



(19) 中華民國智慧財產局

(12) 發明說明書公告本

(11) 證書號數：TW I862795 B

(45) 公告日：中華民國 113 (2024) 年 11 月 21 日

(21) 申請案號：110107496

(22) 申請日：中華民國 110 (2021) 年 03 月 03 日

(51) Int. Cl. : G01R31/26 (2020.01)

G01R31/303 (2006.01)

H01L21/66 (2006.01)

(30) 優先權：2020/03/03 美國

62/984,337

(71) 申請人：美商 P D F 對策公司 (美國) PDF SOLUTIONS, INC. (US)

美國

(72) 發明人：伯奇 理查 BURCH, RICHARD (US)；祝青 ZHU, QING (CN)；阿諾德 基斯

ARNOLD, KEITH (US)

(74) 代理人：李世章；彭國洋

(56) 參考文獻：

TW 201841066A

TW 201928541A

TW 201935590A

US 20120136629A1

US 20200051235A1

審查人員：机亮燁

申請專利範圍項數：15 項 圖式數：5 共 24 頁

(54) 名稱

用於預測容易發生早期故障的晶粒之方法及模組

(57) 摘要

在晶粒級別模型化半導體產量，以預測易受早期故障(ELF)的晶粒。從半導體製造處理中晶圓測試獲得的參數資料作成第一晶粒產量計算。僅從晶粒位置作成第二晶粒產量計算。第一晶粒產量計算及第二晶粒產量計算之間的差異為預測差。基於第一晶粒產量計算及預測差的評估，可識別早期故障的可能性且建立晶粒損失的可接受級別，以移除晶粒避免進一步處理。

Semiconductor yield is modeled at the die level to predict die that are susceptible to early lifetime failure (ELF). A first die yield calculation is made from parametric data obtained from wafer testing in a semiconductor manufacturing process. A second die yield calculation is made from die location only. The difference between the first die yield calculation and the second die yield calculation is a prediction delta. Based on an evaluation of the first die yield calculation and the prediction delta, the likelihood of early lifetime failure can be identified and an acceptable level of die loss can be established to remove die from further processing.

指定代表圖：

符號簡單說明：

200:圖表

201:符號

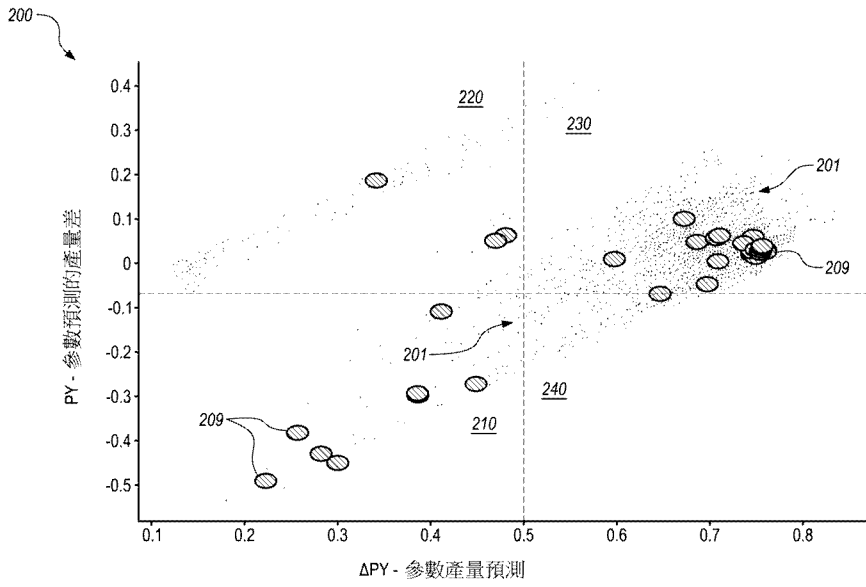
209:符號

210:象限

220:象限

230:象限

240:象限



第2圖



I862795

【發明摘要】

【中文發明名稱】用於預測容易發生早期故障的晶粒之方法及模組

【英文發明名稱】METHODS AND MODELS FOR PREDICTING DIE

SUSCEPTIBLE TO EARLY LIFETIME FAILURE

【中文】

在晶粒級別模型化半導體產量，以預測易受早期故障（ELF）的晶粒。從半導體製造處理中晶圓測試獲得的參數資料作成第一晶粒產量計算。僅從晶粒位置作成第二晶粒產量計算。第一晶粒產量計算及第二晶粒產量計算之間的差異為預測差。基於第一晶粒產量計算及預測差的評估，可識別早期故障的可能性且建立晶粒損失的可接受級別，以移除晶粒避免進一步處理。

【英文】

Semiconductor yield is modeled at the die level to predict die that are susceptible to early lifetime failure (ELF). A first die yield calculation is made from parametric data obtained from wafer testing in a semiconductor manufacturing process. A second die yield calculation is made from die location only. The difference between the first die yield calculation and the second die yield calculation is a prediction delta. Based on an evaluation of the first die yield calculation and the prediction delta, the likelihood of early lifetime failure can be identified and an acceptable level of die loss can be established to remove die from further processing.

【指定代表圖】第（ 2 ）圖。

【代表圖之符號簡單說明】

2 0 0 : 圖 表

2 0 1 : 符 號

2 0 9 : 符 號

2 1 0 : 象 限

2 2 0 : 象 限

2 3 0 : 象 限

2 4 0 : 象 限

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】用於預測容易發生早期故障的晶粒之方法及模組

【英文發明名稱】METHODS AND MODELS FOR PREDICTING DIE
SUSCEPTIBLE TO EARLY LIFETIME FAILURE

【技術領域】

【0001】 此申請案主張於2020年3月3日申請的美國臨時申請案第62/984,337號，名稱為 Modeling Yield to Predict Die Susceptible to Early Lifetime Failure (ELF) 的優先權，且在此處整體併入作為參考。

【0002】 此申請案關於半導體製造處理，且更具體而言，關於預測容易發生早期故障的晶粒之系統及方法。

【先前技術】

【0003】 當與在封裝及運送之前去除晶片引發的成本相比較時，在現場中故障的電子晶片的成本極為高。識別易於故障的晶片之目前方法聚焦於啟發式以識別可能為壞的晶片及/或昂貴的壓力測試（通常稱為燒入）以在運送之前誘發故障。

【0004】 歸因於一般而言相對小數量的現場故障，以及返回製造者而可追溯回其原始貨品及晶圓的甚至更小數量的現場故障的實際問題，直接模型化現場故障為極度困難的。因此，在生產鏈中可識別早期易於故障的顯著比例之晶粒的任何方法可為非常有價值的。吾人將此等早期現場故障稱為早期故障或ELF。

【發明內容】

【0005】 此揭露案導向在晶粒級別下用於模型化產量之方法及系統，以主要基於在半導體製造處理中從晶圓測試獲得的參數資料及分類步驟來預測易受早期故障（ELF）的晶粒。此處所述的模型化的產量方法已顯示在大量資料組上提供顯著強化的預測能力，而具有限制數量的已知現場返回。

【圖式簡單說明】

【0006】 第1圖為流程圖，圖示用於模型化晶粒級別產量的處理以預測早期故障。

【0007】 第2圖為參數產量預測對比參數預測的產量的圖表。

【0008】 第3圖為百分比晶粒損失對比早期故障的百分比的圖表。

【0009】 第4圖為流程圖，圖示第1圖的處理的額外細節。

【0010】 第5圖為表格，圖示如何識別參數群組。

【實施方式】

【0011】 有效的晶粒級別產量模型已證明在現代半導體處理中欲達成非常具挑戰性，因為參數資料及產量之間的關聯性為高度非線性且可為非常多變數的。此問題的評估藉由平行處理架構的出現及機器學習演算的進步而促進，而允許使用者比以往更佳地模型化此等類型的關聯性。機器學習的領域為人工智能的分支，而牽涉可從資料學習的系

統的建造及研究。此等類型的演算與平行處理能力一起，允許處理更大量的資料組，且更佳適合用於多變數分析。

【0012】 現代機器學習技術可用以配置基於演算的軟體模型，而學習複雜非線性關係，初始從資料的訓練組，且從新獲取的資料更新，以更佳理解輸入參數之中的關係。舉例而言，神經網路為機器學習模型的實施的範例，且 `X G B o o s t` 為基於極度複雜的樹狀模型的另一機器學習模型。基於處理器的模型可為基於桌面型，即，獨立或為網路化系統之部分，且應較佳地與目前最先進的領域的硬體及處理器能力（`C P U`、`R A M`、`O S` 等等）一起實施。`P y t h o n` 目標定向的程式語言可使用於編碼機器語言模型，且程式指令組可儲存於電腦可讀取媒體上。

【0013】 在通常半導體製造處理中製作為主要步驟，其中大量的積體電路藉由多重步驟及不同處理技術，於一段時間（例如，數個月）形成於例如矽的半導體基板的單一切片或晶圓上。在製作之後，測試及儲存晶圓。初始，例如可測試形成於晶圓的刻劃線中的小組的結構，以確保橫跨晶圓的 V_t 或其他電壓或電流級別在範圍之中，或接觸電阻或其他電子特性在規格之中。對於運送至客戶設施用於封裝的晶圓，刻劃線結構測試必須通常符合客戶對晶圓的規範。

【0014】 在測試刻劃線結構之後，且在將晶圓切塊成個別晶粒之前，形成於晶粒上的各個積體電路遭受各種進一步測試。功能性測試通常牽涉使用電路探針施加測試圖案至

個別電路，且若偵測到預期的數位輸出，則電路通過；若否，則電路故障。其他測試為本質的參數，作為參數測試回應獲得的數個值，例如環形振盪頻率、對特定尺寸電晶體的電流/電壓值等等。一般而言，若數個參數值大於或小於臨界或限制，則即使晶片有作用，其因為參數值而被視為不可用及故障的。測試流程失敗的電路可被去除（或標記用於一旦切塊晶圓之後毀壞），且可標記或者識別電路的狀態，例如儲存於代表晶圓地圖的檔案中。然而，本模型化方法可利用晶圓分類測試資料用於所有晶粒，不論通過或故障，而形成更有效的預測。在晶圓測試及分類之後，將晶圓切塊成其個別電路或晶粒，且封裝通過晶圓測試/分類的各個晶粒。

【0015】 儘管此處聚焦為來自晶圓分類的參數測試資料，其他可取得的資料亦可在任何模型化步驟中使用，且技術立即延伸至包括來自刻劃線結構的資料、來自製作的前端資料或來自封裝/運送的後端資料，以強化用於識別可能故障的晶粒之方案。

【0016】 現參照第1圖，圖示用於模型化產量以預測易受早期故障的晶粒的簡化的處理100。在步驟102中，第一機器學習模型配置成對各個晶粒預測產量，即，（至少初始）基於在參數的群組中來自所有晶粒的所有資料，而與在測試中於群組中的晶粒通過的特定晶粒一起呈現，決定特定晶粒為良好的可能性。至第一模型的輸入為晶粒的位置、晶圓分類參數值及任何其他可取得資料（例如，來自製作

或封裝步驟)。第一模型分析輸入資料且決定在預測產量中何者輸入為更重要的，接著僅基於更重要的輸入資料對各個晶粒敲定用於參數產量預測 (PY) 的模型，且在步驟 103 中儲存結果預測 PY。

【0017】 在步驟 104 中，第二機器學習模型配置成僅基於晶粒的位置對各個晶粒預測產量。此結果為對各個晶粒的參考產量 (RY) 預測。一般而言，更靠近邊緣的位置更可能導致故障晶粒，而更靠近中心的位置通常更導致通過晶粒。在步驟 106 中，從參數產量預測 PY 減去參考產量預測 RY，且結果為參數產量差 (ΔPY)。

【0018】 在步驟 108 中於參數產量預測 PY 及參數產量差 ΔPY 之間關係的分析及評估可造成對客戶的行動計畫，以在步驟 110 中建立可接受損失臨界；亦即，基於對早期故障的模型化產量預測，在步驟 112 中客戶願意從進一步處理移除的晶粒的百分比。因此，模型化產量方式以預測晶粒產量已證明比傳統方法更有效識別易受故障的晶粒。進一步，在封裝之前藉由移除在現場具有顯著可能性的早期故障的晶粒，強化整體產量及成本效益。

【0019】 舉例而言，第 2 圖為在 x 軸上的參數產量預測 PY 及在 y 軸上的參數產量差 ΔPY 的圖表 200，用於藉由符號 201 表示對超過 12,000 個晶粒的晶圓分類及測試參數資料的實際樣本。已識別為現場返回的晶粒藉由符號 209 表示。

【0020】 從遭受此處所述的強化的方法的實際資料的樣本，77個晶粒返回的測試結果定位於圖表200的象限210中，表示低的PY及負的 ΔPY 。進一步，具有不良晶粒的8個現場返回在測試的象限210中，而表示在象限210中測試的晶粒的至少10.4%為不良的，遠離最大數量結果。因可能在現場中故障的所有晶粒並未返回，在象限210中不良晶粒的實際百分比可能更高。在圖表200的象限220中定位144個晶粒返回的測試結果，表示低的PY及正的 ΔPY 。在此等晶粒中，3個為不良晶粒的現場返回，2.1%的故障率，亦為顯著數量。

【0021】 在圖表200的象限230中定位11,946個晶粒返回的測試結果，表示高的PY及正的 ΔPY 。34個晶粒為現場返回，0.3%的故障率。最終，在圖表200的象限240中定位150個晶粒返回的測試結果，表示高的PY及負的 ΔPY 。在此象限中僅1個晶粒為現場返回，0.7%的故障率。

【0022】 從第2圖中明顯地當模型化產量方法表示低的PY及大量負的 ΔPY 兩者時，發生處理導致晶粒的早期故障最高的可能性。然而，亦為明顯地低的PY或大量負的 ΔPY 任一者亦可表示早期故障的增加了的可能性。亦應認知許多早期故障無法以此方式預測，因為某些故障歸因於封裝問題或隨機缺陷。

【0023】 第3圖的圖表300圖示用於識別離群值對預測產量的傳統方法（藉由線310表示）及用於預測早期故障的模型化產量方法（藉由線320表示）之間的比較。x軸表示

犧牲以減少現場返回的良好晶粒的百分比，且 y 軸表示從預測方法已知的早期故障的百分比。因此，圖表 300 顯示以模型化產量方式對此資料組識別早期故障強化 10% 或更多的能力，為顯著且有價值的強化。

【0024】 鑑於此資訊，客戶可作成關於多少晶粒故障的風險為可接受的決定。舉例而言，具有高可靠性應用的客戶（例如航空電子）將具有對現場故障非常低的容忍度，而更加成本意識的客戶可具有對故障更高的容忍度。

【0025】 現參照第 4 圖，呈現在晶粒級別下用於模型化產量預測的更詳細處理流程 400。在步驟 402 中，對各個晶粒相關參數估計最大限制。儘管對各個獨特晶粒設計可具有數千個此等參數，各個參數具有晶粒將總是故障的值，且此等限制首先考量。通常，客戶將對其參數及臨界值的清單或對各個參數的客製限制提供資料。然而，為了模型化的目的，若可獨立於客戶資料決定各個參數的限制或臨界則為更有效的。舉例而言，在一個實施例中，最大限制採用客戶資料的檢視作為產量的任何晶粒的最大值，而所有更大的值一致導致晶粒的故障。在步驟 404 中，各個晶粒的參數與基於估計限制的臨界作比較，且在步驟 406 中若任何晶粒超出任何參數的臨界，則在步驟 408 中將其移除或標記為移除，以避免進一步處理。

【0026】 下一步，在步驟 410 中，識別在測試結果中總是一起出現的參數的群組。更具體而言，參數群組為其中通

過晶粒的群組在晶圓分類及測試程序的結果下全部具有相同參數的測試值。參數群組可為非排除性的。

【0027】 舉例而言，現參照第5圖，表格500提供範例以圖示識別參數群組。第一欄501列舉其中根據來自晶圓測試/分類的結果的已分類的晶粒的艙。第二欄502列舉實行的具體參數，包括測試A1 - A4及B1 - B3。欄503 - 506表示參數資料值是否已返回用於該行的分別測試。可見到測試A1的參數呈現於晶粒2、晶粒3及晶粒4中，因此形成第一參數群組511。可進一步見到測試A2 - A4的參數呈現於晶粒1及晶粒2中，因此形成第二參數群組512。最終，測試B1 - B3的參數呈現於晶粒2及晶粒3中，因此形成第三參數群組513。

【0028】 返回第4圖，一旦已識別參數群組之後，在步驟412中建立第一機器學習模型作為交叉驗證的模型，用於決定各個識別的參數群組的產量預測。在一個實施例中，使用在參數群組中顯示所有參數的值的來自所有晶粒的資料對各個參數群組運行第一模型。在步驟414中，對參數群組中的各個晶粒儲存且保存來自第一模型的產量預測。

【0029】 在步驟416中，結合特定晶粒所屬的橫跨所有參數群組的產量預測，例如作為統計功能。在一個實施例中，對晶粒採用橫跨所有產量預測的平均，且儲存且保存作為在步驟418中的參數產量預測PY。

【0030】 在步驟420中建立第二機器學習模型用於參考產量預測。結果藉由單獨基於晶圓上晶粒的位置對各個個別

晶粒計算產量預測來決定。在一個實施例中，使用極座標提供更平順的模型化結果。

【0031】 在步驟422中藉由從參數產量預測PY(步驟418)減去參考產量預測RY(步驟420)來計算參數產量預測差 ΔPY 。負的差為非所欲的，因其代表參考產量預測比參數產量預測更高。

【0032】 在步驟424中，於決定所有預測之後，從晶圓分類測試失敗的任何晶粒被去除，從而限制待分析的剩餘晶粒。從晶圓分類測試失敗的晶粒並非為早期故障，因其從未被運送或甚至封裝。

【0033】 在步驟426中從最低至最高分類參數產量預測PY，且在步驟428中計算各個晶粒的可接受預測的產量PY百分位。類似地，在步驟430中從最低至最高分類參數產量預測差 ΔPY ，且在步驟432中計算各個晶粒的可接受百分位 ΔPY 。藉由在步驟434中評估此聯合百分位資訊，在步驟436中可建立可接受損失的目標，且在步驟438中移除在目標區域中預測的早期故障的晶粒避免進一步處理。一般而言，PY百分位及 ΔPY 百分位的最小值為晶粒可能為早期故障的主要指標。因此，客戶可對損失的某些級別建立其容忍度且建立政策以移除具有早期故障可能性的選擇的晶粒，滿足PY百分位規範及/或 ΔPY 百分位規範。

【0034】 以上說明書意圖使技藝人士能夠作成及使用此處所述的技術，但技藝人士將理解本說明書並非限制且亦將

包括變化、結合的存在及特定實施例、方法及此處所述之範例的均等。

【符號說明】

【0035】

1 0 0 : 處 理

1 0 2 ~ 1 1 2 : 步 驟

2 0 0 : 圖 表

2 0 1 : 符 號

2 0 9 : 符 號

2 1 0 : 象 限

2 2 0 : 象 限

2 3 0 : 象 限

2 4 0 : 象 限

3 0 0 : 圖 表

3 1 0 : 線

3 2 0 : 線

4 0 0 : 流 程

4 0 2 ~ 4 3 8 : 步 驟

5 0 0 : 表 格

5 0 1 : 欄

5 0 2 : 欄

5 0 3 : 欄

5 0 4 : 欄

5 0 5 : 欄

5 0 6 : 欄

5 1 1 : 第一參數群組

5 1 2 : 第二參數群組

5 1 3 : 第三參數群組

【生物材料寄存】

國內寄存資訊(請依寄存機構、日期、號碼順序註記)

無

國外寄存資訊(請依寄存國家、機構、日期、號碼順序註記)

無

【發明申請專利範圍】

【請求項1】 一種用於預測晶粒故障的方法，包含以下步驟：

使用一第一機器學習模型對一第一識別的參數群組中的一第一複數個晶粒之各者預測一第一產量值，該第一機器學習模型配置成使用從形成該第一複數個晶粒的一半導體晶圓的參數測試獲得的資料值來預測該第一產量值，該第一複數個晶粒之各者對該第一識別的參數群組中複數個參數之各者具有資料值；

將預測的該等第一產量值之各者指派至該第一複數個晶粒之分別一者；

使用一第二機器學習模型對該第一參數群組中的該第一複數個晶粒之各者預測一第二產量值，該第二機器學習模型配置成使用該第一複數個晶粒之相對應一者的一位置來預測分別的第二產量值；

藉由從分別預測的第一產量值減去分別預測的第二產量值來決定對該第一複數個晶粒之各者的一預測差；

基於該等分別預測的第一產量值及分別預測差之間的一關係來建立可接受晶粒損失的一臨界；及

根據可接受晶粒損失的該臨界移除該第一複數個晶粒之一部分避免進一步處理。

【請求項2】 如請求項1所述之方法，進一步包含以下步驟：

對額外複數個晶粒預測該第一產量值，各個額外複數

個晶粒組織成複數個分別參數群組之一者，該額外複數個晶粒之各者對該等分別參數群組之各者中複數個參數之各者具有資料值；及

使用各個晶粒的一位置對分別參數群組中該額外複數個晶粒之各者預測該第二產量值。

【請求項3】 如請求項1所述之方法，進一步包含以下步驟：

識別複數個參數群組，各個識別的參數群組包括分別複數個晶粒，各者對該識別的參數群組中複數個參數之各者具有資料值；

對各個識別的參數群組中該分別複數個晶粒之各者預測該第一產量值；及

使用各個晶粒的一位置對各個識別的參數群組中該分別複數個晶粒之各者預測該第二產量值。

【請求項4】 如請求項1所述之方法，進一步包含以下步驟：

對該複數個參數之各者分別估計一最大限制；

對各個晶粒，將該複數個參數之各者與該分別最大限制作比較；

移除具有超過該分別最大限制的一參數的晶粒。

【請求項5】 如請求項1所述之方法，進一步包含以下步驟：

評估分別預測的第一產量值及分別預測差之間的該關係，以便建立該臨界值。

【請求項6】 如請求項5所述之方法，進一步包含以下步驟：

從最低至最高分類該等預測的第一產量值；

計算與該第一複數個晶粒之各者相關聯的該預測的第一產量值的一產量百分位；

從最低至最高分類該等預測差；

計算與該第一複數個晶粒之各者相關聯的分別預測差的一差百分位；及

在該產量百分位及該差百分位之間識別一最小百分位值；

選擇該最小百分位值作為該臨界值。

【請求項7】 如請求項5所述之方法，進一步包含以下步驟：

當該預測的第一產量值小於一界定的限制時且當該預測差為一負值時，將可接受晶粒損失的該臨界設定為一條件。

【請求項8】 如請求項5所述之方法，進一步包含以下步驟：

當該預測的第一產量值小於一界定的限制時且當該預測差為一正值時，將可接受晶粒損失的該臨界設定為一條件。

【請求項9】 如請求項1所述之方法，其中該第一機器學習模型進一步配置使用從該半導體晶圓的製作處理獲得的資料。

【請求項10】如請求項1所述之方法，其中該第一機器學習模型進一步配置使用從該半導體晶圓的封裝獲得的資料。

【請求項11】一種用於預測晶粒故障的方法，包含以下步驟：

接收從一半導體處理獲得的複數個資料值，該半導體處理配置成在一半導體晶圓上製作第一複數個獨特晶粒；

識別該資料值的一子集，該子集一直存在於用於通過晶粒的測試結果中；

對基於資料值的該子集形成的該第一複數個晶粒之各者預測一第一產量值；

對基於該第一複數個晶粒之各者的一位置的該第一複數個晶粒之各者預測一第二產量值；

從分別預測的第一產量值減去分別預測的第二產量值，以獲得複數個分別預測差；

基於該等分別預測的第一產量值及分別預測差之間的一關係來建立可接受晶粒損失的一臨界；及

從進一步處理移除超過該臨界的任何該第一複數個晶粒。

【請求項12】如請求項11所述之方法，進一步包含以下步驟：

建立該臨界，以避免一低預測的第一產量或一大的負預測差。

【請求項13】如請求項11所述之方法，進一步包含以下步驟：

建立該臨界，以避免一低預測的第一產量以及一大的負預測差。

【請求項14】如請求項11所述之方法，進一步包含以下步驟：

對資料值的該子集之各者建立一最大限制；

對各個晶粒，資料值的該子集之各者至該分別最大限制；及

移除具有超過該分別最大限制的一資料值的任何晶粒。

【請求項15】一種預測模組，包含至少一個處理器，該至少一個處理器配置成：

使用一第一機器學習模型對一第一識別的參數群組中的一第一複數個晶粒之各者預測一第一產量值，該第一機器學習模型配置成使用從形成該第一複數個晶粒的一半導體晶圓的參數測試獲得的資料值來預測該第一產量值，該第一複數個晶粒之各者對該第一識別的參數群組中複數個參數之各者具有資料值；

將預測的該等第一產量值之各者指派至該第一複數個晶粒之分別一者；

使用一第二機器學習模型對該第一參數群組中的該第一複數個晶粒之各者預測一第二產量值，該第二機器學習模型配置成使用該第一複數個晶粒之相對應一者的一

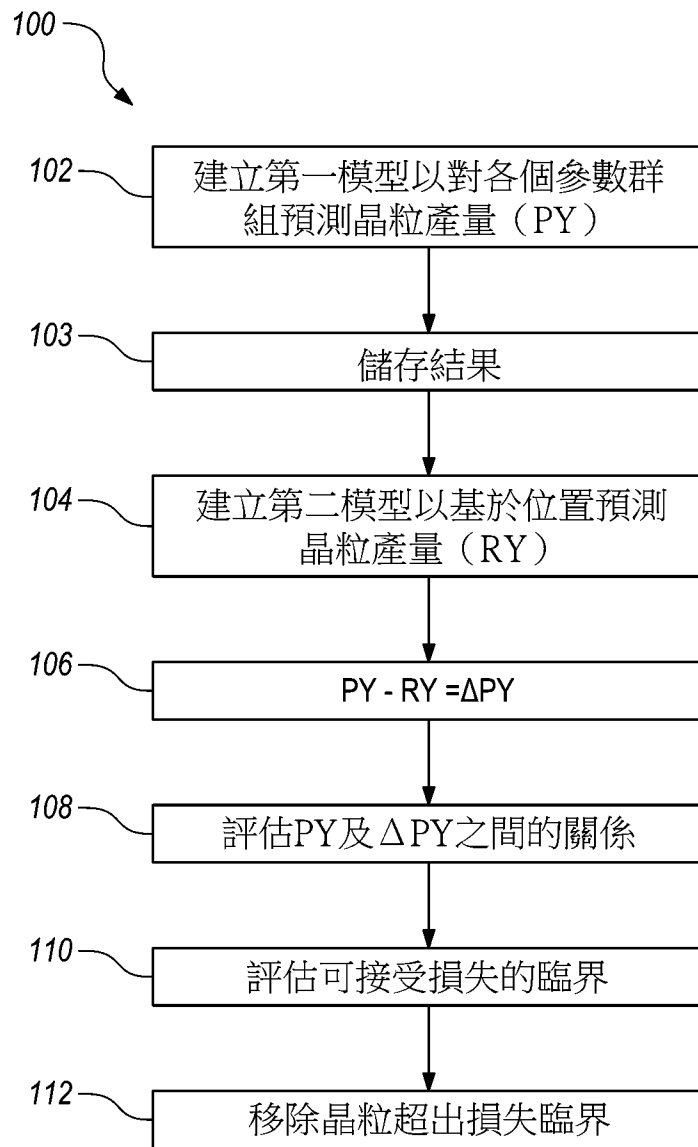
位置來預測分別的第二產量值；

藉由從分別預測的第一產量值減去分別預測的第二產量值來決定對該第一複數個晶粒之各者的一預測差；

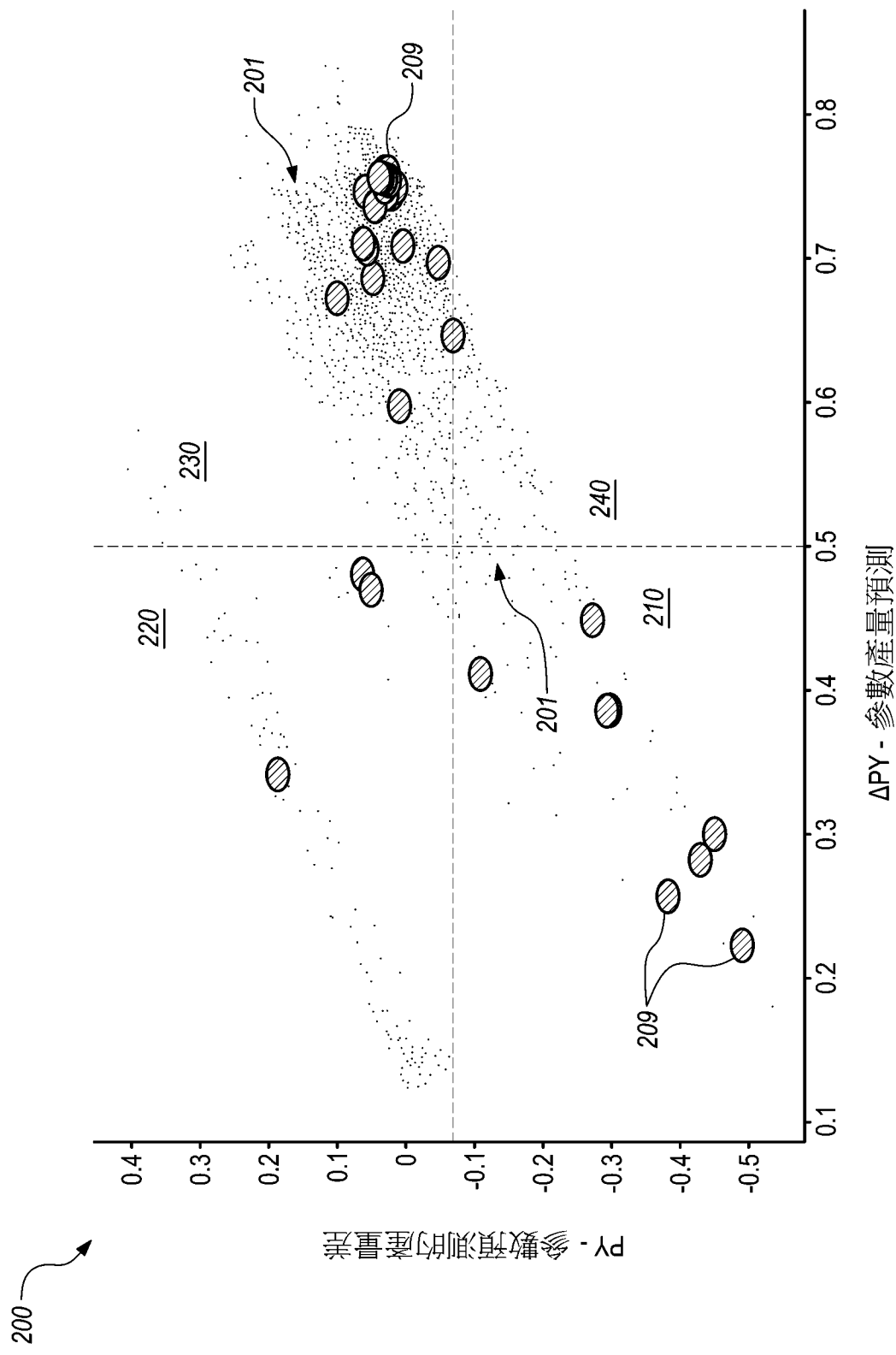
基於該等分別預測的第一產量值及分別預測差之間的一關係來建立可接受晶粒損失的一臨界；及

根據可接受晶粒損失的該臨界移除該第一複數個晶粒之一部分避免進一步處理。

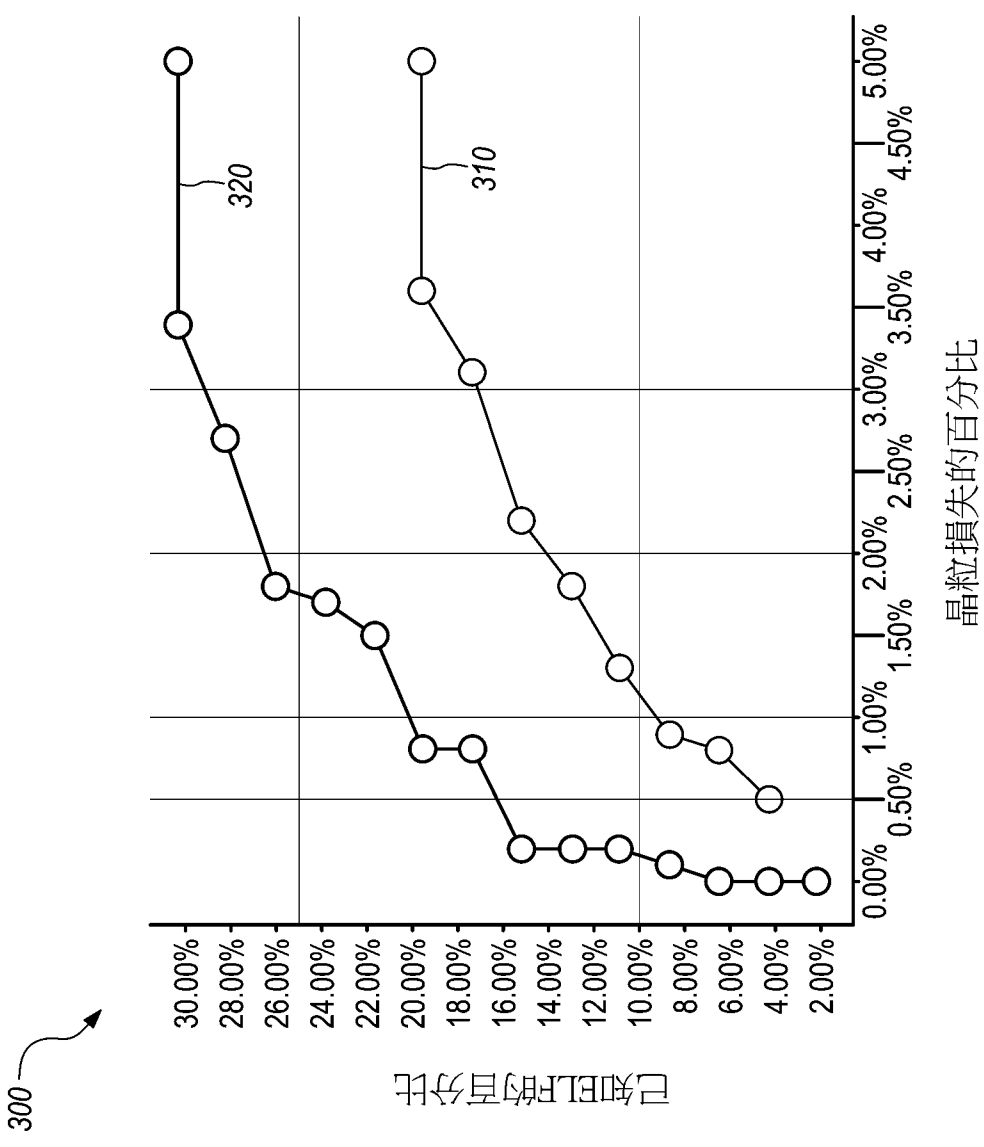
【發明圖式】



第1圖



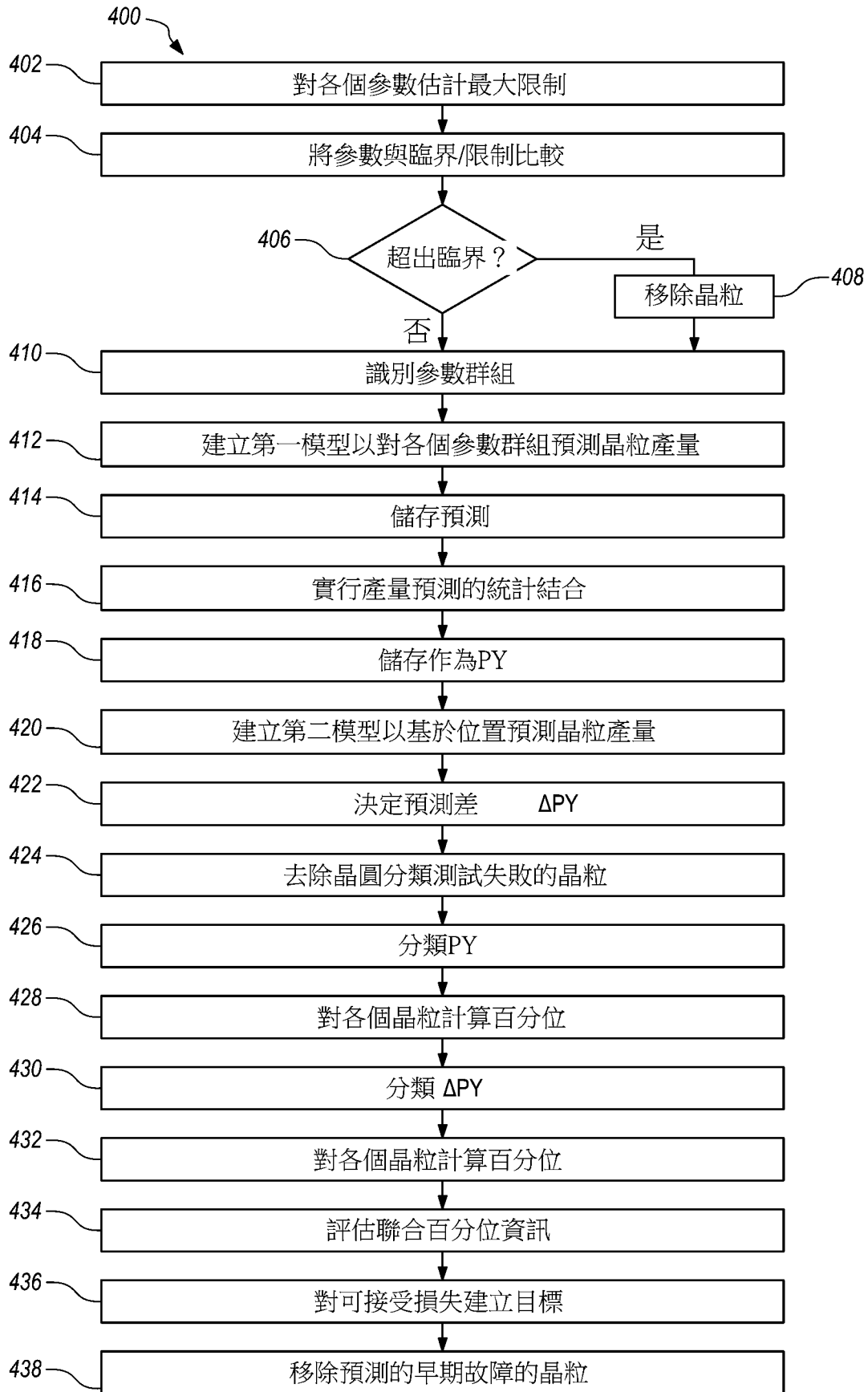
第2圖



第3圖

300

第4圖



500

501 502 503 504 505 506

501	502	503	504	505	506
艙	測試	晶粒-1	晶粒-2	晶粒-3	晶粒-4
A	A-1	-	X	X	X
	A-2	X	X	-	-
	A-3	X	X	-	-
	A-4	X	X	-	-
B	B-1	-	X	X	-
	B-2	-	X	X	-
	B-3	-	X	X	-
S					
P					

511

512

513

第5圖