我今天要報告的是A Review of Artificial Intelligence's Neural Networks (Deep Learning) Applications in Medical Diagnosis and Prediction，首先來介紹他的背景，醫生和研究人員在診斷或分析疾病時，通常依靠組織和器官的變化來進行治療。 因此，在診斷、預測和治療過程中，醫學影像已成為不可或缺的一部分，現在的醫學成像技術，包括磁共振成像（MRI）、正電子發射斷層掃描（PET）和計算機斷層掃描（CT）都廣泛的被應用在臨床決策上。醫學影像分析主要涉及邊緣檢測、文本特徵、形態學過濾、形狀模型構建和模板匹配。 但是，這些方法需要針對某些特定任務中進行人工選擇。 相比之下，深度學習技術可以直接從數據樣本中學習醫學圖像特徵，並且以特定的術語呈現出來。

機器學習模型使用大量數據進行訓練，最終產生更準確的分類或預測。 深度學習是機器學習的一個子集，它從數據中學習層次特徵，適合在醫學成像等高維度的數據中發現複雜結構。 近年來，由於計算能力的提升、數據范圍的擴大以及模型和算法的改進，深度學習取得了重大進展。在計算機視覺領域中，許多研究者把它應用在醫學圖像分析，也有許多學術著作針對深度學習在醫學圖像分析中的成果和問題進行總結和討論。 那這篇論文主要的目的是回顧深度學習在醫學診斷和預測中的應用，然後評估深度學習的優勢、劣勢和未來發展。

接下來是他們所使用的幾個深度學習的方法，主要有四種，包括ANN、CNN、FCN以及GAN，首先是ANN，他是在機器學習中的一個子集合，神經網絡依靠訓練數據來學習並隨著時間的推移提高其準確性。那這些學習演算法針對準確性進行了微調，就能夠強化他們的學習能力，使我們能夠快速地對數據進行分類和預測。與人工手動識別相比之下，效率大幅提升。其中，最著名的神經網絡，就是google的搜索算法。

ANN的概念來自於神經系統中的訊息處理及分布通訊節點，人工神經元為ANN中的基本單位，由三部分組成：輸入、激活函數和輸出。 Input代表傳輸到cell的信號； 激活函數是一個加權和，表示細胞對輸入信號的敏感度； output 是處理後的信號，作為下一層的輸入。

這張是ANN的整體架構圖，是由人工神經元分組的多層架構，常見的是由一個輸入層、多個隱藏層和一個輸出層所組成，那後一層中的每個人工神經元都會採用前一層輸出的加權和作為input。ANN廣泛的使用在醫學影像分析、健康風險評估、藥物研發、和疾病診斷上。

再來是CNN，卷積神經網絡( CNN/ConvNet ) 是屬於深度神經網絡，最常用於分析視覺圖像，它使用卷積的技術來訓練模組。

CNN的架構是由一個輸入層、多個隱藏層跟一個輸出層所組成，其中隱藏曾包含卷基層、池化層和全鍊接層。卷基層可以從圖中提取關鍵訊息到特徵圖、池化層負責減少維度，而全鍊接層將一層中的每個神經元聯接到另一層中的每個神經元並且輸出。

而卷基層的關鍵就是卷積核，

利用給予每一格不同的權重，計算加權總和，當作這一點的 output，再移動至下一點以相同方式處理，直到最後一個層為止，就是CNN的卷基層。透過input圖片中的關鍵特徵為目標，並且根據這些特徵去作出決策，而CNN在醫學診斷方面可以幫助醫生確認他們的檢查結果。

再來是全卷積網路FCN，他是一種端到端的神經網路。

不同於CNN的是，他將全鍊接層拿掉替換成卷基層，並且在最後一步透過反卷積對熱圖進行反採樣，

反卷積是卷積的逆過程，他解壓縮訊息並用額外的像素填充圖象。

透過卷積和反卷積後，原始圖像中的項目邊界就會在output中清晰呈現。那FCN在醫學診斷上可以幫助醫生更準確地識別腫瘤。https://medium.com/ai%E5%8F%8D%E6%96%97%E5%9F%8E/%E5%8F%8D%E6%8D%B2%E7%A9%8D-deconvolution-%E4%B8%8A%E6%8E%A1%E6%A8%A3-unsampling-%E8%88%87%E4%B8%8A%E6%B1%A0%E5%8C%96-unpooling-%E5%B7%AE%E7%95%B0-feee4db49a00

最後一個是GAN，包含兩個相互競爭的神經網路，一個是生成網路、另一個是判別網路，利用少量的真實資料去產生大量的訓練資料並交給判別網路去分辨是否為真，並將結果回傳給生成模型，經過不斷的訓練來達到提高模組準確度的效果，屬於非監督是學習的一種。GAN在醫療診斷上也可以幫助醫生判斷異常的圖象。

那以上這些資料來源都是經過患者同意的情況下去做訓練，算是滿低成本的資料蒐集。

接下來是有使用weka去做一些ANN跟CNN的訓練，那使用weka去做訓練本身沒有自己寫程式來的有彈性，但還是能夠比較出CNN的準確度是大於ANN的，另外兩種方式我還沒在weka中找到，可能之後會寫程式跑看看。

接下來是挑戰及優勢，儘管 CNN 在圖像分類和模式識別方面具有很好的能力，[11] 但它在分割方面的能力有限，像是CNN只能識別醫學圖像中是否存在腫瘤，但無法確定腫瘤的輪廓，也不能進一步將腫瘤與健康組織分割開來。那FCN能夠解決這個問題，但卻只能接收固定大小的侷限性，在小器官中的分割可能會不準確，那解決方案可能會是調整圖像大小並以分層方式使用兩部分割。再來如果數據很少的話可能會發生過度擬合，但在GAN的方法中透過抹擬圖像提供補充數據集，能夠克服這個缺陷。再者，深度學習的計算成本很高，會滿依賴硬體的條件，而CNN提供的池化層可以降低參數維度，並顯著減少數據量。那深度學習在足夠的數據集的情胯下，性能明顯的優於其他學系算法，並且有高容錯率，數據丟失或損壞並不會對結果有太多的影響。

在未來展望中，數據數字化和標準化解決了圖片尺寸不同的問題，而GPU的發展也提高了深度學習的計算能力，最後是近期雲計算的興起，也掀起了醫療界的討論，透過雲服務可以更大規模的去測試深度學習的模型，但對於將病患的資料放在雲端的安全與可靠性還需要更多資訊去做驗證，總的來說深度學習在醫療應用上有滿顯著的幫助。

謝謝大家。