

農產品分類辨識 – 以白米為例

指導老師：莊政宏 博士

組員: 賴韋良 106021138、李彥徹 106021365、林庭鋒 106021043、吳子昕 106021139

摘要

米是國民日常生活中最常見的主食，基於消費者的層面我們希望知道市售白米的 CNS 分級標準是否有符合產品的標示，是否可以藉由影像進行等級分類的辨識，因此我們嘗試利用深度學習模型進行白米等級分類的辨識。本專題以 inceptionv3 深度學習模型作為實驗的樣板，從實驗結果顯示，訓練的資料集準確度都能在 95~100%之間移動，而測試的資料集準確率約為 90~95%之間。

1. 前言

米是日常生活中基本一定會吃到的主食，基於消費者的層面我們希望知道市售白米的 CNS 分級標準是否有符合產品的標示，是否可以藉由影像進行等級分類的辨識，因此就開始我們的專題製作。首先進行的是前置作業的部分，這裡一開始就遇到了麻煩，不僅主要的白米不易購買，在拍攝照片的地方也有不少潛在問題，導致我們在一開始就耗費心力在準備材料上面，我們前面幾次測試後發現成效不佳，我們思考了一些可能的原因，因此選擇重新拍攝，在經過我們二次修正後，這次的成果相較之前提高很多，我們修改了拍攝的方式、圖片的挑選、以及數值的改動，才能讓這次的數據大幅提升。雖然我們的準確度有上升，但是我們還是有在不斷嘗試，看看是否能把成效再拉高。從剛開始的前置作業，到中間的運行過程，最後是成果的展現，我們也許還沒達到理想的目標值，不過在這之中卻獲益良多，目前是還在持續努力當中，期待能有夠好看的數字出現，白米一直是我們日常攝取養分的來源，在滿足消費者需求的前提下作考量，需要有可以評估白米品質的工具，將其開發成 APP 開放給民眾自行下載，未來希望不要只有局限在白米這一產品，也可以應用在一些民生用品或是動植物上，只要透過掃描就能判定東西的好壞與否，這就是我們期望發展的方向。

2. 專題內容

本專題使用 python 撰寫程式碼，因為要用到很多套件，所以我們先將需要的套件一一導入，主要是用 open cv 讀取照片，並使用 inceptionv3 深度學習模型作為實

驗的樣板，將拍攝好的圖片給予相同格式，存成模型訓練跟測試所需要的資料，再把它做輸出，最後存成 csv 檔方便我們檢閱，下列圖一至四是實驗過程的展示。

```
import cv2
import os
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
import time
from keras.preprocessing import image
from keras.applications.imagenet_utils import preprocess_input
from keras.utils import np_utils
from sklearn.utils import shuffle
from keras.applications import InceptionV3
from keras.optimizers import Adam
from keras.layers import Dense, Activation, Flatten, GlobalAveragePooling2D
from keras.layers import merge, Input, Dropout
from keras.models import Model
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

圖一、導入需要用到的套件

```
53 PATH = "C:\\Users\\asiano.1\\Desktop\\tt1_1"
54
55 data_path = PATH+'\\tt1\\'
56 data_dir_list = os.listdir(data_path)
57 for i in data_dir_list:
58     im1 = cv2.imread(data_path+"\\")+i)
59     im2 = cv2.resize(im1,(224,224),interpolation = cv2.INTER_CUBIC)
60     cv2.imwrite(data_path+"\\")+i,im2)
61     print(data_path+"\\")+i)
```

圖二、設定路徑及圖片格式

```
81 img_data = np.array(img_data_list)
82 print (img_data.shape)
83 img_data = np.rollaxis(img_data,1,0)
84 print (img_data.shape)
85 img_data = img_data[0]
86 print (img_data.shape)
87
88 num_classes = 4
89 num_of_samples = img_data.shape[0]
90 labels = np.ones((num_of_samples,),dtype = 'int64')
91
92 labels[0:84] = 1
93 labels[84:168] = 2
94 labels[168:225] = 3
```

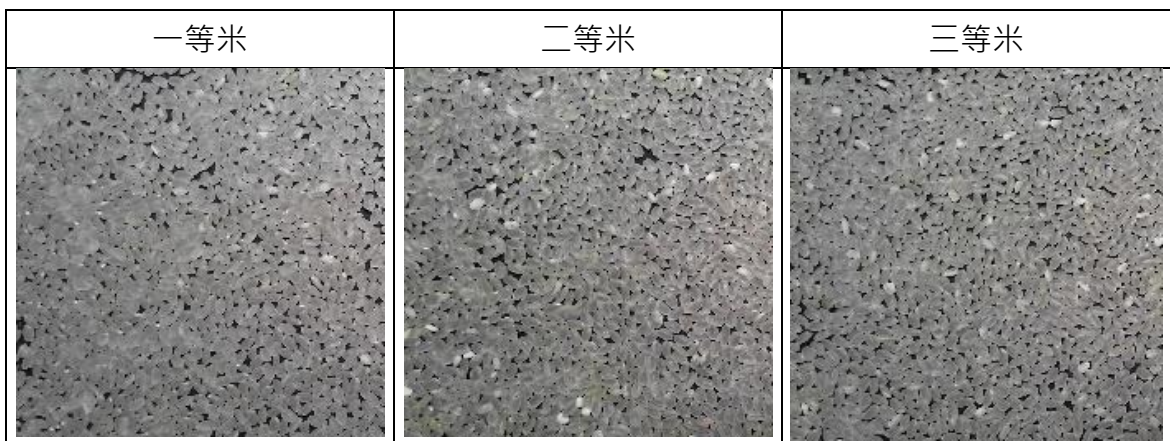
圖三、轉好的圖片進行編號設置

```
100 Y = np_utils.to_categorical(labels,num_classes)
101 x,y = shuffle(img_data,Y,random_state=2)
102 X_train,X_test,y_train,y_test = train_test_split(x,y,test_size = 0.2,random_state = 2)
103
104 data_path = PATH+'\\tt1'
105
106 data_dir_list = os.listdir(data_path)
107 test_img_list = []
108 for i in data_dir_list:
109     img = data_path+"\\")+i
110     i = image.load_img(img)
111     x = image.img_to_array(i)
112     x = np.expand_dims(x,axis = 0)
113     x = preprocess_input(x)
114     test_img_list.append(x)
115
116 test_img_data = np.array(test_img_list)
117
118 print (test_img_data.shape)
119 test_img_data = np.rollaxis(test_img_data,1,0)
120 print (test_img_data.shape)
121 test_img_data = test_img_data[0]
122 print (test_img_data.shape)
123
124 image_input = Input(shape = (224,224,3))
125
126 model = InceptionV3(include_top = False, weights = 'imagenet', input_shape = (224,224,3),input_tensor = image_input)
127
128 model.summary()
```

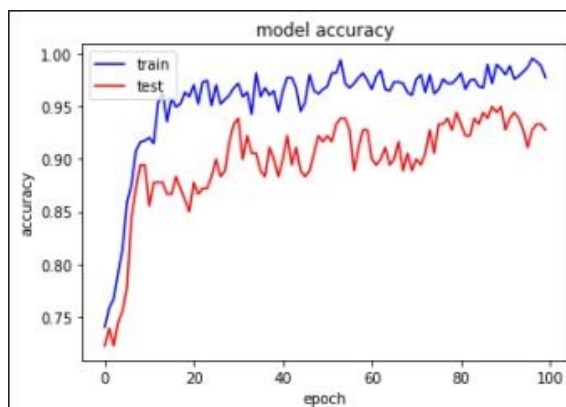
圖四、設定訓練和測試的資料集

3. 成果

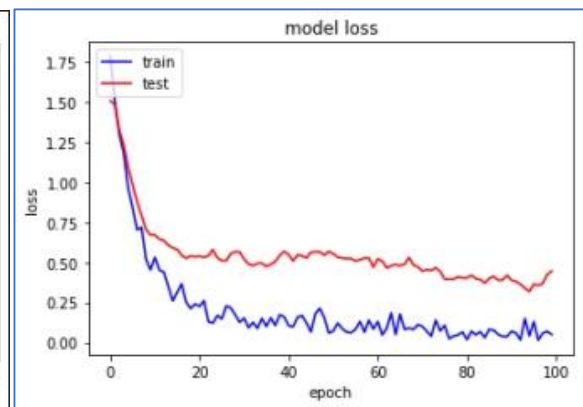
市面上的白米等級依序被分成一等米、二等米、三等米，訓練集中各級的照片分別為 84、84 及 56 張，測試則是 36、36 及 24 張，取樣之白米圖像如下列圖五所示。在調整的過程中我們發現訓練集增加並沒有使準確度提高，其中我們認為最有可能造成這樣的原因是照片品質的不穩定，經過多次測試之後，訓練的資料集準確度都能在 95~100%之間移動，而我們的測試集準確率僅約為 90~95%之間，下列圖六、圖七的圖片是我們把訓練及測試的過程取樣輸出。總而言之，在這次的專題製作中，我們還有很多需要進步的地方，希望能在之後一一改善，達到一個我們心中的理想值。以下是我們執行完結果後，訓練跟測試資料的圖表輸出。



圖五、取樣之白米圖像



圖六、準確度



圖七、Loss 值

4. 結論

在製作專題的一開始，我們要先知道米分級的標準，最初我們認為米應該是跟其他的農作物一樣都是依靠外觀的好壞來區分不同的等級，所以我們的程式也是往這方面去做設計，但最後的成績一直都不理想，後來我們查了更多相關的資料後才知道，米的分級是以整體當中好米和壞米的比例來最區別，所以我們重新拍了新的樣本照，並修改了對樣本照的處理方式，程式判斷出來的準確率才稍微有所好轉，隨著時間的進行我們逐漸清楚關於影像分析的原理以及所選用的模組中各個參數所代表得意義，靠著微調參數將準確率試著去提高準確率，任何細微的改動都會影響我們最後的結果，不過對於我們來說，應該可以再提高最後的準確率，對於這項專題在未來方面的發展我們希望除了以照片來做判斷之外，也能夠以連接攝影機的方式同步的進行級別的判斷，亦或是作成類似 APP 的方式，方便民眾以之進行基本的判斷，比方說下載 APP 至手機可以直接對著稻米進行分析判斷它是哪一個級別的稻米，以此提高效率。

在程式的部分，我們只是給它名稱做對應再判斷他是不是這個等級的米，我們並不是直接從米的好壞去做判別，而 CNS 的評分等級是依照米的好壞，受損率等等的去做分級。所以我們分析出來的結果數值並沒有太好，在這個地方可能是我們需要花時間去研究的，如果能在初步篩選的過程中就能有類似這樣的判定，那相信可以提高辨識的準確度。最後是跑完執行過的結果，準確率約為 90~95%之間，如同前面所講的，我們會再試著把沒有做好的部分改進的更好。

在稻米這項農作物之外的其他產品也能有一些篩選的標準或機制，不要只侷限在稻米上面，也許能應用在別的東西上面，用米能夠使用的分類方法在其他東西上能否有更好的準確率，如果不能的話原因又會是甚麼，植物跟動物之間能不能也用同樣的方式來運用，是否能利用這個來判別動物的身體健康抑或是檢測商品是否安全等，而在獲得樣品的時候拍攝角度、燈光角度跟亮度大小這些也都是我們繼續延伸探討時的主題方向之一，在這次的專題過程中我們在上面就失敗了很多次，汲取的樣本不夠清晰則導致最後的成功率不高不低，只能說結果讓人感覺差強人意，需要我們一再的嘗試跟實驗。