深度學習演算法於腦部磁振影像的應用

指導教授:劉耿豪 教授

組員:B033022035 楊上德

B033022036 鄭柏洋

B033022033 王信傑

(一)摘要

**深度學習(Deep Learning)隨著近期因為擊敗韓國職業棋手的Alpha Go，在近年成為當紅的研究主題，DL是機器學習(Machine learning)的一個分支，希望把資料透過多個處理層(layer)中的線性或非線性轉換(linear or non-linear transform)，自動抽取出足以代表資料特性的特徵(feature)。在傳統的機器學習中，特徵通常是透過由人力撰寫的演算法產生出來的，需要經過各領域的專家對資料進行許多的分析及研究，了解資料的特性後，才能產生出有用、效果良好的特徵。這樣的過程就是特徵工程(Feature engineering)。深度學習具有自動抽取特徵(feature extraction)的能力，也被視為是一種特徵學習(Feature Learning, representation learning)，可以取代專家的特徵工程所花費的時間。帶著強大的自動特徵抽取的能力，深度學習在以往機器學習一直無法突破的應用，得到非常驚人的優異表現，使以往認為電腦無法做到的事，變成了可能。深度學習能夠指導機器如何從前一層獲取誤差而改變本層的內部參數，這些內部參數可以用於計算表示。深度卷積網路在處理圖像、視頻、語音和音訊方面帶來了突破，而遞迴網路在處理序列資料，比如文本和語音方面表現出了閃亮的一面。而我們本次研究為分辨人體大腦的個別區域，另外藉由MRI醫學影像發現大腦中的病灶，藉此減少醫師們在檢測時發生的誤差。**

(二)研究動機與研究問題

在現今的醫療體制下，依然是個人力缺乏的狀態下，於是我們想要用我們的專業去改變這個現狀，這個想改變的心情下產生了我們的研究動機，於是我們尋找醫學界一個領域與我們專業有密切關係的問題加以探討，這個領域就是影像分析，我們挑選核磁共振造影術去分析大腦的影像，我們以兩大問題來做研究，第一個為如何有效區分大腦各區域，並明確標示邊界與標示該區域名稱，第二個為找出大腦影像中病灶位置。為了解決這兩個問題，我們引入深度學習作為基礎，進而解決上述兩個問題，而深度學習也是目前各大科技公司想要研究的題目，我們想要藉著此次專題研究，也步入這最新研究的行列。除了上述兩大問題外，如果我們能力足夠的話，我們更想改變現今腦部影響的檢測流程，不再需要透過醫護人員一個一個檢驗，可以透過我們的研究來提升效率，減少人力的運用，用電腦取代基層重複性的工作，使我們醫療人員也可以更有效的運用。最後如果可行的話，我們希望可以透過我們的演算法來找出現今醫療界尚未發現的病灶，進而促進醫學的發展，使人類可以活得更長久，我想如果我們能達成這一步，那麼我們的研究就會是非常有意義的研究了，我們的動力來自於解決醫學問題，促進人類壽命的延長，而我們研究的問題為分類腦部、找出病灶與發現未知問題。

(三)文獻回顧與探討

深度學習中每天都會產生許多種的方法，如果能從中得出具創新性，或是獨特性，再來是提高精確度，為此我們從各方蒐集資料，從中學習並得出自己的方法，以下是我們找出與研究相關的論文進行概述，了解其切入點，像是近年受到重視的阿茲海默症(Alzheimer’s Disease)，或是需要及早發現的腫瘤等，我們想藉著讓MRI醫學影像經由電腦的判別後，加快並且減少醫師們查看大量圖片的負擔，讓MRI能夠更佳的普及化，

1. Alzheimer\_s Disease Classification via Deep Convolutional Neural

協助老年癡呆症診斷的老年人在臨床和研究應用，各種統計方法和機器學習算法發展已久。然而，由於高度相似的大腦圖像和圖像強度，使得阿爾茨海默氏大腦數據和健康大腦數據難以區別。最近，深度學習技術已經迅速擴展到許多領域，透過MRI和fMRI兩種管道，我們使用卷積神經網絡（CNN）架構訓練圖像，來區分同一年齡組阿爾茨海默氏數據和正常健康控制數據。在本研究中，這是第一次透過fMRI數據，使用深度學習的方法分析阿爾茨海默病的預測。與其他研究相比，fMRI和MRI管道表現出99.9％和98.84％的高度準確率。

1. A Comparative Study of MRI Data using Various Machine Learning and

Pattern Recognition Algorithms to Detect Brain Abnormalities

使用各種機器學習的MRI數據比較識別算法來檢測腦異常，提出一種小波變換(wavelet transform)的新方法(小波分析（wavelet analysis）或小波轉換（wavelet transform）是指用有限長或快速衰減的、稱為母小波（mother wavelet）的振盪波形來表示訊號。該波形被縮放和平移以匹配輸入的訊號。)，以初始分解圖像，然後使用各種特徵選擇和搜索算法從MRI圖像中提取腦的最重要特徵,通過使用具有不同分類器的比較研究來檢測腦圖像的異常，小波的特徵提取，與其他方法的研究相比精度有顯著的改進和更快的訓練和測試時間。

1. Multiscale CNNs for Brain Tumor Segmentation and Diagnosis

因為腦腫瘤可能以任何形狀、大小出現在腦部的任何部位，再加上腫瘤再不同類型的mri影像上會有不同的灰度值，使得傳統的影像處理方法難以畫分出腫瘤與健康組織之間的分界，近年來卷積神經網絡（CNN）作為監督學習方法在學習複雜數據上取得了不錯的結果，此外，CNN也已經成功應用於分割問題上，但是，傳統CNN僅抓取局部特徵，使得一些重要的全局特徵丟失，為了同時抓取局部和全局特徵，我們提出了一個多尺度概念的CNN。我們將一張mri-2D影像分別切割48\*48、28\*28、12\*12大小的圖片，然後將這三種大小的圖片分別數入置三個通道進行捲積，最後再將捲積後的資料合併進行分類，通過組合多尺度CNN，局部和全局特徵都會被提取。

1. Brain Tumor Detection and Classification Using Deep Learning Classifier on MRI Images

MRI已經成為近年來用於臨床研究與腦腫瘤檢測的有效工具。在本研究中，腫瘤分類採用深度學習分類器。所提出的技術包括三個模塊，即分割模塊，特徵提取模塊和分類模塊。最初，MRI圖像被預處理以使其適於分割，並且使用中值濾波器進行去雜訊處理。然後，使用基於多核的概率聚類（MKPC）來分割預處理的圖像。隨後，根據形狀將紋理和強度提取特徵。使用線性判別分析（LDA）進行分類。最後，深度學習分類器被用於分類為腫瘤或非腫瘤。提出的技術是使用靈敏度，特異性和準確性進行評估。所提出的技術結果也與現有技術結果進行比較技術，其使用前饋反向傳播網絡（FFFN）。所提出的技術實現了平均靈敏度、特異性和準確度分別為88%,80%和83%

(四)研究方法及步驟

我們將選擇使用卷積神經網路(Convolution neural network,簡稱CNN)來進行腦部病徵的判別，~~並與支持向量機(Support Vector Machine,簡稱SVM)來進行比較~~，在監督式學習方法中，CNN具有能夠抓取圖片中複雜且巨量的特徵進行處理的優勢，在臉部識別和MINST手寫文字數據庫中顯示出有良好的結果，再加上近年來GPU進步的速度日新月異，能夠以更快的速度來處理大量的數據，比起傳統的SVM，CNN有著更加明顯的優勢。

CNN是屬於監督式學習的一環，監督式學習是利用數筆資料和已知的答案來找出其中的規律和相關性，簡單來說就是

(1)

而我們的目標正是去找出f的形式，類神經網路正式其中的一種方法

首先介紹類神經網路，假設我們擁有一筆k維資料()，其形式為一個神經元會輸入一筆，乘上一筆同樣是k維權重w(w )，形式與相同，然後帶入進激勵函數(Activation Function)後進行輸出，公式如下:

為輸出的值，為激勵函數，()為偏置，激勵函數可以將數入的值轉成非線性的狀態，使函數可以微分，激勵函數一般分為sigmoid函數、tanh函數、relu函數，一般目前使用relu函數，比起其他激勵函數，能夠以更快的速度進行運算，再加上sigmoid函數與tanh函數在微分時因數值較小，會發生梯度消失的問題，使得類神經網路難以訓練，而relu能夠有效的解決這個問題。

圖一 神經元示意圖

類神經網路是由多個神經元組成一層，然後將多個層組成一起，每一層的輸入都是上一層的輸出，然後最後再帶入softmax函數進行多線性分類，softmax函數如下:

為一個C為輸出目標的類別數，此處的與上面神經元的權重無關，為全一的矩陣。

而深度學習即是使用上述方法去組成類神經網路，並利用大量的資料去找出每一個神經元權重，學習完成後輸入另外的資料，即可預測出資料的分類。

一般來說我們要找出權重的方法是解方程式，但是因為資料量太大，難以直接求出權重，為了要能夠求出權重，我們採用隨機梯度下降法(Stochastic Gradient Descent，簡稱SGD)來求權重，公式如下

R為損失函數，λ為學習率，t代表反覆運算的次數，損失函數代表預測出來的答案與真實答案y相差的程度，一般分為平方損失函數、交叉商損失函數及Hinge損失函數，會根據不同狀況而選擇不同的損失函數，損失函數越小，代表越接近真實答案，而我們的目的正是最小化R，梯度下降法正是透過R的梯度，然後去找出R最小值的位置，λ代表每一次更新權重時的步長，每一次更新權重，會越來越接近R最小值的位置，λ如果太小則收斂速度太慢，太大則不會收斂， t太小會造成學習尚未完成，t太大則會造成過擬合(overfitting)，過擬合是指訓練出來的結果太過接近訓練資料，以至於分類新的資料時，造成不準確的現象。

類神經網路即是利用提供許多資料X和資料的答案Y，來求出類神經網路中的權重w，再利用求出的權重w來進行新資料的預測

透過上述的方法即可做出基本的類神經網路來進行訓練

但是如果我們今天數據量太大，維度太高，那訓練時間勢必會增加，我們可以透過使用CNN來減少運算量

1.卷積

假設我們今天輸入的圖片，首先可以定義一個的權重w，使得輸出的值為:

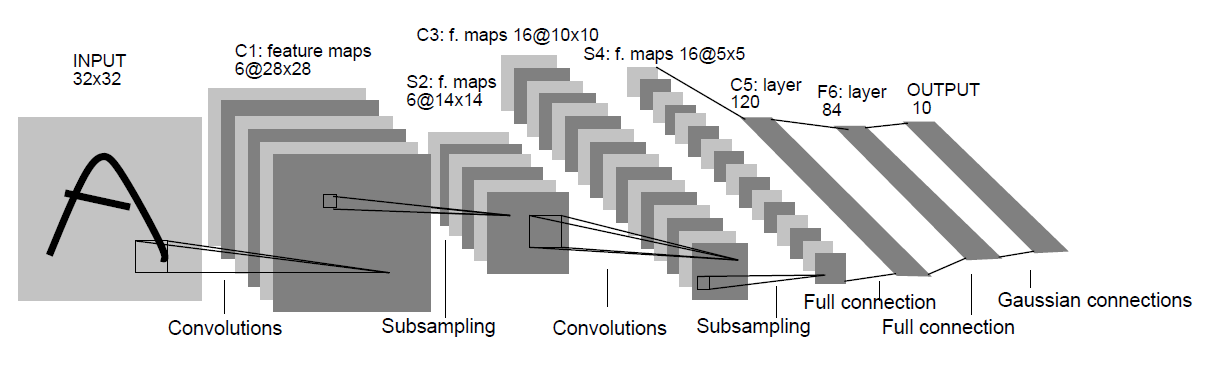
其中，因為此種方法像是拿一個方形的濾波器在圖片上移動，因此被稱為捲積，透過此種方法，不但可以大幅度的減少運算量，同時能夠保留圖片個像數之間的相關性，使得能夠去尋找圖片中的特徵、邊界

2.權值共享

如果我們今天在類神經網路中很多層和很多神經元，會使得權重的數量很龐大，因此我們透過權值共享，每一層所有神經元的權重都是相同的，利用此方法可以大幅減少權重的數量

3.池化(Down-pooling,subsampling)

對於我們每一層捲積後得到的輸出值，我們可以畫分成k個區域，每個區域步重疊，對於每一個區域進行池化，池化一般分為兩種，一個是取區域內平均值得Meam pooling，另一個是取區域內最大值的Maximum pooling，此方法同樣也是為了減少運算量



圖二 捲積神經網路示意圖(此為lenet-5，取自於Yann LeCun, Leon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick ´Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition.)

我們首先運用目前常見的類神經網路(ex:Googlenet,Alexnet,Segnet)使用不同已研究出來的方法(ex:Fully Convolutional Network,R-CNN)來進行測試，了解的各方法的優缺點後進行修正或是擷取，製作出另外的類神經網路，最後利用交叉驗證(cross-validation)的方法與SVM和其他類神經網路進行比較，其中的參數(ex:學習率,神經元個數,層數)利用實驗的方法來進行調整

使用各種不同的神經網路及方法進行實驗

分析每一種方法的優點和缺點

以分析和檢討後的資料為基礎，製做出一個基本的神經網路

利用實驗的方法調整各項參數

使用交叉驗證的方法來與其他方法比較

分析自己方法的優點

效果不佳

圖

(五)預期結果

我們預期我們研究結果可以有效的分類大腦各個區域，能標示各區域的名稱並有明顯的邊界顯示出來，然後能找到MRI大腦圖像中的病灶，我們將運用深度學習各個架構去嘗試，並且找出最佳組合與最佳參數，能有效達成我們所想達成的目標。

現今有很多種演算法也有各種不同的架構，如CNN、RNN、Alexnet、Lenet…等等，各種演算法都有各的優點，我們希望可以找出適合的架構與演算法，然後調整參數，改變一些架構，如增加或是刪減既有的層數，改變學習率等等參數，來尋找最佳方法，並能在最短的時間內，精準的分類與找出我們所想要的特徵，這既是我們的研究目標

(六)參考文獻

1. Yann LeCun, Leon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick ´Haffner. Gradient-based learning applied to documentrecognition.

Proceedings of the IEEE, 86(11):2278–2324, 1998

1. Melika Maleki, Pro M. Teshnehlab, Dr. M. Nabavi

Diagnosis of Multiple Sclerosis (MS) Using Convolutional Neural Network (CNN) from MRIs

Global Journal of Medicinal Plant Research, 1(1): 50-54., 2012 ISSN 2074-0883

1. Hoo-Chang Shin, Member, IEEE, Holger R. Roth, Mingchen Gao, Le Lu, Senior Member, IEEE, Ziyue Xu,Isabella Nogues, Jianhua Yao, Daniel Mollura, Ronald M. Summers

Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures

arXiv:1602.03409v1 [cs.CV] 10 Feb 2016

1. Ehsan Hosseini-Asl1, Robert Keynton2, Ayman El-Baz2

ALZHEIMER’S DISEASE DIAGNOSTICS BY ADAPTATION OF 3D CONVOLUTIONAL NETWORK

IEEE ICIP 2016 conference,10.1109/ICIP.2016.7532332

1. Saman Sarrafa,b,, Ghassem Tofighic, for the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative

DeepAD: Alzheimer's Disease Classification via Deep Convolutional Neural

Networks using MRI and fMRI

CC-BY-NC 4.0 International license.August 21, 2016.

1. Liya Zhao and Kebin Jia

Multiscale CNNs for Brain Tumor Segmentation and Diagnosis

Computational and Mathematical Methods in Medicine Volume 2016, Article ID 8356294

1. Lavneet Singh, Girija Chetty

A Comparative Study of MRI Data using Various Machine Learning and

Pattern Recognition Algorithms to Detect Brain Abnormalities

Proceedings of the Tenth Australasian Data Mining Conference (AusDM 2012)

1. Darko Stern, Christian Payer, Vincent Lepetit, and Martin Urschler

Automated Age Estimation from Hand MRI Volumes using Deep Learning

Conference: Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI 2016)

1. Raunaq Rewari

Automatic Tumor Segmentation from MRI scans

Peer-review under responsibility of the Organizing Committee of ICCC 2016.

1. Matthew Lai

Deep Learning for Medical Image Segmentation

1. V.P. Gladis Pushpa Rathi and S. Palani

Brain Tumor Detection and Classification Using Deep Learning Classifier on MRI Images

Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 10(2): 177-187, 2015 DOI:10.19026/rjaset.10.2570 ISSN: 2040-7459; e-ISSN: 2040-7467

1. Tuan Anh Ngo ,Gustavo Carneiro

LEFT VENTRICLE SEGMENTATION FROM CARDIAC MRI COMBINING LEVEL SET METHODS WITH DEEP BELIEF NETWORKS

Published in: Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference on Date of Conference: 15-18 Sept. 2013 INSPEC Accession Number: 14113537 DOI: 10.1109/ICIP.2013.6738143

1. Jonathan Long∗ Evan Shelhamer∗ Trevor DarrellFully Convolutional Networks for Semantic Segmentationto appear in PAMI (accepted May, 2016); journal edition of arXiv:1411.4038
2. Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, Roberto Cipolla

SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation

Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV); Learning (cs.LG); Neural and Evolutionary Computing (cs.NE), Mon, 2 Nov 2015

1. Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, Jitendra Malik

Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation

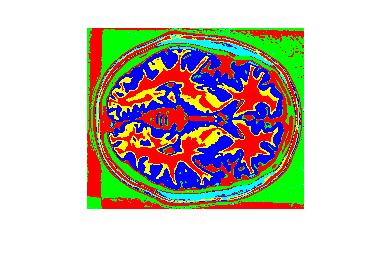
Extended version of our CVPR 2014 paper

(七)需要指導教授指導內容

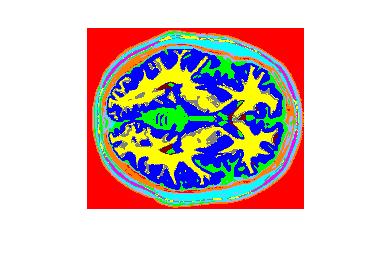
從開學到目前為止，我們在老師的訓練下使用matlab嘗試寫出softmax的程式碼並對資料進行分類，其中在老師的指導下藉由支持向量機和softmax的比較了解之間的差異，其中需要老師教導我們有關深度學習的新知，例如在激勵函數方面，就有許多不同的激勵函數，想了解各項激勵函數的優勢是什麼?目前為止都是在matlab上練習操作，對於linux的介面還有caffe或是theano等的操作方法?再來就是資料的轉換原理是什麼?還有資料取得的方式。在取得所要進行辨別的資料後，該如何去評估哪些學習方法是最有效的，其中哪些原因造成準確度顯著的提高?

~~(七)實驗結果~~

~~我們這學期首先學習關於CNN知識，以及單純使用softmax和SVM進行大腦部位的分類，SVM的部份我們直接使用目前已完成的libsvm，softmax的部分則是使用matlab進行編寫，我們目標是要將大腦分成10個部分，首先我們總共18份181\*217不同部分大腦切片的mri影像以及其分類的正確答案，每分mri影像有T1,T2和flair 3個通道，我們的方法是將3個通道大腦的10個部位分別隨機抽出1500個點，每一份訓練集都是3個通道，並將其正規化以減少運算量，然後分別帶入libsvm和softmax函數進行訓練，我們的學習率設為0.0000001，出使權重全部設為0，驗證的方法選擇使用9次交叉驗證，迭代次數則採取early-stop的方法，當連續10次準確率沒有上升時自動停止迭代，避免過擬合的情況發生，其結果顯示softmax具有44.056%的正確率，libsvm則是有著87.130%的正確率，可以很明顯的顯示出libsvm具有很大的優是存在，但是softmax僅使用單一神經元，所以效果不佳,下學期才要開始用複雜的CNN去進行訓練，在下學期預計在Linux平台上使用Caffe或是Theano這兩種深度學習框架去進行實驗，Caffe有著較快的訓練速度，但是由於安裝困難，加上難以編寫，使的較不靈活，Theano則是有著容易編寫和安裝的優勢，但是速度較慢，我們使用的設備是用配備7-5960X,GTX980,64G RAM的電腦進行實驗，訓練資料的部分則是預計與台中榮總合作~~

~~~~

~~圖三 softmax分類出來的結果~~

~~~~

~~圖四 libsvm分類出來的結果~~