




# 無預處理深度學習之生物辨識認證系統 於數位圖書館

李正吉\*  林聖邦\*\* 李崇瑋\*\*\*

## 【摘要】

隨著科技與網路的快速發展，有許多傳統圖書館結合資訊科技邁向圖書館數位化。但目前數位圖書館在認證使用者方面，大多以帳號密碼登入為主，可能有資訊安全上的疑慮。目前指靜脈辨識技術已在多個地方實際運用，如能把指靜脈辨識技術運用在登入數位圖書館上，將能提高閱覽時的安全性，又能增加便利性。目前在指靜脈辨識上大多是先將圖片預處理，凸顯特徵後再去做指靜脈辨識，過程繁瑣。因此本研究實驗是使用不經過預處理的圖像，讓深度學習模型辨識指靜脈圖像，藉此減少預處理過程。我們使用 SDUMLA 與 FV-USM 資料庫的指靜脈圖像資料做測試實驗，測試 ImageNet LSVRC 圖像分類大賽中較出名的深度學習模型。實驗結果比較不同模型的辨識度，最後以 ResNet 的辨識度最高。

## 關鍵詞

數位圖書館 卷積神經網路 深度學習 指靜脈辨識 預處理

---

\* 輔仁大學圖書資訊學系暨體育健康資訊科技研究發展中心特聘教授  
ORCID 0000-0002-8918-1703

通訊作者 E-mail: clee@mail.fju.edu.tw

\*\* 輔仁大學圖書資訊學系研究生  
E-mail: shengbanglin@gmail.com

\*\*\* 輔仁大學圖書資訊學系研究生  
E-mail: working0.0.orz@gmail.com

## 壹、緒論

近年來，隨著科技與網路的快速發展，圖書館的部分館藏已逐漸從物理形式轉變為數位檔案，傳統圖書館結合資訊科技並邁向圖書館數位化。數位圖書館是指將館藏數位化，包含書籍、報紙、雜誌、音樂、影片等，讀者能利用聯網設備隨時隨地使用網路檢索數位館藏。數位圖書館與傳統圖書館各有優缺點，結合兩者能完美的發揮各自的長處（林巧敏，2006）。數位圖書館可以利用家用電腦或是手機、平板電腦等攜帶式裝置閱讀數位館藏，讓人們隨時隨地查閱資訊，節省去傳統圖書館的尋書時間。更能結合不同城市甚至跨國的資源做整合，結合成數位圖書館供全球讀者使用。世界數位圖書館的研究中，更是集結了大量的歷史資料，可方便保存世界各地的文化遺產（Gul et al., 2018）。傳統圖書館則是擁有經驗豐富的館員，可以有效的管理圖書館的資源，並提供實體空間給複數讀者討論。也有部分人表示比起在螢幕上閱讀，更喜歡翻閱實體書的感覺（Saleh & Mashhur, 2015）。

不過數位圖書館在線上使用者認證機制可能會有些問題。傳統圖書館為了避免館內諸多的知識資源被惡意利用，進入圖書館需要進行身分認證，通常是利用實體借書證，作為入館及借閱書籍使用。但在數位圖書館則需要不同的方式來進行認證，目前大部分的數位圖書館都是使用共享金鑰的方式進行認證（國家圖書館，2020）。共享金鑰是指伺服器端與用戶有共同的 1 組帳號密碼，只要用戶在登入伺服器端驗證身分時輸入帳號密碼，伺服器端驗證通過即可使用此伺服器的資源。雖然使用共享金鑰消耗時間及儲存空間較少，但是有被人盜用及重放攻擊的風險（Arora & Hussain, 2018）。在現今，許多網路平台都需要帳號密碼來登入，如重複使用 1 組帳號密碼於不同的網路平台，將造成嚴重的資安風險。如使用不同帳號密碼，又會受限於人的記憶力，可能會忘記密碼而導致無法登入。

現今由於科技的進步，生物辨識是目前較安全的 1 種認證方式，比以往的實體認證物品（如借書證）或是共享金鑰認證快速又安全。生物辨識大致分為兩類。簽名、語音、步伐大小為行為方式的生物特徵；指紋、指（掌）靜脈、虹膜等是物理型生物特徵（Das, Piciuccio, Maiorana, & Campisi, 2019）。由於行為方式的生物特徵容易被偽造，如偽造相似度高的簽名，現

今常見的生物辨識通常都屬於物理型生物特徵。其中指紋位於人體表皮層上，較易受非預期之外在因素影響，如劃破手指破壞指紋，或因工作關係磨平指紋皆會造成手指紋路特徵不清楚而發生誤判。虹膜辨識擷取影像的方式需透過紅外線光源照射眼睛，有視力受損的疑慮。

指靜脈是利用近紅外線的光學成像系統捕抓靜脈圖像，照明系統由穿過手或被手反射的紅外光組成，然後藉由紅外攝影鏡頭抓取靜脈圖案，由於血液中的血紅蛋白吸收紅外光，因此在抓取的圖像中顯示為陰影圖案。捕獲的圖案不僅包含靜脈圖像，還包含了手指骨骼和肌肉厚度形成的陰影，因此可清晰的看見靜脈圖像 (Miura, Nagasaka, & Miyatake, 2004)。指靜脈辨識有幾項特點，即使是同卵雙胞胎，在同樣的手指上抓取到的指靜脈圖像也是不一樣的，所以具唯一性。手指靜脈是隱藏在人體內的結構，在使用者不知情的情況下很難竊取到指靜脈圖像，有極高的私密性。有強大的防偽功能，只有在人體血液正常流動的情況下才能抓取到指靜脈圖像，有極高的安全性 (Kumar & Zhou, 2012)。

近年來行動裝置越來越注重個人隱私的保護，智慧型手機可利用鏡頭提供人臉辨識或指紋辨識的功能 (Cho, Kim, Park, & Park, 2020)，也有在手機上運用深度學習處理人臉辨識的相關研究 (Ríos-Sánchez, Silva, Martín-Yuste, & Sánchez-Ávila, 2020)。在 2019 年 LG 推出了 1 款「LG G8S ThinQ」智慧型手機 (LG, 2019)，圖 1 顯示這部手機包含掌靜脈、臉部、指紋辨識功能，綜合多種生物辨識功能。可看出複合生物辨識功能漸漸成為手機的標準設計，是未來手機研發方向的趨勢。未來數位圖書館的手機用戶可以利用手機的生物辨識功能來驗證用戶資料。電腦端的用戶也可利用生物辨識機器來登入伺服器，會較以往認證帳號密碼的方式更安全。

目前市面上指靜脈辨識較指紋與臉部辨識運用程度低，因為擷取指靜脈圖像時，常常會受到一些外部影響導致指靜脈圖像不佳。如在指靜脈採集過程中，手指與相機鏡頭非常接近，可能會導致抓取圖像出現光學模糊；設備光源亮度變化會影響圖片清晰度 (Noh, Choi, Hong, & Park, 2020)；寒冷的天氣會影響指靜脈的擷取圖像 (Yang, Yang, Yin, & Xi, 2018)；每個人的骨骼和皮膚的厚度不同，會使得指靜脈圖像不明顯 (Lee & Park, 2011)。

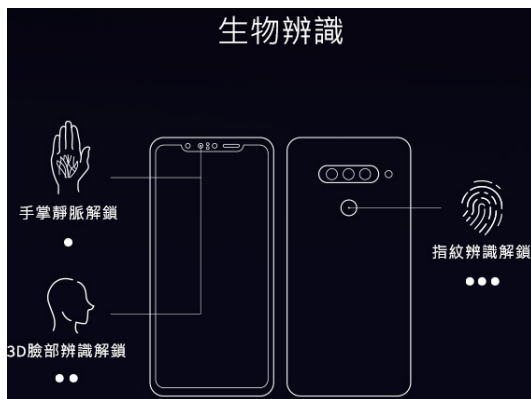


圖 1 LG G8S ThinQ

資料來源：LG LMG810EAW, LG, 2019, Retrieved February 19, 2020 from <https://www.lg.com/tw/smart-phones/lg-LMG810EAW>

為了克服這些限制，目前指靜脈的提取方法大致分為 4 類，分別是基於幾何分析之方法、基於子空間之方法、基於統計之方法和基於局部不變性之方法 (Das et al., 2019 ; You, Li, & Wang, 2015 ; Yang et al., 2018 ; Rosdi, Shing, & Suandi, 2011)。基於幾何分析之方法是把擷取到的指靜脈影像細線化，去抓取彎曲或節點的特徵點進行分析 (Yang et al., 2018)。但此方法容易受到雜訊影響，當影像過小、模糊區域偏多時容易造成特徵資訊分析上的錯誤，且影像的縮放、旋轉及位移皆會對特徵資訊分析上造成巨大的誤差 (You et al, 2015)。基於子空間之方法是利用非線性映射將原始資料映射至特徵空間，並解決非線性映射之問題。基於統計之方法可分為全域統計與區域統計 2 類。區域統計是將影像區分為多個區塊，對各區塊進行特徵擷取 (Das et al., 2019)。全域統計像是不變矩具有縮放、旋轉及位移等不變性，但此方法不適用在紋理較豐富之影像。基於局部不變性之方法主要是針對局部特徵進行檢測與描述，並增加特徵訊息，對圖像的各種變化進行分析 (Rosdi et al., 2011)。

當前大多數辨識指靜脈方法都存在一些缺點，主要與特徵提取方法有關。最近的研究表明，可以通過深度學習來減少圖像預處理的計算 (Radzi, Khalil-Hani, & Bakhteri, 2016)。深度學習是使用一層層傳遞數據的 1 種機器學習方法，這些分層可以訓練模型透過數據找出特徵點加以辨識。以往

的機器學習方法只有學習到 2 或 3 層，而深度學習可以學習到數百層架構的數據 (Boucherit, Zmirli, Hentabli, & Rosdi, 2020)。近來也有相當多使用深度學習方式辨識指靜脈的論文 (Das et al., 2019; Huang et al., 2017; Raghavendra, Venkatesh, Raja, & Busch, 2017; Qin & El-Yacoubi, 2017; Noh, et al., 2020)。目前使用深度學習辨識圖片的論文大多都使用 ImageNet LSVRC 圖像分類大賽的傑出深度學習框架去加以應用，但沒有綜合比較各種模型運用在辨別指靜脈上的辨識程度，並且都較注重預處理過程。因此我們研究的目標是運用 ImageNet LSVRC 圖像分類數屆比賽中幾個相較傑出的深度學習模型執行指靜脈的辨識，找出適合指靜脈辨識的模型。由於深度學習模型可自動產生特徵點，所以我們嘗試利用未預處理的圖片去運行深度學習模型。ImageNet LSVRC 分類比賽是 2010—2017 年舉辦的大規模目標檢測和圖像分類的比賽，由舉辦方提供大量的圖片，參賽者運用自己的深度學習模型來檢測圖片 (Russakovsky et al., 2015)。

我們的研究目標是從 ImageNet LSVRC 圖像分類大賽中獲得優秀評價的 AlexNet、VGGNet、Inception、ResNet 演算法中找出能正確辨識指靜脈圖片的演算法，並且能產生足夠的特徵點辨識未經預處理的圖像。

本文的章節架構如下：第二節文獻探討介紹了目前使用深度學習辨識指靜脈的相關研究；第三節研究方法介紹了運行深度學習的環境，還有深度學習的模型架構及使用的資料庫；第四節是實證分析，包含研究過程與實驗結果及討論；第五節是結論。

## 貳、文獻探討

深度學習主要受人腦啟發，使用多層感知器算法 (MLP) 進行分類。如適合辨識圖像的卷積神經網路是由許多卷積層、池化層和完全連接層所組成，這些層可以做為特徵提取和分類使用。

可從表 1 看出近年來有相當多的論文把深度學習運用在指靜脈辨識上。Radzi 等人 (2016) 的研究使用基於 LeNet 的 4 層 CNN 模型進行指靜脈辨識。實驗中將卷積層和子池化層融合為 1 層，降低了模型的複雜性。在測試中使用 VeCAD 實驗室收集的指靜脈資料庫，證明了不須進行分割過程即可完成圖像預處理 (Lee, Khalil-Hani, & Bakhteri, 2012)。在 Radzi

等人 (2016) 的研究中，預處理過程包含圖像切割、局部動態閾值處理，CNN 的分類使用 winner-takes-all 規則。測試樣本正確分類的準確性 (accuracy) 達到了 100%。

在 Hong、Lee 與 Park (2017) 的研究中，使用了 AlexNet 和 VGGNet 的微調模型進行指靜脈辨識實驗。實驗中使用了 3 個不同品質的指靜脈資料庫做辨識，結果表明了 VGGNet 的微調模型能得出良好的結果，品質越好的圖片相等錯誤率 (Equal Error Rate, EER) 越低，並且使用 CNN 模型能有效改善未對準或陰影圖像的辨識率。在 Hong、Lee 與 Park (2017) 的研究中，預處理使用感興趣區域 (ROI) 並過濾雜訊或增強圖像來改善樣本品質。

相等錯誤率是 1 種生物統計安全系統算法。Toh、Kim 與 Lee (2008) 的研究，在生物特徵驗證中，最主要的工作是區分兩種使用者，分別是正確的使用者與假冒的使用者。通過改變門檻值  $\tau$  從  $-\infty$  至  $+\infty$  (或 0 至 1)，對應此變化其錯誤接受率 (False Acceptance Rate, FAR) 呈下降趨勢，錯誤拒絕率 (False Rejection Rate, FRR) 呈上升趨勢。隨著門檻值  $\tau$  的變化，在 FAR 曲線和 FRR 曲線的相交點 (設為  $\tau^*$ ) 即為 EER，該值表示錯誤接受的比例等於錯誤拒絕的比例，數值越低，生物識別系統的準確性越高。

在 Huang 等人 (2017) 的研究中，使用改良後的 VGGNet16 模型做實驗。透過圖像預處理，從擷取的圖像做出 2 個模板再導入到卷積層，並透過移除部分卷積層與卷積核改良模型。實驗使用了自己準備的指靜脈資料庫做驗證，實驗中使用了 30 萬根手指共 70 萬張圖像做測試。

Raghavendra 等人 (2017) 的研究在 AlexNet 後面額外增加 7 層，使用微調過的 AlexNet 處理偽冒攻擊檢測算法 (Presentation Attack Detection, PAD)。利用多數投票規則將圖像分類成正確與偽照的指靜脈圖像。與其他現有的 PAD 方法相比，Raghavendra 等人實驗時，造假的目標物被錯誤地分類為真實目標物的偽冒攻擊分類錯誤率 (Attack Presentation Classification Error Rate, APCER) 有更加好的檢測結果。

在 Qin 與 El-Yacoubi (2017) 的研究中使用 LeNet 的 CNN 模型進行指靜脈辨識，另外設計了 1 個 4 層的 FCN (Fully Convolutional Network) 模型用以還原指靜脈圖像缺少的部分，再用還原的指靜脈圖像進行辨識，可以有效的提升辨識率。

在 Das 等人 (2019) 的研究中，使用了基於 LeNet 的模型架構，包含了 5 個卷積層和 3 個最大池化層，並對 4 種不同的公開指靜脈資料庫進行測試。該系統可以在不考慮環境條件的情況下進行有效的識別，確保深度模型架構能適用在不同品質的圖像上。

表 1

指靜脈研究性能表

論文	資料庫	手指樣本	指靜脈模型	性能
Radzi 等人 (2016)	<sup>a</sup> VeCAD	300	基於 LeNet	Accuracy=100%
Hong 等人 (2017)	<sup>b</sup> SDUMLA	636	基於 VGGNet16	EER=3.906%
	自己準備的中質量資料庫	198		EER=1.275%
	自己準備的高質量資料庫	120		EER=0.396%
Huang 等人 (2017)	自己準備的資料庫(DS1)	1000	基於 VGGNet16	EER=0.42%
	自己準備的資料庫(DS2)	1000		EER=1.41%
	自己準備的資料庫(DS3)	1000		EER=2.14%
Raghavendra 等人 (2017)	Fingervein 圖像演示攻擊資料庫	300	基於 AlexNet	噴墨印刷偽像 APCER=3.48%
				雷射印刷偽像 APCER=0%
	Fingervein 視頻演示攻擊資料庫	300		噴墨印刷偽像 APCER=3.2%
				雷射印刷偽像 APCER=0.4%
Qin 與 El- Yacoubi (2017)	<sup>c</sup> HKPU	302	自己開發	EER=2.7%
	<sup>d</sup> FV-USM	492		EER=1.42%

(續下表)

(接上表)

論文	資料庫	手指樣本	指靜脈模型	性能
Das 等人 (2019)	<sup>c</sup> HKPU	210	自己開發	Accuracy=95.32%
	<sup>d</sup> FV-USM	492		Accuracy=97.53%
	<sup>b</sup> SDUMLA	636		Accuracy=97.48%
	<sup>e</sup> UTFVP	360		Accuracy=95.56%

資料來源：

- <sup>a</sup> “Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition,” by Lee, Y. H., Khalil-Hani, M., & Bakhteri, R., 2012, *Optics and Lasers in Engineering*, 49(7), 816-828.
- <sup>b</sup> “SDUMLA-HMT: A multimodal biometric database,” by Yin, Y., Liu, L., & Sun, X., 2011, *Proceedings of the 6th Chinese Conference on Biometric Recognition*, pp.260-268.
- <sup>c</sup> “Human identification using finger images,” by Kumar, A., & Zhou, Y., 2012, *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(4), 2228-2244.
- <sup>d</sup> “Fusion of band limited phase only correlation and width centroid contour distance for finger based biometrics,” by Mohd Asaari, M. S., Suandi, S. A., & Rosdi, B. A., 2014, *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 41(7), 3367-3382.
- <sup>e</sup> “A high quality finger vascular pattern dataset collected using a custom designed capturing device,” by Ton, B. T., & Veldhuis, R. N. J., 2013, *2013 International Conference on Biometrics*, pp. 1-5.

## 參、研究方法

我們的研究方法是使用 Python 運行 Keras 環境，之後在上面執行 AlexNet、VGGNet16、Inception、ResNet34 等深度學習模型的演算法。資料庫使用 SDUMLA 跟 FV-USM 指靜脈資料庫。我們預計從各種演算法中找出計算效能偏低又有極高正確辨識率的演算法，使之能方便運用在攜帶式裝置上，執行數位圖書館的身分認證。

### 一、實驗環境

在這次實驗中，我們訓練和測試 CNN 模型的電腦系統是 Window 10 系統，CPU 是 Intel (R) Core (TM) i7-8700 CPU @ 3.20GHz，記憶體 24GB。



顯示卡使用 NVIDIA GeForce GTX 1080。

運行平台是使 Python 3.8 執行 Keras 版本 2.4 的環境。

## 二、卷積神經網路

卷積神經網路（Convolutional Neural Network, CNN）是深度學習技術最具代表性的網路結構之一，是由一個或多個卷積層和頂端的全連接層組成，同時也包括關聯權重和池化層。卷積神經網路在圖像和語音辨識方面能給出較佳的結果。我們研究使用近年來在 ImageNet LSVRC 圖像分類比賽上較有名的 CNN 網路 AlexNet、Inception、ResNet 這 3 組模型，分別是 2012、2014 及 2015 年的優勝模型。

LeNet 是卷積神經網路的經典之作，誕生於 1998 年，是最早的 CNN 框架（Lecun, Bottou, Bengio, & Haffner, 1998）。LeNet 帶出現今許多 CNN 模型的基礎架構，如卷積層、池化層、全連接層等概念。圖 2 能看出 LeNet 的模型有 6 層，包含 3 個卷積層（C1、C3、C5）、2 個池化層（S2、S4）和 1 個完全連接層（F6）。不過由於是早期的 CNN 模型，當時只設計用於辨識手寫數字，較不適合辨識其他種類的圖像。

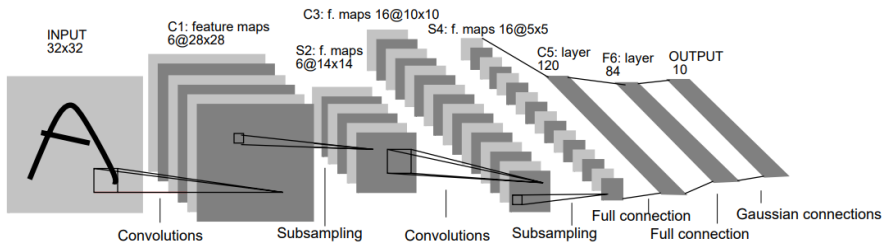


圖 2 LeNet 模型

資料來源：“Gradient-based learning applied to document recognition,” by Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, & P. Haffner, 1998, *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2283.

AlexNet 在 2012 年的 ImageNet LSVRC 分類比賽中的 TOP-5 錯誤率只有 15.3%，遠比第二名的 26.2% 測試錯誤率低。圖 3 能看出 AlexNet 的模型有 8 層，包含了 5 個卷積層和 3 個完全連接層。其中有 3 個卷積層的操作同時包含了卷積、ReLU、池化和標準化的作業。當時的實驗除了簡單

的縮放與裁剪圖像外，未經過其他預處理 (Krizhevsky, Sutskever & Hinton, 2012)。

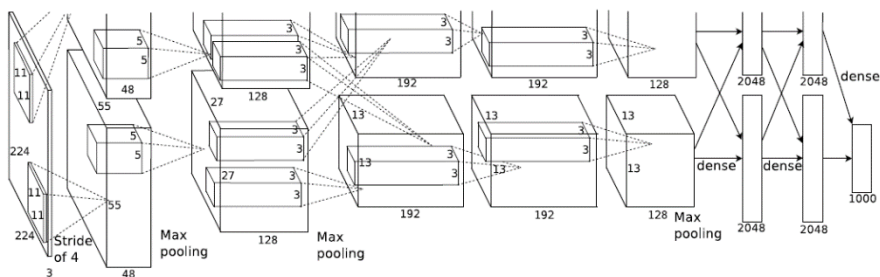


圖 3 AlexNet 模型

資料來源：“ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” by A. Krizhevsky, I. Sutskever, & G. E. Hinton, 2012, *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 1*, 1101.

VGGNet 基本概念與 AlexNet 相同，不過增加了卷積的層數，是 AlexNet 的改進版，在 2014 年 ImageNet LSVRC 分類比賽中獲得第二名，TOP-5 錯誤率為 6.8% (Simonyan & Zisserman, 2015)。VGGNet 比 AlexNet 的 8 個學習層模型更深，分為 A-E 型模型。不同型的卷積層數量不同，A-E 型模型的層數分別是 11、13、16、16、19 層，個別的卷積核都有差異。其中 D 型 VGG16 與 E 型 VGG19 同樣都是利用 3\*3 卷積核的模型，是 VGGNet 中表現最佳的兩個模型。VGGNet 的實驗裡，唯一的預處理過程是對每個像素減去 ImageNet 訓練集中 RGB 的平均值。本研究使用 VGGNet 16 層的模型。

GoogLeNet 又稱 Inception v1 在 2014 年 ILSVRC 的分類比賽中拿到了第一名，比起第二名的 VGGNet 有更深的結構，TOP-5 錯誤率為 6.7% 略勝過 VGGNet (Szegedy et al., 2015)。GoogLeNet 有 9 個線性堆疊被稱為 Inception 的模組，加寬了卷積神經網路。圖 4 能看出 GoogLeNet 總網路深度達到了 22 層，共有 21 層卷積層和 1 個完全連接層，包括池化層的話則有 27 層。Inception 模組是為了增加神經網路的能力，使用了 1\*1、3\*3、5\*5 的卷積核和 1 個 3\*3 最大池化層 (圖 5a)。為了避免下一階段的輸出

量增加，在  $3 \times 3$  和  $5 \times 5$  的卷積核前面，和池化層後面加入了  $1 \times 1$  的卷積核作為降維模組移除卷積瓶頸，讓網路深度與寬度增加（圖 5b）。當時的實驗除了簡單的處理縮放與鏡像圖像外，未經過其他預處理步驟。

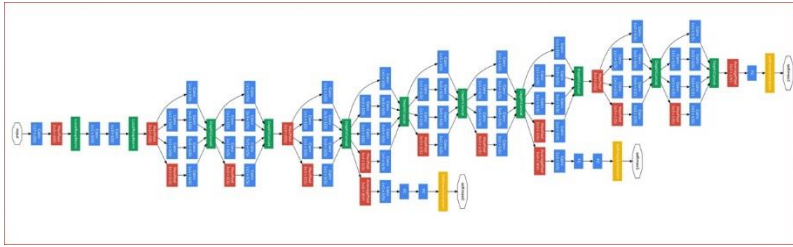


圖 4 GoogLeNet 模型示意圖

資料來源：“Going deeper with convolutions,” by C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, & A. Rabinovich, 2015, *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 7.

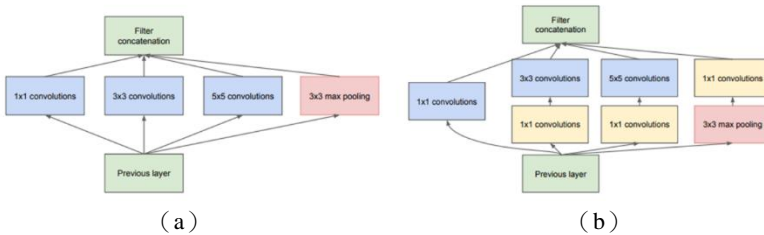


圖 5 (a) Inception 模組 (b) Inception 模組加入  $1 \times 1$  卷積核

資料來源：“Going deeper with convolutions,” by C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, & A. Rabinovich, 2015, *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 5.

ResNet34 在 2015 年的 ILSVRC 和 COCO 比賽上拿到第一名 (He, Zhang, Ren, & Sun, 2016)，在 ILSVRC 比賽的 TOP-5 錯誤率只有 3.57%，實驗模型有分別有 34 層、50 層、101 層、152 層幾種。圖 6 能看出模型特點是加入了殘差連接解決退化問題。

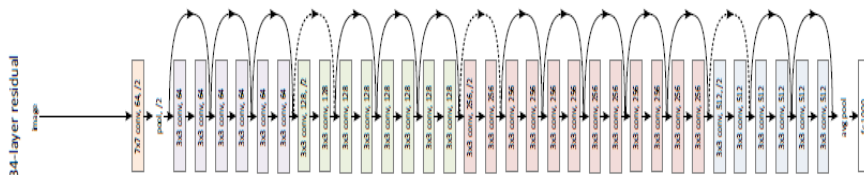


圖 6 ResNet34 模型

資料來源：“Deep residual learning for image recognition,” by K. He, X. Zhang, S. Ren, & J. Sun, 2016, *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 773.

圖 7 為殘差連結的示意圖，殘差連結是假設所需的底層映射為  $H(x)$  (也是示意圖中的  $F(x)$ )，讓堆疊的非線性層來擬合另一個映射  $F(x) = H(x) - x$ ，因此原來的映射轉化為  $F(x) + x$ 。當  $F(x) = 0$  時， $H(x) = x$ ，淺層特徵通過另外一條分支加到高層特徵中，達到特徵重複使用的目的。使用殘差學習能使網路性能不會下降，並且網路深度能更深而不會導致退化問題。本研究使用 ResNet34 層的模型來研究。

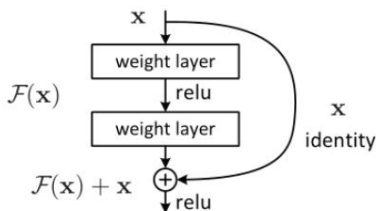


圖 7 殘差連結

資料來源：“Deep residual learning for image recognition,” by K. He, X. Zhang, S. Ren, & J. Sun, 2016, *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 771.

### 三、指靜脈資料庫

在這項研究中我們使用 SDUMLA 與 FV-USM 指靜脈資料庫的指靜脈圖片檔案 (圖 8)。

SDUMLA 資料庫是由中國山東大學收集。指靜脈資料是從 106 位受

試者，分別採集了左右手的食指、中指與無名指指靜脈圖像，共有 636 根手指的指靜脈圖像。同時每根手指採集 6 次取樣，最後圖像有 3,816 張。每張圖像以 BMP 格式儲存，大小為 320\*240 像素 (Yin, Liu, & Sun, 2011)。

FV-USM 資料庫是馬來西亞賽恩斯大學的研究者從員工及學生中，採集共 123 名志願者的手指靜脈圖像，受試者的年齡為 20—52 歲。每位受試者分別採集了左右手的食指和中指圖像，共獲得 492 個手指類別。每根手指在採集過程中捕抓了 6 次圖像，並分兩個階段採集，兩個階段間隔兩個多星期。整個資料庫共有 5,904 張圖像，每張圖像以 JPG 格式儲存，大小為 640\*480 像素 (Mohd Asaari et al., 2014)。

具體數據如表 2 所示，使用這些特定資料庫的主要原因是因為大多數的指靜脈辨識相關研究都是使用這幾個資料庫，並且得出實驗結果 (Das et al., 2019; Hong et al., 2017; Qin & El-Yacoubi, 2017)。因此可與相關指靜脈辨識論文數據做比較。這些資料庫我們只做可讓電腦辨識圖片的數位化處理，沒有做其他的預處理步驟，因此我們是使用原始灰階圖去運行深度學習模型。

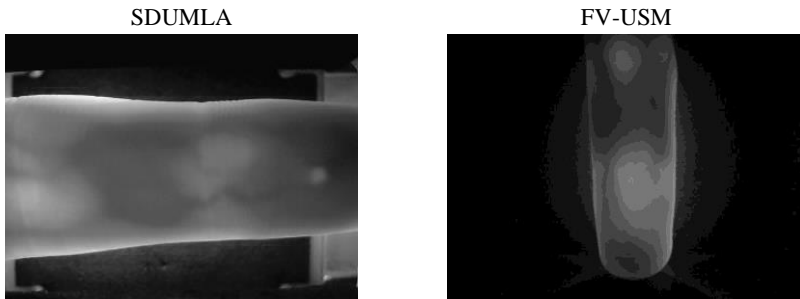


圖 8 MLA 與 FV-USM 指靜脈樣本

表 2

指靜脈資料庫

資料庫	樣本人數	手	手指	圖像類別	取樣次數	圖像總數
SDUMLA	106	2	3	636	6	3,816
FV-USM	123	2	2	492	6+6	5,904

## 肆、實證分析

我們在電腦上使用 Python 運行深度學習模型，每個模型運行 30 次，運行的模型分別是 AlexNet、VGGNet16、Inception、ResNet34 這 4 種模型。AlexNet、Inception 各只有一種版本。VGGNet、ResNet 是有多種版本的模型，我們選擇較初始的版本去做模型，VGGNet 由於 16 與 19 層的模型表現較佳 (Simonyan & Zisserman, 2015)，我們選擇 VGGNet16 模型來做實驗。兩個指靜脈的資料庫，每個指靜脈的類別都有 6 張圖，我們實驗分配訓練 4 張圖，測試 2 張圖。訓練的圖像直接使用原始樣本經過灰階化處理的圖片，沒有其他的預處理過程，以減少預處理時花費的時間。在 Radzi 等人 (2016) 的研究中，證明了使用 CNN 的方式可以減少預處理的過程，因此我們只使用簡單灰階化的圖片進行實驗，嘗試 4 種深度學習模型是否能夠產生足夠的特徵點辨識指靜脈圖片。

### 一、SDUMLA 資料庫實證結果

在使用 SDUMLA 資料庫運行 4 種深度學習模型後，能從圖 9 看出來，AlexNet 跟 VGGNet16 無法處理簡單灰階化後的指靜脈圖像。Inception 模型能看到準確度在持續增加，但後續實驗嘗試調高訓練次數還是維持在訓練精確度 70~80% 左右的程度。從表 3 中能明顯看中，ResNet34 是 4 種模型中表現最好的，測試精確度達到 88%，但訓練與測試的資料有差距，有擬合過度的問題。

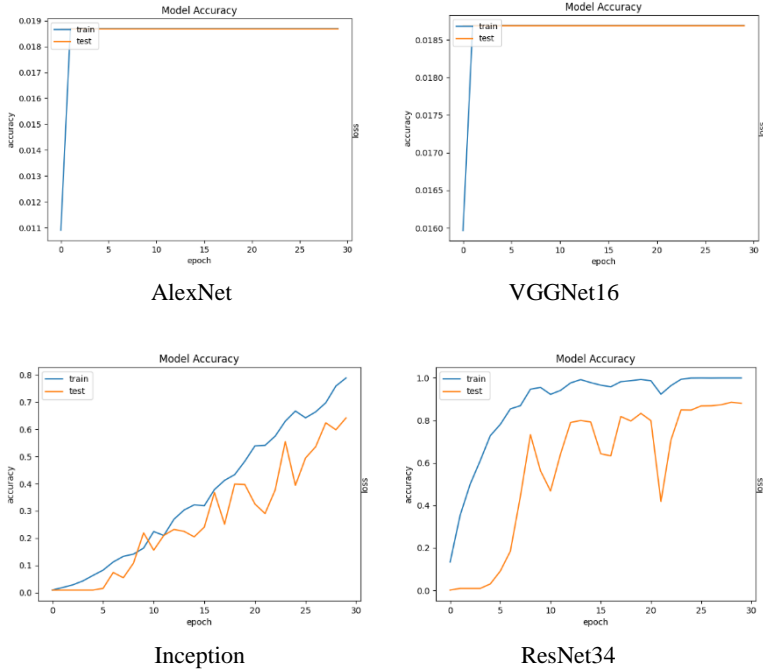


圖 9 SDUMLA 資料庫實驗結果

表 3

SDUMLA 資料庫實驗結果數值表

模型名稱	訓練精確度	測試精確度
AlexNet	1.8%	1.8%
VGGNet16	1.8%	1.8%
Inception	78.8%	64.1%
ResNet34	100.0%	88.0%

## 二、FV-USM 資料庫實證結果

在使用 FV-USM 資料庫運行 4 種深度學習模型後，能從圖 10 看出來，

AlexNet 跟 VGGNet16 也是無法處理簡單灰階化後的指靜脈圖像，跟運行 SDUMLA 資料庫一樣。但是 Inception 模型就能看到很大的差異，運行到 13 次時，Inception 模型的準確度就直線下滑，運行時最高準確度是 60.9% 的測試精確度，ResNet34 同樣是 4 種模型中表現最好的，測試精確度達到 99.7%，辨識 FV-USM 資料庫時比 SDUMLA 資料庫的精確度更高，

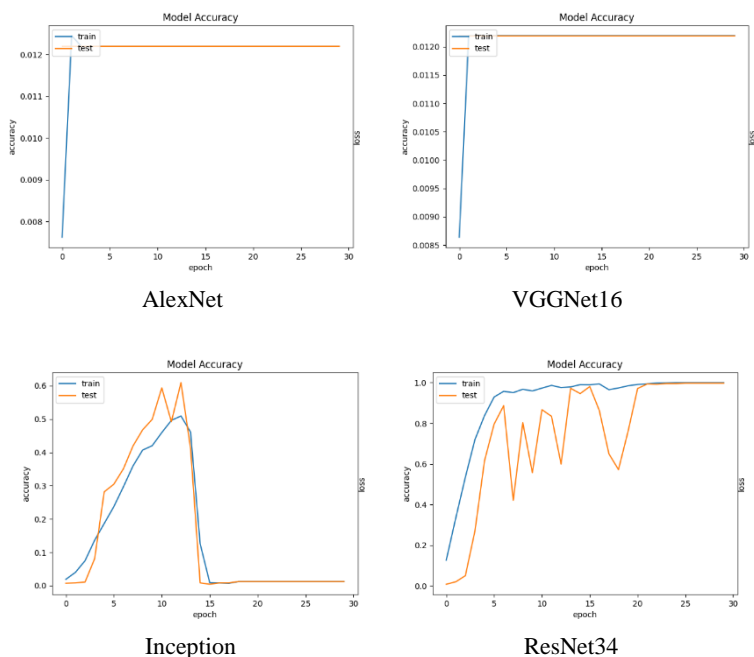


圖 10 FV-USM 資料庫實驗結果

表 4

FV-USM 資料庫實驗結果數值表

模型名稱	訓練精確度	測試精確度
AlexNet	1.2%	1.2%
VGGNet16	1.2%	1.2%
Inception	50.9%	60.9%
ResNet34	100.0%	99.7%



### 三、討論

整體來說，在辨識幾乎未經預處理的指靜脈圖像時，在 4 個指靜脈模型中唯有 ResNet34 能使用，其他模型辨識原始的指靜脈圖像時表現不佳。AlexNet 可能是因為圖像樣本過少，所以訓練中產生擬合不足的問題導致精確度不高。在 Krizhevsky 等人（2012）的論文中也有提到他們做實驗時有擴充數據避免擬合不足的問題。VGGNet 精確度不高的原因也可能是樣本類別過少，在 Simonyan 與 Zisserman（2015）論文中作的實驗是針對 ImageNet 訓練集中 1,000 類別去做實驗，我們的實驗類別較少，才導致精確度不高。Inception 在圖 10 能明顯看出測試比訓練的結果更好，可能是因為我們每類別的樣本過少，而測試集的樣本比訓練集更少而導致的結果。在圖 10 顯示出在約 13 次時精確度嚴重下降，後續我們有調整 Inception 在 SDUMLA 資料庫的訓練次數，在 50 次左右也發生同樣的問題，這是因為 Inception 的層級過大，網路過於複雜造成退化問題。ResNet34 在圖 9、圖 10 中一直有擬合過度的現象發生，尤其圖 9 的實驗尤為嚴重，原因應該是指靜脈資料庫圖像的清晰程度影響了實驗結果。在圖 9 時雖然也有擬合過度的現象，但由於 ResNet34 中殘差連接的特殊結構，使得最後精確度表現有不錯的結果。但由於兩種指靜脈資料庫樣本品質的原因，在最後的辨識度上有 SDUMLA 資料庫辨識度 88%與 FV-USM 資料庫辨識度 99.7%的不同，這受限於樣本的品質。

從 ResNet34 的訓練精確度與測試精確度方面來看，FV-USM 的資料庫較容易辨識，可能圖片較 SDUMLA 資料庫清晰，即使不經過預處理，訓練與測試的精確度不會相差太多。此次實驗證明了未做預處理的指靜脈圖像，使用 ResNet34 可直接得到辨識結果，並不需要花費額外的時間進行預處理。其他 CNN 架構，則需經過預處理圖像才可正常辨識指靜脈圖片（Hong et al., 2017；Huang et al., 2017；Raghavendra et al., 2017）。

### 伍、結論

我們的實驗採用較簡化的手法執行，圖片只經過簡單的灰階化即運行深度學習，以減少預處理花費的時間。我們測試 ImageNet LSVRC 圖像分

類大賽中 4 個較有名的深度學習模型中，ResNet 模型可以直接用於辨識指靜脈圖像，並取得不錯的辨識結果。如果想使用其他深度學習模型則需要針對預處理圖像的部分作改良才有辦法使用。未來的數位圖書館若採用指靜脈辨識作為身分認證方法，可嘗試從 ResNet 開始設計辨識程式以節省預處理圖像的過程。後續的研究方法會繼續嘗試使用更新型的 CNN 模型去辨識指靜脈圖像，或是改良 ResNet 模型提高辨識指靜脈圖像的精確度。

在未來，數位生活可說是世界的趨勢，圖書館也要邁入數位化的時代，在資訊安全上可以考慮指靜脈辨識帶來的安全性。近年來手機已有越來越多生物辨識的功能，在未來指靜脈辨識也可能會變成手機的基礎功能之一。配合手機或其他設備的生物辨識系統來保證資訊安全，與數位圖書館結合是未來的圖書資訊學界的研究發展之一，希望未來有更多學者來研究這塊領域。

(接受日期：2021 年 9 月 11 日)

## 參考文獻

- 林巧敏 (2006)。數位時代圖書館功能及角色的變遷。《圖書資訊學刊》，59，40-56。doi:10.6575/JoLIS.2006.59.04
- 國家圖書館 (2020)。《如何借閱電子書》。檢自：  
<https://ebook.ncl.edu.tw/webpac/ebookTutorial.jsp?tutId=4>
- Arora, S., & Hussain, M. (2018). Secure session key sharing using symmetric key cryptography. *2018 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics* (pp. 850-855). Bangalore, India: IEEE. doi:10.1109/ICACCI.2018.8554553
- Boucherit, I., Zmirli, M. O., Hentabli, H., & Rosdi, B. A. (2020). Finger vein identification using deeply-fused Convolutional Neural Network. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. doi:10.1016/j.jksuci.2020.04.002
- Cho, N. S., Kim, C. S., Park, C., & Park, K. R. (2020). GAN-based blur restoration for finger wrinkle biometrics system. *IEEE Access*, 8, 49857-49872. doi:10.1109/ACCESS.2020.2980568

- Das, R., Piciuccio, E., Maiorana, E., & Campisi, P. (2019). Convolutional neural network for finger-vein-based biometric identification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, *14*(2), 360-373. doi:10.1109/TIFS.2018.2850320
- Gul, S., Shafiq, H., Nisa, N. T., Hussain, A., Shueb, S., & Shafi, M. (2018). World digital library world cultures in one click. In Kataria, S, Paul Anbu K, J., Gartner, R., & Sandhu, G. (Eds.), *2018 5th International Symposium on Emerging Trends and Technologies in Libraries and Information Services* (pp. 54-58). Noida, India: IEEE. doi:10.1109/ETTLIS.2018.8485213
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 770-778). Las Vegas, Nevada: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2016.90
- Hong, H. G., Lee, M. B., & Park, K. R. (2017). Convolutional neural network-based finger-vein recognition using NIR image sensors. *Sensors*, *17*(6), 1297. doi:10.3390/s17061297
- Huang, H., Liu, S., Zheng, H., Ni, L., Zhang, Y., & Li, W. (2017). DeepVein: Novel finger vein verification methods based on deep convolutional neural networks. *2017 IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis* (pp. 1-8). New Delhi, India: IEEE. doi:10.1109/ISBA.2017.7947683
- Kumar, A., & Zhou, Y. (2012). Human identification using finger images. *IEEE Transactions on Image Processing*, *21*(4), 2228-2244. doi:10.1109/TIP.2011.2171697
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In Pereira, F., Burges, C. J. C., Bottou, L., & Weinberger, K. Q. (Eds.), *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 1* (pp. 1097-1105). New York: Curran Associates Inc.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, *86*(11), 2278-2324. doi:10.1109/5.726791
- Lee, E. C., & Park, K. R. (2011). Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition. *Optics and Lasers in Engineering*, *49*(7), 816-828. doi:10.1016/j.optlaseng.2011.03.004

- Lee, Y. H., Khalil-Hani, M., & Bakhteri, R. (2012). FPGA-based finger vein biometric system with adaptive illumination for better image acquisition. *2012 International Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics* (pp. 107-112). Kota Kinabalu, Malaysia: IEEE. doi:10.1109/ISCAIE.2012.6482079
- LG (2019) ° LG LMG810EAW ° Retrieved February 19, 2020 from <https://www.lg.com/tw/smart-phones/lg-LMG810EAW>
- Miura, N., Nagasaka, A., & Miyatake, T. (2004). Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification. *Machine Vision and Applications*, 15(4), 194-203. doi:10.1007/s00138-004-0149-2
- Mohd Asaari, M. S., Suandi, S. A., & Rosdi, B. A. (2014). Fusion of band limited phase only correlation and width centroid contour distance for finger based biometrics. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 41(7), 3367-3382. doi:10.1016/j.eswa.2013.11.033
- Noh, K. J., Choi, J., Hong, J. S., & Park, K. R. (2020). Finger-vein recognition based on densely connected convolutional network using score-level fusion with shape and texture images. *IEEE Access*, 8, 96748-96766. doi:10.1109/ACCESS.2020.2996646
- Qin, H., & El-Yacoubi, M. A. (2017). Deep representation-based feature extraction and recovering for finger-vein verification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 12(8), 1816-1829. doi:10.1109/TIFS.2017.2689724
- Radzi, S.A., Khalil-Hani, M., & Bakhteri, R. (2016). Finger-vein biometric identification using convolutional neural network. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 24, 1863-1878. doi:10.3906/ELK-1311-43
- Raghavendra, R., Venkatesh, S., Raja, K. B., & Busch, C. (2017). Transferable deep convolutional neural network features for fingervein presentation attack detection. *2017 5th International Workshop on Biometrics and Forensics* (pp. 1-5). New Coventry, UK: IEEE. doi:10.1109/IWBF.2017.7935108
- Ríos-Sánchez, B., Silva, D. C., Martín-Yuste, N., & Sánchez-Ávila, C. (2020). Deep learning for face recognition on mobile devices. *IET Biometrics*, 9(3), 109-117. doi:10.1049/iet-bmt.2019.0093
- Rosdi, B. A., Shing, C. W., & Suandi, S. A. (2011). Finger vein recognition using local

- line binary pattern. *Sensors*, 11(12), 11357-11371. doi:10.3390/s111211357
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Fei-Fei, L. (2015). ImageNet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3), 211-252. doi:10.1007/s11263-015-0816-y
- Saleh, Z. I., & Mashhur, A. S. (2015). The impact of e-books on the printed books: E-books popularity, growth and future. *2015 Fifth International Conference on e-Learning* (pp. 125-130). Manama, Bahrain: IEEE. doi:10.1109/ECONF.2015.58
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv:1409.1556 [cs]. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1409.1556>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1-9). Boston, MA: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2015.7298594
- Toh, K.-A., Kim, J., & Lee, S. (2008). Biometric scores fusion based on total error rate minimization. *Pattern Recognition*, 41(3), 1066-1082. doi:10.1016/j.patcog.2007.07.020
- Ton, B. T., & Veldhuis, R. N. J. (2013). A high quality finger vascular pattern dataset collected using a custom designed capturing device. In Fierrez, J., Kumar, A., Vatsa, M., Veldhuis R., & Ortega-Garcia, J. (Eds.). *2013 International Conference on Biometrics* (pp. 1-5). Madrid, Spain: IEEE. doi:10.1109/ICB.2013.6612966
- Yang, L., Yang, G., Yin, Y., & Xi, X. (2018). Finger vein recognition with anatomy structure analysis. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 28(8), 1892-1905. doi:10.1109/TCSVT.2017.2684833
- Yin, Y., Liu, L., & Sun, X. (2011). SDUMLA-HMT: A multimodal biometric database. In Sun Z., Lai J., Chen X., Tan T. (Eds.), *Proceedings of the 6th Chinese Conference on Biometric Recognition* (pp. 260-268). Berlin: Springer. doi:10.1007/978-3-642-25449-9\_33
- You, L., Li, H., & Wang, J. (2015). Finger-vein recognition algorithm based on potential energy theory. *2015 IEEE 16th International Conference on Communication*

圖資與檔案學刊 第 14 卷第 1 期 (2022 年 6 月)

*Technology* (pp. 678-683). Hangzhou, China: IEEE.  
doi:10.1109/ICCT.2015.7399928



# Authentication System of Biometrics without Preprocessing Deep Learning in Digital Library

Cheng-Chi Lee\* Shang-Bang Lin\*\* Chung-Wei Li\*\*\*

## 【 Abstract 】

With the rapid development of technology and Internet, many traditional libraries are moving towards digitization by integrating information technology. However presently most digital libraries rely on account and password log-in to authenticate users, thus there may be some concerns about information security. At present, finger vein identification technology has been applied in many fields. If this technology can be applied to access digital libraries, it will improve the security and convenience of reading. Currently, most features identified by digital vein identification is excuted after image preprocessing, which is a complicated process. Therefore, in this study, images without preprocessing were used to enable the deep learning model to identify the images of finger veins, thus reducing the

---

\* Distinguished Professor, Department of Library and Information Science, Research and Development Center for Physical Education, Health, and Information Technology, Fu Jen Catholic University

ORCID 0000-0002-8918-1703

Principal author for all correspondence E-mail: clee@mail.fju.edu.tw

\*\* MA Student, Department of Library and Information Science, Fu Jen Catholic University

E-mail: shengbanglin@gmail.com

\*\*\* MA Student, Department of Library and Information Science, Fu Jen Catholic University

E-mail: working0.0.orz@gmail.com

preprocessing process. We used the digital vein image data from SDUMLA and FV-USM database to do test experiments to investigate the well-known deep learning model in ImageNet LSVRC image classification competition. The identifications of different models were compared among experimental results, and ResNet has the highest identification.

## Keywords

Digital library, Convolutional Neural Networks, Deep learning, Finger-vein recognition, Preprocessing

## [ Summary ]

Along with the rapid development of technology and Internet, many traditional libraries move towards digitalization by combining with information technology. Nevertheless, account and password log-in is mostly used in current digital libraries for user authentication to possibly result in the risk of information security (Arora, 2018).

Biometrics, currently a safer authentication, is comparatively rapid and safe than physical authentication articles (e.g. library cards) or account and password authentication in the past. Finger vein recognition in biometrics captures vein images with near infrared optical imaging system and captures vein patterns through infrared camera lens. Since hemoglobin in blood would absorb infrared, the hatched pattern of a captured image is shown (Miura, Nagasaka, & Miyatake, 2004). Finger vein recognition presents several characteristics that the captured finger vein images on the same fingers from identical twins are different. Finger vein images can merely be captured under normal flow of blood that it shows extremely high security (Kumar & Zhou, 2012).

Finger vein recognition has been applied in various fields, such as ATM (automated teller machine) of banks. The application of finger vein recognition



to digital libraries could enhance the security to read library information. Radzi, Khalil-Hani, & Bakhteri (2016) revealed in the research that the computation of image preprocessing could be reduced with deep learning. This experiment attempts to highlight the images of vein characteristic points without preprocessing for the deep learning model directly recognizing the original image of finger vein to reduce complicated preprocessing. There are many types of deep learning models, including more famous ones in ImageNet LSVRC, image classification (Russakovsky et al., 2015), including AlexNet Krizhevsky, Sutskever & Hinton, 2012), VGGNet16 (Simonyan & Zisserman, 2015), Inception (Szegedy et al., 2015), and ResNet34 (He, Zhang, Ren, & Sun, 2016).

In this research, Python is used in Keras environment for executing deep learning algorithms of AlexNet, VGGNet16, Inception, and ResNet34. SDUMLA (Yin, Liu, & Sun, 2011) and FV-USM (Mohd Asaari, Suandi, & Rosdi, 2014) are utilized for finger vein database.

In the experiment, each model is operated for 30 times. 6 pictures of each type of finger vein are contained in two finger vein databases, which are allocated as 4 pictures for training and 2 for testing. Pictures with grayscale processing of original samples are directly used for training, without other preprocessing, to reduce the time for preprocessing. The experiment aims to verify whether 4 types of deep learning models could directly recognize finger vein images.

The experimental results reveal that, during the recognition of finger vein images without preprocessing, merely ResNet34, among 4 finger vein models, can be used, while other models appear bad performance on the recognition of original finger vein images. ResNet34 shows overfitting in the experiment, possibly because of the effect of the clarity of finger vein database image, but the special structure with residual connection in ResNet34 results in favorable performance on the final accuracy. Nevertheless, the final recognizability appears SDUMLA database recognizability 88% and FV-USM database recognizability 99.7% due to the sample quality.

From the aspects of training accuracy and testing accuracy of ResNet34,

the FV-USM database can be more easily recognized, possibly because the pictures are clearer than the SDUMLA database so that the accuracy between training and testing does not appear large differences, even without preprocessing. The experiment proves that finger vein images without preprocessing could be directly recognized with ResNet34 that extra preprocessing is not necessary.

This experiment is executed with simplified methods. The pictures are operated deep learning simply through grayscale to reduce the time for preprocessing. 4 famous deep learning models in ImageNet LSVRC are tested, and ResNet could be directly used for recognizing finger vein images, with favorable results, while other deep learning models will need to modify image preprocessing.

## Romanized & Translated Reference for Original Text

- 林巧敏 (2006)。數位時代圖書館功能及角色的變遷。《圖書資訊學刊》，59，40-56。【Lin, Chiao-Min (2006). The changes of library's function and role in a digital era. *Bulletin of Library and Information Science*, 59, 40-56. (in Chinese)】  
doi:10.6575/JoLIS.2006.59.04
- 國家圖書館 (2020)。如何借閱電子書。檢自：  
<https://ebook.ncl.edu.tw/webpac/ebookTutorial.jsp?tutId=4> 【National Central Library (2020). *Ru he jie yue dian zi shu*. Retrieved from  
<https://ebook.ncl.edu.tw/webpac/ebookTutorial.jsp?tutId=4> (in Chinese)】
- Arora, S., & Hussain, M. (2018). Secure session key sharing using symmetric key cryptography. *2018 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics* (pp. 850-855). Bangalore, India: IEEE.  
doi:10.1109/ICACCI.2018.8554553
- Boucherit, I., Zmirli, M. O., Hentabli, H., & Rosdi, B. A. (2020). Finger vein identification using deeply-fused Convolutional Neural Network. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*.  
doi:10.1016/j.jksuci.2020.04.002
- Cho, N. S., Kim, C. S., Park, C., & Park, K. R. (2020). GAN-based blur restoration for finger wrinkle biometrics system. *IEEE Access*, 8, 49857-49872.  
doi:10.1109/ACCESS.2020.2980568

- Das, R., Piciuccio, E., Maiorana, E., & Campisi, P. (2019). Convolutional neural network for finger-vein-based biometric identification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, *14*(2), 360-373. doi:10.1109/TIFS.2018.2850320
- Gul, S., Shafiq, H., Nisa, N. T., Hussain, A., Shueb, S., & Shafi, M. (2018). World digital library world cultures in one click. In Kataria, S, Paul Anbu K, J., Gartner, R., & Sandhu, G. (Eds.), *2018 5th International Symposium on Emerging Trends and Technologies in Libraries and Information Services* (pp. 54-58). Noida, India: IEEE. doi:10.1109/ETTLIS.2018.8485213
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 770-778). Las Vegas, Nevada: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2016.90
- Hong, H. G., Lee, M. B., & Park, K. R. (2017). Convolutional neural network-based finger-vein recognition using NIR image sensors. *Sensors*, *17*(6), 1297. doi:10.3390/s17061297
- Huang, H., Liu, S., Zheng, H., Ni, L., Zhang, Y., & Li, W. (2017). DeepVein: Novel finger vein verification methods based on deep convolutional neural networks. *2017 IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis* (pp. 1-8). New Delhi, India: IEEE. doi:10.1109/ISBA.2017.7947683
- Kumar, A., & Zhou, Y. (2012). Human identification using finger images. *IEEE Transactions on Image Processing*, *21*(4), 2228-2244. doi:10.1109/TIP.2011.2171697
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In Pereira, F., Burges, C. J. C., Bottou, L., & Weinberger, K. Q. (Eds.), *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 1* (pp. 1097-1105). New York: Curran Associates Inc.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, *86*(11), 2278-2324. doi:10.1109/5.726791
- Lee, E. C., & Park, K. R. (2011). Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition. *Optics and Lasers in Engineering*, *49*(7), 816-828. doi:10.1016/j.optlaseng.2011.03.004

- Lee, Y. H., Khalil-Hani, M., & Bakhteri, R. (2012). FPGA-based finger vein biometric system with adaptive illumination for better image acquisition. *2012 International Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics* (pp. 107-112). Kota Kinabalu, Malaysia: IEEE. doi:10.1109/ISCAIE.2012.6482079
- LG (2019) ° LG LMG810EAW ° Retrieved February 19, 2020 from <https://www.lg.com/tw/smart-phones/lg-LMG810EAW>
- Miura, N., Nagasaka, A., & Miyatake, T. (2004). Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification. *Machine Vision and Applications*, 15(4), 194-203. doi:10.1007/s00138-004-0149-2
- Mohd Asaari, M. S., Suandi, S. A., & Rosdi, B. A. (2014). Fusion of band limited phase only correlation and width centroid contour distance for finger based biometrics. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 41(7), 3367-3382. doi:10.1016/j.eswa.2013.11.033
- Noh, K. J., Choi, J., Hong, J. S., & Park, K. R. (2020). Finger-vein recognition based on densely connected convolutional network using score-level fusion with shape and texture images. *IEEE Access*, 8, 96748-96766. doi:10.1109/ACCESS.2020.2996646
- Qin, H., & El-Yacoubi, M. A. (2017). Deep representation-based feature extraction and recovering for finger-vein verification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 12(8), 1816-1829. doi:10.1109/TIFS.2017.2689724
- Radzi, S.A., Khalil-Hani, M., & Bakhteri, R. (2016). Finger-vein biometric identification using convolutional neural network. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 24, 1863-1878. doi:10.3906/ELK-1311-43
- Raghavendra, R., Venkatesh, S., Raja, K. B., & Busch, C. (2017). Transferable deep convolutional neural network features for fingervein presentation attack detection. *2017 5th International Workshop on Biometrics and Forensics* (pp. 1-5). New Coventry, UK: IEEE. doi:10.1109/IWBF.2017.7935108
- Ríos-Sánchez, B., Silva, D. C., Martín-Yuste, N., & Sánchez-Ávila, C. (2020). Deep learning for face recognition on mobile devices. *IET Biometrics*, 9(3), 109-117. doi:10.1049/iet-bmt.2019.0093
- Rosdi, B. A., Shing, C. W., & Suandi, S. A. (2011). Finger vein recognition using local

- line binary pattern. *Sensors*, *11*(12), 11357-11371. doi:10.3390/s111211357
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Fei-Fei, L. (2015). ImageNet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, *115*(3), 211-252. doi:10.1007/s11263-015-0816-y
- Saleh, Z. I., & Mashhur, A. S. (2015). The impact of e-books on the printed books: E-books popularity, growth and future. *2015 Fifth International Conference on e-Learning* (pp. 125-130). Manama, Bahrain: IEEE. doi:10.1109/ECONF.2015.58
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv:1409.1556 [cs]. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1409.1556>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1-9). Boston, MA: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2015.7298594
- Toh, K.-A., Kim, J., & Lee, S. (2008). Biometric scores fusion based on total error rate minimization. *Pattern Recognition*, *41*(3), 1066-1082. doi:10.1016/j.patcog.2007.07.020
- Ton, B. T., & Veldhuis, R. N. J. (2013). A high quality finger vascular pattern dataset collected using a custom designed capturing device. In Fierrez, J., Kumar, A., Vatsa, M., Veldhuis R., & Ortega-Garcia, J. (Eds.). *2013 International Conference on Biometrics* (pp. 1-5). Madrid, Spain: IEEE. doi:10.1109/ICB.2013.6612966
- Yang, L., Yang, G., Yin, Y., & Xi, X. (2018). Finger vein recognition with anatomy structure analysis. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, *28*(8), 1892-1905. doi:10.1109/TCSVT.2017.2684833
- Yin, Y., Liu, L., & Sun, X. (2011). SDUMLA-HMT: A multimodal biometric database. In Sun Z., Lai J., Chen X., Tan T. (Eds.), *Proceedings of the 6th Chinese Conference on Biometric Recognition* (pp. 260-268). Berlin: Springer. doi:10.1007/978-3-642-25449-9\_33
- You, L., Li, H., & Wang, J. (2015). Finger-vein recognition algorithm based on potential energy theory. *2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology* (pp. 678-683). Hangzhou, China: IEEE. doi:10.1109/ICCT.2015.7399928