

深度學習於超音波影像辨識之應用：以膽囊為例

蘇心悅^{1,4} 王友立² 黃詠暉³ 陳泰賓^{3*}

國軍花蓮總醫院 放射科¹

國軍花蓮總醫院 門急診部²

義守大學 醫學影像暨放射科學系³

花蓮縣醫事放射師公會⁴

摘要

超音波是目前應用於腹部急症常見的檢查工具之一，在臨床實務操作上具有非侵入性、無輻射線、低成本、操作靈活且能提供即時影像的優點。但由於不同操作者之間對影像品質的要求、造影參數設定、操作經驗及受檢者的配合程度皆不盡相同，造成超音波影像之對比度與明暗度不一致，使診斷鑑別困難。因此，運用合適的輔助工具以快速取得標的正確的超音波影像，可提升臨床檢查之效率並降低操作門檻。本研究利用錄製 30 位受檢者之動態超音波影像(MPEG-4 格式)轉換成單張靜態影像(JPG 格式)，挑選出共 12,768 張腹部超音波靜態影像，使用兩種卷積神經網路(convolutional neural network, CNN)模型：GoogLeNet 及 ResNet50，並分別結合三種機器學習分類器：線性回歸(linear regression)、貝氏分類器(Naïve Bayes)、支持向量機(support vector machine, SVM)，共六種組合分類模型，進行自動辨識腹部超音波靜態影像視野內之膽囊影像，並比較各模型分類結果，找出最佳分類模型。模型效能評比項目包含準確度(accuracy)及一致性係數(kappa)。實驗結果證明，ResNet50 結合 SVM 分類器之模型最佳，其準確度及 kappa 值皆大於 90%。本研究利用錄製人體腹部超音波之動態影像，經由人工智慧(artificial intelligence, AI)建構影像自動辨識及分類模型，可輔助經驗不足的操作者能在較短時間內獲得最佳影像，並滿足無法配合閉氣者之造影需求。

關鍵詞：超音波、GoogLeNet、ResNet50

前言

相較於其他醫學影像造影工具(如 X 光、電腦斷層、磁振造影)，超音波具有以下優點：1.非侵入性，一般診斷情況下不會造成患者的不適。2.無輻射線、安全性高且目前未知有長期副作用。3.較低成本，相對於其他影像檢查價格便宜。4.能提供即時影像，無須等候膠片沖洗或數位成像的時間，並且能針對目標進行即時量測，如實質器官大小、血液流速...等，從而進行疾病的診斷。

由於以上特點，超音波已成為臨床檢查不可或缺的重要醫學影像診斷設備。但超音波影像亦存在下列缺點：1.超音波影像易受回音波散射干擾，相對於其他放射科常用的造影設備，超音波影像不僅解析度較差，同時影像上會出現雜訊斑點。2.不同操作者對影像品質的要求、造影參數設定皆不盡相同，造成超音波影像之對比度與明暗度不一致，使得診斷鑑別無法標準化。3.操作者的技巧與經驗是決定影像品質十分重要的因素，這決定了影像是否足以提供醫師做出準確的診斷。

通訊作者：陳泰賓

通訊地址：82445 高雄市燕巢區角宿村義大路 8 號 義守大學醫學影像暨放射科學系

聯絡電話：(07) 6151100

E-mail: chen.tb@gmail.com

2022 年 5 月受理，2022 年 6 月接受刊登

4.針對無法配合閉氣之急重症患者，亦難以使用靜態 B-mode 造影，這將導致影像模糊失真，增加影像診斷判讀之困難性。

近年來，結合 AI 的影像辨識分析系統被廣泛應用，舉凡影像監控、人像臉部辨識、交通車輛偵測、水位偵測防災應用...等，已成為各行各業必然的發展趨勢。1981 年美國神經生物學家 David Hube 等人研究動物視覺系統的處理訊息方式，啟發了 AI 領域類神經網路(artificial neural network, ANN)的發展[1]，至 1990 年代淺層機器學習支援向量機被提出，機器學習的形式不停變革，而現今進行人工智慧影像辨識的主流做法則在於深度學習(deep learning)。2006 年 Geoffrey Hinton 提出限制玻爾茲曼機(restricted boltzmann machines, RBM)和深度信念網路(deep belief network)兩個概念[2]，指出具備多層隱藏層的神經網路具有更為優異的特徵學習能力，且其在訓練上的複雜度可以通過逐層初始化來有效緩解。Hinton 提出深度信念網路、使用無監督預訓練方法優化網路權值的初始值，再進行權值微調，讓多層神經網路能夠真正被實踐。在 2012 年 ImageNet 競賽中，Alex Krizhevsky 等人採用圖形處理器(graphics processing unit, GPU)取代以往深度學習模型採用中央處理器(central processing unit, CPU)進行運算[3]，加上專門做為影像辨識的卷積神經網路(convolutional neural network, CNN)擷取影像特徵[4-6]，大大縮短了運算時間並提升了正確率，對深度學習技術產生深遠的影響。近年來，隨著電腦硬體效能提升以及演算法的進步，電腦得以從大量的數據資料中結合機率學、統計學理論自我學習，並對新的數據預測錯誤並進行改善。如今各大產業已有逐步 AI 化的趨勢，影像醫學亦是大數據與 AI 在醫療照護應用的重

要領域。2018 年北美放射學會(the Radiological Society of North America, RSNA)年會主題為「Tomorrow's Radiology Today」，人工智慧在放射醫學中的應用成為該次會議最重要的主軸，當中亦包含醫學影像的辨識與分析。

材料與方法

研究流程

本研究之研究流程如下：錄製腹部超音波動態影像，必須包含膽囊器官從無到有的過程(在錄製超音波膽囊動態影像時，刻意請受試者維持正常呼吸，以此模擬無法配合呼吸之病人)，之後將錄製的動態影像檔轉為靜態影像檔，作為輸入來源；以監督式學習方式訓練神經網路，區分影像中是否包含膽囊器官。本研究利用 MatlabR2018b 建立下列 6 種模型：(i)GoogLeNet 結合 linear regression 分類器。(ii) GoogLeNet 結合 Naïve Bayes 分類器。(iii) GoogLeNet 結合 SVM 分類器。(iv) ResNet50 結合 linear regression 分類器。(v) ResNet50 結合 Naïve Bayes 分類器。(vi) ResNet50 結合 SVM 分類器。

造影方式

固定操作技術人員、使用固定超音波儀(TOSHIBA Xario Model SSA-660A)及固定初始條件(B mode, 3.5MHz Phased Array Convex Transducer)，使用扇形超音波探頭，掃描深度 12-18 公分，掃描範圍自人體正中矢狀線至右側第十肋骨下緣間，錄製連續包含及不包含膽囊的動態影像，使用 MATLAB 軟體進行動態影像(MPEG-4)轉換成單張靜態影像(JPG)輸出(圖 1)，所轉換之靜態影像包含膽囊縱軸(長徑)及橫軸(寬徑)。

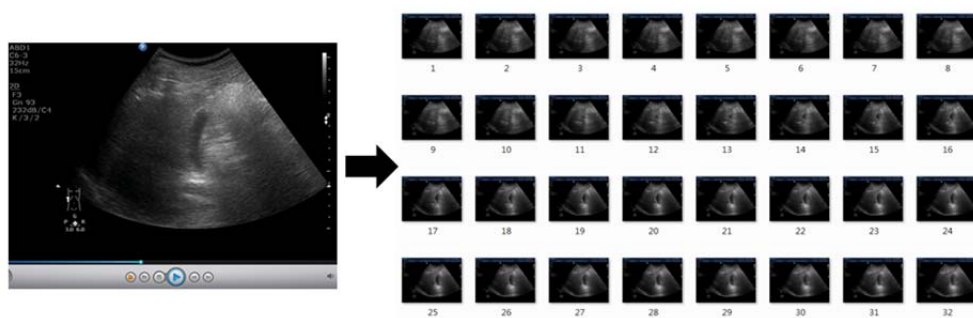


圖 1：動態影像轉為單張靜態影像：將腹部超音波動態影像(MPEG-4)轉換為連續的單張靜態影像(JPG)輸出，作為深度學習之原始資料來源，每筆動態影像可轉換約 425 張靜態影像

樣本收集

自 2019 年 9 月起至 11 月止，從接受腹部超音波檢查的病人中，隨機選取 30 位病人。在自然呼吸的狀態下(模擬無法配合呼吸之病人)，錄製包含膽囊從無到出現的過程約 15 秒(圖 2)，錄影檔案為 MPEG-4 格式。影像收集排除膽囊病變(如膽囊結石、膽砂、膽囊息肉等)之病人。

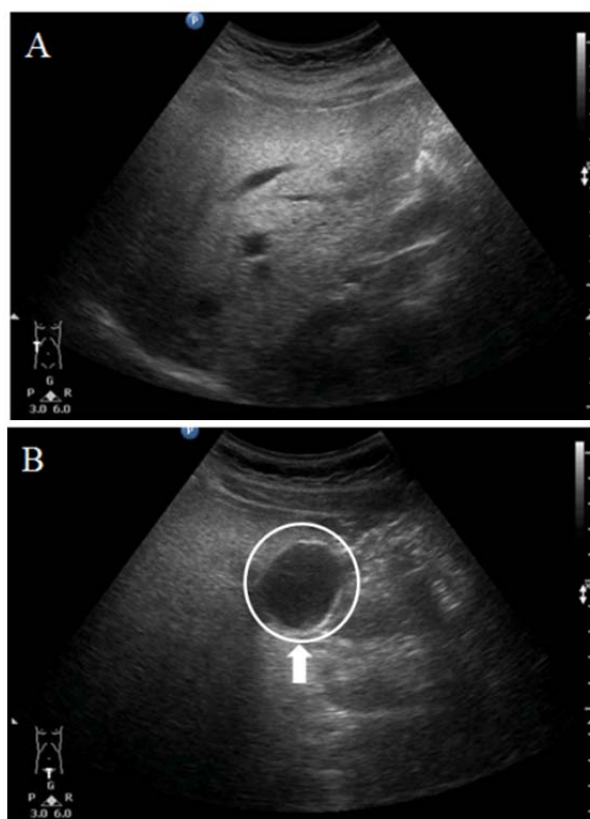


圖 2：腹部超音波影像：(A) 無膽囊之腹部超音波影像、(B) 膽囊腹部超音波影像(箭頭處)

影像前處理

本研究使用之超音波影像原始大小為 800×600 動態 MPEG 檔，影像前處理共包含三步驟：(i) 將 15 秒動態影像轉換成單張(frame)靜態影像，轉換率(frame rate)為 30f/s，每筆動態 MPEG-4 影像可轉換靜態 JPG 影像約 425 張，30 筆動態影像共轉換靜態影像 12,768 張。(ii) 影像資料集各類別 80% 作為訓練集、20% 作為測試集(train ratio: 0.8)及 70% 作為訓練集、30% 作為測試集(train ratio: 0.7) (表 1)，準備進行影像深度學習之用。(iii) 影像轉換後將影像邊緣不必要之資訊去除(如病人資訊)，再將影像大小縮小為 180×120 以降低運算時間。

表 1：影像樣本及劃分資料表。影像樣本共 12,768 張，以 train ratio 0.8 及 0.7 將影像資料集各類別分為訓練集和測試集

類別	樣本數	Train ratio	訓練集	測試集
膽囊	8680	0.8	6944	1736
		0.7	6067	2604
無膽囊	4090	0.8	3272	818
		0.7	2864	1226

評估模型之方法

本研究使用準確度(accuracy)及一致性係數(kappa 值)之平均值進行不同模型間及不同 train ratio 之評估。

準確度

準確度是診斷工具效能的一種參考指標，本研究中準確度是指影像中真陽性加真陰性所佔的比例，計算公式如下：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (\text{式 1})$$

真陽性(true positive, TP)：表示在包含膽囊的影像中，辨識結果也是陽性。

真陰性(true negative, TN)：表示在未包含膽囊的影像中，辨識結果也是陰性。

偽陽性(false positive, FP)：表示在未包含膽囊的影像中，辨識結果卻是陽性。

偽陰性(false negative, FN)：表示包含膽囊的影像中，辨識結果卻是陰性。

一致性係數(Kappa)

Kappa 檢驗是評分者實際評定一致的次數百分比與評分者理論上評定最大可能次數百分比的比率，經常用在下列兩種情況中：一是評價待評價的診斷實驗方法與金標準的一致性；另一種是評價兩種檢查方法對同一樣本的檢查結果的一致性，其公式如下：

$$K = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c} \quad (\text{式 2})$$

P_o ：觀測一致性(observed agreement)：前後(兩種)測量結果一致的百分比。

P_c ：期望一致性(chance agreement)：前後(兩種)測量結果預期相同的機率。

Kappa 值通常落在 0-1 之間，可分為 5 組來表示不同等級的吻合度，如表 2。

表 2：Kappa 值與吻合度之關聯表

Kappa 值	吻合度
0.0-0.20	極低的吻合度
0.21-0.40	一般的吻合度
0.41-0.60	中等的吻合度
0.61-0.80	高度的吻合度
0.81-1	幾乎完全吻合

結果

GoogLeNet 預訓練模型使用之參數設定如表 3。ResNet50 預訓練模型使用之參數設定如表

表 3：GoogLeNet 預訓練模型參數設定表

參數名稱	參數說明	設定值
sgdm	具有動量的隨機梯度下降	True
MiniBatchSize	每次訓練疊代所使用的迷你批次的大小	10
MaxEpochs	用於訓練的最大期數	10
InitialLearnRate	用於訓練的初始學習率	1e-3
Shuffle	控制訓練數據是否被重新排列	True
every-epoch	在每個訓練期之前，數據將被重新整理	True
ValidationData	訓練期間用於驗證的數據	True
ValidationFrequency	驗證指標評估之間的疊代次數	3
Training-Progress	每次訓練疊代顯示驗證準性及誤差率	True

4。各模型之實驗結果分述如下(i)-(vi)，結果總整理如表 5。

(i) GoogLeNet+ linear regression

train ratio 為 0.7 和 0.8 時，分類結果分別為準確度皆 83%及 Kappa 值為 0.76 和 0.78。

(ii) GoogLeNet+ Naïve Bayes

train ratio 為 0.7 和 0.8 時，分類結果分別為準確度皆 70%及 Kappa 值為 0.42 和 0.43。

(iii) GoogLeNet+ SVM

train ratio 為 0.7 和 0.8 時，分類結果分別為準確度皆 94%及 Kappa 值為 0.88 和 0.89。

(iv) ResNet50+ linear regression

train ratio 為 0.7 和 0.8 時，分類結果分別為準確度皆 87%及 Kappa 值為 0.84 和 0.85。

(v) ResNet50+ Naïve Bayes

train ratio 為 0.7 和 0.8 時，分類結果分別為準確度皆 73%及 Kappa 值為 0.50 和 0.51。

(vi) ResNet50+ SVM

train ratio 為 0.7 和 0.8 時，分類結果分別為準確度皆 96%及 Kappa 值為 0.92 和 0.93。

表 4：ResNet50 預訓練模型參數設定表

參數名稱	參數說明	設定值
sgdm	具有動量的隨機梯度下降	True
MiniBatchSize	每次訓練疊代所使用的迷你批次的大小	10
MaxEpochs	用於訓練的最大期數	10
InitialLearnRate	用於訓練的初始學習率	1e-3
Shuffle	控制訓練數據是否被重新排列	True
every-epoch	在每個訓練期之前，數據將被重新整理	True
ValidationData	訓練期間用於驗證的數據	True
ValidationFrequency	驗證指標評估之間的疊代次數	10
Training-Progress	每次訓練疊代顯示驗證準性及誤差率	True

表 5：分類性能評估結果總表

CNN 模型	linear regression			Naïve Bayes		SVM	
	Ratio	ACC	Kappa	ACC	Kappa	ACC	Kappa
GoogLeNet	0.7	0.83	0.76	0.70	0.42	0.94	0.88
	0.8	0.83	0.78	0.70	0.43	0.94	0.89
ResNet50	0.7	0.87	0.84	0.73	0.50	0.96	0.92
	0.8	0.87	0.85	0.73	0.51	0.96	0.93

討論

依本論文之研究結果，顯示以下三個發現：第一，使用 GoogLeNet 模型針對超音波膽囊影像進行自動辨識時，最佳結果為結合 SVM 分類器，可達該模型之最高辨識精確度(94%)，其次為 linear regression(83%)分類器，最後為 Naïve Bayes 分類器(70%)；Kappa 值評估結果，結合 SVM 分類器最佳(0.89)，linear regression 分類器次之(0.78)，Naïve Bayes 分類器最差(0.43)。ResNet50 模型評估結果亦同，分類器之精確度及 Kappa 值表現最佳至最差依序為：SVM(96%、0.93)、linear regression(87%、0.85)及 Naïve Bayes(73%、0.51)。在結合 SVM 分類器的清況下，兩種模型分類精確度皆超過九成，Kappa 值皆達幾乎完全吻合標準，可說該分類器對臨床應用具有高價值；第二，在結合相同分類器的情況

下，ResNet50 之分類表現皆優於 GoogLeNet，說明使用 ResNet50 可使分類效度獲得一定程度的改進；第三，train ratio 為 0.8(資料 80%為訓練集、20%為測試集)時，模型之分類表現皆優於 train ratio 為 0.7，說明有可能因 train ratio 不同得到不同的分類結果，因此，若僅使用單次得到的估計結果偏差可能較大，應嘗試多種劃分方式對初始數據集進行分割，如進行多次隨機劃分、重複試驗或取平均值，作為評估結果。

結論

ResNet50 結合 SVM 分類器之模型，超音波膽囊影像分類效度最佳

本研究之目的，旨在使自動辨識超音波膽囊影像之結果更準確，並提供一個成本低、效果佳且易於使用的方法。經本研究結果表明，

ResNet50 結合 SVM 分類器分類效率優於 GoogLeNet 模型。

致謝

感謝國軍花蓮總醫院 110 年醫療事業基金醫學研究發展計畫(計畫編號：HAFGH-D-110014) 支持。

參考文獻

1. Louis J. Acierno, and L. Timothy Worrell. 2002. Father of Echocardiography. Clinical Cardiology 25:197-199.
2. G. E. Hinton, and R. R. Salakhutdinov. 2006. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. Science 313: 504-507.
3. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. 2012. ImageNet. 2012. Classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems 25.
4. Kuniyiko Fukushima. 1980. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. Biological Cybernetics 36:193-202.
5. LeCun Yann, Bottou Leon, Bengio Yoshua, and Haffner Patrick. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE 86: 2278-324.
6. LeCun Yann, Bengio Yoshua, and Hinton Geoffrey. 2015. Deep learning. Nature 521: 436-444.

Research on the Application of Deep Learning in Automatic Identification from Dynamic Ultrasound Imaging: Using Gallbladder as a Target

Hsin-Yueh Su^{1,4}, Yu-Li Wang², Yung-Hui Huang³, Tai-Been Chen^{3*}

Department of Radiology, Hualien Armed Forces General Hospital, Taiwan¹

Department of Outpatient and Emergency, Hualien Armed Forces General Hospital, Taiwan²

Department of Medical Imaging and Radiological Sciences, I-Shou University, Taiwan³

Hualien Hsien Association of Radiological Technologists⁴

Abstract

Ultrasound is one of the common inspection tools commonly used in abdominal emergencies. It has the advantages of being non-invasive, no radiation, low cost, flexible operation, and can provide real-time images in clinical practice. However, the quality of ultrasound images is often hampered by the complexity of parameter setting, inexperienced operators, and uncooperative patients resulting in difficulties in diagnosis. In this study, 30 subjects recorded the dynamic ultrasound images (MPEG-4 format) and converted them into a single static image (JPG format) to obtain 12,768 ultrasound images from the abdomen. Two convolutional neural networks (CNN) models, including GoogLeNet and ResNet50, were combined with three machine learning classifiers: linear regression, Naïve Bayes, and support vector machine (SVM). Six combined classification models were applied to automatically obtain the ultrasound static images of the gallbladder in the field of view. The accuracy and kappa value among the six models were compared, respectively. The results showed that ResNet50 combined with the SVM classifier was the best. The accuracy and kappa value were both more significant than 90%. Furthermore, the disadvantages of ultrasound can be overcome by using dynamic recording images of the abdomen through artificial intelligence (AI) to construct automatic image recognition and classification models. These models can be used to assist inexperienced operators and to obtain high-quality images in a shorter time.

Keywords: Ultrasound, GoogLeNet, ResNet50

Corresponding Author: Tai-Been Chen

Department of Medical Imaging and Radiological Sciences, I-Shou University, Taiwan

Address: No.8, Yida Rd., Jiaosu Village Yanchao District, Kaohsiung City 82445, Taiwan, R.O.C

Tel: +886- 7- 6151100

E-mail: chen.tb@gmail.com