I841793

(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 I841793 B**

(45)公告日： 中華民國 113 (2024) 年 05 月 11 日

(21)申請案號：109134582 (22)申請日： 中華民國 109 (2020) 年 10 月 06 日

(51)Int. Cl.： *G06N20/00 (2019.01)* *H01L21/02 (2006.01)*
G06F3/0482 (2013.01) *G06N3/08 (2023.01)*
G06N7/00 (2023.01) *G06F11/07 (2006.01)*
G06F18/00 (2023.01)

(30)優先權：2019/10/06 美國 62/911,346

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

(72)發明人：伯奇　理查 BURCH, RICHARD (US)；大衛　傑弗瑞Ｄ DAVID, JEFFREY D. (US)；祝青 ZHU, QING (CN)；本田智土 HONDA, TOMONORI (JP)；鍾　玲莉 CHEONG, LIN LEE (MY)

(74)代理人：李世章；彭國洋

(56)參考文獻：

TW 201734825A CN 108829933A
US 10430719B2 US 2019/0146032A1

審查人員：李榮祥

申請專利範圍項數：9 項 圖式數：7 共 29 頁

(54)名稱

用於異常設備痕跡偵測及分類的程序及電腦可讀取媒體

(57)摘要

一種用於偵測及分類設備痕跡數據中之異常之程序，包括以下步驟：從相應的半導體設備感應器，接收複數個原始痕跡；識別該複數個原始痕跡中之至少第一集合中之複數個異常；在預定義特徵的基礎上，修改該複數個原始痕跡中之該第一集合中之每個原始痕跡；從該等修改的痕跡中之每個修改的痕跡，決定特徵的基礎集合；從該等特徵的該基礎集合中，從該等修改的痕跡創建複數個重構的痕跡；及將分類分派給該複數個異常中之每個異常。

A process for detecting and classifying anomalies in equipment trace data, comprising: receiving a plurality of original traces from respective semiconductor equipment sensors; identifying a plurality of anomalies in at least a first set of the plurality of original traces; modifying each of the first set of the plurality of original traces on the basis of a predefined feature; determining a basis set of features from each of the modified traces; creating a plurality of reconstructed traces from the modified traces from the basis set of features; and assigning a classification to each of the plurality of anomalies.

指定代表圖：

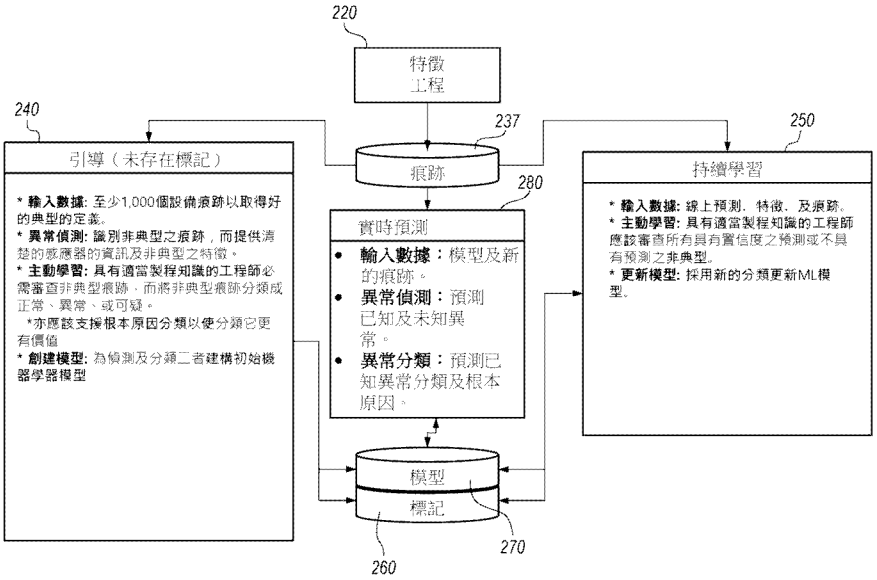

圖 2

符號簡單說明：

220:模組

237:模組

240:模組

250:模組

260:模組

270:模組

280:模組

113年02月01日 所提修正

公告本

I841793

【發明摘要】

【中文發明名稱】用於異常設備痕跡偵測及分類的程序及電腦可讀取媒體

【英文發明名稱】PROCESS AND COMPUTER-READABLE MEDIUM FOR ANOMALOUS EQUIPMENT TRACE DETECTION AND CLASSIFICATION

【中文】

一種用於偵測及分類設備痕跡數據中之異常之程序，包括以下步驟：從相應的半導體設備感應器，接收複數個原始痕跡；識別該複數個原始痕跡中之至少第一集合中之複數個異常；在預定義特徵的基礎上，修改該複數個原始痕跡中之該第一集合中之每個原始痕跡；從該等修改的痕跡中之每個修改的痕跡，決定特徵的基礎集合；從該等特徵的該基礎集合中，從該等修改的痕跡創建複數個重構的痕跡；及將分類分派給該複數個異常中之每個異常。

【英文】

A process for detecting and classifying anomalies in equipment trace data, comprising: receiving a plurality of original traces from respective semiconductor equipment sensors; identifying a plurality of anomalies in at least a first set of the plurality of original traces; modifying each of the first set of the plurality of original traces on the basis of a predefined feature; determining a basis set of features from each of the modified traces; creating a

plurality of reconstructed traces from the modified traces from the basis set of features; and assigning a classification to each of the plurality of anomalies.

【指定代表圖】第（2）圖。

【代表圖之符號簡單說明】

220：模組

237：模組

240：模組

250：模組

260：模組

270：模組

280：模組

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】用於異常設備痕跡偵測及分類的程序及電腦可讀取媒體

【英文發明名稱】PROCESS AND COMPUTER-READABLE MEDIUM FOR ANOMALOUS EQUIPMENT TRACE DETECTION AND CLASSIFICATION

【技術領域】

【0001】 申請案請求於2019年10月6日所提出申請，名稱為「Equipment Trouble Prevention (ETP): An effective approach to Anomalous Equipment Trace Detection and Classification without Prior Labeling」之美國臨時申請案第62/911346號的優先權，藉由引用的方式將該申請案全文併入本文中。

【0002】 此揭露內容與異常設備痕跡偵測及分類相關。

【先前技術】

【0003】 藉由監控設備感應器的時間痕跡之設備故障的偵測為半導體製造中長期公認的但非常困難的問題。故障偵測及分類(FDC)的典型方式為從感應器痕跡核算摘要統計數據(通常稱作關鍵編號或指標)，且接著主要基於工程知識監控此等統計以識別異常。

【0004】 舉例而言，在圖1A中，垂直虛線間之區域為製程視窗100，視窗顯示來自半導體製程的一部分或步驟之四個不同的設備感應器痕跡101、102、103、104。通常為痕跡的每個步驟計算統計數據，如圖1B中所圖示。然而，統計數據無法展現從痕跡104的曲線圖在圖1A中直觀可見之異常110。因此，僅依靠統計製程控制技術可能會錯過重要的異常。當然，統計數據製程控制方式的有效性各不

相同，且在很大程度上取決於摘要統計數據的品質。此外，用於核算摘要統計數據的統計例程需要經常隨製程更改而更新。因此，FDC摘要統計例程的構建及維護代表稀缺資源的大量投資。

【0005】 足以代表任何中等複雜製程步驟的感應器所需的統計數據數量可能達到數千甚至數萬，這使得虛假訊號成為一個巨大的問題。基於產品數據的分析及/或在線計量學選擇相關統計數據的努力已被證明有利於減少虛假訊號，但此等努力需要足夠的響應數據，仍無法預測先前未發現的故障。

【0006】 另一種方式為痕跡複製，舉例而言，使用自動編碼器神經網路，或使用與原理組件一樣簡單的方式，識別有限的基本向量組，此等基本向量可準確地重構大多數痕跡。將具有高殘餘之痕跡假定為異常，且可將殘餘平方和用於偵測異常。然而，儘管複製器方式可很好地識別許多痕跡中之異常，但基本向量通常沒有明確的物理解釋，這使得使用者難以基於該資訊對異常進行分類。

【0007】 機器學習上之最新進展已為基於異常感應器痕跡的偵測及分類加強提高設備故障偵測及分類的能力，開闢新的機會。然而，實行機器學習中用於異常痕跡偵測及分類的一個障礙為在獲得標記的痕跡數據的困難度。因而，任何真正有效的異常痕跡偵測及分類方法均必須在沒有任何標記的前提下，實行有效的異常痕跡識別的策略，並必須利用初始分類以收集標記以供偵測及分類的持續改進。

【發明內容】

【0008】 一種用於偵測及分類設備痕跡數據中之異常之程序，包括以下步驟：從相應的半導體設備感應器，接收複數個原始痕跡；識別該複數個原始痕跡中之至少第一集合中之複數個異常；在預定義特徵的基礎上，修改該複數個原始痕跡中之該第一集合中之每個原始痕跡；從該等修改的痕跡中之每個修改的痕跡，決定特徵的基礎集合；從該等特徵的該基礎集合中，從該等修改的痕跡創建複數個重構的痕跡；及將分類分派給該複數個異常中之每個異常。

【圖式簡單說明】

【0009】 圖1A例示四個設備感應器痕跡的製程顯示視窗。

【0010】 圖1B為具有圖1A中所圖示之痕跡之摘要統計數據的列表。

【0011】 圖2為例示異常偵測及分類系統之簡化方塊圖。

【0012】 圖3為圖2的一部分的詳細表示。

【0013】 圖4A及4B為引導範例的曲線圖表示。

【0014】 圖5A及5B為用於分類痕跡異常之系統的方塊圖。

【0015】 圖6為預定義的異常類別及對應的可能動作的列表。

【0016】 圖7A及7B為用於審查及更新痕跡異常分類之系統的方塊圖。

【實施方式】

【0017】 如本文中所使用，術語「感應器痕跡」係指在設

備操作期間週期性地量測重要物理量之時間序列數據，而術語「痕跡」或「設備痕跡」係指為處理案例所識別之所有重要感應器之感應器痕跡的集合。

【0018】 此揭露內容所處理之問題為半導體處理設備的異常操作。藉由監控在處理期間所收集之感應器數據，將已知的異常操作條件與未知的操作條件分離，並對該等未知的條件進行分類以實現快速響應，來識別異常設備操作的能力，已成為長期公認但難以解決的問題。因此，此揭露內容的目的為，藉由描述識別與正常操作痕跡相比顯示明顯異常之任何設備感應器痕跡之實時能力，以處理此問題。

【0019】 並行處理架構的出現及機器學習演算法的進展，促進此問題的評估，此等演算法允許使用者使用大量數據，以使得此類方式相關且切合實際之速度，獲取洞察力並進行預測。機器學習為人工智能的分支，人工智能涉及可從數據學習之系統的構建及研究。此等類型的演算法，及伴隨並行處理能力允許待處理更大量的數據集，並更適合於多變量分析。

【0020】 機器學習中大部分的能力為在具雜訊的高維度空間中進行準確地分類之能力。然而，可採用具有物理地意義的特徵工程，以改進偵測及分類方案的有效性。此外，良好的特徵工程可顯著地有助於理解類似異常痕跡背後的根本原因。有效的異常痕跡偵測及分類的機器學習方式應該促進主動學習，並使用所獲取之資訊以持續地改進故障偵測及分類的準確性。

【0021】 在生產環境中，通常無法提供異常痕跡範例的事先標記。因此，用於異常痕跡的偵測之有效的系統無法依賴於事先標記。然而，若可最大程度地減少製程工程師提供標記的負擔並證明其益處，則可通過此類努力獲得對標記製程有用的輸入。應該包含對分類標記準確性的審查，並根據需要進行重新標記，以改進相關模型的偵測及分類。

【0022】 在圖2中例示用於異常痕跡偵測及分類之系統200的簡化概圖。此系統係基於電腦，使得可在具有常規操作系統之最先進的型獨立型桌上型電腦或均等物上安裝並運行各種模組，或通過網路或其他網路可存取的主機服務向使用者提供此等模組。

【0023】 在模組220中，進行「特徵工程」以識別設備痕跡數據的關鍵特徵及相關集合。特徵工程致使在模組237中識別及使用對評估目標特徵有用之痕跡。主要地基於模組220中所識別之關鍵特徵，對模組240中之痕跡進行「引導(bootstrapping)」以創建分類標記。這致使標記被保存並儲存在模組260處。

【0024】 當在模組240中已收集足夠的標記並將標記保存至模組260中時，引導階段轉換成模組250中之持續學習階段，在此階段，將首先建立並將持續地(或定期或時不時)更新異常偵測及分類模型。將根據需要審查及更新分類(標記)。一旦建立模型，即可從模組270部署，以在模組280中進行實時預測。

【0025】 在圖3中更詳細地圖示模組220，且特徵工程模組

包含兩個主要處理階段：在階段320中之自定數據準備及在階段330中之標準特徵工程。理想情況下，特徵工程不需要任何特定的製程知識；然而，在許多情況下這為不現實的。舉例而言，在某些條件下，植入機將進入微調週期，在此期間，感應器記錄與正常操作有明顯地差異且不會直接影響晶圓之感應器值。因此，作為一個範例，在階段320的自定義數據準備期間，將關鍵特徵識別成微調週期，並與其餘痕跡分離，調整或修改痕跡，在此範例中，創建自定義特徵組，此等功能代表晶圓之微調週期的數量、微調期間、及在微調前後每個痕跡的更改。此等特徵可在階段338中與修改的痕跡組合，以向偵測及分類模型提供輸入。

【0026】 因為原始痕跡324主要包含正常痕跡324N及少數顯示異常痕跡324A，這在圖3中以曲線圖表示。在階段320中修改原始痕跡324，且修改的痕跡326包含修改的正常痕跡326N及少數修改的異常痕跡326A。將修改的痕跡326傳遞至階段330中，且將所識別的自定特徵被發送至階段338，作為用於偵測及分類模型之完整特徵集的一部分。

【0027】 在階段330中，偵測及分類模型所需的大多數特徵為標準化特徵，且無需工程輸入即可處理它們的核算。舉例而言，在模組332中生成「基礎集合」特徵。首先，核算每個步驟標識符(「步驟ID」)中之基礎統計數據(中位數及斜率)，並修改痕跡以刪除此等特點。接著，使用眾所周知的演算法解決方案，諸如主要組件、自動編碼器、或其他，以藉由演算法核算修改的痕跡之綜合基礎集合。因

為在給出此等基礎集合特徵的完整列表的情況下，能以可接受的準確性重構原始痕跡，此等特徵(演算法基礎集合特徵、中位數、及斜率)組合在一起形成基礎集合。然而，採用此基礎集合將無法準確地再現先前未發現的異常痕跡。

【0028】 在模組334中生成「補充」特徵，且未將「補充」特徵用於痕跡複製，但可用於理解異常根本原因。可生成補充特徵以關注已知的有影響的度量，諸如標準差、步驟期間、白雜訊等。

【0029】 使用在模組336中所生成之基礎集合特徵及「殘餘」特徵，以重構痕跡337作為原始痕跡的近似值以描述重構的準確性。殘餘特徵捕捉未在基礎集合特徵中所捕捉之未知痕跡變化。

【0030】 最後，將來自模組332之基礎集合特徵、來自模組334之1補充特徵、及來自模組336的殘餘特徵與原始痕跡、修改的痕跡、及重構的痕跡組合，作為對機器學習模型(諸如模組270(參見圖2))之輸入，配置並訓練機器學習模型用於偵測及分類痕跡異常。模型識別異常痕跡，並根據使用者反饋分類此等痕跡，並可使用兩階段方式所實行。

【0031】 返回至圖2，將引導階段利用於生成初始標記，且當作累積歷史標記時，持續學習階段收集並應用新的學習。引導階段假定有許多(範圍從幾百或至幾千)作為輸入之未標記的多感應器設備痕跡。儘管輸入數據中沒有標記，但模型假定大多數的痕跡代表正常的工具操作。引導階段的目標為，主要基於從特徵工程階段中的初始數據中

所識別之關鍵特徵，以識別單變量及多變量離群值。

【0032】 舉例而言，圖4A及4B例示在所選擇的製程步驟處之引導範例，在此步驟中原始痕跡400包含第一痕跡401、第二痕跡402、第三痕跡403、第四痕跡404、第五痕跡405、及第六痕跡406。除了此處將顯示之四個異常痕跡外，亦將有數百(或更多)正常或典型痕跡輸入至引導模組。

【0033】 核算痕跡的中位數並將中位數一起顯示在曲線圖408處，在曲線圖中視覺上清楚地看出痕跡401為離群值，且因而為異常。修改原始痕跡401至406並將原始痕跡顯示成中位數調整後的痕跡411至416。

【0034】 接著，核算中位數調整後的痕跡411至416的斜率，並在曲線曲線圖418處一起顯示此等斜率，在曲線圖中痕跡413為異常，而痕跡412及414為可疑。再次修改痕跡411至416改並將痕跡顯示成斜率調整後的痕跡421至426。一旦已知中位數及斜率，即核算演算法基礎集合特徵，並選擇捕捉大多數剩餘痕跡變化之特徵。在此簡單範例中，唯一重要的基礎特徵為中位數及斜率。接著核算殘餘特徵(通常為原始痕跡與從基礎集合特徵所重構之近似痕跡間之平方誤差的和)。從殘餘特徵428可清楚地看出，痕跡424為異常，痕跡422為可疑。

【0035】 可藉由過濾其他準則，以暴露供根本原因分析之補充特徵。舉例而言，提取修改的痕跡421至426的雜訊特徵獲致曲線圖429，在曲線圖中將痕跡422顯示為異常。

【0036】 在圖5A及5B中例示代表引導階段之系統500。原始痕跡502主要包含正常痕跡及一些異常，並將原始痕跡輸入至特徵工程模組504，在此處識別關鍵特徵並將關鍵特徵保存至模組506。在模組508中，藉由從特徵選擇分析關鍵特徵的單變量及多變量分佈，以識別離群值痕跡及特徵。接著，使用者在圖形使用者界面(GUI)510中分類離群值。

【0037】 在此範例中，將GUI 510配置有可用痕跡的列表512，且使用者可選擇一個或更多個欲審查的痕跡。在此視圖中，已選擇四個痕跡並將痕跡顯示為視窗514、515中之離群值痕跡，及視窗516、517中之參考痕跡。按鍵513使得使用者能選擇更多類似之痕跡。視窗514圖示四個異常電流痕跡，而視窗515顯示四個異常電壓痕跡。視窗516顯示六個參考電流痕跡，且視窗517顯示六個參考電壓痕跡。對於在視窗514、515中所顯示之所有四個異常痕跡，在視窗518中顯示當前形狀(演算法基礎集合)特徵、在視窗519中顯示電壓形狀特徵、在視窗520中顯示電流殘留特徵、及在視窗521中顯示電壓殘餘特徵均為異常。

【0038】 可使用按鍵524分類離群值，在此範例中，按鍵524為下拉列表，而允許使用者選取幾個預定義的分類及相關動作中之一個，並經由按鍵526將分類/動作分派給此特定異常。舉例而言，圖6為可藉經由按鍵524或其他均等模式實行之預定義類別及動作的列表。定義三個類別：正常、可疑、及異常。對於每個類別，均定義動作。若使用

者將離群值分類成正常，則無需採取任何動作，且可將正常痕跡用於更新偵測及分類模型中之正常痕跡的定義。

【0039】 若使用者將離群值分類為可疑或明確地分類為異常，則在分類中提供進一步指示，說明離群值是否無害、是否需要監控、或是否應該立即觸發警報狀況，如圖6中所示。有關異常分類的最後決定典型地將包含某種形式的專家審查。

【0040】 在將所有離群值分派給類別之後，使用所有已處理的痕跡數據作為基於機器學習的模型之訓練集合，在模組530中建立初始偵測及分類模型。接著，可將模型用作獨立型或線上異常痕跡偵測及分類系統。

【0041】 在持續學習模組中，輸入數據包含線上預測、工程化特徵、及痕跡數據(原始及已調整)。交互式GUI促進主動學習，供建立準確的異常偵測及分類模型。藉由演算法識別類似痕跡的能力為有效主動學習的關鍵。

【0042】 具有適當製程知識的製程工程師應該優選審查所有預測以建立可被併入模型之置信度水準因素。舉例而言，在例示分類審查之環境方面，圖7A及7B類似於圖5A及5B。GUI 710類似於GUI 510，並且允許審查者選擇痕跡、採用按鍵724選擇適當的分類及動作、採用按鍵726分派該類別/動作、並接著經由按鍵726採用新的學習以更新模組730中之模型。

【0043】 持續學習利用現存偵測及分類機器學習模型以預測每個晶圓之最可能分類，但亦基於最近的訓練數據與新

痕跡間之類似性預測置信度。標識最低置信度預測供強制審查，且最低置信度預測很有可能為未知異常。

【0044】 儘管最基礎的異常偵測為單變量(特徵是否正常？)，但可將多變量方法用於識別從單變量分析不易發現之額外異常。舉例而言，從多個感應器痕跡的評估中可更容易地觀察某些設備故障，諸如在溫度及壓力偏移同時發生的案例，若僅考慮一個參數，則採取動作的可能性就更大。相反地，設備故障通常會在多個感應器上生成多個異常，且多變量識別標誌對於預測根本原因很重要。

【0045】 用於根本原因分類之適當的機器學習演算法優選地為數據特點及數據量的函數。舉例而言，若數據量非常低，則簡單的最近的相鄰演算法將可能產生最佳結果。若數據量適中且主要數據變化係由工程化特徵所捕捉，則一些分類樹的精緻方法(諸如極限梯度增強)可能為不錯的選擇。若數據量足夠大，並在痕跡中存在與根本原因相關之強烈殘餘效應，則卷積神經網路可能為最佳選擇。為了採用最少的使用者輸入解決此問題，將基於交叉驗證的模型選擇例程利用於構建分類模型，並在許多情況下，和多個模型一起使用簡單聚合模型，聚合模型是用於將多個預測組合成單一預測 。

【符號說明】

【0046】

100:製程視窗

101,102,103,104:設備感應器痕跡

110:異常

220:模組

237,250,260,280:模組

240:模組

270:模組

320,330,338:階段

332,334,336:模組

324:原始痕跡

324A:異常痕跡

326:修改的痕跡

326N:正常痕跡

326A:異常痕跡

337:重構痕跡

400:原始痕跡

401:第一痕跡

402:第二痕跡

403:第三痕跡

404:第四痕跡

405:第五痕跡

406:第六痕跡

408,429:曲線圖

411-416:中位數調整後的痕跡

421-426:修改的痕跡、斜率調整後的痕跡

422,424:痕跡

428:殘餘特徵

500:系統

502:原始痕跡

504:特徵工程模組

506,508,530,730:模組

510,710:圖形使用者界面(GUI)

512:可用痕跡的列表

513:按鍵

514-521:視窗

524-526,724,726:按鍵

【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】 一種用於偵測及分類在半導體設備痕跡數據中的異常之程序，包括以下步驟：

將多個原始痕跡從相應的半導體設備感應器接收到一基於處理器的模型中；

使用該基於處理器的模型，來識別用於該多個原始痕跡的至少一第一關鍵特徵；

由該基於處理器的模型識別在該多個原始痕跡中的至少一第一集合痕跡中的複數個異常；

使用該基於處理器的模型，基於該第一關鍵特徵，來修改該第一集合痕跡中的每一者；

使用該基於處理器的模型，從修改的該第一集合痕跡中的每一者產生一基礎集合特徵；

使用該基於處理器的模型，從修改的該第一集合痕跡和該基礎集合特徵創建複數個重構痕跡；

訓練一機器學習模型，以基於該第一集合痕跡、修改的該第一集合痕跡及該等重構痕跡，來偵測及分類異常；及

在一半導體設備操作環境中部署該機器學習模型，用以識別及分類在痕跡數據中的異常。

【請求項2】 如請求項1所述之程序，進一步包括以下步驟：

從該等相應的半導體設備感應器接收額外痕跡；

識別在一第一集合額外痕跡中的額外異常；

修改該等額外痕跡，以移除一基礎集合統計特點；

從修改的該等額外痕跡產生該基礎集合特徵；

從修改的該等額外痕跡創建重構額外痕跡；及

基於第一集合原始痕跡、修改的該等額外痕跡及該等重構額外痕跡，來更新該機器學習模型。

【請求項3】 如請求項2所述之程序，進一步包括以下步驟：

將殘餘特徵決定為未在該基礎集合特徵中捕捉的未知痕跡變化；

決定對第一目標特徵具有一已知影響的補充特徵；及

基於該第一集合原始痕跡、修改的該等額外痕跡、該等重構額外痕跡、該基礎集合特徵、該等殘餘特徵及該等補充特徵，來更新該機器學習模型。

【請求項4】 如請求項1所述之程序，進一步包括以下步驟：

識別在該第一集合痕跡與第一預定義目標特徵之間的一有效相關性。

【請求項5】 如請求項1所述之程序，進一步包括以下步驟：

識別在該第一集合痕跡與複數個預定義目標特徵之間的一有效相關性。

【請求項6】 如請求項1所述之程序，產生一基礎集合特徵的步驟進一步包括以下步驟：

計算該第一集合痕跡的一集合統計特點；

修改該第一集合痕跡，以移除該集合統計特點；

計算用於修改的該第一集合痕跡的一演算法解決方案；

其中該演算法解決方案和該集合統計特點形成該基礎集合特徵。

【請求項7】 如請求項1所述之程序，其中該多個原始痕跡包括大部分正常痕跡，並且該複數個異常僅代表少數異常。

【請求項8】 如請求項1所述之程序，進一步包括以下步驟：

提供一圖形使用者界面，用以審查一選擇的痕跡異常；

從該圖形使用者界面接收複數個預定義類別中的要與該選擇的痕跡異常相關的一個預定義類別作為第一輸入；及

從該圖形使用者界面接收複數個預定義動作中的要分派給該選擇的痕跡異常的一個預定義動作作為第二輸入。

【請求項9】 一種具有指令的非暫時性電腦可讀取媒體，當由一處理器執行該等指令時，使該處理器進行以下操作：

從相應的半導體設備感應器接收多個原始痕跡；

使用基於處理器的模型，來識別用於該多個原始痕跡的至少一第一關鍵特徵；

識別在該多個原始痕跡中的至少一第一集合痕跡中的複數個異常；

基於該第一關鍵特徵，來修改該第一集合痕跡中的每一者；

從修改的該第一集合痕跡中的每一者產生一基礎集合特徵；

從修改的該第一集合痕跡和該基礎集合特徵創建複數個重構痕跡；及

產生用於以下操作的指令：訓練一機器學習模型，以基於該第一集合痕跡、修改的該第一集合痕跡及該等重構痕跡，來偵測及分類異常；

該電腦可讀取媒體被部署於監控一半導體設備操作環境的一處理器中，用以識別及分類在痕跡數據中的異常。

【發明圖式】

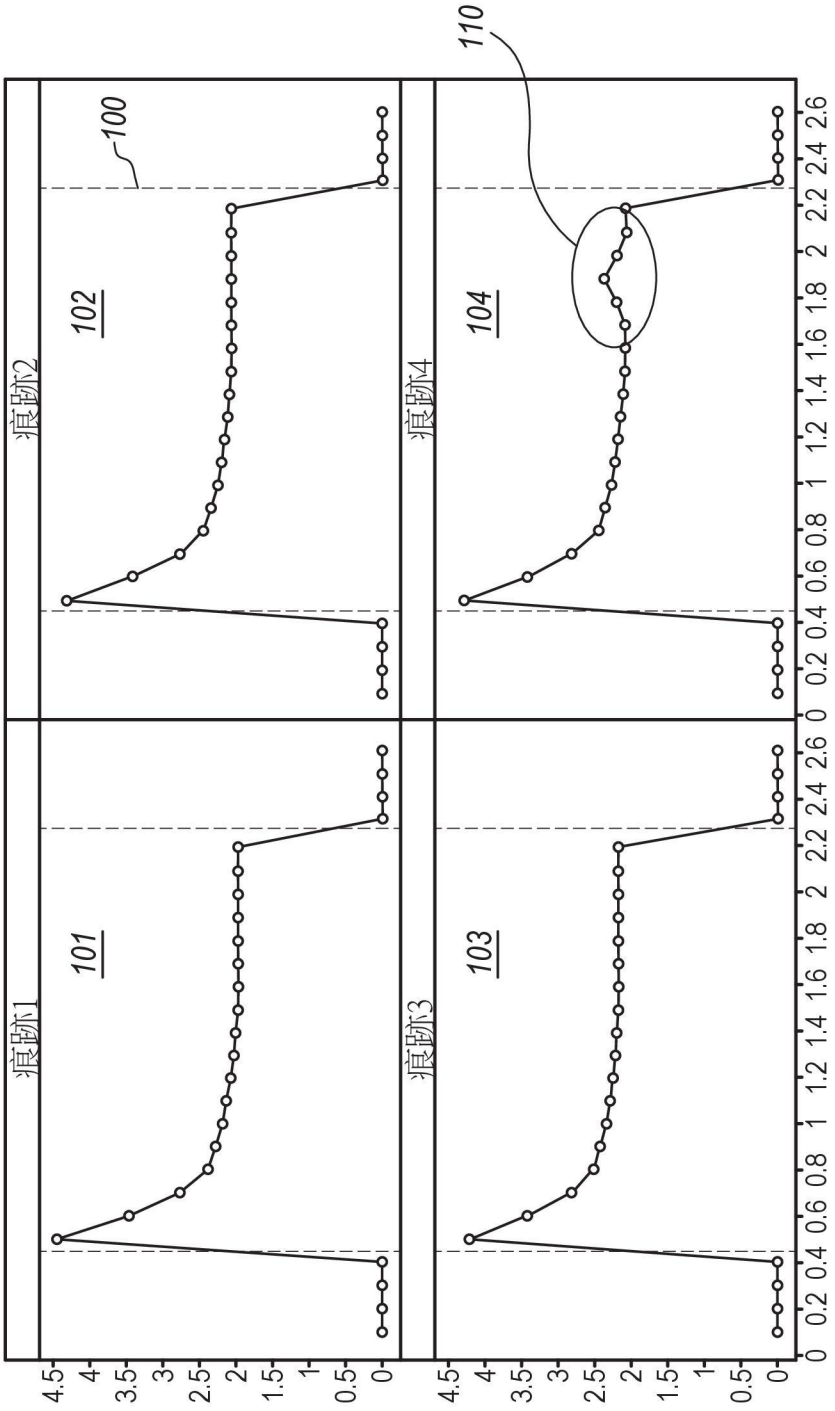

圖 1A

	痕跡1	痕跡2	痕跡3	痕跡4
平均	2.34	2.40	2.47	2.43
標準差 σ	0.66	0.60	0.54	0.58
最大	4.50	4.35	4.23	4.35
最小	2.00	2.10	2.20	2.10

圖 1B

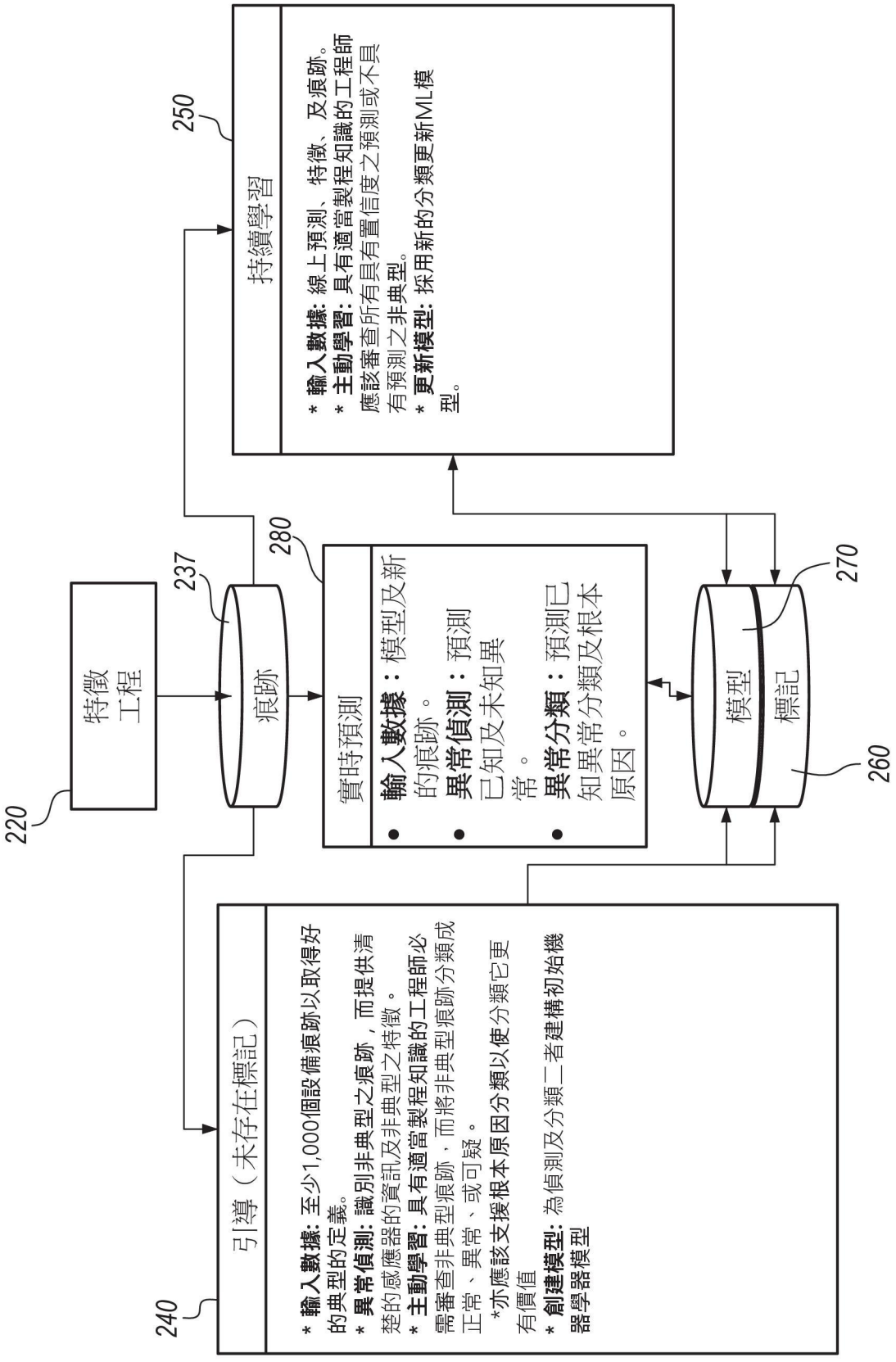
250
持續學習
* 輸入數據: 線上預測、特徵、及痕跡。
* 主動學習: 具有適當製程知識的工程師應該審查所有具有置信度之預測或不具有預測之非典型。
* 更新模型: 採用新的分類更新ML模型。
280
實時預測
• 輸入數據：模型及新的痕跡。
• 異常偵測：預測已知及未知異常。
• 異常分類：預測已知異常分類及根本原因。
237
痕跡
220
特徵工程
270
模型
標記
260
240
引導（未存在標記）
* 輸入數據: 至少1,000個設備痕跡以取得好的典型的定義。
* 異常偵測: 識別非典型之痕跡，而提供清楚的感應器的資訊及非典型之特徵。
* 主動學習: 具有適當製程知識的工程師必需審查非典型痕跡，而將非典型痕跡分類成正常、異常、或可疑。
*亦應該支援根本原因分類以使分類它更有價值
* 創建模型: 為偵測及分類二者建構初始機器學器模型

圖 2

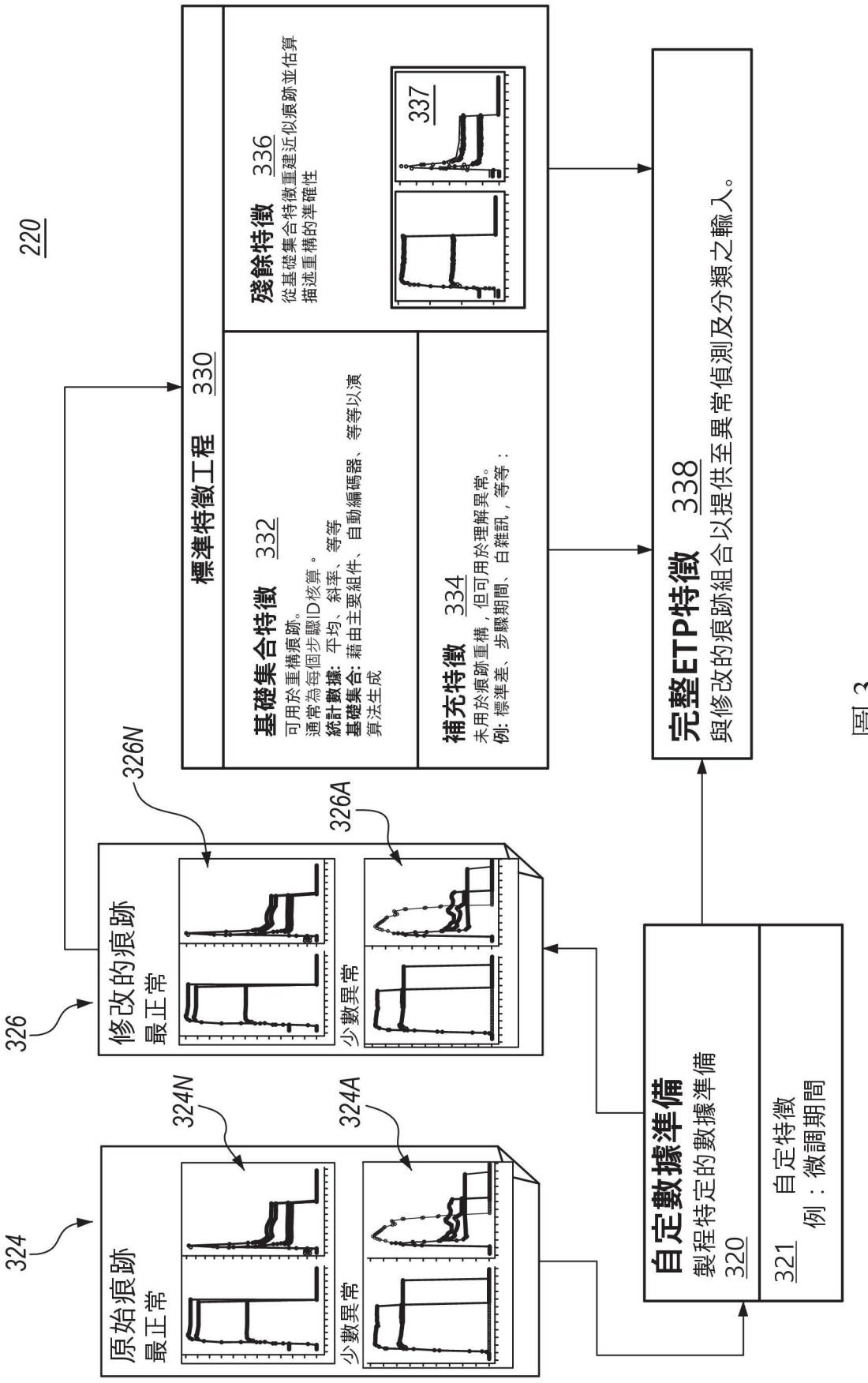
220
標準特徵工程 330
基礎集合特徵 332
可用於重構痕跡。
通常為每個步驟ID核算。
統計數據: 平均、斜率、等等
基礎集合: 藉由主要組件、自動編碼器、等等以演算法生成
補充特徵 334
未用於痕跡重構，但可用於理解異常。
例: 標準差、步驟期間、白雜訊，等等：
殘餘特徵 336
從基礎集合特徵重建近似痕跡並估算描述重構的準確性
337
完整ETP特徵 338
與修改的痕跡組合以提供至異常偵測及分類之輸入。
326
修改的痕跡
最正常
326N
326A
少數異常
324
原始痕跡
最正常
324N
324A
少數異常
自定數據準備
製程特定的數據準備
320
321 自定特徵
例：微調期間

圖 3

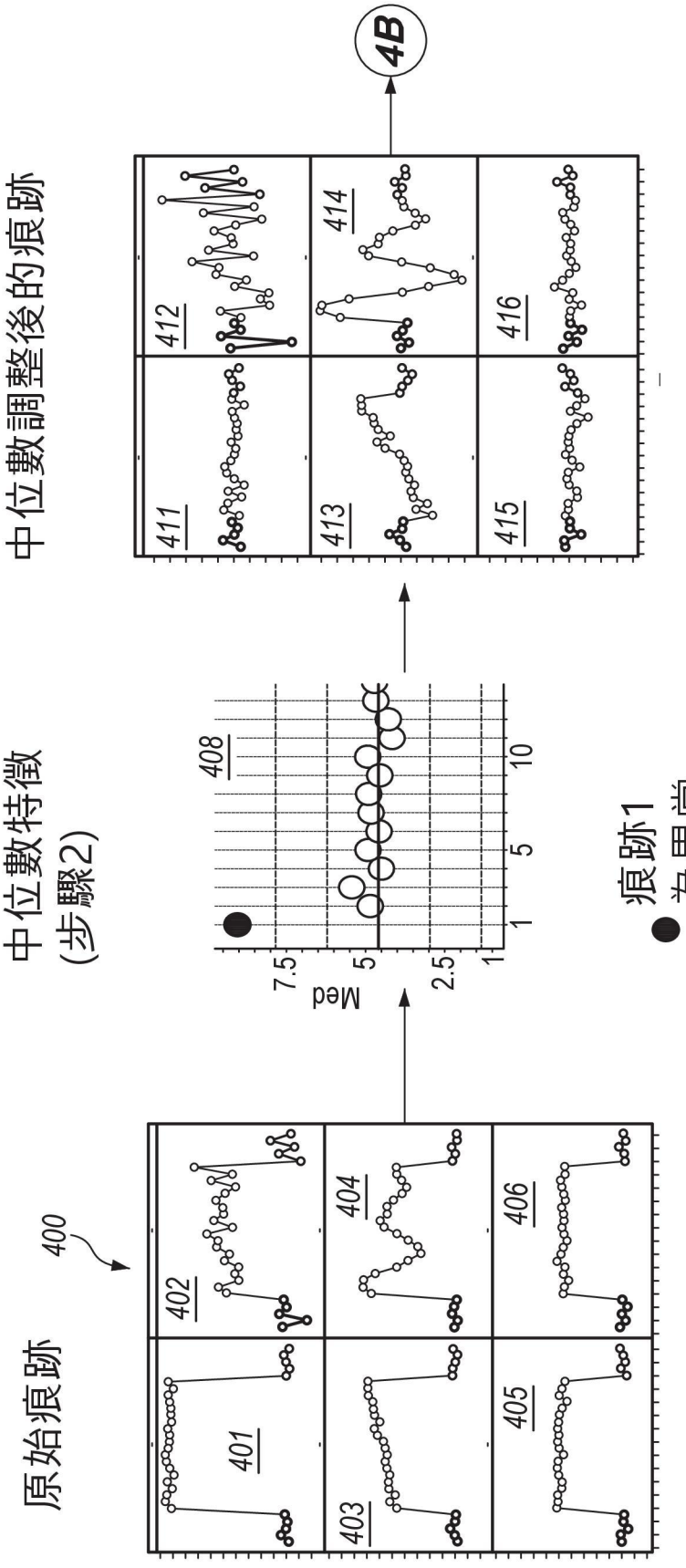
原始痕跡
400
401
402
403
404
405
406
中位數特徵
(步驟2)
Med
7.5
5
2.5
1
1
5
10
408
痕跡1
為異常
中位數調整後的痕跡
411
412
413
414
415
416
4B

圖 4A

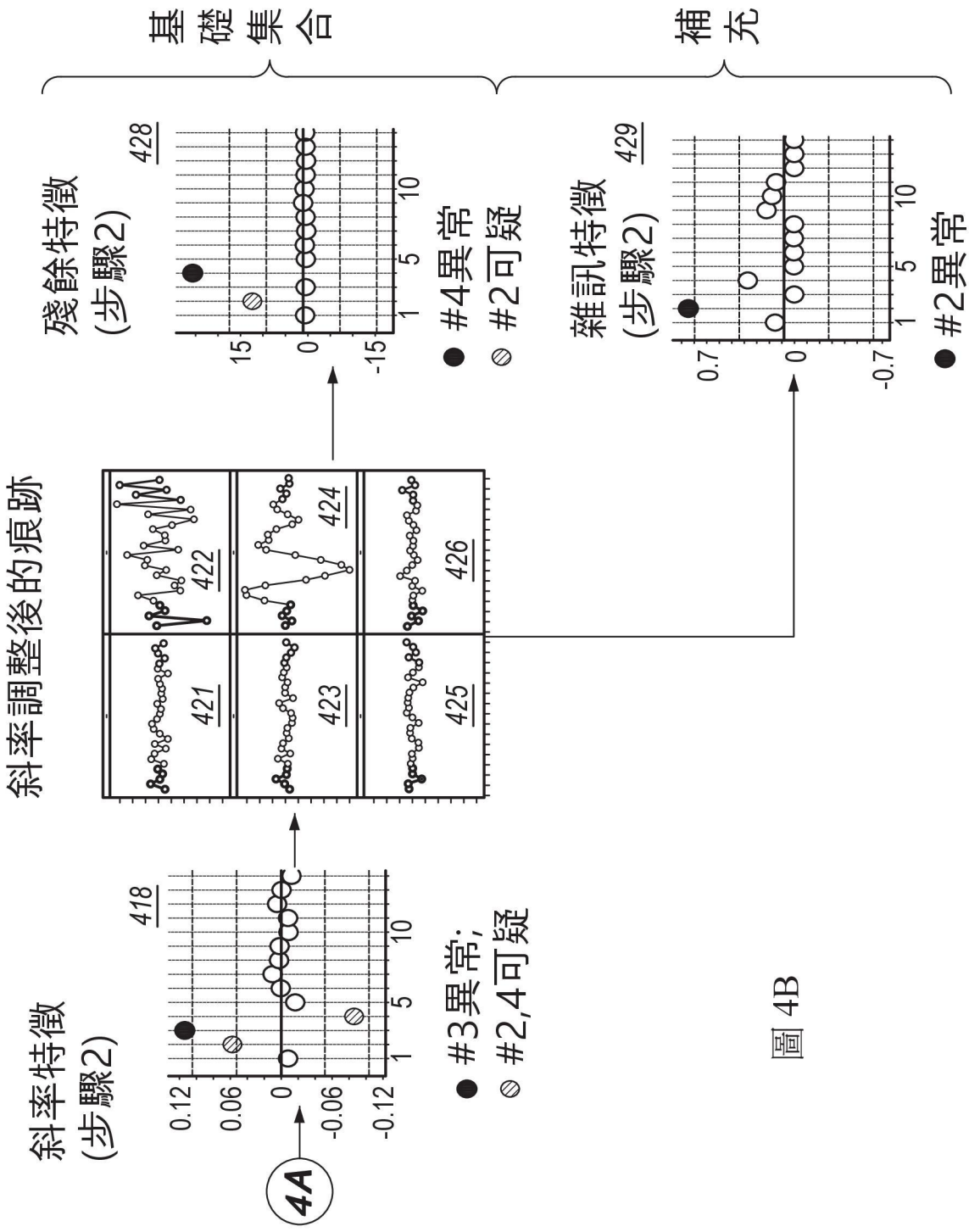
基礎集合
補充
殘餘特徵
(步驟2)
428
15
0
-15
1
5
10
● #4異常
⊘ #2可疑
雜訊特徵
(步驟2)
429
0.7
0
-0.7
1
5
10
● #2異常
斜率調整後的痕跡
421
422
423
424
425
426
斜率特徵
(步驟2)
418
0.12
0.06
0
-0.06
-0.12
1
5
10
● #3異常;
⊘ #2,4可疑
4A

圖 4B

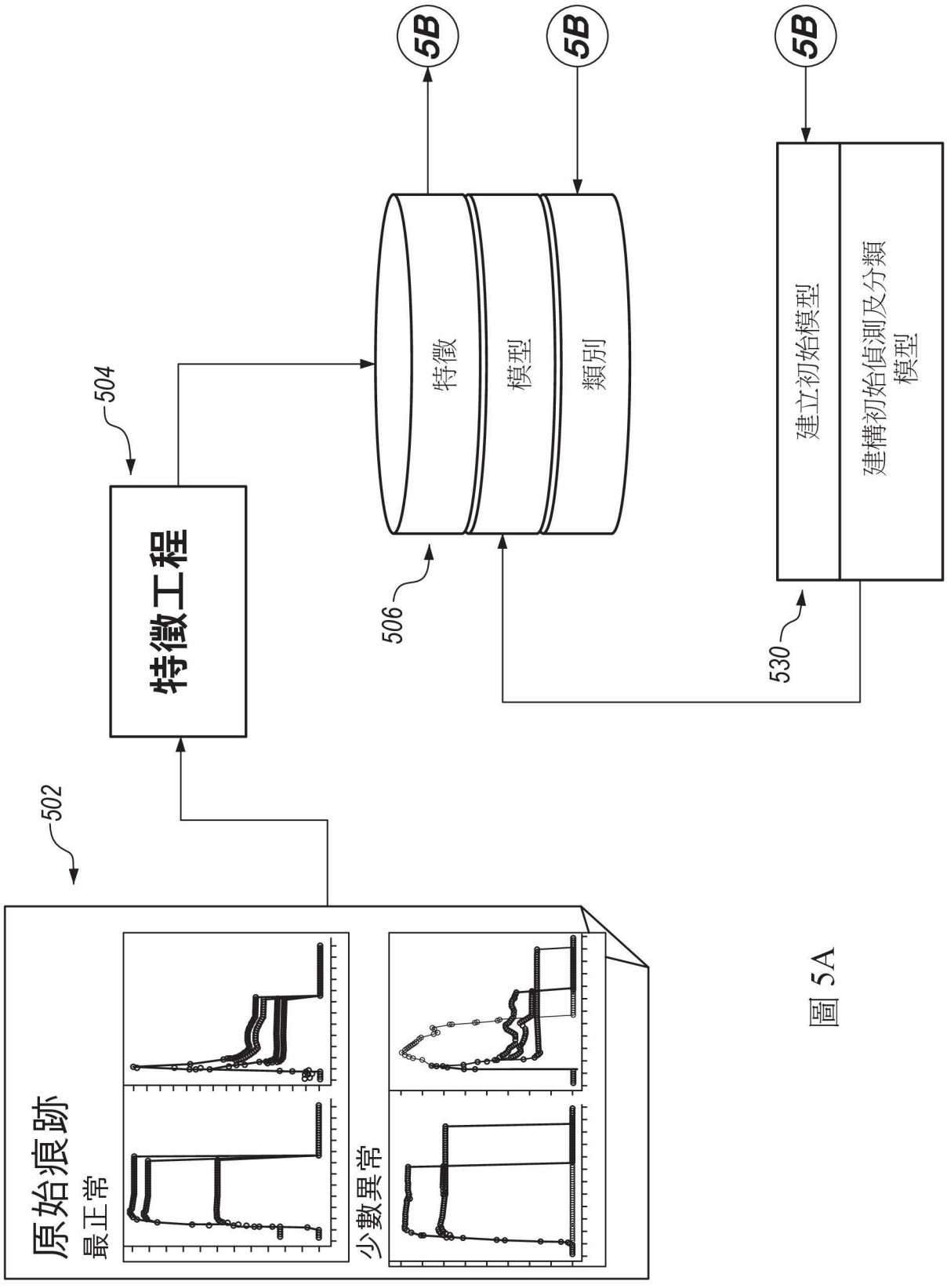
5B
5B
5B
504
502
506
530
特徵工程
特徵
模型
類別
建立初始模型
建構初始偵測及分類模型
原始痕跡
最正常
少數異常

圖 5A

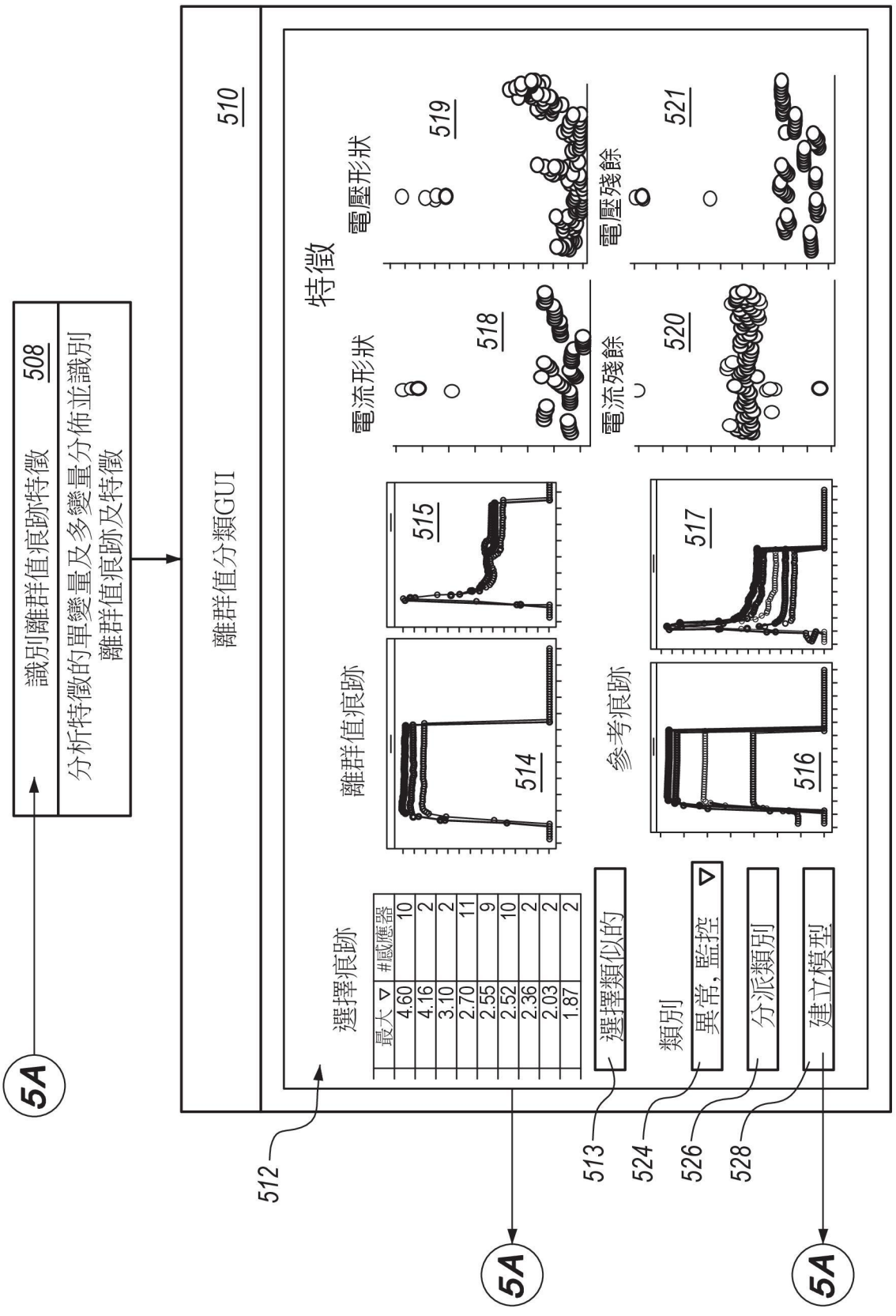
識別離群值痕跡特徵 508
分析特徵的單變量及多變量分佈並識別離群值痕跡及特徵
5A
離群值分類GUI 510
特徵
電壓形狀
519
電壓殘餘
521
電流形狀
518
電流殘餘
520
離群值痕跡
514
515
參考痕跡
516
517
選擇痕跡
最大
#感應器
4.60 10
4.16 2
3.10 2
2.70 11
2.55 9
2.52 10
2.36 2
2.03 2
1.87 2
512
選擇類似的 513
類別
異常, 監控 524
分派類別 526
建立模型 528
5A
5A

圖 5B

類別	動作		
	無	監控	警報
正常	**正常**：將正常的痕跡用於更新在模型中之正常的定義		
可疑	**可疑、無害**：痕跡為邊緣地異常且不應該將痕跡用於更新正常的定義，但並非為無法影響工具或晶圓且無需追蹤之事項。	**可疑、監控**：痕跡為邊緣地異常且可能表示不符合需求的工具動作。應該監控此信號的頻率。	**可疑、警報**：痕跡為邊緣地異常且應該立即通知工具工程師注意供審查。
異常	**異常、有害**：痕跡明確地異常且不應該將痕跡用於更新正常的定義，但並非為並非無法影響工具或晶圓且無需追蹤之事項。	**異常、監控**：痕跡明確地異常但不需要立即動作。監控頻率及嚴重度。	**異常、警報**：痕跡明確地異常且需要由工具工程師立即審查及動作。

圖 6

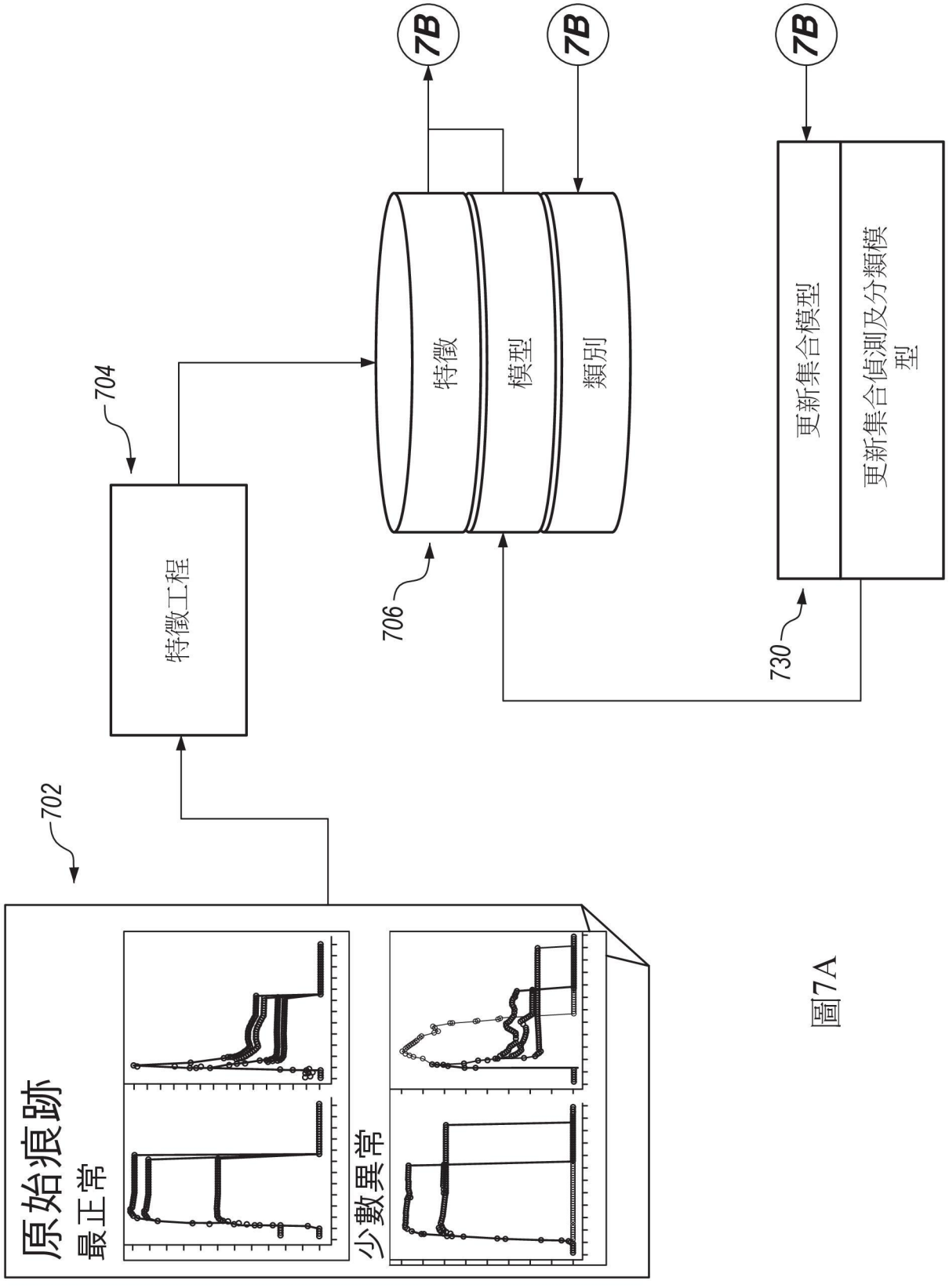
7B
7B
7B
704
特徵工程
特徵
模型
類別
706
更新集合模型
更新集合偵測及分類模型
730
702
原始痕跡
最正常
少數異常

圖7A

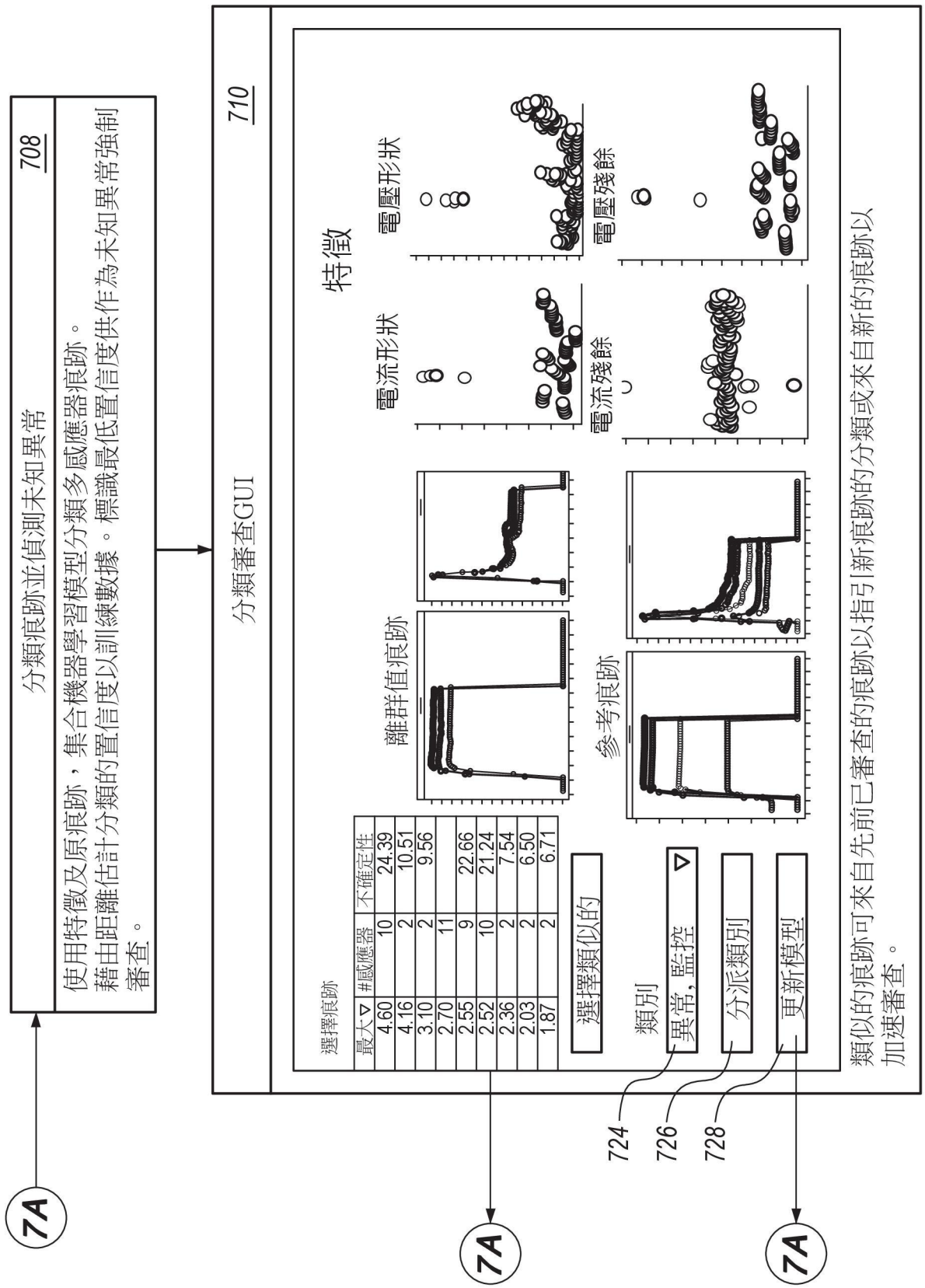
7A
分類痕跡並偵測未知異常
708
使用特徵及原痕跡，集合機器學習模型分類多感應器痕跡。
藉由距離估計分類的置信度以訓練數據。標識最低置信度供作為未知異常強制審查。
分類審查GUI
710
選擇痕跡
最大
#感應器
不確定性
4.60 10 24.39
4.16 2 10.51
3.10 2 9.56
2.70 11
2.55 9 22.66
2.52 10 21.24
2.36 2 7.54
2.03 2 6.50
1.87 2 6.71
選擇類似的
特徵
離群值痕跡
參考痕跡
電流形狀
電壓形狀
電流殘餘
電壓殘餘
類別
異常, 監控
分派類別
更新模型
724
726
728
類似的痕跡可來自先前已審查的痕跡以指引新痕跡的分類或來自新的痕跡以加速審查。
7A
7A
7A

圖 7B