

2022 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 100020

參展科別 工程學

作品名稱 鐵道守護者 - 高準確率 AI 鐵道辨識異物入侵
系統設計之研究

得獎獎項

就讀學校 桃園市立石門國民中學

指導教師 黃志力

作者姓名 羅心樂

關鍵詞 高準確率、AI、鐵道辨識

作者簡介



大家好，我是來自桃園的國三生，這次很開心可以參與 2022 年臺灣國際科展。我從小就開始接觸樂高、機器人的領域，很喜歡程式語言，目前學習 Python 程式語言，對於此次的實驗內容十分有興趣。小四開始參加全國機器人大賽，在 2021 年獲得 Robofest 機器人比賽創意組第一名，累積了許多科學的實作經驗，這次看到太魯閣號在去年發生的事故，發現火車安全的重要性！想到我們也是常常需要搭火車，所以希望藉由這次研發的技術來找到一個科學性又可以提高視覺辨識準確率的方法，為鐵道安全盡一份心力！藉由國際科展增加自己的視野。

摘要

在 2021 年 4 月 2 日台鐵太魯閣號在清水隧道行駛到轉彎口與滑落邊坡的工程車碰撞，造成火車出軌，衝入隧道中擦撞到隧道壁，造成 49 人死亡和 247 人輕重傷!當我們看到這則新聞時，心裡充滿驚訝與心疼!為了改善這問題，我們開始討論和查資料，發現台鐵在 107 年 12 月有一個「邊坡全生命監測系統」計畫，運用 AI 影像辨識技術，台鐵的規格是 95%以上準確率，但因為辨識準確度不夠高，所以延宕到現在仍未完成。

我們設計 AI 鐵道辨識異物入侵系統，藉由攝影機將鐵道周遭影像傳至台鐵行控中心，運用 AI 深度學習技術辨識入侵鐵道的異物，從而準確判斷，讓火車駕駛員能提前預警，達到保障人車安全的目的。本研究並建立一套科學系統的方法來訓練視覺辨識模型，從而提高準確率，目前最高的準確率是 97%!

Abstract

In 2021, on April 2nd, the Taiwan Railway Taroko collided with a construction vehicle that fell off the slope at a turn in the course. The train derailed and rushed into the tunnel and struck the tunnel wall, causing 49 deaths and 247 minor and serious injuries!! When we saw this news, we were filled with surprise and distress. In order to improve this problem, we started to discuss and follow Checking the data, we also found that Taiwan Railways began to have a slope life monitoring system in December 107 that is also AI visual recognition, but the accuracy of Taiwan Railways is not high enough, so it has been delayed for two years and has not been completed yet. I also found that in the 59th class, a group of students did a similar topic. In the experiments, we hope to find the best neural-like architecture and also improve the accuracy. We start with the highest accuracy of 97%, which is very high, and we hope that it can be provided to those who need it.

壹、前言

(一)、研究動機：

火車從 1911 年起到現在總共有 38 場事故，幾乎是每年一次的現象，在 2021 年，4 月 2 日台鐵太魯閣號在行徑中的一個轉彎口與滑落邊坡的工程車碰撞造成火車出軌後衝入隧道中擦撞到隧道壁，造成 49 人死亡和 247 人輕重傷 (史書華、楊孟軒、王建棟、Daniel Kao、李郁欣、陳盈諭, 2021)!! 火車毀損如圖 1-1、圖 1-2。這算是火車事故中最嚴重的一次，經過了一次次的事故，還是沒有看到台鐵的保護措施，當我們看到這則新聞時，心裡充滿了驚訝與心疼，想到我們也是常常會需要搭火車，一定也不會有人希望這種事情發生在自己的身上，所以我們開始討論決定運用深度學習和視覺辨識技術來設計一 AI 鐵道辨識異物入侵系統，對入侵鐵道的物體進行辨識，提供台鐵行控中心決策，並讓火車司機可以提前預警。從聯合報(吳姿賢, 2021)報導和科展第 59 屆作品(張宸珣、王閔濤、吳尚原, 2019)中，發現很多人訓練出來的模型準確率都不高(差不多都在 95%以下)，所以我們希望能將準確率提高。



圖 1-1 台鐵太魯閣號在花蓮撞上工程車出軌意外。摘自中時新聞網站



圖 1-2 隧道中太魯閣號。摘自中時新聞網站

(二)、研究目的：

- 1、了解台鐵對異物入侵鐵道的處置方式和遇到的問題。
- 2、了解 CNN 神經網路架構和影響 AI 視覺辨識模型準確率的參數。
- 3、建立 AI 鐵道辨識異物入侵系統，對異物進行辨識，使台鐵行控中心做出適當的決策，讓火車司機提前預警。
- 4、建立科學系統方法來訓練視覺辨識模型，並提高準確度。

貳、研究方法及過程

一、研究設備與器材

本次實驗器材，僅列重要元件，如下表：

		
EV3 超音波感應器(可偵測 255 厘米)	樹莓派 Raspberry Pi	網路攝影機(偵測物體)
		
液晶螢幕 13 吋 (配合樹莓派使用)	車的模型(用來辨識)	樂高人偶模型(用來辨識)
		
牛的模型(用來辨識)	火車(模擬太魯閣號)	EV3(火車主機)

筆電硬體

CPU: i7-8565U @1.8GHz

記憶體:8GB

GPU: NVIDIA GeForce MX150

使用軟體：

系統: Windows 10

程式語言: python 3.7.8

深度學習框架: tensorflow 2.4.1

深度學習神經網路庫: CUDA11.3

GPU 加速神經網路基元庫: cuDNN8.1

圖表生成: tensorboard、matplotlib

其餘擴充程式庫: numpy 1.19.15

二、文獻探討

(一)台鐵邊坡全生命週期維護管理計畫

根據聯合報 (吳姿賢, 2021) 報導, 台鐵 107 年 12 底開始有一個「邊坡全生命週期維護管理計畫」, 也是使用 AI 人工智慧來辨識, 主要是監控較危險、脆弱邊坡的路段, 當監視系統辨識到軌道上面或旁邊出現異狀時, 它會自動辨識是否有威脅性, 若有異物侵入會發送預警訊息, 台鐵找了很多專家來協助研發, 原本預計會在 109 年完成系統裝置, 但因為不斷的測試, 要讓準確率可以在 95% 以上, 因此延後了兩年。

我們也發現高鐵有類似的系統喔! 名稱叫做邊坡偵測系統, 若偵測到落石或有物體入侵就會自動告警, 也會開啟列車自動控制系統, 讓列車速限歸零, 但是感應器方式, 如果異物侵入軌道, 未能觸發感應器, 可能無法及時發現, 台鐵則是使用畫面監控加上 AI 判讀, 直接監視軌道、邊坡, 若有異物進入監控畫面, 且超過一定大小並維持一定時間, AI 就會認定有風險並發報告警通知。我們將台鐵和高鐵之差異整理成表 2-1。

表 2-1 台鐵與高鐵異物入侵偵測系統比較

運輸 項目	台鐵	高鐵
名稱	邊坡全生命監測系統	邊坡偵測系統
方式	AI 視覺辨識	感應器
辨識	可以	不行
困難度	高	相對容易

完工	仍在開發	已經完工
----	------	------

(二)人工智慧、深度學習介紹

1. 人工智慧理論

人工智慧（英語：**artificial intelligence**，縮寫為 **AI**）亦稱**機械、機器智慧**，指由人製造出來的機器所表現出來的智慧。通常人工智慧是指透過普通電腦程式來呈現人類智慧的技術。（出自維基百科）簡而言之，**人工智慧 (AI)** 指的是**能模仿人類的智慧執行任務的系統或機器，可以根據所收集的資訊不斷自我調整、進化**（出自 **ORCAL** 網站）。現今 **AI** 已經廣泛應用在生活中，舉凡金融放款、語音辨識、視覺辨識、專家系統和無人載具等。

2. 深度學習

深度學習是更進階的機器學習分支，唯一的差異在於深度學習使用人工類神經網路，而非其他統計模型。機器學習是 **AI** 的次領域，主要是透過數學方式開發可執行特定工作的模型，如圖 2-1。**深度學習需要很多層神經元（而且層層堆疊）才能運作，因此學者加了「深度」二字，強調其結構之複雜性。**

(CloudMile, 2020)，比較圖 2-2、圖 2-3。

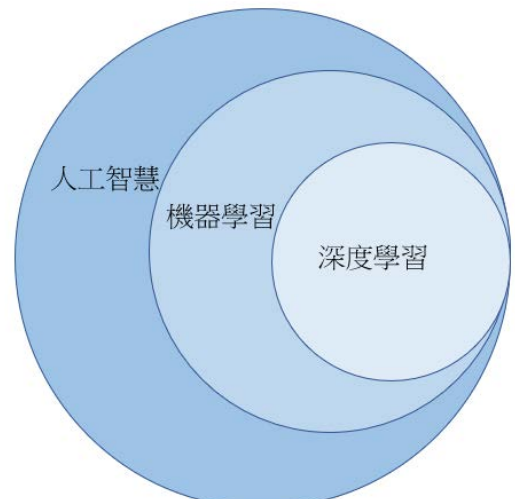


圖2-1 深度學習的範圍

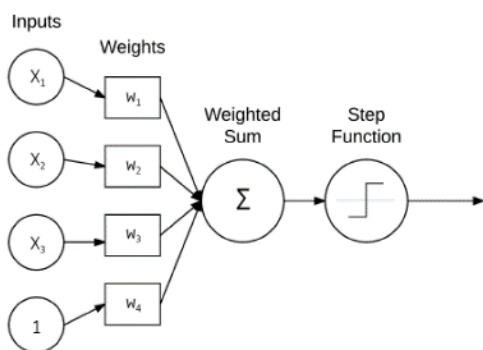


圖 2-2 傳統神經元架構
(Dr. Adrian Rosebrock, 2019)

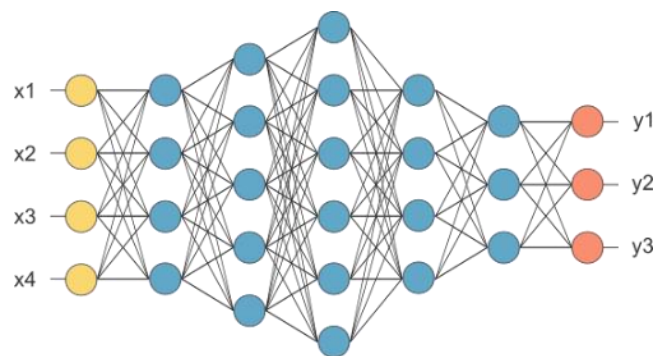


圖 2-3 深度學習神經元架構
(取自艾錫學院網站)

3. 卷積神經網路

卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 是深度學習的一種，常應用於視覺辨識領域，對於大型圖片有出色表現。卷積神經網路由一個或多個卷積層和神經網路組成，同時也包括關聯權重和池化層 (pooling layer)，如圖 2-4。這一結構使得卷積神經網路能夠利用輸入資料的二維結構。與其他深度學習結構相比，卷積神經網路在圖像和語音辨識方面能夠給出更好的結果。(出自維基百科)

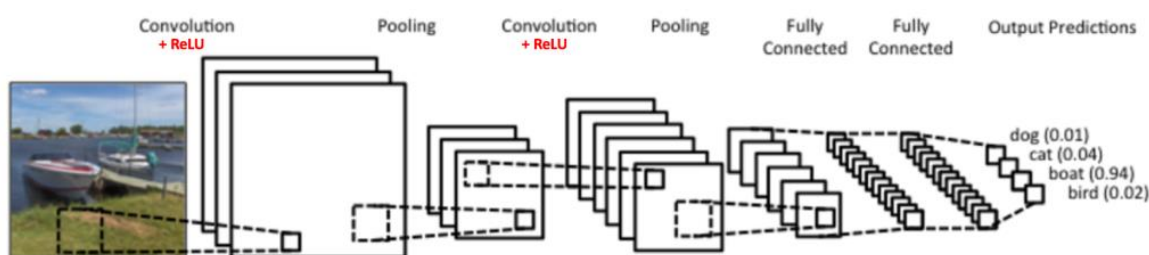


圖 2-4 卷積神經網路架構

(取自 An Intuitive Explanation of Convolutional Neural Networks)

根據 Dr. Adrian Rosebrock 提到可以用簡單文字圖(Text Diagram)來描述卷積神經網路架構：

INPUT => CONV => RELU => FC => SOFTMAX, 各層名詞如下：

- 卷積層 Convolutional (CONV)
- 激活層 Activation (ACT or RELU)
- 池化層 Pooling (POOL)
- 全連結層 Fully-connected (FC)
- 批量標準化層 Batch normalization (BN)
- 丟棄層 Dropout (DO)

本研究探討 Dr. Adrian Rosebrock 提到三種 CNN 架構：ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet, 分別以文字圖表示如下：

ShallowNet : INPUT => CONV => RELU => FC

LeNet : INPUT => CONV => RELU => POOL => CONV => RELU => POOL

=> RELU => FC

MiniVGGNet : INPUT => CONV => RELU => CONV =>RELU => POOL

=> CONV => RELU => CONV =>RELU => POOL
=> FC => RELU => FC

由文字圖發現:ShallowNet 僅做一次卷積運算是簡單的 CNN 架構，LeNet 有二次卷積層運算，而 MiniVGGNet 則有四次卷積運算，往”深度”架構前進。LeNet 的 CNN 架構，也可以圖表示如下：

The LeNet Architecture

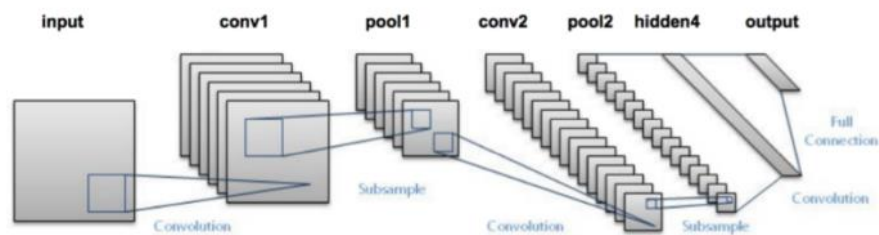


圖 2-5 LeNet 架構 (Dr. Adrian Rosebrock, 2019)

4. 準確率(Accuracy)與精確率(Precision)

準確率: 所有樣本預測正確的比例，亦即是系統預測正確的樣本量除以總樣本量。當系統辨識準確率高時，有可能是正樣本量 (TP) 較多，也有可能是負樣本量 (TN) 較多，或是兩者都有，所以準確率這個指標，在資料分佈不平衡的系統中，會較偏頗。所以如果要使用，系統的正樣本須與負樣本的數量一樣多。公式如下：

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP}$$

精確率: 只看預測為正樣本的正確比例，有多少是預測正確的正樣本。

如：AI 鐵道辨識異物入侵系統需要辨識入侵鐵道的「車」。

假設系統辨識出有 100 台是車，結果其中有 90 台是真正的車，所以精確率就是 90/100=90%。公式如下：

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)}$$

TP：預測為陽性(P)，預測正確(T)。

TN：預測為陰性(N)，預測正確(T)。

FP：預測為陽性(P)，預測錯誤(F)。

FN：預測為陰性(N)，預測錯誤(F)。

當正樣本與負樣本的數量一樣多時，發現準確率與精確率幾乎相等。

5. Batch Normalization 批量標準化

批量標準化(BN)在 2015 年由謝爾蓋·約菲 (Sergey Ioffe) 和克里斯汀·塞格迪 (Christian Szegedy) 的論文中引入(出自維基百科)。用於通過調整和縮放激活來規範化輸入層，為了克服神經網絡層數加深導致難以訓練而誕生的一個算法(出自百度百科)。

批量標準化(BN) 的作法就是對每一個 mini-batch 都進行正規化到平均值為 0、標準差為 1 的常態分佈，如此一來可以將分散的數據統一，有助於減緩梯度消失以及解決內部協變量偏移 (Internal Covariate Shift) 的問題，同時可以加速收斂，並且有正則化的效果。

6. 移除神經元(Dropout)

Dropout 是 Google 提出的一種正則化技術，用以在人工神經網絡中對抗過擬合(出自維基百科)。

在訓練神經網路的時候經常會遇到過擬合(Overfitting)，或稱為擬合過度的問題，過擬合具體表現在訓練模型上損失函式較小，準確率較高；但是在測試資料上損失函式比較大，預測準確率較低。過擬合是很多機器學習的通病。如果模型過擬合，那麼得到的模型幾乎不能用。

7. 時期 (Epoch)

使用訓練及的全部數據對模型進行一次完整訓練，當一個完整的資料集通過了神經網路一次並且返回了一次，這個過程稱為一次 **Epoch**。

然而，當一個 **Epoch** 的樣本（也就是所有的訓練樣本）數量可能太過龐大（對於計算機而言），就需要把它分成多個小塊，也就是就是分成多個 **Batch** 來進行訓練(出自 IT 人網站-深度學習當中的三個概念)。

8. 學習率(Learning rate)

學習率是一個很重要的參數，是直接影響我們的模型是否能夠以多快的速度收斂到誤差最小值的關鍵（也就是達到最好的準確率）。一般來說，學習率越大，神經網路學習速度越快。如果學習率太小，網絡很可能會陷入局部最優，但它也

意味著我們要花更多時間來收斂，也就是訓練次數要拉長，但是如果學習率太大，超過了極值，損失就會停止下降，可能導致過擬合(Overfitting)的狀況(出自每日頭條)，如圖 3-4。

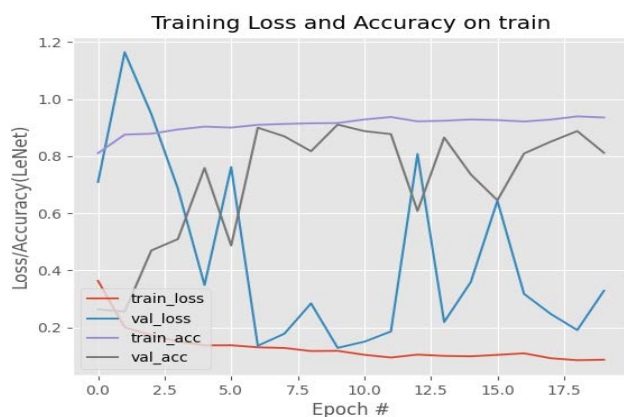


圖 2-6 Overfitting 的情形

三、研究架構圖

本研究設計 **AI** 鐵道辨識異物入侵系統，調整訓練模型參數，選擇適當人工類神經網路架構，並加以測試驗證，其研究架構圖(如圖 2-7 所示)：

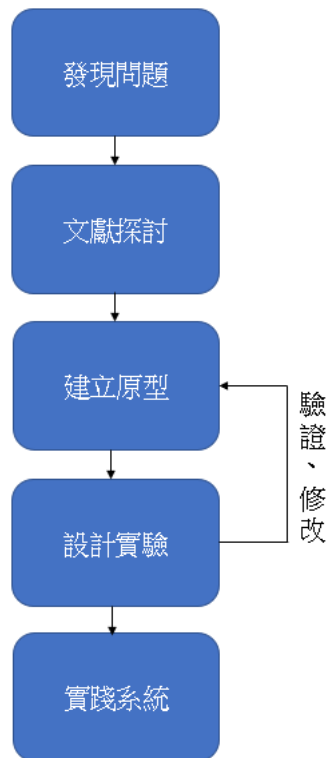


圖 2-7 研究架構圖

(一)系統硬體設計

『高準確率 **AI** 鐵道辨識異物入侵系統』，使用樹莓派作為影像處理核心，將訓練好的模型放入樹莓派中，已進行辨識，筆電以 **VCN Viewer** 軟體監控樹莓派處理的影像，模擬台鐵的控制中心，藉攝影機將軌道周邊影像傳至樹莓派做運算，再以藍芽訊號傳至火車-太魯閣號控制其行動，硬體架構如圖 2-8 所示。

硬體組成單元如下：

1.火車

以樂高積木、**EV3** 主機和馬達設計火車，**EV3** 為 **LEGO** 所出 **ARM9** 微處理器的機器人控制核心，我們改裝其線路讓其能驅對火車組件的馬達和循環軌道來讓火車模擬實際移動。

2.攝影機

放在火車軌道旁邊監測是否有物體，當攝影機看到物體時就會傳送影像訊息

給行控中心一樹莓派。

3.行控中心一樹莓派

當樹莓派辨識物體，行控中心就會接傳送藍芽給火車，控制火車動作。

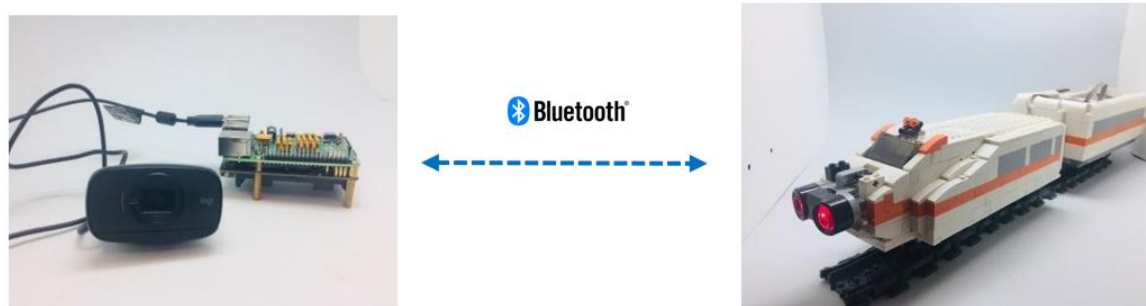


圖 2-8 系統設計硬體架構整體

(二)系統實施

1.系統運作方式

因為人、牛、車常誤闖入鐵道的物體，所以我們用其模型做測試，當攝影機看到人、牛或車時，將影像送至樹莓派做辨識，辨識完會依據所看到物體，對太魯閣號 **EV3** 傳送停下來的訊息，當收到訊息時，火車就會放慢速度並停下來發出警鈴聲，當攝影機看到背景後，樹莓派做完辨識，會對 **EV3** 傳送危險解除的訊息，讓火車繼續前進；同時我們也使用超音波感應器來模擬雷達偵測近距離的物體，當超音波感應器偵測到物體在軌道上，而攝影機沒有做出反應時，火車就會減速煞車，像是一個保護措施。

2.系統測試

為提高辨識準確率，將選擇準備測試模型圖片，製作成資料集，選擇訓練模型的參數，**CNN** 架構及實驗設計，詳細說明如下：

(1)實驗設計

我們以筆電並開啟 **NVIDIA** 的 **GPU** 來做模型的訓練，而資料集量、**CNN** 架構、批量標準化 **Batch normalization (BN)**、移除神經元(**Dropout**)、學習率(**Learning rate**)、以及(**Batch size**)都是與訓練模型有關的參數，所以我們設計了以下實驗：

實驗一：實驗不同資料集對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率。

實驗設計：分別準備資料集為 100、250、500、750 和 1000 張的圖片來訓練模型，並將實驗結果紀錄之。

實驗二：實驗有無做批量標準化(BN)對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率。

實驗設計：在 1000 張圖片的基礎下分別測試三種 **CNN** 架構測試有無批量標準化來訓練模型，並將實驗結果紀錄之。

實驗三：實驗有無移除神經元(Dropout)對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率。

實驗設計：在 1000 張圖片的基礎下分別測試三種 **CNN** 架構分別測試有無神經元(**Dropout**)來訓練模型，並將實驗結果紀錄之。

實驗四：實驗有無移除神經元(Dropout)與批量標準化(BN)對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率。

實驗設計：在 1000 張圖片的基礎下分別測試三種 **CNN** 架構分別測試同時有無移除神經元(**Dropout**) 及批量標準化(**BN**)來訓練模型，並將實驗結果紀錄之。

實驗五：實驗不同的學習率(Learning rate)對 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、

MiniVGGNet 架構的準確率。

實驗設計：在 1000 張圖片的基礎下分別測試三種 CNN 架構分別測試五種不同的學習率 如: 0.1、0.01、0.001、0.0001 及 0.00001，並將實驗結果紀錄之。

實驗六：實驗不同的 Batch size 對 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、

MiniVGGNet 架構的準確率。

實驗設計：在 1000 張圖片的基礎下分別測試三種 CNN 架構分別測試四種不同的 Batch size 如:16、28、32、64，並將實驗結果紀錄之。

(3)測試與驗收

在經過實驗，確認 CNN 架構、參數和整合測試完成，我們發現錯誤的問題再修正，再測試，直到完成，而過程中發現的問題如下。

問題一：暫態對視覺辨識

當物體進入攝影機鏡頭時，會有短暫暫態現象，常會造成辨識上的錯誤，就會造成誤判，對火車下達錯誤的控制指令，我們想到解決方法是當物體進入鏡頭時，會多辨識幾次直到辨識物體被確認，才做決策對火車發送訊號。不同物體依其形態複雜度也會有不同辨識次數。

問題二：誤判火車自身的影像

當火車進入鏡頭前，視覺辨識會將火車視為闖入的物體，所以我們必須將火車的自身圖片加入數據集中，避免視覺辨識誤判。

問題三：為實驗新的演算法，重置系統後，卻影響準確率

為實驗新的物件偵測演算法 YOLOv5 時，所以更新了新版本的 cuDNN(8.3 版)、Pytorch(1.10 版)，Pytorch 是由 Facebook 的人工智慧研究團隊所開發的，是一個開源的 Python 機器學習庫，基於 Torch，底

層由 C++ 實現，應用於人工智慧領域，如自然語言處理，也可以加速 GPU。但因為 cuDNN(8.3 版)導致機器無法正常運作，所以我們將 cuDNN 回復到 8.2 版，所有的軟體都移除後重新安裝，但準確率卻改變，CNN 網路 MiniVGGNet 從 96%提升為 97%，而 CNN 網路 LeNet 的準確度最高為 96%。

參、研究結果與討論

一、了解台鐵對異物入侵鐵道的處置方式和遇到的問題。

過程中我們了解台鐵的「AI 邊坡全生命監測系統」，也了解台鐵和高鐵對異物入侵的處置方式的差異。當實驗測試時，我們發現不是只要將車子的照片給系統訓練，系統就一定可以辨識出是車子，原來背景的光線、角度與細節都是要考慮進去的。光是辨識 4 個物件就花費許多時間與精力，因為需要拍不同的光線、角度、的照片給系統學習，也要去對參數做調整，所以當我們嘗試了，才了解那麼不容易，因為台鐵要一次訓練上百種的物件(只要可能跑進軌道上的東西都需要考慮進去)而且還要考慮到下雨、颱風、早上、晚上、不同背景的圖片，所以真的也很不容易。

二、了解 CNN 神經網路架構和影響 AI 視覺辨識模型準確率的參數。

資料集量、CNN 架構、批量標準化 Batch normalization (BN)，學習率和移除神經元(Dropout)都是與訓練模型有關的參數，我們了解調整這些因素對準確率的影響。

三、建立 AI 鐵道辨識異物入侵系統，對異物進行辨識，使台鐵行控中心做出適當的決策，讓火車司機提前預警。

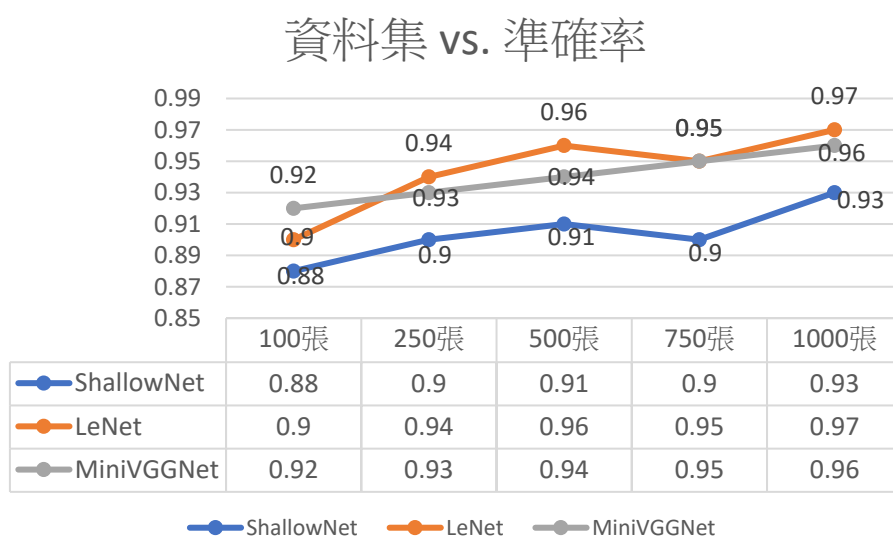
我們以攝影機、樹莓派，結合 LEGO EV3 控制核心模擬火車設計「AI 鐵道辨識異物入侵系統」，可以對物體做辨識，並以藍芽訊號對火車做預警。

四、建立科學系統方法來訓練視覺辨識模型，並提高準確率。

以科學實驗企圖找出能提高準確率的方法，做了以下實驗和結論：

實驗一：實驗不同資料集對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率(我們是使用 32 的 Batch size (BS)、學習率 0.001、有批量標準化

(BN)跟神經元(Dropout)、訓練 100 次)做實驗。



圖表 3-1 不同資料集

結論：圖 3-1 實驗結果所示，資料集數量越多，以及訓練的圖片張數越多，對三種 CNN 架構的準確率會越高，即使簡單的 ShallowNet 也有 93% 的準確率，LeNet 和 MiniVGGNet 準確率高達 95% 以上！

實驗二：有無做批量標準化(BN)對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率與影響 (我們使用 1000 張照片、32 的 Batch size (BS)、學習率 0.001、訓練 100 次，)做實驗。

結論：從圖表 3-2 結果所示，有做批量標準化對 MiniVGGNet 的準確率從 96% 提高為 97%；對 LeNet 則沒有影響，準確率維持為 96%；ShallowNet 的準確率則從 93% 下降為 91%！

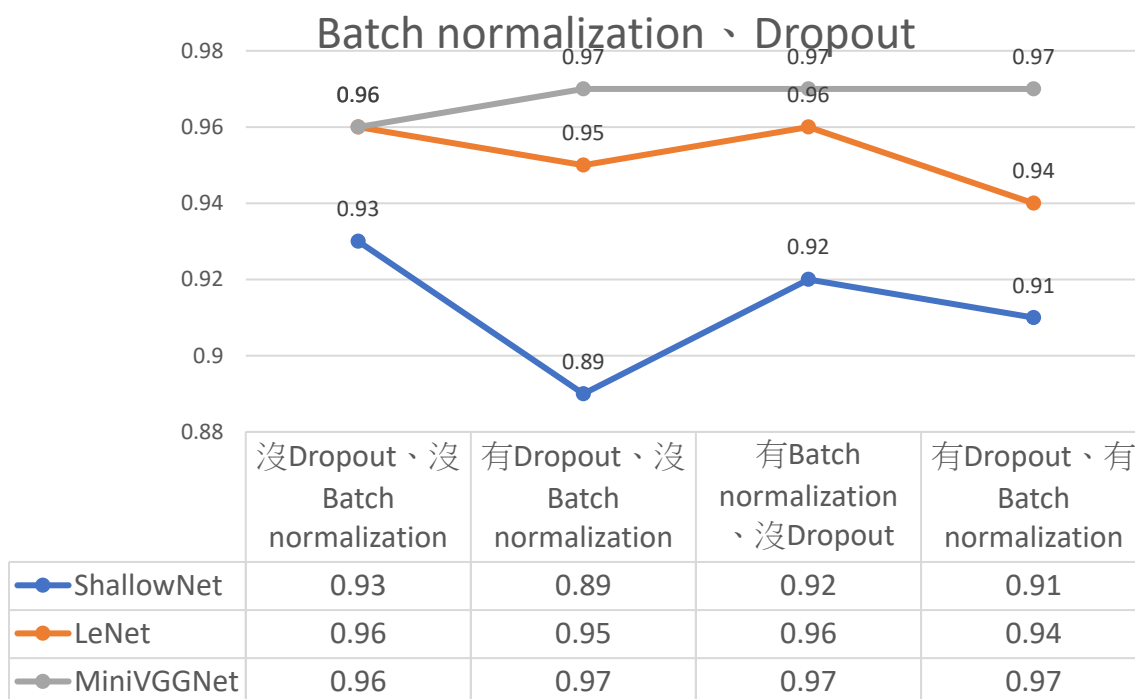
實驗三：有無移除神經元(Dropout)對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率與影響 (我們使用 1000 張照片、32 的 Batch size (BS)、學習率 0.001、訓練 100 次，)做實驗。

結論：從圖表 3-2 結果所示，有做移除神經元對 MiniVGGNet 的準確率仍為提高的影響，從 96% 提高為 97%；對 LeNet 則下降為 95%；對 ShallowNet 的準確率下降最多，則從 93% 下降為 89%！

實驗四: 有無移除神經元(Dropout) 與批量標準化(BN)對訓練 CNN 網路

ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率與影響 (我們使用 1000 張照片、32 的 Batch size (BS)、學習率 0.001、訓練 100 次,)做實驗。

結論：有做移除神經元與批量標準化，從圖表 3-2 結果所示，對 MiniVGGNet 的準確率仍為提高的影響，為 97%；對 LeNet 則下降為 94%；對 ShallowNet 的準確率下降為 91%!



圖表 3-2 所有批量標準化(BN)、移除神經元(Dropout) 對準確率

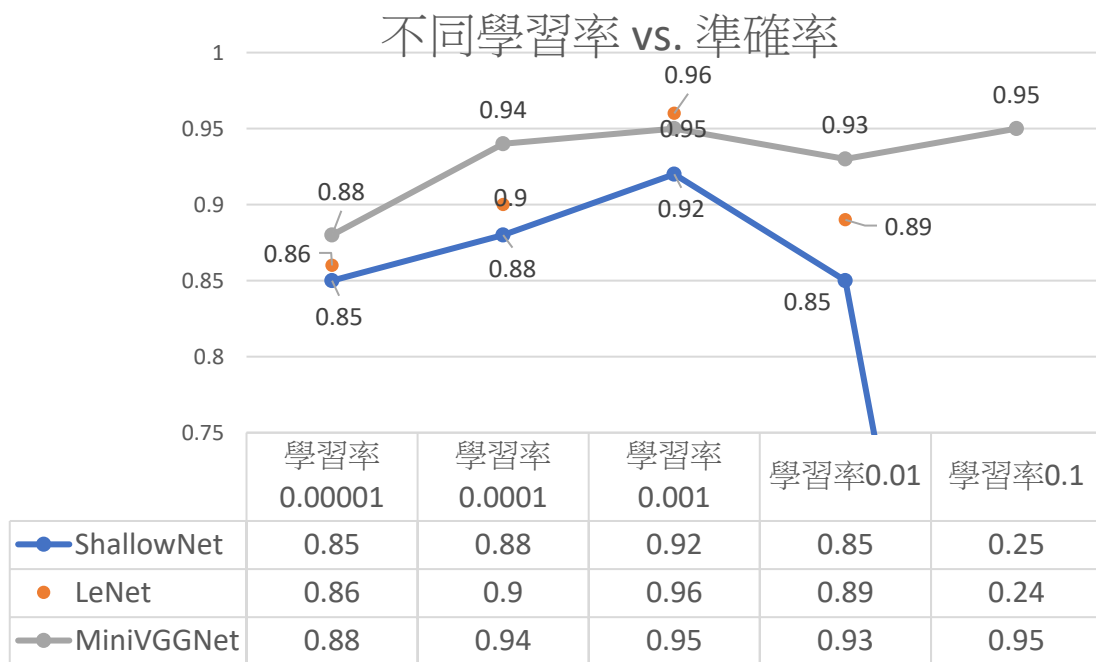
實驗二、三、四綜合結論：從圖表 3-2 實驗結果所示，在 1000 張的資料集，LetNet 沒有批量標準化(BN)和移除神經元(Dropout)，所以我們將這二個參數加進去，使其有批量標準化(BN)和移除神經元(Dropout)的功能，從圖表中可以看到 LetNet 在沒有這二個參數時，準確率是最高的，但當二個參數都有給時，準確率反而下降了許多，從 96%下降為 94%，所以 LetNet 是不需要加入這二個參數。

MiniVGGNet 無論有沒有批量標準化(BN)和移除神經元(Dropout)，其實準確率都維持在 96%~97%之間，但二個都有時，準確率為最高的，為 97%。

ShallowNet 只有一層捲積運算，所以 ShallowNet 的準確率波動比較大，而

ShallowNet 原沒有批量標準化(BN)和移除神經元(Dropout)，所以我們把這二個參數加進去，圖表中顯示 ShallowNet 也不適合這二個參數，準確率反而下降，為 91%。

實驗五：實驗不同學習率對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率與影響(我們是使用 1000 張照片、32 的 Batch size (BS)、有批量標準化(BN)跟神經元(Dropout)、訓練 100 次)做實驗。

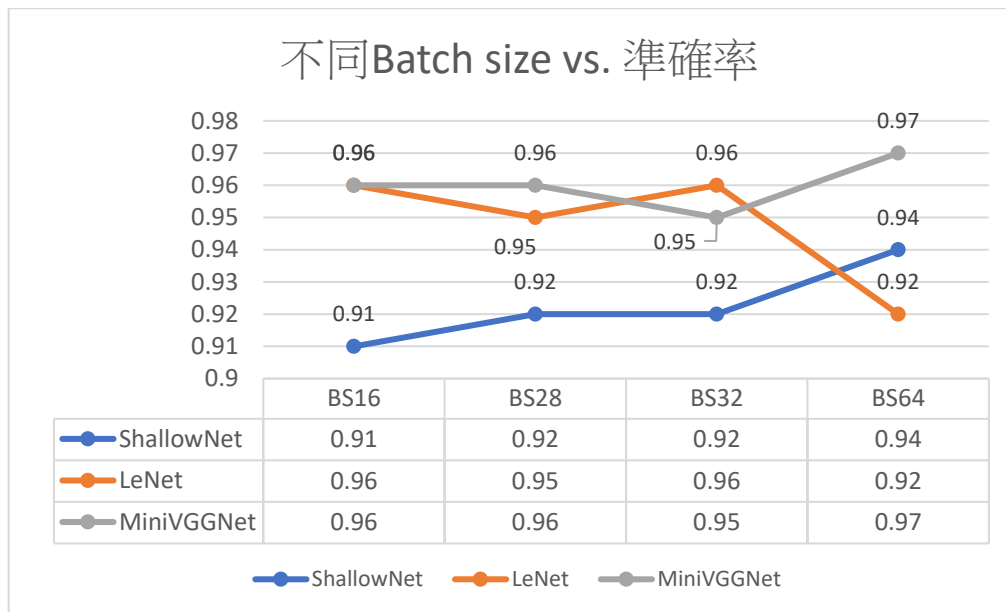


圖表 3-3

不同資料集

結論：從圖表 3-3 實驗結果所示，我們發現當 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 訓練 100 次時，學習率用 0.001 時，準確率會是最高的！

實驗六：不同批量(Batch size)對訓練 CNN 網路 ShallowNet、LeNet、MiniVGGNet 架構的準確率與影響 (我們是使用 1000 張照片、學習率 0.001、有神經元(Dropout)、訓練 100 次)做實驗。



圖表 3-4 不同資料集

結論：從圖表 3-4 實驗結果所示，不同 Batch size 對 LeNet 來說，將 Batch size 設為 32 時，準確率最高的，MiniVGGNet 及 ShallowNet，則將 Batch size 設為 64 時，準確率最高。

批量(Batch size)：假設有 10 筆資料，每筆數據量都很大，電腦因為記憶體不夠用，所以無法一次跑 10 筆。這時我們只好把 10 筆資料分批送進神經網路，也就是 Batch size，今天我一次放 32 筆資料進神經網路運算，那 Batch size 就等於 32。Batch size 將影響到模型的優化程度和速度。

肆、結論與應用

一、本系統可以辨識入侵鐵道的異物，並提供預警

經實驗結果得知：我們選用高準確率的 MiniVGGNet(CNN 架構)來訓練視覺辨識模型，但 MiniVGGNet 和 LeNet 的準確率差不多，因 LeNet 最高準確率為 96%，而 MiniVGGNet 最高確準確率為 97%，其實只差 1%。MiniVGGNet 成功模擬辨識入侵軌道的人、牛、車模型，並透過藍芽無線訊號，通知火車預警，如圖 4-1。



圖 4-1 辨識各個物件的結果

二、本系統成功提高辨識準確率

經實驗發現，對深度學習而言，資料集的數據量越多越好。人工神經網絡獲得的範例資料越多，就越能夠正確辨識出物件。正如李開復博士在 **AI** 新世界一書中提到；如果餵入的資料量夠多，即使是一群中等水準的 **AI** 工程師設計出來的驗算法，表現也可以比世界頂尖深度學習研究人員用相對很少數據量設計出來的演算法更好，即辨識

的準確率愈高。實驗發現：即使是簡單的 **CNN** 類神經架構在資料數據量夠多情況下，也能有高準確率的表現。批量標準化 **Batch normalization (BN)**和移除神經元 (**Dropout**)的參數對特定 **CNN** 架構有提高效果(如 **MiniVGGNet**)，選對學習率也是個關鍵，但仍不如數據量明顯，所以越多的範例資料集，亦即圖片，將能大大提升訓練模型的準確率。

三、未來方向

1. 研究其他參數，如 **Epochs** (訓練次數)對準確率的影響
2. 研究優化器(**Optimizer**)，如 **SGD**—準確率梯度下降法 (**stochastic gradient decent**)、

Adam Optimizer 對準確率的影響

3. 研究物件偵測演算法是否能有效提升系統的準確率。

本系統希望能大大提升台鐵鐵道的安全，保障人民的生命。

伍、參考文獻

史書華、楊孟軒、王建棟、Daniel Kao、李郁欣、陳盈諭(2021)。不能遺忘的 49 條生命——重建 0402 太魯閣號事故。取自天下雜誌網站

<https://web.cw.com.tw/tra-train-crash/index.html>

王志偉、張立勳、趙雙傑、鄭任南、中時新聞網、張達智(2021)。【太魯閣出軌】最新現場！第 6 節車廂尋獲一具完整遺體 死亡人數恐上修。取自中時新聞網

<https://www.chinatimes.com/realtimenews/20210403000674-260402?chdtv>

蘇育萱(2021)。太魯閣號出軌奪 51 命 一次看懂事故全細節。取自中時新聞網

<https://www.chinatimes.com/realtimenews/20210402004840-260405?chdtv>

張宸珣、王閔溱、吳尚原(2019)。火車行駛安全辨識系統。第 6 全國中小學科展作品

吳姿賢(2021)。瑕疵連環爆 台鐵認了邊坡告警系統為這事延宕 2 年。取自聯合新聞網

<https://udn.com/news/story/122094/5366622>

Dr. Adrian Rosebrock(2019). Deep Learning For Computer Vision with Python. PyimageSearch 2019.

什麼是人工智慧—AI? 取自 ORACLE 官網

<https://www.oracle.com/tw/artificial-intelligence/what-is-ai/>

機器學習(Machine Learning)與深度學習(Deep Learning)。取自艾錫學院網站

<http://blog.ittraining.com.tw/2017/11/machine-learningdeep-learning.html>

ujjwalkarn(2016). An Intuitive Explanation of Convolutional Neural Networks. The data Science.

<https://ujjwalkarn.me/2016/08/11/intuitive-explanation-convnets/>

準確率與精確率的差別。取自幸西亞的智能樹網站

<https://cynthiachuang.github.io/Common-Evaluation-MetricAccuracy-Precision-Recall-F1-ROCAUC-and-PRAUC/>

HZ 在掘金(2021)。 機器學習：準確率(Accuracy)，精確率(Precision)，召回率(Recall)。取自 MdEditor

<https://www.gushiciku.cn/pl/g5LK/zh-tw>

Batch normalization. From Wikipedia

https://en.wikipedia.org/wiki/Batch_normalization

李賢伊(2020)。Batch Normalization 介紹。警伊的閱讀筆記

<https://medium.com/ching-i/batch-normalization-%E4%BB%8B%E7%B4%B9-135a24928f12>

lalaland20(2020)。深度學習當中的三個概念。取自 IT 人

<https://iter01.com/557990.html>

論智(2018)。什麼是學習率？取自每日頭條

<https://kknews.cc/zh-tw/code/936ylkj.html>

李開復(2018)。AI 新世界。天下文化

【評語】 100020

1. 本研究探討高準確率 AI 鐵道辨識異物入侵系統設計之研究。值得鼓勵。
2. 建議可以針對不同變因的影響原理與效益,作進一步探討。
3. 建議針對台鐵與高鐵之異物入侵系統需求不同(台鐵是辨識,而高鐵只需要偵測),進行探討與說明.導入感測器的功能若是針對火車行駛安全(指能通報車輛並及時煞車),影像的任務應該是判定是否能即時判定有異物,以及判定是否需要知會車輛停止,似乎不需要強調辨識異物的正確性。
4. 建議應對於實驗室與真實軌道環境之影響因素差異,作進一步探討.以現階段模型來說,異物需要具備何種條件可被判別為入侵?如體積大小、色彩、佔據畫面比例等。請說明。
5. 建議應對於模型與實物之系統需求差異,作進一步探討.建議可以分析討論一下真實使用情境。如相機觀測軌道的角度(若需要看監控一段軌道,則代表同樣異物在影像中的大小差異會很大,那所開伐系統是否有偵測的能力?),多少距離需要架設一個相機等。