

# Integrate CNN and Data Augmentation on Wafer Map Defect Patterns

Classification

108034539 陳道明

指導教授：邱銘傳 老師

2020/01/01

108 IIE project 3

## 摘要

在晶圓製造過程中有非常多資料可以協助分析良率異常，經電性測試的晶圓圖可幫助我們找出問題機台。過去研究指出，不同的瑕疵晶圓散佈圖型，可能指向不同的製造問題，因此，若能辨識出晶圓圖的圖形特徵為何，即可快速反應可能是何種製造問題並加以修正。又受限於不良品的特殊圖案的多變以及因良率提升造成的樣本累積不易，如何在資料不足下完成分析成為一大問題。

本研究試圖以資料增強的方法，應用在晶圓圖分類上，以解決在少量訓練樣本下，資料不平衡及提高辨識準確率等問題。

**關鍵字：**半導體、晶圓圖、缺陷辨識、CNN

## Integrate CNN and Data Augmentation on Wafer Map Defect Patterns

### Classification

#### 研究動機與目的

晶圓圖 ( Wafer Bin Map, WBM ) 的製造數據分析是一個半導體相關的問題。晶圓製造完成後會經過晶圓針測 ( Chip Probing ; CP ) 測試，其目的主要在於對晶片作電性功能上的測試 ( Test )，經由電性測試(CP test)所得到的電性資料，可得知晶圓上哪些晶粒是良品，哪些是不良品。一片晶圓片上會同時有非常多好的晶粒或壞的晶粒，這些晶粒隨著不同的散佈呈現不同的特殊圖案，有些是晶圓片上大部分都是好的晶粒，唯有最外面一圈為壞的晶粒，呈現一個像是環狀戒指的圖形，而過去的研究發現，這些不同的特殊圖形可以指向不同的機台問題(Cunningham & McKinnon, 1998, Hansen & Thyregod, 1998)，所以若能快速並準確地透過這些圖案找出有問題的機台，將有助於快速回應問題、修正機台，以幫助良率的提升。而這類型的問題即為晶圓製造缺陷模式分析，正是本研究想切入研究，幫助公司解決良率問題的方法。

特殊圖形就是在半導體製造過程中，常因機台參數設置、製程菜單、機台異常、製程異常或環境因素等狀況下，造成晶圓上面晶粒的故障。通常我們將故障分成系統性缺陷 (Systematic Defect)與隨機性缺陷 (Random Defect) 兩類。系統性故障即我們於上面所述之特殊圖形，通常有: 環狀、晶圓邊緣外圈不良、中心圓、棋盤形、線型、圓

弧形等。隨機性故障則是故障晶粒呈隨機形式分佈在晶圓片上。以圖 1.1 為其中一種晶圓圖為例，此為無特殊圖形也就是非系統性晶粒故障，通常為不可歸因。

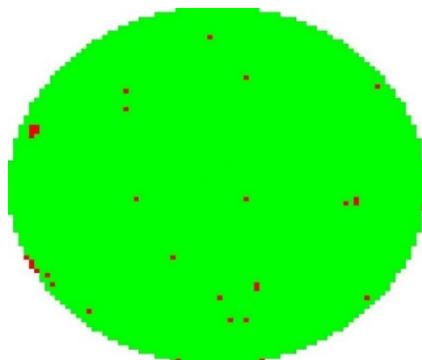


圖 1.1、隨機晶圓圖

晶圓的故障型態亦有其他類型，如圖 1.2，晶圓圖的故障晶粒呈現許多特殊的形狀，如在圓圈周圍的環狀型、集中在中心的中心型、一條線的刮痕型等，而這些為系統性故障晶粒，常可以對應到特定的故障原因(Wang, 2008)。

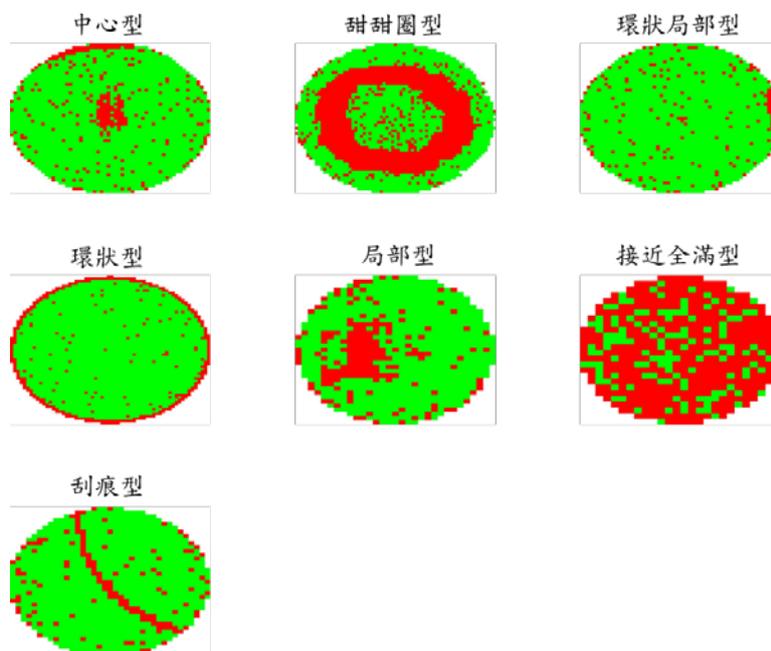


圖 1.2、晶圓圖常見特殊圖形種類

除了特殊圖形外，大部分的晶圓圖上的故障晶粒呈現隨機分布的狀況。因此，若我們能成功將以上兩種成功分類為:特殊圖形及隨機圖形，再將特殊圖形分類為各不同類的圖案，並進行歸因，就可以利用晶圓圖找出可能造成故障的原因。

當今公開、最大的晶圓圖資料集，WM-811K，包含了 81 萬餘張晶圓圖的圖像，其中約有 20%的晶圓圖已由專家進行特殊圖形的判斷、加上錯誤類型的標籤。

## 方法

本研究的方法可分為三個階段：資料前處理 ( Data Preprocessing )、資料增強 ( Data Augmentation )、CNN 模型。

### 資料前處理

WM-811K 資料集所提供的晶圓圖與資料訊息非常多，在分析時，可能不會運用到全部的資料，其呈現方式或資料格式也可能不適合本次的分析，因此資料前處理的目的就是將原始資料轉換為利於本次分析的形式。本研究中的資料前處理共計有三個步驟：讀取資料、處理大小、一位有效編碼 ( one-hot encoding )。

#### 讀取資料。

WM-811K 資料集的資料格式，包含了晶圓圖、晶圓數量、晶圓批名稱、晶圓圖編號、測試/訓練集標籤、故障型態。本研究的分析方式，僅需要晶圓圖和故障型態這兩個資訊，因此，可以將其它資料捨去。

#### 處理大小。

WM-811K 資料集提供的晶圓圖，包含了非常多的大小格式，從 51x59、41x38、到 31x31 像素等都有。在分析過程中，為了簡化處理流程、並驗證小樣本之訓練成效，本研究選擇只利用 26x26 像素大小的圖像進行訓練。至此，共計有 14,366 個樣本。

### 一位有效編碼 ( one-hot encoding )。

WM-811K 資料集提供的晶圓圖，分別以 0、1、2 代表無晶圓、好的晶圓、壞的晶圓。若直接以 0、1、2 的形式進行分析，因為其包含了數字大小的關係，比較不能真實呈現資料的型態，也易產生錯誤的結果，因此，應將之轉換為一位有效編碼 ( one-hot encoding ) 的形式。

### 資料增強

完成資料前處理後，本研究運用資料增強的技術，解決資料不平衡的問題，並產生足夠的樣本，以供深度學習模型訓練。資料增強分為兩個步驟：自動編碼 ( Auto-encoder )、產生資料。

#### 自動編碼。

自動編碼 ( Auto-encoder ) 是除了旋轉、映像等圖像處理外，常見的一種資料增強手法：讓類神經網路自行學習，經由降維再升維，產生與「輸入」相同的圖像。

#### 產生資料。

經由自動編碼生成的晶圓圖，可能會太近似原圖，因此本研究再其上隨機加入雜訊，以增加資料集的變化性。

### CNN 模型

在訓練模型時，本研究採取交叉驗證 ( Cross Validation, CV ) 的手法，來求得較精準的準確度數值。

### **建立模型。**

本研究採用簡單結構的 Simple 2D CNN，來進行深度學習的訓練。Simple 2D CNN 包含了卷積層 ( Convolution Layer )、池化層 ( Pooling )、扁平層 ( Flatten )、全連接層 ( Dense Layer ) 等。為了避免過度擬和 ( Overfitting )，有時候還會進行 dropout，來選擇性地捨去部分資料。

### **交叉驗證。**

為了求得較為精準的準確度，本研究使用交叉驗證的方法。交叉驗證將全部的資料集分為多個等分，每次取用一部分作為測試資料集、其他的則為訓練資料集，並進行多次，直到所有樣本都分別擔任過訓練與測試資料集的角色後，再將每次的準確度進行平均，即得到最終的準確度。

## 實驗結果

### 資料前處理

在本次實驗裡，經由資料前處理，共留下了 WM-811K 資料集之中的 14,366 個晶圓圖，全部皆為 26x26 像素的大小，每顆晶圓的型態都是以一位有效編碼 ( one-hot encoding ) 的型式表示。

### 資料增強

由於資料集中，各晶圓錯誤類型的數量十分不平均，數量也不足以提供深度學習模型進行訓練，本研究採用了資料增強的手法。14,366 筆資料當中，錯誤類型為「無 ( none )」的佔了 13,489 個，其餘類型的數量幾乎都未滿 100 個，僅 Edge-Loc、Loc 兩種類型的數量有將近 300 個晶圓圖。

經由三次卷積，中間包含池化層 ( MaxPooling )、重複取樣層 ( UpSampling )，自動編碼的 loss 降到了 0.0256。根據自動編碼的結果，實驗中各錯誤類型的晶圓圖都達到了兩千餘張，none 的晶圓圖也刪除部分至剩下兩千餘張。

### CNN 模型

本實驗中的 Simple 2D CNN 模型，包含了三個卷積層 ( Convolution Layer )、一個扁平層 ( Flatten )、兩個全連接層 ( Dense )，最後再進行輸出。激活函數全部都選擇使用 relu。在交叉驗證的部分，將資料集分為三等份，使其分別做為測試資料集，三分之二的資料作為訓練使用。

最終，模型交叉驗證的綜合準確度為 0.9802，三次的個別準確度分別為 0.9861、0.9796、0.9748，並不至於過度擬和 ( Overfitting ) 。

## 結論

本研究透過資料增強，解決了資料集中各錯誤類型之數量不平衡的問題，也產生了足夠的樣本以供深度學習模型進行訓練。深度學習的 Simple 2D CNN 模型，經由多次的卷積、扁平化和全連接層，準確地辨識出晶圓圖的各種錯誤類型，交叉驗證後的綜合準確度高達 0.9802。

## 未來發展

在本研究使用的方法中，僅使用了 26x26 像素大小的晶圓圖來進行訓練，如要讓模型的通用性更廣，則必須在資料前處理的階段，處理晶圓圖大小不一的問題。

此外，自動編碼 ( Auto-encoding ) 的技術，是否能夠處理晶圓圖上的雜訊，只留下真正的錯誤類型晶圓，值得繼續研究。

參考資料

姓氏 · 名字 · 中間名. (年). 文章標題. 期刊標題, 起訖頁碼.

姓氏 · 名字 · 中間名. (年). 書名. 城市名: 發行者名稱.

Cunningham, S. P., & MacKinnon, S. (1998) "Statistical methods for visual defect metrology", *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 11(1), 48-53.

Wang, C. H. (2008) "Recognition of semiconductor defect patterns using spatial filtering and spectral clustering", *Expert Systems with Applications*, 34(3), 1914-1923.

Wu, M. J., Jang, J. S. R., & Chen, J. L. (2014). Wafer map failure pattern recognition and similarity ranking for large-scale data sets. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 28(1), 1-12.

Hansen, C. K., & Thyregod, P. (1998). Use of wafer maps in integrated circuit manufacturing. *Microelectronics Reliability*, 38(6-8), 1155-1164.