



(21) 申請案號：106105969

(22) 申請日：中華民國 106 (2017) 年 02 月 22 日

(51) Int. Cl. : **G06Q10/04 (2012.01)**

(30) 優先權：2016/03/31 中國大陸 201610202932.3

(71) 申請人：阿里巴巴集團服務有限公司 (香港地區) ALIBABA GROUP SERVICES LIMITED
(HK)

香港

(72) 發明人：張家興 (CN)；薛少飛 (CN)；崔恒斌 (CN)；李小龍 (CN)

(74) 代理人：林志剛

申請實體審查：無 申請專利範圍項數：10 項 圖式數：4 共 30 頁

(54) 名稱

問題預測方法及預測系統

(57) 摘要

本申請公開一種問題預測方法和預測系統，所述預測方法包括：接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊，及/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL；從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。本申請使用問題分類模型預測問題，從用戶行為軌跡中提取模型輸入資料作為問題預測的特徵，在問題預測的過程中減少了人工作業、提高了預測的準確率，同時能保證時效性。

指定代表圖：

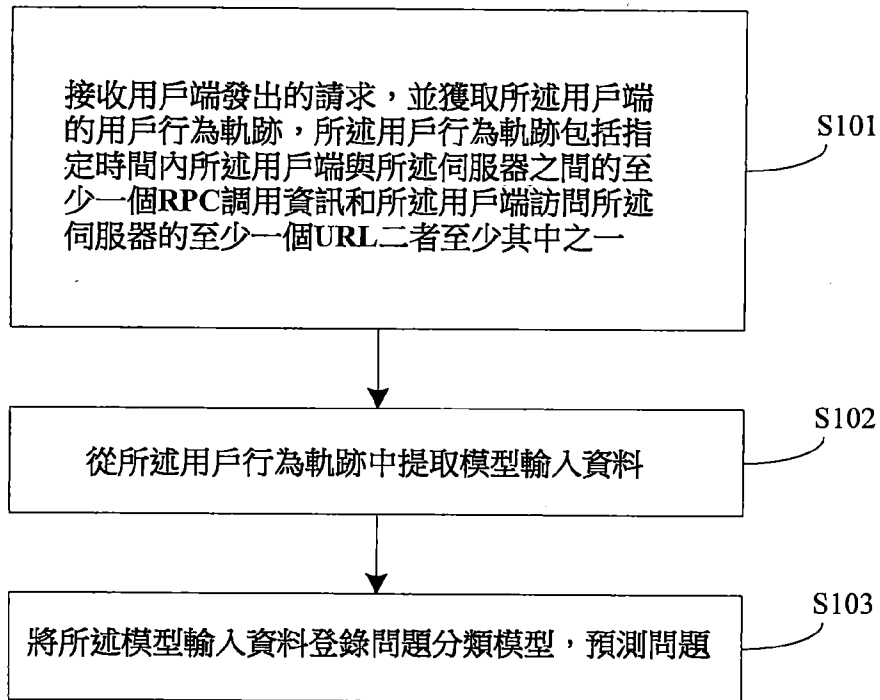


圖 1

發明摘要

※申請案號：106105969

※申請日：106年02月22日

※IPC分類：*G06Q 10/04* (2012.01)

【發明名稱】(中文/英文)

問題預測方法及預測系統

【中文】

本申請公開一種問題預測方法和預測系統，所述預測方法包括：接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊，及/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL；從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。本申請使用問題分類模型預測問題，從用戶行為軌跡中提取模型輸入資料作為問題預測的特徵，在問題預測的過程中減少了人工作業、提高了預測的準確率，同時能保證時效性。

【英文】

【代表圖】

【本案指定代表圖】：第(1)圖。

【本代表圖之符號簡單說明】：無

【本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式】：
無

發明專利說明書

(本說明書格式、順序，請勿任意更動)

【發明名稱】(中文/英文)

問題預測方法及預測系統

【技術領域】

本申請關於互聯網領域，尤其關於一種問題預測方法及預測系統。

【先前技術】

近些年，隨著科技的發展，人們的日常生活中越來越頻繁地透過網路進行各項活動，例如進行購物、預約掛號、查詢資訊、支付、收款等。

然而由於網路故障、產品缺陷、用戶對產品不熟悉等原因，實際的操作中經常會出現各種問題。

例如，現今各網站均需要設置系統，解決用戶提出的各種問題。現有各網站的客服系統通常具有如下的操作流程：

- 1，用戶透過用戶端或者網頁訪問客服頁面；
- 2，網站為用戶分配客服人員；
- 3，客服人員為用戶解決問題。

在上述流程中，步驟 2 中的客服人員通常是隨機分配的。但是由於不同用戶可能遇到的問題千差萬別，隨機分配的客服人員可能沒有足夠的知識儲備解決用戶的問題而

無法有效地提供解決方法，或者在轉給其他客服人員的過程中耽誤用戶的時間，造成用戶訪問客服頁面時的體驗差、導致用戶滿意度下降。

鑒於此，不少網站嘗試透過分類的方式解決用戶的問題。舉例來說，在一些網站，當用戶訪問客服頁面時，該客服頁面的對話方塊自動顯示問題分類內容，例如“請選擇您遇到的問題的類別：1，支付問題；2，密碼問題；3，人工服務”，用戶選擇對應的問題類別之後，客服頁面轉至對應的客服人員處，由該問題類別下相對專業的客服人員解決用戶的問題。

再例如，在另一些場景中，例如遊戲問答的場景中，用戶同樣需要在對話方塊中輸入問題或者由用戶自己選擇問題的類別，再由系統或者人工進行解答。

然而，在上述場景中，這類分類的方式實質上均是由用戶自行分類，用戶需要花費時間去理解和選擇對應的問題類別，在選擇對應類別之後很可能還需要用戶選擇該問題類別下的二級問題類別；同時用戶未必能夠理解和正確選擇問題類別，不僅導致解決問題的時效性下降，而且不能保證準確性。

【發明內容】

鑒於上述問題，提出了本申請實施例以便提供一種克服上述問題或者至少部分地解決上述問題的問題預測方法及預測系統。

為解決上述問題，本申請一實施例公開一種問題預測方法，包括：

接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL 二者中至少其中之一；

從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

本申請另一實施例提出一種問題預測系統，包括：

獲取模組，用於接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL 二者中至少其中之一；

提取模組，用於從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

問題預測模組，用於將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

相比於現有技術，本申請實施例提出的問題預測方法和預測系統至少具有以下優點：

1. 本申請實施例提出的方案中，利用問題分類模型預測用戶端可能提出的問題，相比於現有的依靠人工或者用戶自助分類的方式，節省了時間，減少人力成本，提高了用戶體驗；

2. 本申請實施例提出的方案中，透過從用戶行為軌跡中提取模型輸入資料，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊，及/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL，將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，利用問題分類模型預測用戶端可能提出的問題，相比於現有的依靠人工或者用戶自助分類的方式，節省了時間，提高了準確性；同時用於預測問題的模式輸入資料是從用戶行為軌跡中提取得到，用戶行為軌跡可以從伺服器中即時提取，基本無延時，進一步節省了預測問題的時間並提高了準確性。

【圖式簡單說明】

圖 1 所示為本申請第一實施例的問題預測方法的流程圖。

圖 2 所示為本申請第二實施例的問題預測方法的流程圖。

圖 3 所示為本申請第三實施例的問題預測系統的方框圖。

圖 4 所示為本申請第四實施例的問題預測系統的方框圖。

【實施方式】

下面將結合本申請實施例中的附圖，對本申請實施例中的技術方案進行清楚、完整地描述，顯然，所描述的實

施例僅僅是本申請一部分實施例，而不是全部的實施例。基於本申請中的實施例，本領域普通技術人員所獲得的所有其他實施例，都屬於本申請保護的範圍。

本申請的核心思想之一在於，提出一種問題預測方法，在該方法中，首先，接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC (Remote Procedure Call) 調用資訊，及/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL；其次，從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；再次，將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。舉例來說，當用戶端發生轉帳失敗時，用戶行為軌跡即記錄了包含轉帳失敗資訊的 RPC 調用資訊或轉帳失敗網頁頁面的 URL。當用戶端訪問頁面時，伺服器接收到用戶端發出的請求，便從伺服器或者特定的儲存區域中獲取上述用戶行為軌跡，並從上述用戶行為軌跡中提取包含轉帳失敗資訊的模型輸入資料，將此模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

第一實施例

本申請第一實施例提出一種問題預測方法，如圖 1 所示為本申請第一實施例的問題預測方法的流程圖，該方法應用於伺服器端。如圖 1 所示，該方法包括如下步驟：

S101，接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用

戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊，和/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL；

在這一步驟中，舉例來說，用戶撥通電話，或者用戶打開手機 app 進行自助問題查詢時，被視為用戶發出請求。伺服器端接收到用戶端發出的這一請求後，可以從伺服器中或者特定的儲存區域中獲取對應於所述用戶端的用戶行為軌跡。

上述的用戶行為軌跡可以為用戶在使用產品的過程中，與產品交互操作所構成的時間序列。舉例來說，該時間序列可以記錄用戶在 12:00 時打開轉帳頁面、12:01 輸入轉帳資訊和密碼、12:02 訪問頁面時接收到“當前頁面不存在”的資訊等。

在這一步驟中，伺服器可以檢測伺服器的指定儲存區域中是否儲存有用戶行為軌跡，也可以單獨設置行為軌跡伺服器，用於隨時記錄最近一個時間段內的用戶行為軌跡。當一個用戶端發出請求時，可以從上述的行為軌跡伺服器中實時調取最近的用戶行為軌跡。

具體地，用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊；及/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL。

舉例來說，可以包括用戶端與伺服器間的 RPC 交互資訊、用戶端訪問伺服器的 URL（統一資源定位符）等。上述的 RPC 為遠端程序呼叫協定，是一種透過網路從遠端電腦程式上請求服務。由於 RPC 交互資訊為本領域技

術人員所熟知，在此不再贅述。

當用戶使用移動終端，例如手機、平板電腦等裝置時，上述的用戶行為軌跡可以為用戶端的應用程式（App）與所述伺服器之間的 RPC 調用資訊；當用戶端使用筆記型電腦、桌上型電腦等其他裝置透過網頁訪問伺服器時，上述的用戶行為軌跡可以為用戶端訪問伺服器時的網頁 URL。

例如，當用戶透過用戶端訪問伺服器，或者透過網頁端登入特定 URL 進行轉帳，但是用戶端或者網頁端顯示轉帳失敗，上述的用戶行為軌跡即可以是包含轉帳失敗資訊的用戶端與伺服器的 RPC 調用資訊或者網頁的 URL。

由於行為軌跡伺服器只記錄用戶與伺服器的原始操作（例如上述的 RPC 和 URL），採集迅速，不需整理，可以保證取得最近的用戶行為軌跡，在實際使用中，例如可以獲取 30 秒之前的用戶行為軌跡。相應地，預設時間段例如可以設置為從指定時間點到接收到用戶端發出的請求之間的時間段，或者從指定時間點到接收到用戶端發出的請求之前 30 秒之間的時間段，例如可以為從接收到用戶端發出的請求之前的一段時間內所生成的用戶行為軌跡。在這一步驟中，較佳地，上述的指定時間例如可以為 12 小時至 72 小時，即，可以是半天之內的用戶行為軌跡，或者是一天、兩天、三天之內的用戶行為軌跡。選用 12 小時至內的用戶行為軌跡到 72 小時之內的用戶行為軌跡，至少更加精確地得知使用者最近的操作，然而，本發

明並不特別限制該指定時間的範圍。

此外，在一些實施例中，用戶一直用移動終端例如手機登入該用戶端，則所獲取的用戶行為軌跡僅包括用戶端與伺服器之間的 RPC 調用資訊；如果用戶一直透過網頁訪問伺服器，則所獲取的用戶行為軌跡僅包括網頁 URL；如果用戶在移動端訪問與網頁訪問之間切換，則用戶行為軌跡既包括上述 RPC 調用資訊，又包括網頁 URL。

S102，從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

在這一步驟中，可以從步驟 S101 中獲取的用戶端與伺服器之間的 RPC 調用資訊及/或網頁 URL 中提取模型輸入資料，以進行後續的預測。從用戶行為軌跡中提取模型輸入資料的方法有多種，在此並不贅述。

S103，將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

在這一步驟中，當獲取到模型輸入資料之後，可以將這些模型輸入資料作為特徵，輸入問題分類模型。問題分類模型可以是透過訓練生成的神經網路模型，用於預測用戶端的問題。問題分類模型例如為線上部署的神經網路分類模型，用於預測用戶的問題。上述問題例如可以為客服問題。

舉例來說，當用戶透過用戶端訪問伺服器，或者透過網頁端登入特定 URL 進行轉帳，由於網路系統不穩定，用戶端或者網頁端顯示用戶端轉帳失敗；在此過程中，包含轉帳失敗資訊的用戶端與伺服器的 RPC 調用資訊或者

網頁的 URL 被記錄在伺服器或者特定的儲存區域中；當伺服器接收到用戶端發出的請求後，伺服器獲取對應於該用戶端的用戶行為軌跡，之後，從上述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料，並將這些模型輸入資料發送給問題分類模型，利用這一問題分類模型預測到用戶端所遇到的問題是“轉帳失敗”。問題分類模型輸出這一問題，以便進行後續操作。

在一較佳實施例中，步驟 S102 即從所述用戶行為軌跡中提取所述用戶端與所述伺服器的用戶行為軌跡的步驟可以包括如下子步驟：

S102a，設置特徵向量，所述特徵向量包括多個元素，所述元素對應相應的行為，每一個行為是一個 RPC 調用資訊或一個 URL；

在這一子步驟中，舉例來說，設置特徵向量可以為初始化該特徵向量；例如可以設置包括 n 個元素的特徵向量 $a(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)$ ，每一個元素對應相應的行為，該行為可以是儲存在資料庫中的用戶端與伺服器的交互操作，即 RPC 調用資訊或 URL，例如 a_1 對應“伺服器返回轉帳失敗頁面”， a_2 對應“伺服器返回密碼輸入次數過多頁面”， a_3 對應“伺服器返回帳戶名不存在頁面”， a_n 對應“伺服器無法接收到用戶發出的資訊”。初始狀態下，每個元素的值可以設置為第三數值，例如 0，則該特徵向量為 $a(0, 0, 0, \dots, 0)$ 。

S102b，比較所述用戶行為軌跡中包含的模型輸入資

料與所述特徵向量對應的行為，當確定所述用戶行為軌跡中包含一個或多個所述行為，將所述特徵向量中對應所述行為的元素的數值修改為指定的第一數值，所述特徵向量中未修改為指定的第一數值的元素的數值設置為指定的第二數值；

在這一子步驟中，舉例來說，用戶行為軌跡中包括“伺服器返回轉帳失敗頁面”和“伺服器返回帳戶名不存在頁面”，透過比較，可以確定用戶行為軌跡中包含的上述模型輸入資料與特徵向量中的元素 a_1 和 a_3 所對應的行為相同，則此時將特徵向量為 $a(0,0,0, \dots, 0)$ 的 a_1 和 a_3 的數值修改為指定的第一數值，例如 1，則修改後的特徵向量為 $a(1,0,1, \dots, 0)$ 。所述特徵向量中未修改為指定的第一數值的元素的數值設置為指定的第二數值，例如 0。在這裡指定的第二數值與設置特徵向量時初始的第三數值相同，在實際操作中二者可以是不同的，例如初始的第三數值可以為 1 和 0 之外的其他數值等，在此不再贅述。

較佳地，在 S102b 之後，可以執行上述步驟 S103a：將修改後的特徵向量作為模型輸入資料，輸入問題分類模型，預測問題。

步驟 S103a 與上述步驟 S103 相同或者相似，例如上述的 $a(1,0,1, \dots, 0)$ ，該修改後的特徵向量能夠表徵用戶行為軌跡中包括哪些模型輸入資料。例如，上述修改後的特徵向量 a 中，數值為 1 的元素 a_1 和 a_3 對應的行為被

輸入問題分類模型，預測問題。

綜上所述，在本申請第一實施例提出的問題預測方法中，透過從用戶行為軌跡中提取模型輸入資料，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊，及/或所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL，將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，利用問題分類模型預測用戶端可能提出的問題，相比於現有的依靠人工或者用戶自助分類的方式，節省了時間，提高了準確性；同時用於預測問題的模型輸入資料是從用戶行為軌跡中提取得到，用戶行為軌跡可以從伺服器中即時提取，基本無延時，進一步節省了預測問題的時間並提高了準確性。

第二實施例

本申請第二實施例提出一種問題預測方法，如圖 2 所示為本申請第二實施例的問題預測方法的流程圖，該方法應用於伺服器端，用於訓練神經網路模型並預測問題。如圖 2 所示，該方法首先在步驟 S201 至步驟 S202 中對神經網路模型進行訓練，其次在步驟 S203 至 S205 中對問題進行預測。在訓練中，需要獲取多個樣本作為訓練資料，每一個樣本包括標注部分和特徵部分，所述標注部分包括該次訪問中提出的問題，所述特徵部分包括一次訪問中從用戶行為軌跡中提取出的模型輸入資料。

具體來說，該方法包括如下步驟：

S201，獲得訓練資料，所述訓練資料包括多個樣本，所述樣本包括特徵部分和標注部分，所述特徵部分包括一次用戶訪問中從用戶行為軌跡中提取出的模型輸入資料，所述標注部分包括該次用戶訪問中提出的問題；

在這一步驟中，可以透過從伺服器或者指定的儲存區域獲取訓練資料，該訓練資料可以是過去一個月內的用戶端訪問的樣本，該樣本包括特徵部分和標注部分，所述特徵部分包括一次用戶訪問中從用戶行為軌跡中提取出的模型輸入資料，而標注部分包括該次訪問中提出的問題，例如某一次透過用戶端訪問客服頁面、遊戲問答頁面等網頁時用戶提出的問題。因此，每一個樣本所包括的內容為某次用戶訪問時從用戶軌跡中提取出的模型輸入資料，以及該次用戶訪問中用戶提出的問題。這兩者共同組成一個樣本。

S202，將所述訓練資料發送至神經網路模型，訓練所述神經網路模型作為所述問題分類模型。

神經網路模型是指一種類比大腦結構，使用神經元以及它們之間的連接構造的機器學習模型，主要用於分類任務。舉例來說，神經網路模型訓練可以接收足夠多的訓練資料的樣本，以這些樣本為依據，預測問題。例如，當神經網路模型中接收的訓練資料的樣本中已存在“伺服器返回轉帳失敗資訊”對應的問題為“為什麼會轉帳失敗”，當再次接收到用戶端發來的用戶行為軌跡中包含“伺服器返回轉帳失敗資訊”這一模型輸入資料時，神經網路模型

可以自動預測用戶端的問題為“為什麼會轉帳失敗”，並進行後續處理。

神經網路模型訓練演算法可以採用隨機梯度下降法（SGD），每個樣本都會沿著當前損失函數的梯度反方向，來對當前模型參數進行微小修改，從而使得模型參數最終達到最佳。透過以上的訓練資料和訓練演算法，可以訓練神經網路模型作為用於預測問題的問題分類模型。

S203，接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL 二者至少其中之一；

在這一步驟中，舉例來說，用戶撥通電話，或者用戶打開手機 app 進行自助問題查詢時，被視為用戶發出請求。伺服器端接收到用戶端發出的這一請求後，可以從伺服器中或者特定的儲存區域中獲取對應於所述用戶端的用戶行為軌跡。

S204，從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

在這一步驟中，可以從步驟 S101 中獲取的用戶端與伺服器之間的 RPC 調用資訊及/或網頁 URL 中提取模型輸入資料，以進行後續的預測。

S205，將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題；

在這一步驟中，當獲取到模型輸入資料之後，可以將

這些模型輸入資料作為特徵，輸入問題分類模型。問題分類模型可以是透過訓練生成的神經網路模型，用於預測用戶端的問題。問題分類模型例如為線上部署的神經網路分類模型，用於預測用戶的問題。

上述三個步驟 S203 至 S205 可以與步驟 S101 至 S103 相同或相似，在此不再贅述。

在上述兩個實施例中，當完成利用所述問題分類模型預測問題的步驟之後，所述方法還可以包括：

S206，在用戶端展現所預測的問題和解決方案；及/
或

S207，為客服人員展現所預測的問題。

舉例來說，當問題分類模型預測出的問題為“轉帳失敗”，則伺服器可以將上述“轉帳失敗”的問題類型發送至用戶端或者使用者打開的網頁，以在用戶端展現所預測的問題和解決方案。

在另一種情況下，當預測出問題之後，可以發送給客服人員解決該問題。例如可以在客服人員使用的介面中為客服人員顯示展現所預測的問題，便於人員快速和準確地定位問題。

綜上所述，在本申請第二實施例提出的問題預測方法中，利用問題分類模型預測用戶端可能提出的問題，相比於現有的依靠人工或者用戶自助分類的方式，節省了時間，提高了準確性；同時用於預測問題的模型輸入資料是從用戶行為軌跡中提取得到，用戶行為軌跡可以從伺服器

中即時提取，基本無延時，進一步節省了預測問題的時間並提高了準確性；同時，神經網路模型也是透過從用戶行為軌跡中提取的模型輸入資料訓練得出，利用模型輸入資料作為特徵能夠訓練得出更準確可靠的神經網路模型，進一步提高了預測問題的準確性。

第三實施例

本申請第三實施例提出一種問題預測系統，如圖 3 所示為本申請第三實施例的問題預測系統的方框圖。如圖 3 所示，該系統 300 包括：

獲取模組 301，用於接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL 二者至少其中之一；

提取模組 302，用於從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

問題預測模組 303，用於將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

在一實施例中，所述提取模組 302 包括：

特徵向量設置子模組，用於設置特徵向量，所述特徵向量包括多個元素，所述元素對應相應的行為，每一個行為是一個 RPC 調用資訊或一個 URL；

特徵向量修改子模組，用於比較所述用戶行為軌跡中

包含的模型輸入資料與所述特徵向量對應的行為，當確定所述用戶行為軌跡中包含一個或多個所述特徵向量對應的行為，將所述特徵向量對應的元素的數值修改為指定的第一數值，所述特徵向量中未修改為指定的第一數值的元素的數值設置為指定的第二數值；

所述問題預測模組 303 用於：

將修改後的所述特徵向量作為模型輸入資料，輸入問題分類模型，預測問題。

本申請第三實施例公開的問題預測系統中，利用問題分類模型預測用戶端可能提出的問題，相比於現有的依靠人工或者用戶自助分類的方式，節省了時間，提高了準確性；同時用於預測問題的模式輸入資料是從用戶行為軌跡中提取得到，用戶行為軌跡可以從伺服器中即時提取，基本無延時，進一步節省了預測問題的時間並提高了準確性。

第四實施例

本申請第四實施例提出一種問題預測系統，如圖 4 所示為本申請第四實施例的問題預測系統的方框圖。如圖 4 所示，該系統 400 包括：

訓練資料獲取模組 401，用於獲得訓練資料，所述訓練資料包括多個樣本，所述樣本包括特徵部分和標注部分，所述特徵部分包括一次訪問中從用戶行為軌跡中提取出的模型輸入資料，所述標注部分包括該次訪問中提出的

問題；

發送模組 402，用於將所述訓練資料發送至神經網路模型，訓練所述神經網路模型作為所述問題分類模型；具體地，發送模組可以用於將每一個樣本中的模型輸入資料和對應的問題發送至神經網路模型。

獲取模組 403，用於接收用戶端發出的請求，並獲取所述用戶端的用戶行為軌跡，所述用戶行為軌跡包括指定時間內所述用戶端與所述伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和所述用戶端訪問所述伺服器的至少一個 URL 二者中至少其中之一；

提取模組 404，用於從所述用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

問題預測模組 405，用於將所述模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

在一較佳實施例中，如果所述問題為客服問題，則所述系統還包括下述模組至少其中之一：

用戶端顯示模組 406，用於在用戶端顯示所預測的問題和解決方案；

客服端顯示模組 407，用於為客服人員展現所預測的問題。

本申請第四實施例提出的問題預測系統中，利用問題分類模型預測用戶端可能提出的問題，相比於現有的依靠人工或者用戶自助分類的方式，節省了時間，提高了準確性；同時用於預測問題模型輸入資料是從用戶行為軌跡

中提取得到，用戶行為軌跡可以從伺服器中即時提取，基本無延時，進一步節省了預測問題的時間並提高了準確性；同時，神經網路模型也是透過從用戶行為軌跡中提取的模型輸入資料訓練得出，利用從用戶行為軌跡提取出的模型輸入資料作為特徵能夠訓練得出更準確可靠的神經網路模型，進一步提高了預測問題的準確性。

對於裝置實施例而言，由於其與方法實施例基本相似，所以描述的比較簡單，相關之處參見方法實施例的部分說明即可。

本說明書中的各個實施例均採用遞進的方式描述，每個實施例重點說明的都是與其他實施例的不同之處，各個實施例之間相同相似的部分互相參見即可。

本領域內的技術人員應明白，本申請實施例的實施例可提供為方法、裝置、或電腦程式產品。因此，本申請實施例可採用完全硬體實施例、完全軟體實施例、或結合軟體和硬體方面的實施例的形式。而且，本申請實施例可採用在一個或多個其中包含有電腦可用程式碼的電腦可用儲存媒體(包括但不限於磁碟記憶體、CD-ROM、光學記憶體等)上實施的電腦程式產品的形式。

在一個典型的配置中，所述電腦設備包括一個或多個處理器(CPU)、輸入/輸出介面、網路介面和記憶體。記憶體可能包括電腦可讀介質中的非永久性記憶體，隨機存取記憶體(RAM)及/或非揮發性記憶體等形式，如唯讀記憶體(ROM)或快閃記憶體(flash RAM)。記憶體是電腦可讀媒體

的示例。電腦可讀媒體包括永久性和非永久性、可移動和非可移動媒體可以由任何方法或技術來實現信號儲存。信號可以是電腦可讀指令、資料結構、程式的模組或其他資料。電腦的儲存媒體的例子包括，但不限於相變記憶體 (PRAM)、靜態隨機存取記憶體 (SRAM)、動態隨機存取記憶體 (DRAM)、其他類型的隨機存取記憶體 (RAM)、唯讀記憶體 (ROM)、電可擦除可程式設計唯讀記憶體 (EEPROM)、快閃記憶體或其他記憶體技術、唯讀光碟唯讀記憶體 (CD-ROM)、數位多功能光碟 (DVD) 或其他光學儲存、磁盒式磁帶，磁帶磁片儲存或其他磁性存放裝置或任何其他非傳輸媒體，可用於儲存可以被計算設備訪問的信號。按照本文中的界定，電腦可讀媒體不包括非持續性的電腦可讀媒體 (transitory media)，如調製的資料信號和載波。

本申請實施例是參照根據本申請實施例的方法、終端設備 (系統)、和電腦程式產品的流程圖及/或方框圖來描述的。應理解可由電腦程式指令實現流程圖及/或方框圖中的每一流程及/或方框、以及流程圖及/或方框圖中的流程及/或方框的結合。可提供這些電腦程式指令到通用電腦、專用電腦、嵌入式處理機或其他可程式設計資料處理終端設備的處理器以產生一個機器，使得透過電腦或其他可程式設計資料處理終端設備的處理器執行的指令產生用於實現在流程圖一個流程或多個流程及/或方框圖一個方框或多個方框中指定的功能的裝置。

這些電腦程式指令也可儲存在能引導電腦或其他可程式設計資料處理終端設備以特定方式工作的電腦可讀記憶體中，使得儲存在該電腦可讀記憶體中的指令產生包括指令裝置的製造品，該指令裝置實現在流程圖一個流程或多個流程及/或方框圖一個方框或多個方框中指定的功能。

這些電腦程式指令也可裝載到電腦或其他可程式設計資料處理終端設備上，使得在電腦或其他可程式設計終端設備上執行一系列操作步驟以產生電腦實現的處理，從而在電腦或其他可程式設計終端設備上執行的指令提供用於實現在流程圖一個流程或多個流程及/或方框圖一個方框或多個方框中指定的功能的步驟。

儘管已描述了本申請實施例的較佳實施例，但本領域內的技術人員一旦得知了基本創造性概念，則可對這些實施例做出另外的變更和修改。所以，所附申請專利範圍意欲解釋為包括較佳實施例以及落入本申請實施例範圍的所有變更和修改。

最後，還需要說明的是，在本文中，諸如第一和第二等之類的關係術語僅僅用來將一個實體或者操作與另一個實體或操作區分開來，而不一定要求或者暗示這些實體或操作之間存在任何這種實際的關係或者順序。而且，術語“包括”、“包含”或者其任何其他變體意在涵蓋非排他性的包含，從而使得包括一系列要素的過程、方法、物品或者終端設備不僅包括那些要素，而且還包括沒有明確列出的其他要素，或者是還包括為這種過程、方法、物品或者終

端設備所固有的要素。在沒有更多限制的情況下，由語句“包括一個……”限定的要素，並不排除在包括所述要素的過程、方法、物品或者終端設備中還存在另外的相同要素。

以上對本申請所提供的一種問題預測方法和預測系統，進行了詳細介紹，本文中應用了具體個例對本申請的原理及實施方式進行了闡述，以上實施例的說明只是用於幫助理解本申請的方法及其核心思想；同時，對於本領域的一般技術人員，依據本申請的思想，在具體實施方式及應用範圍上均會有改變之處，綜上所述，本說明書內容不應理解為對本申請的限制。

【符號說明】

- 300：問題預測系統
- 301：獲取模組
- 302：提取模組
- 303：問題預測模組
- 400：問題預測系統
- 401：訓練資料獲取模組
- 402：發送模組
- 403：獲取模組
- 404：提取模組
- 405：問題預測模組
- 406：用戶端顯示模組
- 407：客服端顯示模組

申請專利範圍

1. 一種問題預測方法，其特徵在於，包括：

接收用戶端發出的請求，並獲取該用戶端的用戶行為軌跡，該用戶行為軌跡包括指定時間內該用戶端與該伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和該用戶端訪問該伺服器的至少一個 URL 二者中至少其中之一；

從該用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

將該模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

2. 如申請專利範圍第 1 項所述的問題預測方法，其中，從該用戶行為軌跡中提取模型輸入資料的步驟包括：

設置特徵向量，該特徵向量包括多個元素，該元素對應相應的行為，每一個行為是一個 RPC 調用資訊或一個 URL；

比較該用戶行為軌跡中包含的模型輸入資料與該特徵向量對應的行為，當確定該用戶行為軌跡中包含一個或多個該行為，將該特徵向量中對應於該行為的元素的數值修改為指定的第一數值，並將該特徵向量中未修改為指定的第一數值的元素的數值設置為指定的第二數值；

將該模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題的步驟包括：

將修改後的該特徵向量作為模型輸入資料，輸入問題分類模型，預測問題。

3. 如申請專利範圍第 1 項所述的問題預測方法，其中，在將該模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題的

步驟之前，該方法還包括：

獲得訓練資料，該訓練資料包括多個樣本，該樣本包括特徵部分和標注部分，該特徵部分包括一次用戶訪問中從用戶行為軌跡中提取出的模型輸入資料，該標注部分包括該次用戶訪問中提出的問題；

將該訓練資料發送至神經網路模型，訓練該神經網路模型作為該問題分類模型。

4. 如申請專利範圍第 1 項所述的問題預測方法，其中，該指定時間為 12 小時至 72 個小時。

5. 如申請專利範圍第 1 項所述的問題預測方法，其中，將該模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題的步驟之後，該方法還包括下述步驟至少其中之一：

在用戶端展現所預測的問題和解決方案；

為客服人員展現所預測的問題。

6. 一種問題預測系統，其特徵在於，包括：

獲取模組，用於接收用戶端發出的請求，並獲取該用戶端的用戶行為軌跡，該用戶行為軌跡包括指定時間內該用戶端與該伺服器之間的至少一個 RPC 調用資訊和該用戶端訪問該伺服器的至少一個 URL 二者中至少其中之一；

提取模組，用於從該用戶行為軌跡中提取模型輸入資料；

問題預測模組，用於將該模型輸入資料登錄問題分類模型，預測問題。

7. 如申請專利範圍第 6 項所述的問題預測系統，其中，該提取模組進一步包括：

特徵向量設置子模組，用於設置特徵向量，該特徵向量包括多個元素，該元素對應相應的行為，每一個行為是一個 RPC 調用資訊或一個 URL；

特徵向量修改子模組，用於比較該用戶行為軌跡中包含的模型輸入資料與該特徵向量對應的行為，當確定該用戶行為軌跡中包含一個或多個該行為，將該特徵向量中對應於該行為的元素的數值修改為指定的第一數值，並將該特徵向量中未修改為指定的第一數值的元素的數值設置為指定的第二數值；

該問題預測模組用於：

將修改後的該特徵向量作為模型輸入資料，輸入問題分類模型，預測問題。

8. 如申請專利範圍第 7 項所述的問題預測系統，其中，該系統還包括：

訓練資料獲取模組，用於獲得訓練資料，該訓練資料包括多個樣本，該樣本包括特徵部分和標注部分，該特徵部分包括一次用戶訪問中從用戶行為軌跡中提取出的模型輸入資料，該標注部分包括該次用戶訪問中提出的問題；

發送模組，用於將該訓練資料發送至神經網路模型，訓練該神經網路模型作為該問題分類模型。

9. 如申請專利範圍第 6 項所述的問題預測系統，其中，該指定時間為 12 小時至 72 個小時。

10. 如申請專利範圍第 6 項所述的問題預測系統，其中，該系統還包括下述模組至少其中之一：

用戶端顯示模組，用於在用戶端顯示所預測的問題和解決方案；及/或

客服端顯示模組，用於為客服人員顯示所預測的問題。

圖式

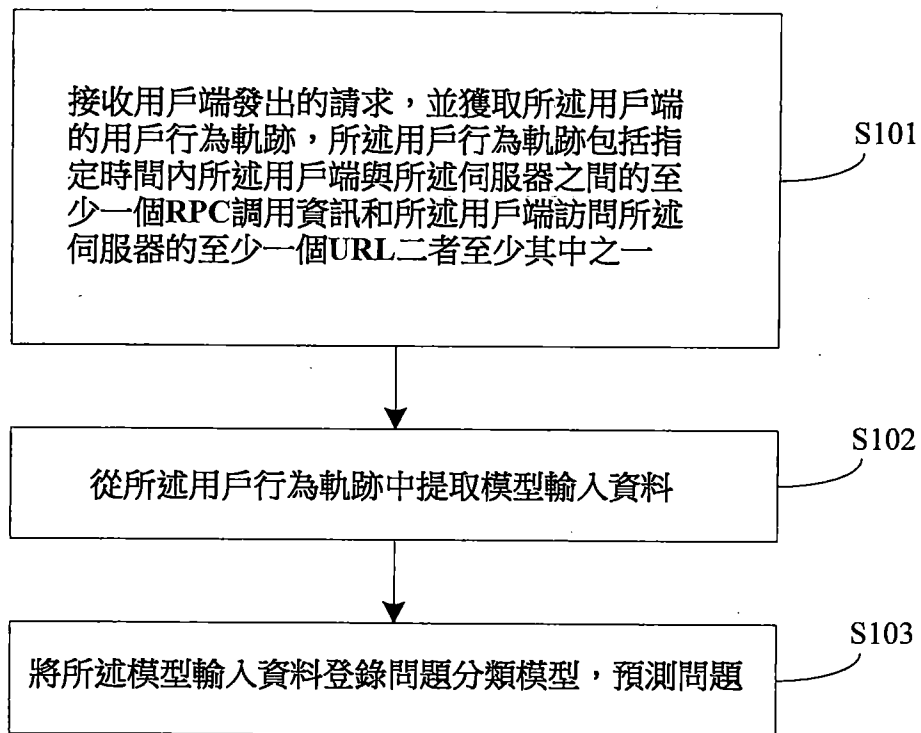


圖 1

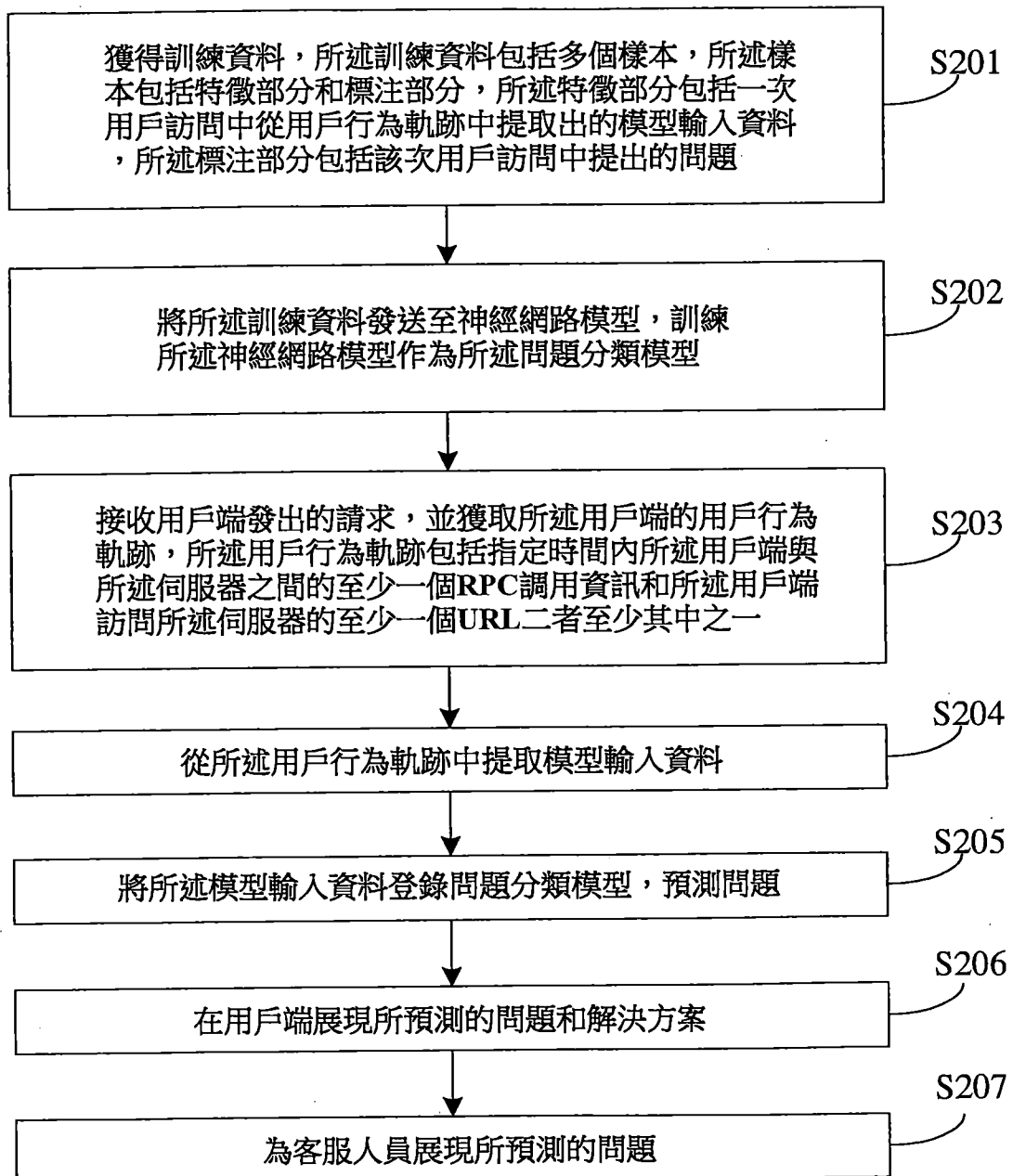


圖 2

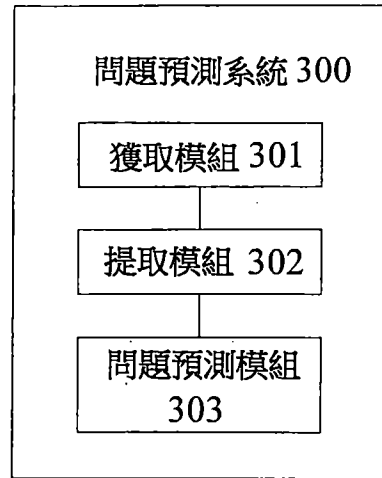


圖 3

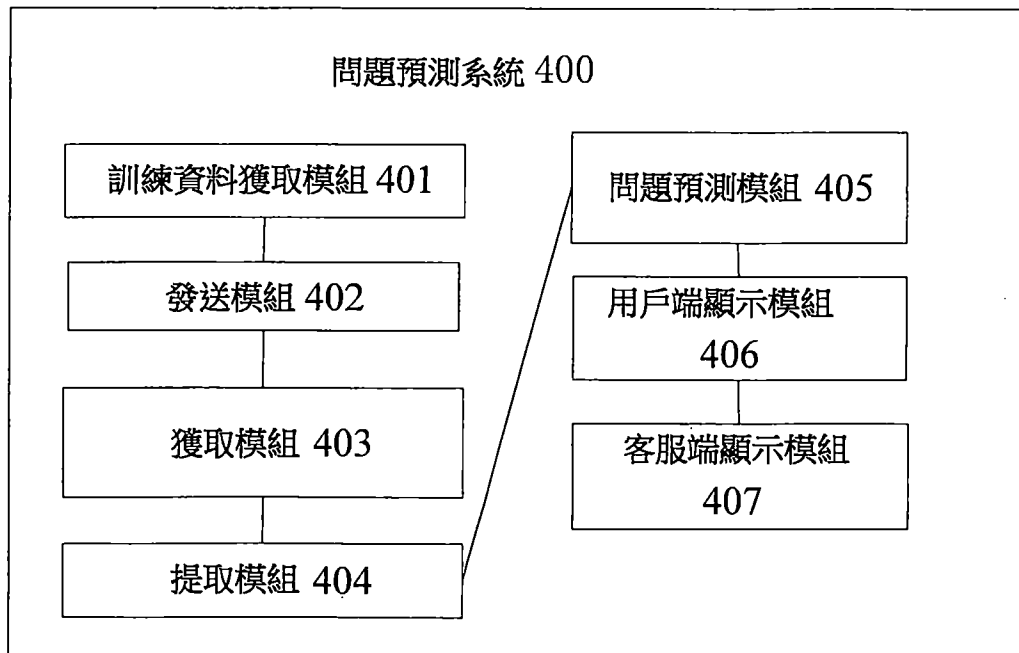


圖 4