**第14組期末書面報告**

|  |  |
| --- | --- |
| 李品慧 | 陳嘉儀 |
| B062040014 | B072040008 |

|  |  |
| --- | --- |
| 黃政嘉 | 謝朋潔 |
| B072040007 | B075020033 |

# 摘要

現在人工智慧越來越被重視，其中人工智慧的概念可分為廣義的人工智慧，狹義的人工智慧，廣義的人工智慧(General AI)的概念就是科學家希望建構出擁有人類智能的機器，而狹義的人工智慧(Narrow AI)的概念則是希望在處理某個特定的事件有等同於人類或超越人類智能的技術。而他們的共同點都是必需先接收真實環境的物件、特性和彼此間的相關性，進而去做演算，但一個機器要具備我們人類擁有的智能(常識、認知...)是對我們來說相當大的挑戰。

## 前言簡介

機器學習是人工智慧中的一個分支，而深度學習又是機器學習中的一個分支，而機器學習跟深度學習的差異在於深度學習不像機器學習有人類知識的特徵萃取，而是自己從海量的資料中使用多層結構的神經網路，去學習可以整理出哪些特徵萃取，且在每一層去調整每個特徵的權重，提升猜測的正確率。且深度學習的應用更廣，像是瑕疵檢測、自動駕駛系統、語音助理、臉部辨識、醫療診斷、拍照攝影等等，能輔助我們的工作，甚至做的比我們更優秀。

## 相關研究

**2.1透過訓練資料的概念，做出了以下三點的模型**

1. **機器學習(ML)**:

透過樣本訓練機器辨別出運作模式，利用複雜的函數來學習創造演算法，機器學習關於預測未來，透過資料中學習樣本，為新的資料做分類及推測，他可以自主學習，不經過程式設計指示方向。機器學習有一項**特徵檢測**功能，需透過我們主動告知電腦尋找適合人類做決策的資訊，但需花費很多時間，也會因人為的錯誤，影響資料判讀精確度。

1. **深度學習(DL)**:

實現機器學習的技術，因為深度學習不需要太多的領域知識，只需要問題與答案來做為訓練資料，電腦會自動做出一套深度學習的模型來回答新問題，但我們必須準備大量的訓練資料。深度學習的運用了矩陣的基本運算，使用GPU平行運算，是使用**類神經網路(neural networks)**為模組，模擬人類頭腦運作。深度學習進行分類與分群，分類則是從資料集的分類知識與資料結合，也可稱做監督式學習，例如:人臉辨識、聲音辨識、文件分類等。而分群是透過輸入樣本的相似程度作為訓練學習的樣本，也可作為分類器使用。因為需要大量的資料才能使深度學習模型進行訓練，需要人工標記的工作，但應該要邊人工標記邊讓模型進行學習，輪流幫忙與進行，才會節省時間。

1. **對抗學習(GANs)**:

建立生成器及判別器兩個互相競爭的網路，生成器會從資料訓練中挑選數據產生新的樣本，而判別器則是使用數據比對的方式來判斷數據是否真實。在2014年被Ian Goodfellow等人提出，Facebook做出會談判的AI、Google做出自動加密的AI。Apple做出一個稱為Refiner的技術，使電腦自動合成接近真實的照片；Nvidia透過GANs的技術做出將白天圖像轉換為夜晚圖像，為自駕車的訓練樣本。

**2.2機器學習的學習方式比較**

1. **監督式學習**:

輸入訓練資料，每組資料有標識與結果，監督是學習建立一個學習過程，將預測結果與實際結果進行比較及調整預測模型，當預測結果達到準確率後才停止調整。運用於分類問題、迴歸問題。演算法例如:邏輯迴歸（Logistic Regression）、和反向傳遞神經網路（Back Propagation Neural Network）。

1. **非監督學習**:

資料沒有標識，學習模型推斷一些內在結構，應用於學習。演算法例如:Apriori演算法以及k-Means演算法。

1. **半監督式學習**:

資料有些會標識，有些不會，學習模型可以預測，但模型需學習資料的內在結構進行預測。運用於分類、迴歸。演算法演算法則是監督式學習的延伸，例如:圖論推理演算法（Graph Inference）、拉普拉斯支援向量機（Laplacian SVM.）

1. **強化學習**:

資料為學習模型的反饋，作為檢查對錯的方法，模型會做出調整。運用於動態系統、機器人控制。演算法例如:Q-Learning、時間差學習（Temporal difference learning）。

我們在程式設計上，用了四個例子，支援向量機(SVC)、決策樹、隨機森林、邏輯迴歸。

**2.3演算法的比較**

1. **正則化方法**；

是迴歸演算法的延伸，對簡單模型給予獎勵，對複雜演算法給予懲罰。

1. **決策樹學習**:

根據資料以樹狀結構建立決策模型，用於解決分類和迴歸問題。易於理解與解釋，同時處理標稱型和數值型資料，測試資料速度快。但資料有缺失較難處理。資料的屬性相互關聯也容易被忽略。如果採用交叉驗證法和加入正則化的方式可能會改善以上的缺點。

1. **貝葉斯方法**:

用來解決分類和迴歸問題。對於資料訓練具有高速度，針對專案的訓練與分類有特徵概率的數學運算，他支援增量式運算，可以及時對新增的樣本進行訓練，結果解釋易理解。但因為每個樣本屬性為獨立的，所以若樣本間有關聯效果不好。

1. **支援向量機(SVM)**:

基於分類邊界的方法，訓練資料分布在二維平面上的點。他的目標為透過訓練找到分類之間的邊界。對於多為資料，可以視為N為空間中的點，而分類邊界為N為空間中的面，稱超面。它的原理為將低維空間的點對應到高維空間，使成為線性可分，再使用線性規劃的原理判斷分類邊界。在高維空間中屬於線性劃分，若在原有的資料空間中是非線性劃分。常用於解決小樣本、非線性、高維模式。

1. **隨機森林**:

隨機建立一個森林，森林中有許多決策樹，但森林與決策樹是沒有關聯的，再輸入一個新樣本，森林中的決策樹會進行判斷，判斷此樣本屬於哪一類，再預測。構建一個決策樹的過程中，取樣和完全分裂是重點的兩個部分，其中取樣又分為兩個步驟，對於輸入的資料進行行和列取樣，資料於取樣之後進行完全分裂去構建決策樹，如此一來決策樹的某個節點內只有無法繼續分裂和所有樣本都指向同一個分類兩種可能，而新資料的分類是根據分類樹投票結果產生，分類誤差決定在每個樹的分類能力和彼此間的相關性，而隨機分裂節點去選擇特徵，一棵樹的分類能力較小，隨機形成大量決策樹後，一個測試物件透過每棵樹的分析結果選擇出最適合結果。

1. **人工神經網路**:

模擬生物神經網路，用於解決分類和迴歸問題，為深度學習的前身。分類準確度高，學習能力強，對資料容錯性強，也有聯想能力。但引數多，為黑盒過程，無法觀察中間結果，若學習過程太長，會發生區域性極小值。

1. **邏輯迴歸**:

目標是希望找出一條可以表示所有測資的函數，迴歸分析為了應對不同的資料分布，又可以分成很多種方法，針對兩不同變數的簡單線性迴

歸，且其延伸為複迴歸分析，還有非線性迴歸…等等。

**2.4應用**

1. **圖像辨識(Image Recognition)**:

利用深度學習技術分析大量的圖像，歸類圖片上的像素距離、排列方式，訓練深度學習模型去辨認特定的圖像或是物件，也就是說，若電腦遇到類似的物件，數據對於訓練後的參數在一定的範圍內符合，且在容錯範圍內的話，電腦就會將此物件歸類，像是現在會利用點選給定圖片內的特定物件來代替輸入驗證碼，橋、紅綠燈、招牌、公車等等物件，是常被用來當作圖片中被點選的物件。

圖像辨識技術被開發出來之後，最熱門的應用就是自動駕駛(Automated Driving)，再來最貼近我們的一項應用便是智慧型手機的拍照功能，這項應用是利用手機的攝像頭讀取欲拍攝的環境，再用已經設定好的演算法去辨別如何進行畫面調整，還有一項應用是影音過濾系統(Video Surveilance)，現在各大社群網路上有非常大量的圖片、影片，但我們透過圖像辨識技術來探測有沒有一些侵權、不雅觀、違反善良風俗的照片流入，且Youtube、Facebook用此技術判斷網頁中刊登的廣告內容是否含有詐騙等等非法的廣告。

1. **自然語音處理(Natural Language Processing)**:

現在相當成熟的語音助理是利用深度學習中的的分支技術:自然語言處理發展，而成，首先輸入搭配語音數據的大量文本資料，用波長、斷句、語調頓挫，將類比資訊轉成數位音訊這些去訓練深度學習，產生一種能辨識說話內容和文法的程式，而螢幕能顯示我們所說的文字則是利用我們說出來的音訊內容去找符合的模型參數，比對訓練結果後進行歸類，最後從資料庫中找出對應的語句，這些看似簡單的流程，其中的深度學習技術運用實則相當強大，常見的語音助理像是Google語音助理、Siri以及亞馬遜的Alexa。

1. **推薦系統(Recommender Systems)**:

主要的概念是根據內容、使用者的基本資料、觀看的紀錄、行為來推薦使用者，也就是最早開始使用的內容過濾(Content Filtering)，以及過去常用的協同過濾(Collaborative Filtering, CF)。內容過濾的運作可以分成三個階段，第一，Item representation:找出表示物件的特徵，第二，Profile learning:從使用者以往對一個物件的愛好程度學習使用者的偏好，第三，Recommendation generation:利用前兩步的比較結果去推薦使用者一個關係最大的物件。協同過濾主要是依照分析使用者過去的行為來推薦，運作的方式主要分兩種，以記憶為基礎的(Memory-based)和以模型為基礎的(Model-based)，而Memory-based又再細分成分別以使用者、物件為基礎的協同過濾，分別為計算使用者間、計算物件間的相似程度，Model-base則是事先用以往的資料來獲取一個模型，再用來做預測。

## 程式設計方式

讀取資料

特徵選取

決策樹

SVM

隨機森林

先讀取所有資料，可得資料內所有的特徵項目及數量，填補缺失值，可用平均值或出現次數最高的來填補，接著觀察各個特徵與存活的比較，像性別、艙等、年齡等等，我們選取了五個特徵來做訓練及測試，用了四種分類方法，比較不同方法的準確率，再來，再選出五個特徵值做第二組比較，其中將特徵Parch與特徵SibSp合併成一個叫做Family的特徵，一樣用相同的訓練方法，比較選取不同特徵的準確率的結果差異。

## 結論

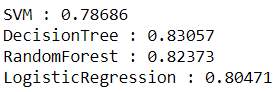
結果:

第一組





第二組



最終結果可得第一組測試結果SVM的準確率為0.806，是四種之中最高的，其他皆不足0.8，但在第二組結果中SVM卻是最低的，將Parch與SibSp合併成Family這個做法使其他三組準確率提升了許多。

**參考文獻**

<https://ictjournal.itri.org.tw/Content/Messagess/contents.aspx?MmmID=654304432061644411&MSID=1001517067307416615>

<https://tuna.to/artificial-intelligence-4dbb43229124>

[https://medium.com/@chih.sheng.huang821/%E4%BB%80%E9%BA%BC%E6%98%AF%E4%BA%B](https://medium.com/@chih.sheng.huang821/%E4%BB%80%E9%BA%BC%E6%98%AF%E4%BA%25B)

<https://www.ithome.com.tw/news/120019>

[A%E5%B7%A5%E6%99%BA%E6%85%A7-%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%AD%B8%E7%BF%92%E5%92%8C%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-587e6a0dc72a](https://medium.com/@chih.sheng.huang821/%E4%BB%80%E9%BA%BC%E6%98%AF%E4%BA%BA%E5%B7%A5%E6%99%BA%E6%85%A7-%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%AD%B8%E7%BF%92%E5%92%8C%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-587e6a0dc72a)

<https://www.mile.cloud/zh-hant/do-you-really-know-machine-learning/>

<https://www.gigabyte.com/tw/Article/can-ai-replace-humans-5-minutes-to-understand-dnn-industry-and-applications-part-i>

<https://www.itread01.com/content/1544921644.html>

<https://www.itread01.com/content/1549579879.html>

<https://chtseng.wordpress.com/2017/01/26/logistic-regression-%E9%82%8F%E8%BC%AF%E8%BF%B4%E6%AD%B8/>