

國立臺灣師範大學附屬高級中學第46屆科學展覽會

作品說明書封面

科 別：

組 別：

作品名稱：預處理對模型泛化的影響

關 鍵 詞：人工智慧、預處理、模型泛化（最多3個）

編 號：

摘要

由於尚未得到腸道息肉照片資料，因此先暫時以 `cifar10` 進行訓練並探討不同預處理函式的配置對模型泛化的影響。

壹、研究動機

大腸癌多年蟬聯我國癌症人數之首，而治療癌症最重要的就是及早發現。為了要發現會導致大腸癌的因子，最好的方法就是由醫生進行大腸鏡檢查，為了使大腸鏡檢查的品質有所提升，必須使用人工智慧替大腸鏡檢查評分，而本研究旨在驗證訓練時預處理函式的不同對模型泛化的影響。

貳、研究目的

驗證訓練時預處理函式的不同對模型泛化的影響。

參、研究設備及器材

（一）、訓練資料

1. `cifar10`

以預先訓練模型中的前幾層，利用轉移學習提高訓練效率。

2. 大腸鏡息肉影像

以訓練模型主體。

（二）、筆電

1. 2015 Mac Book PRO

2. 2020 Mac Book PRO

（三）、顯卡

1. RTX 2070

本研究使用的研究器材。

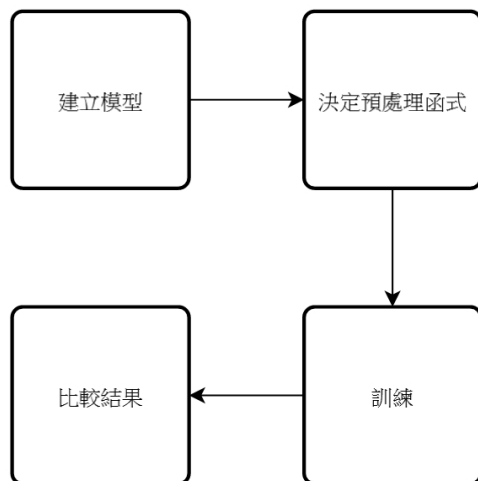
（三）、開發環境

1. Google Colab 免費方案

2. Jupyter Notebook

本研究使用的開發環境，免費又好用，可以線上共用。其提供12Gb 的隨機存取記憶體，與100Gb 的硬碟儲存訓練資料。但是每次使用時必須自行引入所有檔案，所有程式碼區塊共用命名空間。

肆、研究過程或方法



以上為我們研究的流程圖。

一、建立適合的影像處理模型

在目前這個階段我們尚未取得大腸鏡息肉照片供我們訓練。但是我們可以利用我們將使用的 VGG-16模型的特性「轉移學習」先行訓練模型的前幾層。

我們使用 **keras** 建立並且訓練模型，我們使用的模型是以 **VGG-16**為基礎，對我們的需求更進一步修改的模型。前面有提到因為要使用 **cifar10**的資料做轉移學習，故取得轉移學習資料時的模型共有10個輸出的神經元。此模型圖可以在附錄（一）找到。

（一）、VGG-16

至於使用 **VGG-16**的原因，不外乎是因為他擁有優異的影像分類能力，在原先的設計中能夠分類1000種不同的物品。所以可以在他的模型最後面看到最後一個1000個神經元的全連接層以 **softmax** 作為激活函數。**VGG-16**之所以後面或有一個16是因為 **VGG-16**有13個卷積層和3個全連接層。可以參考附錄（二）的 **VGG** 實驗圖，當中的 **D** 和 **E** 就是 **VGG-16**和 **VGG-19**。之所以選擇 **VGG-16**而不選擇 **VGG-19**是因為我們認為我們欲訓練的模型沒有大到需要19層，畢竟他原先是設計分類1000種物品，而我們只是要辨識有無息肉。此模型甚至利用了一個名為”**Multiple Scale training**”的技術會在訓練時隨機切取原始圖片[論文一]，預測不同的裁切大小並且在各個位置各取一張，最後取平均成為預測結果。雖然此論文的結論是越深的模型越好，但是論文中也有提到，越深的模型就會需要越多的資料訓練，否則模型多再多層結果也相差不大。

論文中提到他在訓練時使用了 **transfer learning**，將第一個訓練的模型作為之後模型前四層的初始權重。因為前幾層的卷基層辨識的都是點線之類的幾何特徵，所以可以轉移。

（二）、轉移學習

因為大腸鏡息肉的樣本有限，故我們將會使用 **cifar10**的資料訓練本模型的前幾層以進行轉移學習，提高準確度。

二、蒐集大腸鏡影像

本研究與大學端合作，即將取得一些大腸鏡影像。

三、標記含有息肉的大腸鏡影像

本研究與大學端合作，即將取得一些標記好的大腸鏡影像。

四、訓練模型

（一）、轉移學習

本研究在訓練模型時遭遇了相當多的困難，特別是在第一次訓練時。我們為了要取得可以拿來轉移學習的模型，必須要先用 `cifar10` 的資料進行訓練。但是在訓練資料提取的程式碼和模型輸入的程式碼過程中遇到了不少的問題，最後終於成功了。

當中我們使用 `categorical_crossentropy` 作為我們模型的損失函數，該損失函數適合分類的問題，而其特性為驗證答案的輸入端須為所有可能數的維度的向量。

首先讀取資料後，必須將其轉為三層的向量，並且將所有像素的 RGB 轉為0到1的浮點數，然後和所有其他的圖片經過處理後的向量串在一起成為訓練集的列表。同時處理圖片的標記，因為 `cifar10` 共有十類圖片，將所有圖片的標記轉為一個十維的向量，如下圖，表示第一類圖片的標記。

```
[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
```

詳細程式碼請看附錄（三）。

而我們替 `cifar10` 特製的模型可以在附錄（六）找到。當中將原本 VGG-16 的最後一層1000個神經元的全連接層換成10神經元的以切合需求。

五、持續調整

在訓練的過程中我們遭遇很多困難與挑戰，以下將描述我們遇到的問題與可能的解決方法。

（一）、模型參數的調整

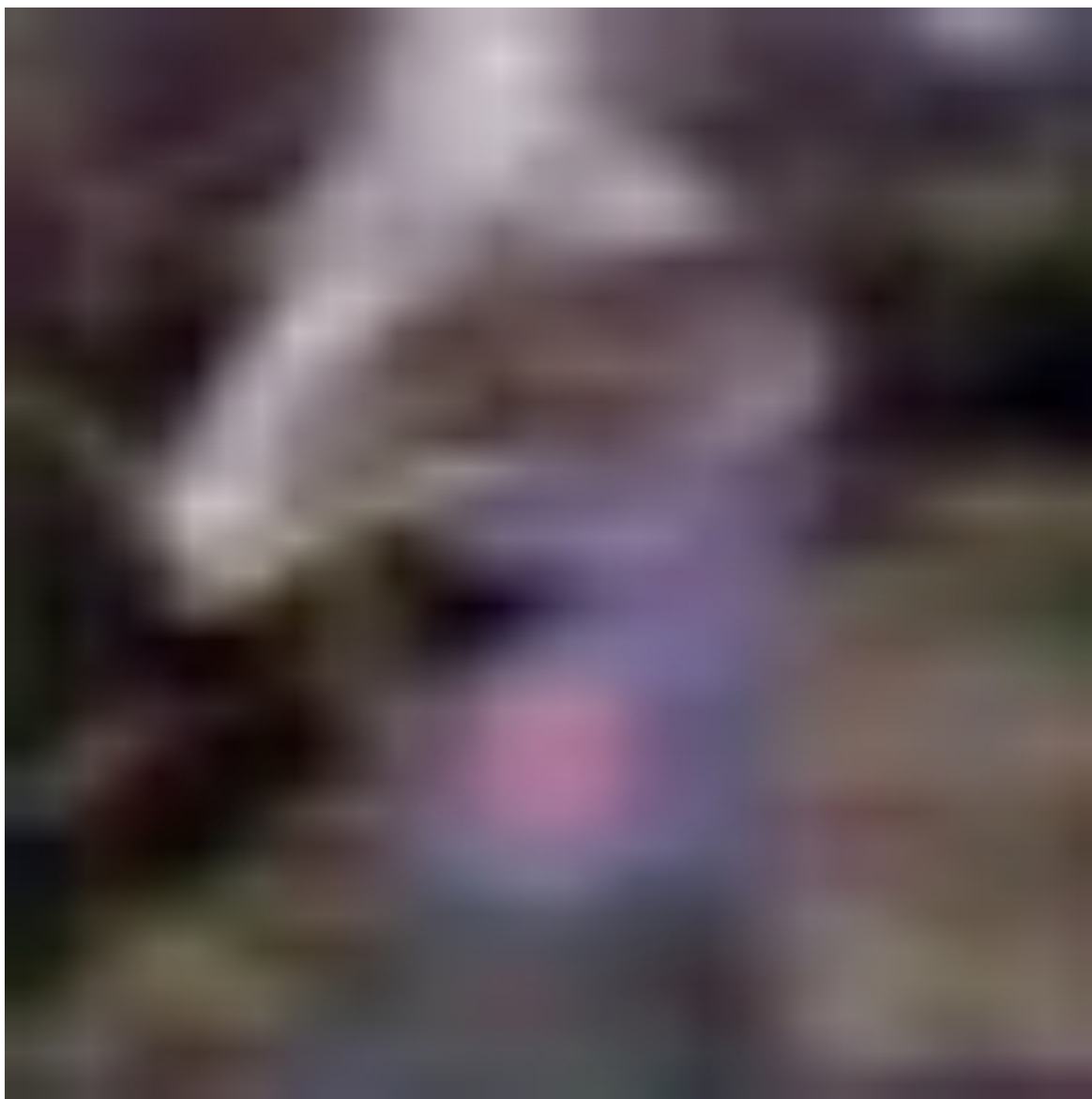
一開始我們使用 `harse_categorical_crossentropy` 作為學習使用的損失函數，但是後來發現此損失函數並非最理想的。因為偏差值一直很大。所以將其調整為 `categorical_crossentropy`。

（二）、訓練資料的品質

我原先以為就算不修改訓練時的順序，應該對模型訓練沒有關係，因為此模型並沒有長期記憶或是短期記憶的問題。但是在開始訓練後我觀察到正確率極大幅度的上升，原來是模型以為答案只有這一種，所以那個答案的機率特別高。但是就在我把順序打亂後，模型的正確率急遽下降，逐漸逼近0.1，相當於亂猜，我們初步認為是訓練用的照片太不清楚，其實人也看不太出來那些是什麼。



例如說這張，看起來有點像吹風機，也有點像藍色小手槍，但是這張圖片其實是飛機。像是這樣的圖片品質我們很難訓練出高品質的模型。同樣的例子還有以下這個。



乍看之下像綿羊，細看像老鼠，誰也沒想到這是一隻鳥，我們需要增進我們訓練圖片的品質。

（三）、訓練參數的調整

1. 輸入圖像大小

我們最初將模型輸入的圖片大小設定為 $32\text{px} \times 32\text{px}$ ，因為我們訓練轉移學習的部分使用的訓練資料來源是 `cifar10`，其圖片原始大小為 $32\text{px} \times 32\text{px}$ ，我們原先以為模型輸入只要設為原始圖片大小即可，但是經過實驗發現，圖像大小設置到接近 $224\text{px} \times 224\text{px}$ ，可讓模型訓練的效率提升。我們參考 VGG 原作者的實驗將模型輸入端口的圖像大小長寬都分別設置為 224px ，我們認為這應該是因為 VGG 系列的模型非常深，且擁有非常多的 `kernal`，雖然每個 `kernal` 大小都很小，但是訓練起來非

常費力，若是使用更大的圖片，就能夠在維持 **kernal** 大小的前提下提升對細節的精確度，此外，也能更有效率的進行訓練。

2. 訓練批次的調整

在一開始時，我們直接將五萬張的資料餵給我們可愛的模型。但是她顯然無法一次接受這麼大的資訊量，因為當我們把一次的訓練量降到500張時，模型開始有了進步，但是她的準確度依舊時好時壞，最高不超過25%。

最後我們決定一次訓練100張，同一批訓練50次（恰可將模型對這100張辨識的結果達到100%）取250批，終於有了顯著的成果。

3.VGG 層數的調整

在經過幾次的調整及測試過後，我們意外的發現 VGG 架構中的層數會極大的影響我們的準確度，當我們將原本的16層修改成19層時，準確度從原本的30%在經過幾輪的訓練過後，快速的飆升到了40%、50%。再來我們加倍了每個 **kernal** 的大小，準確度又再度的上升，又經過幾次的訓練後，直接上升到了70%。至此，這是我們最大的一次進展。

4. 訓練策略的調整(一)

如同前面所說，我們觀察到若是一次訓練過多資料，則會導致模型學不來的情況發生。即指不管模型如何努力嘗試改進都沒有成效的情況。我們發現，若是先讓模型在第一次學習時先學習較少量的資料，等到他掌握學習的方法時再加大大學習得分量似乎更有成效。

5. 訓練策略的調整(二)

在訓練的過程中常常發現所謂過擬合的現象，即訓練集準確率上升，但驗證集準確率下降的情況。

我們一次調整了非常多參數，希望能找出最佳的模型結構，順便測試不同訓練集預處理函數在測試集中獲得最高分。

六、應用

本研究最主要的用途即為協助醫生進行辨識，由於訓練後得到的準確度並非100%，因此在辨識上仍然有極小的機率進行誤判，為了確保不會因誤判而造成延誤治療，因此還是同時還需要醫生的判斷。不過我們認為應該在醫生檢查過後，再進行辨識，以確保判斷得到的結果與醫生相同，而不要讓醫生因為已經有了電腦判斷的結果而產生主觀意見，使他無意中忽略了電腦沒判斷到的部分。我們也希望這個技術可以因此造福大眾，減少更多因誤判導致的延誤治療。不過若真的要從根本解決息肉的問題，注意飲食及避免煙、酒才是至關重要的解決方法。

在選擇資料方面，因為部分類型的照片依然是有隱私方面的問題，因此最後我們選擇了大學端方便提供，同時又沒有隱私問題的息肉檢查照片。但同時在實際應用上也出現了新的問題，如果要用深度學習檢查，若要達到可實際運用的精確程度，想必是需要極大量的資料，那把病人有病徵的照片放入資料庫裡進行學習，是否也會是另一種的個資侵權？因此能在這方面的實際應用上又更少了。

伍、研究結果

一、發現訓練資料數量與模型訓練效率的關聯性

在我們的實驗中可以發現當圖片數量過高時，容易發生梯度消失的現象，除了常見使用其他損失函數或是其他更動模型的方式，我們發現

二、與精確度有極大關連的部分

當模型的深度增加時，亦或是每層的 **kernal** 大小增加，都可以有效地改善每一次的準確度。

三、各種模型配置對驗證集準確率和測試集準確率的影響

詳細模型細節請查閱附錄（七～十），並且我們對不同程度的預處理函數進行分級。共分三級，排序由影響最小到最大。

（一）、第一級

不做任何修改。

示例圖： 這是一隻青蛙。


（二）、第二級

最多寬度縮放5%，高度縮放5%，銳利化邊緣5%，縮放5%，色調轉換10%。

示例圖：，這是一架飛機。

（三）、第三級

對多旋轉45度，寬度縮放20%，高度縮放20%，銳利化邊緣20%，縮放20%，顏色可能完全轉換，有可能水平垂直翻轉。

示例圖：，這是一隻貓。

而我們使用的訓練參數如下，驗證集分割10%，批次大小為250（一個批次計算一次 loss），並且保存在訓練過程中驗證集正確率最高的那個時間下的模型，訓練回數200次。

B 模型(32_48)代表第一層捲積層 kernal 數量為32個，全連接層一層有48個神經元。

表格中上為測試集正確率。

預處理函式等級	A 模型(32_32)	B 模型(32_48)	C 模型(64_32)	D 模型(64_48)
第一級	68.4%	72.5%	10.0%	71.8%
第二級	72.0%	69.8%	10.0%	71.9%
第三級	10.0%	46.5%	10.0%	10.0%

詳細圖表請見附錄（十一～三十四）。

陸、討論

一、文獻探討

在我們的研究中，我們使用的 VGG 是 Oxford 的 Visual Geometry Group 組提出的。此模型證明了在某種程度上越深的模型的效果越好。在人工智慧進行大腸保健這方面上，已經有谷歌公司為病人的大腸3D 建模提高醫生人工檢查的覆蓋率，經過查詢後，目前確實有不少公司著手進行這方面的研究，但由於大部分資訊仍屬於內部機密，因此我們雖有查詢到不少同樣有此構想的資料，但未發現有提供程式碼以及細部原理的資訊，且對這方面進行研究的大多都是對這方面免有專業硬體設備的作者，因此我們雖然在硬體以及專業知識等方面（如 GPU 等）不及他們，但我們仍希望在有限的資源下可以順利進行研究，或者是找出更好的訓練方式

柒、結論

捌、參考資料及其他

一、參考資料

Karen Simonyan & Andrew Zisserman. (2015). *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. International Conference on Learning Representations

Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner. (1998). *Gradient-based learning applied to document recognition*, in Proceedings of the IEEE

, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, doi: 10.1109/5.726791

荷葉田田 (2019 年 03 月 12 日)。VGG16和 VGG19介紹【部落格影音資料】。取自

<https://blog.csdn.net/qian2213762498/article/details/88422941>

I code so I am (2017 年 12 月 19 日)。CNN 經典模型應用【部落格影音資料】。取自

<https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10192162>

Luke Hong (2017 年 04 月 21 日)。為什麼深度學習模型準確率不會提昇？取自

<https://medium.com/life-of-small-data-engineer/> 為什麼深度學習模型準確率不會提昇-f6445ef7ae47

二、附錄

特別需要提及的是由於我們開發環境的關係（Jupyter Notebook），所有程式共用命名空間，其特性更方便開發者進行人工智慧相關的開發。故下列程式碼中各函數與變數名稱部分是共用的。

(一)、模型結構1

Model: "sequential_1"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_163 (Conv2D)	(None, 28, 28, 64)	1792
conv2d_164 (Conv2D)	(None, 28, 28, 64)	36928
max_pooling2d_63 (MaxPooling)	(None, 14, 14, 64)	0
conv2d_165 (Conv2D)	(None, 14, 14, 128)	73856
conv2d_166 (Conv2D)	(None, 14, 14, 128)	147584
max_pooling2d_64 (MaxPooling)	(None, 7, 7, 128)	0
conv2d_167 (Conv2D)	(None, 7, 7, 256)	295168
conv2d_168 (Conv2D)	(None, 7, 7, 256)	590080
conv2d_169 (Conv2D)	(None, 7, 7, 256)	590080
max_pooling2d_65 (MaxPooling)	(None, 3, 3, 256)	0
conv2d_170 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	1180160
conv2d_171 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
conv2d_172 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
max_pooling2d_66 (MaxPooling)	(None, 1, 1, 512)	0
conv2d_173 (Conv2D)	(None, 1, 1, 512)	2359808
conv2d_174 (Conv2D)	(None, 1, 1, 512)	2359808
conv2d_175 (Conv2D)	(None, 1, 1, 512)	2359808
max_pooling2d_67 (MaxPooling)	(None, 1, 1, 512)	0
flatten_12 (Flatten)	(None, 512)	0
dense_36 (Dense)	(None, 512)	262656
activation_3 (Activation)	(None, 512)	0
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 512)	2048
dense_37 (Dense)	(None, 512)	262656
activation_4 (Activation)	(None, 512)	0
batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 512)	2048
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_38 (Dense)	(None, 10)	5130
activation_5 (Activation)	(None, 10)	0

(二)、VGG 實驗圖

ConvNet Configuration					
A	A-LRN	B	C	D	E
11 weight layers	11 weight layers	13 weight layers	16 weight layers	16 weight layers	19 weight layers
input (224 × 224 RGB image)					
conv3-64	conv3-64 LRN	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64
maxpool					
conv3-128	conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128
maxpool					
conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 conv1-256	conv3-256 conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 conv3-256 conv3-256
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv1-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv1-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512
maxpool					
FC-4096					
FC-4096					
FC-1000					
soft-max					

(三)、產生訓練資料之程式碼

產生訓練資料用

```
import os
```

```
data_path = '/content/sample_data/cifar10/train/'
```

```
Xtrain = []
```

```
Ytrain = []
```

```
classes = sorted(os.listdir(data_path))
```

```
print(f'classes: {classes}')
```

```
class_num = 0
```

```
for img_class in classes:
```

```
    for img in os.listdir(f'{data_path}{img_class}/'):
```

```
        image = load_img(f'{data_path}{img_class}/{img}',target_size=(32,32))
```

```
        image = np.array(image)
```

```
        image = image.astype('float32')
```

```
        image /= 255
```

```
        Xtrain.append(image)
```

```
        Ytrain.append([0]*class_num + [1] + [0]*(9-class_num))
```

```
    class_num += 1
```

```
Xtrain = np.array(Xtrain)
```

```
Ytrain = np.array(Ytrain)
```

(四)、預測圖片之程式碼

```
# 此格為測試模型用
```

```
test_img_path = '/content/sample_data/10020.jpg'
```

```
image = load_img(test_img_path,target_size=(32,32))
```

```

image = np.expand_dims(image, axis=0)

# image = np.array(image)

image = image.astype('float32')

image /= 255


features = model.predict(image)

print(features)

#print('Predicted:', decode_predictions(features, top=3)[0])

```

（五）、訓練模型之程式碼

```

EPOCH = 3

history = model.fit(
    Xtrain,
    Ytrain,
    epochs=EPOCH
)

```

（六）、建立模型之程式碼（包含編譯，設定損失函數等等）

```

# 此格為建立模型用，再度執行會覆寫 model


from keras.models import Sequential

from keras.layers import Dense, Activation, Dropout, Flatten

from keras.layers import Conv2D

from keras.layers import MaxPooling2D

import numpy as np

from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator, load_img, img_to_array

```



```

image = load_img('/content/sample_data/10020.jpg',target_size=(32,32))

# image = np.expand_dims(image, axis=0)

image = np.array(image)

image = image.astype('float32')

image /= 255


# print(image)


input_shape = (32, 32, 3)


model = Sequential([
    Conv2D(64, (3, 3), input_shape=input_shape, padding='same',
        activation='relu'),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2)),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2)),
    Conv2D(256, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(256, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(256, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2)),
    Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2)),

```

```
Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),  
Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),  
Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),  
MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2)),  
Flatten(),  
Dense(4096, activation='relu'),  
Dense(4096, activation='relu'),  
Dense(10, activation='softmax')  
)
```

```
model.summary()
```

```
model.compile(  
    optimizer='adam',  
    loss='categorical_crossentropy',  
    metrics=['accuracy']  
)
```

(七)、A 模型結構

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	1792
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	36928
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	36928
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 64)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 8, 8, 96)	55392
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 8, 8, 96)	83040
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 8, 8, 96)	83040
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 96)	0
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	110720
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	147584
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	147584
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 512)	0
dense (Dense)	(None, 48)	24624
dense_1 (Dense)	(None, 48)	2352
dense_2 (Dense)	(None, 10)	490
Total params: 841,258		
Trainable params: 841,258		
Non-trainable params: 0		

(八)、B 模型結構

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_12 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	1792
conv2d_13 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	36928
conv2d_14 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	36928
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 64)	0
conv2d_15 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
conv2d_16 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
conv2d_17 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 64)	0
conv2d_18 (Conv2D)	(None, 8, 8, 96)	55392
conv2d_19 (Conv2D)	(None, 8, 8, 96)	83040
conv2d_20 (Conv2D)	(None, 8, 8, 96)	83040
max_pooling2d_6 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 96)	0
conv2d_21 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	110720
conv2d_22 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	147584
conv2d_23 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	147584
max_pooling2d_7 (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 32)	16416
dense_4 (Dense)	(None, 32)	1056
dense_5 (Dense)	(None, 10)	330
Total params: 831,594		
Trainable params: 831,594		
Non-trainable params: 0		

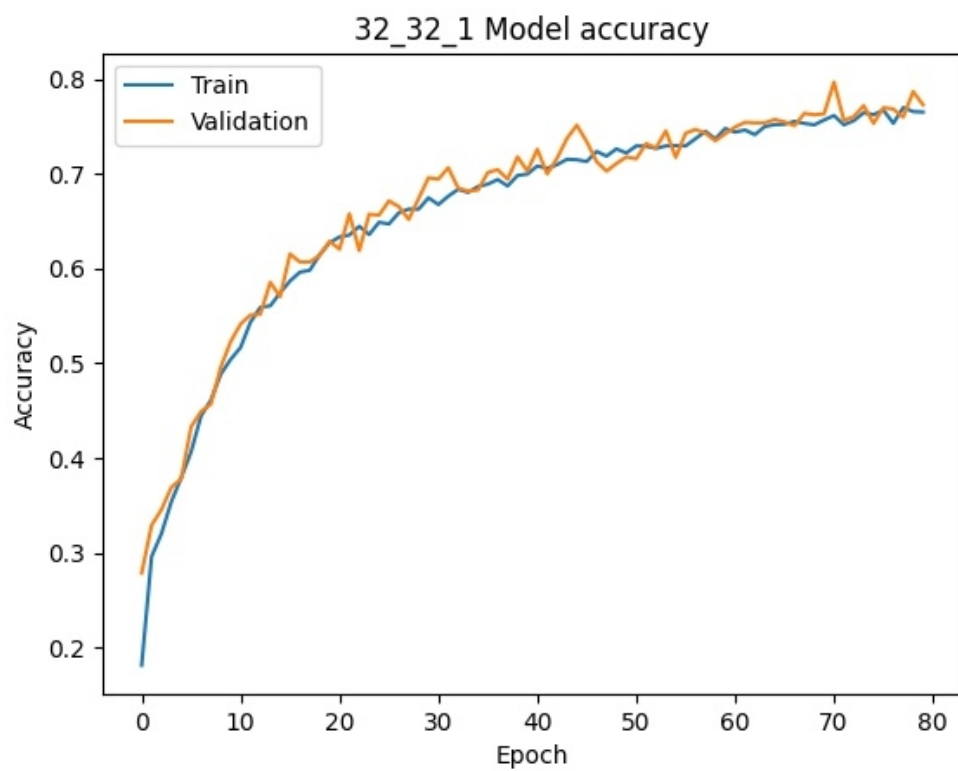
(九)、C 模型結構

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_36 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	896
conv2d_37 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
conv2d_38 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
max_pooling2d_12 (MaxPooling)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_39 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
conv2d_40 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
conv2d_41 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
max_pooling2d_13 (MaxPooling)	(None, 8, 8, 32)	0
conv2d_42 (Conv2D)	(None, 8, 8, 48)	13872
conv2d_43 (Conv2D)	(None, 8, 8, 48)	20784
conv2d_44 (Conv2D)	(None, 8, 8, 48)	20784
max_pooling2d_14 (MaxPooling)	(None, 4, 4, 48)	0
conv2d_45 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	27712
conv2d_46 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	36928
conv2d_47 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	36928
max_pooling2d_15 (MaxPooling)	(None, 2, 2, 64)	0
flatten_3 (Flatten)	(None, 256)	0
dense_9 (Dense)	(None, 48)	12336
dense_10 (Dense)	(None, 48)	2352
dense_11 (Dense)	(None, 10)	490
Total params: 219,322		
Trainable params: 219,322		
Non-trainable params: 0		

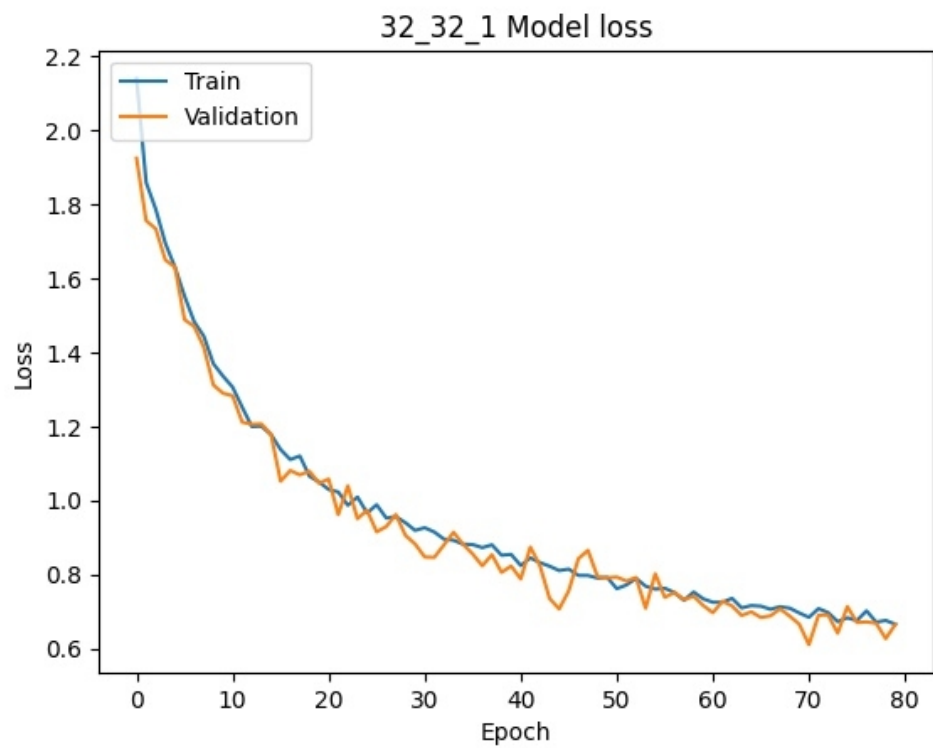
(十)、D 模型結構

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_24 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	896
conv2d_25 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
conv2d_26 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
max_pooling2d_8 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_27 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
conv2d_28 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
conv2d_29 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
max_pooling2d_9 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 32)	0
conv2d_30 (Conv2D)	(None, 8, 8, 48)	13872
conv2d_31 (Conv2D)	(None, 8, 8, 48)	20784
conv2d_32 (Conv2D)	(None, 8, 8, 48)	20784
max_pooling2d_10 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 48)	0
conv2d_33 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	27712
conv2d_34 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	36928
conv2d_35 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	36928
max_pooling2d_11 (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 64)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 256)	0
dense_6 (Dense)	(None, 32)	8224
dense_7 (Dense)	(None, 32)	1056
dense_8 (Dense)	(None, 10)	330
Total params: 213,754		
Trainable params: 213,754		
Non-trainable params: 0		

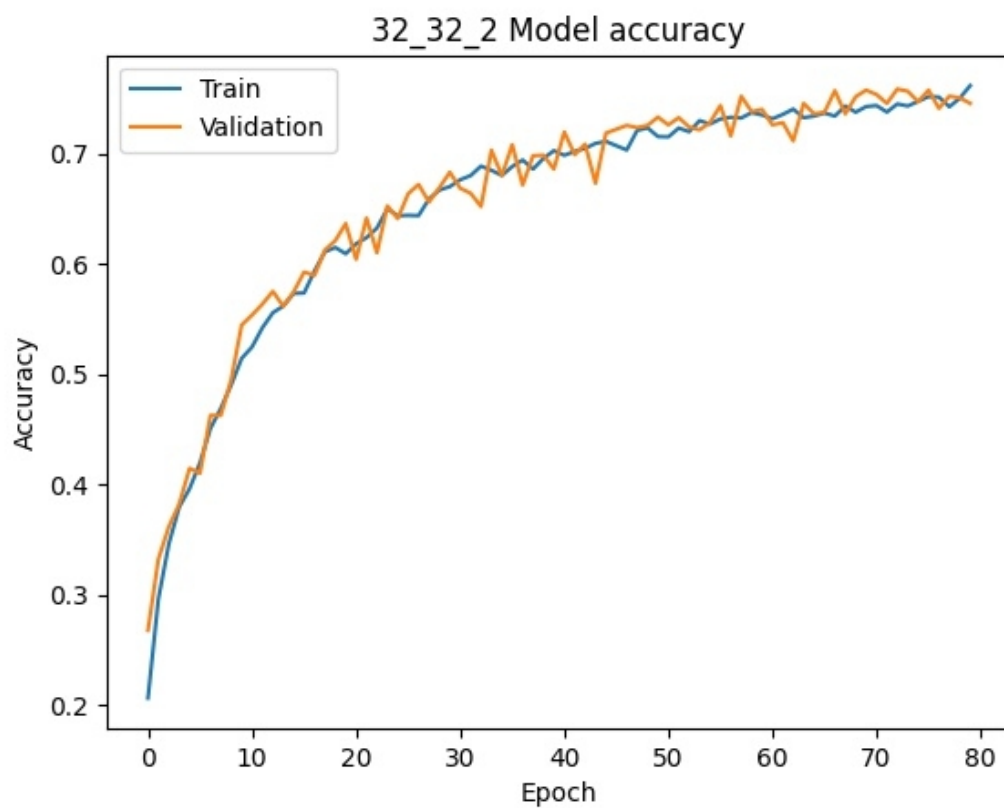
(十一)、A 模型配合第一級預處理函式準確率對訓練次數作圖



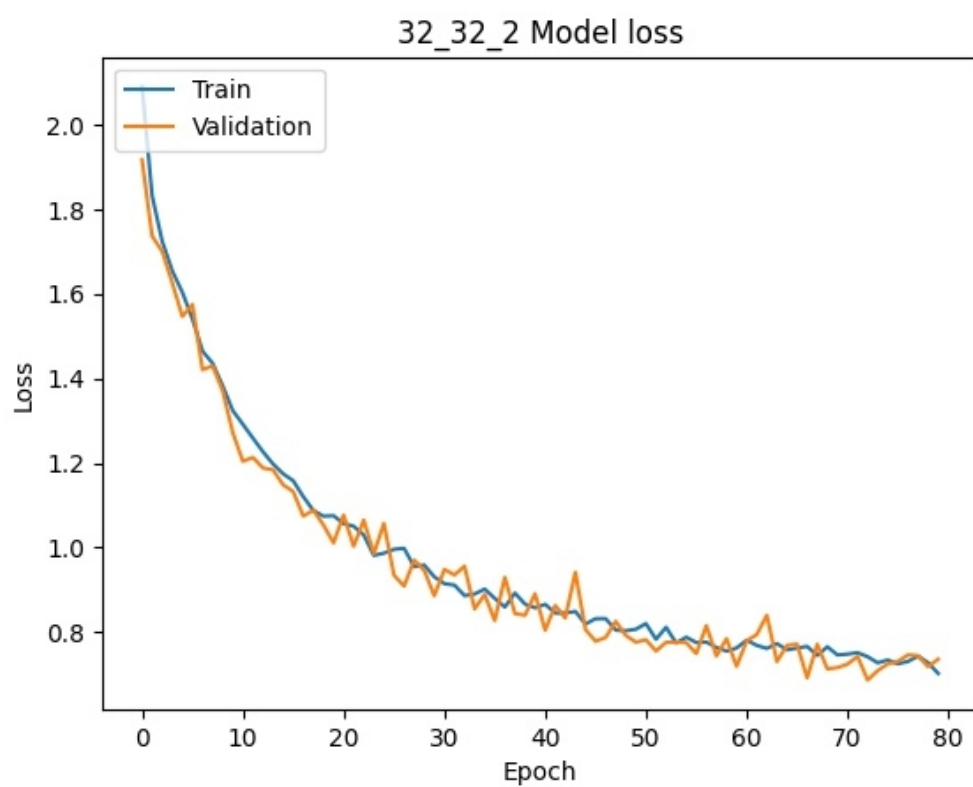
(十二)、A 模型配合第一級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



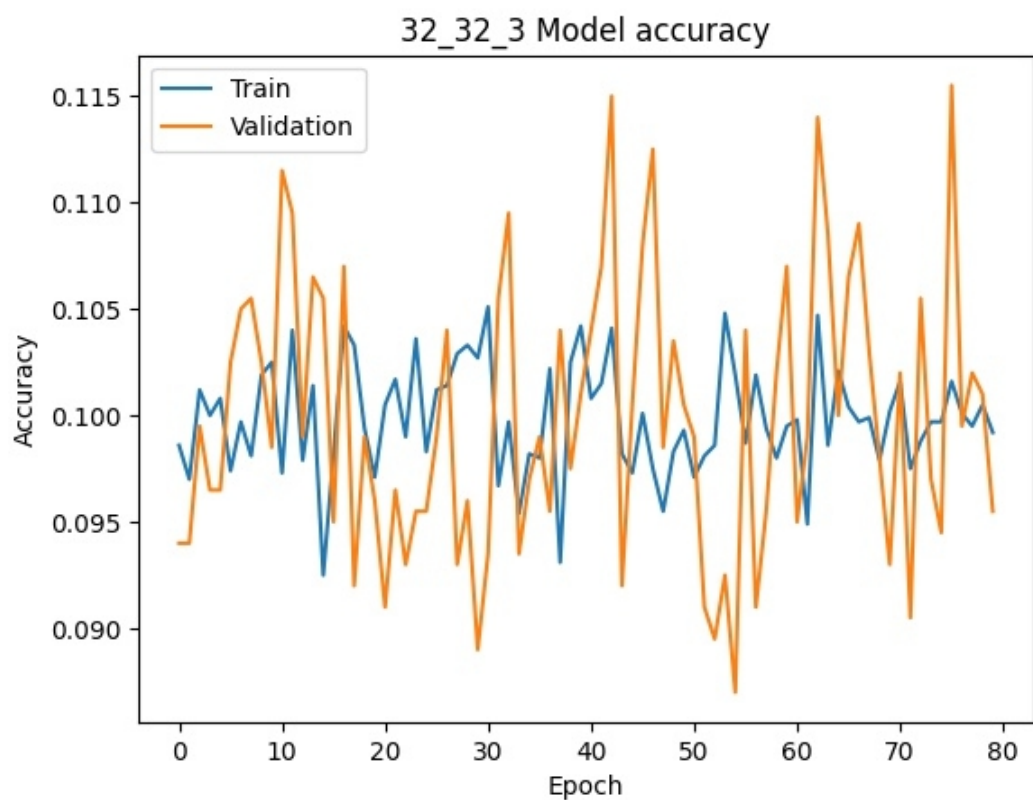
(十三)、A 模型配合第二級預處理函式準確率對訓練次數作圖



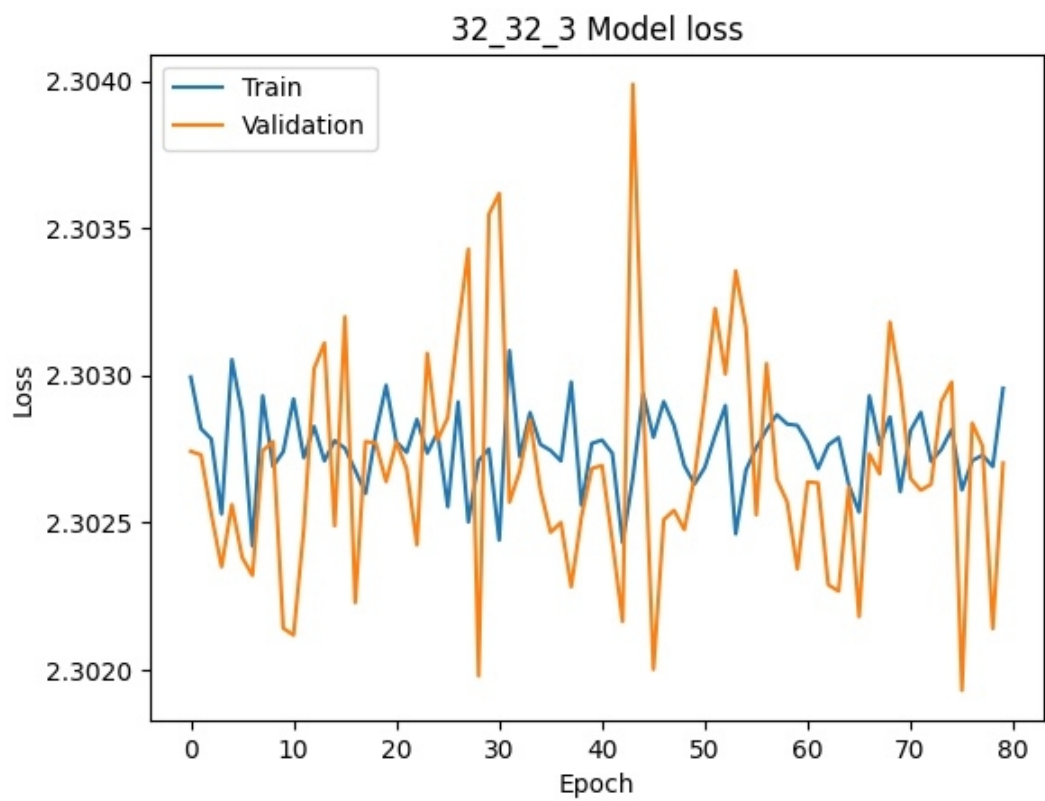
(十四)、A 模型配合第二級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



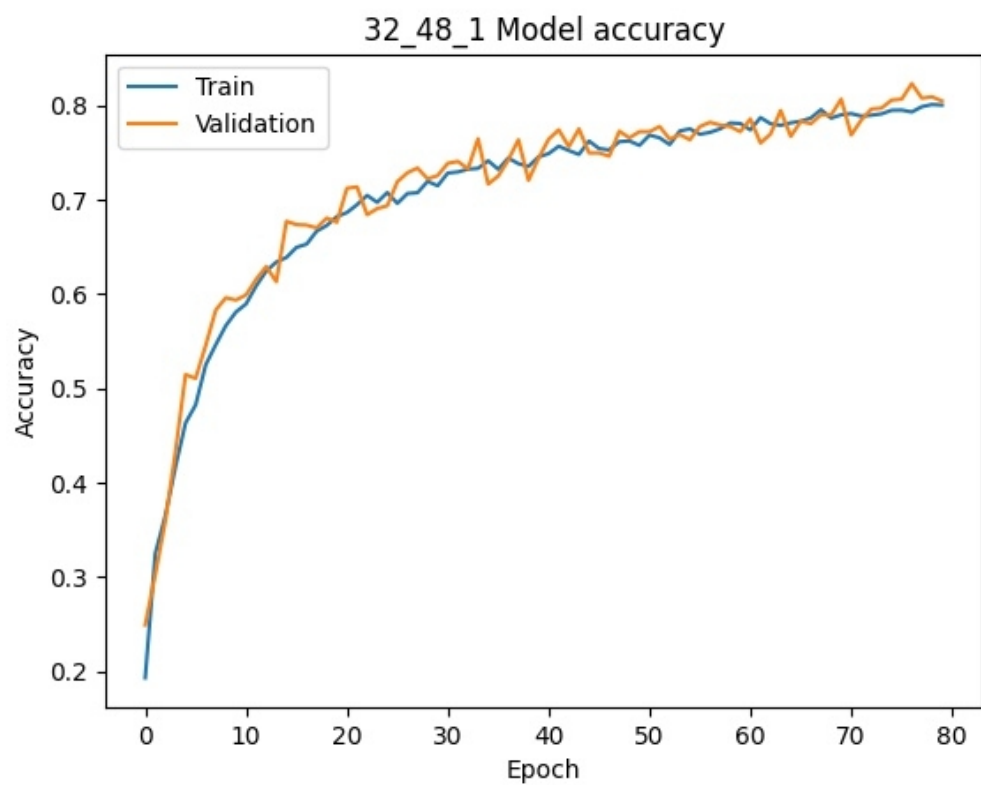
(十五)、A 模型配合第三級預處理函式準確率對訓練次數作圖



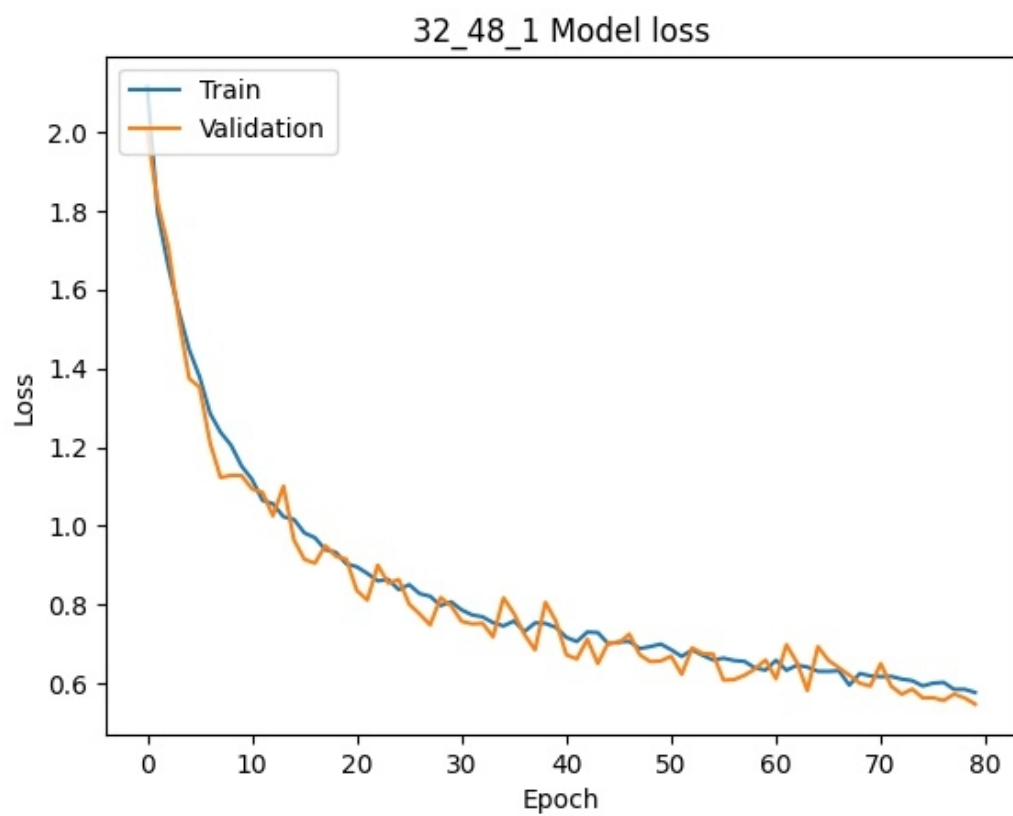
(十六)、A 模型配合第三級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



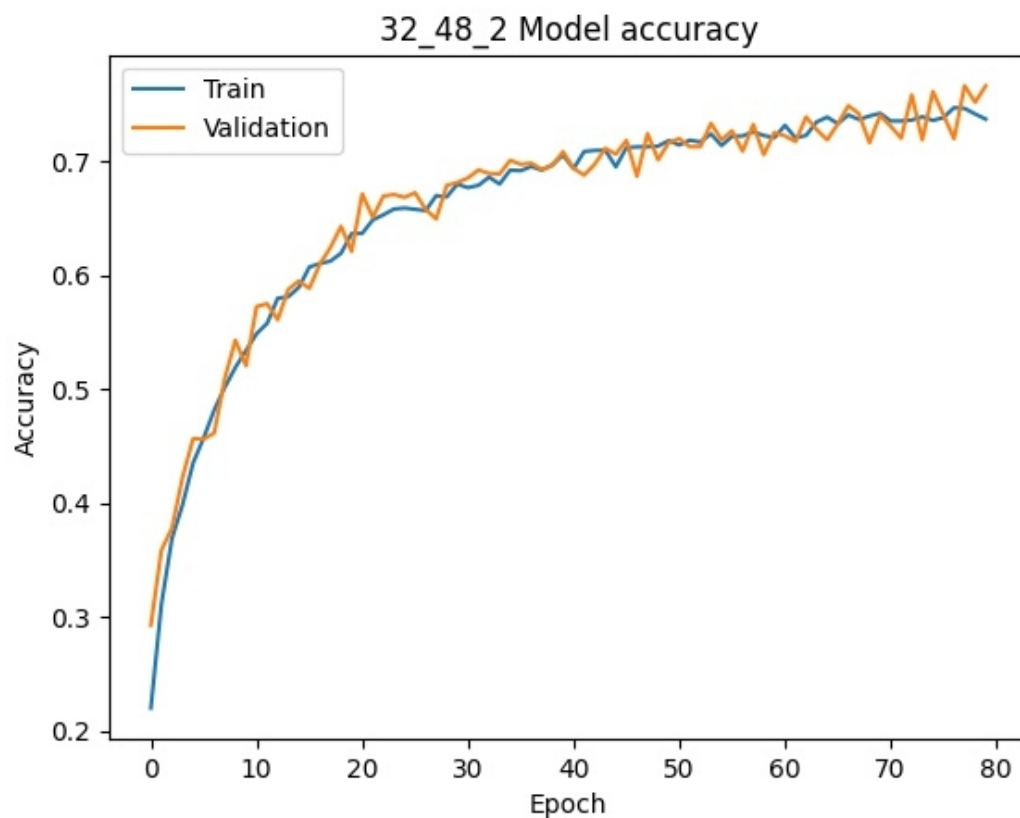
(十七)、B 模型配合第一級預處理函式準確率對訓練次數作圖



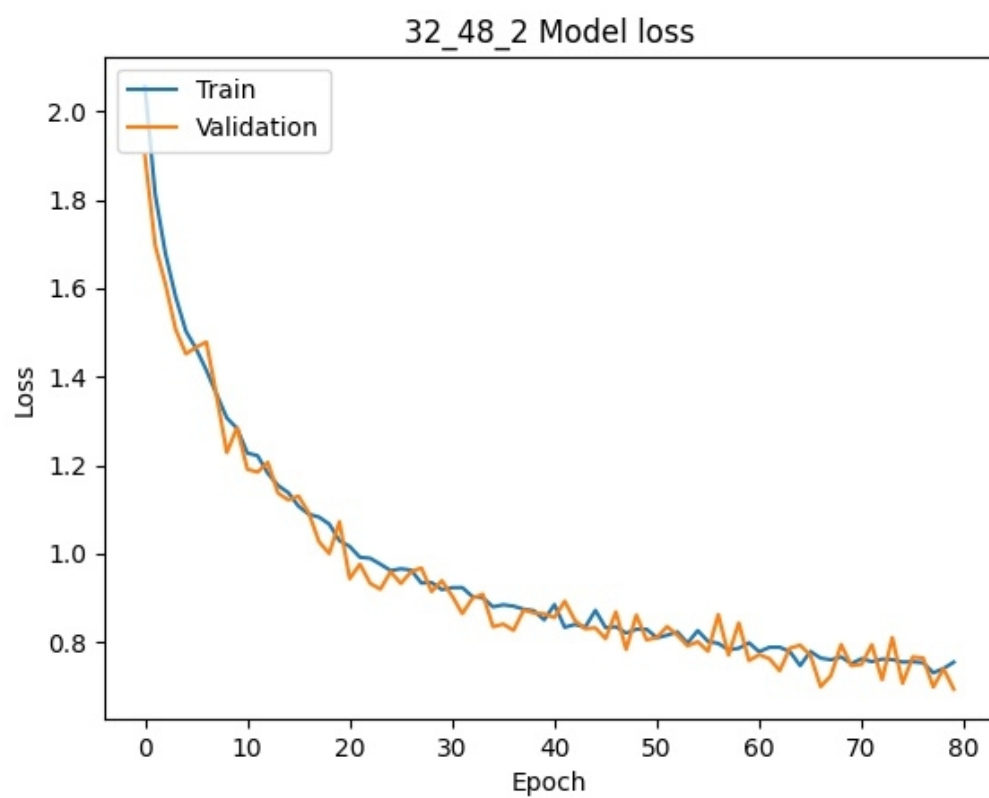
(十八)、B 模型配合第一級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



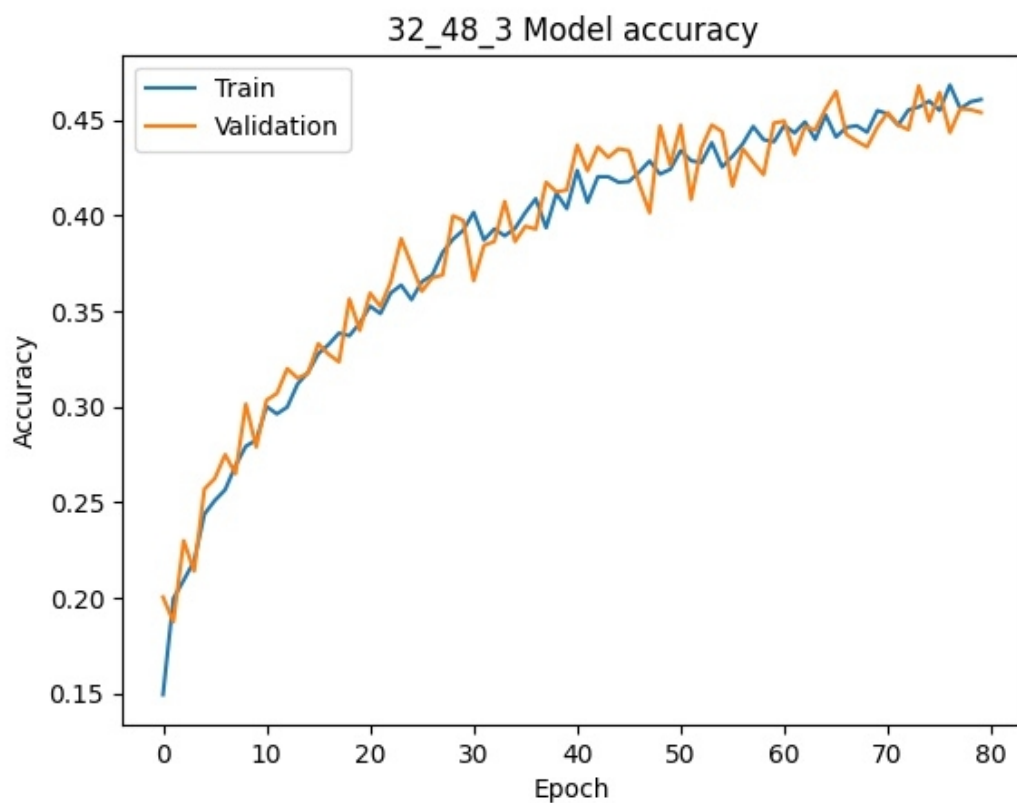
(十九)、B 模型配合第二級預處理函式準確率對訓練次數作圖



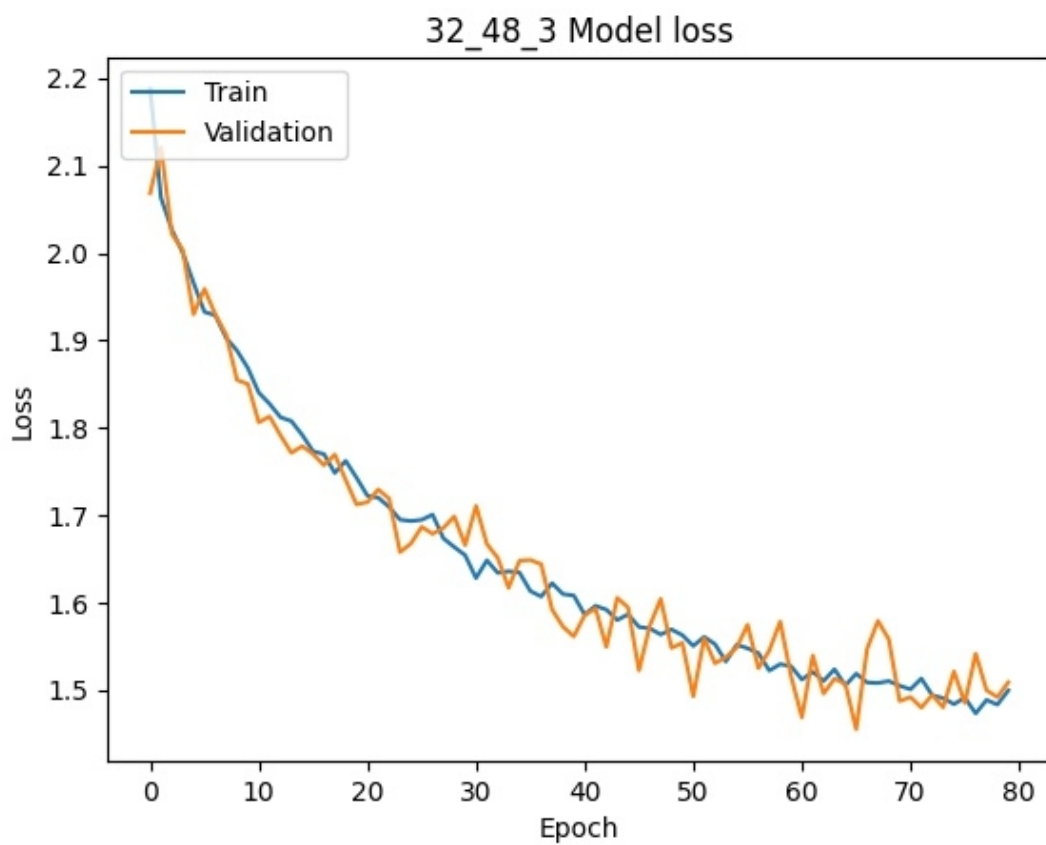
(二十)、B 模型配合第二級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



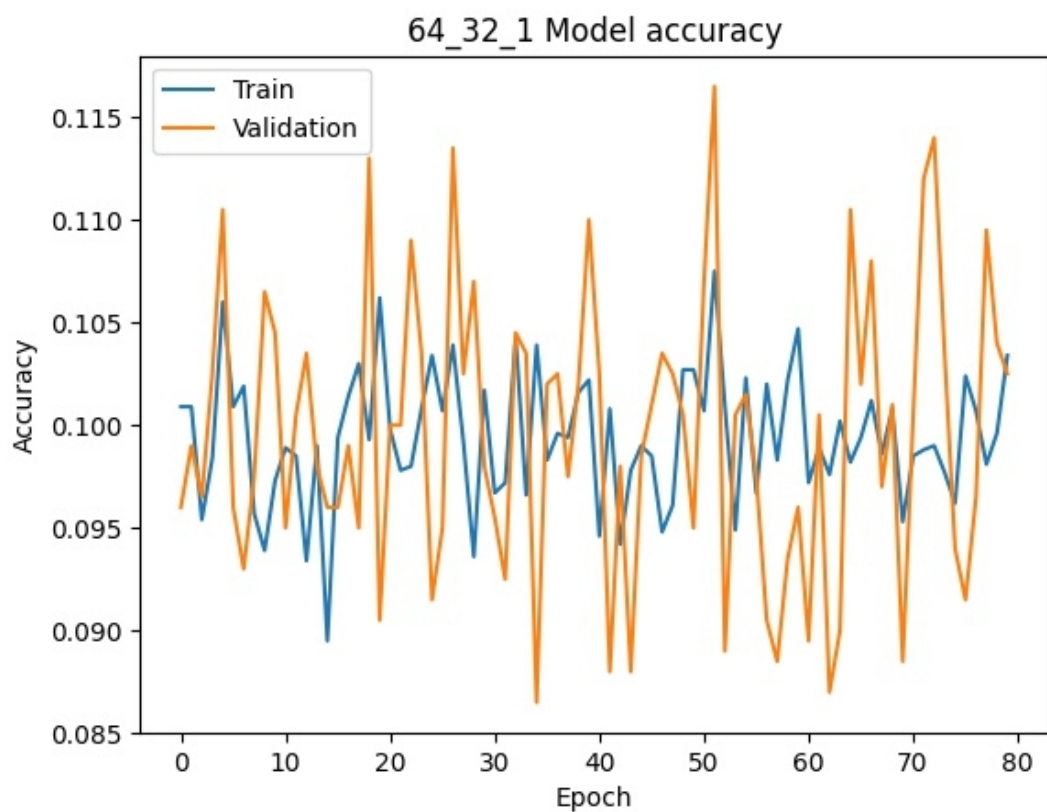
(二十一)、B 模型配合第三級預處理函式準確率對訓練次數作圖



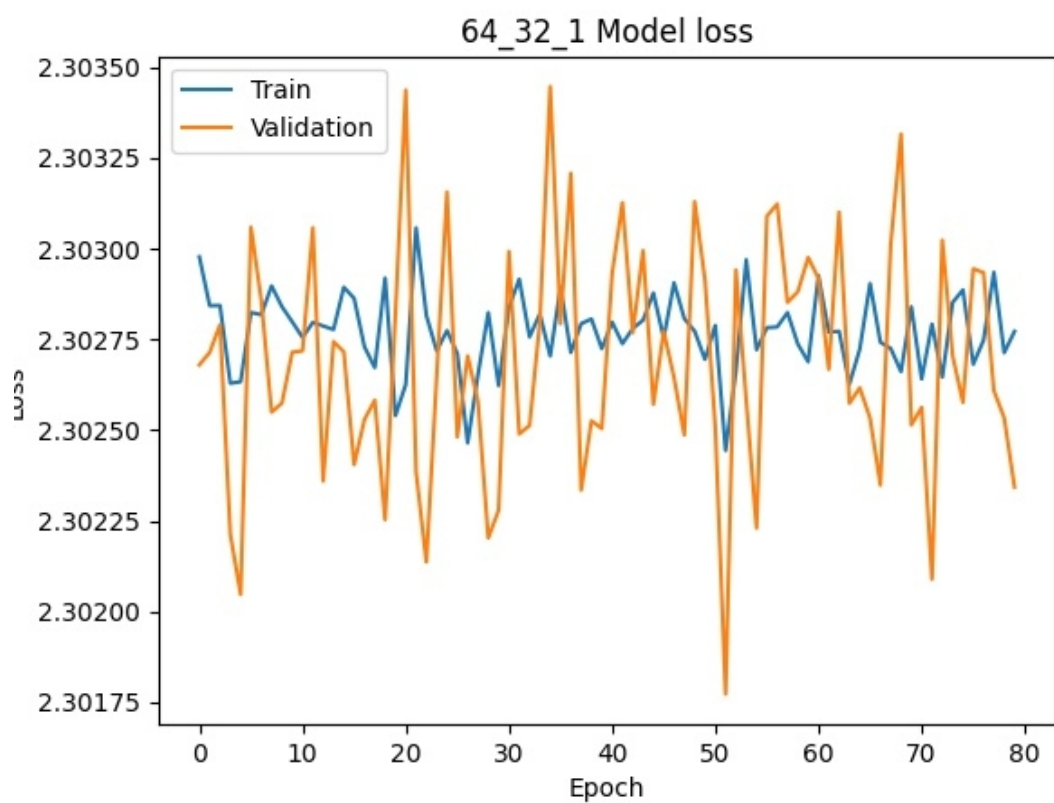
(二十二)、B 模型配合第三級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



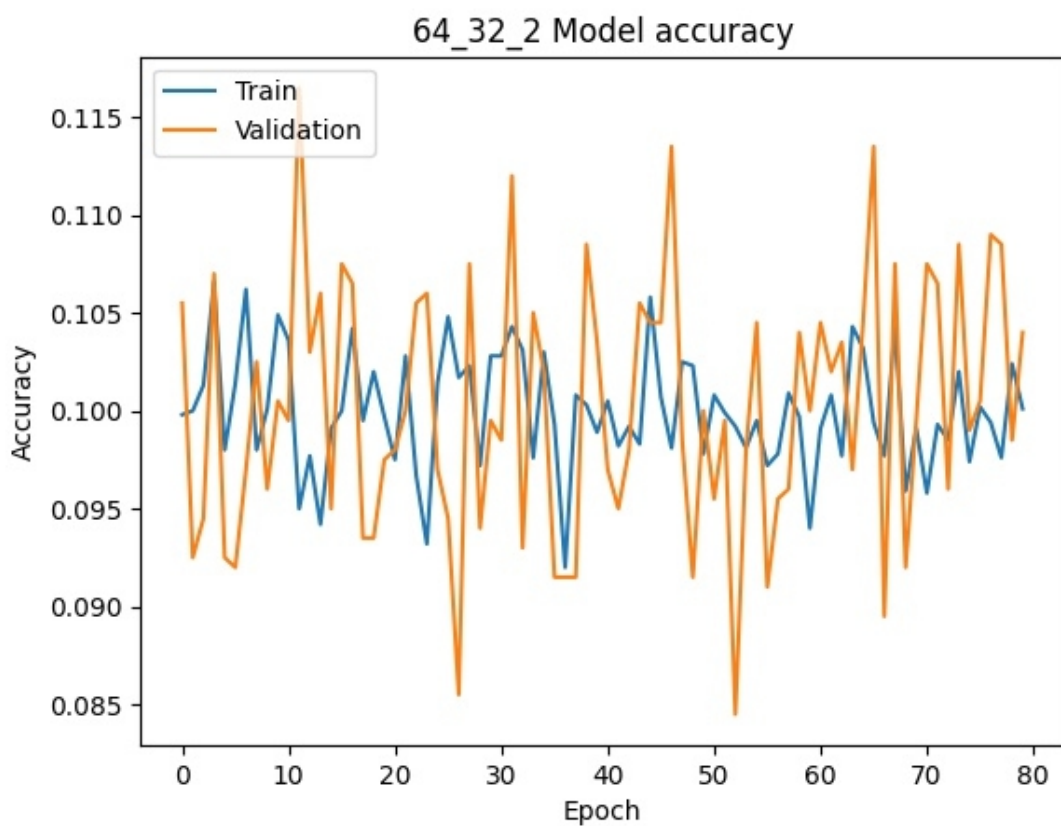
(二十三)、C 模型配合第一級預處理函式準確率對訓練次數作圖



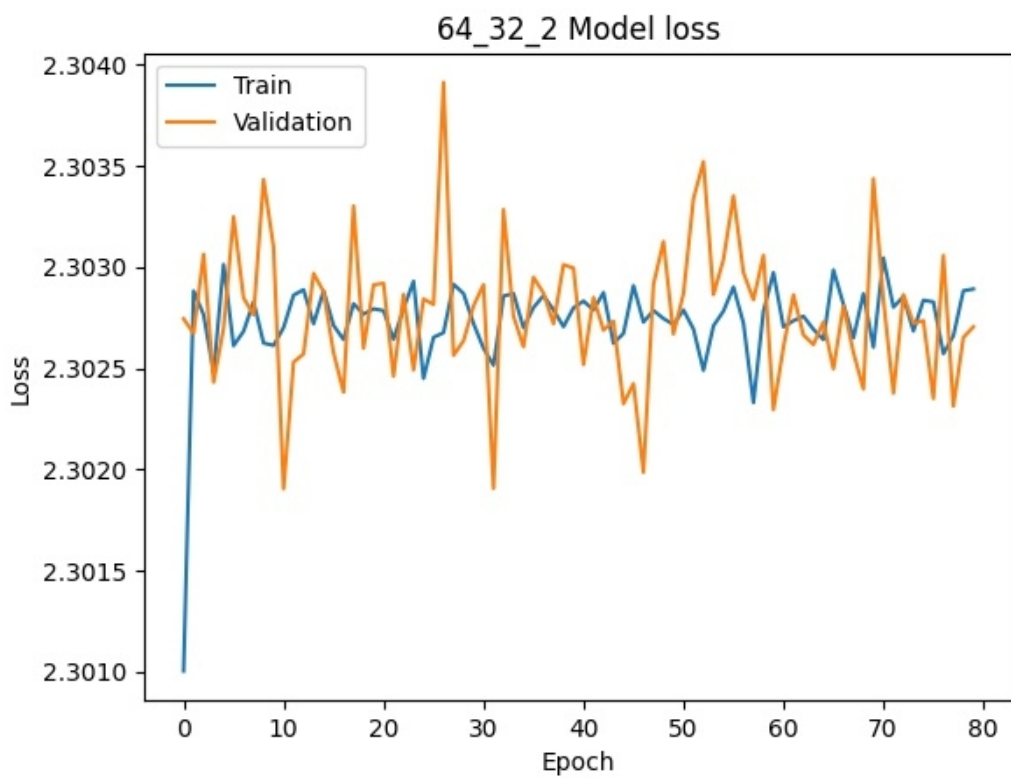
(二十四)、C 模型配合第一級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



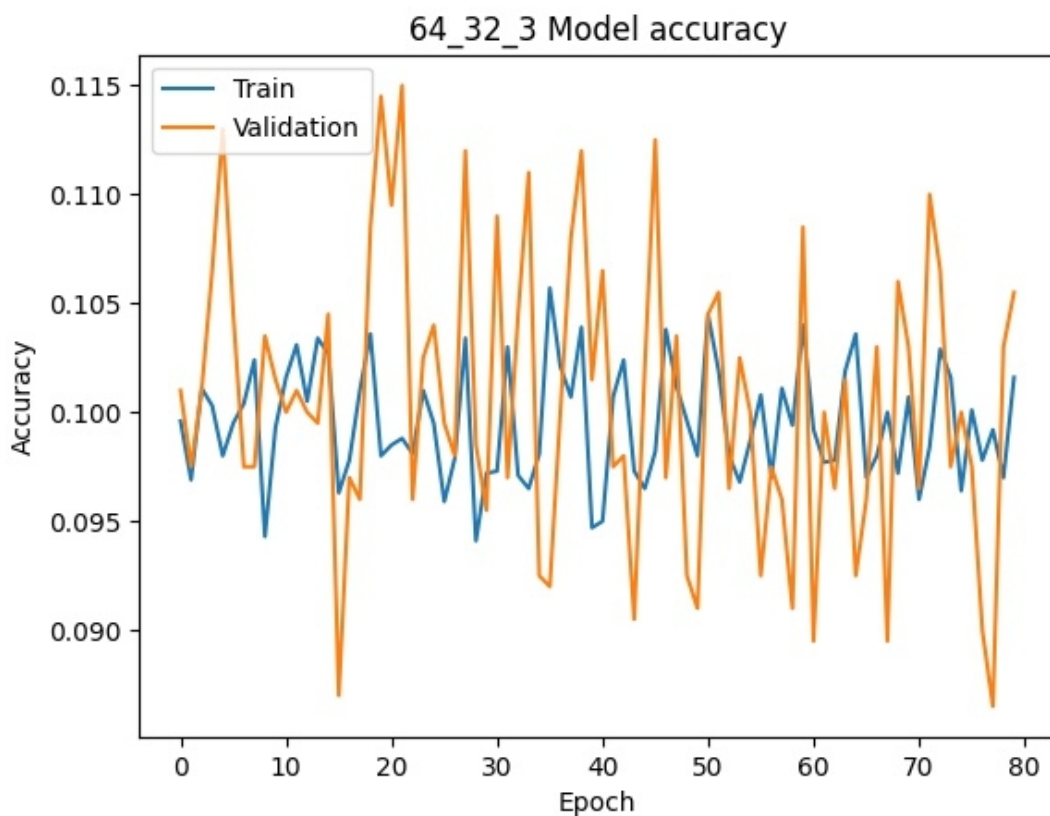
(二十五)、C 模型配合第二級預處理函式準確率對訓練次數作圖



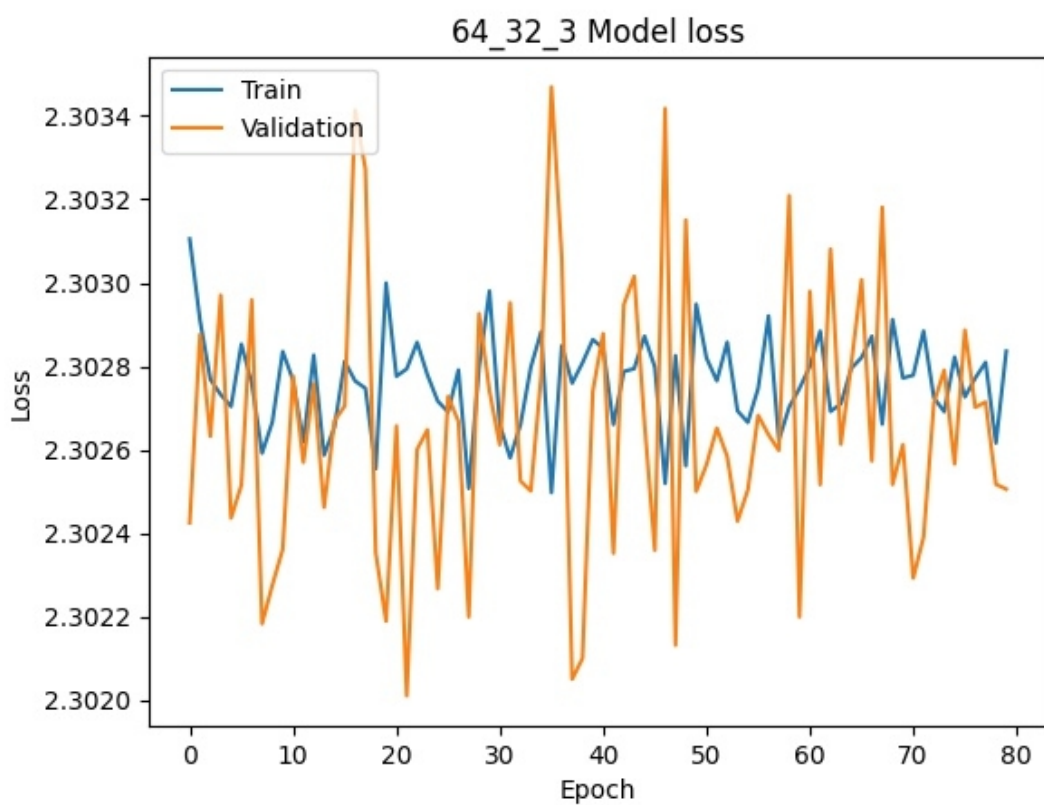
(二十六)、C 模型配合第二級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



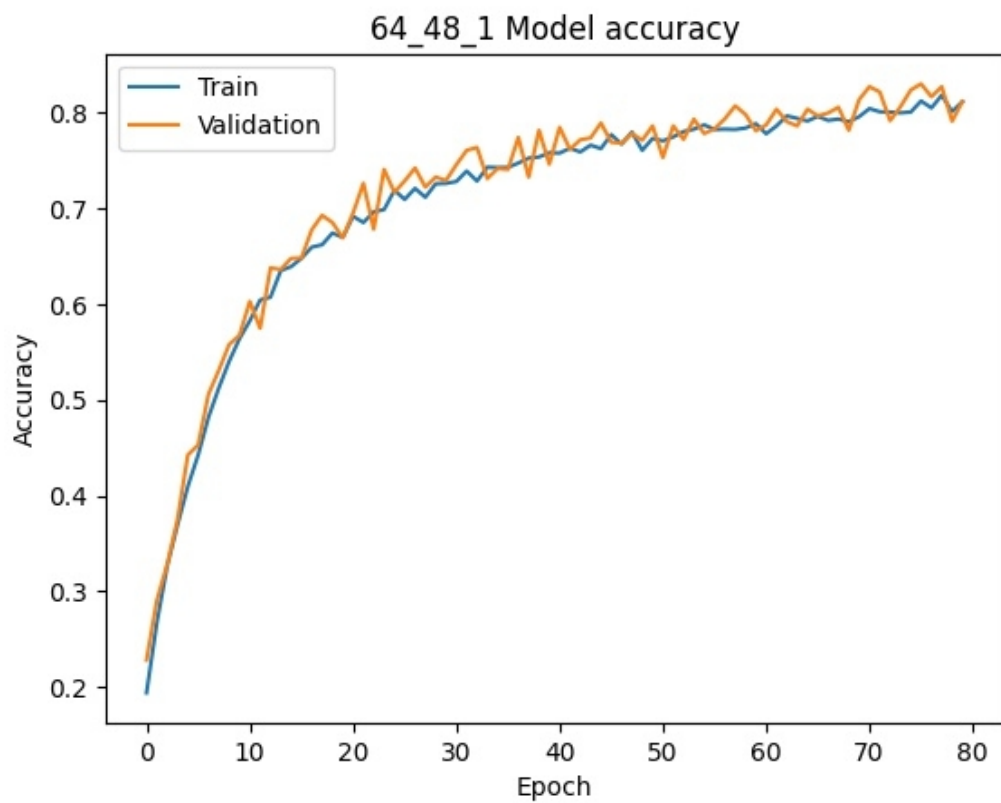
(二十七)、C 模型配合第三級預處理函式準確率對訓練次數作圖



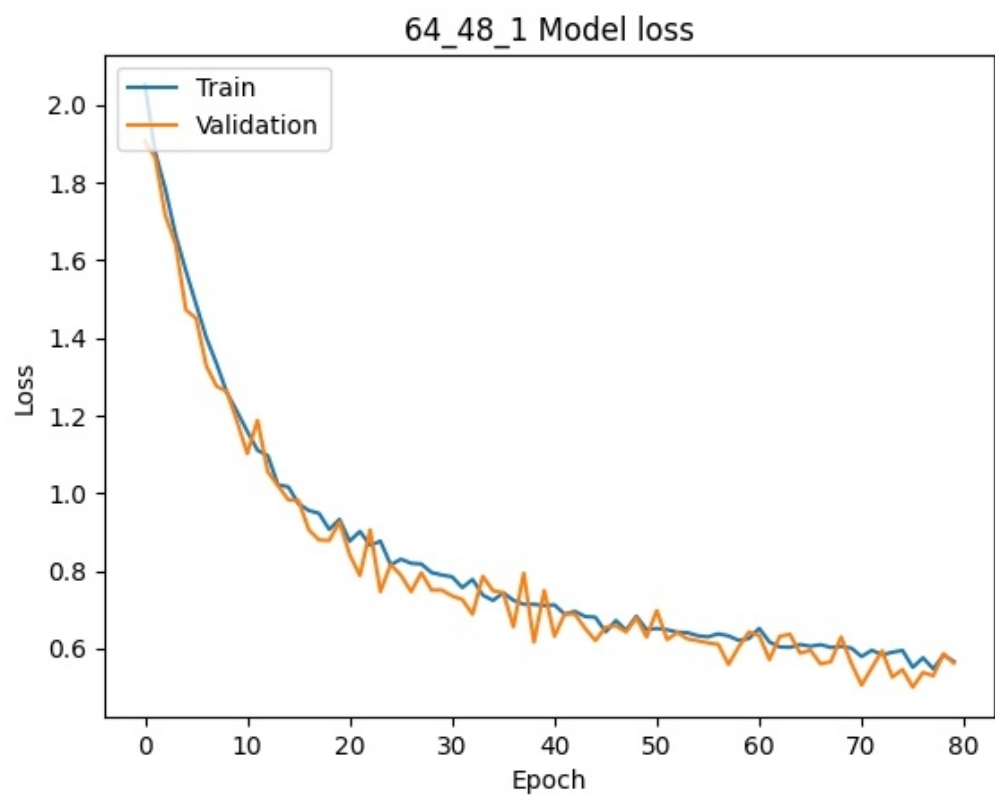
(二十八)、C 模型配合第三級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



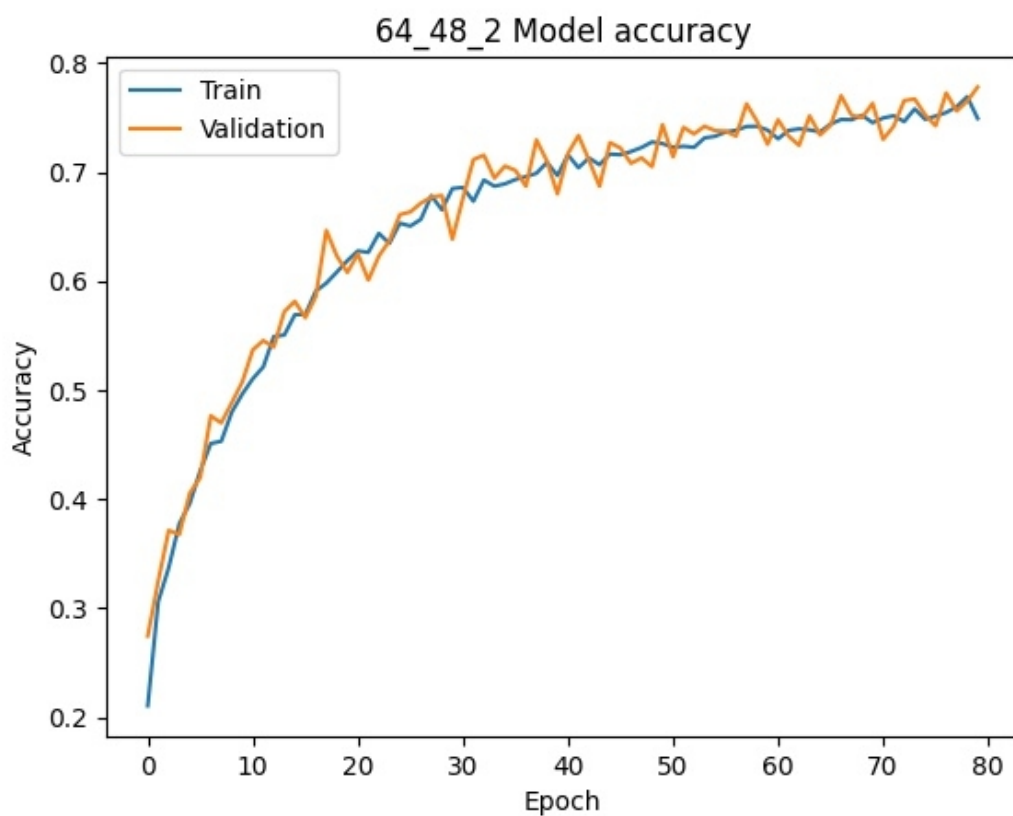
(二十九)、D 模型配合第一級預處理函式準確率對訓練次數作圖



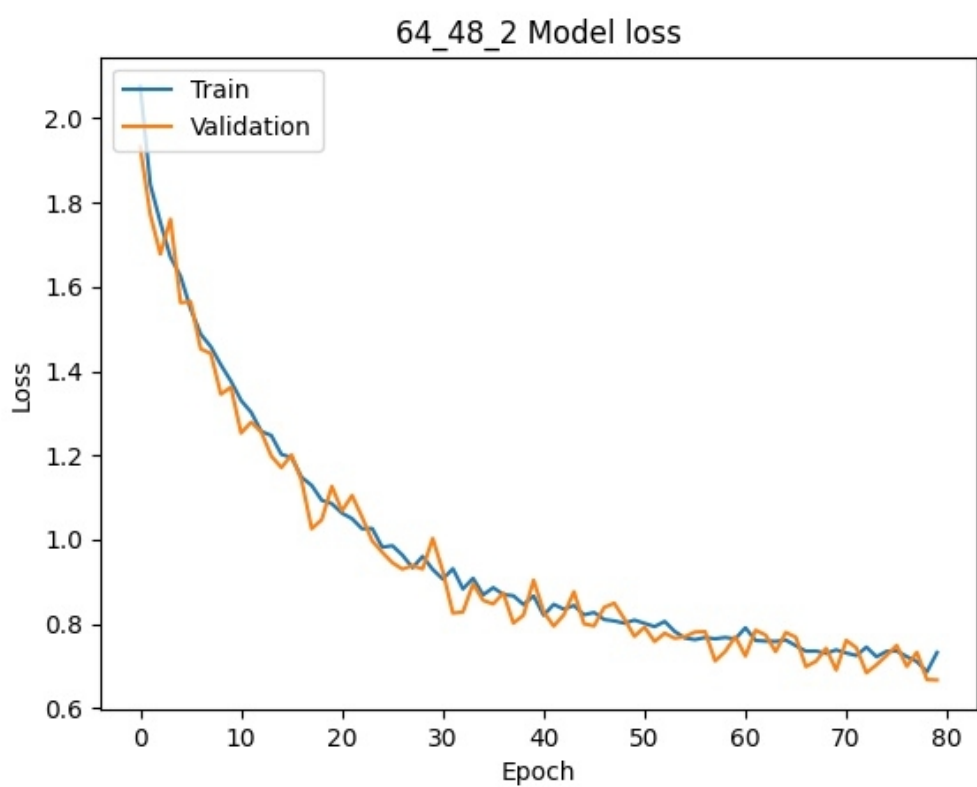
(三十)、D 模型配合第一級預處理函式準 loss 訓練次數作圖



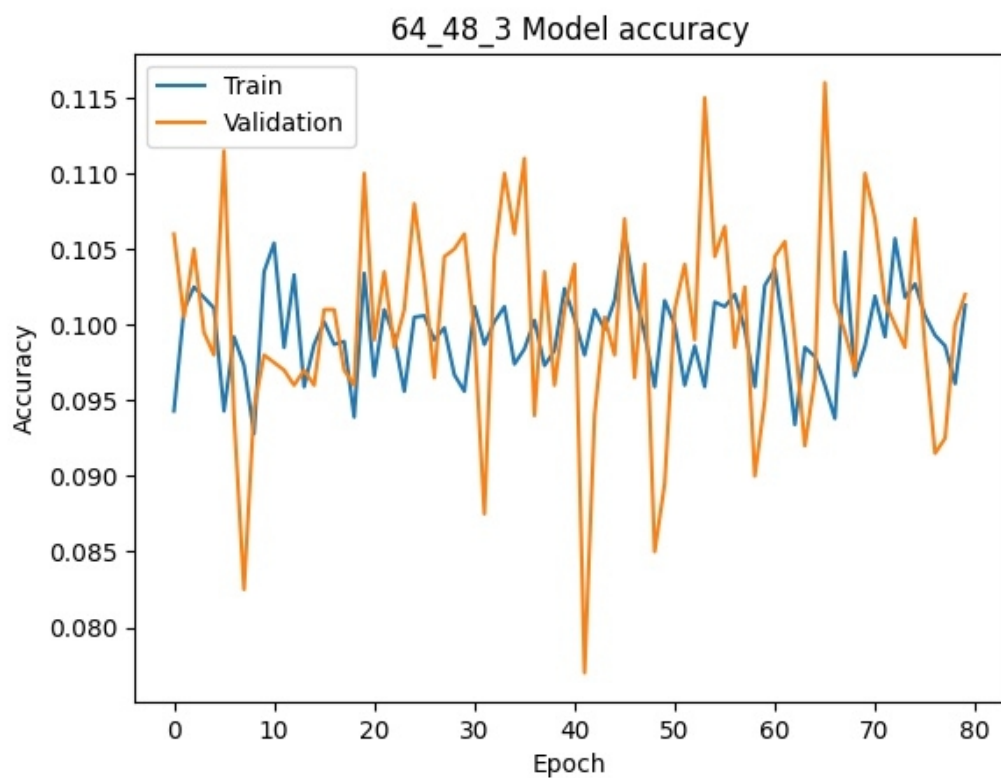
(三十一)、D 模型配合第二級預處理函式準確率對訓練次數作圖



(三十二)、D 模型配合第二級預處理函式 loss 對訓練次數作圖



(三十三)、D 模型配合第三級預處理函式準確率對訓練次數作圖



(三十四)、D 模型配合第三級預處理函式 loss 對訓練次數作圖

