

智慧化企業整合
Intelligent Integration of Enterprise
Project 3

魚類辨識

110034557 方際勳

指導教授： 邱銘傳 博士

目錄

一、 研究背景.....	3
二、 文獻回顧.....	4
三、 研究過程.....	4
三、 研究結果.....	4
四、 結論與未來展望.....	6
六、 參考資料.....	7

一、 研究背景

1. 研究背景說明

當民眾想去漁港、市場及餐廳消費時，有些不肖業者會因為顧客不熟悉魚之品種，而刻意提高魚類售價，賺取更多利潤。而此些現象在觀光漁港更為常見，為避免顧客對於魚類知識的匱乏而任人宰割。本研究欲透過CNN方法將九種魚之品種（分別為黑海梭鮪、金頭鯛、竹筴魚、紅鰻魚、真鯛、海鱸魚、縱帶羊魚、鱒魚及蝦）加以分類，並將本研究之CNN模型提供予消費者，以協助消費者辨識魚之品種。如此便能提高消費者對於魚類之基本知識，進而減少民眾於觀光漁港或海鮮餐廳消費時，被餐廳之不肖業者或黑心商家無理剝削之情事發生。

2. 問題描述（5W1H）

針對此研究主題，5W1H分析說明如下表：

項目	內容
What	消費者不熟悉魚之品種，於觀光漁港或海鮮餐廳消費時，易被不肖業者無理剝削。
Where	消費者之手機、相機等等
Who	缺乏魚類知識之消費者
When	當消費者於魚市場挑選魚貨時
Why	減少民眾於觀光漁港或海鮮餐廳消費時，被餐廳之不肖業者或黑心商家無理剝削之情事發生。
How	以九種魚之品種的資料訓練CNN模型，以協助消費者辨識魚類之品種

二、 文獻回顧

三、 研究過程

1. 資料說明及資料前處理：

本研究利用CNN模型進行魚類圖像辨識，而本研究所選擇之資料集為Kaggle公開數據集中選擇之A Large Scale Fish Dataset資料集，其中之魚類圖像包含九種魚類，其中詳細內容整理如下。

- (1) 黑海梭鱈 (Black Sea Sprat) : 1000筆圖像資料
- (2) 金頭鯛 (Gilt-Head Bream) : 1000筆圖像資料
- (3) 竹筴魚 (Horse Mackerel) : 1000筆圖像資料
- (4) 紅鰻魚 (Red Mullet) : 1000筆圖像資料
- (5) 真鯛 (Red Sea Bream) : 1000筆圖像資料
- (6) 海鱸魚 (Sea Bass) : 1000筆圖像資料
- (7) 縱帶羊魚 (Striped Red Mullet) : 1000筆圖像資料
- (8) 鱒魚 (Striped Red Mullet) : 1000筆圖像資料
- (9) 蝦 (Shrimp) : 1000筆圖像資料

九種魚類共有9000筆圖像資料，之後再將其中90%之資料作為訓練資料

三、 研究結果

1. 模型分析

本研究以callbacks.EarlyStopping以求取較高之準確率，其中容忍值為3次，epochs為10次。

```
cb = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='accuracy', patience=3)
# train model
hst = model.fit(X_train, validation_data=X_val, epochs=10, callbacks=cb)
```

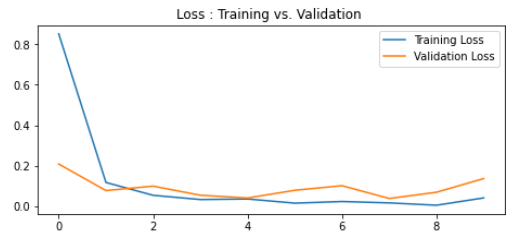
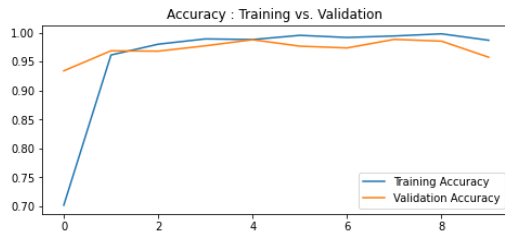
(1) 準確率

最後檢視本研究之模型準確率，所得之測試及準確率為96.44%，如下圖所示：

```
print(f'Train Accuracy: {hst.history["accuracy"][-1:][0] * 100:.2f}')
print(f'Val Accuracy: {hst.history["val_accuracy"][-1:][0] * 100:.2f}')
print(f'Test Accuracy: {res[1] * 100:.2f}')
```

```
Train Accuracy: 98.67
Val Accuracy: 95.74
Test Accuracy: 96.44
```

(2) 繪製Accuracy、Loss與Epochs之關係圖



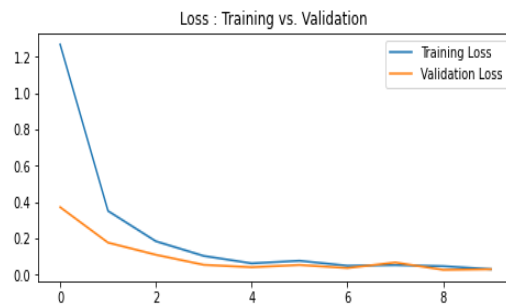
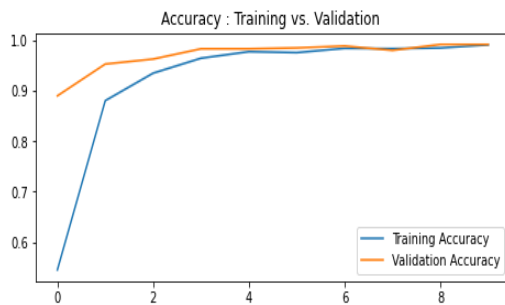
由上圖可知，訓練集與測試集之表現都相當不錯，但是有overfitting的發生。

(3) 超參數調整

實驗	Epoch	Dropout	Batch size	Accuracy
1	10	0.2	32	0.96
2	10	0.5	32	0.99
3	5	0.2	32	0.97
4	5	0.5	32	0.97

由於發生overfitting之狀況，因此本研究嘗試調整超參數設定，實現結果如下。

有降低overfitting之現象，模型準確率也增加至99.67%，期圖形如下圖所示



四、 結論與未來展望

本研究利用CNN演算法將九種魚類（分別為黑海梭鮭、金頭鯛、竹筴魚、紅魷魚、真鯛、海鱸魚、縱帶羊魚、鱒魚及蝦）進行分類，透過超參數調整後使得準確率可達99.67%。若本研究將此CNN模型提供予消費者，協助消費者於購買生鮮魚貨時辨識品種，可以對所要購買的魚有基本的認識，並大幅降低受騙機會。然而，這次使用之樣本集只有9個品種，若未來將資料集擴展至更多品種，可以創造更全面之CNN模型。

若要實際運用於市場上，未來可考慮使用魚肉切片之圖像資料，如此一來，顧客購買經宰殺後之海鮮時，也能透過魚肉之紋理分辨魚之品種。

六、參考資料

- <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%8D%B7%E7%A7%AF%E7%A5%9E%E7%BB%8F%E7%BD%91%E7%BB%9C>
- <https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10192028>
- <https://www.kaggle.com/arminfuchs/a-large-scale-fish-dataset-with-cnn-99-accuracy/notebook>
- <https://www.kaggle.com/crowww/a-large-scale-fish-dataset>