**卷積神經網絡：獅子與豹的圖像分類研究**

**Convolutional Neural Networks: A Study on Image Classification of Lions and Leopards**

|  |  |
| --- | --- |
| 陸志成[[1]](#footnote-1)\* | 劉鎮豪[[2]](#footnote-2) |
| Chih-Cheng Lu | Chen-Hao Liu |

**摘要**

本研究的主要目的是透過卷積神經網絡(Convolutional Neural Network, CNN)技術來對獅子和豹的圖像進行分類，探索深度學習在野生動物辨識中的應用潛力。隨著深度學習技術的快速發展，CNN已經被廣泛應用於電腦視覺領域，並展現出在圖像分類任務中的卓越性能。在本研究中，我們收集了420張包含獅子和豹的照片作為初始數據集，並利用數據增強技術對圖像進行處理，從而擴充數據集規模，提升模型對多樣化場景的適應能力;為了提高分類準確度，我們設計了一個基於預訓練模型的CNN架構，並針對該模型進行了訓練與微調，以優化其在特定任務上的表現;在實驗過程中，我們對模型的各個參數進行了詳細的調整，包含學習率、批次大小以及卷積層深度等，並採用了多種評估指標來衡量模型性能。實驗結果顯示，我們的模型在分類獅子和豹的圖像時達到了高準確率，證實了CNN在動物圖像分類任務中的強大能力。這項研究的結果表明，深度學習技術不僅可以為野生動物的保護提供有效工具，還可以大幅降低依賴人工觀察和辨識的時間與成本，提高分類效率。更重要的是，這一研究為未來動物圖像識別技術的進一步發展提供了寶貴的參考與實踐經驗。我們的模型可以應用於野生動物監測與保護工作，例如在野外環境中自動監控特定物種的活動，進一步支持生物多樣性研究和保護策略。該方法還可以延伸至其他領域，包括寵物分類、動物園管理甚至相關的教育應用，展示了深度學習技術在各種場景中的廣泛應用潛力。

關鍵詞:卷積神經網絡、深度學習、圖像辨識、圖像分類。

**Abstract**

The primary objective of this study is to classify images of lions and leopards using Convolutional Neural Network (CNN) technology, exploring the potential applications of deep learning in wildlife identification. With the rapid development of deep learning technologies, CNNs have been widely applied in the field of computer vision, demonstrating outstanding performance in image classification tasks. In this study, we collected 420 images of lions and leopards as the initial dataset and applied data augmentation techniques to process the images, thereby expanding the dataset and enhancing the model’s adaptability to diverse scenarios. To improve classification accuracy, we designed a CNN architecture based on a pre-trained model and conducted training and fine-tuning to optimize its performance for the specific task. During the experimental process, we meticulously adjusted various model parameters, including learning rate, batch size, and the depth of convolutional layers, and employed multiple evaluation metrics to measure the model's performance. Experimental results showed that our model achieved high accuracy in classifying images of lions and leopards, confirming the robust capability of CNNs in animal image classification tasks. The findings of this study indicate that deep learning technologies can not only provide effective tools for wildlife conservation but also significantly reduce the time and cost associated with manual observation and identification, thus improving classification efficiency. More importantly, this research offers valuable insights and practical experience for the further development of animal image recognition technologies. Our model can be applied to wildlife monitoring and conservation efforts, such as automatically tracking the activities of specific species in the wild, thereby supporting biodiversity research and conservation strategies. Additionally, the approach can be extended to other fields, including pet classification, zoo management, and educational applications, demonstrating the extensive application potential of deep learning technologies across various scenarios.

Keywords:Convolutional Neural Network, Deep Learning, Image Recognition, Image Classification.

1. **緒論**

**1.1研究背景**

近幾年人類活動對環境的影響越來越明顯，野生動物的棲息地被壓縮得越來越小，生物多樣性也面臨著前所未有的挑戰。像獅子和豹這樣的頂級捕食者特別需要關注，因為牠們的數量和狀態能直接反映整個生態系統的健康與穩定。

在過去我們通常依靠人力觀察或攝影機來追蹤這些動物的行蹤，但這些方法不僅耗費時間和精力，效果也有限。而隨著人工智慧和深度學習技術的快速進步，尤其是卷積神經網絡(CNN)的應用，我們看到了影像分類變得更快、更準確的可能性。

不過獅子和豹有時候真的很難分辨，特別是影像品質不好或背景複雜的時候，傳統方法很容易出錯，但是CNN這類模型擅長處理這些細節問題，不僅能提高辨識準確率，還能省下大量人力和資源。因此我想透過這個研究，看看CNN在區分獅子和豹上能做到什麼程度，也希望能為未來的動物保護提供一些新的方法和方向。

**1.2研究動機**

野生動物的保育工作需要準確地追蹤和了解牠們的分布與行為，這是生態保護的基礎。但傳統的人工觀察和攝影機記錄方式存在效率低、成本高的問題，尤其是當需要處理大量影像資料的時候。深度學習技術，特別是CNN，給了我們一個更快、更有效率的解決方案。

獅子和豹作為生態系統的重要物種，不僅牠們的數量需要關注，牠們的分布和行為也同樣重要。問題是，這兩種動物在某些情況下外觀太相似，特別是在影像模糊或背景雜亂的環境下，人工辨識的準確率往往不高。但如果我們可以用CNN來處理這類影像分類任務，不僅能大幅提升準確率，還能減少人工觀察的壓力和資源浪費。

因此我希望透過這次研究，把CNN技術應用到野生動物辨識上，讓這些工作變得更高效、更省力，也讓相關機構能更好地完成保育任務。

* 1. **研究目的**

這項研究的目的是設計一個基於卷積神經網絡(CNN)的動物分類模型，專門用來區分獅子和豹的圖像。我們會利用預訓練模型作為基礎，並透過訓練和微調來提升分類準確率。同時我們也會調整模型的超參數，比如學習率、批次大小和卷積層的深度，來進一步優化性能，最後用多種評估指標來驗證模型效果。

除了技術上的探索，我也希望這個模型能實際幫助動物保護工作，比如用於野外的自動化監測或生態系統的長期觀察。最終，我希望這項研究能讓更多人看見深度學習在動物分類上的潛力，並為未來的保育策略提供一些新靈感和實用的技術工具。

1. **文獻探討**

顏敏蓮(2024)提出，工業4.0作為新一階段的工業革命，以智慧製造為核心，結合大數據(Big Data)、物聯網(Internet of Things, IoT)、人工智慧(Artificial Intelligence, AI)和雲端計算(Cloud Computing)等新興技術，顯著推動維護策略的革新。這些技術的應用使預測性維護策略成為可能，能在設備故障發生前提前識別異常並安排維護計畫，從而有效降低停機時間和維修成本。透過實時監測及數據分析，智慧製造不僅提升了生產效率，還提高了設備運行的穩定性和安全性，使企業能夠在高度競爭的市場中保持優勢。顏敏蓮進一步指出，本研究採用了A公司提供的塗佈機歷史生產數據，並以預測性維護策略(Predictive Maintenance, PdM)為架構，建構了卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)和長短期記憶神經網路(Long Short-Term Memory, LSTM)之預測模型，進行數據分析及機台異常偵測。研究結果顯示，當CNN-LSTM模型搭配PReLU激勵函數和RMSProp優化器時，模型的表現最佳，準確率達99.82%，精確率達94.81%，F\_1-Score為97.34%。與僅使用LSTM的模型相比，CNN-LSTM模型在準確率、精確率及F\_1-Score方面均有顯著提升。此外，該模型能提前25秒預測機台主速度的異常徵兆並減速，這有助於操作人員提前進行維護，進而降低損失並縮短停機時間，實現了預測性維護的目標。

黃世龍(2024)認為，隨著深度學習技術的快速發展，神經網絡在物件檢測應用的範圍和性能上持續改進，並取得了顯著的進展。黃世龍基於 Faster R-CNN 框架，通過調整參數和卷積神經網絡，將該模型應用於 Kaggle 數據集中的貓狗圖像檢測。論文中，透過觀察性能變化並使用統計重採樣方法來確保數據集對模型精度和召回率的影響，展示了重採樣方法和參數調整對模型表現的影響。在經過參數調整至最佳狀態後，黃世龍展示了基於 ResNet 的 Faster R-CNN 模型在物件特徵提取和邊界框回歸中的有效性，並比較了單階段物件辨識與兩階段物件辨識的精度差異。實驗結果顯示，作為 Faster R-CNN 模型中特徵提取卷積神經網絡的 ResNet 在該數據集上表現優異，且兩階段物件辨識模型相較於單階段模型在此數據集上有較好的精度表現。

雷文武(2024)發現，台灣目前在平面市區道路的車流量數據收集中，主要依賴人工計數，然而由於車流狀況的多樣性及環境因素，常需依賴人力來確保數據的準確性，這導致了高昂的人力成本。針對此問題，雷文武提出利用機器學習中的圖像辨識結合物件追蹤技術，並搭配自研的計數方法，優化車流量的自動化計數。該研究採用基於卷積神經網路的圖像辨識模型，並以 YOLOv5 作為主要架構，結合注意力機制增強模型的特徵提取能力。YOLOv5 因其高效性能和準確性，成為理想的圖像辨識模型，而注意力機制則進一步提升模型在小目標辨識和定位上的能力。研究中使用台灣道路環境的影片進行數據採集和訓練，並使用 Deep Sort 進行物件追蹤，有效處理車輛遮蔽後的再追蹤問題。本研究提出的計數模型能夠過濾不同場域及車種在辨識或追蹤過程中產生的錯誤，通過分析車輛行駛距離進行計數。實驗結果顯示，該整合方法在不同環境下對小型車輛的計數正確率表現優異，小客車達94%，機車達91%，小貨車達84%，而大型車的平均計數正確率則超過60%。此結果表明，該車流量計數整合方法在實際應用中具有高度正確性和可靠性，能夠有效支援車流量計數分析。

陳雨玟(2024)指出，隨著股市的發展與科技進步，股票預測成為一個越來越熱門的議題，不僅有大量的論壇討論和新聞節目，網路上也湧現了許多相關的論文與教學。許多研究運用機器學習與深度學習來預測股票，然而這些研究往往忽略了指標與特徵選擇是否適合進行預測，並未深入探討這些數值是否能準確代表股票的趨勢與漲跌。因此，陳雨玟的研究旨在透過卷積神經網路在分類上的優勢，尋找高度影響股票的重要因素與相關指標，為未來的研究提供參考，以解決股票預測中指標選擇的爭議問題。研究中使用卷積神經網路作為主要模型，並將股票數值資料轉換為圖像進行分析。透過對二十年大盤指數的數據處理，計算出十一種不同的技術指標，經過數據分割與正規化後，繪製成馬賽克圖，並輸入卷積神經網路以擷取特徵。接著，研究對這些特徵進行排名，挑選出前五名的特徵圖，進行最後的漲跌與指標分析，嘗試找出指標數值的規律與漲跌特性。結果顯示，在不同的技術指標中，相對較大的數值往往與股票的漲跌有關，部分指標的固定數值大小也顯示出明顯的特徵，而其他指標則通過逐漸上漲或下跌來顯示其特徵範圍。研究進一步闡明了指標數值範圍與漲跌圖像的規律，為不熟悉指標的人提供了有價值的參考資訊，也為數據分析引入了一種新的視覺化分析方法，使得觀察股票趨勢變得更為直觀，同時也擴展了卷積神經網路的應用潛力。

沈俊良(2024)指出，隨著生成式人工智能技術的快速發展，尤其是生成對抗網絡(GAN)和潛在擴散模型(LDM)的廣泛應用，使得辨識真實圖像與AI生成圖像的難度顯著增加，這反映了數位時代如何在圖像編輯和修改變得愈加普遍的背景下，有效區分虛實影像的挑戰。針對這一問題，沈俊良的研究旨在利用深度學習技術提升AI生成圖像的檢測能力，特別是通過CNN-ResNet模型來識別AI生成圖像中微妙的異常特徵，如紋理不一致、顏色分佈異常及邊緣信息缺陷。研究中採用了CNN與ResNet的結合模型，藉由此結構優勢來強化圖像特徵辨識。研究使用了Kaggle平台上的CIFAKE數據集來評估模型性能，並運用十折交叉驗證方法來確保資料集的穩定性與泛化能力。十折交叉驗證有效降低了模型過擬合的風險，同時提升了性能評估的可靠性。實驗結果顯示，CNN-ResNet模型在準確性和泛用性上，較傳統的分類方法有顯著提升，尤其在處理複雜影像特徵時，展示了優異的預測能力。該研究成果不僅在生成式AI圖像的識別上具重要意義，還為未來數位影像真實性的保障提供了有力支持。

湯仁愷(2023)指出，車輛已成為現代生活中不可或缺的交通及運輸工具，而車牌自動辨識技術則是智慧交通管理和科技執法的重要因素。透過AI技術中的深度學習來實現車牌自動辨識，不僅能夠提高效率，也能夠大幅減少人力成本。例如，過去停車場需要人工在出入口管制車輛進出，但有了車牌辨識技術後，便能有效減少人力投入。此外，車牌辨識技術在科技執法中也具有重要應用，能夠提升執法的效率。湯仁愷進一步指出，車牌自動辨識技術不僅需應用於單純的停車場場景，還必須能應對多變的環境條件，如不良氣候、複雜光影、車牌拍攝角度不佳和夜間場景等挑戰。針對這些問題，本論文提出了一種基於YOLOv5深度學習模型訓練的車牌辨識系統，該系統能夠高效地偵測照片中車輛的車牌位置或加漆標識的號碼。經過簡易的影像優化處理後，再使用光學字符識別(OCR)技術來辨識車牌文字。該方法不僅能有效解決複雜場景下的辨識困難，與傳統影像處理方式相比，也具備更高的準確度和更強的車牌辨識能力。

邱浤洧(2024)強調，建築資訊模型(BIM)中的衝突檢測是確保設計圖說正確性的重要步驟。然而，由於設計圖說的介面繁多，BIM軟體在進行衝突檢測後經常產生大量無效的衝突影像，這使得衝突的確認及報告生成變得既耗時又容易出錯。為了應對這一挑戰，本研究提出了一種基於深度學習和生成式預訓練轉換器學習的自動化策略。通過分析五個實際專案中的衝突影像，採用遷移學習的方法，利用卷積神經網路(CNN)自動化地將衝突影像分類為十個類別，並根據其嚴重性劃分為四個級別。為確保分類的正確性，本研究邀請了三名具備BIM相關工作經驗的專家進行衝突及其嚴重性分類的確認。完成衝突分類後，研究團隊利用經過微調的OpenAI GPT-3.5 turbo模型生成解決方案建議，旨在自動提供針對識別出嚴重程度和衝突的解決步驟。這一自動化方法不僅顯著提高了人工衝突檢測的效率，還協助BIM工程師迅速修正模型並生成衝突建議，為營建專案提供了快速且可行的BIM衝突解決方案。

艾莉亞(2024)指出，咖啡豆因其尺寸小、形態特徵顯著且空間分佈密集，檢測和定位面臨重大挑戰。儘管現有的基於二維影像的分類方法對咖啡豆或水果取得了良好的效果，但這些方法通常僅關注於優質豆與病豆兩類的分類，無法滿足咖啡豆即時收穫的需求。此外，針對咖啡豆的重疊問題，目前仍未有相應的研究，大多數研究僅針對比咖啡豆大的其他重疊果實進行探討。為了解決這些問題，本研究提出了一種基於單眼影像的低成本方法，以實現對四個咖啡豆品種的檢測。研究中，將實例分割神經網路與深度圖估計以及三維點雲資料(LiDAR資料)相結合，無需任何額外的昂貴設備(如深度相機和LiDAR相機)，以提高目標的檢測和定位精度。這一方法的提出有望為咖啡豆的檢測提供一種實用且經濟的解決方案。

林哲羽(2024)指出，商業紙張的大量使用導致了嚴重的森林砍伐及全球暖化，因此必須有效利用紙張以減少這一現象。在這一背景下，條碼印表機中的紙張偵測模組變得愈加重要。良好的檢測模組能夠確保每一張紙的有效利用，而劣質的檢測模組則會導致大量紙張的浪費。目前，條碼印表機仍主要依賴傳統的簡單斜率判斷方法來偵測紙張，這種方法往往造成顯著的資源浪費。隨著人工智慧(AI)的興起，AI技術可以有效支援紙張檢測系統。本研究探討了四種紙張檢測系統：第一種為霍夫圓模組，用於檢測圓洞間隙；第二種為霍夫線模組，專門用於檢測一般間隙；第三種則是使用卷積神經網絡(CNN)來偵測紙張、一般間隙與圓洞間隙；第四種為YOLOv4 tiny模組，負責偵測一般間隙與圓洞間隙，後兩者與人工智慧技術相關。研究結果顯示，CNN及YOLOv4 tiny模組能更有效地偵測間隙或紙張，其中使用YOLOv4 tiny的平均精確度(mAP)高達95%。

張曉妮(2024)指出，溫室效應引發的極端氣候變化對全球造成了巨大的影響與災難，而主要的暖化原因源於人類的經濟活動。隨著2023年COVID-19疫情逐漸緩和，經濟活動迅速增長，二氧化碳排放量已達歷史新高。如果此趨勢持續，未來七年內有50%的機率將超過巴黎協定所設定的全球海平面溫度1.5°C的臨界值。因而，人類必須積極應對此議題，並制定相應的減碳行動，有效監控二氧化碳排放並降低其數量。為了解決這一問題，本研究結合卷積神經網絡(CNN)和長短期記憶神經網絡(LSTM)兩種深度學習演算法，建立了1990年至2022年間台灣二氧化碳排放量的預測模型，並納入影響碳排放的相關經濟發展指標進行模型訓練。研究中使用平均絕對百分誤差(MAPE)作為主要績效指標來衡量模型表現，並與CNN和LSTM模型進行比較分析。此外，研究者在資料擴增中提出了修正方法，利用線性插值法建立數據間的關係，並通過比例縮放得到符合實際狀況的數據。實驗結果顯示，CNN-LSTM模型的績效表現最佳，其次為LSTM模型。

彭子承(2024)提出，電腦視覺技術在運動分析領域，特別是在網球選手發球技術提升上的應用，具有重要的發展潛力。傳統上，發球訓練主要依賴教練的主觀評估，這樣的方式容易受到偏見影響，因此引入自動化系統顯得尤為重要。為此，設計了一個多通道發球輔助系統，旨在客觀地評估並改進選手的發球技術，幫助球員優化技能，並協助教練進行量身定制的訓練方案。此外，該系統還促進了全面的技術分析。研究方法、實驗評估及結果顯示，這一系統有望顛覆傳統網球發球分析方式，為球員和教練提供基於數據的洞察。AceNet，作為研究中提出的多通道深度神經網絡，專注於分析和改進網球發球技術。通過MediaPipe提取圖片中的姿勢特徵，AceNet依據開放式動力鏈的關鍵角度來計算新的骨架訊息特徵，並將這些特徵分為兩個通道進行處理。第一通道專注於捕捉姿勢動態，處理骨架結構的特徵，第二通道則分析角度序列數據，研究關鍵點序列中的時間變化。提取的特徵經過多通道的LSTM和CNN進一步處理，並通過注意力機制加權以增強特徵的精確性和可解釋性，最終在全連接層中進行特徵整合，為分類任務做好準備，將發球分為不同的技術水平。研究結果表明，AceNet在各項評估指標上表現卓越，精確度、召回率、F1分數和準確度均超越了其他比較方法，分別達到81.98%、81.64%和80.11%的加權精確率、召回率和F1-score，顯示其在發球技術分析上的優越性。這一系統的應用為深度學習在網球領域的發展提供了有力支持，顯示出其在發球分析和技術提升中的顯著潛力。透過對姿勢的客觀評估，運動員和教練能更有效地優化發球技術，從而提升整體運動表現，並為運動領域引入了更深入的技術改進手段，預期將在訓練和競技中產生積極影響。

陳建成(2024)指出，A公司作為生產鐵鋁罐及蓋機台的設備商，面臨人力結構老化所帶來的技術斷層問題，並且在現今生產模式由少樣多量轉變為少量多樣的過程中，產品間的差異性增加，進而影響到設備零件的測試和符合要求的檢查。由於員工經驗不足，零件多次修改，造成成本上升與時間浪費。針對這一問題，陳建成(2024)採用了CNN-LSTM與BERT兩種方法來建立捲輪溝型預測模型。在資料處理方面，研究首先剔除了缺失值或特殊規格的資料，並為了確保資料分類的均衡與資料量的充足，進行了資料生成。訓練結果顯示，CNN-LSTM與BERT的準確率分別達到84%至95%，其中BERT在較多訓練次數下表現優於CNN-LSTM。然而，兩個模型在實測階段表現出泛化不足的現象，經過資料比對發現，這是由於出現了未曾見過的特徵資料所致。經過微調模型和增加資料後，兩種方法的模型對測試資料的預測準確率達到了70%至90%。其中，CNN-LSTM有三個模型的準確率較低，推測是超參數設定需進一步調整。最終，根據準確率、精確率、召回率和F1-score四種指標對模型進行評估，發現BERT模型在四個指標上的表現均優於其他模型，顯示其在捲輪資料預測中具有最佳的應用潛力。

李柏翰(2024)指出，虹膜辨識由於其穩定性、非接觸式特性、不易假造及高辨識率，在過去二十多年來受到廣泛關注。然而，瞳孔在受到光線或心理刺激時會產生縮放，導致虹膜紋理出現非線性變化，從而大幅影響辨識率。為解決這一問題，李柏翰(2024)所採用的資料集專門針對瞳孔大幅縮放情況進行收集，並在暗房中逐步調亮光源以獲取不同瞳孔大小下的虹膜影像。早期研究中，使用不同的非線性正規化方法無法有效改善瞳孔縮放對辨識效果的影響，但引入深度學習技術後，辨識錯誤率有所降低。儘管如此，傳統的CNN模型仍無法排除睫毛及眼皮等對辨識率的干擾。為解決這一問題，李柏翰(2024)引入了具備注意力機制的深度學習技術，顯示錯誤率有顯著下降。根據估測的權重值，這一改進可能來自於睫毛所提供的額外資訊。研究中提出了兩個主要貢獻：首先，提出了一種新型的定位方法，結合U-Net生成的遮罩圖與RANSAC進行虹膜外緣的定位(簡稱RANSAC-UNet)；其次，探索了CNN模型中遮罩圖的應用方式。具體方法包括：調整遮罩圖大小並與ResNet50模型輸出進行Hadamard乘積(簡稱ResNet50-RM)，以及將虹膜影像與遮罩圖合併為RGB影像的R與G通道(簡稱ResNet50-MM)。此外，研究還與不使用遮罩圖的模型、加入注意力機制的DARM模型及Nguyen遮罩圖使用方法進行比較，總共比較了16種不同遮罩圖使用方式的CNN模型辨識率。為了評估模型是否受到睫毛雜訊影響，研究提出了在虹膜影像中繪製擬真假睫毛的方法並製作測試集，並收集了鴿子虹膜影像以測試非人類虹膜的辨識效果。實驗結果顯示，在定位方法的比較中，RANSAC-UNet在處理人類及鴿子虹膜的辨識率上均表現最佳，其EER分別為1.81%與20.24%。在16種遮罩圖應用方式的實驗中，ResNet50-CM表現最佳，EER為1.81%，其次為ResNet50-MM，EER為2.25%。在假睫毛測試集中的結果顯示，ResNet50-CM依然最佳，EER為2.22%，而ResNet50-RM34排名第二，EER為3.74%，ResNet50-MM的EER則從2.25%上升至4.26%。

黃韋澄(2023)指出，隨著製程技術的進步，電晶體不斷縮小，帶來運算速度提升及消耗功率降低等優勢，但同時也導致晶圓良率的下降。在探針測試階段，所有晶粒會進行電性測試，未通過測試的晶粒會被標記為壞晶粒，並最終形成整張晶圓圖。透過分析晶圓圖上壞晶粒所呈現的形狀，可幫助找出製程中可能存在的錯誤。過去，人工識別晶圓圖中的瑕疵樣態雖然能進行直覺分類，但這一過程耗費大量時間和人力。為了解決這一問題，黃韋澄(2023)提出了一套自動化系統來進行晶圓圖瑕疵樣態識別。本研究分為兩個階段進行，第一階段使用連通分量分析對壞晶粒進行分群處理，並將晶圓圖進行圓形切割，分為內、中、外三個區域來計算其特徵參數。針對每個晶圓圖的特徵參數，選擇合適的群聚濾波器來濾除對顯著樣態影響較小的離群晶粒。第二階段則利用卷積神經網路(CNN)將晶圓圖分類為九種瑕疵樣態。研究結果顯示，該方法對每張晶圓圖的運算時間為17.56毫秒，並且八種瑕疵樣態的識別精度達到了96.03%，此外，對於原本定義為無樣態(None)的分類，也提供了相應的參考。

葉豐豪(2024)指出，隨著卷積神經網絡(CNNs)的逐漸成熟，許多高性能模型被開發出來。然而，這些模型通常需要大量計算資源，這使得它們難以直接應用於計算能力有限的嵌入式設備。為了解決這一問題，許多研究開始探索輕量化模型的策略，包括量化、剪枝和知識蒸餾。這些策略在減小網絡大小方面取得了一定成效，但通常需要對模型結構進行複雜調整，並且需要相當時間來驗證輕量化模型的性能。葉豐豪(2024)提出，輕量化卷積結構作為輕量化CNN模型的一個主要選擇，目前缺乏一種能夠根據目標設備可用計算資源，快速重新組合CNN模型的方法。針對這一問題，本研究提出了一種創新的「膨脹法」，該方法利用輕量化卷積結構，根據目標設備可用的計算資源有效地重新創建CNN模型，旨在最大化使用設備的計算資源，同時保持原始模型的準確度。研究結果顯示，這種方法不僅能夠迅速輕量化CNN模型，還能確保重新創建的模型性能接近於原始模型，證明了其有效性。

趙國桓(2024)本論文探討了深度學習技術在室內定位系統中的應用，特別是卷積神經網路(CNN)與長短期記憶網路(LSTM)的結合。透過對UJIIndoorLoc資料數據集的分析，研究首先對建築物、樓層訊息及RSSI值進行編碼處理，並對特徵進行Standardization與Normalization，以適應深度學習模型的需求。在模型設計方面，結合CNN的空間特徵學習能力與LSTM的時序數據處理能力，旨在提高室內定位的精度與效率。本研究進一步將深度學習方法與傳統機器學習算法(如KNN和SVM)進行比較，結果顯示，深度學習方法在處理複雜室內定位任務時，其分類準確性高出1.44%，顯示其在此領域中的應用潛力。實驗結果不僅證實了CNN與LSTM結合在室內定位中的有效性，也為未來在相似領域中的技術創新與應用開發提供了寶貴的見解與指導。

棋普達(2024)探討了圖像識別在人工智能(AI)系統中的有效性，並重點關注兩個主要平台：Teachable Machine和MATLAB。Teachable Machine通過對不同角度的圖像進行訓練，強調AI識別，當識別相似度達到80%以上時，判定為成功。分析結果顯示，使用25、50和75張圖像進行訓練時，平均準確率分別為25%、62.5%和100%。相比之下，MATLAB則利用九個預訓練網絡進行轉移學習，並使用八個備用組件模型進行圖像訓練與測試。最終，Resnet 101模型達到了99.17%的準確率。MATLAB與Teachable Machine之間的比較結果表明，MATLAB表現優於Teachable Machine，在使用50個示例圖像的情況下，MATLAB達到了83.52%的平均準確率，而Teachable Machine則為62.50%。此外，研究還發現，當使用70張圖像時，Teachable Machine的準確率接近100%，而MATLAB則在50張圖像的情況下達到了80%的平均準確率。這項研究揭示了兩個平台在性能上的差異，為尋求在人工智能領域內進行圖像識別的最佳解決方案的專業人士提供了寶貴的見解。

李家宏(2024)提出，卷積類神經網路(CNN)架構是專門處理空間類型資料的機器學習技術，廣泛應用於二維影像與三維立體模型的辨識與生成等領域。然而，由於其計算複雜度較高，無論是在訓練或推論過程中，都會導致較長的計算時間，並對當前電腦視覺應用中的即時運算需求構成挑戰。本論文針對此問題，提出了一種基於流水線平行處理演算法的解決方案，該方法與GPU多執行緒平行運算相結合，利用「地毯式轟炸」積和運算顯著簡化了卷積層的計算複雜度。透過流水線架構，卷積層與池化層能夠無間隔地同時處理多個輸入像素，從而節省運算時間，提升整體運算效率。實驗中，使用NVIDIA Geforce RTX 3070顯示卡並基於基礎CNN模型LENET-5對MNIST資料集中的單筆資料進行推論，結果顯示，採用流水線平行演算法的推論時間比使用Tensorflow標準CNN進行運算的推論時間減少了約50.72%。

黃宗毅(2024)指出，在工業邁向5.0的浪潮下，自動化生產線的故障預測與健康管理系統成為各行各業的關注重點。隨著機械設備長時間運行，零部件和整體結構可能會出現不同程度的振動，這些異常振動可能導致設備故障或損壞。為了實現氣壓缸的故障預測，本研究採用了CNN-GRU和CNN-LSTM深度學習模型，結合多模態融合技術，解決特定領域中的故障診斷問題。研究主要使用一維卷積神經網路(CNN)與門控循環單元(GRU)或長短期記憶網路(LSTM)進行模型建構，並配合多感測器如加速度計、壓力計及流量計等進行資料測量，將測得的數據轉換為模型可處理的格式，再進行前期融合訓練，最終用於故障分類與診斷。

楊立帆(2023)提出，鋰離子電池的殘電量狀態(State of Charge, SOC)與健康狀態(State of Health, SOH)是評估電池性能的重要指標。本研究旨在利用數據驅動的方法來估測電池的SOC和SOH。為了建立更精確的預測模型，研究結合了卷積神經網絡(CNN)、長短期記憶網絡(LSTM)及雙向門控循環網絡(BiGRU)來建構CNN-LSTM-BiGRU神經網絡模型，並以此用於估測電池的SOC和SOH。在實驗中，研究選用了8顆不同種類的鋰離子電池，並在5種不同溫度條件(0°C、10°C、25°C、40°C、50°C)下進行駕駛模擬測試(Drive Simulation Test)，收集了電池的充放電流、端電壓、環境溫度及真實SOC等數據，並將其分為訓練數據和驗證數據。模型訓練時，充放電流、端電壓和環境溫度作為輸入，SOC作為輸出，用於訓練CNN-LSTM-BiGRU模型；模型驗證階段則使用驗證數據來檢驗所提模型的強健性。實驗結果顯示，所提出的CNN-LSTM-BiGRU模型能在不同溫度條件下有效預測電池的SOC與SOH，並在性能評估上表現優異，使用均方根誤差(RMSE)、平均絕對誤差(MAE)和最大絕對誤差(MaxAE)等指標進行了評價。

鄭宇傑(2023)的研究探討了人工智慧在颱風路徑分類中的應用，特別是結合集成學習與卷積神經網路(CNN)進行資料分類。本研究旨在提高颱風路徑分類的效率和準確度，尤其針對台灣地區的颱風影響。由於颱風路徑分類通常需要人工比對，且時間消耗較大，隨著計算能力的提升和人工智慧技術的進步，使用AI來輔助運算已成為一種可行的解決方案。研究採用了集成學習中的裝袋法(隨機森林)和提升法(XGBoost)進行資料分類，並結合CNN進行特徵提取和分類。集成學習方法透過多個弱分類器的訓練，逐步提高模型性能；而CNN則通過卷積層和池化層提取圖像特徵，並利用全連接層進行最終的預測。研究資料包括從1958年至2020年影響台灣的颱風歷史資料，以及來自淡江大學風工程研究中心的蒙地卡羅模擬數據，這些資料經過圖像化和正規化處理後，進行訓練和預測。實驗結果顯示，CNN與隨機森林結合的模型在訓練和分類階段達到90%~97%的準確率，證明此混合模型在颱風路徑分類中表現出色。進一步分析發現，集成學習在圖像分類方面略優於決策樹，而深度學習模型在圖像分類的表現則略優於傳統的機器學習模型。此研究提供了一個有效的颱風路徑分類方法，對未來氣象預測和應用具有重要意義。

葉育誠(2023)的研究探討了自駕車技術中的影像處理應用，尤其是利用類神經網路進行汽機車的識別。隨著自駕車時代的來臨，許多國家和企業積極開發自動駕駛技術，這不僅改變了人類對路況的判斷方式，也對程式設計人才提出了更高需求。然而，這也帶來了新的風險，因為決策大權由人類轉交給電腦程式，若程式無法正確判斷路況，可能會造成嚴重後果。本研究展示了如何應用類神經網路處理行車影像，通過對影像中的汽機車進行標示，達到自駕車所需的識別精度。這項技術的成功應用，將為自駕車的實現提供重要的技術支持，並有望提高自動駕駛系統在真實環境中的可靠性和安全性。

吳政鴻(2023)的研究針對卷積神經網絡(CNN)中的計算效率問題提出了創新解決方案。卷積層在現代CNN模型中通常占據大部分的計算時間，為此，模型壓縮技術成為減少神經網絡尺寸和計算成本的重要方法，其中權重修剪作為一種從網絡中移除冗餘權重的手段，能有效減少網絡的計算需求。在本研究中，作者提出了一種動態規劃演算法，根據卷積層的執行時間和L1範數，在給定的總時間預算內，為每層卷積層確定一個合適的稀疏比例。確定稀疏比例後，研究團隊修改了TVM框架，並利用它生成基於掩碼指示加載數據的代碼。此外，研究中還提出了CHWN佈局，將數據批次的維度移動到最內層維度，這樣可以消除內層維度變化的大小，使內存訪問模式變得更加連續。實驗結果顯示，相較於密集模型，該方法在ImageNet數據集上對VGG-16模型提升了0.35%的準確性，並實現了1.55倍的加速。這項技術能有效提高深度學習模型的計算效率，對於推動大規模深度學習應用具有重要意義。

周劭穎(2023)的研究針對數據中心運算需求提升所帶來的散熱問題提出了創新解決方案，特別是針對兩相浸沒式冷卻技術的應用，該技術因其更高的對流熱傳係數，成為一種具有前景的先進散熱策略。研究設計了四種不同雷射表面紋理化(Laser Surface Texturing, LST)路徑：線狀、交叉線狀、孔洞I與孔洞II，用以對純銅與鋁6061兩種金屬進行表面改質，並進行池沸騰實驗。進一步，純銅雷射改質後進行熱氧化處理(TO)以探討奈米線結構對熱傳效能的影響。實驗結果顯示，經過LST處理的金屬表面能顯著提升對流熱傳係數，且不同的雷射路徑在改善熱傳性能方面有所差異。例如，交叉線狀路徑於純銅表面改質後，對流熱傳係數提升至原本的161%，而鋁6061則為158%。孔洞I與孔洞II路徑亦能有效提高熱傳係數，並降低核沸騰起始點。實驗中還發現，進行熱氧化處理後，奈米線結構的形成會導致對流熱傳係數有所下降，這是由於奈米線斷裂及方向不一致所引起的汽泡纏結現象，影響了熱傳效率。此外，研究利用Mask R-CNN模型對汽泡影像進行分析，成功實現了汽泡個數的量化，進而可以用於判斷熱通量的變化，尤其在低熱通量時，有助於識別成核點的數量，而當汽泡數量大幅下降時，則能判斷汽泡合併過程中的熱通量變化。這項研究為冷卻技術的創新應用提供了有價值的見解，對數據中心及其他高熱負荷應用場景的散熱技術具有重要意義。

林建宏(2023)的研究針對卷積神經網絡(CNN)模型的規模日益增長所帶來的推論時間延長和內存使用量高的問題，提出了一種改進的模型壓縮方法。儘管非結構化剪枝技術能夠在不顯著影響準確性的情況下，剪枝掉卷積神經網絡中的大量冗餘參數，但有效利用其稀疏性仍然是個挑戰。該研究提出了行組合方法，通過將捲積濾波器矩陣中的多個稀疏行組合成單一密集行來進行壓縮，並且在組合後的每一列中進行進一步的剪枝，保留最大幅度的權重，這樣可以有效減少矩陣的大小。雖然這種方法能夠提升模型壓縮效率，但如何分割稀疏行以減少額外剪枝對模型性能的不利影響仍然是一個未解決的問題。本研究首次將行分區問題定義為一個NP-Complete問題，並提出了一種基於模擬退火和全局非結構化剪枝的行組合方案，以最大化減少額外剪枝對模型性能的負面影響。實驗結果顯示，在TinyImageNet數據集上，稀疏度達88%的VGG19模型經過行組合後，精度提高了0.65%，推理時間加快了1.24倍，這顯示出所提方案在模型壓縮和加速方面的顯著效果。此外，該方法不依賴於特殊硬件支持，並且能夠有效地在常規硬件環境下實現卷積神經網絡模型的加速。

李福悌(2023)提出了一種基於生成對抗網絡(GAN)的影像風格轉換模型，旨在提升影像風格轉換的品質與穩定性。影像風格轉換是一個熱門的研究領域，目的是將某張影像的風格轉換或混合其他風格，使得轉換後的結果呈現原始影像所沒有的風格特徵。傳統的方法主要依賴特徵轉換或濾波器等技術，通常需要大量的人工設計轉換流程，且大多只能實現單一風格轉換。隨著深度學習技術的發展，許多研究開始將深度學習應用於影像風格轉換，並取得了顯著的進展。本研究提出了一種名為CSS-GAN的架構，用於多風格轉換任務。在此架構中，首先使用卷積神經網絡(CNN)分類器對分類資料集進行訓練，並經過驗證後，利用分類器對影像進行預測，提取其輸出層的特徵作為屬性標籤。接著，對這些屬性標籤進行不同的前處理，以比較平滑化標籤和二元分類標籤的性能差異。最終，利用這些屬性標籤來訓練多風格轉換的GAN模型。實驗結果顯示，將分類器預測的特徵作為屬性標籤能夠有效提升GAN在風格轉換任務中的影像生成品質與穩定性，且提出的CSS-GAN在影像品質的評估指標上表現更佳，證明了該方法的有效性和創新性。

張凱捷(2023)在本論文中實現了一個基於FPGA的卷積神經網絡(CNN)系統，用於CIFAR-10圖像辨識。FPGA具有低延遲、低功耗和高靈活性等優勢，能夠有效加速圖像辨識任務。本研究的設計靈感來自GPU的並行處理技術，將平行化技術應用於卷積層、池化層和全連接層的計算中。這種設計大幅降低了計算時間，使FPGA能夠高效地執行CIFAR-10圖像辨識任務。所實現的系統通過UART介面將測試圖像從PC傳輸到FPGA，再將預測結果回傳至PC顯示。利用並行計算，FPGA可以在同一時鐘週期內處理多個像素，加速特徵圖的計算，顯著提高圖像辨識的效率。實驗結果顯示，相比GPU，本設計達到了約2.5倍的加速效果，與CPU相比則實現了27.5倍的加速。儘管如此，FPGA實現的CNN在CIFAR-10資料集上的辨識準確度與使用軟體實現的準確度相近，顯示出該系統在加速圖像辨識任務方面的巨大應用潛力。

洪嘉昌(2023)提出了一種基於相似性特徵融合和CNN-LSTM模型的剩餘使用壽命(RUL)預測方法，旨在改善健康指標對預測準確度的影響。在深度學習中，健康指標的建立對預測結果至關重要，理想的健康指標應該能夠有效蘊含更多的軸承退化訊息。相似性特徵融合法被用來將多個特徵降維為一個融合特徵，並與傳統特徵結合，形成一個綜合多方訊息的健康指標。然而，現有基於相似性特徵融合的RUL預測方法準確度較低。為了提高預測準確性，本文首先進行小波去噪處理，並討論了不同母小波基的效果，結果顯示Sym8母小波基最佳。接著，通過相似性融合特徵提取數據中的關鍵信息，並將其與傳統特徵結合來建立健康指標。對健康指標的特徵處理方法進行了改進，並與常見的移動平均平滑法進行比較，結果顯示移動平均平滑法表現較好。最後，將健康指標輸入至CNN-LSTM模型進行訓練與預測，實驗結果表明，與Convolutional Neural Network-Principal Component Analysis (CNN-PCA)相比，所提出的方法在預測軸承RUL準確度上有顯著提升。

賀一庭(2023)研究了如何在異質邊緣計算環境下減少卷積神經網路(CNN)的推理時間。隨著人工智慧與機器學習技術(AI/ML)的快速進展，越來越多的服務功能依賴這些模型來實現，而運行這些模型需要大量的計算資源，這促使雲計算的發展逐步轉向邊緣計算。然而，邊緣計算環境的計算資源相對較少且具有異質性，因此，如何加速AI/ML模型的推理時間成為一個迫切問題。本文提出了一種方法來縮短CNN的推理時間，具體做法是透過調整需要計算的特徵圖，這些特徵圖會被分配給多台計算裝置進行處理。本文將推理時間最小化問題建模為最佳化問題，並提出了兩個算法來尋找近似解。實驗結果顯示，通過改善先前研究中的特徵圖分割方式，確實能夠顯著縮短CNN的推理時間。

陳柏佑(2023)在其研究中提出了一種基於卷積神經網絡(CNN)與雙向長短期記憶(Bi-LSTM)的混合模型，並結合注意力機制來進行網路異常偵測。隨著聯網裝置數量的快速增長，網路攻擊事件也愈加頻繁，因此網路安全的重要性日益增加。現今，深度學習已廣泛應用於流量分析，並通常利用神經網絡架構來提取資料特徵。然而，現有的AI模型開發者多數僅依賴單一型態的特徵(如時間特徵或空間特徵)，這導致在預測流量時未能全面捕捉特徵的多樣性，從而影響預測準確度。為了解決這一問題，該研究提出了一個融合時間與空間特徵的混合模型——Convolutional Neural Network and Bidirectional Long Short Term Memory with Attention Mechanism (CBLA)。該模型通過結合注意力機制，能夠同時捕捉流量的空間與時間特徵，並提升模型在預測分類上的準確度，具備更強的可解釋性。實驗結果顯示，CBLA模型在CIC-IDS2017資料集上能有效辨識9種攻擊類型，並達到99.43%的F1-Score。與傳統的CNN-Bi-LSTM模型相比，CBLA模型在Bot、WebAttacks和Infiltration攻擊類型上，F1-Score分別提升了38.92%、17.24%和25.42%。此外，即使在特徵數量減少至20個的情況下，CBLA仍能達到93.67%的F1-Score，顯示其在惡意流量分類上的有效性及其在少量特徵下仍能保持良好的預測性能。

1. **研究方法**

**3.1資料集的選擇**

本研究使用三個公開資料集作為基礎數據來源，資料都是來自Kaggle平台，並經篩選後專注於獅子與豹的影像分類。以下將詳細說明這三個資料集的來源及其特性。

第一份資料是Lions or Cheetahs Image Classification Dataset，該資料集由Fish, M. (2022)提供，主要聚焦於獅子與獵豹的影像分類。資料集中每張影像均附有清晰的類別標籤，背景多為自然場景，且影像解析度適中，適合用於卷積神經網路模型的訓練與測試。此資料集的特性包括：

1.分類類別明確(獅子與獵豹)，數據標註質量高。

2.圖片數量均衡，能有效避免類別不平衡問題。

3.提供高質量野生動物圖片，具真實場景代表性。

第二份資料是Big Cats Image Classification Dataset此資料集由Brezeanu, P. (2022)提供，涵蓋多種大貓類動物(如獅子、豹、獵豹等)。為專注於獅子與豹的影像分類，本研究篩選了資料集中屬於這兩個類別的影像，並刪除其他類別的樣本。此資料集的特性如下：

1.提供包含多類別的豐富影像數據，有助於樣本多樣性。

2.經篩選後保留的獅子與豹影像樣本具有較高的代表性。

第三份則是Animals Dataset，由Benedetti, A. (2023)提供的Animals Dataset為一個涵蓋廣泛動物類別的影像資料集。本研究從中篩選出獅子與豹的相關影像作為補充資料來源，進一步提升數據多樣性與樣本量。其特性如下：

1.資料涵蓋範圍廣泛，提供豐富的補充樣本。

2.高解析度影像便於影像處理與特徵提取。

3.適合作為本研究核心資料集的補充，增加訓練資料的多樣性。

我將上述資料集經過篩選與預處理後形成最終的實驗數據集，篩選過程包括以下步驟：

1.移除噪聲數據：剔除模糊或難以辨識的影像。

2.類別均衡處理：統一每類樣本的數量，減少數據偏斜對模型的影響。

3.影像標準化：調整影像尺寸與解析度至固定大小，以符合卷積神經網路的輸入需求。

篩選後的最終數據集結合了三個來源的特性，涵蓋獅子與豹的多樣性影像，為本研究影像分類模型的訓練與測試提供了充分的數據支持。該數據集不僅保證樣本數量充足，還確保了數據分布的均衡性與多樣性，有助於提升模型的泛化能力與準確性。

**3.2研究環境**

本研究的實驗環境主要分為硬體與軟體兩個部分：

1. 硬體環境(1.求解時間 ，2.效果 效率如何)

實驗主要在搭載 NVIDIA GeForce GTX 1650 顯示卡的電腦上進行，該設備配置 Intel 處理器與 16GB 記憶體，提供充足的計算資源以支持深度學習模型的訓練與推論。

2. 軟體環境

作業系統使用 Windows 平台，開發環境基於 Visual Studio Code 的 Jupyter Notebook 插件進行程式撰寫與執行。本研究主要使用 Python 3.9 作為程式語言，搭配 TensorFlow-GPU 2.10.0 作為深度學習框架，以充分利用 GPU 加速運算。此外，為了確保與 TensorFlow 的相容性，使用 CUDA 11.2 作為 GPU 運算的支援工具。

**3.3****研究流程**

流程1.資料集輸入

先將選好的資料集輸入系統。

流程2.資料預處理

這階段包含處理缺失值和異常值、特徵處理，以及移除多餘的數據。

流程3.資料集分群

將處理後的數據集按照8:2的比例分成訓練集和測試集。訓練集用來訓練模型，測試集用來驗證模型。

流程4.利用訓練資料集訓練模型

分好群後，我們會用多種算法來訓練模型，並不斷嘗試以使模型達到最佳效果。

流程5.利用測試資料集驗證模型

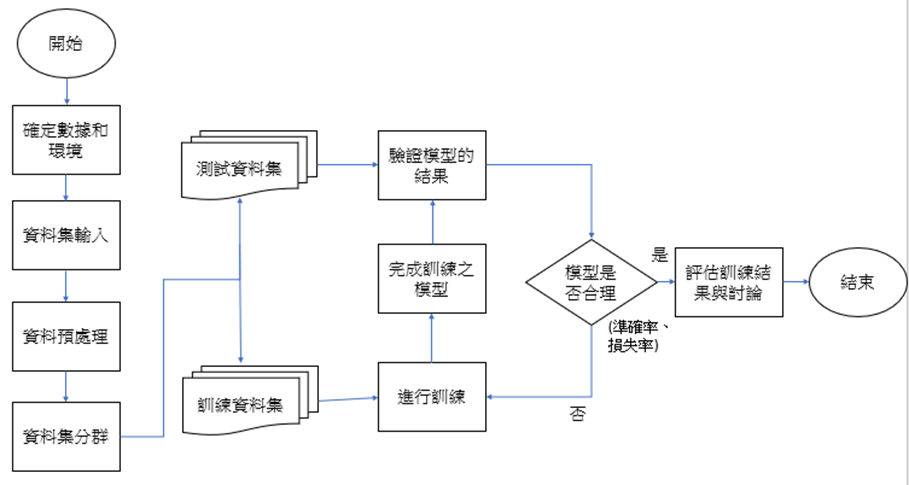
用先前分出的測試集來驗證模型，評估模型在未見過的數據上的表現，可以通過計算不同的評估指標來完成。

流程6.評估模型是否合理

進一步分析訓練完成的模型，觀察學習曲線，分析錯誤，檢查並調整參數。

流程7.評估結果與討論

總結研究結果，討論模型的優點和局限性。(圖1)



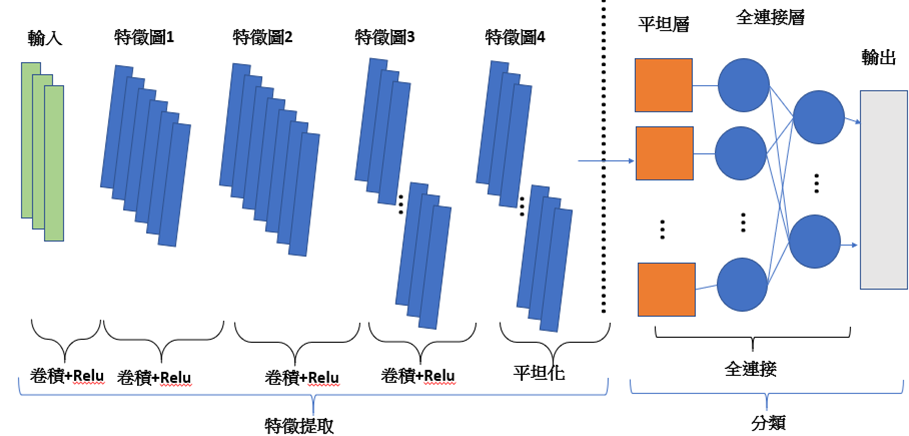
**3.4神經網路架構**

趙唯志(2023)指出，監督式學習是一種利用已知標籤的數據來訓練模型的方法，常用於構建神經網絡。其主要目的是使模型能準確預測未知數據的標籤或結果。通過不斷調整模型參數，能有效降低預測誤差，從而提升預測準確性，如圖所示（圖略）。一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 圖表, 字型 的圖片

自動產生的描述

**3.5卷積神經網絡 (CNN)**

卷積神經網絡（Convolutional Neural Network, CNN）（圖略）是一種深度學習模型，最早由LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015)在1980年代提出。CNN特別適合處理圖像數據，因其能高效提取並學習圖像中的局部特徵。其核心結構包括卷積層、池化層和全連接層。卷積層利用卷積核提取特徵，池化層通過下采樣縮小特徵圖尺寸，而全連接層則負責將提取的特徵映射至最終輸出。為增強模型對複雜特徵的學習能力，ReLU等激活函數引入非線性效果。除此之外模型的權重調整依賴於反向傳播算法，從而優化對訓練數據的擬合能力。



通道是CNN的重要概念，表示數據中不同信息流的載體，用於區分各類特徵或信息源。例如在彩色圖像中，通常使用三個通道(圖略)分別表示紅色、綠色和藍色，每個通道對應像素的顏色飽和度。通道的存在使模型能夠同時處理多方面的信息，有助於更全面地分析和提取特徵。一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 字型, 數字 的圖片

自動產生的描述

**3.5.1卷積層**

卷積層的運作原理可以形象地理解為在圖片上移動一個小窗口。這個窗口每次滑動到圖片的一個區域，會對該區域進行計算：將窗口內的內容與一個稱為卷積核的小模板逐點相乘，然後將結果相加。這一過程會生成一個新的數據表示，稱為特徵圖。

卷積核的尺寸通常比原始圖片小得多，它可以以重疊或平行的方式在圖片上移動。特徵圖中的每個元素，都是通過卷積核對應的位置進行計算得出的。步幅則是用來調節窗口每次移動的距離，進而影響特徵圖的大小。這一機制使卷積層能夠有效提取原始圖片中的局部特徵，為後續的深度學習任務提供有價值的信息。

**3.5.2池化層**

在卷積神經網絡中，池化（Pooling）是一個關鍵的操作，用於非線性地進行降採樣，其中最常見的形式是最大池化（Max Pooling）(圖5)。這一操作將圖像劃分為若干小區域，並從每個區域中選取最大值作為代表值。池化的主要目的是突出特徵的大致位置，而非精確位置，從而提升模型的空間不變性。

通過池化，可以有效減少數據大小，降低計算成本，同時在一定程度上緩解過擬合問題。最大池化的計算公式中(1)，代表池化窗口，和則表示特徵圖中的位置，用於確定池化操作的範圍。

最大池化方程式：…(1)

一張含有 螢幕擷取畫面, 文字, 圖表, 正方形 的圖片

自動產生的描述

**3.5.3完全連接層**

在經歷多個卷積層和最大池化層後，神經網絡會進入完全連接層進行進一步推理。完全連接層的結構與傳統的非卷積神經網絡類似，每個神經元都與前一層的所有神經元相連。這種設計使得每個神經元都能綜合前一層的所有信息，進行全局特徵的學習。

完全連接層的運作可以理解為一種仿射變換：將前一層的輸出乘上一個權重矩陣，並加上一個偏差向量。這個偏差向量的每個元素則是固定值或通過學習得到的，用來調整輸出的值範圍。這樣的結構有助於將特徵進一步轉換為最終的分類或回歸結果。

1. **研究結果**

**4.1資料準備**

**4.2資料處理**

**4.3模型構建與訓練**

**4.4模型評估**

1. **結論**

**參考文獻**

顏敏蓮(2024)，基於CNN-LSTM模型之預診斷與健康管理研究—以A公司塗佈機為例，國立中央大學工業管理研究所，碩士論文。

黃世龍(2024)，Modified Faster R-CNN with Applications to Cat and Dog Image Detection，國立臺灣師範大學數學系，碩士論文。

雷文武(2024)，應用CNN機器學習模式於車流量計數問題之優化分析，中原大學土木工程學系，碩士論文。

陳雨玟(2024)，結合CNN圖像識別與時間序列分析股票重點指標，中原大學資訊管理學系，碩士論文。

沈俊良(2024)，利用CNN-ResNet來辨識人工智慧生成的合成影像，國立雲林科技大學資訊管理系，碩士論文。

湯仁愷(2023)，應用YOLOv5和CNN深度學習技術於車牌辨識研究，國立臺北科技大學車輛工程系，碩士論文。

邱浤洧(2024)，應用卷積神經網路(CNN)與生成式預訓練轉換器(GPT)自動化BIM衝突檢討之研究，國立高雄科技大學營建工程系，碩士論文。

艾莉亞(2024)，基於Mask R-CNN和3D單目點雲處理的咖啡豆檢測與定位，元智大學電機工程學系乙組，碩士論文。

林哲羽(2024)，使用影像處理和CNN應用於紙張間隙偵測與辨識，國立臺北教育大學資訊科學系碩士班，碩士論文。

張曉妮(2024)，應用CNN-LSTM深度學習模型於預測台灣二氧化碳排放量，元智大學工業工程與管理學系，碩士論文。

彭子承(2024)，基於CNN-LSTM 多模態深度學習的智慧網球訓練輔助系統開發，臺北醫學大學大數據科技及管理研究所碩士班，碩士論文。

陳建成(2024)，應用CNN-LSTM及BERT方法預測金屬容器密封所使用的捲輪溝型，逢甲大學智能製造與工程管理碩士在職學位學程，碩士論文。

李柏翰(2024)，基於CNN技術的虹膜辨識系統中雜訊遮罩圖的不同應用方式研究，國立暨南國際大學資訊工程學系，碩士論文。

黃韋澄(2023)，使用聚類過濾策略和 CNN 計算識別晶圓圖瑕疵樣態，國立中央大學電機工程學系，碩士論文。

葉豐豪(2024)，快速產生適用於任何機器能力的二創CNN模型，國立成功大學製造資訊與系統研究所，碩士論文。

趙國桓(2024)，機器學習與深度學習在RSSI基礎的Wi-Fi室內定位中的效率比較研究：從KNN和SVM到CNN+LSTM，國立臺北科技大學自動化科技研究所，碩士論文。

棋普達(2024)，使用CNN(卷積神經網路)對CAD模型影像進行影像辨識的研究，正修科技大學工業工程與管理研究所，碩士論文。

李家宏(2024)，通過在GPU上進行流水線運算來實踐CNN卷積層的高效率邊緣計算，大同大學電機工程學系(所)，碩士論文。

黃宗毅(2024)，基於CNN卷積網路於 自動化高低頻測試製程整合平台中多模態感測器融合的故障診斷系統，逢甲大學自動控制工程學系，碩士論文。

楊立帆(2023)，使用結合CNN-LSTM-BiGRU神經網路模型於鋰離子電池之健康狀態及殘電量狀態估測，大同大學電機工程學系(所)，碩士論文。

鄭宇傑(2023)，應用集成學習和CNN混合模型於颱風路徑分類，淡江大學土木工程學系碩士班，碩士論文。

葉育誠(2023)，基於Mask R-CNN的汽車圖像分割，淡江大學電機工程學系碩士班，碩士論文。

吳政鴻(2023)，利用細粒度結構化修剪對 CNN 模型進行有效推理，國立臺灣大學資訊工程學系，碩士論文。

周劭穎(2023)，雷射表面改質與應用Mask R-CNN於沸騰熱傳之影響，國立臺灣大學生物機電工程學系，碩士論文。

林建宏(2023)，使用基於模擬退火的列組合加速 CNN 模型在 CPU 上的推論時間，國立臺灣大學資訊工程學系，碩士論文。

李福悌(2023)，基於CNN分類器預測分數的影像風格轉換生成對抗網路，國立成功大學工程科學系，碩士論文。

張凱捷(2023)，以C、CUDA及FPGA分別實現CNN對CIFAR-10資料集分類的比較研究，國立成功大學電腦與通信工程研究所，碩士論文。

洪嘉昌(2023)，以相似性融合特徵與CNN-LSTM神經網路模型預測軸承剩餘使用壽命，國立中興大學化學工程學系所，碩士論文。

賀一庭(2023)，加速異構計算設備上的CNN 推理：修正特徵圖分割，國立陽明交通大學資訊科學與工程研究所，碩士論文。

陳柏佑(2023)，基於注意力機制之CNN-Bi-LSTM模型應用於惡意流量偵測與分類，國立中央大學資訊工程學系，碩士論文。

Fish, M. (2022). Lions or Cheetahs Image Classification. Kaggle. Retrieved December 12, 2024, from <https://www.kaggle.com/datasets/mikoajfish99/lions-or-cheetahs-image-classification>

Brezeanu, P. (2022). Big Cats Image Classification Dataset. Kaggle. Retrieved December 12, 2024, from <https://www.kaggle.com/datasets/patriciabrezeanu/big-cats-image-classification-dataset>

Benedetti, A. (2023). Animals. Kaggle. Retrieved December 12, 2024, from <https://www.kaggle.com/datasets/antobenedetti/animals>

趙唯志(2023)，以特徵代碼與卷積神經網路進行加工特徵之辨識，國立臺灣科技大學機械工程系，碩士論文。

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436-444.

1. 開南大學資管系碩士生 louis.lu.company@gmail.com \*通訊作者 [↑](#footnote-ref-1)
2. 開南大學資管系副教授 chliu@gapps.knu.edu.tw [↑](#footnote-ref-2)