

印刷科技

PRINTING SCIENCE & TECHNOLOGY

季刊

37卷3期

161

中央研究院 · 中華民國110年8月出版



手機掃描QR碼
可觀看全文



9 771017 961004

ISSN 1017-8615



冠羽風鳥（學名：Taiwan Yuhina）

別名：冠羽雀、冠羽風鳥、尖嘴仔（台語）

台灣特有種鳥類。

體態：

冠羽呈暗褐色，冠羽下方灰白色，背部大
致呈灰褐色，腹部灰白色略帶黃
色，頸側有一弧形線斑，與過眼
線、喉線相連，特徵明顯。

生態：

生活於中高海拔闊葉針葉林及針闊
葉混合林，冬天會移居至較低海拔
山區。喜歡成群，活潑好動，還馴
不怕人，主食為花、花蜜、漿果、昆蟲。

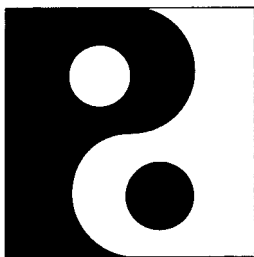
5、6月間為繁殖季，每窩產卵4-8顆。

鳴聲：

常發出婉轉悅耳聲，音似「吐米諾～」。

● 圖：鄧：鄧本民先生

● 文字參考：台灣鳥類學會（根據出版資料）



我們的標誌

印刷科技的宗旨
在倡導科技印刷

印刷科技 季刊

中華民國七十三年八月創刊

創刊人：吳紹起

發行人：喻家聲

出版者：中央印製廠

總編輯：陳昭旺

常務編輯：陳玉玲

經理編輯：黃俊賢 黃士剛 江瑞璋

編輯顧問：方紹伊 李天任 李興才 黃瀛生

陳永輝 彭元興 趙仁蓉 鄭本山

嚴長庚 蕭耀輝

(以姓氏筆劃為序)

編輯委員：王希俊 呂國元 林怡君 施位翰

胡興勇 周中興 陳清寶 喻家聲

楊振億 黃共志 葉家瑜 曾正源

羅梅君

(以姓氏筆劃為序)

地址：新北市新店區23156

安康路三段二三五號

電話：(02)22156789 轉 326

製版印刷：中央印製廠

網址：www.cepp.gov.tw

※ 本刊圖文未經同意不得轉載

※ 本期刊文章皆經匿名審查

GPN:2007300032

每本工本費100元銷售地點：

1. 國家書店松江門市：104台北市松江路209號1樓

電話：02-25180207

2. 五南文化廣場台中總店：40642台中市北屯區

軍福七路600號

電話：04-24378010

目錄

1 從室內設計到精品——線上 3D 模擬平台跨領域應用

劉美廷、蔡伊筑、林宥辰、闕家彬

22 AI 深度學習融入有價證券之微結構真偽辨識——

以面額 200 元振興三倍券為例

邱曉昱

37 淺談創新科技下數位印刷（Digital Printing）之防偽應用（下）

劉毓容

65 運用模糊層級分析法探究設計人員成品印製因素

廖信、高敏

封面設計

許竹伶

設計理念：

隨著印刷技術的進步，創作自由度也相對提高；激發、碰撞、創造……讓一切不可能都成為可能。

AI 深度學習融入有價 證券之微結構真偽 辨識——以面額 200 元 振興三倍券為例

邱曉昱

摘要

隨著時代與科技大幅的進展，人類的生活充滿著人工智慧（Artificial Intelligent, AI）的結晶，然而在享受 AI 帶來的生活品質同時，各類威脅也倚靠著科技滋長茁壯。政府 2020 年為活絡經濟所發放之「振興三倍券」於使用期限內曾傳出偽造事件，為了能有效且快速藉由辨別真偽振興三倍券微結構以判別出鈔券真偽，本研究將探討深度學習應用於辨識真偽振興三倍券各尺寸局部取樣組合的成效。

首先將面額 200 元的振興三倍券掃描，定義為掃描真券；與之複印後再次掃描為模擬偽券，並依尺寸 32×32 、 64×64 、 96×96 、 128×128 pixels 進行隨機局部不完全重複取樣，建立訓練及測試影像資料集，分組後各別輸入卷積神經網路（CNN, Convolutional Neural Network）模型訓練測試。最後，以訓練最少樣本得出高辨識率為目標，並進一步歸納鈔券上不同印刷方式及防偽特徵對辨識結果的影響。

研究結果顯示，透過深度學習可找出有價證券最佳學習取樣尺寸組合，僅訓練最大尺寸影像及最小尺寸影像之資料集，即可達到預期辨識成效；且依照辨識正確率之比例及趨勢，可成功判別整張振興三倍券真偽。經由錯誤辨識分佈的統整，發現無論掃描真券或模擬偽券的局部取樣，所辨識的錯誤特徵皆有較高的比例集中於鈔券的四版印刷處。

本研究提出一個不需藉由專業人士判斷有價證券影像，僅基於 CNN 模型即可有效辨別鈔券局部微結構真偽的方法，並以此實驗結果為基礎，未來可結合手機拍攝取樣，推測於拍攝指定距離範圍內之鈔券影像可精確判讀，達到更加便民與實用之效果。綜合上述，此研究不論是在產業界或是學術界皆具有一定程度之應用價值。

關鍵字：深度學習、卷積神經網路、振興三倍券、防偽印刷、影像辨識、微結構

壹、緒論

人工智慧、機器學習 (Machine Learning) 與深度學習 (Deep Learning) 三者關係密切，於近代高度發展愈趨成熟，應用層面所涉及的圖像識別、自然語言處理與音訊處理等領域，皆已大量滲透於我們的日常，其中本研究探討的深度學習結合 CNN 識別為影像辨識首選，引發相關研究浪潮。

科技的進步除了帶來便民的生活，更使得不肖分子的犯罪手法日漸提升。2020 年 7 月，政府為促進市場流通增進人民消費意願，發放「振興三倍券」(Triple Stimulus Vouchers)，同年即破獲集團偽造案件；再加上鈔券第一階層防偽之梅花水印位置浮動不固定，導致民眾誤判偽鈔與拒收類似事件時有所聞。承上所述，振興三倍券及其他有價證券雖具有防偽辨識觀

念不普及的可能性及偽造風險，但憑藉著其可靠性和簡單使用性，現今仍在市場循環流通使用。無現金社會 (Cash-Less Society) 或許一時半載無法普及，因此有價證券的辨識問題依舊存在，此時需要一個有效並快速之方法進行驗證，凸顯出深度學習 CNN 與鈔券防偽辨識結合之重要性。於是本研究將探討深度學習 CNN 應用於辨識真偽振興三倍券各尺寸局部取樣組合的成效，透過不同組合做為訓練集與測試集，以訓練最少樣本同時達到高正確率為目標，進而得出最佳學習尺寸組合，並統整錯誤辨識之局部取樣於原鈔上定位，以利分析錯誤辨識之印刷類型及分佈位置。

貳、文獻探討

一、防偽印刷特徵

van Renesse (2005) 將防偽印刷階級分成三階。第一階之特點藉由人的感官本能即可輕鬆判別，如新台幣壹仟元將鈔券透光可視浮水印 (圖 1a)，以及嵌入紙中而



(a)

(b)

圖 1：新台幣壹仟圓鈔券上之防偽特徵。

(a) 浮水印；(b) 窗式安全線



圖 2：振興三倍券面額 200 元之鈔券，使用放大鏡可視在文字 TAIWAN 底下之微小字



圖 3：振興三倍券面額 500 防偽特徵示意圖。

a 變色油墨；b 視障浮凸符碼；c 正反套印；d 隱藏字位置；e 流水號；f 微小字結構

非印製於新台幣券面上的窗式安全線（圖 1b）等等，皆為第一階手觸眼觀有效分辨真偽。

第二階透過簡單儀器辨別防偽特徵，例如螢光纖維絲於紫外燈照射下形成不同顏色、放大鏡可視的微小字（圖 2）等等。第三階安全特徵，為高階之防偽識別，需由專業人士輔以特殊儀器進行檢查，非普遍應用之設計。

對於政府發放之振興三倍券，林明賢（2021）利用上述三階概念判別防偽特徵，基礎方法分為看一看、摸一摸及轉一轉，除此之外也可進一步搭配工具檢測。圖 3 為主要識別圖紋，包含 500 元字樣變色油墨，轉動鈔券可視顏色變化；視障浮凸符碼位於面額 500 元鈔券兩側，面額 200 元則位於鈔券上下，手觸能感受到印紋凸起；

利用透光原理組合鈔券 500 元字樣之正反套印；紫外光照射下產生顏色變化之流水號；於鈔券右側文字 TAIWAN 字樣下，使用放大鏡或手機照相可視之微小字結構，以上等防偽機制皆供大眾對實體鈔券進行辨別，防止有心人士魚目混珠。

二、印刷種類與技術

印刷為通過印版將油墨轉移到紙或其他基材之過程，如今隨著時間推移已發展出諸多印刷技術供不同目的使用（Kipphan, 2001）。本研究所使用之振興三倍券以及其他有價證券等安全性文件於印製時，為了使其防偽效能最大化，通常使用一種以上的印刷方式進行套印，常見的印刷方式包含平版印刷、凸版印刷、凹版印刷及網版印刷，圖 4 為各印版示意圖。

首先針對印版外觀差異進行解說，平版印刷之印版平整，印紋及非印紋區幾乎處同一平面；凸版印刷之印紋處為藍色區域所示，明顯突出於非印紋部位；凹版印刷則與凸版印刷相反，藍色區域之印紋區凹陷，與非印紋區處不同平面；網版印刷灰色星形圖案則為油墨可穿透之鏤空印紋處設計，油墨藉此落於網版下之承印物完成印刷。

平版印刷共有平面版、平凸版及平凹版等三大種類，差別在於印版印紋處之設計，平凸版印紋處些許上凸，而平凹版反之，差異極其細微。Lanceros- Méndez & Costa（2018）介紹其印刷方式透過油水分離原理，使親水性之非印紋處沾附水，親油性之印紋處沾附油墨，接續為防止非印紋處之水分影響承印物，使用橡皮滾筒將印紋處油墨轉印至承印物上，達到印刷效果。其印版製作容易、方便且成本較低，大量產製的印刷品及有價證券底紋多運用此方式製作。

凸版印刷之印版印紋處較凸出，印刷時先將印版上墨，凸起印紋處與之沾附後再透過施力加壓轉印至承印物上（Kipphan, 2001）。完成轉印的承印物，以手觸可感受到印壓凹紋，眼觀時可看出因印刷部分油墨擠壓向外溢出，形成凸版印刷特有的印紋外框堆積毛邊現象，此方式常應用於印製有價證券流水號。

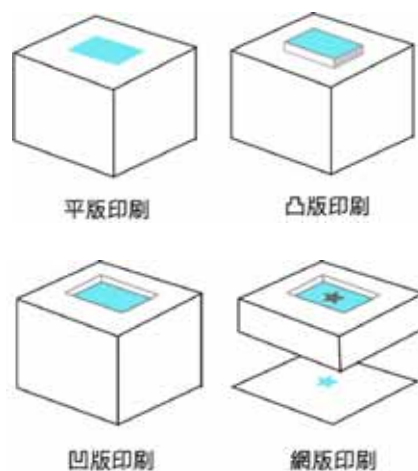


圖 4：平版印刷、凸版印刷、凹版印刷及網版印刷示意圖

凹版印刷顧名思義為印版之印紋區相較下凹，印製方式將油墨塗佈於整個版面，通過刮除無印紋處之油墨後加壓於承印物，使其吸附下凹印紋內的油墨（Lanceros- Méndez & Costa, 2018）。由於印刷壓力造成部分油墨擠壓，沿著紙張纖維暈開，使得轉印後的承印物邊緣產生具獨特性的羽毛結構，此外以手觸摸能清楚感受凸出紙面之印壓凸紋，目前有價證券主要圖紋及新台幣面額 100 元之變色油墨多運用此方式製作以達防偽作用。2015 年熊亮原等人更強調因印版難製及印刷技術複雜，故此印製方式於鈔券防偽具一定重要性。

凹、平、凸版的印刷方式侷限於承印物的材質與形狀，反之網版印刷的技術應用領域相較多元。首先將感光膠塗佈於網布等材質後放上正片再經紫外線曝光，此



圖 5：振興三倍券面額 200 元印刷組成示意圖。
藍色框處為凹版印刷；紅色框處為凸版印刷；其他底紋為平凸版印刷

時正片覆蓋之印紋處網孔感光膠尚未凝固，而非印紋區之感光膠則已固化形成防護。接續洗淨印紋處之感光膠，進而形成鏤空的網版印版；最後以刮刀刮壓方式，讓油墨穿過細孔，落在欲承印物上（林政松，2016）。網版印製之效果色彩鮮豔，可應用於各式材質或形狀，例如金屬、布類及玻璃等等，目前新台幣面額 500 元及面額 1000 元之變色油墨正面為凹版印刷，背面採用網版印刷。

林明賢（2021）提及本研究所使用之實驗樣本「振興三倍券」由平凸版印刷、凸版印刷及凹版印刷共三種方式套印而成以落實防偽效果，圖 5 為面額 200 元鈔券上各區域印刷方式示意圖，藍色框處包含 200 字樣變色油墨、視障浮凸符碼、微小字及隱藏字等等皆為凹版印刷所製，以手觸

摸可明顯感受凸起印紋；紅色框處為凸版印刷之流水號；其餘未標記處底紋由平凸版印刷為主要印製方法。

三、深度學習進程

深度學習隸屬在機器學習之下，兩者皆與人工智慧相互緊密甚至部分領域重疊，如圖 6 所示。

LeCun, Bengio & Hinton（2015）定義深

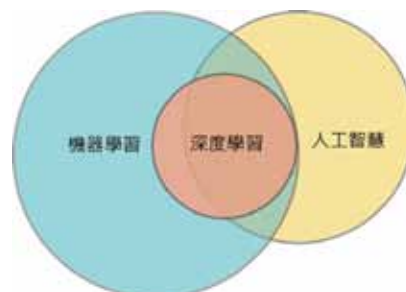


圖 6：人工智慧、機器學習
與深度學習關係示意圖

度學習能使多層數處理層的計算模型，學習具有多個抽象級別之數據特徵，意即將大量資料輸入人工神經網路（Artificial Neural Network, ANN）模型，使其自行學習擷取特徵，而非像傳統機器學習由人工定義特徵。

四、人工神經網路演進

Rosenblatt（1958）以人工神經元數學模型（McCulloch-Pitts neuron, MCP）為基礎，發展出第一個人工神經網路模型「感知器」（Perceptron）可視為一種二元線性分類器，無法處理多層次的人工神經網路問題。直到 Rumelhart et al.（1986）提出反向傳播法（Back-Propagation Algorithm）訓練多層人工神經網路，稱作多層感知器（Multilayer Perceptron, MLP），解決非線性分類學習的困境，為研究帶來重大突破，奠定人工智慧與深度學習基礎。

Hinton & Salakhutdinov（2006）等人研究發現，擁有多層隱藏層的人工神經網路學習特徵的成效較佳，至於訓練複雜度可藉由逐層初始化解決，使得閒置已久的人工神經網路再次復甦，並將多層相互堆疊的隱藏層所構成的人工神經網路，重新命名為深度學習。

一個人工神經網路架構由許多神經元（Neuron）組織，主要可拆解成輸入層（Input layer）、隱藏層（Hidden layer）及輸

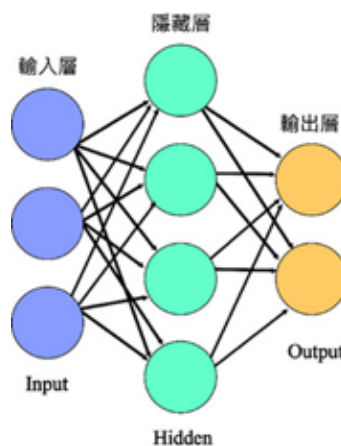


圖 7：人工神經網路架構示意圖

出層（Output layer），圖 7 為架構示意圖：

- （一）輸入層：位於神經網路的首層，負責接收輸入的資訊並傳送到隱藏層，內含的神經元與輸入資訊的個數相同。
- （二）隱藏層：位於輸入層與輸出層之間具有數層。神經元將輸入值進行前向傳播（Forward Propagation），乘以權重（Weight）並加上偏移權重（Bias），接著激勵函數（Activation Function）負責進行非線性轉換輸出預測值。再以反向傳播（Back Propagation）修正神經元權重參數，降低預測值與真實數值間的損失（Loss），使之迭代至收斂。
- （三）輸出層：連接於網路最後，將最終數值輸出。

五、卷積神經網路發展

Fukushima & Miyake（1982），提出包

含卷積層及池化層兩概念的神經網路，稱為 Neocognitron；在此基礎上 1989 年 LeCun, Boser & Denker 等人提出利用反向傳播法訓練卷積層，雖此時結構尚未落實池化層，但 CNN 之架構已逐步確立；LeCun, Bottou, Bengio & Haffner (1998) 進一步鑽研改良，發表 LeNet-5，成為第一個成功實現手寫辨識的 CNN 模型，現今的 CNN 大多以此為根基進行發展，延伸出之經典模型包含 ResNet、VGGNet、GoogleNet 及 AlexNet 等等。

卷積神經網路以人工神經網路為根基演變而來，其最大的差異在於擁有卷積與池化的能力，可處理色彩更加豐富與較大尺寸之影像。2018 年 Modi 舉例，在實現深度學習的過程中，針對目的適用不同的神經網路，如常見的卷積神經網路、長短期記憶模型 (Long Short-Term Memory, LSTM) 及循環神經網路 (Recurrent neural network, RNN)，每種神經網路具備各自優

缺點及能力。在影像辨識方面，因卷積神經網路擷取複雜影像特徵之能力卓越出色，故為現今辨識首選，本研究也將運用卷積神經網路實踐深度學習影像辨識。

卷積神經網路主要可解構成三部分，卷積層 (Convolutional Layer)、池化層 (Pooling Layer) 及全連接層 (Fully-Connected Layer)：

(一) 卷積層：利用 $n \times n$ 的卷積核 (Kernel) 將輸入影像以固定的步長 (Stride) 依序移動並運算取得特徵圖 (Feature Map) 作為下一層的輸入。卷積核的設置會影響最後特徵圖欲強化之重點，因此可設定一個以上，淬鍊影像多元特徵。激勵函數通常搭配使用 Sigmoid、Tanh 或是 ReLU，完成非線性轉換，使模型具備判讀非線性規則的能力，圖 8 為演示卷積過程示意圖。

(二) 池化層：連接於卷積層後。首先對輸

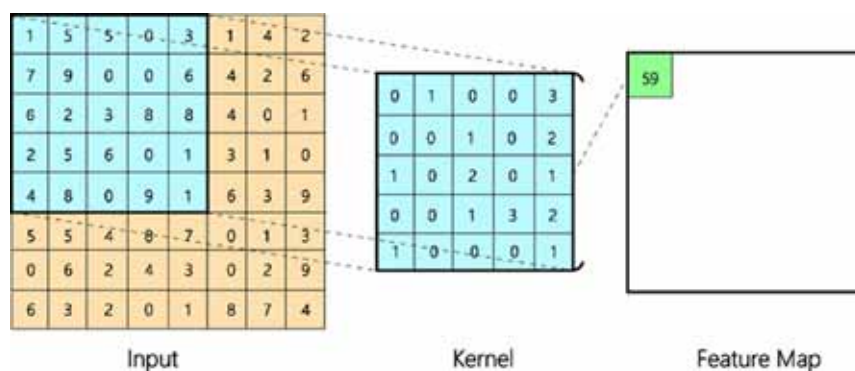


圖 8：卷積過程示意圖

入的特徵圖進一步降維，並以最大池化（Max Pooling）或平均池化（Average Pooling）挑選出特徵圖最精確的特徵，圖 9 為最大池化選取特徵方式示意圖。

（三）全連接層：連接於神經網路最後負責分類，其輸入值需為一維向量，故須轉化為扁平層（Flatten），圖 10 為維度轉換扁平化過程示意圖。

六、CNN 與有價證券辨識相關研究

目前深度學習結合鈔券辨識的研究為數不少，越南廣平大學 Hoang 等人（2018）藉由深度學習結合傳統支持向量機（Support Vector Machine, SVM）進行鈔券識別；首先於全連接層活化其輸出以便提取特徵向量，接續將特徵向量輸入支持向量機，最終得出鈔券識別結果。實驗結果表明，該方法適用於實際應用，辨識正確率達到 99.97%。

韓國東國大學 Pham 等人（2020）提出在可見光條件下，結合智慧型手機拍攝與 CNN 辨識的鈔券分類方法，對美元、歐

元、韓元和約旦第納爾之鈔券影像進行實驗。為了排除非鈔券的背景影像對檢測造成不良影響之可能，研究設定以鈔券區域中心之局部 ROI(Region of Interest, ROI) 為 CNN 的輸入。實驗結果顯示所採用之方法擁有良好的真偽分類性能，研究更進一步以類別活化映射（Class Activation Mapping, CAM）探討影像特徵之 ROI。

由於掃描和印刷技術的進步，鈔券偽造氾濫，非專業人士較難察覺偽鈔，於是韓國金烏工科學大學 Lee 等人（2018）提出基於深度學習的偽鈔及偽造設備檢測方法，該方法之 CNN 模型採用 2 個卷積層和 2 個全連接層組成。為了驗證性能，研究團隊使用不同廠商的影印機製作的偽鈔進行實驗，並將測試集與訓練集隨機裁剪成 256×256 pixels 之局部影像，最後共隨機切割成 8,640 張及 2,160 張。結果顯示此方法可區分掃描真鈔和模擬偽鈔的複雜特徵結構，同樣能夠辨別其偽造設備之間的差

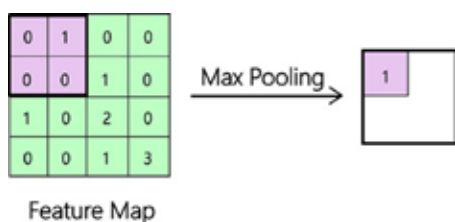


圖 9：最大池化過程示意圖

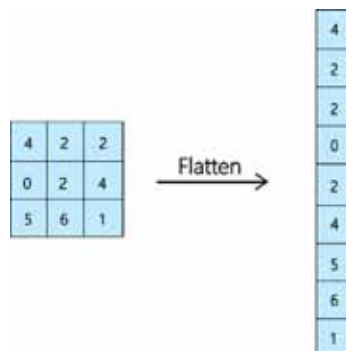


圖 10：扁平化過程示意圖

異，辨識正確率高近達 100%。不過此研究未考慮實際受污染及破損的鈔券，因此未來可進一步對此進行額外的研究。

Liu 等人 (2018) 研究提出一種基於卷積神經網絡 LeNet-5 的完整烏克蘭鈔券識別方法，於卷積層應用局部連接，減少需要學習的參數數量，並加入 Subsample Layer 進行降維。在優化神經網路模型後，研究確立最佳的結構和參數以便提高準確率。最後之實驗結果與傳統完整鈔券識別方法相比，因優化結構於辨識時結合多個特徵（例如穿孔、污點等等）故辨識效果更佳，準確率平均 95.83%，而傳統基於亮度的辨識方法，最高準確率則為 51.70%。

綜合上述文獻，得知眾多研究者聚焦於深度學習結合偽鈔檢測，較少研究局部

樣本微結構真偽，以及鈔券上不同印刷方式對辨識結果的影響，故證明本研究施行之必要將提供之貢獻為下：

- (一) 得到錯誤辨識於原鈔券上之定位，以利分析 CNN 模型錯誤判讀之印刷微結構類型與分佈。
- (二) 得出最佳學習取樣尺寸組合，減少訓練樣本數同時達高辨識率以縮短模型消耗之效能。
- (三) 利用局部微結構辨識正確率之趨勢判讀整張鈔券真偽。

參、研究方法

本研究之流程如圖 11，共分四步驟進行實驗。步驟一，建立振興三倍券真偽影

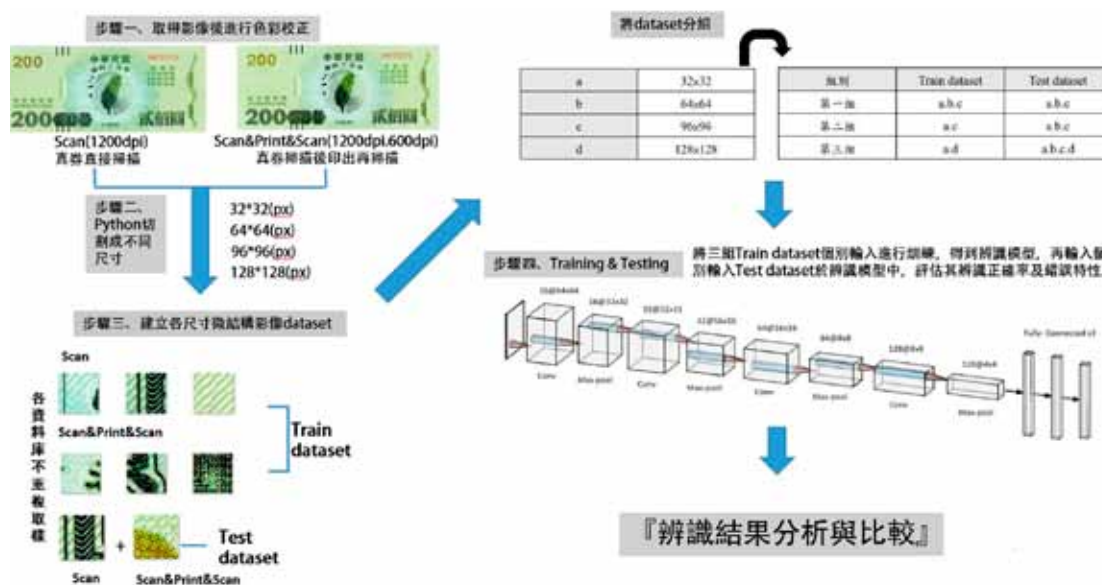


圖 11：研究方法流程



(a)



(b)

圖 12：已色彩校正之掃描真券
(a) 與模擬偽券 (b) 示意圖

像並色彩校正；步驟二，進行隨機且不完全重複取樣切割；步驟三，建立各尺寸局部取樣影像訓練集與測試集後分組；步驟四，輸入各組資料集於 CNN 模型進行訓練與測試，並歸納評估得出之結果。以下將依各步驟進行詳盡解說。

一、建立真偽振興三倍券影像

將面額 200 元紙本振興三倍券掃描與掃描複印後再次掃描，取得掃描真券 (6151×2608 pixels) 及模擬偽券 (5889×2499 pixels) 影像樣本，接續使用 PhotoShop 色彩校正 (圖 12)，使之顏色相近。

二、建立各尺寸局部影像

將取得之真偽振興三倍券利用 Python

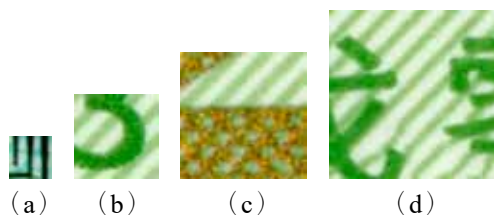


圖 13、振興三倍券各尺寸取樣示意圖。
(a) 影像尺寸 32×32 pixels；(b) 影像尺寸 64×64 pixels；(c) 影像尺寸 96×96 pixels；
(d) 影像尺寸 128×128 pixels

進行隨機且不完全重複取樣切割，以建立尺寸 32×32、64×64、96×96、128×128 pixels，共四種尺寸的局部取樣影像，各尺寸大小如圖 13 所示。

三、資料集分組

各尺寸影像資料集建立完成後 (圖 14)，依尺寸 32×32、64×64、96×96、128×128 pixels 分別標記為 a.b.c.d 進行分組，本研究共分三組。第一組訓練集與測試集組成包含影像尺寸 a.b.c；第二組訓練集由影像尺寸 a.c 組成，測試集則為 a.b.c 之影像尺寸；第三組訓練集為 a.d 尺寸影像構成，而測試集則是 a.b.c.d 全尺寸之影像皆包含在內，如圖 15 所示。

各組別資料集之影像取樣個數及其組成皆有差異，首先第一組各尺寸的局部取樣，真偽影像各取 1000 個做為訓練集，各取 50 個做為測試集；第二組真偽影像各取 1000 個做為訓練集，各取 50 個做為測試集，其中不取尺寸 b.64×64 pixels 的影像；

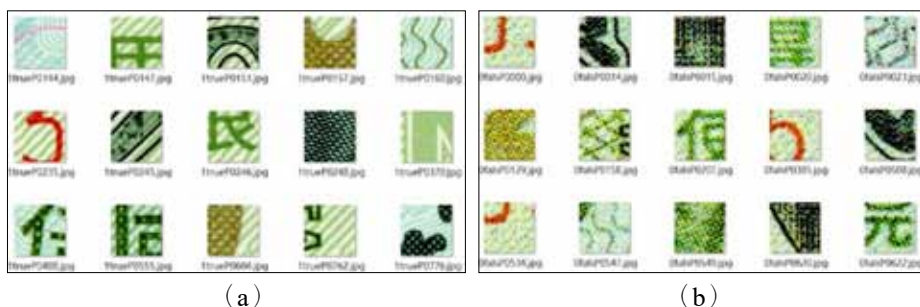


圖 14：掃描真券資料集 (a) 與模擬偽券資料集 (b) 示意圖



圖 15：將隨機切割完之振興三倍券各尺寸局部影像資料集進行分組，本實驗共為三組分別測試

第一組	影像尺寸 (px)		Train dataset	Test dataset
	a	32×32	1000t + 1000f	50t + 50f
	b	64×64	1000t + 1000f	50t + 50f
	c	96×96	1000t + 1000f	50t + 50f
	總計		6000	300

第二組	影像尺寸 (px)		Train dataset	Test dataset
	a	32×32	1000t+ 1000f	50t+50f
	b	64×64	0t+0f	50t+50f
	c	96×96	1000t+ 1000f	50t+50f
	總計		4000	300

第三組	影像尺寸 (px)		Train dataset	Test dataset
	a	32×32	1000t+ 1000f	50t+50f
	b	64×64	0t+0f	50t+50f
	c	96×96	0t+0f	50t+50f
	d	128×128	1000t+ 1000f	50t+50f
	總計		4000	400

圖 16：各組之訓練集和測試集影像組成個數，其中 t 代表掃描真券局部取樣，f 代表模擬偽券局部取樣：
第一組之訓練集和測試集；第二組之訓練集和測試集；第三組之訓練集和測試集

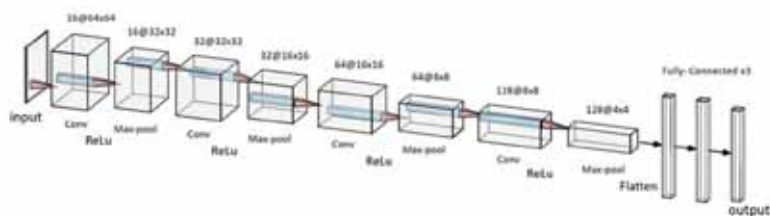
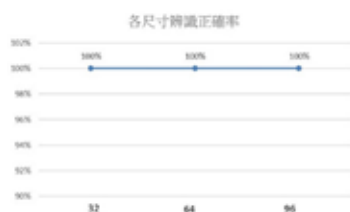


圖 17：卷積神經網路架構

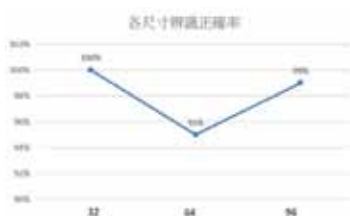
第三組真偽影像各取 1000 個做為訓練集，各取 50 個做為測試集，同第二組取最大及最小尺寸組成訓練集，故不包含影像尺寸 b.64×64 pixels 與 c.96×96 pixels。(圖 16)

四、訓練與測試各組資料集

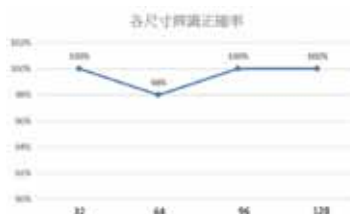
在輸入各組影像至卷積神經網路模型前(圖 17)，先將資料庫正規化(Normalization)成尺寸 64×64 pixels，並



(a)



(b)



(c)

圖 18：各組辨識正確率及各尺寸辨識錯誤數量，欄位中的 0 代表偽，1 代表真：

(a) 第一組；(b) 第二組；(c) 第三組

設定標籤 0 代表「偽」，1 代表「真」，此舉方便測試集輸入後的結果評估。

模型在接收到影像輸入 (Input) 後，經由四層卷積層對影像進行特徵擷取得到特徵圖，再以 ReLu 函數使模型具備判讀非線性特徵的能力，接著加入最大池化對特徵圖萃取最大特徵與降維以便運算。因全連接層必須輸入一維的特徵，故加入扁平層進行維度轉換。最後，避免過度擬和 (Overfitting)，進行 Dropout 隨機丟取神經元，再連接三層全連接層，作為最終的特徵提取，並起到分類器之作用，得出辨識結果 (Output)。

肆、結果與討論

一、CNN 模型辨識成效

將三組組合進行實驗。首先於訓練階段使用批次訓練 (Batch Training)，第一組辨識正確率達 100%；第二組辨識正確率為 98%；第三組辨識正確率為 99.5%，實驗結果辨識正確率皆高達 98% 以上。

第一組面額 200 元錯誤辨識的影像共計 0 個；第二組共計 6 個，包含 5 個影像尺寸 64×64 pixels、1 個 96×96 pixels；第三組共計 2 個，皆為影像尺寸 64×64 pixels，更詳盡之實驗數據如圖 18 所示。



圖 19：第二組各尺寸局部取樣辨識錯誤及其於原鈔上之定位：(a) 藍色框處為真辨識成偽 (False negative) 之定位，影像尺寸 64×64 pixels 共兩處落在平凸板印刷處，影像尺寸 96×96 pixels 一處錯誤辨識為凹版印紋處；(b) 藍色框處為偽辨識成真 (False positive) 之定位，影像尺寸 64×64 pixels 總計三處錯誤辨識皆落在凹版印紋



圖 20：第三組各尺寸局部取樣辨識錯誤及其於原鈔上之定位：藍色框處為真辨識成偽 (False negative) 之定位，錯誤辨識影像共計兩處，尺寸為 64×64 pixels。此處錯誤辨識位於鈔券左上方 200 字樣的凹版印刷變色油墨

二、CNN 模型錯誤辨識類型

將各組錯誤辨識之影像於原鈔上定位，第二組共計 6 處辨識錯誤，其中 4 處落在凹版印紋、兩處則為平凸版印刷處；至於第三組共計兩處錯誤辨識皆落在 200 元字樣的變色油墨，此防偽特徵為凹版印刷製成。統整後得知模型錯誤判讀絕大多數集中於凹版印紋處，圖 19 及圖 20 為更加詳盡的錯誤辨識結果分析。

伍、結論與建議

研究結果顯示，取最大及最小尺寸影像組成資料集，訓練之樣本數最少同時具高辨識正確率，為本研究最佳學習取樣尺寸組合，證明本研究使用之 CNN 模型不需訓練全尺寸之局部影像，僅部分訓練即能得到顯著的辨識成效。因各組鈔券微結構辨識正確率皆高達 98% 以上，基於實驗結果，最終成功判別出整張鈔券影像之真偽；至於錯誤辨識於原鈔券上定位後發現多集中於凹版印紋處，平凸版印刷處及凸版印紋辨識效果最好。

概括上述，本次深度學習 CNN 辨識振興三倍券微結構真偽具一定效果，能夠透過研究設立之 CNN 模型在訓練最少樣本的情況下高精度識別微結構影像，再依據實驗結果成功判別整張鈔券真偽；至於錯誤辨識多集中於凹版印刷部分，印證有價證

券於印製時需透過與其他印刷方式套印，防偽效能才得以最大化，故不同印刷方式皆具其不可取代性及獨特性。

未來基於此研究結果，可結合手機拍攝鈔券取樣，推測於拍攝指定高度範圍內之鈔券影像可正確判讀，或進一步擴增樣本多樣性，加入受干擾或汙損之影像實驗。

參考文獻

- 1 van Renesse, R.L. (2005). Optical Document Security(3rd Ed.). Boston: Artech House.
- 2 林明賢 (2021)。摸一摸、看一看、轉一轉，認識振興三倍券紙本券與新臺幣現行流通鈔券防偽特徵，印刷科技，37(1)，1-34。
- 3 Kipphan, H. (Ed.). (2001). Handbook of print media: technologies and production methods. Springer Science & Business Media.
- 4 Lanceros-Méndez, S., & Costa, C. M. (Eds.). (2018). Printed batteries: materials, technologies and applications. John Wiley & Sons.
- 5 熊亮原、賴慕回、王禮豪、李昕蓉、陳思穎、潘珮宜 (2015)。台灣印刷文物典藏網站與文創商品加值設計，中華印刷科技年報，209-226。
- 6 林政松 (2016)。數位印刷技術與鑑定研析，印刷科技，32(4)，1-21。
- 7 LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. nature, 521(7553), 436-444.

- 8 Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6), 386.
- 9 Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536.
- 10 Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, 313(5786), 504-507.
- 11 Fukushima, K., & Miyake, S. (1982). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of visual pattern recognition. In *Competition and cooperation in neural nets* (pp. 267-285). Springer, Berlin, Heidelberg.
- 12 LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*, 1(4), 541-551.
- 13 LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- 14 Modi, A. S. (2018, June). Review article on deep learning approaches. In *2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)* (pp. 1635-1639). IEEE.
- 15 Hoang, V. D., & Vo, H. T. (2018, November). Hybrid discriminative models for banknote recognition and anti-counterfeit. In *2018 5th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS)* (pp. 394-399). IEEE.
- 16 Pham, T. D., Park, C., Nguyen, D. T., Batchuluun, G., & Park, K. R. (2020). Deep Learning-Based Fake-Banknote Detection for the Visually Impaired People Using Visible-Light Images Captured by Smartphone Cameras. *IEEE Access*, 8, 63144-63161.
- 17 Lee, S. H., & Lee, H. Y. (2018). Detecting counterfeit bills and their forgery devices using CNN-based deep learning. In *Proc. 13th Int. Multi-Conf. Comput. Global Inf. Technol.* (pp. 16-20).
- 18 Liu, Y., He, J., & Li, M. (2018, July). New and old banknote recognition based on convolutional neural network. In *Proceedings of the 2018 International Conference on Mathematics and Statistics* (pp. 92-9).

致謝

本研究特別感謝周遵儒老師、呂俊賢老師及王希俊老師於各方面給予學生之指導與協助。

為您的重要印件多設一層 安全防護



安全第一・品質至上・效率為先

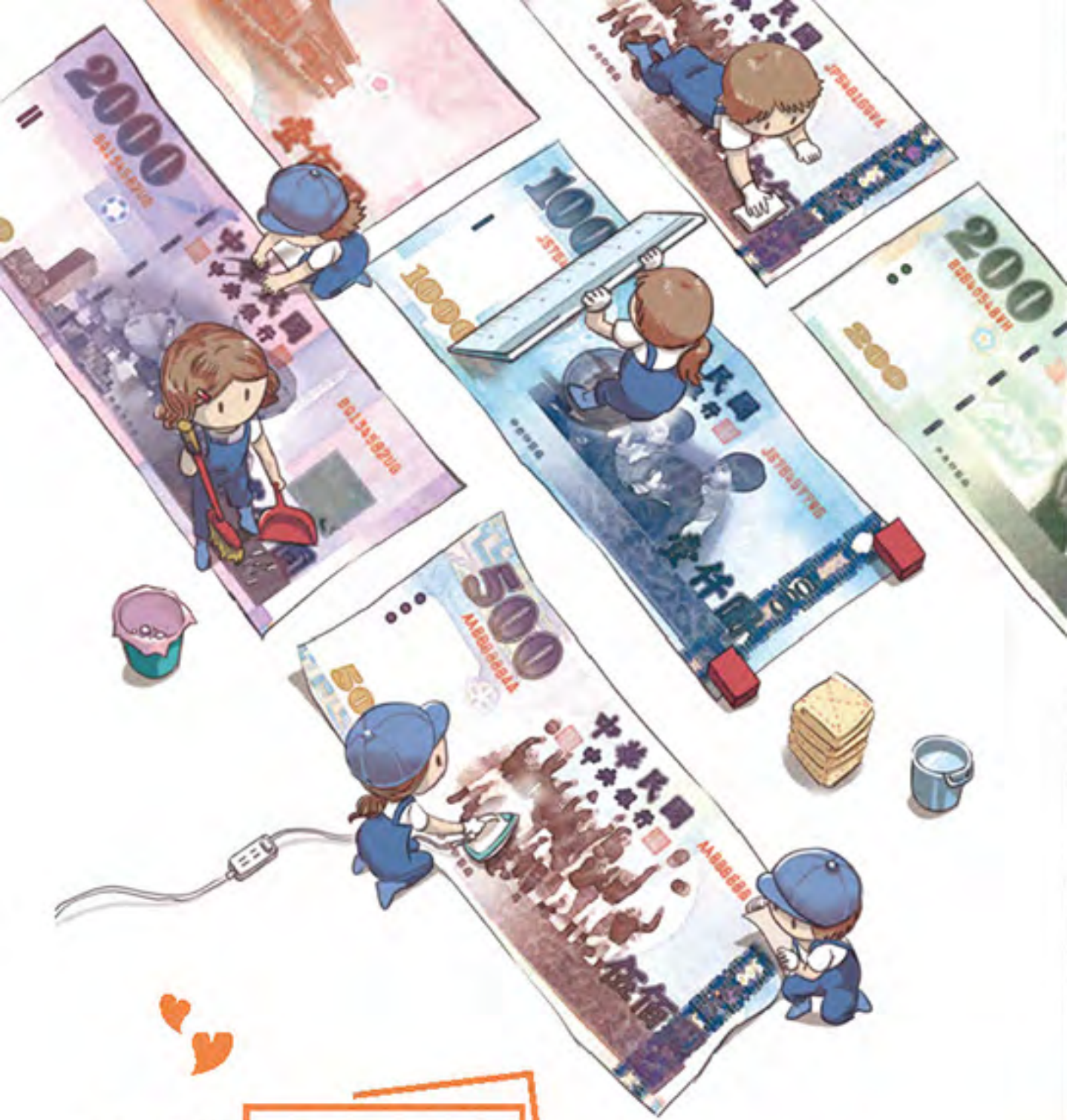
中央印製廠經營項目主要為鈔券、政府重要文件及各類有價證券印製業務，各類產品均嚴格要求防偽性、品質一致性、產品數量管控及生產排程之安全性。除了政府、公營印件外，更歡迎各界委託生產安全防偽印件。



中央印製廠

Central Engraving and Printing Plant

TEL: 22174767 <http://www.capp.gov.tw>



愛惜新臺幣

鈔券與硬幣代表國家形象，
請大家養成維護券幣整潔的好習慣。



中央印製廠

廣告