在半導體後段封裝過程中，外界溫度變化，會產生熱漲冷縮的現象，與熱膨脹係數密切相關

晶片與基板之間因多種因素，常藉由形狀改變來釋放這些內力，導致產品產生 Coplanarity fail，進而影響後續上板成功率、出貨時間

而製程重工每年就佔了所有的 6.8%，易導致嚴重的 yield loss

現行符合客戶預測誤差值規格需小於 15um，然而使用傳統方式，多次預測結果仍有過大誤差可能，在非指定產品 NPI 導入時僅有 11% 符合規格

本研究探討，如何運用模型的導入來提高準確率，達到符合的規格，為製程減少成本及時間，提供可靠性的預測結果。

半導體製程是將基礎材料轉換為具有特定功能的電子元件過程，整體流程可分為前段製程、後段製程與封裝測試等階段

首先是晶圓的準備，晶圓表面製作元件結構，通常會進行多次迭代以實現最終的設計要求

到中後段製程則負責金屬互連與訊號通路的建立，最終進入封裝階段完成電性連接與保護

隨著半導體技術的進步，微型化和高密度集成電路，每一製程步驟的精度要求變得越來越高，這樣的變化對平面度控制，提出了更高的挑戰

平面度是指半導體製程中，晶片或封裝元件表面與理想平面之間的偏差，通常以表面高度差來衡量

錫球 solder ball 的高度一致性即成為評估平面度的主要依據

Solder ball 底部位置作為量測對象，並透過建立參考平面進行分析

其中 LMS plane 是通過所有 Solder ball 底部擬合出來的最佳趨勢面，代表整體排列的平均平面

再將該 LMS plane 向下平移至最低 Solder ball 底部對齊，形成 Global plane，作為量測基準

Highest solder ball 與 Global plane 的偏差就是 Coplanarity

這種偏差可能來自於多種原因，材料熱膨脹係數不匹配、應力分布不均及壓力變異，使錫球高度產生落差，進而造成焊接點接觸不良

若平面度超出規格，可能導致焊接接觸不良、冷焊、虛焊或電性開路等問題，最終導致焊接失效及產品退貨，對產品品質與客戶滿意度造成嚴重影響

傳統的平面度預測方法主要依賴過往人工經驗與實驗室測試來進行預測，根據結構、材料和製程參數因子做預測方法的基礎分析

簡單製程或已知條件下，人工經驗可在傳統預測方法中扮演著關鍵角色，當製程條件較為相似時，過往的經驗可以幫助工程師快速估算。

然而，當新產品的設計、材料或製程條件發生變化時，僅依賴人工經驗常常無法提供精確的預測。

隨著半導體製程的複雜性增加，傳統人工方法的預測誤差逐漸變得更加顯著，特別是在實際生產中，這些傳統方法無法快速且準確地應對多變的製程環境

因此，對這些方法進行改進，已成為提升平面度預測精度的關鍵挑戰

在此背景下，實驗設計方法被引入，為探索製程參數如何影響平面度提供了更系統化的方式，並且能進一步優化製程，提高預測準確性

整體理念是通過系統性的變化製程參數，如溫度、壓力、材料種類等，來觀察這些變數對平面度的影響

DoE 的核心優勢在於它能夠通過少量的實驗設計來獲得多維度的數據，從而確定各個製程變數對平面度的貢獻程度，進一步優化製程參數

儘管 DoE 能夠提供更精確的預測，並幫助工程師更好地理解製程參數與平面度之間的關聯，但它也有其局限性

首先，DoE 本身對時間和成本的要求較高，尤其是在面對多變數的情況下，實驗組合數量將顯著增加，這將消耗大量的時間、材料和人工成本

以現今估算出的成本，待 DoE 實驗結果出來，平均等待時間為一個月，材料採購的等待時間平均為三個月，而花費的材料成本又得依工程師經驗去選擇

透過AI模型之導入，降低預測誤差值，提高準確率，為本研究目標，並縮減因子範圍，進而減少額外生成的成本及實驗結果時間，實現更高成本效益

隨著AI技術的發展，半導體產業迎來了顯著的變革，AI在提升製程效率、品質控制、設計創新和預測模擬等方面發揮了重要作用

生產效率、品質檢測、設計研發、預測成本

在預測模擬成本控制方面同樣顯示出顯著效果，據報告顯示，AI 能將生產成本降低 10% 至 15%

這主要來自於AI技術通過學習和分析製程數據，導入的自動參數優化，從而降低生產中斷的風險

但許多於工程模擬軟體和技術的研發，都專於特定領域，例如，ANSYS 可配合 DoE或是機器學習進行製程模擬分析，並有效節省時間與成本

然而隨著製程技術的快速演進，產品結構與封裝材料日益多樣化，這也使得傳統物理模型在某些特殊情境下難以準確捕捉實際現象

進而限制其在實際場域的應用效益與模型效能評估

機器學習作為一種基於數據驅動的預測方法，已廣泛應用於半導體製程中多項模型建置與參數優化

相較於傳統工程模擬技術，機器學習能夠在龐大且複雜的資料中萃取出隱含的非線性關係，提升預測精度與模型的泛化能力

根據此三篇文獻指出，監督式學習演算法已廣泛應用於預測半導體，透過採用多種演算法，有助於分析弱點與局限

不僅能具備處理各種特徵資料的靈活性，也能在追求預測準確度的同時，兼顧運算資源與效率的平衡

A comprehensive survey on support vector machine classification

Basic Tenets of Classification Algorithms K-Nearest-Neighbor, Support Vector Machine, Random Forest and Neural Network

A framework for prediction of extrusion responses using machine learning algorithm

另外 Application of Machine Learning Methods for Process Optimization in Electronic Packaging Processes 此篇描述中

為了讓機器學習模型能有效應用這些動態數據，進行了變數處理，並皆使用預設超參數，未進行進一步調整

結果說明，Random Forest、Gradient Boosting 在品質預測上具備較高的準確性與穩定性

然而 Accuracy 分別達到 90% 及 91%，但 MAE 誤差值仍有 45um 及 38um

且限定資料集，樣本數不足易導致模型過擬合風險，無法進行超參數的優化，模型未能發揮最佳效能

所以本研究將結合此文獻之優勢

目的…

指標…

原始總樣本數323，依照產品結構大小進行資料蒐集分類

而影響 Coplanarity 關鍵因子共 24 個，包含產品結構 14 項、材料特徵 4 項以及參數設定 6 項，進行模型訓練

初步訓練結果後進行資料前處理，排除異常與無效數據，以提升訓練品質並達成預測指標

根據文獻探討之結果，模型演算法選用 Gradient Boosting、Linear Regression、Random Forest、Support Vector Machine

綜合處理非線性關係、特徵選擇能力與解釋性等方面的優勢，並進一步評估各演算法在準確率與穩定性上的差異

方法論評估指標，輔以預測誤差落在 15μm 以內的樣本比例，憶及 MAE 值小於 15μm，全面衡量各演算法在 Coplanarity 預測中的表現

第一次模型訓練，實驗結果 MAE 誤差值過高，經分布圖顯示結果，進行資料面處理

第一點將針對因過高的 Coplanarity 而導致資料偏差的現象，透過剔除離群值以降低誤差影響

第二點將移除系統中存在缺失值的因子筆數，為了避免插補缺失值後，使變數的解釋性變差，最後比數刪減至 293 筆

調整後再次訓練，Lasso Linear、Random Forest 在指標 MAE 中都有降低的趨勢

重新在重要參數溫度做資料型態調整，Snap cure Temp / Force 從Numeric 調整成 Class

在本研究中，Snap cure Temp / Force 原始數據為連續型變數，然而 Snap cure 對平面度的改善效果並非線性變化，而是具有特定的影響區間

因此將這兩項因子轉換，並去除重複性的資料，以更好的捕捉其對結果變數的影響模式

訓練結果 Random Forest 仍為最佳演算法，將用 Random Forest 進行下一步優化以達指標及模型驗證

回顧 Coplanarity 生產履歷資訊，數據呈現偏態分佈，為避免即大部分樣本的 Coplanarity 值較低，但少數樣本的 Coplanarity 值極高

會偏離大多數樣本的典型水準，平均值可能落在沒有實際樣本的區域

本研究將數據的代表值從平均值改為中位數，提高模型的泛化能力，使統計結果更具代表性

此次模型驗證結果與目標MAE 差為0.69，合格件數百分比 Accuracy 為 57%，調整超參數以達 KPI 指標

實驗最終驗證結果 MAE 為 13.06，Accuracy 結果為 71%，與設置的 KPI 指標 60% 多提升 11%，已達此研究目標

相較傳統人工經驗與實驗室測試方式，即經多次預測仍有過大誤差

本研究透過模型導入，訓練資料經樣本數調整，樣本區間分類、特徵因子Format轉換、以及超參數設定

使用AI模型導入此方法可證實其在高變異製程條件下，具備更強的非線性關聯捕捉能力與預測穩定性，不僅有效降低平面度預測誤差，更提升製程品質良率與效率

為實際驗證，透過導入機器學習模型進行平面度預測的可行性與準確度，將選用三個產品，在不同產品結構下進行模型測試

從最終實際結果來看，三種不同 Device，模型分別達成了 MAE 值 13.11、12.27、12.68 um，整體皆優於客戶所要求之最大允收誤差 15μm 的標準