

Day 71

損失函數

# 損失函數的介紹與應用



出題教練

陳宇春



# 知識地圖 深度學習簡介

## 深度學習體驗 - 啟動函數與正規化

### 深度神經網路 Supervised Learning Deep Neural Network (DNN)

- 簡介 Introduction
- 套件介紹 Tools: Keras
- 組成概念 Concept
- 訓練技巧 Training Skill
- 應用案例 Application

### 卷積神經網路 Convolutional Neural Network (CNN)

- 簡介 introduction
- 套件練習 Practice with Keras
- 訓練技巧 Training Skill
- 電腦視覺 Computer Vision

### 深度學習組成概念 Concept of DNN

感知器概念簡介





# 本日知識點目標

- 了解損失函數
- 針對不同的問題使用合適的損失函數

# 損失函數

---

- 機器學習中所有的算法都需要最大化或最小化一個函數，這個函數被稱為「目標函數」。其中，我們一般把最小化的一類函數，稱為「損失函數」。  
它能根據預測結果，衡量出模型預測能力的好壞
- 損失函數大致可分為：分類問題的損失函數和回歸問題的損失函數
  - Numerical Issues

# 損失函數為什麼是最小化

- 期望：希望模型預測出來的東西可以跟實際的值一樣
- 損失函數中的損失就是「實際值和預測值的落差」
- 預測出來的東西基本上跟實際值都會有落差
- $y$  表示實際值， $\hat{y}$  表示預測值

- 在回歸問題稱為「殘差(residual)」

- 在分類問題稱為「錯誤率(error rate)」

$$\overline{loss/residual} = y - \hat{y}$$

$$error\ rate = \frac{\sum_{i=1}^n sign(y_i \neq \hat{y}_i)}{n}, sign(y_i \neq \hat{y}_i) = \begin{cases} 1, & y_i \neq \hat{y}_i \\ 0, & y_i = \hat{y}_i \end{cases}$$

# 損失函數的分類介紹 - mean\_squared\_error

- 均方誤差(mean\_squared\_error)：就是最小平方法(Least Square)的目標函數 -- 預測值與實際值的差距之平均值。還有其他變形的函數, 如 mean\_absolute\_error、mean\_absolute\_percentage\_error、mean\_squared\_logarithmic\_error。

$$\sum (\hat{y} - y)^2 / N$$

- 使用時機：
  - n 個樣本的預測值 ( $\hat{y}$ ) 與 ( $y$ ) 的差距
  - Numerical 相關
- Keras 上的調用方式：
  - from keras import losses
  - model.compile(loss= 'mean\_squared\_error', optimizer='sgd')
  - 其中，包含 y\_true， y\_pred 的傳遞，函數是表達如下：
  - keras.losses.mean\_squared\_error(y\_true, y\_pred)

# 損失函數的分類介紹 - Cross Entropy

- 當預測值與實際值愈相近，損失函數就愈小，反之差距很大，就會更影響損失函數的值
- 要用 Cross Entropy 取代 MSE，因為，在梯度下時，Cross Entropy 計算速度較快，
- 使用時機：
  - 整數目標：Sparse categorical\_crossentropy
  - 分類目標：categorical\_crossentropy
  - 二分類目標：binary\_crossentropy。
- Keras 上的調用方式：
  - from keras import losses
  - model.compile(loss= 'categorical\_crossentropy ', optimizer='sgd')
  - 其中, 包含y\_true , y\_pred的傳遞, 函數是表達如下：
  - keras.losses.categorical\_crossentropy(y\_true, y\_pred)



# 損失函數的分類介紹: Hinge Error (hinge)

- 是一種單邊誤差，不考慮負值同樣也有多種變形，`squared_hinge`、`categorical_hinge`

$$\ell(y) = \max(0, 1 - t \cdot y)$$

- 使用時機：
  - 適用於『支援向量機』(SVM)的最大間隔分類法(maximum-margin classification)
- Keras 上的調用方式：
  - `from keras import losses`
  - `model.compile(loss='hinge', optimizer='sgd')`
  - 其中，包含 `y_true`，`y_pred` 的傳遞，函數是表達如下：
  - `keras.losses.hinge(y_true, y_pred)`



# 特別的案例：自定義損失函數

- 根據問題的實際情況，定制合理的損失函數
- 舉例：預測果汁日銷量問題，如果預測銷量大於實際銷量則會損失成本；如果預測銷量小於實際銷量則會損失利潤。
  - 考慮重點：製造一盒果汁的成本和銷售一盒果汁的利潤不是等價的
  - 需要使用符合該問題的自定義損失函數自定義損失函數為：

$$loss = \sum^n f(y_{-}, y)$$

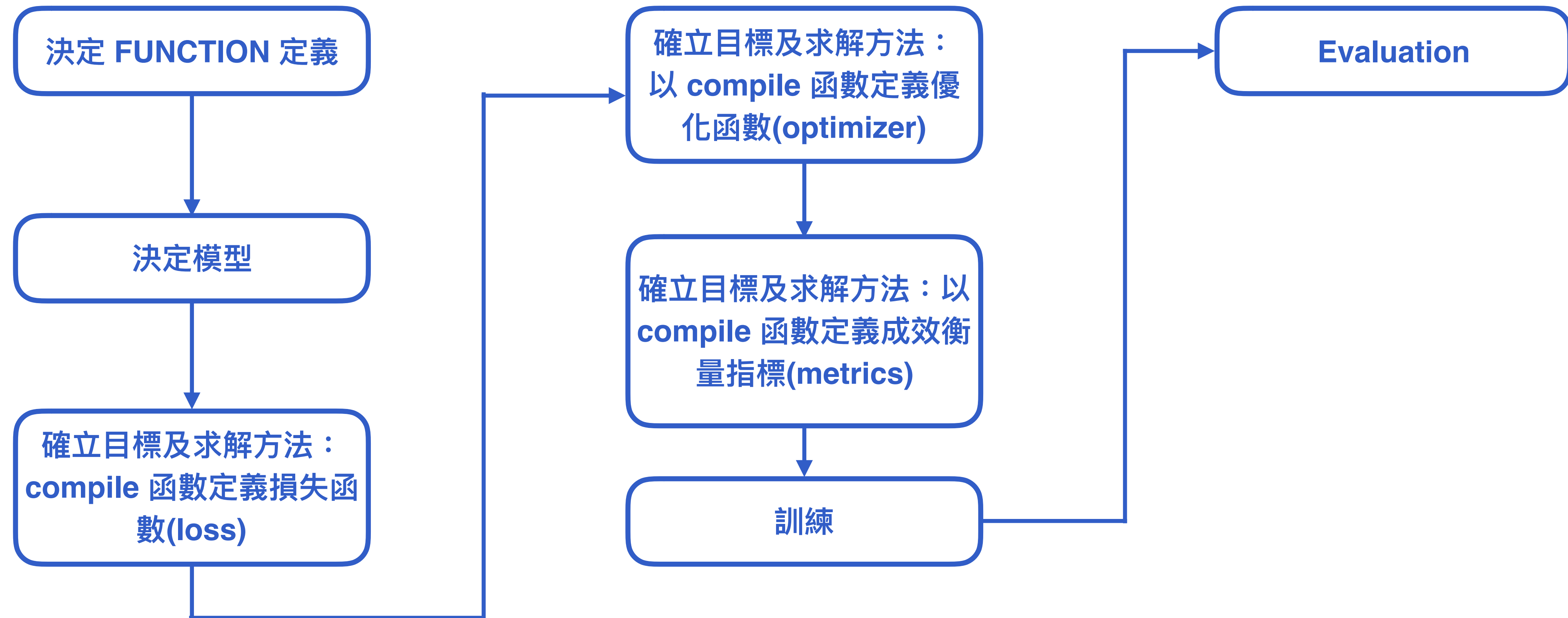
# 特別的案例：自定義損失函數 (II)

- 接續上一頁

- 損失函數表示若預測結果  $y$  小於標準答案  $y_+$ ，損失函數為利潤乘以預測結果  $y$  與標準答案之差
- 若預測結果  $y$  大於標準答案  $y_+$ ，損失函數為成本乘以預測結果  $y$  與標準答案之差用
- Tensorflow 函數表示為：

```
loss = tf.reduce_sum(tf.where(tf.greater(y, y_+), COST*(y-y_+), PROFIT*(y_+-y)))
```

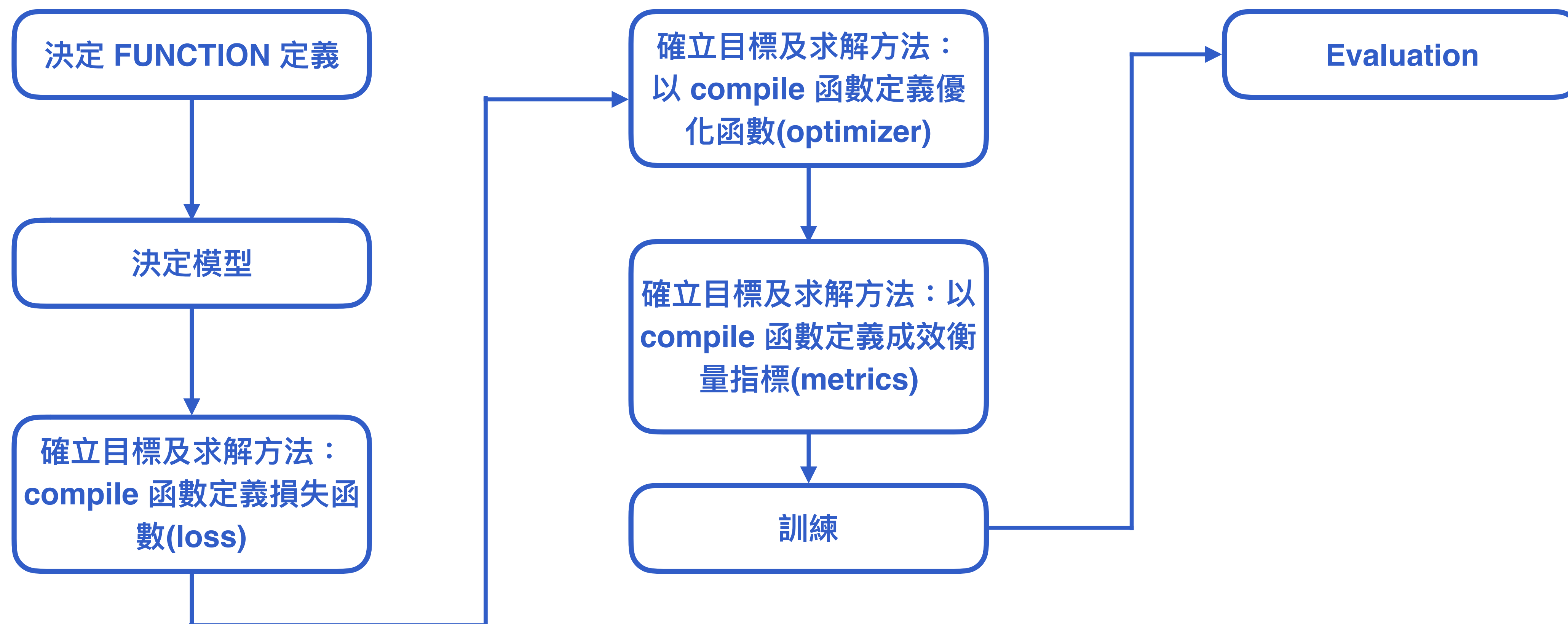
# 前述流程 / python程式 對照







# 複習：流程



- 損失函數中的損失就是「實際值和預測值的落差」，損失函數是最小化
- 損失函數大致可分為：分類問題的損失函數和回歸問題的損失函數

# 解題時間 It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業  
開始解題

