

南華大學科技學院資訊管理學系

碩士論文

Department of Information Management

College of Science and Technology

Nanhua University

Master Thesis

應用 AI 偵測農地違章工廠之研究

Applying AI to Detect the Illegal Factories on Farmland



田展誌

Zhan-Zhi Tian

指導教授：洪銘建 博士

Advisor: Ming-Chien Hung, Ph.D.

中華民國 112 年 7 月

July 2023

南華大學
科技學院資訊管理學系
碩士學位論文

應用 AI 偵測農地違章工廠之研究
Applying AI to Detect the Illegal Factories on Farmland

研究生：

經考試合格特此證明

口試委員：郭光明

洪銘建

吳光閔

指導教授：洪銘建

系主任(所長)：陳信良

口試日期：中華民國 112 年 7 月 3 日

著作財產權同意書

南華大學資訊管理學系碩士論文著作財產權同意書

立書人：田展誌 之碩士畢業論文
中文題目：
應用 AI 偵測農地違章工廠之研究

英文題目：
Applying AI to Detect the Illegal Factories on Farmland

指導教授：洪金連 博士

- 學生與指導老師就本篇論文內容及資料其著作財產權歸屬如下：
- 共同享有著作權
 - 共同享有著作權，學生願「拋棄」著作財產權
 - 學生獨自享有著作財產權

學生：田展誌 (請親自簽名)

指導老師：洪金連 (請親自簽名)

中華民國 112 年 7 月 18 日

致謝

在這兩年的碩士生涯中，我要感謝所有幫助和支持我的人。首先，我要衷心感謝指導老師-洪銘建教授在這兩年的悉心指導和照顧。您不僅在學術上給予我指導，提供我各種資源與設備，更關心我的生活，您曾告訴我「機會不等人，等你完全準備好，機會可能就沒了」，這句話深深地激勵著我，讓我勇於面對困難，敢於挑戰自我，在您安排的案子中，我積累了豐富的實務經驗，非常感謝您願意給予我這些機會。其次，感謝兩位口試委員，感謝委員在論文口試中提供的寶貴意見和建議，讓我深入思考和改進論文內容，使我的論文更加完善。此外，感謝我的朋友和同學們，在我研究遇到問題時一起討論並且交流意見，共同進步。最後，感謝我的家人在我求學過程中給予我很多支持和鼓勵。



應用 AI 偵測農地違章工廠之研究

學生：田展誌 指導教授：洪銘建 博士

南華大學 資訊管理學系碩士班

摘要

農地違章工廠對社會造成多方面的影響，尤其是對農業的影響，削弱了農業生產的能力。同時，2022 年的俄烏戰爭導致國際糧食價格上漲，台灣作為糧食進口國受到影響，畜牧業的飼料成本增加，進而影響國內畜產品價格。農業不僅提供糧食，還為其他產業提供基本原物料，在經濟發展中扮演著重要角色。為確保國內糧食供應穩定，國家應控制農業產量，避免因國際市場波動或自然災害等因素而導致糧食供應問題。然而，目前國內可供糧食生產的土地面積尚未達到需求，且農地違章工廠佔據農業用地並造成環境汙染，危害國民健康。

在目前深度學習技術廣泛使用，在各個領域都可以看見應用的場合，應用深度學習技術能夠減少大量重複性工作，加速清查作業的進行，因此本研究利用街景影像進行物件偵測，找出建在農地上的違章工廠。本研究以農業及農地資源盤整結果以及 google 街景圖建立資料集，訓練 Mask R-CNN 神經網路模型，應用物件偵測於農地違章工廠，以混淆矩陣計算評估模型，F1-score 為 0.483，預測遮罩平均 IoU 為 0.391。

關鍵字：農地違章工廠、深度學習

Applying AI to Detect the Illegal Factories on Farmland

Student: Zhan-Zhi Tian Advisor: Ming-Chien Hung, Ph.D.

Department of Information Management

Nanhua University

Master Thesis

ABSTRACT

Illegal factories on farmland have multiple impacts on society, especially on agriculture, as they weaken agricultural productivity. Additionally, the 2022 Russia-Ukraine war led to a surge in international food prices, affecting Taiwan as a food-importing country and causing increased feed costs for the livestock industry, which in turn impacts domestic livestock product prices. Agriculture not only provides food but also serves as a crucial source of raw materials for other industries, playing a vital role in economic development. To ensure stable domestic food supply and mitigate the risks of international market fluctuations or natural disasters, the government should control agricultural production. However, the current available land for food production falls short of the required quantity, and the presence of unauthorized factories on agricultural land not only occupies valuable agricultural resources but also contributes to environmental pollution, posing risks to public health.

With the widespread use of deep learning technology and its application in various fields, it has become possible to reduce repetitive tasks and expedite investigation processes. Therefore, this study employs street view imagery for object detection to identify Illegal factories on farmland. The dataset is established using the results of agricultural and land resource surveys and Google Street View images. A Mask R-CNN neural network model is trained for object detection on Illegal factories on farmland. The model's performance is evaluated using a confusion matrix, resulting in an mAP of 0.483 and an average IoU of 0.391 for predicted masks.

Keyword: Illegal factories on farmland, Deep learning, Mask R-CNN



目錄

著作財產權同意書	I
致謝	II
摘要	III
ABSTRACT	IV
目錄	VI
圖目錄	VIII
表目錄	IX
第一章、緒論	1
第一節、研究背景與動機	1
第二節、研究目的	3
第二章、文獻回顧	4
第一節、農地違章工廠	4
第二節、人工智慧	5
(一) 深度學習	6
(二) 卷積神經網路	9
(三) 物件偵測	9
(四) R-CNN	10
(五) Fast R-CNN	10
(六) Faster R-CNN	11
(七) Mask R-CNN	12
第三節、違章偵測	13
第四節、深度學習評估指標	14
(一) 混淆矩陣 confusion matrix	14
(二) 精確度 Precision	14
(三) 召回率 Recall	15
(四) F1-score	15

(五) 交集聯集比 Intersection over union	16
第三章、研究方法.....	17
第一節、開發工具.....	17
(一) Selenium	18
(二) Labelme	18
(三) Tensorflow	18
(四) Keras	18
第二節、資料前處理.....	19
(一) 資料來源.....	19
(二) 蒐集街景照片.....	19
(三) 影像標記.....	21
(四) 資料擴增.....	21
第三節、Mask R-CNN	22
第四章、研究結果.....	24
第一節、資料擴增.....	24
第二節、骨幹網路.....	25
第五章、結論與建議.....	29
第一節、結論.....	29
第二節、研究限制.....	29
第三節、未來研究建議.....	30
參考文獻.....	31

圖目錄

圖 1 110 年度全台農業及農地資源盤查結果.....	2
圖 2 AI,ML,DL 之間的區別.....	6
圖 3 生物/人工神經元對照圖.....	7
圖 4 多層神經網路模型架構圖.....	7
圖 5 R-CNN 架構圖.....	10
圖 6 Fast R-CNN 架構圖.....	11
圖 7 Faster R-CNN 架構圖.....	11
圖 8 Mask R-CNN 架構圖.....	12
圖 9 IoU 計算範圍.....	16
圖 10 開發流程圖.....	17
圖 11 農業及農地資源盤整結果.....	19
圖 12 Selenium 執行畫面.....	20
圖 13 google map URL 參數說明.....	20
圖 14 labelme 影像標記工具介面.....	21
圖 15 資料擴增示意.....	22
圖 16 資料集切割數量.....	22
圖 17 資料擴增-實驗 1 週期損失折線圖.....	24
圖 18 資料擴增-實驗 2 週期損失折線圖.....	25
圖 19 骨幹網路 ResNet50 週期損失折線圖.....	26
圖 20 骨幹網路 ResNet101 週期損失折線圖.....	26
圖 21 測試資料集混淆矩陣.....	27
圖 22 測試資料集預測結果.....	28

表目錄

表 1 混淆矩陣.....	14
表 2 開發環境規格表.....	17



第一章、緒論

第一節、研究背景與動機

在民國 60 年代政府推動客廳即工廠的政策環境下，台灣的產業結構漸漸由農業轉向工業，大量的農村勞動力流向工廠，工廠規模擴大後，原先閒置的農地便成了工廠建廠的選擇，然而到了現代，即使工業區中有著閒置的土地，政府提供土地租售優惠，仍有農地違章工廠的產生，工廠主因為稅金、土地價格、規避政府管制等因素而選擇在農地上興建工廠。2017~2019 年推估新增約 18,000 間農地違章工廠（地球公民基金會，2021），農地違章工廠對社會造成許多層面的影響，其中首當其衝是對農業的影響，它削弱了農業生產的能力。

2022 年爆發俄烏戰爭，國際糧食價格高漲，由於台灣糧食高度仰賴進口，受其影響，畜牧業飼料成本增加，進而影響國內畜產品價格。農業不僅提供民生不可或缺之糧食，亦同時提供其他產業所需的基本原物料，在經濟發展方面一直扮演舉足輕重的角色（陳惠欣等人，2014），國家應該控制農業產量，以確保國內糧食供應穩定，避免因國際市場波動或自然災害等因素，導致糧食供應出現問題，在全國國土計畫（內政部營建署，2018）中提到，在國外農產品輸入受阻時，國內應維持供糧食生產之農地資源面積需求為 74 萬公頃至 81 萬公頃，根據農委會 110 年度的農業及農地資源盤查結果，在項目「可供糧食生產土地」合計為 714,423 公頃，尚未達到所需之 74 萬公頃，在項目「疑似工廠」合計為 20,290 公頃，農地違章工廠不僅佔據農業用地，甚至排放廢水、廢氣造成周邊環境汙染，危害國民健康。

110年度 單位：公頃

使用類型	全台農業及農地資源盤查總面積(T = P+Q) (2,827,425 ha)											可供糧食生產土地	實際供農林漁牧休閒使用土地
	法定農業用地 (P = H + O) (2,785,480 ha)												
	平地範圍 (619,125 ha) (H)				山坡地範圍 (2,166,355ha) (O)								
	農業使用			非農業使用	宜農牧地	宜林地	加強保育地	未重定地	不屬重定土地	林務範圍	非法定農業用地		
露天生產	生產型設施	管理型設施								生產使用(Q)			
1.農糧作物	366,022	4,637	530		138,908	22,035	406	1,628	2,783	19,042	35,611	545,709	591,604
2.養殖魚塭	39,224				142	12	0	6	72	28	5,320	44,686	44,806
3.畜牧使用	8,034				2,143	167	3	40	66	-			
4.林業使用	29,871				194,669	313,978	4,094	18,523	16,049	1,200,057			
5.休閒農場	383		32		457	280	0	2	21	0			
6.農村再生設施			57		13	-	-	-	-	-			
7.農水路使用			25,135		108	87	0	55	581	-			
8.潛在可供農業使用	74,540				38,297	11,438	220	1,395	2,104	78,663			206,657
小計	518,075	4,637	25,754		374,737	347,998	4,724	21,650	21,676	1,297,790	41,945	714,423	2,658,986
合計										2,068,575	41,945	714,423	2,658,986
9.道路或道路設施(含停車場)						3,168		61	633	1,010	1,764		
10.河川或水利設施						3,918		232	1,368	3,885	23,349		
小計						7,086		293	2,001	4,895	25,113		
11.農舍						-		-	-	-	-		
12.住宅						4,189		471	12	197	640		
13.疑似工廠						20,290		908	78	5	62		
14.商場或餐廳						3,701		1,089	96	8	48		
15.殯葬設施						1,609		1,902	308	12	343		
16.宗教寺廟						1,487		842	166	25	45		
17.公共或公用設施						2,314		1,220	303	65	380		
18.土石採取或堆置						1,935		189	190	2	13		
19.遊憩設施						1,123		1,606	320	66	118		
20.其他使用						572		14,397	10,339	753	1,055		
小計						48,511		26,341	12,270	949	2,260		
合計						70,659							

圖 1 110 年度全台農業及農地資源盤查結果

資料來源：行政院農業委員會農業及農地資源盤查結果查詢圖台（2022）

農地違章工廠清查是一項繁瑣的任務，除了是由政府相關單位工作人員實地清查外，還有一部分是由民眾檢舉的案件，需要工作人員逐筆審查，而在目前深度學習技術廣泛使用，在各個領域都可以看見應用的場合，應用深度學習技術能夠減少大量重複性工作，加速清查作業的進行，因此本研究利用街景影像進行物件偵測，找出建在農地上的違章工廠。

第二節、研究目的

在工廠管理輔導辦法中，政府針對農地違章工廠的處理，以民國 105 年 5 月 20 日作為分界線，該日期以前既有的未登記工廠進行登記列管，而該日期以後新增的未登記工廠則依法停止供電、供水及拆除。根據經濟部中部辦公室(2023)所統計的資料中顯示，截至民國 111 年 10 月 7 日止，各縣市疑似未登記工廠相關查處累計執行 1673 家，但地球公民基金會(2020)比對製造業稅籍中無工廠登記的企業數，2016 年 5 月 20 日之後新增的數量至少有 20,406 家，實際工廠家數甚至更多。筆數差距之大，顯示清查速度緩慢。王心妤(2022)說道，「雖有農地違規查處體制，但限於經費、人力及處置權所致，使得零星工廠在農地上四處蔓延，實難展現管制成效。」，因此本研究以街景影像進行物件偵測，改善人力清查作業。

許多中小型工廠都是以鐵皮作為主要的建築材料，因為這種建築材料施工簡單、速度快且成本低，所以獲得了廣泛接受且被大量使用。有高達 70% 違建是以金屬鐵皮做為材料(林子欽等人, 2021)，因此本研究針對農地工廠的清查作業，以 Mask R-CNN 神經網路進行深度學習，使用街景影像進行訓練，預測標記出影像中工廠鐵皮的部分，藉此做到輔助農地違章工廠清查作業。

第二章、文獻回顧

第一節、農地違章工廠

農地違章工廠帶來了一些問題，例如農地違章工廠的建設和營運造成的污染、噪音和交通壅塞等等可能引起與當地居民的衝突；一些農地違章工廠可能存在不當的廢棄物排放行為，導致土壤、水源和空氣的污染；在消防安檢如果存在安全隱患或缺乏適當的安全措施，可能對工廠工人和附近居民的人身安全構成威脅。為應對這些問題，政府陸續制定了法規來管理農地工廠，「違章工廠」在經濟部頒布的《工廠管理輔導法》(2019)中的正式名稱為「未登記工廠」，而「農地違章工廠」則是指因違反第九條「工廠所設立之土地非以利用都市計畫工業區、非都市土地編定為丁種建築用地、依法編定開發之工業區或其他依法令規定可供設廠之土地作為工廠使用。」

針對農地違章工廠，陳朱廷（2020）將其定義為，「非屬位於合法工業分區或編定使用且位於前述農業用地上之工廠稱之為『農地未登記工廠』」；在柯宇霆（2021）的研究中則是定義為，「所謂農地違章工廠係指興辦工業人所用之廠房設施，因違反「區域計畫法」、「都市計畫法」、「建築法」、「工廠管理輔導法」、「農業發展條例」等相關法令規範，因而認定為農地上違規設置廠房，致不得辦理合法登記或變更登記之工業使用工廠謂之。」在何采容（2022）的研究中則是定義為，「農地違章工廠：係指工廠所座落土地是位於使用分區為「都市計畫區」的「農業區」，或者是「非都市計畫區」的「農牧用地」」。

第二節、人工智慧

人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 這個概念最早可以追溯到 1955 年的達特茅斯會議提案 (Dartmouth Conference)，當時 McCarthy *et al.* (1955) 將人工智慧問題定義為，「使機器表現出一種行為，如果人類以同樣的方式行為，那麼機器的行為會被視為有智慧的」，目標在於模擬人類智慧，讓電腦能夠執行具有智慧特徵的任務。時間來到近代，McCarthy (2007) 再次進行定義，「人工智慧是製造智慧機器的科學和工程，尤其是智慧電腦程式的領域。它與使用電腦來理解人類智慧的相似任務有關，但人工智慧不必局限於那些僅在生物學上可觀察的方法。」，這個定義強調了人工智慧的目標是透過電腦來理解、應用人類的智慧，而不僅僅是模擬人類智慧；並且不局限於生物學方法，意即能夠使用多種不同的方法和技術，實現智慧的表現。從這兩次定義的改變可以看到人工智慧領域的發展和理解在不同時期的變化。

人工智慧是一個追求模擬人類智慧行為的目標，而機器學習 (Machine Learning, ML) 則是達成這個目標的手段，深度學習 (Deep Learning, DL) 則是機器學習的其中之一的的方法 (Lee, 2017)。Khan *et al.* (2021) 將機器學習定義為它是人工智慧的一個子集，利用統計方法根據經驗自動學習和改進；深度學習是機器學習的一個子集，利用複雜的算法和神經網絡來訓練模型。儘管機器學習在許多場景下表現出色，但深度學習由於其特徵學習能力、能夠處理大量數據、學習複雜模式以及泛化能力 (Generalization Ability) 等特性，使其在處理複雜、大量數據和解決需要深層次理解的問題時優於傳統的機器學習方法。深度學習的多層神經網絡結構使其能夠自主學習最具代表性的特徵，提供更準確的預測和分類能力，使得深度學習在影像辨識、語音辨識、自然語言處理等領域取得了重大突破。

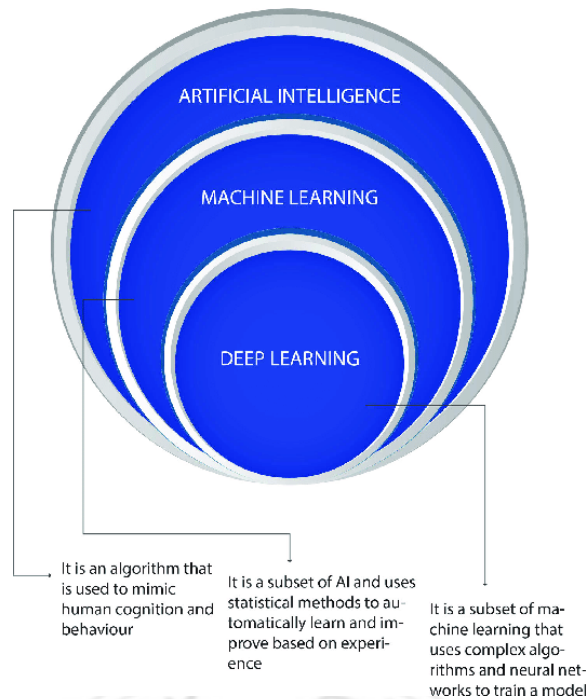


圖 2 AI,ML,DL 之間的區別

資料來源: Khan *et al.* (2021)

(一) 深度學習

人工神經網路 (Artificial Neural Network, ANN) 也可以稱為類神經網路，是一種受到生物神經系統啟發而開發出來的計算模型。神經網路能達到生物神經系統所具有大量平行計算及分散儲存與處理的工作能力，並能透過自動學習，學習樣本之間的關係，以其非線性映射能力和無模型估計的特徵，有效解決問題(王鈞奕，2005)。它由大量的人工神經元 (或稱為節點或單元) 組成，這些神經元模擬了生物神經元的功能。人工神經元與生物神經元的對照如圖 3 所示，在人工神經元中，輸入對應到生物神經元的樹突輸入，每個輸入訊號都有相應的權重，表示該輸入訊號的重要性。當輸入訊號乘以對應的權重後，這些加權輸入訊號被總和起來，形成神經元的總輸入。這個總輸入值會被傳遞到激活函數中，模擬生物神經元細胞內的化學狀態，並根據這個狀態決定是否產生輸出。

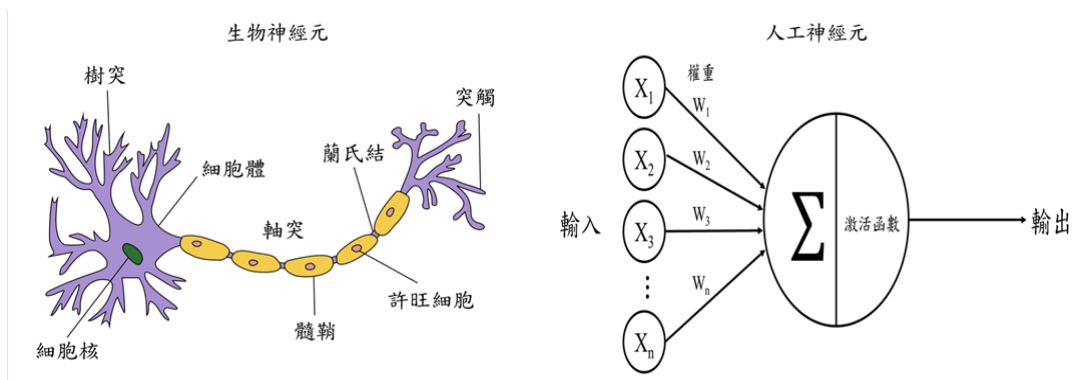


圖 3 生物/人工神經元對照圖

資料來源：

維基百科(https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neuron_Hand-tuned.svg)、
<https://medium.com/technologymadeeasy/for-dummies-the-introduction-to-neural-networks-we-all-need-c50f6012d5eb>

人工神經網路的基本架構可分為三個階層，由人工神經元為最小單位，多個神經元組成層、層與層之間相互連結形成網路，其中層又分為輸入層 (Input Layer)、隱藏層 (Hidden Layer)、輸出層 (Output Layer)，深度學習的基本概念是延續兩層神經網路之方式設計出多層神經網路。在原本的輸出層之後添加新的輸出層，使原本的輸出層變為隱藏層的部分，依此方式不斷增加獲得更多層的神經網路(謝豐旭，2020)，多層神經網路模型架構如圖 4。

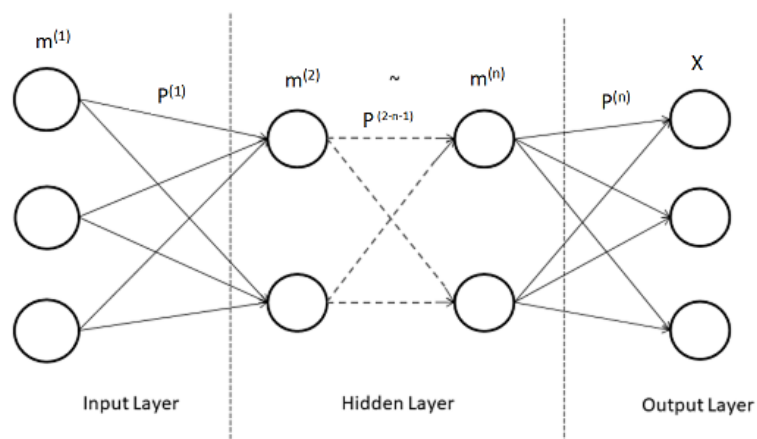


圖 4 多層神經網路模型架構圖

資料來源:謝豐旭 (2020)

在 LeCun (2015) 的研究中寫到「深度學習通過使用反向傳播算法來指示機器應如何改變其內部參數，從而發現大型數據集中的複雜結構。」反向傳播(Backpropagation)是一種基於梯度下降法的訓練神經網絡的算法，它通過計算損失函數對每個權重的偏導數，然後將這些偏導數沿著反向傳播的路徑傳遞回每個神經元，以更新權重和偏差，從而實現模型的訓練。損失函數(Loss function)，也稱為目標函數(Objective function)，在深度學習中起著重要的作用，它用於衡量模型預測值與實際值之間的差異或誤差。損失函數的選擇取決於特定任務或問題的性質，常見的損失函數包括：均方誤差(Mean Squared Error, MSE)：用於迴歸問題，計算預測值與實際值之間的平方差的平均值；交叉熵(Cross Entropy)：用於分類問題，衡量預測值和實際值之間的差異。損失函數的選擇對於模型的訓練和優化過程至關重要，目標是通過最小化損失函數，使得模型能夠更好地擬合訓練數據，提高在測試數據或實際應用中的預測性能，而不同的任務和模型可能需要選擇不同的損失函數。

人工神經網路雖然自 1980 年代就問世，但在初期仍受限於電腦硬體的限制，網路的層數僅 2-3 層，未能夠有很好的表現，直到在 2012 年 ImageNet 挑戰賽 (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, ILSVRC) 中，由 Krizhevsky *et al.* (2012) 在該賽事中提出的 AlexNet 的出現改變了情況。AlexNet 採用了 8 層的卷積神經網路結構，並且利用圖形處理器 (GPU) 進行訓練加速，將影像分類的錯誤率大幅降低。這一突破引起了人工神經網路在電腦視覺領域的關注，並成為深度學習發展的重要里程碑。

(二) 卷積神經網路

卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN)，CNN 是一種常用於影像辨識和語音辨識等任務的深度學習模型。CNN 的概念最早是由 LeCun *et al.* (1989) 提出，它是利用卷積層 (Convolutional Layer) 來提取影像中的特徵後產生特徵圖 (Feature Map)，然後池化層 (Pooling Layer) 降低特徵圖的尺寸，減少計算量，從而提升神經網路的效率，最後將這些特徵傳遞到後續的全連接層 (Fully Connected Layer) 進行分類或迴歸等任務。

(三) 物件偵測

物件偵測 (Object Detection) 是指在影像或影片中，偵測物件或是定位出物件在影像中的位置。被廣泛應用於自動駕駛、人臉辨識等領域。物件偵測演算法可以分為單階段 (1-stage) 和兩階段 (2-stage) 方法，這兩種方法的主要區別在於是否生成區域提案 (Region Proposal)。單階段算法具有速度優勢，兩階段算法具有精度優勢 (Du *et al.*, 2020)。

1. 單階段物件偵測演算法是直接通過一個網路輸出偵測物體。這種方法的主要特點是效率高。例如，YOLO (You Only Look Once) 是一個常見的單階段演算法，它可以快速辨識出物體位置和分類。
2. 兩階段物件偵測演算法通常是先提取影像特徵，然後在這些特徵基礎上進行物體偵測和分類。這種方法的主要特點是精度高，但是需要進行多個步驟，因此相對複雜且速度較慢。例如，Faster R-CNN 是一個典型的兩階段演算法，它先通過卷積神經網路提取特徵，然後再使用區域提案網路 (Region Proposal Network, RPN) 生成物體區域提案，最後通過偵測網路進行物件偵測。

在 Bharati *et al.*(2020) 的研究中，針對基於區域的卷積神經網路以及其後續的其他變體，在速度、準確性的進行了比較，Mask R-CNN 的平均精度是~47.3，優於所有其他技術。

(四) R-CNN

R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks, R-CNN), Girshick *et al.* (2014) 所提出，其架構圖如圖 5 所示，R-CNN 使用選擇性搜索(Selective Search)找出 2000 個候選區域，然後將每個區域送入 CNN 提取特徵，最後進行利用 SVM 加以分類，並對 bounding box 做線性回歸。

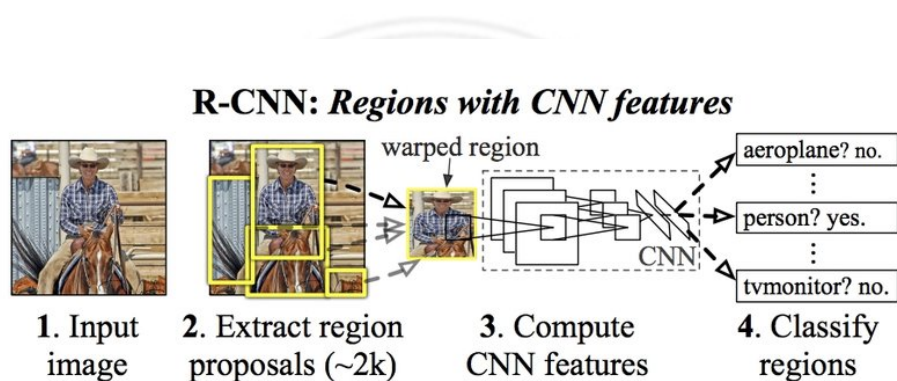


圖 5 R-CNN 架構圖

資料來源:Girshick *et al.* (2014)

(五) Fast R-CNN

Girshick (2015) 基於 R-CNN 進行改進，它解決了 R-CNN 的一些問題，例如繁瑣的訓練流程和緩慢的偵測速度。Fast R-CNN 採用了更有效的方法，將整張圖像作為輸入，並共享特徵提取過程，減少冗贅的特徵提取動作，如圖 6 所示，將 ROI 映射到 feature maps 上。它引入了卷積層對整張影像進行特徵提取，不再需要對每個候選區域進行獨立處理。Fast R-CNN 提供了更快的訓練和測試速度，同時提供了更好的檢測準確率和位置精度。

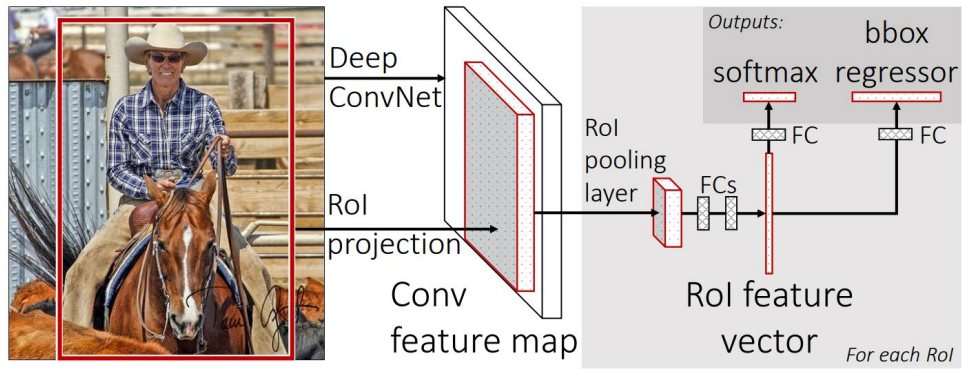


圖 6 Fast R-CNN 架構圖

資料來源:Girshick (2015)

(六) Faster R-CNN

Ren *et al.* (2015) 對 Fast R-CNN 進一步改進，其架構圖如圖 7 所示，使用 RPN 取代原本的選擇性搜索，RPN 可以自動生成候選區域，減少了計算量和記憶體消耗。Faster R-CNN 的訓練和測試速度更快，它可以做到實時物件偵測，並提供了更好的準確率和位置精度。

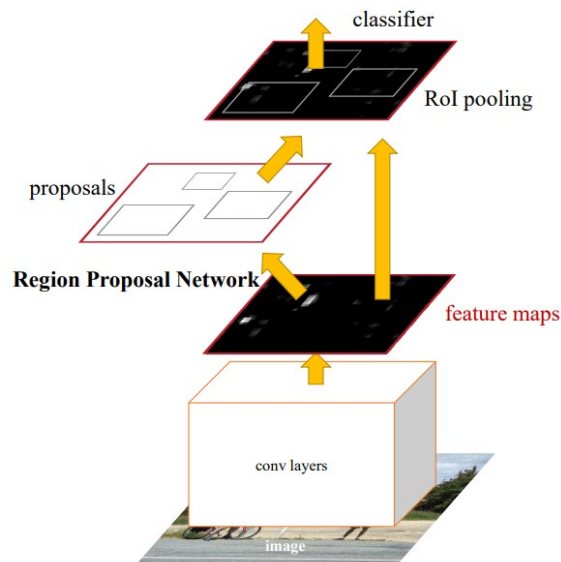


圖 7 Faster R-CNN 架構圖

資料來源:Ren *et al.* (2015)

(七) Mask R-CNN

Mask R-CNN 是一種用於物件偵測和實例分割的深度學習模型，它是由 He. *et al.* (2017) 提出，在 Faster R-CNN 模型基礎添加一個與現有的物件辨識分支並行的、用於預測物件遮罩的分支，進而達成像素級別的分割。Mask R-CNN 由以下部分組成：骨幹網路、區域提議網路、感興趣區域對齊 (RoIAlign)、物件偵測頭和遮罩生成頭。

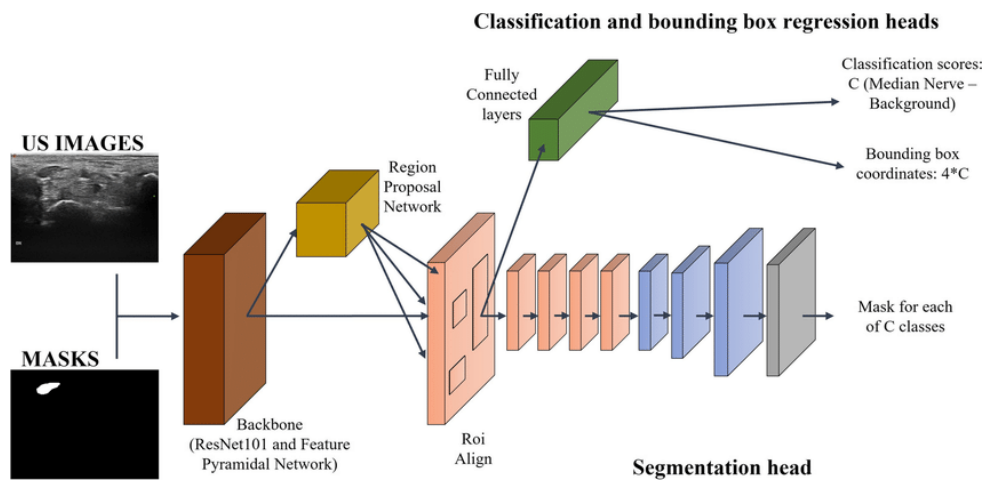


圖 8 Mask R-CNN 架構圖

資料來源: Smerilli *et al.* (2022)

1. 骨幹網路 (backbone network) 指的是一個被認可的架構或網路，用於特徵提取，並且在許多其他任務中訓練，並證明了其有效性 (Elharrouss *et al.*, 2022)。作為神經網路模型的主要部分，通常由多層卷積神經網路組成，網路的輸出為特徵圖 (Feature Map)。常見的骨幹網路包括 AlexNet、VGG、ResNet 等等。
2. 區域提議網路 (Region Proposal Network, RPN) 是在 Faster R-CNN 模型中提出的架構，取代了原先的選擇性搜索 (Selective Search) 方法，以提高偵測的速度和準確性。區域提議網路的功能是掃描特徵圖並提出其中可能有對象的區域。
3. 感興趣區域對齊 (RoIAlign) 的作用是解決 RoI pool 造成的位置偏移問題，提高遮罩的精確度。

4. 物件偵測頭預測物體的類別以及物體的邊界框
5. 遮罩生成頭用於預測每個物件實例的遮罩。

根據先前的研究，針對 Mask R-CNN 的有效性進行了證明。王鈞奕等人 (2019) 利用該模型偵測並分類車輛，其正確分類的比例高達 9 成以上；蔣俊彥 (2020) 使用該模型對智慧商店中的零食進行物件偵測，其結果 mAP 為 99.27%，這些研究表明，在物體檢測和分割任務上，Mask R-CNN 表現出卓越的效果

第三節、違章偵測

傳統的做法是先對影像處理之後再由人工判釋，張家豪 (2005) 應用高解析度遙測影像，轉換成 HIS 影像與數值地形圖中之建物邊界資訊結合，進行建物屋頂形狀及材質分析，進一步判釋建物屋頂加蓋物；羅宇帆 (2010) 透過航照圖色彩空間轉換、伽瑪校正的影像處理技術，偵測山區植被變異，以及使用區域成長法將山區違建標示出來。而隨著深度學習的出現，使得違章偵測能夠擺脫傳統的手工特徵設計。張智安等人 (2021) 利用 DeepLabV3+ 神經網路模型進航照正射影像的語義分割，偵測成果之準確率約 74%，召回率達 90%；汪知馨 (2022) 採用 ResU-net 萃取無人機正射影像之農地重劃區現況資訊，F-Score 達 0.86。透過深度學習模型，可以自動從原始影像中學習到特徵，而不需要人工參與過程，藉由這樣的自動學習過程，深度學習模型能夠辨識並捕捉到人類難以察覺的細微特徵，從而提高影像辨識的準確性和魯棒性(Robustness)。

在過去的研究中，大多是以衛星影像或是航照圖，作為違章偵測的資料來源，使用衛星影像可以偵測一個地方是否有建築的新建、範圍擴建，但無法做到建築的分類，並且有兩點問題 (1) 影像內容：僅依靠建築的屋頂，資訊不足以分類，兩個相似的屋頂可能來自不同類別的建築 (2) 成本：要想取得高品質的衛星影像，成本愈高 (Kang *et al.*, 2018)。因此本研究選擇使用 google 街景圖做為資料來源，其影像內容解析度相對較高，並且影像包含目標物更多細節。

第四節、深度學習評估指標

(一) 混淆矩陣 confusion matrix

在分類任務中，常以混淆矩陣作為分類品質的測量標準，預測是指模型最後的輸出預測，真實值 (Ground Truth) 是指資料集中實際被標籤的類別，矩陣記錄了每個類別的正確和錯誤辨識的例子。

TP (True Positive) 代表影像中有鐵皮屋被正確偵測為有鐵皮屋；

TN (True Negative) 代表影像中無鐵皮屋被正確偵測為無鐵皮屋；

FN (False Negative) 代表影像中有鐵皮屋被錯誤偵測為無鐵皮屋；

FP (False Positive) 代表影像中無鐵皮屋被錯誤偵測為有鐵皮屋。

表 1 混淆矩陣

真實 \ 預測	預測陽性	預測陰性
	真實陽性	TP 真陽性
真實陰性	FP 假陽性	TN 真陰性

(二) 精確度 Precision

模型預測為正樣本的樣本中，真正為正樣本的比例。它表示了模型的預測有多準確。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{公式 1}$$

(三) 召回率 Recall

真正為正樣本的樣本中，被模型正確預測為正樣本的比例。它表示了模型的預測有多全面。

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{公式 2}$$

(四) F1-score

F1-score 是一個用於評估二元分類模型性能的指標，它是精確率和召回率的調和平均。F1-score 的數值範圍在 0 到 1 之間，越接近 1 表示模型的性能越好，越接近 0 表示模型的性能越差。

$$\text{F1 - score} = \frac{2(\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad \text{公式 3}$$

(五) 交集聯集比 Intersection over union

交集聯集比 (Intersection over union, IoU) 是一個常用的分割評估指標，它度量了預測的分割遮罩和真實分割遮罩之間的重疊程度，用於評估分割精度。

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of overlap}}{\text{Area of Union}} \quad \text{公式 4}$$



圖 9 IoU 計算範圍

第三章、研究方法

本研究使用農委會農業及農地資源盤整結果中的農地工廠地號，透過「地號 GeoJSON API」取得座標後，抓取 Google 街景影像，將其標記後進行模型訓練，本研究使用 Mask R-CNN 作為物件偵測模型。

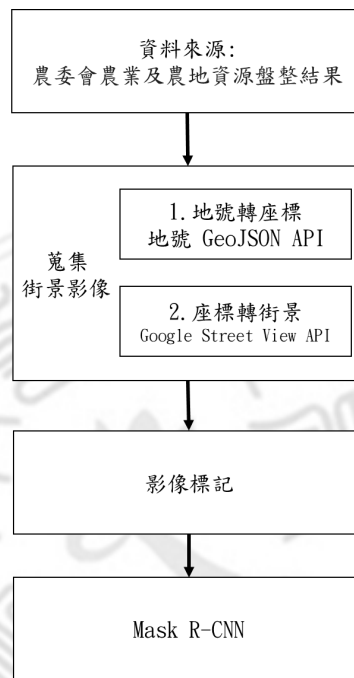


圖 10 開發流程圖

第一節、開發工具

表 2 開發環境規格表

作業系統	Windows 10
CPU	Intel i5-6500
RAM	16 GB
GPU	Nvidia Quadro RTX5000

(一) Selenium

Selenium 是一個自動化測試工具，主要用於模擬和控制瀏覽器行為。可以模擬用戶在瀏覽器中的操作，如點擊、填寫表單、提交、滾動等。它提供了一個 API，允許開發者使用多種程式語言（如 Python、Java、C#等）來編寫自動化腳本。

(二) Labelme

labelMe 是麻省理工（MIT）的計算機科學和人工智能實驗室（CSAIL）研發的影像標記工具，可以多邊形、矩形、圓形、直線、點標記影像或影片，可用於分類、物件偵測、語義分割、實例分割任務上的資料標記。

(三) Tensorflow

TensorFlow 是一個由 Google 開發的開源軟體庫，用於構建和訓練深度學習模型。它提供了一個非常靈活的框架，使得研究人員和開發人員能夠進行各種不同的深度學習任務，包括影像辨識、語音辨識、自然語言處理和推薦系統等。

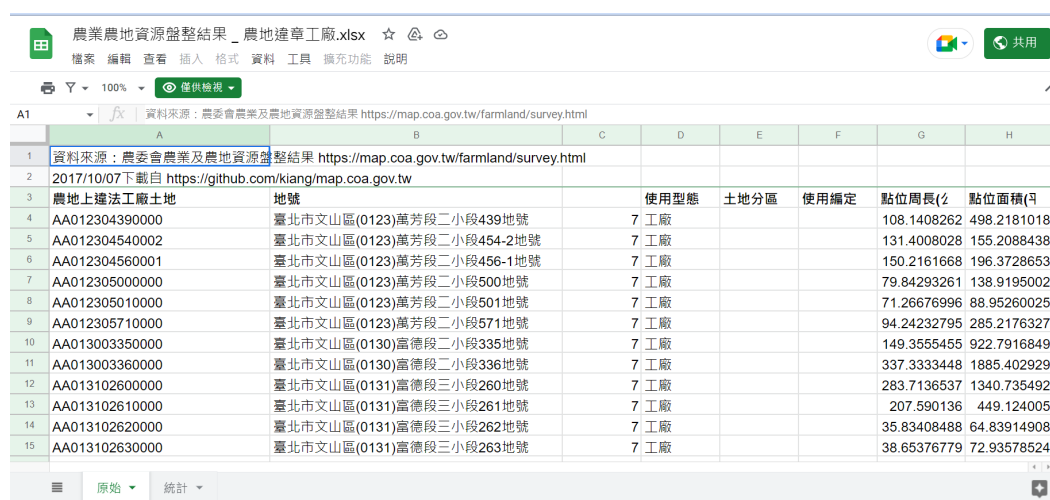
(四) Keras

Keras 是一個高層次的神經網路 API，它可以運行在 TensorFlow 等後端上。它可以快速建立各種不同的深度學習模型，包括卷積神經網路、循環神經網路和深度神經網路等。

第二節、資料前處理

(一) 資料來源

本研究使用的資料來源是「TEIA 台灣環境資訊協會」所整理公布的農委會農業及農地資源盤整結果。



	A	B	C	D	E	F	G	H
1	資料來源：農委會農業及農地資源盤整結果 https://map.coa.gov.tw/farmland/survey.html							
2	2017/10/07 下載自 https://github.com/kiang/map.coa.gov.tw							
3	農地上違法工廠土地	地號		使用型態	土地分區	使用編定	點位周長(2)	點位面積(4)
4	AA012304390000	臺北市文山區(0123)萬芳段二小段439地號	7	工廠			108.1408262	498.2181018
5	AA012304540002	臺北市文山區(0123)萬芳段二小段454-2地號	7	工廠			131.4008028	155.2088438
6	AA012304560001	臺北市文山區(0123)萬芳段二小段456-1地號	7	工廠			150.2161668	196.3728653
7	AA012305000000	臺北市文山區(0123)萬芳段二小段500地號	7	工廠			79.84293261	138.9195002
8	AA012305010000	臺北市文山區(0123)萬芳段二小段501地號	7	工廠			71.26676996	88.95260025
9	AA012305710000	臺北市文山區(0123)萬芳段二小段571地號	7	工廠			94.24232795	285.2176327
10	AA013003350000	臺北市文山區(0130)富德段二小段335地號	7	工廠			149.3555455	922.7916849
11	AA013003360000	臺北市文山區(0130)富德段二小段336地號	7	工廠			337.3333448	1885.402929
12	AA013102600000	臺北市文山區(0131)富德段三小段260地號	7	工廠			283.7136537	1340.735492
13	AA013102610000	臺北市文山區(0131)富德段三小段261地號	7	工廠			207.590136	449.124005
14	AA013102620000	臺北市文山區(0131)富德段三小段262地號	7	工廠			35.83408488	64.83914908
15	AA013102630000	臺北市文山區(0131)富德段三小段263地號	7	工廠			38.65376779	72.93578524

圖 11 農業及農地資源盤整結果

資料來源: TEIA 台灣環境資訊協會(2020)

(二) 蒐集街景照片

在蒐集街景照片的步驟中，編寫網路爬蟲程式簡化蒐集流程，流程可以分為以下幾個步驟：

1. 取得地號：將資料來源的資料進行篩選及轉換格式，獲取地號資訊。
2. 地號 GeoJSON API：將上一步驟獲得的地號作為參數，呼叫地號 GeoJSON API。這個 API 會回傳 JSON 格式的資料，其中包含了所提供地號的座標經緯度等相關資訊。
3. 篩選座標：對地號 GeoJSON API 回傳的 JSON 資料進行篩選，取得所需地號的座標經緯度。

- 調整位置及角度：由於座標可能會有些微的偏差，並且相機角度只會顯示建築物的局部，因此需要進行手動調整，使用 Selenium 工具進行半自動化的方式，讓網頁瀏覽器自動開啟指定座標之頁面，手動調整相機位置和角度，直到相機視野完整顯示目標建築物。

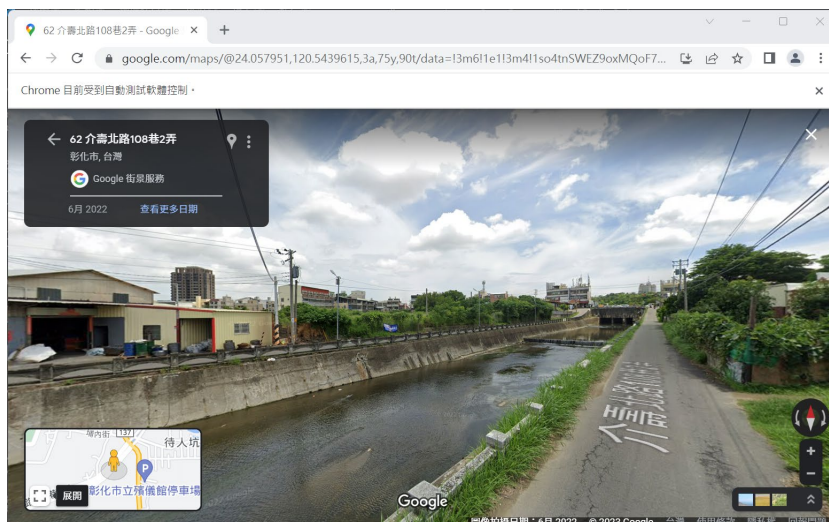
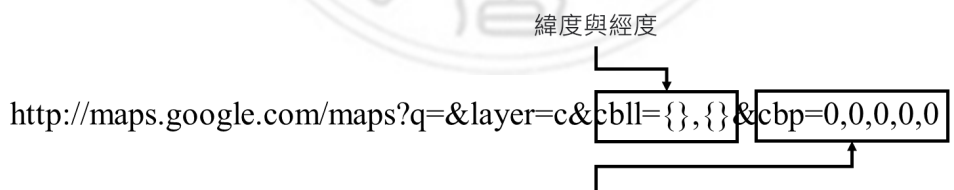


圖 12 Selenium 執行畫面

- 取得相關參數：在調整相機位置和角度後，從瀏覽器的網址中獲取相關參數。這些參數包括位置座標、相機角度等。



調整相機的參數(使用第二、第四和第五個參數)

• 方位	表示從北方順時針方向以相機為單位的指南針方向。正北為 0，正東為 90，正南為 180，正西為 270。
• 縮放	設定相機的縮放等級。範圍為 0 ~ 1。
• 傾斜角度	指定相機的角度。範圍 -90 ~ 0 ~ 90 90 垂直向下、0 水平置中、-90 垂直向上。

圖 13 google map URL 參數說明

- Google Street View API：將從網址中獲取的座標經緯度自動帶入 Python 爬蟲程式中，並使用這些參數呼叫 Google Street View API，獲取街景照片。

(三) 影像標記

在這一步驟中，使用 labelme 工具沿著鐵皮的部分框選，進行像素等級的影像標記，目的是為了讓神經網路能夠學習目標物件的特徵。將街景照片和相應的標記數據提供給神經網路模型，以便模型能夠學習目標物件的特徵。這樣，神經網路就能夠辨識並定位類似的目標物件。

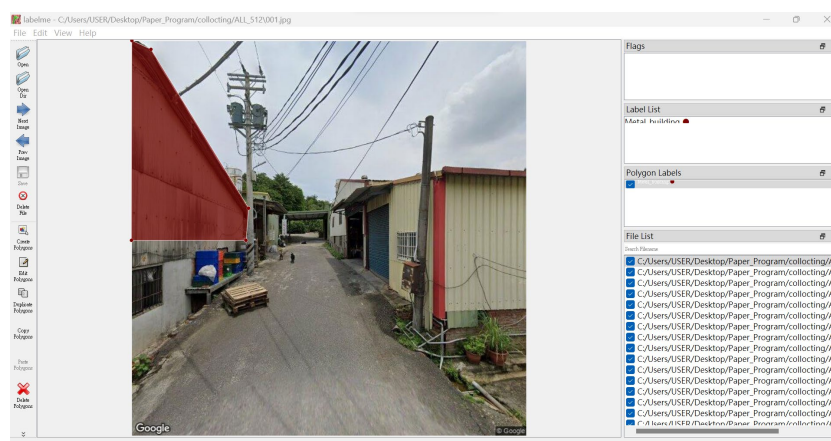


圖 14 labelme 影像標記工具介面

(四) 資料擴增

資料擴增 (Data Augmentation) 是一種在深度學習領域中常見的技術，用於增加訓練資料集的多樣性，提高模型的泛化能力。通過對訓練影像進行平移操作，模型可以學習到目標在影像中不同位置的特徵。可以幫助提升模型的平移不變性(translation invariance)，平移不變性是指模型對影像平移的魯棒性和不變性。在電腦視覺任務中，我們希望模型對目標在影像中的位置變化具有一定的不變性，無論目標在影像中的具體位置如何變化，模型都能夠正確地識別和定位目標。本研究對影像進行隨機縮放、旋轉、水平/垂直翻轉、位移、模糊化，加噪、改變影像對比度/亮度處理，將原先人工蒐集標記的 140 張街景圖，透過資料擴增 1960 張，合計 2100 張影像。



圖 15 資料擴增示意

第三節、Mask R-CNN

在本研究中的資料集，總共使用了 3000 張影像，其中 2100 張做為訓練資料集，是人工標記加上資料擴增而來的資料，在驗證資料集 450 張是在另外單獨蒐集標記的影像，最後是測試資料集 450 張，一半為有鐵皮屋的影像，另一半是無鐵皮屋的影像。

人工標記 140 筆	擴增資料 1960 筆	
共 2100 筆		
↓		
訓練	驗證	
2100 筆	450 筆	
↓		
訓練	驗證	測試
2100 筆	450 筆	450 筆
↓		
訓練	驗證	測試
2100 筆	450 筆	有鐵皮 225 筆 無鐵皮 225 筆

圖 16 資料集切割數量

為了進行特徵提取和辨識，選擇了 ResNet 作為骨幹網路。ResNet 採用了殘差塊的設計，這種設計使得網路更容易學習到較難的特徵，從而提高了辨識準確率。

在進行特徵提取效果比較時，本研究使用了 ResNet-50 和 ResNet-101 兩種不同層數的模型。這兩個模型的層數不同，可能會對鐵皮屋的特徵提取效果產生影響。透過這樣的比較，能夠評估不同層數對於模型性能的影響，並選擇最適合的模型進行後續的訓練和辨識任務。



第四章、研究結果

本研究蒐集並標記農地工廠街景照片共 140 張，經資料擴增後為 2100 張，2100 張作為訓練資料集，450 張驗證，450 張測試，F1-score 為 0.483，平均 IoU 為 0.391

第一節、資料擴增

在資料擴增的過程中，對影像進行隨機縮放、旋轉、水平/垂直翻轉、位移、模糊化，加噪、灰階、對比度/亮度處理、邊緣偵測共九項設定。

- 實驗 1 為隨機縮放、旋轉、水平/垂直翻轉、位移
- 實驗 2 為隨機縮放、旋轉、水平/垂直翻轉、位移、模糊化，加噪、灰階、對比度/亮度處理、邊緣偵測

實驗結果以訓練資料與驗證資料在每個週期的損失值繪製曲線圖，以視覺化的形式呈現，用來觀察模型的表現，紅色代表訓練資料，藍色代表驗證資料，縱坐標代表損失值，橫坐標代表週期數(Epoch)，一個週期是指所有的資料送入模型進行一次前向傳播和後向傳播的運算，將所有的資料都過了一遍的一次循環。

透過兩個不同資料擴增設定所產生的資料集，在神經網路訓練時可以看到，在圖 17 實驗 1 四個設定產生的資料集下，訓練及驗證能夠達到較低的 loss 值，表示模型對於這些資料變化有較好的適應能力。

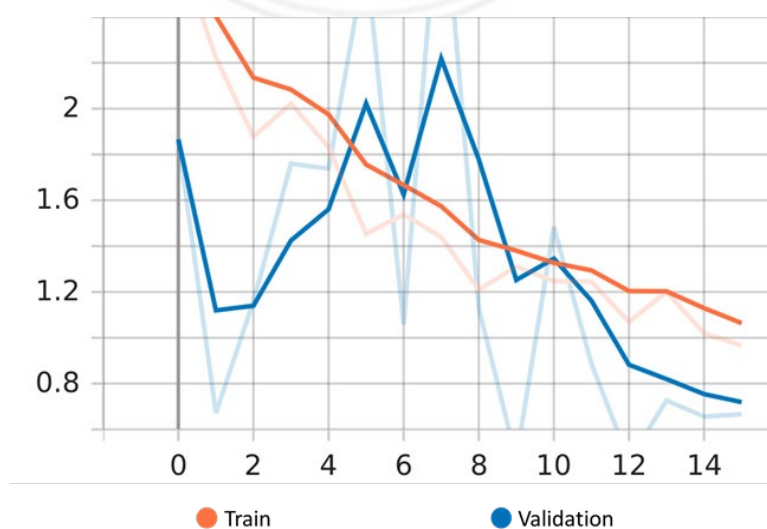


圖 17 資料擴增-實驗 1 週期損失折線圖

在圖 18 實驗 2 九個設定產生的資料集下，訓練的 loss 值穩定下降，驗證 loss 值則震盪幅度大。造成這樣結果是因為訓練資料變化過大，模型雖然很好的學習了特徵，但卻是學到的卻是驗證資料中不存在的特徵，因此導致在驗證時表現差。

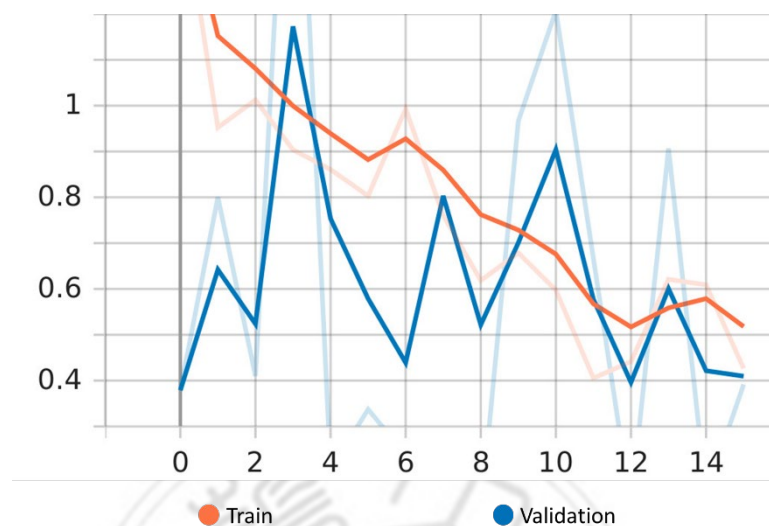


圖 18 資料擴增-實驗 2 週期損失折線圖

從上面兩個實驗可得知，若過度改變資料，例如過多的模糊化、噪音、對比度和亮度變化，則可能會干擾原始資料的特徵，學習到了不必要的特徵，使的模型無法正確地學習到影像中的關鍵特徵，導致模型的表現下降。

第二節、骨幹網路

骨幹網路在影像處理中扮演著關鍵的角色，它負責提取影像中的重要特徵。本研究比較兩種主要的骨幹網路架構，分別是 ResNet50 和 ResNet101。這兩個模型在深度和複雜度上有所不同，ResNet101 相較於 ResNet50 擁有更多的層數，因此具有更強大的學習能力和特徵提取能力，然而性能提升也伴隨著更多的計算和參數，這可能會導致模型的訓練時間更長，佔用更多的記憶體。因此，在考慮使用哪種模型時，需要權衡模型的性能與資源需求。透過比較這兩種模型的表現，可以評估不同骨幹網路對於影像處理任務的影響，並找出最適合本研究目標的模型。

從圖 19 的實驗中，可以看到以 ResNet50 為骨幹網路在訓練過程中，訓練 loss 值在第 11 週期後下降幅度趨緩，表示模型已經學習到了訓練資料中的主要特徵，無法在

學習新的特徵，這也導致模型在驗證集上的表現不佳，並且驗證 loss 值震盪幅度大。

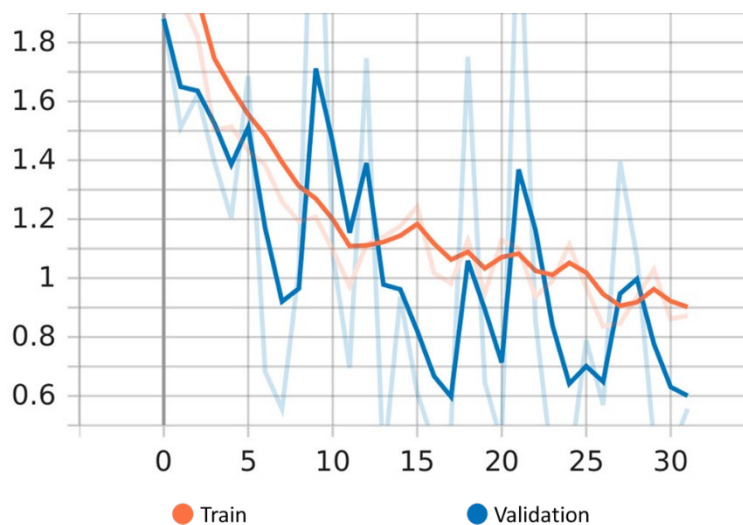


圖 19 骨幹網路 ResNet50 週期損失折線圖

從圖 20 的實驗中，可以看到以 ResNet101 為骨幹網路在訓練過程中，訓練 loss 值穩定下降，驗證 loss 值震盪幅度也相對較小，整體 loss 值與 ResNet50 相比來到了較低的值。

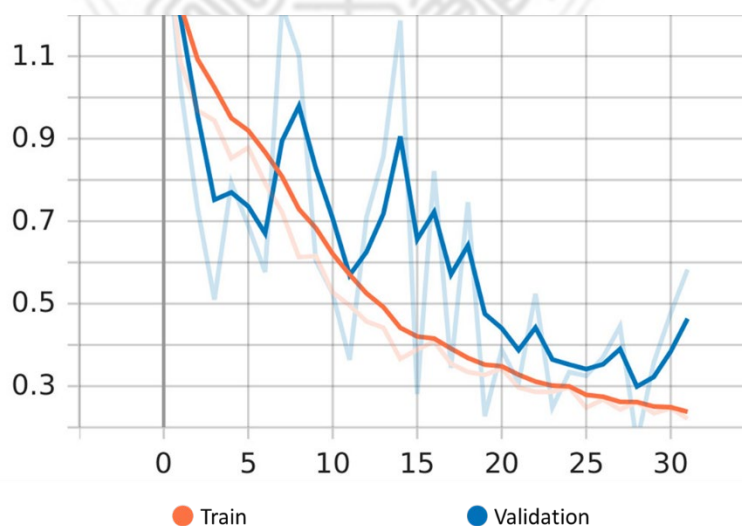


圖 20 骨幹網路 ResNet101 週期損失折線圖

從上面兩個實驗觀察到在相同的週期下，ResNet101 模型的損失降得比 ResNet50 更低，並且震盪幅度也相對較小，因此可以得出結論，在當前的任務中，ResNet101 的網路結構表現出更好的特徵學習能力。

最終選擇 ResNet101 作為骨幹網路提取物件特徵，在資料擴增以隨機縮放、旋轉、水平/垂直翻轉、位移四個設定擴增，訓練 Mask R-CNN 模型後，輸入 450 張影像進行測試，將測試結果繪製圖 21 測試資料集混淆矩陣，TP 影像中有鐵皮屋被正確偵測為有鐵皮屋 88 例，TN 影像中無鐵皮屋被正確偵測為無鐵皮屋 215 例，FN 影像中有鐵皮屋被錯誤偵測為無鐵皮屋 151 例，FP 影像中無鐵皮屋被錯誤偵測為有鐵皮屋 37 例，根據矩陣結果計算後得知，模型的精確度為 0.704，召回率為 0.368，F1-score 為 0.483，預測遮罩平均 IoU 為 0.391。

在 88 例被正確偵測為有鐵皮屋的街景圖，遮罩分割方面，對於不同的實例能做出區分，但在一些例子中因為色彩相近、陰影等因素而無法區分，如同圖 22 第二張影像所示。

預測	實際		
	無鐵皮屋	有鐵皮屋	加總
無鐵皮屋	215 43.79%	151 30.75%	366 58.74% 41.26%
有鐵皮屋	37 7.54%	88 17.92%	125 70.40% 29.60%
欄加總	252 85.32% 14.68%	239 36.82% 63.18%	491 61.71% 38.29%

圖 21 測試資料集混淆矩陣

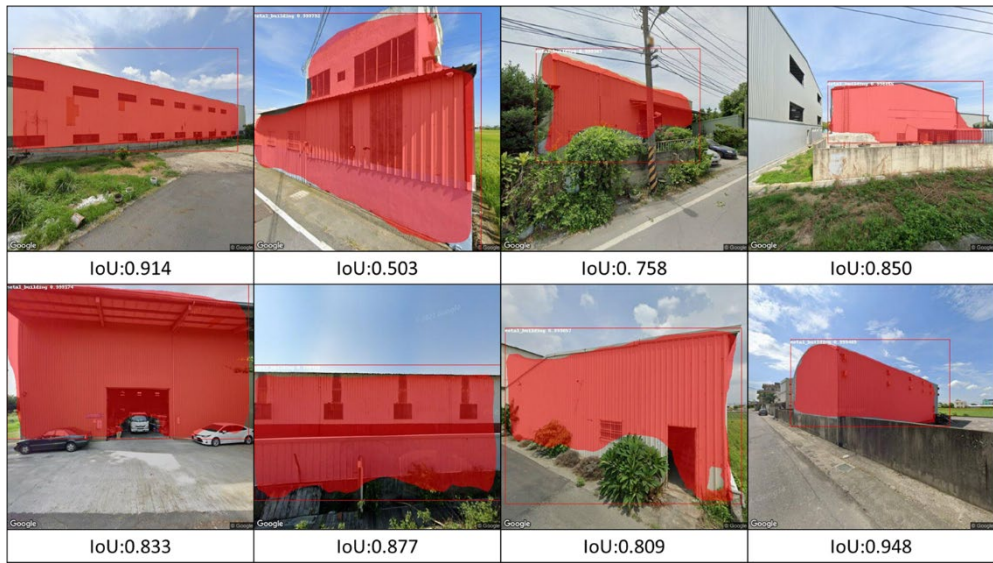


圖 22 測試資料集預測結果



第五章、結論與建議

第一節、結論

本研究為了減少尋找農地違章工廠過程中大量的實地調查作業，以農業及農地資源盤整結果以及 google 街景圖建立資料集，訓練 Mask R-CNN 神經網路模型，應用物件偵測於農地違章工廠，以混淆矩陣計算評估模型，F1-score 為 0.483，預測遮罩平均 IoU 為 0.391。在物件辨識方面，模型能夠正確的將物件分類為鐵皮建築，並在畫面中框選出來，在實例分割方面，對於不同的實例做出了區分，但仍有些許誤差。

第二節、研究限制

影像標記是訓練模型的重要步驟，但它也是勞力密集的工作，需要大量人力和時間。因為每一張影像都需要用標記工具沿著物件邊緣進行精確的標記，因為此原因，本研究僅人工蒐集並且標記 1040 張街景圖。

農地違章工廠的判定涉及複雜的法律條款和政府單位的參與，因為農舍和工廠兩者在建築外觀上並無明顯差異，有時甚至都是使用鐵皮等相似的材料搭建。這使得在農地上區分合法的農舍和違章的工廠變得困難。在實際的案例中甚至有在申請時將建築用於農業目的，之後卻將其改變為工廠營運。這種情況使得農地違章工廠的偵查變得更加複雜，因為僅依靠外觀無法確定其實際用途。

因此，確定農地是否存在違章工廠仍然需要工作人員實際到現場進行詳細的稽查，以確定該建築是否遵守農地使用的法規要求。包括檢查是否符合相關的環保標準、營運執照、消防安檢等。只有通過專業人員的實地稽查，才能確定農地上是否存在違章工廠。

第三節、未來研究建議

本研究的僅針對鐵皮工廠這一個類別，如果擁有足夠的標籤資料和運算資源，可以進一步應用多類別實例分割的技術。多類別實例分割旨在同時偵測和分割影像中的多個不同類別的物體。這將使得辨識系統能夠更精確地定位並分割出目標物體，並同時辨識其他相關的物體或區域。

同時，結合土地分區資料的地理資訊系統（Geographic Information System, GIS），可以為相關單位在做決策時提供更全面的資料。地理資訊系統能夠整合和分析各種地理數據，包括土地使用分區、地形地貌、地理位置等，並將這些資料與鐵皮工廠的辨識結果相結合。這樣的結合可以提供更豐富的空間上的信息，幫助相關單位更好地了解農地違章工廠的分佈情況、與其他地理要素的關聯性，進而制定相應的政策。

參考文獻

中文文獻

1. 王心妤 (2022)。未登記工廠用地合法化可行性之研究—以南投縣埔里鎮某農地工廠為例。逢甲大學建設碩士在職學位學程碩士論文。
2. 王鈞奕(2005)。神經網路應用於地籍坐標轉換之研究。國立政治大學地政學系私立中國地政研究所碩士論文
3. 王鈞奕、蘇志文、黃家耀、張開國、葉祖宏、林樹德、孔垂昌、溫基信 (2019)。利用 Mask R-CNN 偵測並分類空拍影像中車輛。交通學報, 19(2), 103-118。
4. 何采容 (2022)。都市計畫農業區變更特定工廠專用區法令可行性研究-以彰化縣永靖鄉永○段 85○○地號為例。逢甲大學建設碩士在職學位學程碩士論文。
5. 汪知馨 (2022)。以深度學習萃取高解析度無人機正射影像之農地重劃區現況資訊。國立政治大學地政學系碩士論文。
6. 林子欽、朱永恩、吳文傑 (2021)。臺北市違章建築查報及後續處理決策因素。住宅學報第三十卷第二期第 47 頁-66 頁。
7. 柯宇霆 (2021)。台灣農地違章工廠問題及其對農地政策之意涵—以高雄市為例。國立中山大學高階公共政策碩士班碩士論文。
8. 張家豪(2005)。應用高解析度遙測資料於都市土地違規使用之監測--以台北市建物屋頂加蓋物為例。國立臺灣大學地理環境資源學研究所碩士論文。
9. 張智安、傅于淑 (2021)。應用深度學習於航照正射影像之房屋偵測。航測及遙測學刊, 26 (4), 209-220。
10. 陳朱廷 (2020)。農地未登記工廠處理方案之生態系統服務影響分析—以彰化縣為例。國立成功大學都市計劃學系碩士論文。
11. 陳惠欣、孫珮瑛、周怡伶、徐宏元 (2014)。我國農地運用與變遷之研究。行政院主計總處國勢普查處。
12. 蔣俊彥 (2020)。以深度學習於智慧商店物件辨識之研究。國立宜蘭大學多媒體網路通訊數位學習碩士在職專班碩士論文。
13. 謝豐旭 (2020)。利用深度學習生成多軌音樂。國立臺灣海洋大學通訊與導航工程學系碩士論文。

14. 羅宇帆 (2010)。陽明山違建偵測系統。國立臺灣科技大學資訊工程系碩士論文。

英文文獻

1. Bharati, P., & Pramanik, A. (2020). Deep learning techniques—R-CNN to mask R-CNN: a survey. *Computational Intelligence in Pattern Recognition: Proceedings of CIPR 2019*, 657-668.
2. Du, L., Zhang, R., & Wang, X. (2020). Overview of two-stage object detection algorithms. *Journal of Physics: Conference Series*, 1544, 012033, IOP Publishing.
3. Elharrouss, O., Akbari, Y., Almaadeed, N., & Al-Maadeed, S. (2022). Backbones-review: Feature extraction networks for deep learning and deep reinforcement learning approaches. arXiv preprint arXiv:2206.08016.
4. Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 1440-1448.
5. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 580-587.
6. He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R. (2017). Mask R-CNN. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2961-2969.
7. Kang, J., Körner, M., Wang, Y., Taubenböck, H., & Zhu, X. X. (2018). Building instance classification using street view images. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 145, 44-59.
8. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097-1105.
9. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436.
10. LeCun, Y., Boser, B., Denker, J., Henderson, D., Howard, R., Hubbard, W., & Jackel, L. (1989). Handwritten digit recognition with a back-propagation network. *Advances in neural information processing systems*, 2, 396-404.
11. McCarthy, J. (2007). What is artificial intelligence. Computer Science Department Stanford University.

12. McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence.
13. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28, 91-99.
14. Smerilli, G., Cipolletta, E., Sartini, G., Moscioni, E., Di Cosmo, M., Chiara Fiorentino, M., Moccia, S., Frontoni, E., Grassi, W. & Filippucci, E. (2022). Development of a convolutional neural network for the identification and the measurement of the median nerve on ultrasound images acquired at carpal tunnel level. *Arthritis Research & Therapy*, 24(1), 38.

網際網路

1. Harsh Pokharna(2016) 。For Dummies — The Introduction to Neural Networks we all need ! (Part 1) 。
<https://medium.com/technologymadeeasy/for-dummies-the-introduction-to-neural-networks-we-all-need-c50f6012d5eb>
2. Hung-yi Lee(2017). ML Lecture 0-1: Introduction of Machine Learning. YouTube.
<https://youtu.be/CXgbekl66jc>.
3. Quasar Jarosz(2009) 。文件:Neuron Hand-tuned.svg - 維基共享資源 。
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neuron_Hand-tuned.svg 。
4. TEIA 台灣環境資訊協會(2020) 。彰化農地工廠面積最大、臺中筆數最多，未來可能大幅農地分區調整 - 台灣環境資訊協會 。
https://teia.tw/mountain_lastestpost/%E5%BD%B0%E5%8C%96%E8%BE%B2%E5%9C%B0%E5%B7%A5%E5%BB%A0%E9%9D%A2%E7%A9%8D%E6%9C%80%E5%A4%A7%E3%80%81%E8%87%BA%E4%B8%AD%E7%AD%86%E6%95%B8%E6%9C%80%E5%A4%9A%EF%BC%8C%E6%9C%AA%E4%BE%

[86%E5%8F%AF%E8%83%BD/](#)

5. 內政部營建署 (2018)。全國國土計畫 (公告實施版)。中華民國內政部營建署全球資訊網。https://www.cpami.gov.tw/filesys/file/rp6/rp1070430_3.pdf
6. 地球公民基金會 (2020)。全台有多少家違章工廠?。地球公民基金會。<https://www.cet-taiwan.org/node/3762>。
7. 地球公民基金會 (2021)。20 億農地工廠輔導金, 用去哪? 全台數萬家農地工廠, 何不拆?。地球公民基金會。<https://www.cet-taiwan.org/node/4037>。
8. 行政院農業委員會 (2022)。農業及農地資源盤查結果查詢圖台。行政院農業委員會。<https://calipc.nalrcs.org/AgriLand110.files/sheet001.htm>
9. 經濟部 (2019)。工廠管理輔導法-全國法規資料庫。經濟部。<https://law.moj.gov.tw/LawClass/LawAll.aspx?pcode=J0030043>。
10. 經濟部中部辦公室(2023)。經濟部中部辦公室 -工廠輔導管理法專區-資訊公開-各縣市疑似違反土地使用查處執行情形-各縣市疑似違反土地使用查處名單(11201)。經濟部中部辦公室。
<https://www.cto.moea.gov.tw/FactoryMCLA/web/information/detail.php?cid=1&id=178>。