**攻讀博士學位計畫書及自傳**

1. **研究計畫名稱**

建置智慧型半導體晶粒外觀缺陷檢測模型

1. **計畫摘要**

半導體封裝產業中，晶粒的品質與產品外觀息息相關，而傳統透過人工目檢的方式檢查晶粒須要花費大量時間及人力才能運作，且人員標準可能不一，長時間的目檢作業也容易造成視覺疲乏，導致缺陷漏檢[1]。

為了減少人員目檢疏失及導入自動化生產，現今晶粒外觀異常檢測多倚靠自動光學檢測儀器(Automated Optical Inspection, AOI)完成[2]，不過在半導體出貨良率要求非常嚴格的條件下，為了不讓任何一顆缺陷晶粒漏檢，工程人員通常會將自動光學檢測儀器判定缺陷的敏感度調高，導致過檢率提高(部分站點過檢率可達80%以上)，影響整體生產良率。

計畫預透過設計一深度神經網路模型於自動光學檢測儀器判定之異常圖片進行覆判，預期能正確判定異常圖片、正常圖片及規格內圖片，以提高生產良率並節省覆判人力。

1. **研究計畫內容**
2. **研究計畫之背景及目的**

台灣半導體封測在全世界具有舉足輕重的角色，隨著手機、3C用品日益普及的情況下，也有愈來愈多電子化產品問世，應用範圍也更加廣泛，全球對於半導體的需求也日益擴大[3]。

台灣半導體代工產業追求低成本、高良率、短生產周期，因此，大部分半導體廠紛紛開始導入工廠自動化的解決方案，以減少搬運、生產、檢測的人力，減少人員操作錯誤，及加速檢測時間，來達成無人工廠的目的。

在半導體封裝檢測的項目中，又以晶粒外觀缺陷檢測為大宗，而傳統透過人工目檢的方式檢查晶粒須要花費大量時間及人力才能運作，且人員標準可能不一，長時間的目檢作業也容易造成視覺疲乏，導致缺陷漏檢。

為了減少人員目檢疏失及導入自動化生產，現今晶粒外觀異常檢測多倚靠自動光學檢測儀器(Automated Optical Inspection, AOI)完成，不過在半導體出貨良率要求非常嚴格的條件下，為了不讓任何一顆缺陷晶粒漏檢，工程人員通常會將自動光學檢測儀器判定缺陷的敏感度調高，導致過檢率提高(部分站點過檢率可達80%以上)，影響整體生產良率。

故封測廠常會再安排人員對於自動光學檢測儀器所判定之缺陷晶粒進行覆判，以減少報廢良品晶粒，另外，部分外觀缺陷晶粒為客戶允收範圍，此類晶粒屬於規格良品，屬於易過檢類別[4]。

多數研究已針對自動光學檢測儀器判定結果開發自動化影像覆判系統[5,6,7]，系統會判斷自動光學檢測儀器輸出的晶粒圖片是否為外觀缺陷，不過由於規格良品上的缺陷容易導致系統的判定失誤，以及有些缺陷種類辨識成效不彰，故本計畫預設計一深度神經網路模型於自動光學檢測儀器判定之異常圖片進行覆判，模型的訓練資料除了被判定異常的晶粒圖片以外，額外加入了標準樣本(Golden Template)作為比對參考，預期能正確判定異常圖片、正常圖片及規格內圖片，以節省覆判人力。

1. **研究方法、進行步驟**

檢驗外觀缺陷的手法目前主要有兩大方向:

1. 標準樣本法

自動光學檢測儀器大多使用標準樣本法作為判定外觀缺陷的算法，依照晶粒在晶圓(Wafer)上的座標分別收集無外觀異常的晶粒圖片，藉由影像相似度比對方式，比對相同座標位置中，標準樣本與實際樣本的差異，來判斷晶粒是否有外觀缺陷。標準樣本的收集，通常依靠目檢人員確認整片晶圓無外觀缺陷後，再由工程人員操作自動光學檢測儀器，以非接觸式方式進行取像[8]。

此方法適合半導體外觀檢測的理由是，晶粒外觀具有一致性，相同產品的晶圓在固定座標上的晶粒需與標準樣本一致，且比對效率高，硬體需求低，花費較短的時間即可完成外觀檢測流程。

1. 類神經網路

設計一監督式學習的類神經網路，透過人為收集正負樣本圖片，並標示缺陷種類，透過設計模型網路架構、損失函數、學習率優化器等等參數來達到自動化取得圖片特徵來辨識圖片的缺陷種類。

此方法對於缺陷種類能有效區分，能設計規格良品的類別進行訓練，建置好的訓練規則甚至能應用至其他相似產品，對於產品的變化自行調適。

不過類神經網路對於晶粒上的某些外觀缺陷辨識效果較差，例如晶粒上的元件遺失、大面積的鍍膜消失等等，這些外觀異常照片對於人員判斷來說也是具有相當難度，必須搭配此座標的標準樣本一同比較才能判斷結果。

因此本研究希望透過類神經網路方法，並且加入標準樣本一同訓練，預期建置出融合兩者優點的預測模型。建置步驟如下：

1. 圖片收集

由三位目檢人員對相同圖片進行標註，圖片標註為目檢人員共識之類別(異常圖片、正常圖片及規格內圖片)，收集每種類別圖片各20萬張。

1. 模型架構

卷積神經網路(Convolutional Neural Network)為目前建構圖片深度學習網路中首選的辨識模型，為近年深度學習發展的主力，2015年發展的ResNet於ILSVRC 圖像分類任務競賽中，Top-5 error甚至超越一般人類的辨識極限，足見卷積神經網路對於影像分類的能力[9]。而卷積神經網路在辨識半導體晶粒外觀缺陷任務上也已有多項研究證實有效果且效率高於人員目檢。

卷積神經網路主要由卷積層(convolution layer)、池化層(pooling layer)及全連接層(fully connected layers)所組成，卷積層主要負責擷取圖片中二維的特徵，取得對於分類圖片有效的特徵參數；池化層主要負責進行非線性採樣，取得經由卷積層後相對重要的特徵，使得特徵大小愈來愈小，計算量也會跟著變小，一定程度的降低過擬合(overfitting)的可能；全連接層將最後萃取的特徵進行最後的推理，得出每個分類結果的分類信心度，根據此數值可以判斷最終的辨識結果[10]。

在本計畫中，將開發一個具有雙圖片輸入的孿生神經網路模型(Siamese network)，透過輸入預判定晶粒圖片及該晶粒位置的標準樣本圖片，一同進入模型中訓練。孿生神經網路在研究中常作為比對兩圖片的差異性分析[11]，此模型架構有助於取得標準樣本與預檢驗晶粒圖片之間的相異性特徵，藉由該特徵決定最後的判定結果。

1. 模型部屬

已訓練好的模型將透過容器技術部屬置虛擬環境中，使用容器允許我們快速修改及部屬新程式，程式的依賴套件及搭配的驅動程式也能一同包裝，容器之間環境獨立運作，不會互相影響，以容器部屬也能針對該容器監控其所耗用的網路、硬碟、CPU、記憶體、GPU等等資源，確保模型運作穩定度。

1. 模型效果追蹤

模型上線後將安排目檢人員對每一批(Lot)的第一片晶圓進行抽檢，檢查該晶圓中所有晶粒照片並分類，抽檢與模型判斷的誤差將計算各項指標進行評斷，目檢人員抽檢的圖片也將成為後續模型維護所需重新訓練的樣本。

1. **預期完成之工作項目及成果**
2. 完成標記圖片收集數量每種類別各達20萬張，目檢人員判定準確度(accuracy)達到95%以上。
3. 模型架構建立完成，能準確將預判定之晶粒圖片分類至三種類別(異常圖片、正常圖片及規格內圖片)，且三種類各別的召回率(recall)需達90%以上，總體正確率達90%以上。
4. 節省目前於自動光學檢測儀器進行異常圖片覆判的人力工時達70%。
5. **參考文獻**
   1. Chien, Jong-Chih, Ming-Tao Wu, and Jiann-Der Lee. "Inspection and classification of semiconductor wafer surface defects using CNN deep learning networks." Applied Sciences 10.15 (2020): 5340.
   2. Yuan-Fu, Yang. "A deep learning model for identification of defect patterns in semiconductor wafer map." 2019 30th Annual SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference (ASMC). IEEE, 2019.
   3. Wen, Guojun, et al. "A novel method based on deep convolutional neural networks for wafer semiconductor surface defect inspection." IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 69.12 (2020): 9668-9680.
   4. Phua, Charissa, and Lau Bee Theng. "Semiconductor Wafer Surface: Automatic Defect Classification with Deep CNN." 2020 IEEE REGION 10 CONFERENCE (TENCON). IEEE, 2020.
   5. Tello, Ghalia, et al. "Deep-structured machine learning model for the recognition of mixed-defect patterns in semiconductor fabrication processes." IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing 31.2 (2018): 315-322.
   6. Haddad, Bashar M., et al. "Locally Adaptive Statistical Background Modeling With Deep Learning-Based False Positive Rejection for Defect Detection in Semiconductor Units." IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing 33.3 (2020): 357-372.
   7. Zheng, Xiaoqing, et al. "Recent advances in surface defect inspection of industrial products using deep learning techniques." The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (2021): 1-24.
   8. Tinnerino, Natale F. "Automatic optical inspection in the assembly process." Solid State Technology 36.6 (1993): 77-82.
   9. Targ, Sasha, Diogo Almeida, and Kevin Lyman. "Resnet in resnet: Generalizing residual architectures." arXiv preprint arXiv:1603.08029 (2016).
   10. Shin, Hoo-Chang, et al. "Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning." IEEE transactions on medical imaging 35.5 (2016): 1285-1298.
   11. Melekhov, Iaroslav, Juho Kannala, and Esa Rahtu. "Siamese network features for image matching." 2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2016.
6. **自傳**

【關於我】

出生於1993年，台南人，射手座O型。喜歡跑步與寫程式，喜歡利用自己的資訊背景解決生活上的各式問題，喜歡閱讀及了解各種AI技術以及其發展現況。

【碩士研究】

碩士論文主要研究透過心電圖的數據資料來預測受測者是否為心房顫動的潛在病患，研究當中所使用的技術包含：數據分析、資料清洗、取得心律變異參數、心電圖波型形態學參數、機器學習模型建置、集成學習等等。

此外，在論文研究計畫以外，也參加國際研討會oral and poster presentation，並獲得最佳論文獎。與指導教授及合作醫師投刊兩篇期刊論文。

【晶元光電 機器學習開發工程師】

在LED晶粒廠晶元光電擔任機器學習開發工程師兩年，第一年主要負責影像辨識的專案，尋找晶粒的外觀異常，此專案所用到的相關技術有:OpenCV、TensorFlow、Keras，程式語言主要使用Python，也熟悉深度學習環境安裝，包含Docker容器技術、CUDA、CUDNN、TensorFlow套件。

第二年主要負責推導AP team使用Docker架設環境，將程式打包至container中運行，並且架設GitLab server提供IT同仁管理專案程式碼，設計程式自動部屬功能腳本，此專案用到的相關技術有:架設GitLab server、Git指令、container registry建立、Docker指令、GitLab CI yaml檔案撰寫。

【南茂科技 人工智慧開發工程師】

目前於半導體封裝廠南茂科技擔任人工智慧開發工程師，專案主要負責公司自動化專案推導、影像辨識專案開發(AOI機台後經由AI救回機台過檢晶片、辨識晶圓切割道位置、晶片測試針痕異常檢測)。

【攻讀博士動機】

在碩士生活的兩年中讓我體會到學術研究對於專業領域的拓展有相當大的幫助，從閱讀論文、查找文獻中了解該領域的發展現況，用程式語言實現論文研究，由理論轉化為應用，因此，於碩士班畢業來到科技業，期待將AI落地實現工業4.0所謂的智慧工廠，在職期間的兩年多我也不斷充實自己的專業技術，為了更加強化自身的研究能力，希望於在職期間修讀成大資工博士班，期待能將更多的學術理論應用於實際工作中的場域，培養自身發表論文及研發創新演算法的能力。