

基於後方汽機車車牌物件偵測類神經網路參數最佳化之研究

Research on Parameter Optimization of Neural Network Parameters for Rear Vehicle License Plate Detection

林羣浦¹ 吳東光²

Lin, CHUN PU WU¹, TUNGKUANG²

¹國立彰化師範大學 資訊管理研究所 研究生

¹National of ChangHua University of Education Student

E-mail: lincfgate@gmail.com

²國立彰化師範大學 資訊管理研究所 教授

²National of ChangHua University of Education Professor

E-mail: tkwu@im.ncue.edu.tw

摘要

近年來，國內 250cc 以上重型機車開放，由於交通法規規定一般 250cc 以上重型機車必須停置於汽車位，但 250cc 以上重型機車前方車牌擺放位置並無相關明確法規規定，而汽車停車場採用前方車牌辨識系統，造成 250cc 以上重型機車無法進入汽車停車場停放。在路邊汽車位數目不足情況下，導致汽車與重型機車互相爭奪停車位情況偶有發生。本研究提出了一個以後方辨識汽機車車牌方式，解決重型機車無法能停入汽車停車場之窘況。而因後方車牌辨識場景相較於前方辨識車牌較為複雜，容易因後方車牌周遭文字、圖案等影響車牌之辨識；本研究亦相對提出後方車牌目標偵測方法，解決後方車牌不易辨識問題。

關鍵字：後方車牌偵測、汽機車車牌差異、類神經網路、轉移學習、參數微調

Abstract

In recent years, heavy motorcycles with engine displacement of 250cc or higher have been allowed on the roads in Taiwan. However, according to traffic regulations, these heavy motorcycles must be parked in designated car parking spaces. There is no clear regulation regarding the placement of the license plate for motorcycles with engine displacement of 250cc or higher. This has caused a problem for motorcycles to enter car parking facilities that use license plate recognition systems, resulting in competition for parking spaces between cars and motorcycles when there is a shortage of parking spaces on the roadside. This study proposes a solution to this problem by using rear license plate recognition for motorcycles and cars in parking facilities. However, recognizing license plates from the rear is more complicated than from the front, as the license plate may be affected by surrounding text and graphics. Therefore, this study proposes a rear license plate detection method to address this issue.

Keywords: Rear License Plate Detection, Differences Between Car and Motorcycle License Plates, Neural Networks, Transfer Learning, Fine-Tuning

壹、研究背景動機

一、研究背景

目前停車場辨識系統上常常由於台灣、機車數輛變多，使得停車場需求大增，以往以人力所處理計費方式已無法應付大量停車需求，導致車輛常常大排長龍影響交通秩序(林欣漢, 2014)

截至 2022 年 7 月為止，根據交通部統計，汽車數輛為 8,395,091 輛，機車數量高達 14,328,497 輛 (中華民國交通部公路總局, 2022)，由於早期停車場管理方式採用磁卡或感應式硬幣進行時間上計算，最後收費採用人工收費方式，但人力所造成耗費成本龐大，因此在科技進步催促下，停車場自動化系統因應而生減少人力處理緩慢。使停車場管理全面改由電腦取代人工進、出場管理及收費。在這種情況催促下，車牌自動辨識成為現今電腦取代人力中不可缺少技術之一 (方洛彬, 2020)。

二、研究動機及目的

正如前章節所述，發展出一套節省人力及快速管理停車場方法已刻不容緩 (許博翔, 2010)，因此智慧型停車系統如雨後春筍般發展 (鄔德傳, 2020)。台灣目前現有停車管理有下列幾種方式，如表1-1。

表 1-1 現行停車場管理方式

停車場管理方式	採用方式
人工管理	人工管理
代幣、磁卡、磁扣	電磁紀錄
RFID 感應	無線通電訊號識別目標讀寫數據
自動車牌自動辨識	攝影機拍攝車牌由軟體分析車牌號碼

資料來源：本研究彙整

在台灣土地價格日益上漲情況下，以台北市信義區永吉路 111 年 12/22 日停車位實價登錄資料顯示，一般事務所屋齡 5 年總面積大小 10.66 坪停車位，單純包含土地價格高達新台幣 340 萬元 (內政部內政部不動產實價登錄查詢網, 2023)，如果土地規劃成自動車牌辨識系統停車場還尚未包含建置費用，在寸土寸金土地成本下，如何妥善利用資源成為重要議題。

根據交通管理處罰條例第 92 條第 6 項及道路交通標誌標線號誌設置規則第 190 條規定，將 250CC 以上紅、黃牌大型重機車行駛、停放比照小型車辦理，然而現今汽車停車場目前多為前方辨識車牌，雖然交通部規定重機型車必須比照小型車辦理前方需懸掛車牌，但重型機車前方懸掛何處卻無明文規定，造成現行前方辨識車牌停車場系統無法辨識車牌。也因為目前無使用後方車牌偵測混合汽機車停車場場地，使得重型機車與一般汽車爭奪停車位情況或亂停於機車停車位。

為達到上述現行法規調整，本論文提出汽、機車混合式自動車牌偵測系統 (Mixed License Plate Recognition)。此系統以後方偵測方式偵測汽、機車車牌，並使用機器學習 (Machine Learning)、目標檢測網路模型、參數最佳化演算法及結合大數據 (Big Data) 訓練汽、機車車牌綜合模組，克服汽、機車車牌大小不一致導致無法有效辨識車牌情況，進一步最佳化機器學習參數，提高車牌辨識正確率達到以下目標：

1. 建設汽、機車混合停車場，可增加土地利用有效性。
2. 透過最佳化演算法提出改良車牌辨識模組增加辨識速度、提高辨識率，解決上文所述一般停車場大排長龍問題。
3. 透過統一進出入口配合動線規劃增進停車場空間可用性及便利性，設置多元車位達到一般汽、機車皆能駛入停車場便利性。

貳、文獻探討

一、自動車牌辨識系統的應用

自動車牌辨識系統應用很廣泛，目前應用大致分為下列幾種：

- (一) 即時道路監控系統：近來由於治安事件頻傳、重大刑案發生以臺中市政為例 101 年使用車牌辨識系統破獲的刑案共 36 件 (林彥伶 et al., 2013)，使得路口監視器 (CCTV) 成為重要追查重點工具 (陳先進, 2006)。透過路口監視器 (CCTV) 配合 ALPR 系統，將疑似問題車輛車號輸入資料庫中，如偵測到此車輛系統立即會發出警告聲來通知員警查緝。
- (二) 停車場管理系統：如同第一章所述，停車場自動化管理已成為現在不可避免趨勢，各地停車場紛紛拋棄以往人工及感應幣和磁卡等方式使用車牌辨識系統來管理停車場，台灣目前較大停車場連鎖業者如嘟嘟坊、CITY PARKING 城市車旅等

諸如上述業者車牌辨識方式為鏡頭在前面截取影像，分析出車牌號碼，將出入場時間寫入資料庫中，透過程式計算出入場時間配合金流方式處理停車場問題。過程中因為汽車與機車差別於汽、機車車牌懸掛位置不同，導致汽、機車必需分道辨識，本研究採用後方辨識方法，優點在汽、機車可同時從同一車道進出，對現行重型機車必須停在停車格法規加以修改停車場車牌辨識方法，解決重型機車車位不足及停放一般汽車格或機車格停放混亂情形。

二、Tensorflow

TensorFlow 由 Google Brain (Tensorflow 官網, 2022) 開發，為 Google 大腦第二代學習系統，在 Apache 2.0 平台於 2015 年 11 月 9 日所發佈 (趙英俊 & 廖信彥, 2020) 是現今最重要深度學習框架之一 (Tensorflow 官網, 2022)，目前在 Github 上所發佈最新版本為 2.11.0 (截至 2023/02/15)。

Tensorflow 同時支援 GPU 和 CPU 運算，同時可在 Windows 及 Linux 上運作，本研究以 Tensorflow 2.0 版本及 Windows 介面為基礎做為程式開發。Tensorflow 廣泛應用於電腦視覺、財務金融、語音辨識、自然語言處理、音訊辨識與生物資訊學等。早期用來訓練深度神經網路模型、實際較出名的 Google 深度學習模型應用產品上有：G-mail 自動回覆系統 (Raffel et al., 2019)、Alpha-Go (Silver et al., 2016)、智慧音箱 (Amodei et al., 2015)、手機自拍背景虛擬化 (Zamir et al., 2018) 等產品。

本論文探討使用後方鏡頭辨識汽、機車車牌，實驗採用圖形物件偵測方式，使用 Tensorflow 物件偵測 API 將一般前方鏡頭偵測車牌方法改由後方鏡頭來進行車牌辨識

三、類神經網路

類神經網路有許多演算法，例如卷積神經網路 CNN (Convolutional neural network)、循環神經網路 (Recurrent neural network)，其中 CNN 卷積神經網路善長於圖形處理上 (Zhuobao & Hanyun, 2022)，RNN 善長自然語言處理 (Natural Language Processing) (王柏

鈞, 2020), 例如聊天機器人。由於本論文重點在於使用圖形辨識處理中物件偵測。

四、SSD (Single Shot Multibox Detector) 目標檢測網路模型

近年來又有研究者以 VGG-16 網路模型為基礎發展相關論文, 其中 SSD (Single Shot Multibox Detector) 網路模型與 YOLO (You Only Look Once) 網路模型為近年來被眾人加以討論技術 (Tan et al., 2021)。其中 SSD 精確度較高與檢漏率較低, 適合用於停車場管理系統 (葉凌承, 2020), 故本研究採用 SSD 網路模型做為本實驗網路模型。

參、研究工具及環境

本研究以 Github 中 Nicknochnack 作者所開發 Real-time Automatic License Plate Recognition 系統為基礎使用轉移學習方式利用現有的網路模型對參數進行微調, 改寫汽機車混合車牌辨識系統 (Mixed License Plate Recognition System, MLPR) 進行實驗, 開發環境、工具如下:

開發語言: Python 3.6 (64-bit)

各版本: Tensorflow 2.6.2

開發硬體環境為:

CPU: Intel(R) Core(TM) i3-10100F @ 3.6G Hz

GPU: NVIDIA GeForce RTX 3070 Ti 8 GB

CUDA Version: 11.0; Cudnn: 8.1

RAM: 32 GB

作業系統: Windows 10 教育專業版 (64-bit), 版本: 21H2

一、資料集及實驗定義

本研究採用台灣科技大學 AOLP 資料集 (Hsu et al., 2013)、義守大學 ISU 機車車牌資料集 (蕭季峰 et al., 2021) 及自行搜集街頭拍攝汽車車牌(119 張)、機車車牌(228 張) 共 2183 張, 經過篩選。篩選條件為汽、機車停放位置符合停車場後方入口攝影機鏡頭情境照片汽車 632 張、機車 393 張總共 1,025 張, 解析度為 640x480, 96 dpi, 採用目前汽、機車歷代車牌照片進行實驗。

其中最佳化實驗、切割框架實驗及實驗 A、B、C 中測試集為相同內容測試集資料, 採用了自行搜集汽車 15 張, 機車 27 張總共 52 張做為測試集進行實驗。

實訓練次數: 為達到學習運算一致性, 統一運算 5,000 次為數值基準點。

模型比較定義: 以 AOLP 汽車照片(632 張), 加上 ISU 機車照片(393 張)為訓練集共 1,025 張, 為了檢驗模型可檢驗性及大量數據正確性和進行大量運算時表現運算速度, 採用了 152 張自行搜集汽車(75 張)、機車照片(77 張)為測試集。

最佳化實驗定義: 以 AOLP (536 張)加上 ISU (220 張)共 756 張為訓練集, 自行搜集汽、機車照片共 52 張為測試集進行實驗。

切割框架大小實驗定義: 以 AOLP (536 張)和 ISU 及自行搜集汽、機車照片(220 張)共 756 張為訓練集, 自行搜集汽、機車照片共 52 張為測試集實驗。

實驗 A 定義: 以 AOLP 汽車照片 536 張為訓練集, 自行搜集汽、機車照片共 52 張為測試集實驗。

實驗 B 定義: 以 ISU 機車照片(109 張)及自行搜集機車照片(111 張)共 220 張為訓練集, 自行搜集汽、機車照片共 52 張為測試集實驗。

實驗 C 定義：以 AOLP 汽車照片(536 張)加上 ISU 機車照片(109 張)、自行搜集照片(111

二、實驗環境

以下為本研究實驗環境如下圖3-1：

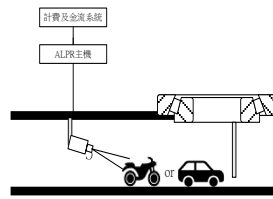


圖 3-1 本研究虛擬實驗環境
資料來源：本研究繪製

三、實驗流程圖

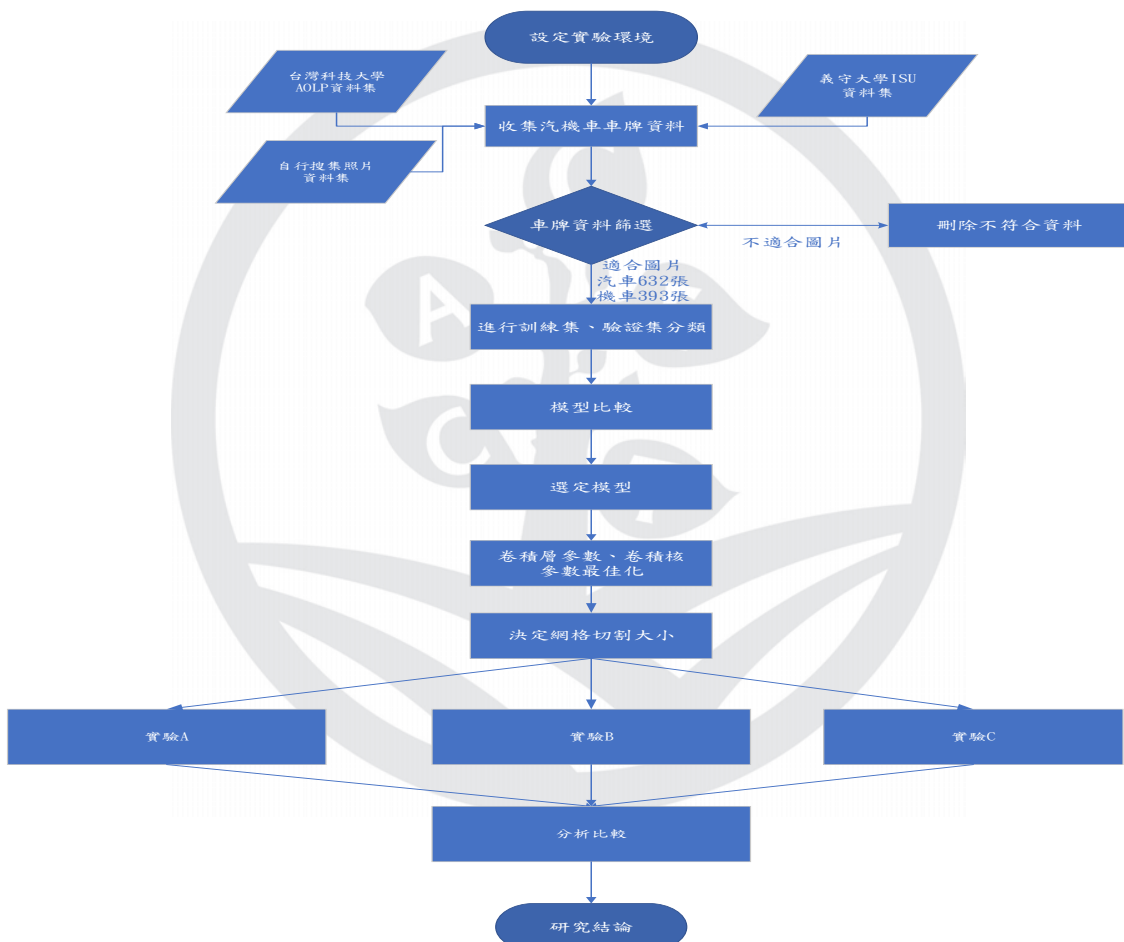


圖 3-2 本實驗流程
資料來源：本研究繪製

肆、實驗結果

一、SSD 各模型比較

首先進行實驗 A、B、C 之前模型選擇，依照先前章節定義參數進行實驗，得出下列數值，如表4-1：

表 4-1 SSD 各網路模型實驗數值

640x640	Speed(ms)	AP	AR	F1-Score
SSD MobileNet V1 FPN	40.46	0.995	0.694	0.817679
SSD MobileNet V2 FPNLite	39.96	0.987	0.653	0.785989
SSD ResNet101 V1 FPN (RetinaNet 101)	108.6	0.980	0.715	0.826785

資料來源：本研究實驗結果

二、實驗參數選定

根據 Zhang 等學者(Zhang & Jia, 2021) 研究及綜合上述實驗結果得知，採用 SSD Mobilenet V2 FPNLite 網路模型來進行停車場車牌辨識，可達到處理速度快及準確度高的效果，本研究後續使用 SSD Mobilenet V2 FPNlite 640 × 640 網路模型進行最佳化微調參數實驗。

本實驗設計演算法，利用此演算法做為微調預測框卷積層參數影響及卷積核參數最佳化實驗，以下為本實驗所設計演算法流程，如圖 4-1

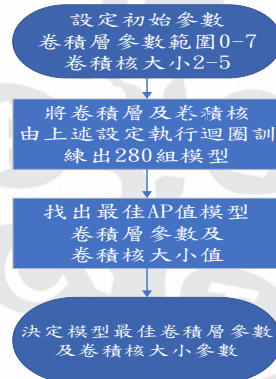


圖 4-1 演算法流程圖

資料來源：本研究繪製

本演算法考慮卷積層數影響運算時間及卷積核大小產生特徵圖數量 (Simonyan & Zisserman, 2014; Springenberg et al., 2014)，由於本研究數據集較照片數量較少，所以設定卷積層參數範圍為 0 至 7，卷積核大小為範圍為 2 至 5。上述設定考量到捲積層層數影響訓練速度及卷積核大小影響訓練速度，演算法程式如圖 4-2

```

1  def train_model(num_layers, kernel_size):
2      # Set the pipeline_config.cfg parameters based on the input arguments
3      pipeline_config = tf.compat.v1.ConfigProto()
4      pipeline_config.num_layers = num_layers
5      pipeline_config.kernel_size = kernel_size
6      # 設定初始值和卷積層範圍和卷積層大小
7      best_average_precision = 0
8      best_layers = 0
9      best_kernel_size = 0
10     for num_layers in range(0, 7):
11         for kernel_size in range(2, 5):
12             train_model(num_layers, kernel_size)
13             #得出最佳AP值
14             average_precision = #得到最佳訓練模型中Average Precision(AP)值:
15             #比較AP值
16             if average_precision > best_average_precision:
17                 best_average_precision = average_precision
18                 best_layers = num_layers
19                 best_kernel_size = kernel_size
20     # 列印最好結果
21     print('最佳AP值:', best_average_precision)
22     print('增加卷積層:', best_layers)
23     print('最適合卷積核大小:', best_kernel_size)
  
```

圖 4-2 演算法程式碼

資料來源：本研究編譯

經過演算法運算，產生 280 組模組，分析比較每一組最佳 AP 值得到表4-2。

表 4-2 七次運算結果表

	最佳值 AP 值	卷積層參數	卷積核大小
第一次運算	0.9620	6	4
第二次運算	0.9880	1	4
第三次運算	0.9690	4	4
第四次運算	0.9790	6	4
第五次運算	0.9820	4	4
第六次運算	0.9600	2	4
第七次運算	0.9780	3	4

資料來源：本研究實驗結果

故將預測框卷預層數設定為 1，卷積核大小為 4。

三、切割框架比較

接著實驗嘗試 640×640 切割框架 (Frame) 大小降低成 320×320 切割框架大小，實驗得出表4-3 (與 640×640 比較)。

表 4-3 各切割網格效能比較表

	Speed(ms)	AP	AR	F1-Score
320×320	10.2	0.983	0.638	0.773787
640×640	22.4	0.988	0.631	0.77014

資料來源：本研究實驗結果

經過實驗比較在速度上，320×320 切割框架大小運算速度優於 640×640 處理速度而 AP 值僅差 0.005，但在 F1-Score 綜合表現上，320×320 數值優於 640×640 切割框架大小，網路模型符合處理大量車流使停車場車輛快速入場及正確偵測出車牌，最後實驗將決定採用 SSD MobileNet V2 FPNLite 320×320 做為實驗網路模型。

四、三種情境實驗

接下來進行 A、B、C 三種情境實驗，情境為上章節所定義，得出數值如表4-4所示。

表 4-4 A、B、C 情境比較表

	AP	AR	F1-Score
實驗 A	0.923	0.604	0.730179
實驗 B	0.829	0.581	0.68319
實驗 C	0.988	0.631	0.77014

資料來源：本研究實驗結果

實驗 C 車牌綜合辨識上，AP 值為 0.9880、F1-Score 值為 0.77014，整體上優於 A、B 二種情境，故實驗 C 符合本研究汽機車綜合車牌辨識模組，適用於模擬實驗環境中有效偵測汽、機車車牌，達到本研究目的。

4.5 情境畫面



圖 4-3 系統畫面

資料來源：本研究擷取

伍、結論

本研究順應現行法規改變，使用後方車牌辨識模組進行車牌偵測，提出 250cc 大型重型機車與汽車採用同一車道進出後方車牌辨識門禁式停車場。實驗中比較 SSD 網路模型各效能、精確度、召回率及 F1-Score。並設計一套微調類神經網路參數最佳化演算法訓練出後方汽、機車車牌偵測模組，在汽、機車混合出入口情境中研究最佳化方法提升車牌辨識精確度及綜合表現。

參考文獻

- 林彥伶、鄧少華、林曾祥 (2013)。車載式車牌辨識系統應用於刑案偵查之研究。2013 企業架構與資訊科技國際研討會。
- 蕭季峰、劉維哲、謝東宏、王周珍 (2021)。智慧機車車牌辨識系統之研究。臺灣網際網路研討 (TANET2021) 會暨全國計算機會議 (NCS2021)。
- 施威銘研究室 (2020)。AI 大局：鳥瞰人工智慧技術全貌，重塑 AI 時代的領導力。旗標出版社。
- 黃士嘉、林邑 (2020)。輕鬆學會 Google TensorFlow 2.0：人工智慧深度學習實作開發。博碩文化出版社。
- 趙英俊、廖信彥 (2020)。Tensorflow2.0 深度學習快速入門。博碩文化出版社。
- 鄔德傳 (2020)。臺北市推動智慧停車之挑戰與對策。T&D 飛訊第 266 期。
- 方洛彬 (2020)。人工智慧之車牌辨識系統設計。正修科技大學 資訊工程研究所 碩士學位論文。
- 許博翔 (2021)。輕量化車牌辨識模型。國立臺灣師範大學 電動工程學系 碩士學位論文。
- 葉凌承 (2020)。整合主動式攝影機與深度學習技術之橋梁瑕疵檢測系統的研究。朝陽科技大學 資訊工程系 碩士學位論文。
- 羅兆廷 (2000)。台北市路邊停車收費管理課題之探討。國立交通大學 交通運輸研究所 碩士學位論文。
- Tensorflow 官網 (2022)。 <https://www.tensorflow.org/guide?hl=zh-tw>。擷取日期：2023/2/15。
- 中華民國交通部公路總局 (2022)。機動車輛登記處-交通部統計查詢網。 <https://stat.motc.gov.tw/mocdb/stmain.jsp?sys=100&funid=a3301>。截取日期：2023/12/15。

- 內政部 (2023)。內政部不動產實價登錄查詢網。 <https://lvr.land.moi.gov.tw/>。擷取日期：2023/12/15。
- Albuquerque, C., Vanneschi, L., Henriques, R., Castelli, M., Pova, V., Fior, R., & Papanikolaou, N. (2021). Object detection for automatic cancer cell counting in zebrafish xenografts. *PLoS One*, *16*(11), e0260609. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260609>.
- Bhagat, T., & Thakur, R. (2021). Automatic Recognition of License Plates. *International Conference on Emerging Techniques in Computational Intelligence (ICETCI)*. <https://doi.org/10.1109/ICETCI51973.2021.9574072>.
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2013). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. arXiv:1311.2524. Retrieved November 01, 2013, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2013arXiv1311.2524G>.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385. Retrieved December 01, 2015, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2015arXiv151203385H>.
- Hossain, S., Hassan, M. Z., & Masba, M. (2021). *Automatic License Plate Recognition System for Bangladeshi Vehicles Using Deep Neural Network*. https://doi.org/10.1007/978-981-16-6636-0_8.
- Hsu, G. S., Chen, J. C., & Chung, Y. Z. (2013). Application-Oriented License Plate Recognition. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *62*(2), 552-561. <https://doi.org/10.1109/TVT.2012.2226218>.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, *86*(11), 2278-2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>.
- Lin, T.-Y., Dollár, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., & Belongie, S. (2016). Feature Pyramid Networks for Object Detection. arXiv:1612.03144. Retrieved December 01, 2016, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2016arXiv161203144L>.
- Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Bourdev, L., Girshick, R., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Zitnick, C. L., & Dollár, P. (2014). Microsoft COCO: Common Objects in Context. arXiv:1405.0312. Retrieved May 01, 2014, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2014arXiv1405.0312L>.
- Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., & Berg, A. C. (2015). SSD: Single Shot MultiBox Detector. arXiv:1512.02325. Retrieved December 01, 2015, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2015arXiv151202325L>.
- Pugalenthy, K. R., Ibrahim, M. Z. B., Mohd Faudzi, A. A. B., & Othman, M. R. B. (2022, 2022//). Malaysian Vehicle License Plate Recognition Using Deep Learning and Computer Vision. Proceedings of the 6th International Conference on Electrical, Control and Computer Engineering, Singapore.
- Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W., & Liu,

- P. J. (2019). Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. arXiv:1910.10683. Retrieved October 01, 2019, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019arXiv191010683R>.
- Ribani, R., & Marengoni, M. (2019, 28-31 Oct. 2019). A Survey of Transfer Learning for Convolutional Neural Networks. 2019 32nd SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials (SIBGRAPI-T),
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L.-C. (2018). MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. arXiv:1801.04381. Retrieved January 01, 2018, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2018arXiv180104381S>.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. arXiv:1409.1556. Retrieved September 01, 2014, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2014arXiv1409.1556S>.
- Tan, L., Huangfu, T., Wu, L., & Chen, W. (2021). Comparison of RetinaNet, SSD, and YOLO v3 for real-time pill identification. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21(1), 324. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01691-8>.
- Wang, T., Wu, D. J., Coates, A., & Ng, A. Y. (2012). End-to-end text recognition with convolutional neural networks. *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, 3304-3308.
- Zamir, A., Sax, A., Shen, W., Guibas, L., Malik, J., & Savarese, S. (2018). Taskonomy: Disentangling Task Transfer Learning. arXiv:1804.08328. Retrieved April 01, 2018, from <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2018arXiv180408328Z>.
- Zhang, J., & Jia, W. (2021). A New Approach for License Plate Recognition in Smart Parking Based on SSD and Image Processing. *IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE)*, 312-323.
- Zhuobao, T., & Hanyun, W. (2022). Image Classification Based on TensorFlow and Convolution Neural Networks. *International Journal of Social Science and Education Research*, 5(3), 28-34. [https://doi.org/10.6918/IJOSSER.202203_5\(3\).0007](https://doi.org/10.6918/IJOSSER.202203_5(3).0007).