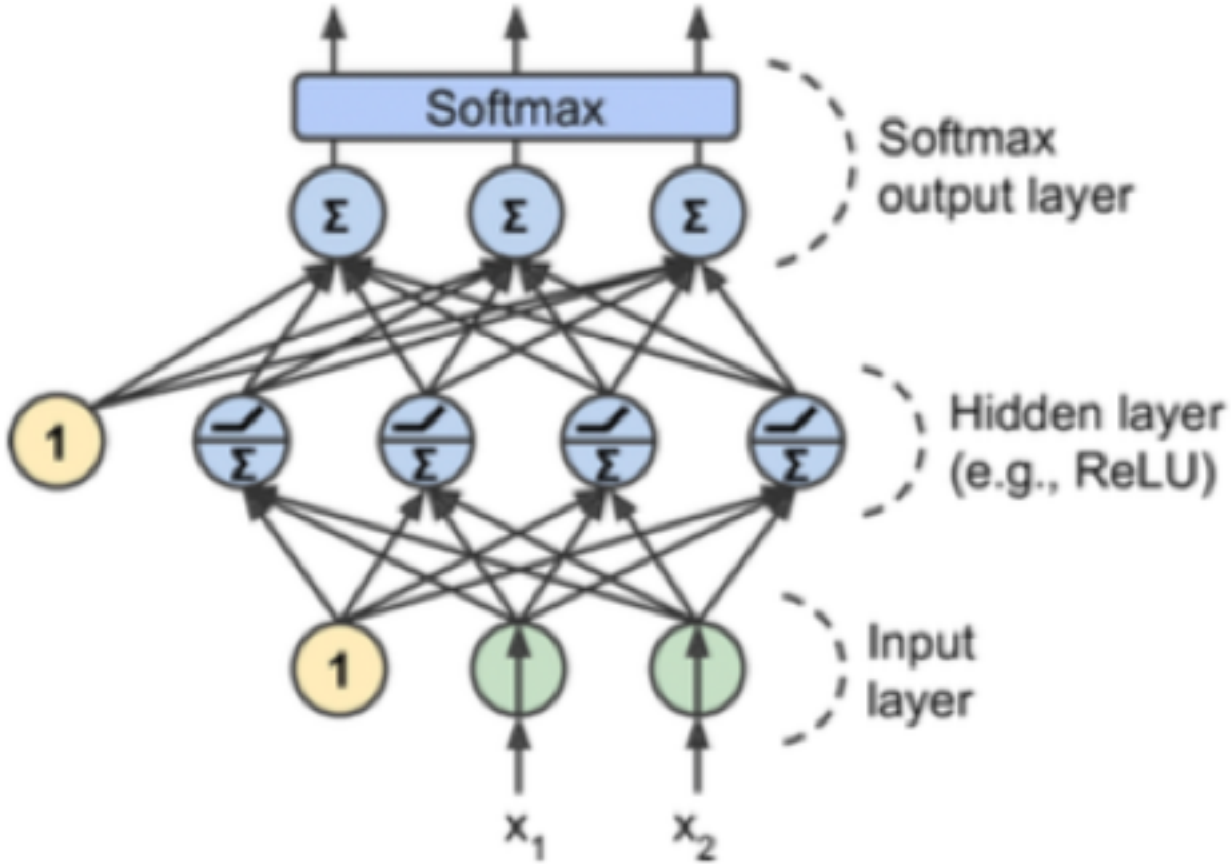


# Softmax Layer

- สำหรับงาน classification เพื่อให้ output ของ network คำนวณค่า**ความน่าจะเป็น**ในช่วง 0-1 ของแต่ละคลาส จึงนิยมให้ layer สุดท้ายเป็นแบบ Softmax (generalized/multiclass sigmoid)



# Feedforward Neural Network




เราเรียก architecture ของ ANN ที่ไหลไปในทางเดียวจาก input ไปยัง output ดังภาพนี้ว่า

**"Feedforward Neural Network"**

# Lab: MNIST with Neural Network

- Popular open-source deep learning libraries

*Table 9-1. Open source Deep Learning libraries (not an exhaustive list)*

| Library | API | Platforms | Started by | Year |
|---|---|---|---|---|
| Caffe | Python, C++, Matlab | Linux, macOS, Windows | Y. Jia, UC Berkeley (BVLC) | 2013 |
| Deeplearning4j | Java, Scala, Clojure | Linux, macOS, Windows, Android | A. Gibson, J.Patterson | 2014 |
| H2O | Python, R | Linux, macOS, Windows | H2O.ai | 2014 |
| MXNet | Python, C++, others | Linux, macOS, Windows, iOS, Android | DMLC | 2015 |
| TensorFlow | Python, C++ | Linux, macOS, Windows, iOS, Android | Google | 2015 |
| Theano | Python | Linux, macOS, iOS | University of Montreal | 2010 |
| Torch | C++, Lua | Linux, macOS, iOS, Android | R. Collobert, K. Kavukcuoglu, C. Farabet | 2002 |

# Lab: MNIST with Neural Network

- **Keras** เป็น **high-level API** ที่สามารถนำไปรันบน **tensorflow, pytorch** ได้
- ใช้งานง่าย เหมาะกับการเรียนรู้ครั้งแรก
- https://keras.io/

# MNIST with Keras – Import dataset

```
import tensorflow as tf
mnist = tf.keras.datasets.mnist
(x_train,y_train),(x_test,y_test) = mnist.load_data()

x_train = tf.keras.utils.normalize(x_train, axis=1)
x_test = tf.keras.utils.normalize(x_test, axis=1)
```

# MNIST with Keras – Create NN model

```
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Flatten())
model.add(tf.keras.layers.Dense(128, activation=tf.nn.relu))
model.add(tf.keras.layers.Dense(128, activation=tf.nn.relu))
model.add(tf.keras.layers.Dense(10, activation=tf.nn.softmax))
```

# MNIST with Keras – Fit/Evaluate model

```
model.compile(optimizer="adam",
loss="sparse_categorical_crossentropy", metrics=['accuracy'])
model.fit(x_train, y_train, epoch=3)
val_loss, val_acc = model.evaluate(x_test, y_test)
```

```
model.predict([x_test])
```