



(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 I851071 B

(45)公告日：中華民國 113 (2024) 年 08 月 01 日

(21)申請案號：112108684

(22)申請日：中華民國 109 (2020) 年 01 月 31 日

(51)Int. Cl. : H01J37/317 (2006.01)

G05B23/02 (2006.01)

G05B19/418 (2006.01)

G06N20/00 (2019.01)

(30)優先權：2019/01/31 美國

16/264,034

(71)申請人：美商應用材料股份有限公司 (美國) APPLIED MATERIALS, INC. (US)

美國

(72)發明人：廖 田青 LIAO, TIANQING (US)；迪達瑞 席瑪 DIDARI, SIMA (US)；拉札高帕
哈瑞克瑞席南 RAJAGOPAL, HARIKRISHNAN (US)

(74)代理人：李世章；彭國洋

(56)參考文獻：

TW 201633853A

TW 201737300A

US 2009/0228408A1

US 2018/0294174A1

審查人員：王志成

申請專利範圍項數：17 項 圖式數：9 共 55 頁

(54)名稱

用於校正離子注入半導體製造工具中的部件故障的方法及系統

(57)摘要

提供了用於校正離子注入半導體製造工具中的部件故障的方法、系統和非暫態電腦可讀取媒體。一種方法包括以下步驟：從與離子注入工具相關的感測器接收與特徵相對應的當前感測器資料；執行特徵分析，以產生用於當前感測器資料的附加特徵；提供附加特徵作為經訓練機器學習模型的輸入；從經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出，其中一個或多個輸出指示預測窗口的信心水平；基於預測窗口的信心水平，來預測離子注入工具的一個或多個部件是否在故障前窗口內；以及響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內，來執行與離子注入工具相關的校正動作。

Methods, systems, and non-transitory computer readable medium are provided for correcting component failures in ion implant semiconductor manufacturing tool. A method includes receiving, from sensors associated with an ion implant tool, current sensor data corresponding to features; performing feature analysis to generate additional features for the current sensor data; providing the additional features as input to a trained machine learning model; obtaining one or more outputs from the trained machine learning model, where the one or more outputs are indicative of a level of confidence of a predicted window; predicting, based on the level of confidence of the predicted window, whether one or more components of the ion implant tool are within a pre-failure window; and responsive to predicting that the one or more components are within the pre-failure window, performing a corrective action associated with the ion implant tool.

指定代表圖：

符號簡單說明：

- 400:方法
- 402:方塊
- 404:方塊
- 406:方塊
- 408:方塊
- 410:方塊
- 412:方塊
- 414:方塊
- 416:方塊

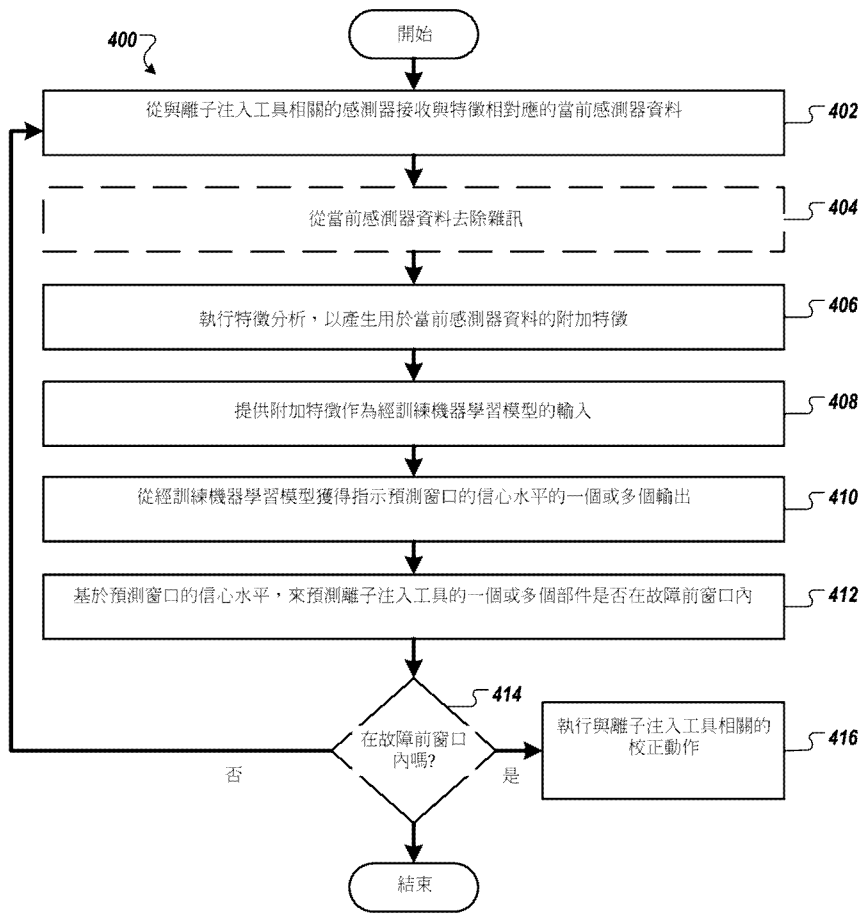


圖4



I851071

【發明摘要】

【中文發明名稱】用於校正離子注入半導體製造工具中的部件故障的方法及系統

【英文發明名稱】METHOD AND SYSTEM FOR CORRECTING COMPONENT FAILURES IN ION IMPLANT SEMICONDUCTOR MANUFACTURING TOOL

【中文】

提供了用於校正離子注入半導體製造工具中的部件故障的方法、系統和非暫態電腦可讀取媒體。一種方法包括以下步驟：從與離子注入工具相關的感測器接收與特徵相對應的當前感測器資料；執行特徵分析，以產生用於當前感測器資料的附加特徵；提供附加特徵作為經訓練機器學習模型的輸入；從經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出，其中一個或多個輸出指示預測窗口的信心水平；基於預測窗口的信心水平，來預測離子注入工具的一個或多個部件是否在故障前窗口內；以及響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內，來執行與離子注入工具相關的校正動作。

【英文】

Methods, systems, and non-transitory computer readable medium are provided for correcting component failures in ion implant semiconductor manufacturing tool. A method includes receiving, from sensors associated with an ion implant tool, current sensor data corresponding to features; performing feature analysis to generate additional features for the current sensor data; providing the additional features as input to a trained machine learning model; obtaining one or more outputs from the

trained machine learning model, where the one or more outputs are indicative of a level of confidence of a predicted window; predicting, based on the level of confidence of the predicted window, whether one or more components of the ion implant tool are within a pre-failure window; and responsive to predicting that the one or more components are within the pre-failure window, performing a corrective action associated with the ion implant tool.

【指定代表圖】第（ 4 ）圖。

【代表圖之符號簡單說明】

4 0 0 : 方 法

4 0 2 : 方 塊

4 0 4 : 方 塊

4 0 6 : 方 塊

4 0 8 : 方 塊

4 1 0 : 方 塊

4 1 2 : 方 塊

4 1 4 : 方 塊

4 1 6 : 方 塊

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】用於校正離子注入半導體製造工具中的部件故障的方法及系統

【英文發明名稱】METHOD AND SYSTEM FOR CORRECTING COMPONENT FAILURES IN ION IMPLANT SEMICONDUCTOR MANUFACTURING TOOL

【技術領域】

【0001】 本揭示涉及校正部件故障，並且更具體地，涉及校正半導體製造工具中的部件故障。

【先前技術】

【0002】 製造裝備的不中斷效能的限制因素之一是部件故障。例如，溢流槍和源槍的故障可能中斷離子注入工具的效能。部件故障會導致非計劃的停機時間，這對使用者而言是高成本。

【發明內容】

【0003】 以下是本揭示的簡化概述，用以提供對本揭示的一些態樣的基本理解。該概述不是本揭示的廣泛概述。它既不旨在識別本揭示的關鍵或重要元件，亦不旨在描繪本揭示的特定實施方式的任何範疇或申請專利範圍的任何範疇。其唯一目的是以簡化的形式呈現本揭示的一些概念，作為稍後呈現的更詳細描述的序言。

【0004】 在本揭示的態樣中，一種方法可包括：從與離子注入工具相關的複數個感測器接收與複數個特徵相對應的當前感測器資料。該方法可進一步包括：執行特徵分析，以產生用於當前感測器資料的複數個附加特徵。該方法可

進一步包括：提供複數個附加特徵作為經訓練機器學習模型的輸入。該方法可進一步包括：從經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出。該一個或多個輸出可指示預測窗口的信心水平。該方法可進一步包括：基於預測窗口的信心水平，來預測離子注入工具的一個或多個部件是否在故障前窗口內。該方法可進一步包括：響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內，來執行與離子注入工具相關的校正動作。

【0005】 在本揭示的進一步態樣中，一種方法可包括：從與離子注入工具相關的複數個感測器接收與複數個特徵相對應的歷史感測器資料。該方法可進一步包括：決定複數個窗口，該複數個窗口包括用於歷史感測器資料的第一子集的正常操作窗口和用於歷史感測器資料的第二子集的故障前窗口。該方法可進一步包括：執行特徵分析，以產生用於歷史感測器資料的複數個附加特徵。該方法可進一步包括：使用包括複數個附加特徵的訓練資料和包括複數個窗口的目標輸出，來訓練機器學習模型，以產生經訓練機器學習模型。該經訓練機器學習模型可能能夠產生指示一個或多個離子注入工具部件是否在故障前窗口內的一個或多個輸出。

【0006】 在本揭示的進一步態樣中，一種系統可包括記憶體和耦合到記憶體的處理裝置。該處理裝置可進行以下操作：從與離子注入工具相關的複數個感測器接收與複數個特徵相對應的當前感測器資料。該處理裝置可進一步進行

以下操作：執行特徵分析，以產生用於當前感測器資料的複數個附加特徵。該處理裝置可進一步進行以下操作：提供複數個附加特徵作為經訓練機器學習模型的輸入。該處理裝置可進一步進行以下操作：從經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出。該一個或多個輸出可指示預測窗口的信心水平。該處理裝置可進一步進行以下操作：基於預測窗口的信心水平，來預測離子注入工具的一個或多個部件是否在故障前窗口內。該處理裝置可進一步進行以下操作：響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內，來執行與離子注入工具相關的校正動作

【圖式簡單說明】

【0007】 在附圖的圖中，藉由示例而非限制的方式示出本揭示。

【0008】 圖 1 是示出根據某些實施例的示例性系統架構的方塊圖。

【0009】 圖 2 是根據某些實施例的創建用於機器學習模型的資料集合的示例資料集合產生器。

【0010】 圖 3 是示出根據某些實施例的用於預測部件故障的系統的方塊圖。

【0011】 圖 4 至圖 6 是示出根據某些實施例的用於預測部件故障的示例方法的流程圖。

【0012】 圖 7 A 至圖 7 B 是示出根據某些實施例的用於預測部件故障的系統的方塊圖。

【0013】 圖 8 A 至圖 8 B 是示出根據某些實施例的預測部件故障的曲線圖。

【0014】 圖 9 是示出根據某些實施例的電腦系統的方塊圖。

【實施方式】

【0015】 本文描述的是，旨在校正半導體製造工具中的部件故障的技術。部件故障會中斷製造裝備的效能。例如，溢流槍和源槍的故障會中斷離子注入半導體製造工具的效能。部件故障可導致計劃外停機、高使用者成本、裝備和產品損壞等。過早更換部件可能會導致高維護成本、部件的浪費及不必要的時間花費在更換部件上。

【0016】 本文揭示的裝置、系統及方法提供了校正半導體製造工具中的部件故障(例如，用於離子注入半導體製造工具中的電漿源槍的壽命終止預測)。本文揭示的裝置、系統及方法可針對使用推導的感測器讀數的離子注入工具提供關鍵部件故障預測(例如，藉由使用深度學習模型)。處理裝置可從與製造裝備(例如，離子注入工具)相關的複數個感測器接收與特徵相對應的當前感測器資料(例如，壓力、溫度、流量、功率等)。處理裝置可進一步執行特徵分析，以產生用於當前感測器資料的附加特徵。可基於一個或多個特徵，來產生附加特徵。例如，附加特徵可包括以下項目中的一個或多個：比率、範圍、增量、最大值等。處理裝置可進一步將附加特徵作為輸入提供給經訓練機器學習模型，並且隨後從經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出。一個或多個輸出可指示預測窗口的信心水平。處理裝

置可基於預測窗口的信心水平，來預測離子注入工具的一個或多個部件是否在故障前窗口內。故障前窗口可以是在預測發生部件的故障之前的時間窗口(例如，24小時、48小時)。處理裝置可進一步響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內，來執行與離子注入工具相關的校正動作。校正動作(例如，校正及/或搶先校正部件故障)可包括提供警報、中斷製造裝備的操作及/或導致一個或多個部件被更換。

【0017】 本文揭示的裝置、系統及方法還提供了用於預測部件的故障的機器學習模型的訓練。在一些實施例中，處理裝置可從與製造裝備(例如，離子注入工具)相關的感測器接收與特徵相對應的歷史感測器資料(例如，感測器的歷史值、壓力、流量、功率等資料)。處理裝置可進一步決定與歷史感測器資料相對應的窗口。窗口可包括用於歷史感測器資料的第一子集的正常操作窗口和用於歷史感測器資料的第二子集的故障前窗口。處理裝置可進一步執行特徵分析，以產生用於歷史感測器資料的附加特徵(例如，比率、範圍、增量、最大值等)。處理裝置可進一步使用包括附加特徵的訓練資料和包括窗口的目標輸出，來訓練機器學習模型，以產生經訓練機器學習模型。經訓練機器學習模型可能能夠產生一個或多個輸出，該一個或多個輸出指示一個或多個部件(例如，離子注入工具部件)是否在故障前窗口內(例如，執行與離子注入工具的一個或多個部件相關的校正動作)。可使用與第一製造裝備相關的歷史感測器

資料，來訓練機器學習模型，並且可使用機器學習模型，來預測其他製造裝備的部件故障。

【0018】 本揭示的態樣還導致技術優勢。通常，使用部件直到出現故障，或過早更換部件。藉由處理裝置對一個或多個部件預測故障前窗口（例如，壽命終止、24小時、48小時），該處理裝置可導致校正動作，以便在故障之前更換一個或多個部件。在故障之前更換部件（例如，而不是在故障之後）減少停機時間、減少對製造裝備和產品的損壞、減少計劃外維護、減少更換部件的緊急運送等。在故障前窗口內更換部件（例如，而不是過早地隨意更換部件），減少仍可使用的當前部件的浪費、減少與太頻繁更換部件相關的成本、減少維護等。與分析所有感測器資料（例如，包括雜訊和所有特徵）相比，（在使用經訓練機器學習模型來預測一個或多個部件是否在故障前窗口內之前）接收感測器資料、減少雜訊及執行特徵分析提供了能量消耗（例如，電池消耗）、頻寬、延遲等的顯著降低。

【0019】 圖1是示出根據某些實施例的示例性系統架構100的方塊圖。系統架構100包括客戶端裝置120、故障預測伺服器130及資料儲存140。故障預測伺服器130可以是故障預測系統110的一部分。

【0020】 客戶端裝置120、故障預測伺服器130、資料儲存140、伺服器機器170、伺服器機器180、製造裝備124（例如，離子注入工具等）及感測器126可經由網路160彼此耦合，以供故障預測。在一些實施例中，網路160是

公共網路，其向客戶端裝置 120 提供對故障預測伺服器 130、資料儲存 140 及其他公共可用計算裝置的訪問。在一些實施例中，網路 160 是私有網路，其向客戶端裝置 120 提供對故障預測伺服器 130、資料儲存 140 及其他私有可用計算裝置的訪問。網路 160 可包括一個或多個廣域網路 (W A N)、區域網路 (L A N)、有線網路 (例如，乙太網路)、無線網路 (例如，802.11 網路或 W i - F i 網路)、手機網路 (例如，長期演進 (L T E) 網路)、路由器、集線器、交換器、伺服器電腦及 / 或其組合。

【0021】 製造裝備 124 可用於半導體處理。製造裝備 124 可包括離子注入工具。離子注入工具可將原子插入半導體裝置中，以控制通過半導體裝置的電力流 (例如，以製造電晶體等)。製造裝備 124 (例如，離子注入工具) 可包括部件，諸如溢流槍 124 A、源槍 124 B 等。溢流槍 124 A 可以是向目標 (例如，溢流區域，絕緣體或半導體上的區域) 提供穩定的低能量電子流的機電裝置。源槍 124 B (例如，電漿源槍) 可以用於在半導體裝置上沉積電漿的電漿源 (例如，以顯著的流動速度噴射電漿，以在半導體裝置上具有電漿的高能沉積)。

【0022】 製造裝備 124 (例如，離子注入工具) 的不中斷效能的限制因素可能是一個或多個部件 (例如，溢流槍 124 A、源槍 124 B 等) 的故障，這可能導致計劃外停機時間。感測器 126 可捕獲與製造裝備 124 相關的感測器資料 (例如，原始感測器資料、溫度、壓力、功率、流量等)。

例如，可將離子注入器工具裝配數百個感測器，其採集速度為數千赫茲。給定感測器的數量、感測器資料的獲取速度及部件的預期壽命（例如，六個月等），捕獲的感測器資料（例如，原始感測器資料）的數量可能會非常大。可將來自感測器 1 2 6 的感測器資料 1 4 2 儲存在資料儲存 1 4 0 中。

【0023】 如本文描述，半導體處理可包括以下項目中的一個或多個：針對晶圓的半導體製造或顯示器製造（例如，平板顯示器製造）。故障預測可與半導體製造裝備的一個或多個部件相關（例如，預測用於針對晶圓的半導體製造的部件的故障），或與顯示器製造的一個或多個部件相關（例如，預測用於顯示器製造的部件的故障）。

【0024】 客戶端裝置 1 2 0 可包括計算裝置，諸如個人電腦（P C）、膝上型電腦、行動手機、智慧型手機、平板電腦、上網本電腦、網路連接的電視（「智慧型電視」）、網路連接的媒體播放器（例如，藍光播放器）、機上盒、頂上（O T T）串流裝置、操作器盒等。客戶端裝置 1 2 0 可能能夠經由網路 1 6 0 傳輸資訊（例如，用於故障預測的製造裝備 1 2 4 的選擇），並且經由網路 1 6 0 接收與預測故障相關的指示（例如，預測窗口的信心水平、執行校正動作的指令等）。與預測故障相關的指令可指定製造裝備 1 2 4 的一個或多個部件當前與時間的預測窗口 1 5 6 B（例如，正常操作窗口、故障前窗口、故障窗口等）相關。與預測故障相關的指令可指示以下項目中的一個或多個：直到故障的時間量、待更換的部件、如何更換部件、製造裝備 1 2 4 的操作是否已中斷（例

如，已關閉)或製造裝備124的操作是否應中斷。客戶端裝置120可響應於接收與預測故障相關的指示，來經由圖形使用者界面(GUI)顯示警報。每個客戶端裝置120可包括允許使用者產生、觀看及編輯資訊以及觀看警報的作業系統。

【0025】 客戶端裝置120可包括校正動作部件122。校正動作部件122可接收使用者輸入(例如，經由GUI，其經由客戶端裝置120顯示)，並且可基於使用者輸入，來產生要對製造裝備124執行故障預測的指示。校正動作部件122可將指示發送到故障預測伺服器130。在一些實施例中，校正動作部件122將感測器資料142(例如，來自與製造裝備124耦合的感測器126)發送到故障預測伺服器130。校正動作部件122可從故障預測伺服器130接收與預測故障相關的指示(例如，響應於故障預測伺服器130決定故障前窗口)。校正動作部件122可導致執行校正動作。校正動作可指的是校正及/或預先校正部件故障(例如，基於預測故障前窗口)。例如，為導致執行校正動作，校正動作部件122可提供警報(例如，經由客戶端裝置120的GUI、經由製造裝備124等)、可中斷製造裝備124的操作(例如，關閉製造裝備124的一個或多個部分)及/或可導致更換一個或多個部件。

【0026】 故障預測伺服器130可包括一個或多個計算裝置，諸如機架式伺服器、路由器電腦、伺服器電腦、個人電腦、大型電腦、膝上型電腦、平板電腦、桌上型電腦等。

故障預測伺服器 130 可包括故障預測部件 132。在一些實施例中，故障預測部件 132 可接收感測器資料 142 (例如，來自耦合到製造裝備 124 的感測器 126)。感測器資料 142 可包括隨時間變化的記錄值和針對每個值的對應時間戳 (例如，在第一時間點的第一記錄溫度、在第二時間點的第二記錄溫度等)。感測器資料 142 可以是原始追蹤資料 (例如，沒有任何特徵工程)。故障預測部件 132 可從當前感測器資料 150 去除雜訊、執行特徵分析以產生用於當前感測器資料 150 的附加特徵、預測製造裝備 124 的一個或多個部件是否在故障前窗口內、及響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內來執行與製造裝備 124 相關的校正動作。

【0027】 為了預測部件是否在故障前窗口內，故障預測部件 132 可將當前感測器資料 150 (例如，當前附加特徵 154) 提供給模型 190 (例如，卷積長短期記憶體 (LSTM) (convLSTM) 模型、深度學習模型、隨機森林模型等)，以供故障預測。故障預測部件 132 可基於當前感測器資料 150 從模型 190 接收用於預測窗口 156B 的信心水平 158。

【0028】 感測器資料 150 的每個特徵 (例如，歷史特徵 146、當前特徵 152 等) 可以包括序列 (例如，第一值、第二值等)、時間戳 (例如，在第一值的時間、在第二值的時間等)、及哪個感測器 126 對應到序列的指示。可藉由對特徵中的一個或多個執行一個或多個操作，來產生每個附加特徵 (例如，歷史附加特徵 148、當前附加特徵 154)。一個或

多個操作可包括來自複數個感測器 1 2 6 中的一個或多個的特徵(例如,對應感測器資料)的比率、範圍、增量或最大值中的一個或多個。例如,第一特徵可以是從感測器 1 2 6 的壓力感測器接收的壓力測量的序列,第二特徵可以是從感測器 1 2 6 的溫度感測器接收的溫度測量的序列,及第一附加特徵可以是壓力測量的序列除以每個對應溫度測量的比率(例如,第一附加特徵可以是包括在第一時間點的第一壓力值除以在第一時間點的第一溫度值、在第二時間點的第二壓力值除以在第二時間點的第二溫度值等的序列)。

【0029】 資料儲存 1 4 0 可以是記憶體(例如,隨機存取記憶體)、碟(例如,硬碟、隨身碟)、資料庫系統或能夠儲存資料的另一類型的部件或裝置。資料儲存 1 4 0 可包括可跨越多個計算裝置(例如,多個伺服器電腦)的多個儲存部件(例如,多個碟或多個資料庫)。資料儲存 1 4 0 可儲存以下項目中的一個或多個:感測器資料 1 4 2(例如,歷史感測器資料 1 4 4、歷史特徵 1 4 6、歷史附加特徵 1 4 8、當前感測器資料 1 5 0、當前特徵 1 5 2、當前附加特徵 1 5 4 等)、窗口 1 5 6(例如,歷史窗口 1 5 6 A、預測窗口 1 5 6 B)、信心水平 1 5 8 等。

【0030】 在一些實施例中,故障預測系統 1 1 0 進一步包括伺服器機器 1 7 0 和伺服器機器 1 8 0。伺服器機器 1 7 0 和 1 8 0 可以是一個或多個計算裝置(諸如機架式伺服器、路由器電腦、伺服器電腦、個人電腦、大型電腦、膝上型電腦、平板電腦、桌上型電腦等)、資料儲存(例如,硬碟、記憶體資料庫)、網路、軟體部件或硬體部件。

【0031】 伺服器機器 170 包括資料集合產生器 172，其能夠產生一個或多個資料集合（例如，圖 2 中的資料輸入 210 的集合和目標輸出 220 的集合），以訓練、驗證或測試機器學習模型 190。下文參照圖 2 和圖 6 詳細描述了資料集合產生器 172 的一些操作。在一些實施例中，資料集合產生器 172 可將歷史感測器資料 144 劃分成訓練集合（例如，歷史感測器資料 144 的百分之六十）、驗證集合（例如，歷史感測器資料 144 的百分之二十）及測試集合（例如，歷史感測器資料 144 的百分之二十）。伺服器機器 180 包括訓練引擎 182。在一些實施例中，伺服器機器 180 包括訓練引擎 182、驗證引擎 184 及測試引擎 186。訓練引擎 182 可能能夠使用來自資料集合產生器 172 的訓練集合，來訓練機器學習模型 190。訓練引擎 182 可產生一個或多個經訓練機器學習模型 190。

【0032】 驗證引擎 184 可能能夠使用來自資料集合產生器 172 的驗證集合，來驗證經訓練機器學習模型 190。驗證引擎 184 可基於驗證集合，來決定每個經訓練機器學習模型 190 的準確度。驗證引擎 184 可捨棄具有不滿足閾值準確度的準確度的經訓練機器學習模型 190。

【0033】 測試引擎 186 可能能夠使用來自資料集合產生器 172 的測試集合，來測試經訓練機器學習模型 190。測試引擎 186 可基於測試集合，來決定在所有經訓練機器學習模型中準確度最高的經訓練機器學習模型 190。

【0034】 機器學習模型 190 可指的是，由訓練引擎 182 使用訓練集合創建的模型人工產物，該訓練集合包括資料輸入和對應目標輸出（各個訓練輸入的正確答案）。可找到資料集合中的模式，該等模式將資料輸入映射到目標輸出（正確答案），並且為機器學習模型 190 提供了捕獲這些模式的映射。在一些實施例中，機器學習模型 190 可使用一個或多個 L S T M 層和 s o f t m a x 層（參見圖 7 A 至圖 7 B）。

【0035】 在一些實施例中，故障預測部件 132 可將歷史感測器資料 144 和歷史窗口 156 A 提供給資料集合產生器 172。資料集合產生器 172 可將歷史感測器資料 144 作為輸入而將歷史窗口 156 作為輸出提供給訓練引擎 182、驗證引擎 184 及 / 或測試引擎 186 中的一個或多個，以進行以下項目中的一個或多個：訓練、驗證或測試機器學習模型 190。

【0036】 在一些實施例中，故障預測系統 110 可基於以下項目中的一個或多個：不同超參數（例如，不同數量的 L S T M 層）、機器學習模型的不同類型、歷史附加特徵 148 的不同集合等，來產生不同模型 190。故障預測系統 110 可進行以下項目中的一個或多個：訓練、驗證或測試不同模型 190，並且選擇最準確的模型 190。

【0037】 在一些實施例中，故障預測部件 132 可將當前感測器資料 150 作為輸入提供給經訓練機器學習模型 190，並且用輸入運作經訓練機器學習模型 190，以獲得一個或多個輸出。如下文相對於圖 4 詳細描述的，故障預測部件 132 可能能夠決定預測窗口 156 B（例如，基於經訓練機器學習

模型 1 9 0 的輸出，藉由從輸出提取預測窗口 1 5 6 B 的信心水平等)。故障預測部件 1 3 2 還可基於輸出，來決定信心資料。信心資料可指示預測窗口 1 5 6 B 對應到製造裝備 1 2 4 的信心水平。故障預測部件 1 3 2 可使用信心水平 1 5 8，來選擇預測窗口 1 5 6 B。

【0038】 信心資料可包括或指示與製造裝備 1 2 4 的一個或多個部件的未來故障相對應的預測窗口 1 5 6 B 的信心水平 1 5 8。在一個示例中，信心水平是在 0 與 1 之間的實數，其中 0 指示與製造裝備 1 2 4 的一個或多個部件的未來故障相對應的預測窗口 1 5 6 B 的沒有信心，而 1 指示與製造裝備 1 2 4 的一個或多個部件的未來故障相對應的預測窗口 1 5 6 B 的絕對信心。

【0039】 故障預測部件 1 3 2 可基於模型 1 9 0 的輸出，來決定多個預測窗口 1 5 6 B 和對應信心水平 1 5 8 (例如，正常操作窗口的 1 0 % 信心水平和故障前操作窗口的 9 0 % 信心水平)。在一些實施例中，故障預測部件 1 3 2 選擇具有最高信心水平的預測窗口。在一些實施例中，故障預測部件 1 3 2 選擇具有信心水平超過 5 0 % 的預測窗口。

【0040】 出於說明而非限制的目的，本揭示的態樣描述了訓練機器學習模型及使用經訓練學習模型，其使用當前感測器資料 1 5 0 來決定預測窗口 1 5 6 B。在其他實施方式中，使用啟發式模型或基於規則的模型，來決定基於感測器資料 1 4 2 (例如，歷史感測器資料 1 4 4、當前感測器資料 1 5 0 等)的預測窗口 1 5 6。可在啟發式或基於規則的模型中監控

或以其他方式使用相對於圖 2 的資料輸入 210 描述的任何資訊。

【0041】 在一些實施例中，可由更少數量的機器來提供客戶端裝置 120、故障預測伺服器 130、伺服器機器 170 及伺服器機器 180 的功能。例如，在一些實施例中，可將伺服器機器 170 和 180 整合到單一機器中。在一些其他實施例中，可將伺服器機器 170、伺服器機器 180 及故障預測伺服器 130 整合到單一機器中。

【0042】 通常，在一個實施例中描述為由客戶端裝置 120、伺服器機器 170 及伺服器機器 180 執行的功能，如果合適的話，還可以在其他實施例中的故障預測伺服器 130 上來執行。另外，歸因於特定部件的功能可由一起操作的不同或多個部件來執行。例如，在一些實施例中，故障預測伺服器 130 可接收指示用於故障預測的製造裝備 124 (例如，半導體處理工具) 的使用者輸入，並且故障預測伺服器 130 可基於預測窗口 156 B 的信心水平 158，來提供警報、關閉製造裝備 124 等。在另一示例中，客戶端裝置 120 可進行以下項目中的一個或多個：從感測器資料 142 去除雜訊、對感測器資料 142 執行特徵分析、決定預測窗口 156 B 的信心水平 158、預測一個或多個部件是否在故障前窗口內、或執行校正動作。在另一示例中，資料集合產生器 172 可從歷史感測器資料 144 去除雜訊，並且對歷史感測器資料 144 執行特徵分析。

【0043】 另外，特定部件的功能可由一起操作的不同或多個部件來執行。故障預測伺服器130、伺服器機器170或伺服器機器180中的一個或多個可藉由適當的應用程式界面(API)作為提供給其他系統或裝置的服務來訪問。

【0044】 在實施例中，「使用者」可表示為單一個體。然而，本揭示的其他實施例涵蓋「使用者」為由複數個使用者及/或自動源控制的實體。例如，可將聯合為管理員群組的個別使用者集合視為「使用者」。

【0045】 儘管就從耦合到製造裝備124的感測器126接收的感測器資料150討論了本揭示的實施例，但是實施例通常還可應用於隨時間接收的資料(例如，不規則的時間序列資料等)。實施例通常可應用於優化隨時間產生資料的處理。用於晶圓或顯示器製造的製造裝備124的示例為物理氣相沉積(PVD)裝備、化學氣相沉積(CVD)裝備、原子層沉積(ALD)裝備、化學機械拋光(CMP)裝備及蝕刻裝備。

【0046】 圖2是根據某些實施例的示例資料集合產生器272(例如，圖1的資料集合產生器172)，用於使用歷史感測器資料244(例如，圖1的歷史感測器資料144)，為機器學習模型290(例如，圖1的模型190)創建資料集合。圖2的系統200示出了資料集合產生器272、資料輸入210及目標輸出220。

【0047】 在一些實施例中，資料集合產生器272產生包括一個或多個資料輸入210(例如，訓練輸入、驗證輸入、測試輸入)和一個或多個目標輸出220的資料集合(例如，訓

練集合、驗證集合、測試集合)。資料集合還可包括將資料輸入210映射到目標輸出220的映射資料。資料輸入210還可稱為「特徵」、「屬性」或「資訊」。在一些實施例中，資料集合產生器272可將資料集合提供給訓練引擎182、驗證引擎184或測試引擎186中的一個或多個，其中資料集合用於訓練、驗證或測試機器學習模型190。產生訓練集合的一些實施例可相對於圖6來進一步描述。

【0048】 在一些實施例中，資料輸入210可包括用於歷史感測器資料244的一個或多個特徵集合212A。每個特徵集合212可包括以下項目中的至少一個：歷史特徵246(例如，圖1的歷史特徵146)或歷史附加特徵248(例如，圖1的歷史附加特徵148)。例如，特徵集合212可包括一個或多個歷史附加特徵248。

【0049】 在一些實施例中，資料集合產生器272可產生與第一特徵集合212A相對應的第一資料輸入210A，以訓練、驗證或測試第一機器學習模型，並且資料集合產生器272可產生與第二特徵集合212B相對應的第二資料輸入210B，以訓練、驗證或測試第二機器學習模型。

【0050】 在一些實施例中，資料集合產生器272可離散化目標輸出220(例如，以用於回歸問題的分類演算法)。目標輸出220的離散化可將變數的連續值轉換成離散值。在一些實施例中，用於目標輸出220的離散值指示歷史窗口256(例如，正常操作窗口、故障前窗口、故障窗口等)。

在一些實施例中，用於目標輸出 220 的離散值指示安裝後多少時間一個或多個部件發生故障(例如，天、小時等)。

【0051】 用於訓練、驗證或測試機器學習模型的資料輸入 210 和目標輸出 220 可包括來自特定設施(例如，來自特定半導體製造設施)的資訊。例如，歷史感測器資料 244 可與圖 1 的當前感測器資料 150 來自相同製造設施。在一些實施例中，用於訓練機器學習模型的資訊可來自具有特定特徵的製造設施的特定部件群組(例如，來自特定時間框的部件、用於特定類型的製造裝備的部件等)，並且允許經訓練機器學習模型基於與共享特定群組的特徵的一個或多個部件相關的歷史感測器資料，來預測用於特定部件群組的故障前窗口。在一些實施例中，用於訓練機器學習模型的資訊可用於來自兩個或兩個以上製造設施的部件，並且可允許經訓練機器學習模型基於來自一個製造設施的輸入，來決定部件的結果。在一些實施例中，用於訓練機器學習模型的資訊可與一個或多個第一離子注入工具相關，並且經訓練機器學習模型可用於預測與一個或多個第一離子注入工具不同的一個或多個第二離子注入工具的部件故障。

【0052】 在一些實施例中，在產生資料輸入 210 和使用資料集合來訓練、驗證或測試機器學習模型 190 之後，可進一步使用來自一個或多個製造設施的附加歷史感測器資料和對應歷史窗口，來訓練、驗證或測試或調整機器學習模型 190(例如，調整與機器學習模型 190 的資料輸入相關的權重，諸如類神經網路中的連接權重、調整超參數等)。

【0053】 圖 3 是示出用於決定預測窗口 3 5 6 B (例如，圖 1 的預測窗口 1 5 6 B) 的信心水平 3 5 8 (例如，圖 1 的信心水平 1 5 8) 的系統 3 0 0 的方塊圖。系統 3 0 0 可提供用於半導體製造工具的故障預測 (例如，用於離子注入半導體製造工具中的電漿源槍的壽命終止預測)。

【0054】 在方塊 3 1 0，系統 3 0 0 (例如，圖 1 的故障預測系統 1 1 0) 執行歷史感測器資料 3 4 4 (例如，圖 1 的歷史感測器資料 1 4 4) 的資料劃分 (例如，經由圖 1 的伺服器機器 1 7 0 的資料集合產生器 1 7 2)，以產生訓練集合 3 0 2、驗證集合 3 0 4 及測試集合 3 0 6。在一些實施例中，系統 3 0 0 產生與每個資料集合相對應的複數個特徵集合。

【0055】 在方塊 3 1 2，系統 3 0 0 使用訓練集合 3 0 2，來執行模型訓練 (例如，經由圖 1 的訓練引擎 1 8 2)。系統 3 0 0 可使用訓練集合 3 0 2 的多個特徵集合 (例如，訓練集合 3 0 2 的第一特徵集合、訓練集合 3 0 2 的第二特徵集合等)，來訓練多個模型。

【0056】 在方塊 3 1 4，系統 3 0 0 使用驗證集合 3 0 4，來執行模型驗證 (例如，經由圖 1 的驗證引擎 1 8 4)。系統 3 0 0 可使用驗證集合 3 0 4 的對應特徵集合，來驗證每個經訓練模型。在方塊 3 1 4，系統可決定一個或多個經訓練模型中的每一個的準確度，並且可決定經訓練模型中的一個或多個是否具有滿足閾值準確度的準確度。響應於決定沒有任何經訓練模型具有滿足閾值準確度的準確度，流程返回到方塊 3 1 2，其中系統 3 0 0 使用訓練集合的不同特徵集合，來執

行模型訓練。響應於決定經訓練模型中的一個或多個具有滿足閾值準確度的準確度，流程繼續到方塊 316。

【0057】 在方塊 316，系統 300 執行模型選擇，以決定滿足閾值準確度的一個或多個經訓練模型中的哪個具有最高準確度(例如，所選模型 308)。響應於決定滿足閾值準確度的經訓練模型中的兩個或兩個以上具有相同準確度，流程可返回到方塊 312，其中系統 300 使用進一步細化訓練集合，來執行模型訓練，該進一步細化訓練集合對應到用於決定具有最高準確度的經訓練模型的進一步細化特徵集合。

【0058】 在方塊 318，系統 300 使用測試集合 306，來執行模型測試(例如，經由圖 1 的測試引擎 186)，以測試所選模型 308。在方塊 318，系統 300 可使用測試集合 306，來決定所選模型 308 的準確度是否滿足閾值準確度。響應於所選模型 308 的準確度不滿足閾值準確度(例如，所選模型 308 過度適合驗證集合 304)，流程繼續到方塊 312，其中系統 300 使用對應到不同特徵集合的不同訓練集合，來執行模型訓練。響應於基於測試集合 306 決定所選模型 308 具有滿足閾值準確度的準確度，流程繼續到方塊 320。在至少方塊 312 中，模型可學習歷史感測器資料中的模式，以進行預測，並且在方塊 318 中，系統 300 可將模型應用於其餘資料(例如，測試集合 306)，以測試預測。

【0059】 在一些實施例中，除了針對不同模型的訓練、驗證或測試中的一個或多個使用不同特徵集合(例如，歷史附

加特徵 148 的不同組合) 之外，系統 300 還可包括不同模型中的不同超參數，以決定哪些特徵和哪些超參數提供最高準確度。在一些實施例中，代替針對不同模型的訓練、驗證或測試中的一個或多個使用不同特徵集合，系統 300 使用不同模型中的不同超參數(例如，其中每個模型使用相同的歷史附加特徵 148 集合)，以決定哪些超參數提供最高準確度。

【0060】 在方塊 320，系統 300 使用經訓練模型(例如，所選模型 308)，來接收當前感測器資料 350(例如，圖 1 的當前感測器資料 150)並且輸出預測窗口 356B 的信心水平 358(例如，圖 1 的預測窗口 156B 的信心水平 158)。

【0061】 可響應於接收附加感測器資料，將附加感測器資料輸入到方塊 312 中，以經由模型再訓練來更新經訓練模型。

【0062】 圖 4 至圖 6 是示出根據某些實施例的與故障預測相關的示例方法 400、500 及 600 的流程圖。方法 400、500 及 600 可由處理邏輯來執行，處理邏輯可包括硬體(例如，電路、專用邏輯、可程式化邏輯、微碼、處理裝置等)、軟體(諸如在處理裝置、通用電腦系統或專用機器上執行的指令)、韌體、微碼或其組合。在一個實施例中，方法 400、500 及 600 可部分地由故障預測系統 110 來執行。在一些實施例中，方法 400、500 及 600 可由故障預測伺服器 130 來執行。在一些實施例中，暫態電腦可讀取儲存媒體儲存指

令，該等指令在由處理裝置(例如，故障預測系統110的處理裝置)執行時導致處理裝置執行方法400、500及600。

【0063】 為簡化說明，將方法400、500及600描繪和描述為一系列動作。然而，根據本揭示的動作可以各種順序及/或同時發生並且與本文未呈現和描述的其他動作一起發生。此外，根據所揭示的標的，並非所有示出的動作都可以執行來實現方法400、500及600。另外，本領域具有通常知識者將理解並認識的是，可將方法400、500及600替代地經由狀態圖或事件表示為一系列相互關聯的狀態。

【0064】 圖4是根據某些實施例的用於預測部件故障的方法400的流程圖。在一些實施例中，方法400由故障預測伺服器130的故障預測部件132的處理邏輯來執行。

【0065】 在方塊402，處理邏輯從與製造裝備(例如，製造裝備124、離子注入工具)相關的感測器(例如，感測器126)接收與特徵相對應的當前感測器資料(例如，當前感測器資料150)。特徵可以是當前感測器資料的序列，其中當前感測器資料的每個序列由對應感測器捕獲。在一些實施例中，將當前感測器資料串流到處理邏輯。處理邏輯可以資料集、矩陣等中的一個或多個的形式接收感測器資料。在一些實施例中，將感測器資料保存和聚集在資料儲存140中。

【0066】 在一些實施例中，在方塊404，處理邏輯從當前感測器資料去除雜訊。在一些實施例中，處理邏輯藉由平均在時間間隔內的當前感測器資料(例如，在10秒時間段內

的平均感測器資料值等)來從當前感測器資料去除雜訊。在一些實施例中，處理邏輯藉由從當前感測器資料去除異常值來去除雜訊。

【0067】 在方塊406，處理邏輯執行特徵分析，以產生用於當前感測器資料的附加特徵(例如，當前附加特徵154)。附加特徵可包括來自複數個感測器中的一個或多個的對應感測器資料的比率、範圍、增量或最大值中的一個或多個。在一些實施例中，附加特徵可包括鍵感測器的統計特徵(例如，平均值、標準差等)。

【0068】 在一些實施例中，處理邏輯藉由接收指示待計算的附加特徵的使用者輸入來執行特徵分析。在一些實施例中，(參見圖5，基於附加特徵的使用者輸入、基於其他參數的使用者輸入、在沒有使用者輸入的情況下)產生用於特徵分析(例如，特徵工程)的模型。用於特徵分析的模型可以是卷積類神經網絡(CNN)(例如，執行一維卷積的CNN)。CNN可擅長學習感測器資料142中的時間結構，並且可決定用於故障和正常資料的不變特徵(例如，用於決定正常操作窗口、故障前窗口等)。

【0069】 處理邏輯可藉由在矩陣中接收當前感測器資料及經由一維卷積處理矩陣以輸出複數個附加特徵，來執行分析。

【0070】 在方塊408，(例如，在去除雜訊之後)處理邏輯提供附加特徵作為經訓練機器學習模型的輸入。經訓練機器學習模型可包括一個或多個LSTM層和softmax層。經

訓練機器學習模型可能已經藉由一個或多個 LSTM 層將空間特徵學習為序列。可將時間序列結構建置在預測中。可對經訓練機器學習模型進行加權，以懲罰誤分類(例如，以避免產生誤正確)。由方法 400 產生的當前預測可基於當前感測器資料 150 的先前時間步驟。

【0071】 可基於來自第二複數個感測器的歷史感測器資料來產生經訓練機器學習模型，第二複數個感測器與不同於方塊 402 的製造裝備(例如，離子注入工具)的製造裝備(例如，第二離子注入工具)相關。

【0072】 在方塊 410，處理邏輯從經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出。在一些實施例中，一個或多個輸出指示預測窗口(例如，預測窗口 156B)的信心水平(例如，信心水平 158)。在一些實施例中，處理邏輯從一個或多個輸出提取預測窗口的信心水平。在一些實施例中，處理邏輯決定多個預測窗口和對應信心水平(例如，正常操作窗口的信心水平為 10%，並且故障前窗口的信心水平為 90%)。

【0073】 在方塊 412，處理邏輯基於預測窗口的信心水平，來預測製造裝備的一個或多個部件(例如，離子注入工具)是否在故障前窗口內。處理邏輯可藉由決定預測窗口的信心水平指示故障前窗口的大於 50% 信心度，來預測一個或多個部件是在故障前窗口內。

【0074】 在方塊 414，處理邏輯決定預測窗口的信心水平是否指示離子注入工具的一個或多個部件是在故障前窗口內。響應於預測窗口的信心水平指示一個或多個部件不在

故障前窗口內，流程繼續到方塊 402，其中接收附加感測器資料（例如，方法 400 的循環）。響應於預測窗口的信心水平指示一個或多個部件是在故障前窗口內，流程繼續到方塊 416。一個或多個部件可以是離子注入工具的部件，諸如溢流槍或源槍中的至少一個。

【0075】 在方塊 416，處理邏輯執行與離子注入工具相關的校正動作（例如，響應於預測到一個或多個部件是在故障前窗口內）。校正動作可包括以下項目中的一個或多個：導致圖形使用者界面顯示警報、中斷製造裝備（例如，離子注入工具）的操作（例如，關閉、降速、停止特定處理等）、或導致一個或多個部件被更換。

【0076】 圖 5 是根據某些實施例的用於訓練機器學習模型以供預測部件故障的方法 500 的流程圖。在一些實施例中，方法 500 由圖 1 的故障預測系統 110 的處理邏輯來執行。在一些實施例中，方法 500 由圖 1 的伺服器機器 180 的處理邏輯來執行。在一些實施例中，方法 500 由圖 1 的伺服器機器 180 的訓練引擎 182 來執行。

【0077】 在方塊 502，處理邏輯從與製造裝備 124（例如，離子注入工具）相關的感測器（例如，感測器 126）接收與特徵（例如，測量值和從與製造裝備 124 相關的感測器 126 接收的對應時間戳）相對應的歷史感測器資料（例如，歷史感測器資料 144）。

【0078】 在一些實施例中，在方塊 504，處理邏輯從歷史感測器資料去除雜訊。處理邏輯可藉由以下項目中的一個

或多個，來從歷史感測器資料去除雜訊：平均在時間間隔內的歷史感測器資料或去除異常值。

【0079】 在方塊 506，處理邏輯決定包括用於歷史感測器資料的第一子集的正常操作窗口和用於歷史感測器資料的第二子集的故障前窗口的窗口（例如，歷史窗口 156A）。處理邏輯可藉由決定故障時間，來決定窗口（例如，基於感測器資料值的峰值、基於健康指數值的峰值，諸如在圖 8B 中）。處理邏輯可決定在故障時間對應到正常操作窗口之前的超過設定的時間量（例如，24 小時、48 小時）捕獲的感測器資料、在故障對應到故障前窗口之前的故障時間與設定的時間量之間捕獲的感測器資料、及在故障時間對應到故障窗口之後捕獲的感測器資料。

【0080】 在方塊 508，處理邏輯執行特徵分析，以產生用於歷史感測器資料的附加特徵（例如，歷史附加特徵 148）。附加特徵可包括來自複數個感測器中的一個或多個的對應感測器資料的比率、範圍、增量或最大值中的一個或多個。處理邏輯可藉由接收矩陣中的歷史感測器資料及經由一維卷積處理矩陣以輸出複數個附加特徵，來執行特徵分析。

【0081】 在一些實施例中，處理邏輯接收與附加特徵相對應的使用者輸入（例如，與附加特徵相關的操作和特定感測器）。處理邏輯可訓練 CNN（例如，基於附加特徵的使用者輸入、具有參數的使用者輸入、沒有使用者輸入等），並且

可在方法 400 中使用經訓練 CNN，來決定附加特徵（例如，當前附加特徵 154）以供使用經訓練機器學習模型。

【0082】 在方塊 510，處理邏輯使用包括附加特徵的訓練資料（例如，在去除雜訊之後）和包括窗口的目標輸出，來訓練機器學習模型（例如，包括一個或多個 LSTM 層和 softmax 層），以產生經訓練機器學習模型。經訓練機器學習模型可能能夠產生指示一個或多個離子注入工具部件（例如，來自一個或多個離子注入工具、來自一個或多個製造裝備 124 等）是否在故障前窗口內的一個或多個輸出（參見圖 4 的方法 400）。

【0083】 在一些實施例中，處理邏輯使用不同特徵（例如，歷史特徵 146、歷史附加特徵 148）或不同超參數中的一個或多個，來訓練多個模型。處理邏輯可進行以下項目中的一個或多個：訓練、驗證或測試不同模型（例如，評估模型），以選擇給出最高準確度的模型。

【0084】 在一些實施例中，處理邏輯部署經訓練機器學習模型，以預測製造裝備的一個或多個部件（例如，離子注入工具的溢流槍、源槍等）是否在故障前窗口內，以供執行校正動作（例如，與一個或多個離子注入工具相關）。在一些實施例中，經訓練機器學習模型將基於來自與第二離子注入工具（例如，不同於用於訓練機器學習模型的離子注入工具）相關的複數個感測器的當前感測器資料來接收輸入，以供預測一個或多個部件是否在故障前窗口內。

【0085】 圖 6 是根據某些實施例的用於產生用於機器學習模型的資料集合以供預測部件故障的方法 600 的流程圖。根據本揭示的實施例，故障預測系統 110 可使用方法 600 來進行以下項目中的至少一個：訓練、驗證或測試機器學習模型。在一些實施例中，方法 600 的一個或多個操作可由如相對於圖 1 和圖 2 描述的伺服器機器 170 的資料集合產生器 172 來執行。可注意到，可使用相對於圖 1 和圖 2 描述的部件，來說明圖 6 的態樣。

【0086】 參照圖 6，在方塊 602，處理邏輯將資料集合 T 初始化為空集合。

【0087】 在方塊 604，處理邏輯產生第一資料輸入（例如，第一訓練輸入、第一驗證輸入），該第一資料輸入包括用於歷史感測器資料的第一特徵集合（如相對於圖 2 描述）。第一資料輸入可包括歷史感測器資料（例如，歷史感測器資料 144）的一個或多個特徵（例如，歷史特徵 146）及 / 或一個或多個附加特徵（例如，歷史附加特徵 148）。

【0088】 在方塊 606，處理邏輯針對資料輸入中的一個或多個（例如，第一資料輸入）產生第一目標輸出。第一目標輸出提供歷史窗口（例如，歷史窗口 156A）的指示。

【0089】 在方塊 608，處理邏輯可選地產生指示輸入 / 輸出映射的映射資料。輸入 / 輸出映射（或映射資料）可指的是資料輸入（例如，本文描述的一個或多個資料輸入）、針對資料輸入的目標輸出（例如，其中目標輸出識別預測窗口）、及資料輸入與目標輸出之間的關聯。

【0090】 在方塊 610，處理邏輯將在方塊 610 產生的映射資料增加到資料集合 T。

【0091】 在方塊 612，處理邏輯基於資料集合 T 是否足夠進行以下項目中的至少一個來分支：訓練、驗證或測試機器學習模型 190。如果是，則執行進行到方塊 614，否則，執行繼續回到方塊 604。應注意的是，在一些實施例中，可僅基於資料集合中的輸入/輸出映射的數量來決定資料集合 T 的足夠性，而同時在一些其他實施方式中，除了輸入/輸出映射的數量之外或代替輸入/輸出映射的數量，可基於一個或多個其他標準（例如，資料示例的多樣性的測量、準確度等）來決定資料集合 T 的足夠性。

【0092】 在方塊 614，處理邏輯提供資料集合 T，以訓練、驗證或測試機器學習模型 190。在一些實施例中，資料集合 T 是訓練集合，並且被提供給伺服器機器 180 的訓練引擎 182 以執行訓練。在一些實施例中，資料集合 T 是驗證集合，並且被提供給伺服器機器 180 的驗證引擎 184 以執行驗證。在一些實施例中，資料集合 T 是測試集合，並且被提供給伺服器機器 180 的測試引擎 186 以執行測試。在一些實施例中，可將資料集合 T 劃分為訓練集合、驗證集合及測試集合（例如，訓練集合可以為 60%，驗證集合可以為 20%，並且測試集合可以為 20%）。響應於正在訓練的機器學習模型（例如，並且被驗證、被測試及滿足閾值準確度），經訓練機器學習模型（例如，藉由故障預測部件 132）可用於故障預測（參見圖 3 至圖 4）。

【0093】 在類神經網路的情況下，例如，將給定輸入/輸出映射的輸入值（例如，與資料輸入210相關的數值）輸入到類神經網路，並且將輸入/輸出映射的輸出值（例如，與目標輸出220相關的數值）儲存在類神經網路的輸出節點中。然後根據學習演算法（例如，反向傳播等）來調整類神經網路中的連接權重，並且針對資料集合T中的其他輸入/輸出映射重複該過程。可由故障預測部件132（故障預測伺服器130的故障預測部件）實施經訓練機器學習模型，以預測用於一個或多個部件的故障窗口。

【0094】 圖7A至圖7B是示出根據某些實施例的用於故障預測的系統700A和700B的方塊圖。

【0095】 參照圖7A，系統700A可接收輸入資料710。輸入資料710可以是矩陣中的感測器資料。可從感測器資料去除雜訊（例如，藉由平均在時間間隔內的原始資料以產生感測器資料、藉由從感測器資料去除異常值）。

【0096】 系統700A可對輸入資料710執行一維卷積720（例如，經訓練CNN的一維卷積）。在一些實施例中，基於與附加特徵相關的使用者輸入（例如，指示用於產生附加特徵的操作），來訓練CNN（例如，其執行一維卷積）。系統700A可對輸入資料710執行一維卷積720（例如，在去除雜訊之後），以執行特徵分析，以產生用於輸入資料的附加特徵。附加特徵可包括對應感測器資料的比率、範圍、增量、最大值等中的一個或多個。

【0097】 系統 700A 可將附加特徵輸入到機器學習模型的 LSTM 層 730 中。LSTM 層的數量可以是藉由基於感測器資料來訓練和再訓練機器學習模型來調整的超參數。

【0098】 系統 700A 可將 LSTM 層 730 的輸出傳送到 softmax 層 740，並且 softmax 層 740 可對一個或多個預測窗口（例如，類別）產生對應信心水平。

【0099】 參照圖 7B，系統 700B 包括可基於輸入資料 710 接收附加特徵的 LSTM 層 730。可將 LSTM 層 730 的輸出傳送到 softmax 層 740。softmax 層可產生一個或多個輸出。一個或多個輸出可包括用於一個或多個預測窗口的對應信心水平。例如，softmax 層可產生正常操作窗口的第一信心水平、用於故障前窗口的第二信心水平、及用於故障窗口的第三信心水平。信心水平可總計為 100%。可使用對應到大於 50% 的信心水平的窗口。

【0100】 圖 8A 至圖 8B 是示出根據某些實施例的故障預測的曲線圖 800A 和 800B。

【0101】 參照圖 8A，曲線圖 800A 顯示隨時間變化的特徵值（例如，歷史附加特徵 148、當前附加特徵 154 等）。第一時間窗口可對應到類別 0（例如，正常操作窗口）。第二時間窗口可對應到類別 1（例如，故障前窗口）。第三時間窗口可對應到類別 2（例如，故障窗口）。類別 0 可結束而類別 1 可開始在故障日期（例如，歷史故障日期、預測故障日期）之前的設定的時間量（例如，24 小時、48 小時等）。類別 1 可

結束而類別 2 可開始在一個或多個部件發生故障時。可根據對應窗口(例如,類別 0、1 或 2)來標記歷史感測器資料。

【0102】 參照圖 8 B, 曲線圖 8 0 0 B 顯示指示隨時間繪製的健康指數(例如,具有對應時間戳)的資料點。健康指數可基於卷積 L S T M、感測器資料、附加特徵等的結果中的一個或多個。

【0103】 健康指數可在正常操作窗口內基本上穩定(例如沿著第一健康指數值)。在故障前窗口期間,健康指數可達到峰值(例如在第二健康指數值處),並且基本上在故障發生時,健康指數可下降。感測器資料的第一子集可對應到正常操作窗口中的時間戳,感測器資料的第二子集可對應到故障前窗口中的時間戳,並且感測器資料的第三子集可對應到故障窗口中的時間戳。感測器資料的每個子集可根據對應窗口(例如,類別)來標記。

【0104】 圖 9 是示出根據某些實施例的電腦系統 9 0 0 的方塊圖。在一些實施例中,電腦系統 9 0 0 可(例如,經由網路,諸如區域網路(L A N)、內聯網路、外聯網路或 I n t e r n e t)連接到其他電腦系統。電腦系統 9 0 0 可在客戶端-伺服器環境中以伺服器或客戶端電腦的能力操作,或者在點對點或分散式網路環境中作為對等電腦操作。電腦系統 9 0 0 可由個人電腦(P C)、平板 P C、機上盒(S T B)、個人數位助理(P D A)、手機、W e b 設備、伺服器、網路路由器、交換器或橋接器、或能夠執行指定裝置要執行的操作的指令集合(順序的或其他)的裝置來提供。此外,術語「電腦」應包

括單獨或共同執行指令集合(或多個指令集合)以執行本文描述的方法中的任一個或多個的任何電腦集合。

【0105】 在進一步態樣中，電腦系統900可包括處理裝置902、易失性記憶體904(例如，隨機存取記憶體(RAM))、非易失性記憶體906(例如，唯讀記憶體(ROM)或電可擦可程式化ROM(EEPROM))、及資料儲存裝置916，其可經由匯流排908相互通訊。

【0106】 處理裝置902可由一個或多個處理器來提供，諸如通用處理器(諸如，複雜指令集合計算(CISC)微處理器、精簡指令集合計算(RISC)微處理器、非常長指令字元(VLIW)微處理器、實施其他類型指令集合的微處理器、或實施組合類型指令集合的微處理器)或專用處理器(諸如，特定應用積體電路(ASIC)、場可程式化閘陣列(FPGA)、數位信號處理器(DSP)、或網路處理器)。

【0107】 電腦系統900可進一步包括網路界面裝置922。電腦系統900還可包括視訊顯示單元910(例如，LCD)、字母數字輸入裝置912(例如，鍵盤)、游標控制裝置914(例如，滑鼠)、及信號產生裝置920。

【0108】 在一些實施方式中，資料儲存裝置916可包括非暫態電腦可讀儲存媒體924，其上可儲存對本文描述的方法或功能中的任一個或多個進行編碼的指令926，包括對圖1的故障預測部件132或校正動作部件122進行編碼的指令和用於實施本文描述的方法的指令。

【0109】 在由電腦系統 900 執行指令 926 期間，指令 926 還可全部或部分地存留在易失性記憶體 904 內及 / 或處理裝置 902 內，因此，易失性記憶體 904 和處理裝置 902 還可構成機器可讀儲存媒體。

【0110】 儘管在示例性示例中將電腦可讀儲存媒體 924 示為單個媒體，但是術語「電腦可讀儲存媒體」應包括單個媒體或多個媒體（例如，集中式或分散式資料庫及 / 或相關快取和伺服器），其儲存可執行指令的一個或多個集合。術語「電腦可讀儲存媒體」還應包括能夠儲存或編碼指令集合以供電腦執行的任何有形媒體，該指令集合使電腦能夠執行本文描述的方法中的任一個或多個。術語「電腦可讀儲存媒體」應包括但不限於固態記憶體、光學媒體及磁性媒體。

【0111】 本文描述的方法、部件及特徵可由離散的硬體部件來實施，或者可整合在其他硬體部件（例如，ASICs、FPGA、DSP 或類似裝置）的功能中。另外，方法、部件及特徵可由硬體裝置內的韌體模組或功能電路來實施。此外，方法、部件及特徵可以硬體裝置和電腦程式部件的任何組合或以電腦程式來實施。

【0112】 除非另有明確陳述，否則諸如「接收」、「執行」、「提供」、「獲取」、「提取」、「預測」、「去除」、「導致」、「中斷」、「決定」、「訓練」、「部署」等的術語指的是由電腦系統執行或實施的動作和處理，其將表示為電腦系統暫存器和記憶體內的物理（電子）量的資料

操縱和轉換為類似地表示為電腦系統記憶體或暫存器或其他此種資訊儲存、傳輸或顯示裝置內的物理量的其他資料。另外，本文所用的術語「第一」、「第二」、「第三」、「第四」等意味著用於區別不同元件之間的標籤，並且可不具有根據其數字名稱的序數意義。

【0113】 本文描述的示例還涉及用於執行本文描述的方法的設備。可將該設備特別構造為用於執行本文描述的方法，或者它可包括由儲存在電腦系統中的電腦程式選擇性地程式化的通用電腦系統。這種電腦程式可儲存在電腦可讀有形儲存媒體中。

【0114】 本文描述的方法和說明性示例並非固有地涉及任何特定電腦或其他設備。可根據本文描述的教示來使用各種通用系統，或者其可證明構造更專用設備來執行本文描述的方法及/或它們各別功能、例程、子例程或操作中的每一個是方便的。在上文的描述中闡述了各種該等系統的結構的示例。

【0115】 上文的描述旨在說明性的，而非限制性的。儘管已參考特定說明性示例和實施方式描述了本揭示，但是將認識的是，本揭示不限於描述的示例和實施方式。本揭示的範疇應參照所附申請專利範圍以及申請專利範圍有權利的均等物的全部範疇來決定。

【符號說明】

【0116】

1 0 0 : 系統架構

- 1 1 0 : 故 障 預 測 系 統
- 1 2 0 : 客 戶 端 裝 置
- 1 2 2 : 校 正 動 作 部 件
- 1 2 4 : 製 造 裝 備
- 1 2 4 A : 溢 流 槍
- 1 2 4 B : 源 槍
- 1 2 6 : 感 測 器
- 1 3 0 : 故 障 預 測 伺 服 器
- 1 3 2 : 故 障 預 測 部 件
- 1 4 0 : 資 料 儲 存
- 1 4 2 : 感 測 器 資 料
- 1 4 4 : 歷 史 感 測 器 資 料
- 1 4 6 : 歷 史 特 徵
- 1 4 8 : 歷 史 附 加 特 徵
- 1 5 0 : 感 測 器 資 料
- 1 5 2 : 當 前 特 徵
- 1 5 4 : 當 前 附 加 特 徵
- 1 5 6 : 窗 口
- 1 5 6 A : 歷 史 窗 口
- 1 5 6 B : 預 測 窗 口
- 1 5 8 : 信 心 水 平
- 1 6 0 : 網 路
- 1 7 0 : 伺 服 器 機 器
- 1 7 2 : 資 料 集 合 產 生 器

1 8 0 : 伺 服 器 機 器

1 8 2 : 訓 練 引 擎

1 8 4 : 驗 證 引 擎

1 8 6 : 測 試 引 擎

1 9 0 : 模 型

2 0 0 : 系 統

2 1 0 : 資 料 輸 入

2 1 2 A : 特 徵 集 合

2 1 2 Z : 特 徵 集 合

2 2 0 : 目 標 輸 出

2 4 4 : 歷 史 感 測 器 資 料

2 4 6 : 歷 史 特 徵

2 4 8 : 歷 史 附 加 特 徵

2 7 2 : 資 料 集 合 產 生 器

3 0 0 : 系 統

3 0 2 : 訓 練 集 合

3 0 4 : 驗 證 集 合

3 0 6 : 測 試 集 合

3 0 8 : 所 選 模 型

3 1 0 : 方 塊

3 1 2 : 方 塊

3 1 4 : 方 塊

3 1 6 : 方 塊

3 1 8 : 方 塊

- 3 2 0 : 方 塊
- 3 4 4 : 歷 史 感 測 器 資 料
- 3 5 0 : 當 前 感 測 器 資 料
- 3 5 6 B : 預 測 窗 口
- 3 5 8 : 信 心 水 平
- 4 0 0 : 方 法
- 4 0 2 : 方 塊
- 4 0 4 : 方 塊
- 4 0 6 : 方 塊
- 4 0 8 : 方 塊
- 4 1 0 : 方 塊
- 4 1 2 : 方 塊
- 4 1 4 : 方 塊
- 4 1 6 : 方 塊
- 5 0 0 : 方 法
- 5 0 2 : 方 塊
- 5 0 4 : 方 塊
- 5 0 6 : 方 塊
- 5 0 8 : 方 塊
- 5 1 0 : 方 塊
- 6 0 0 : 方 法
- 6 0 2 : 方 塊
- 6 0 4 : 方 塊
- 6 0 6 : 方 塊

6 0 8 : 方 塊

6 1 0 : 方 塊

6 1 2 : 方 塊

6 1 4 : 方 塊

7 0 0 A : 系 統

7 0 0 B : 系 統

7 1 0 : 輸 入 資 料

7 2 0 : 一 維 卷 積

7 3 0 : L S T M 層

7 4 0 : S O F T M A X 層

8 0 0 A : 曲 線 圖

8 0 0 B : 曲 線 圖

9 0 0 : 電 腦 系 統

9 0 2 : 處 理 裝 置

9 0 4 : 記 憶 體

9 0 6 : 記 憶 體

9 0 8 : 匯 流 排

9 1 0 : 視 訊 顯 示 單 元

9 1 2 : 字 母 數 字 輸 入 裝 置

9 1 4 : 游 標 控 制 裝 置

9 2 0 : 信 號 產 生 裝 置

9 2 2 : 網 路 界 面 裝 置

9 2 4 : 電 腦 可 讀 儲 存 媒 體

9 2 6 : 指 令

【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】 一種用於校正部件故障的方法，該方法包括以下步驟：

基於感測器資料並且利用一經訓練機器學習模型，來決定晶圓或顯示器製造裝備的一個或多個部件是在一故障前窗口內，該故障前窗口是在一正常操作窗口之後，

其中該正常操作窗口中的對應資料點是基本上穩定的沿著一第一健康指數值，及

其中該故障前窗口中的該等對應資料點從該第一健康指數值增加到一第二健康指數值處的一峰值；及

響應於決定該一個或多個部件是在該故障前窗口內之步驟，導致執行與該晶圓或顯示器製造裝備的該一個或多個部件相關的一校正動作，

其中導致執行該校正動作之步驟包括以下步驟中的一個或多個：

導致一圖形使用者界面顯示一警報；

中斷該晶圓或顯示器製造裝備的操作；或

導致該一個或多個部件被更換。

【請求項2】 如請求項1所述之方法，其中決定該一個或多個部件是在該故障前窗口內之步驟包括以下步驟：

提供該感測器資料作為對該經訓練機器學習模型的輸入；及

從該經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出，該一個或多個輸出指示該一個或多個部件是在該故障前窗口

內。

【請求項3】 如請求項2所述之方法，其中基於歷史感測器資料且基於與該歷史感測器資料相關的歷史窗口，來訓練該經訓練機器學習模型，該等歷史窗口包括該正常操作窗口和該故障前窗口。

【請求項4】 如請求項1所述之方法，其中該感測器資料與該晶圓或顯示器製造裝備的該一個或多個部件相關。

【請求項5】 如請求項1所述之方法，其中該故障前窗口的該等對應資料點從該第二健康指數值處的該峰值下降到一第三健康指數值，該第三健康指數值對應於該故障前窗口的結束時的一故障時間。

【請求項6】 如請求項5所述之方法，其中該故障時間對應於該一個或多個部件的故障。

【請求項7】 一種用於校正部件故障的方法，該方法包括以下步驟：

識別與晶圓或顯示器製造裝備相關的歷史感測器資料；
及

識別與該歷史感測器資料相關的歷史窗口，其中：

在該等歷史窗口的一正常操作窗口中的該歷史感測器資料的對應資料點是基本上穩定的沿著一第一健康指數值；

在該等歷史窗口的一故障前窗口中的該歷史感測器資料的該等對應資料點從該第一健康指數值增加到一第二健康指數值處的一峰值；

該歷史感測器資料和該等歷史窗口將用於基於當前感測器資料並且利用一經訓練機器學習模型，來決定一個或多個部件是否在該故障前窗口內，以導致執行與該一個或多個部件相關的一校正動作；及

導致執行該校正動作之步驟包括以下步驟中的一個或多個：

導致一圖形使用者界面顯示一警報；

中斷該晶圓或顯示器製造裝備的操作；或

導致該一個或多個部件被更換。

【請求項 8】 如請求項 7 所述之方法，其中：

藉由使用包括該歷史感測器資料的訓練資料和包括該等歷史窗口的目標輸出，來產生該經訓練機器學習模型，及

該經訓練機器學習模型能夠產生一個或多個輸出，該一個或多個輸出指示該一個或多個部件是否在該故障前窗口內，以導致執行與該一個或多個部件相關的該校正動作。

【請求項 9】 如請求項 7 所述之方法，其中該當前感測器資料與當前晶圓或顯示器製造裝備的該一個或多個部件相關。

【請求項 10】 如請求項 7 所述之方法，其中該故障前窗口的該等對應資料點從該第二健康指數值處的該峰值下降到一第三健康指數值，該第三健康指數值對應於該故障前窗口的結束時的一故障時間。

【請求項11】如請求項10所述之方法，其中該故障時間對應於該一個或多個部件的故障。

【請求項12】一種用於校正部件故障的系統，該系統包括：

一記憶體；及

一處理裝置，該處理裝置耦合到該記憶體，該處理裝置將進行以下操作：

基於感測器資料並且利用一經訓練機器學習模型，來決定晶圓或顯示器製造裝備的一個或多個部件是在一故障前窗口內，該故障前窗口是在一正常操作窗口之後，

其中該正常操作窗口中的對應資料點是基本上穩定的沿著一第一健康指數值，及

其中該故障前窗口中的該等對應資料點從該第一健康指數值增加到一第二健康指數值處的一峰值；及

響應於決定該一個或多個部件是在該故障前窗口內之操作，導致執行與該晶圓或顯示器製造裝備的該一個或多個部件相關的一校正動作，

其中為了導致執行該校正動作，該處理裝置將進行以下操作中的一個或多個：

導致一圖形使用者界面顯示一警報；

中斷該晶圓或顯示器製造裝備的操作；或

導致該一個或多個部件被更換。

【請求項13】如請求項12所述之系統，為了決定該一個或多個部件是在該故障前窗口內，該處理裝置將進行以下操作：

提供該感測器資料作為對該經訓練機器學習模型的輸入；及

從該經訓練機器學習模型獲得一個或多個輸出，該一個或多個輸出指示該一個或多個部件是在該故障前窗口內。

【請求項14】如請求項13所述之系統，其中基於歷史感測器資料且基於與該歷史感測器資料相關的歷史窗口，來訓練該經訓練機器學習模型，該等歷史窗口包括該正常操作窗口和該故障前窗口。

【請求項15】如請求項12所述之系統，其中該感測器資料與該晶圓或顯示器製造裝備的該一個或多個部件相關。

【請求項16】如請求項12所述之系統，其中該故障前窗口的該等對應資料點從該第二健康指數值處的該峰值下降到一第三健康指數值，該第三健康指數值對應於該故障前窗口的結束時的一故障時間。

【請求項17】如請求項16所述之系統，其中該故障時間對應於該一個或多個部件的故障。

【發明圖式】

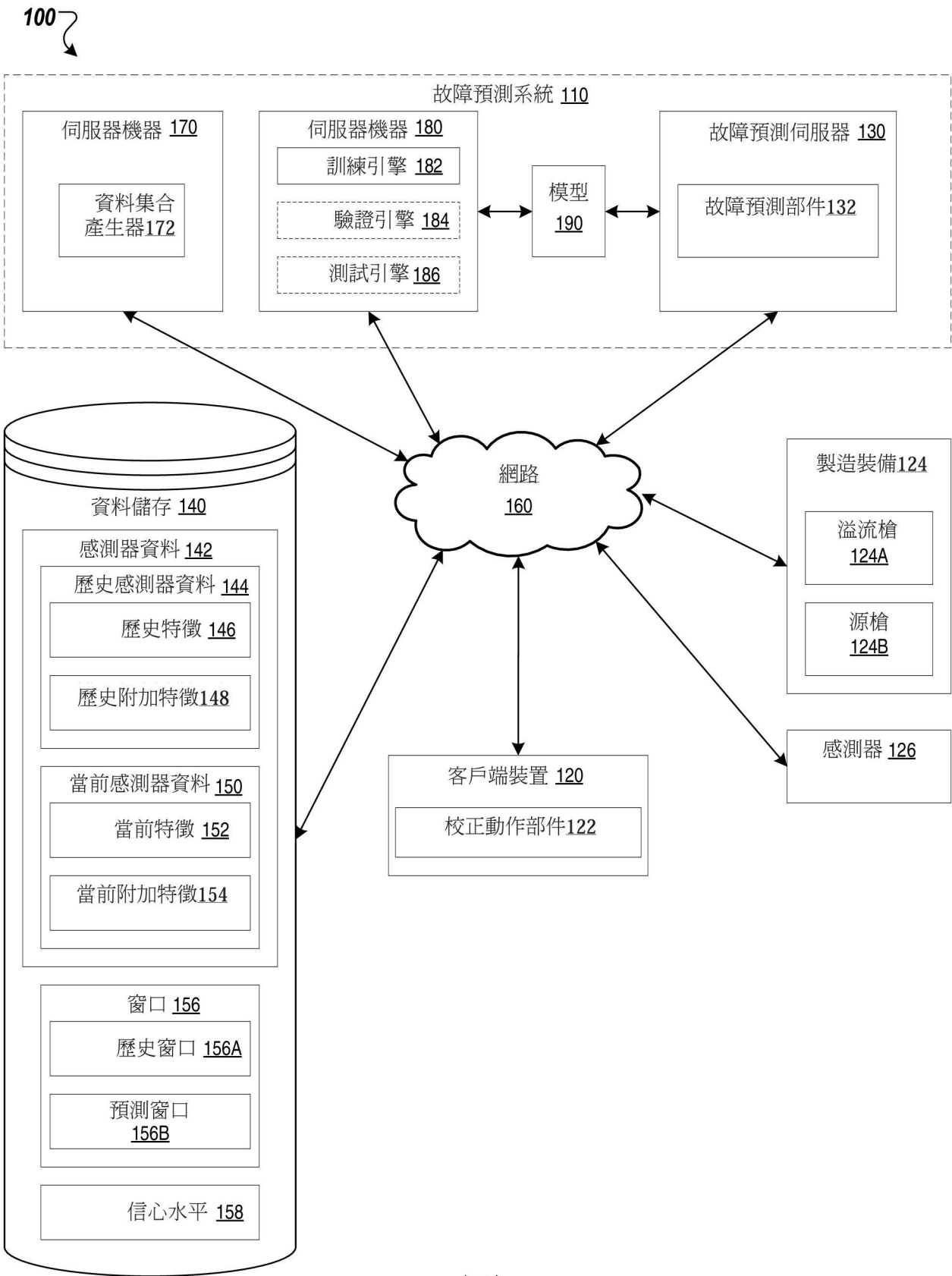


圖 1

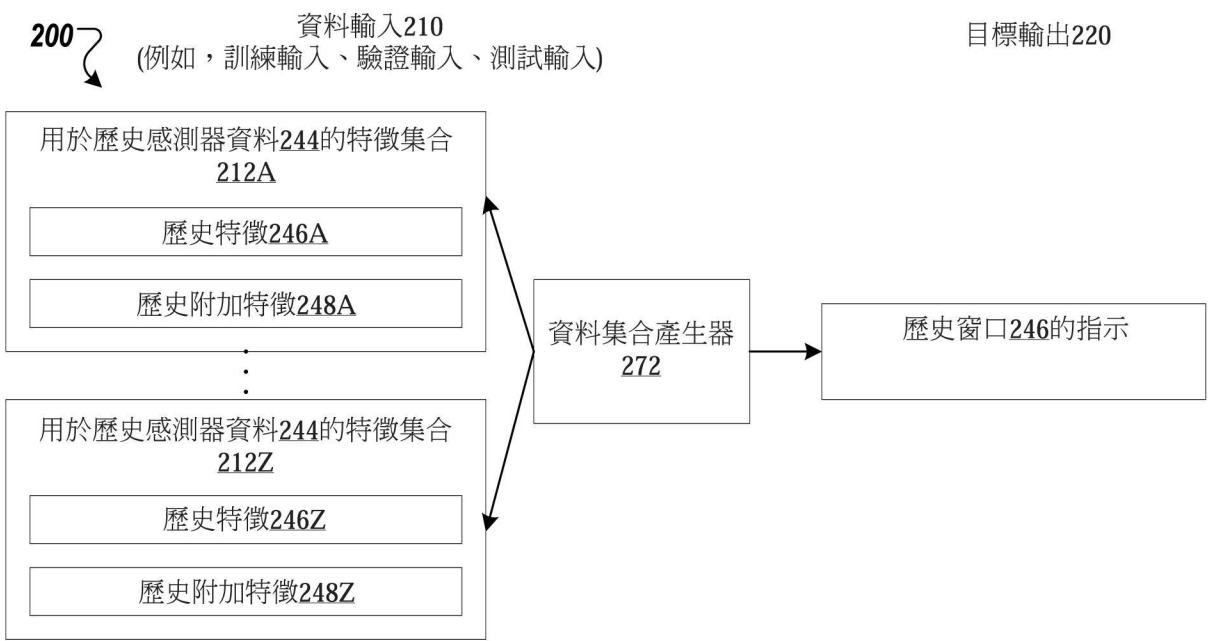


圖2

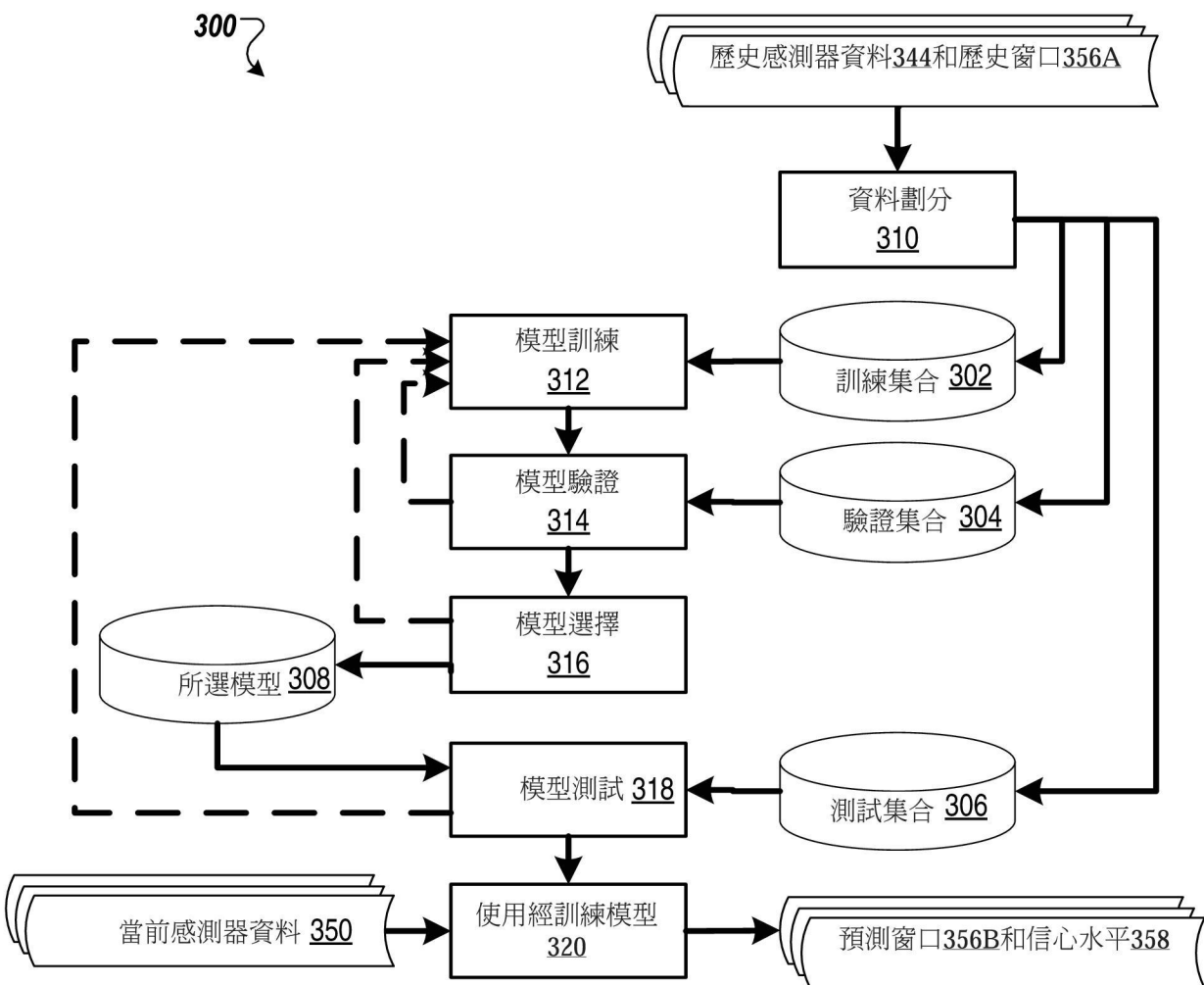


圖3

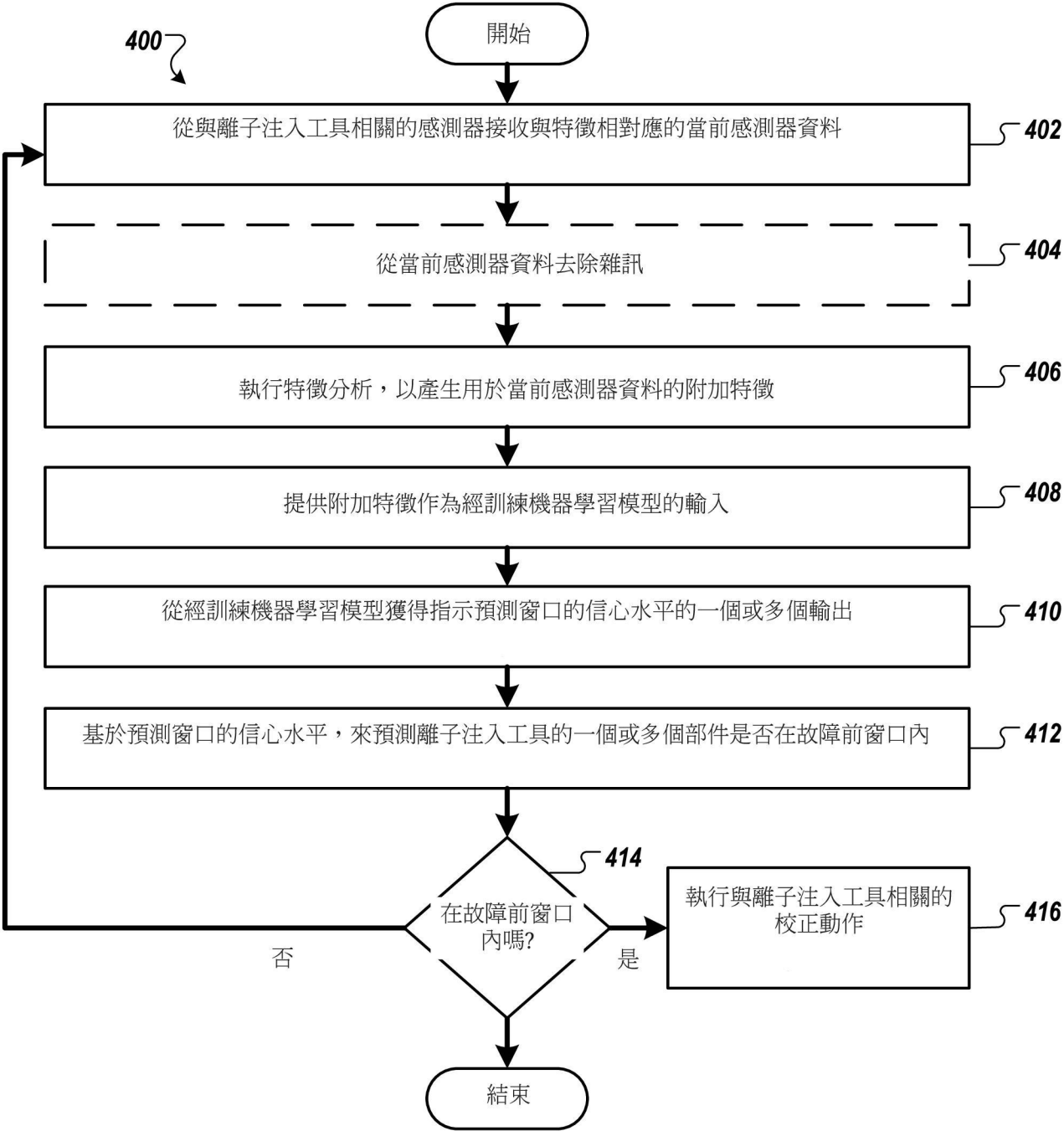


圖4

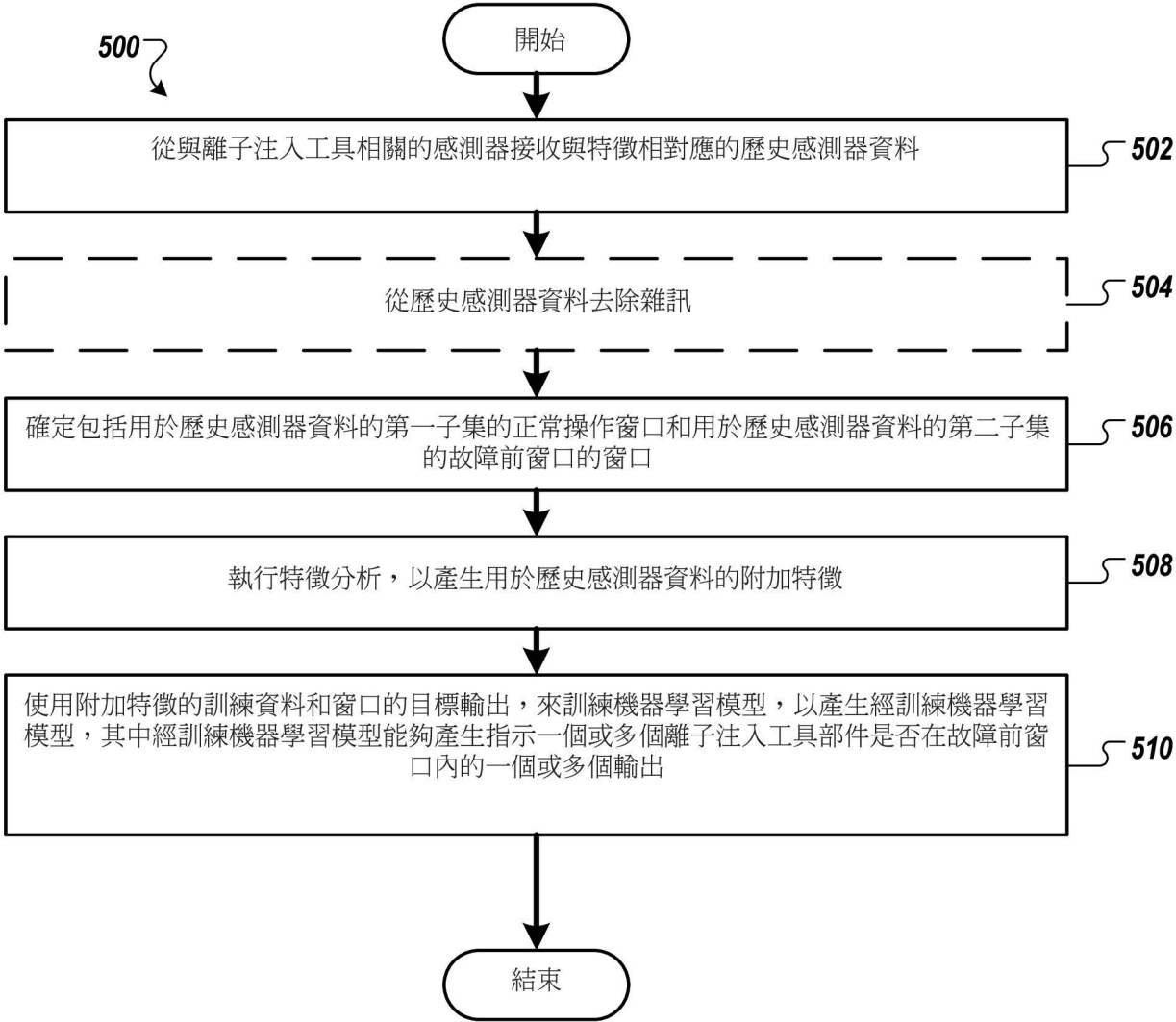


圖5

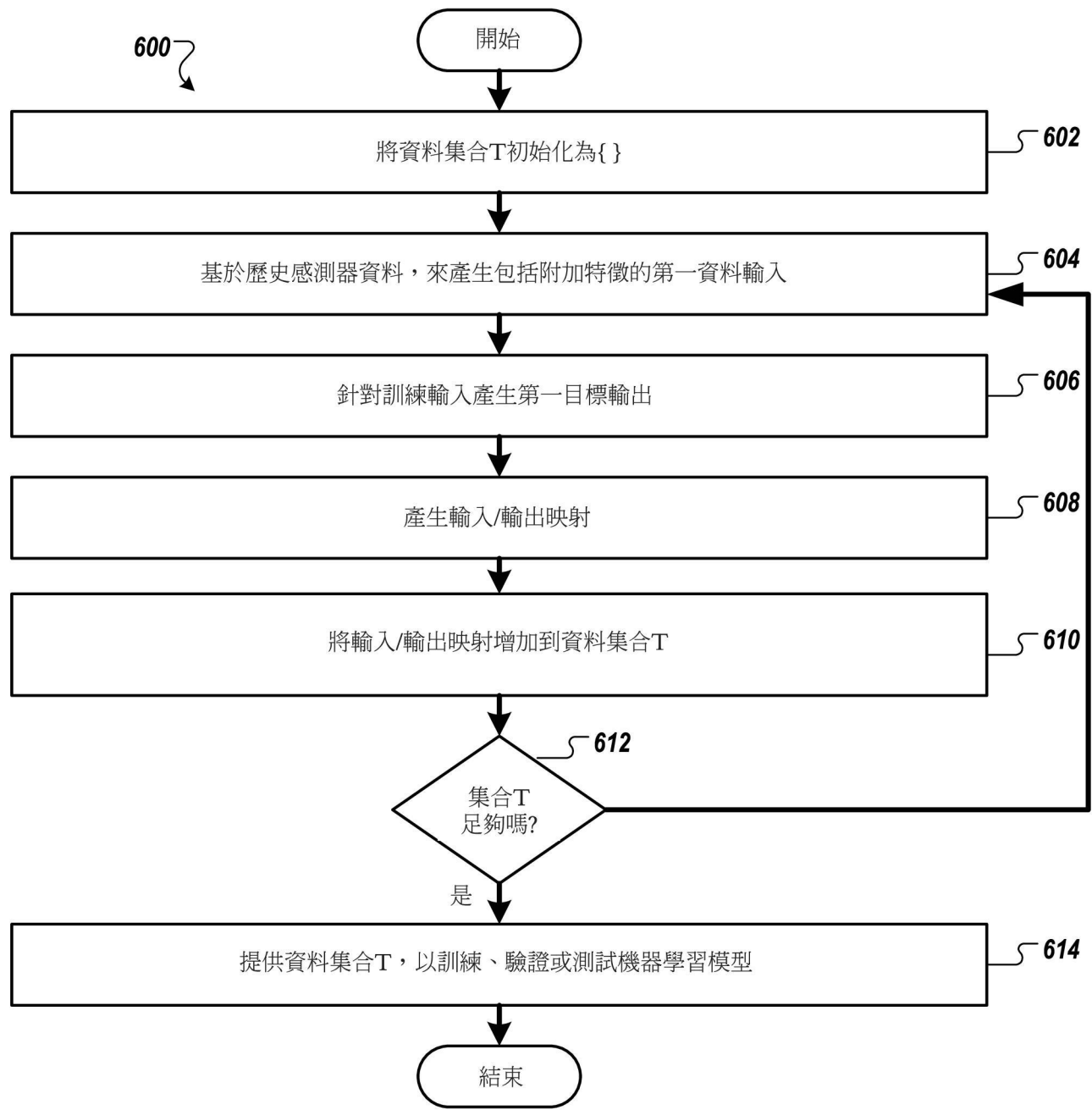


圖6

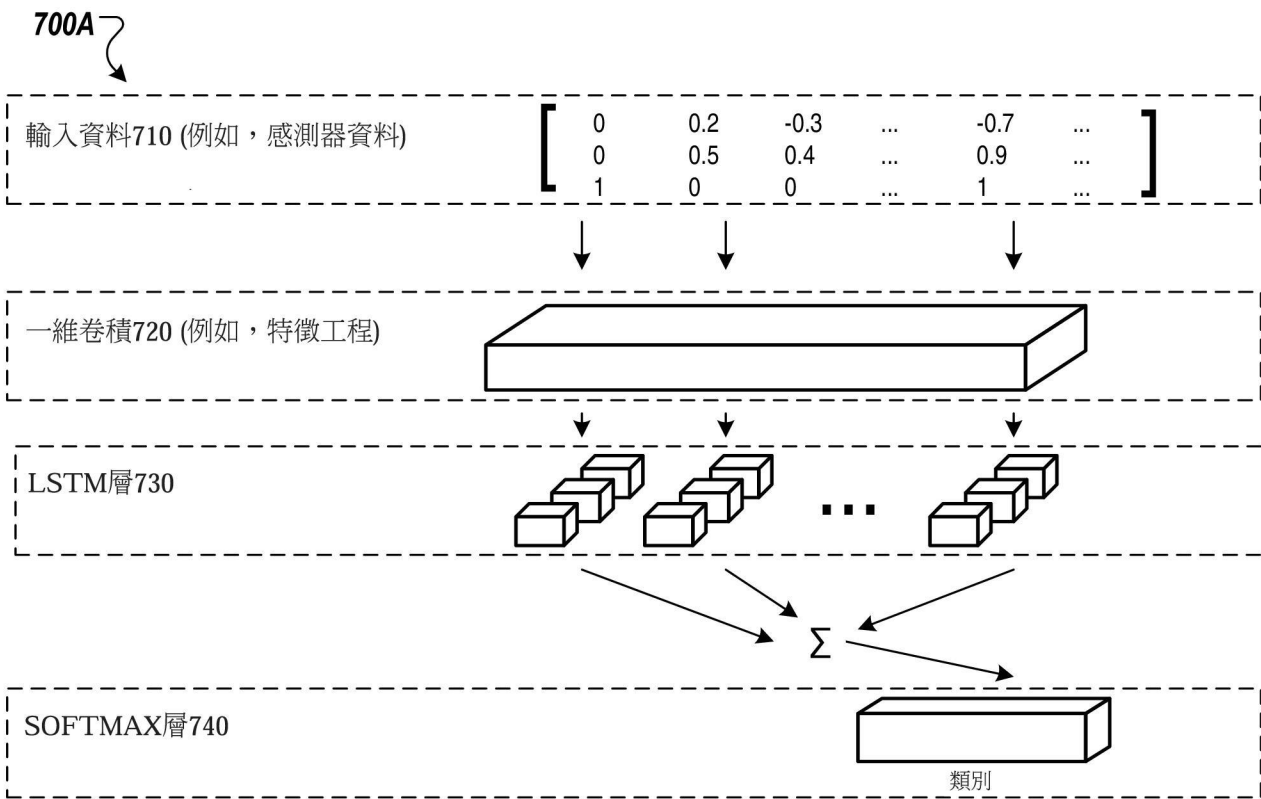


圖 7A

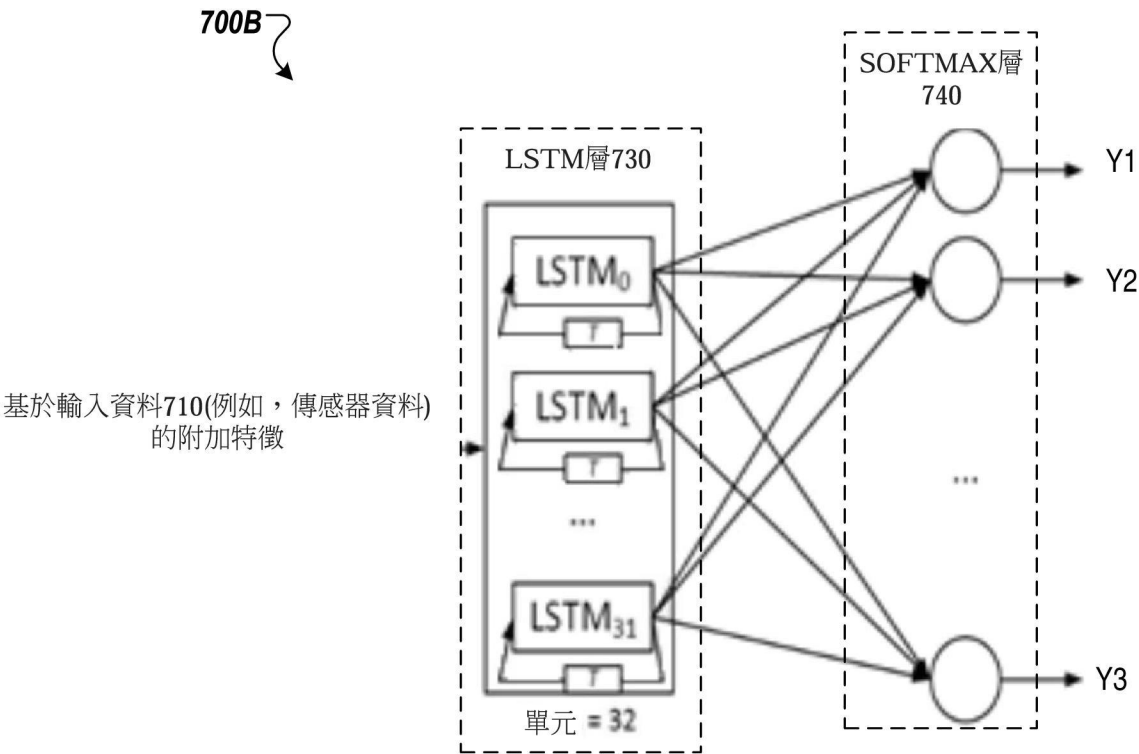


圖 7B

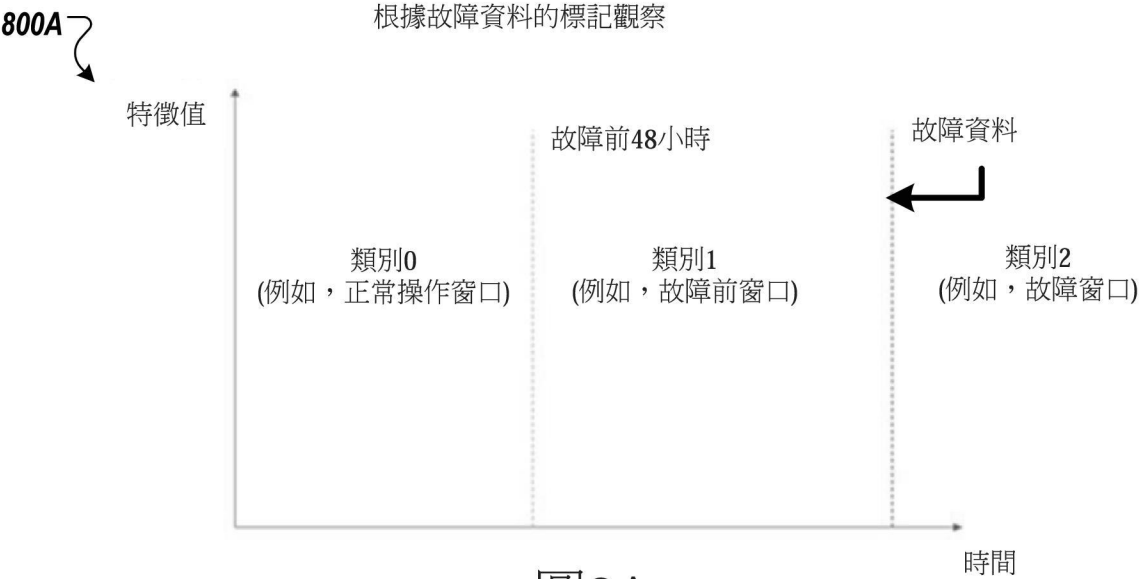


圖8A

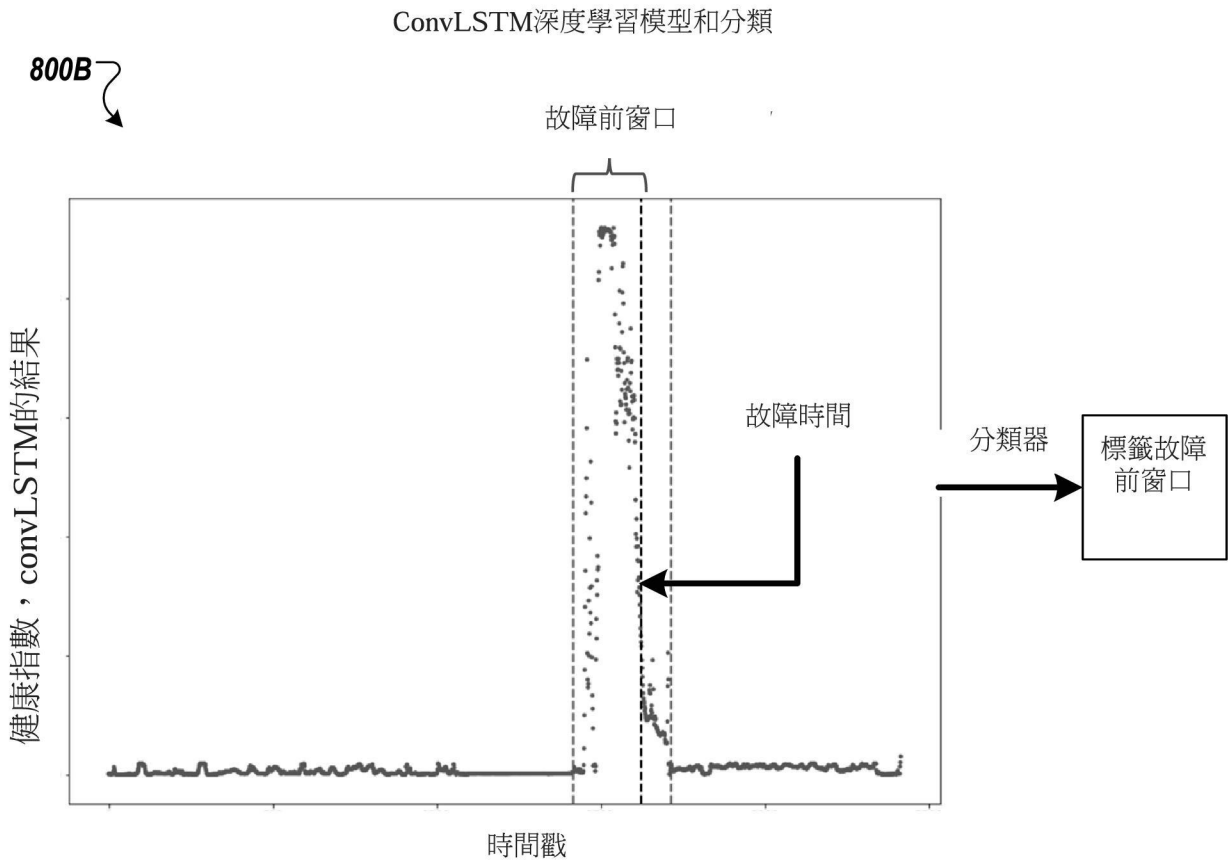


圖8B

