



(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 I413006 B

(45)公告日：中華民國 102 (2013) 年 10 月 21 日

(21)申請案號：099117719

(22)申請日：中華民國 99 (2010) 年 06 月 01 日

(51)Int. Cl. : G06N7/00 (2006.01)

(71)申請人：國立清華大學(中華民國) NATIONAL TSING HUA UNIVERSITY (TW)

新竹市光復路2段101號

(72)發明人：鄭西顯 JANG, SHI SHANG (TW)；潘天紅 PAN, TAIN-HONG (CN)；汪上曉
WONG, SHAN HILL (TW)

(74)代理人：李國光；張仲謙

(56)參考文獻：

US 6243696B1

US 6546379B2

US 7505949B2

US 2010/0036780A1

審查人員：許俊岳

申請專利範圍項數：6 項 圖式數：10 共 25 頁

(54)名稱

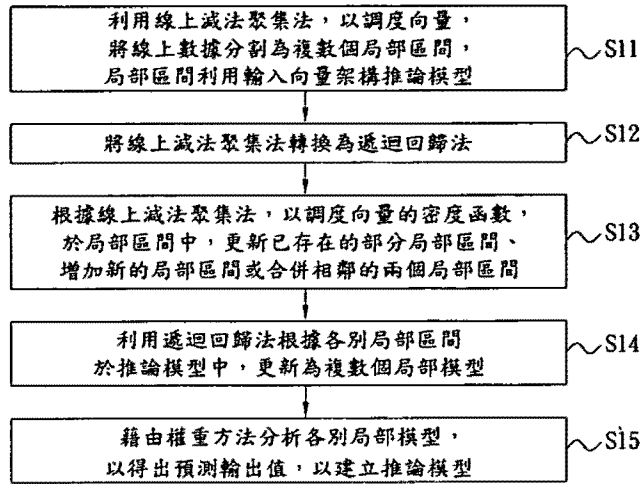
建立自適應性軟體量測之方法

METHOD FOR BUILDING ADAPTIVE SOFT SENSOR

(57)摘要

本發明係揭露一種建立自適應性軟體量測之方法，其包括下列步驟，即時獲取運作系統之線上數據，並建構推論模型用之調度向量與輸入向量，利用線上減法聚集法，用調度向量將線上數據分割為多個局部區間，在每一個局部區間，用輸入向量構造推論模型，並將線上聚集法轉換為遞迴回歸法，根據複數個準則來更新已存在的局部區間、產生新的局部區間、或者合併最相鄰的局部區間，並對各分群所對應之子模型的係數做相應的調整。以建立推論模型，用以預測工業過程的品質。因此，於應用時不需大量的記憶空間，可應用於多種化工過程及工業製程。

The invention discloses a method for building adaptive soft sensor. The method comprises the following steps. The input and schedule vectors are constructed, and used to a novel learning algorithm that uses online subtractive clustering to recursively update the structure and parameters of a local model network. Three rules are proposed for updating centers and local model coefficients of existing clusters, for generating new clusters and new models as well as for merging existing clusters and their corresponding models. Once these verified, then the online inferential model can be created to generate the predicted value of process. Thus, it doesn't need much memory space to process the method and easily apply on any other machine.





發明摘要

公告本

【發明摘要】

【中文發明名稱】 建立自適應性軟體量測之方法

【英文發明名稱】 METHOD FOR BUILDING ADAPTIVE SOFT SENSOR

【中文】

本發明係揭露一種建立自適應性軟體量測之方法，其包括下列步驟，即時獲取運作系統之線上數據，並建構推論模型用之調度向量與輸入向量，利用線上減法聚集法，用調度向量將線上數據分割為多個局部區間，在每一個局部區間，用輸入向量構造推論模型，並將線上聚集法轉換為遞迴回歸法，根據複數個準則來更新已存在的局部區間、產生新的局部區間、或者合併最相鄰的局部區間，並對各分群所對應之子模型的係數做相應的調整。以建立推論模型，用以預測工業過程的品質。因此，於應用時不需大量的記憶空間，可應用於多種化工過程及工業製程。

【英文】

The invention discloses a method for building adaptive soft sensor. The method comprises the following steps. The input and schedule vectors are constructed, and used to a novel learning algorithm that uses online subtractive clustering to recursively update the structure and parameters of a local model network. Three rules are proposed for updating centers and local model coefficients of existing clusters, for generating new clusters and new models as well as for merging existing clusters and their corresponding models. Once these verified, then the online inferential model can be created to generate the predicted value of process. Thus, it doesn't need much memory space to process the method and easily apply on any other machine.

【指定代表圖】 第(1)圖。

【代表圖之符號簡單說明】

S11~S15：步驟。

【特徵化學式】

無

發明專利說明書

【發明說明書】

【中文發明名稱】 建立自適應性軟體量測之方法

【英文發明名稱】 METHOD FOR BUILDING ADAPTIVE SOFT SENSOR

【技術領域】

【0001】 本發明是有關於一種建立自適應性軟體量測之方法，特別是有關於一種利用遞迴回歸演算方法預測工業過程的輸出值之建立自適應性軟體量測之方法。

【先前技術】

【0002】 目前，軟體量測指是一種推論模型，使用軟體技術來估計製程或加工過程中來自於測量機台的製程品質變數。推論模型的建立可以利用不同的數據處理方法例如：主成分迴歸(principle component regression, PCR)、部分最小平方法(partial least squares, PLS)、類神經網路(artificial neural network, ANN)、支援向量機(support vector machines, SVM)、類神經模糊系統(neuro-fuzzy systems, NFS)等等。

【0003】 一般來說，所有的這些推論模型均利用從製程或加工過程中所收集的數據，在離線情況下所建立的。在實際情況下，這些建模數據並不能覆蓋系統所有的加工實際狀況，當有新的加工實際狀況產生時，需要重新建立系統的推論模型。

【0004】 遞歸的主成分迴歸/部分最小平方法、基於滾動窗口(Moving Window)的自適應主成分迴歸、指數權重的部分最小平方法和時間延遲的主成分迴歸，這些方法或許可以克服上述部分問題，但

是在這些方法中需要記憶當前操作的一組數據，以往的數據與經驗隨著過程的進行，與模型的不斷更新將會被遺忘且丟失。

【0005】 美國專利前號案號No. 6,546,379說明了一種階式增壓方法(cascade boosting method)來促進預測模型以解決之前所說明的問題和減輕分支問題當應用於決策樹(decision tree)時，然而這個方法由於模型數多可能會導致缺乏細緻的轉移，如此會降低整個的預測模型準確度並可能擾亂使用者在整個預測模型的判斷。

【0006】 美國專利前號案號No. 7,505,949說明了一種製程模型誤差修正方法藉由整合兩個模型來產生多種輸出係數的預測值，這種方法的缺點是它需要很多記憶空間來紀錄製程中的數據因此在線的電腦負擔將會非常的巨大。

【0007】 美國專利前號案號No. 6,243,696說明了一種在線模型利用轉移控制系統來產生預測值，然而這種算法一樣需要過去製程的歷史數據，另一方面當系統執行中它需要檢查變數名稱是否還存在，否則必須修改資料庫中的各種變數。

【0008】 綜上所述，上述之專利前案其需要之演算暫存空間不是非常巨大，就是無法參考到之前工作製程中所需要的參數，或有效的將預測出來的資料與實際的資料結合，因此，目前十分需要一種可預測工業過程的輸出值並可回歸參考之前或之後輸出值的方法。

【發明內容】

【0009】 本發明揭露了建立自適應性軟體量測之方法，在這個方法中使用

線上學習算法來發展基於局部線性模型網路(local model network, LMN)的軟體量測，需要線上減法聚集法(online subtractive cluster algorithm)來決定分割數目及分割區域，模型的參數則是由遞迴回歸法(Recursive regression algorithm)來求得，只需要保留聚集中間部分(parameter)、共變異矩陣部分(covariance matrix)及主要參數部分。

【0010】 有鑑於上述習知技術之問題，本發明之目的就是在提供一種建立自適應性軟體量測之方法，以解決於測量工業過程及製程的結果輸出值時，無法有效參考及利用之前及之後之輸出值之問題。

【0011】 根據本發明之一目的，係提出一種建立自適應性軟體量測之方法。此建立自適應性軟體量測之方法包括下列步驟，利用一線上減法聚集法用調度向量將線上數據分割為複數個局部區間，局部區間用輸入向量架構一推論模型，並用三個準則來更新已存在的局部區間、產生新的局部區間、或者合併最相鄰的局部區間，利用遞迴回歸法更新各局部區間所對應之線性模型，再藉由一權重方法分析各別局部模型，以建立一推論模型。

【0012】 其中，調度向量係包括一子集合，子集合係為讀取及標準化樣本變數或系統樣本變數所建立。

【0013】 其中，遞迴回歸法係為一遞迴最小平方根法。

【0014】 其中，藉由輸入向量以遞迴最小平方根法(Recursive Least Square Algorithm)更新所選擇之局部線性模型(Local linear model)。

- 【0015】 其中，局部模型中保留聚集中中心、共變異矩陣(covariance matrix)及聚類參數(parameter)部分。
- 【0016】 其中，局部模型係為線性模型構成。
- 【0017】 其中，權重方法係為計算出局部區間中心與調度向量之距離。
- 【0018】 承上所述，本發明之建立自適應性軟體量測之方法，可具有一或多個下述優點：
- 【0019】 (1)此建立自適應性軟體量測之方法可利用遞迴回歸法，參考之前的工作過程輸出值，或最近的工作過程輸出值，以更新預測的模型，更能加強預測輸出之準確度，並降低運作系統的線上計算量。
- 【0020】 (2)此建立自適應性軟體量測之方法不需耗費大量記憶體建立每一個參數，可經由增加、更新與合併保留對工作過程影響最大之參數。

【圖式簡單說明】

- 【0021】 第1圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之流程圖；
- 第2圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法的細部流程圖；
- 第3圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法的製程預測輸出示意圖；
- 第4圖係為建立自適應性軟體量測之方法之實施例之方法流程圖；
- 第5圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例流速

變化圖；

第6圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例溫度動態變化圖；

第7圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例局部區間數量變化圖；

第8圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例局部區間對應數量變化圖；

第9圖本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例實際與預估對照圖；以及

第10圖係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例溫度採樣實際與預估對照。

【實施方式】

【0022】 請參閱第1圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之流程圖。圖中，建立自適應性軟體量測之方法包括下列步驟：

【0023】 (S11)利用一線上減法聚集法(online subtractive cluster algorithm)，以一調度向量將一線上數據分割為複數個局部區間(Local Region)，並將局部區間利用一輸入向量架構一推論模型(Inferential model)；

【0024】 (S12)將線上減法聚集法轉換轉換為一遞迴回歸法(Recursive regression algorithm)；

【0025】 (S13)根據線上減法聚集法，以調度向量的一密度函數，於局部區間中，更新已存在的部分局部區間、增加新的局部區間或合併相鄰的兩個局部區間；

- 【0026】 (S14)利用遞迴回歸法根據各別局部區間於該推論模型中，更新為複數個局部線性模型(Local linear model)；以及
- 【0027】 (S15)藉由權重方法分析各別局部線性模型，以得出預測輸出值，以建立推論模型(Inferential model)。
- 【0028】 參照第2圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法的細部流程圖，分散式控制系統(distributed control system, DCS)210收集系統中不同的樣本變數或系統變數為線上數據，例如溫度、流量等其他變數資料，用來構成推論模型中的輸入向量。預先處理(preprocess)220執行不同的預先處理算法，這些變數資料是做為原始數據(raw data)，可以反映輸入和輸出向量的特徵，當推論模型獲得輸入向量時，運行預先處理220可以於輸入向量移除大致相同的變數資料或是移除不合乎常理的變數資料，而使得推論模型建立並最佳化使其更具有代表意義。
- 【0029】 請參閱第3圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法的製程預測輸出示意圖。圖中，輸入向量302於公式中以 χ 代表，調度向量(schedule)304於公式中以 ϕ 代表，係為輸入向量的子(sub)集合，並由將由預先處理後的數據資料260所組成。復參閱第2圖，線上執行減法聚集法230轉換轉換為遞迴回歸法來計算當前調度向量304的密度值。

$$P_{\phi} = \frac{\kappa - 1}{(\kappa - 1)(\gamma(\kappa) + 1) - 2\eta(\kappa)\phi(\kappa) + \sigma(\kappa)}$$

k 為 時 間 間 隔， $\gamma(\kappa) = \phi(\kappa)^T \phi(\kappa)$ ，

$$\eta(\kappa) = \sum_{j=1}^{\kappa-1} \phi(j)^T = \eta(k-1) + \phi(k-1)^T$$

$$\sigma(\kappa) = \sum_{j=1}^{\kappa-1} \phi(j)^T \phi(j) = \sigma(k-1) + \phi(k-1)^T \phi(k-1)$$

【0030】再提出三種規則分別來歸類目前的調度向量 ϕ ：

【0031】第一規則係為增加新的局部線性模型，假設新數據資料與已存在的局部線性模型間有足夠的距離使新數據資料的密度值高於已存在的局部線性模型密度值時，新數據資料將被視為新的局部線性模型

$$\text{IF } \min_{i=1, \dots, n} \|\phi(k) - c_i\|_2 > r_1 \text{ AND } P_\phi(k) > \delta$$

$$\text{THEN } c_{n+1} = \phi(k) \text{ AND } P_{c_{n+1}}(k) = P_\phi(k)$$

【0032】這表示當前的數據資料比已存在的各局部線性模型中心還具有代表性，所以將出現新的操作區間或是新的條件。

【0033】第二規則係為更新局部線性模型，假設新的數據資料接近第 i 個的舊局部線性模型中心，但是新的數據資料高於舊局部線性模型中心的密度值，所以舊局部線性模型中心將會被新數據資料所取代。

$$\text{IF } \min_{i=1, \dots, n} \|\phi(k) - c_i\|_2 > r_1 \text{ AND } P_\phi(k) > \delta$$

$$\text{THEN } c_{n+1} = \phi(k) \text{ AND } P_{c_{n+1}}(k) = P_\phi(k)$$

【0034】第二規則說明當前的數據資料比舊有的局部線性模型中心點具有

更好的描述評估能力，所以系統的操作區間將被即時更新，若是利用新局部線性模型來描述這種變化時將會導致局部線性模型數目過多，所以利用新數據資料取代舊的局部線性模型中心來解決這問題。

【0035】 第三規則係為合併最接近之兩局部線性模型，假設兩局部線性模型中心距離夠接近到小於合併臨界值，則兩局部線性模型將會被合併，公式如下式：

$$\text{IF } \min_{i \neq j; i, j = 1, \dots, n} \|c_i - c_j\|_2 \leq r_3$$

$$\text{THEN } \begin{cases} c_{d_1} = c_{d_2} & \text{AND } P_{d_1}(k) = P_{d_2}(k) \\ c_i = c_{i+1} & \text{AND } P_i(k) = P_{i+1}(k) \text{ for } i = d_3, \dots, n \end{cases}$$

$$d_1 = \min(i, j), \quad d_2 = \operatorname{argmax}(P_{c_i}(k), P_{c_j}(k)), \quad \text{及}$$

$$d_3 = \max(i, j)$$

【0036】 此第三規則說明當兩局部線性模型夠接近時可以合併成爲一個新局部線性模型，利用此可以線上消除多餘的局部線性模型，局部線性模型的配置則能維持相當緊湊。

【0037】 即時系統模組260中進行局部線性模型辨識系統280 提供標準的遞迴最小平方方法(Recursive Least Square, RLS)算法來辨識局部線性模型。當這些局部線性模型中心被合併時，局部線性模型可以藉由依據調度向量的輸入輸出向量來更新，而調度向量則是利用在線減法聚類來歸類，或是藉由下列公式將兩個最接近的局部線性模型合併成一個局部線性模型。

$$V(k) = \left[[V_i(k)]^{-1} + [V_j(k)]^{-1} \right]^{-1}$$

$$\hat{\beta} = ([V_i(k)]^{-1} + [V_j(k)]^{-1})^{-1} \left([V_i(k)]^{-1} \hat{\beta}_i + [V_j(k)]^{-1} \hat{\beta}_j \right)$$

【0038】 復參閱第3圖，調度向量304為輸入向量302的子集合，而局部線性模型306的類型為線性模型並且反應當前的輸入向量區間，調度函數308之 ρ 為局部驗證函數可以定義如下列公式：

$$\rho_i(\phi(k)) = \exp \left[- \frac{(\phi(k) - c_i)^T (\phi(k) - c_i)}{s_i^2} \right]$$

【0039】 c_i 為第 i th 局部線性模型的中心位置，局部線性模型的權重值可以由下式來計算：

$$w_i = \frac{\rho_i(\phi(k))}{\sum_{i=1}^n \rho_i(\phi(k))}$$

【0040】 預測輸出值 $\hat{y}(k)$ 則可以藉由加權局部線性模型310來估計出：

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n w_i \hat{y}_i(k)$$

【0041】 為了更仔細說明建立自適應性軟體量測之方法，我們利用工業界中的鄰二甲苯蒸餾塔為實施例。

【0042】 請參閱第4圖，其係為建立自適應性軟體量測之方法之實施例之方法流程圖。圖中，並請參閱下列表格，表格中依序為常態操作條件中的進料、塔頂(distillate)組份與塔底(bottom)組份，塔頂流量與塔底流量分別為805.4kmol/h和113.66kmol/h，層塔

(tray-column)直徑為3m，異丙基苯(isopropylbenzene, IPB)在塔頂的不純度不能超過0.5 mol%，才能避免污染下一單元的催化劑，另外量測值有著操作擾動存在會導致平均品質的不確定性，爲了改善異丙基苯(IPB)的控制品質，需要異丙基苯不純度的即時估計系統，而圖中所標示之TT1~TT7係爲溫度感測器裝置，且依序各別在層板1, 13, 23, 31, 44, 55和56來監控異丙基苯的不純度及其溫度變化。塔頂流速用來控制層板23與層板1間的溫度差異。當氣相層析儀(gas chromatographs, GC)偵測到在塔頂產品的IPB增加，操作員必須手動增加熱負荷(heat duty)來減少塔頂產品的不純度。

【0043】

成分	進料(mol%)	塔頂(mol%)	塔底(mol%)
壬烷(Q1)	0.07	0.17	9.16x10 ⁻⁵
二甲苯(Q2)	0.06	0.14	1.02x10 ⁻⁵
間二甲苯(Q3)	2.1	0.51	5.42x10 ⁻⁵
鄰二甲苯(Q4)	41.34	98.91	0.55
異丙基苯(Q5)	0.63	0.25	0.90
正丙基苯(Q6)	1.69	5.87x10 ⁻³	2.88
1 甲苯 1-3-乙苯 (Q7)	8.69	9.34x10 ⁻³	14.84
1 甲苯 1-4-乙苯 (Q8)	3.92	1.51x10 ⁻³	6.70
1,3,5-三甲基苯 (Q9)	6.44	5.59x10 ⁻⁴	11.00
1,2,4-三甲基苯 (Q10)	21.62	5.62x10 ⁻⁵	36.94
1,2,3-三甲基苯 (Q11)	7.61	0.00	13.00
1,2,4,5-四甲基 苯(Q12)	1.37	0.00	2.34
樟腦(Q13)	0.80	0.00	1.37
1 甲基(Q14)	5.32	0.00	9.09
正癸烷(Q15)	0.22	1.02x10 ⁻⁴	0.38

【0044】 利用工業中標準的動態模擬系統ChemCad來模擬異丙基苯不純度的動態表現，我們使用SRK狀態方程式(Soave Redlich Kwong)當作熱力學模型，進料、產品和塔的規格均相同於工業界中之使用。

【0045】 請參閱第5圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例流速變化圖。圖中，說明了四種組成物質的流速變化，分別為Q4、Q7、Q10及Q11。

【0046】 請參閱第6圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例溫度動態變化圖，鄰二甲苯Q4的流速和1,2,3-三甲基苯Q11的隨機變化範圍為-10% 和+10%之常態穩態值(i.e., Q4位於區間[7671.76,9376.59]中及Q11位於區間[1598.83,1954.13])。在不同時間區間中給定一階變化(step change)於1-甲基1-3-乙苯Q7和1,2,4-三甲基苯(1,2,4-mesitylene)Q10的流速，而其餘11種的組成則維持在穩態狀態，利用固定階段大小 $T=1\text{min}$ ，則可以從模擬過程中收集到6000組輸入/輸出數據。

【0047】 蒸餾塔中塔頂到塔底的溫度量測可以被依序記錄為 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ ，在實際工業蒸餾塔中氣象層析儀每五分鐘量測一次異丙基苯的不純度，所以局部推論模型可以

表 示 為：

$$Y(k=5t) = f(1, x_1(5t-1), \dots, x_1(5t-10), \dots, x_7(5t-1), \dots, x_7(5t-10)) \\ = \sum \rho_i(\phi(k)) X^T(k) \beta_i$$

【0048】 其中 $Y(k) = -\ln y(k)$ 為異丙基苯不純度的對數形式，而輸入向量表示為下列公式：

$$X(k) = [1, x_1(5t-1), \dots, x_7(5t-10)]^T$$

【0049】 調度向量表示為下列公式：

$$\phi(k) = [x_1(5t-1), \dots, x_7(5t-10)]^T$$

【0050】 減法聚集法的參數設定為 $r_1=r_2=0.21$ 和 $r_3=0.105$ ，調度函數的寬度 S_i 設定為0.3，此外輸入向量、調度向量和輸出向量均被標準化成平均值為0標準差為1。為了計算誤差，異丙基苯不純度的對數形式會被轉換為實際異丙基苯的莫耳分率。

【0051】 請參閱第7圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例局部區間數量變化圖。圖中，我們可以得知1-甲基1-3-乙苯Q7 和1,2,4-三甲基苯Q10流量的一階變化會導致線上局部區間數目變化，在模擬過程中，局部區間中心移動了47次，最後的局部區間數目增加到5個，在第541次的採樣發生了局部區間合併的事件。

【0052】 復參閱第8圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例局部區間對應數量變化圖。圖中，說明在系統執行中的樣本局部區間過程，在時間間隔 $k=541$ ，局部區間No.3被合併到聚類No.1，而因此消失。並說明在蒸餾塔中的高度非線性關係，我們所提出的法可以有效的追蹤異丙基苯不純度的動態變化。

【0053】 此外利用預測均方誤差(Mean Square Error of Prediction, MSEP)和預測平均相對誤差(Average Relative Error of Prediction, AREP)來說明實施例的預測準確性，公式如下所式：

$$\text{MSEP} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(y(k) - \hat{y}(k) \right)^2$$

$$\text{AREP} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n \left(\frac{|y(k) - \hat{y}(k)|}{y(k)} \right) \times 100\%$$

- 【0054】 如上列所提及，我們建立了基於異丙基苯不純度的採樣速率(每5分鐘)之自適應性軟體量測模型，為了測試此模型的效能，利用所發展的方法來預測中間樣本。
- 【0055】 請參閱第9圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例實際與預估對照圖。圖中，係提供了實際的異丙基苯不純度及預估異丙基苯不純度的比較。
- 【0056】 請參閱第10圖，其係為本發明之建立自適應性軟體量測之方法之實施例溫度採樣實際與預估對照圖。圖中之上部分說明了模型可以追蹤到1分鐘的異丙基苯不純度動態變化，此外預測均方誤差為 16.9×10^{-7} ，稍高於上述第9圖的結果，在樣本區間[3301, 3400]的詳細結果說明在圖中之下部分。
- 【0057】 利用建立自適應性軟體量測之方法，以新增、更新並合併的方式，減少記錄多餘的數據資料，故不需大量的記憶體空間，即可完成建立自適應性軟體量測之方法之實作，可更有彈性的應用於各種工業過程上。
- 【0058】 以上所述僅為舉例性，而非為限制性者。任何未脫離本發明之精神與範疇，而對其進行之等效修改或變更，均應包含於後附之申請專利範圍中。

【符號說明】

- 【0059】** S11~S15：步驟；
- 210：分散式控制系統；
- 220：預先處理；
- 230：線上執行減法聚集法；
- 240：即時系統模組；
- 250：預測值；
- 260：預先處理後的數據資料；
- 270：輸入向量分析；
- 280：局部線性模型辨識；
- 302：輸入向量；
- 304：調度向量；
- 306：局部線性模型；
- 308：調度函數；
- 310：局部線性模型；
- TT1~TT7：溫度感測器裝置；以及
- 1、13、23、31、44、55、56：層板。

【主張利用生物材料】**【0060】**

申請專利範圍

【發明申請專利範圍】

【第1項】 一種建立自適應性軟體量測之方法，其包括下列步驟：

利用一分散式控制系統（DCS），以採檢一製程；

利用一連接至該分散式控制系統以獲得一線上數據之感測器，以記錄過程變數，以建立一推論模型之一輸入向量；

利用該分散式控制系統以預先處理該線上數據，以移除大致相同的變數資料，或移除不合乎常理的變數資料，以建立並最佳化該推論模型；

利用一線上減法聚集法，以一調度向量，將該線上數據分割為複數個局部區間，其係為該輸入向量之一子（sub）集合，且複數個局部區間組成複數個局部線性模型；

建構一線性模型於各局部區間，且根據各該線性模型建構該推論模型；

將該線上減法聚集法轉換為一遞迴回歸法；

藉由

$$P_{\phi} = \frac{\kappa - 1}{(\kappa - 1)(\gamma(\kappa) + 1) - 2\eta(\kappa)\phi(\kappa) + \sigma(\kappa)}$$

以計算該調度

向量之密度值，其中 P_{ϕ} 為該調度向量之密度值， κ 為時間間隔， γ 為在當前採檢時間 κ 的該調度向量的協方差， η 為過去時間1、2、 \dots 、 κ 的該調度向量的改變的協方差， σ 為過去時間1、2、 \dots 、 κ 的該調度向量的改變的協方差， ϕ 為調度向量，

$$Y(\kappa) = \phi(\kappa)^T \phi(\kappa)$$

$$\eta(\kappa) = \sum_{j=1}^{\kappa-1} \phi(j)^T = \eta(\kappa-1) + \phi(\kappa-1)^T$$

$$\sigma(\kappa) = \sum_{j=1}^{\kappa-1} \phi(j)^T \phi(j) = \sigma(\kappa-1) + \phi(\kappa-1)^T \phi(\kappa-1)$$

合併二個最接近之該局部線性模型，更新已存在的該局部線性模型或增加一新的該局部線性模型，以消除多餘的該局部線性模型，更新已存在的該局部線性模型或增加一新的該局部線性模型包含：

當該二個最接近之該局部線性模型接近一權重值，合併該二個最接近之該局部線性模型成爲新的該局部線性模型；

當獲得新的該線上數據時，更新已存在的各該局部線性模型；以及

當新的該線上數據遠離已存在的複數個該局部線性模型，增加新的該局部線性模型；

利用該遞迴回歸法根據各該局部區間的該線性模型，即時更新複數個局部模型；

藉由使用各該線性模型，以得出一預測輸出值。

【第2項】 如申請專利範圍第1項所述之建立自適應性軟體量測之方法，其中該子集合係爲讀取及標準化樣本變數或系統樣本變數所建立。

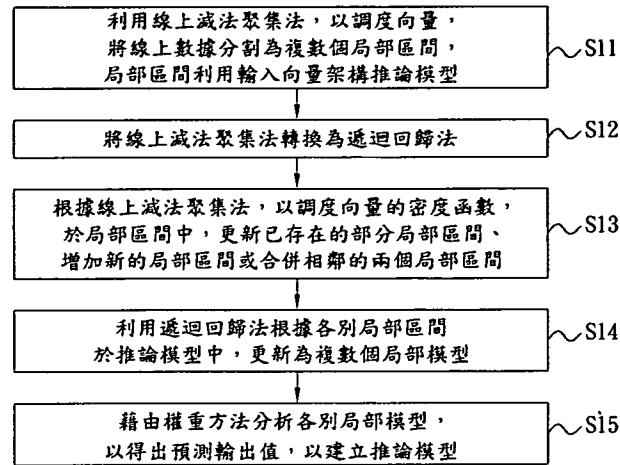
【第3項】 如申請專利範圍第1項所述建立自適應性軟體量測之方法，其中該遞迴回歸法係爲一遞迴最小平方根法。

【第4項】 如申請專利範圍第3項所述建立自適應性軟體量測之方法，其中該輸入向量係以該調度向量爲分類，並利用該輸入向量以該遞迴最小平方根法更新所選擇之各該局部模型。

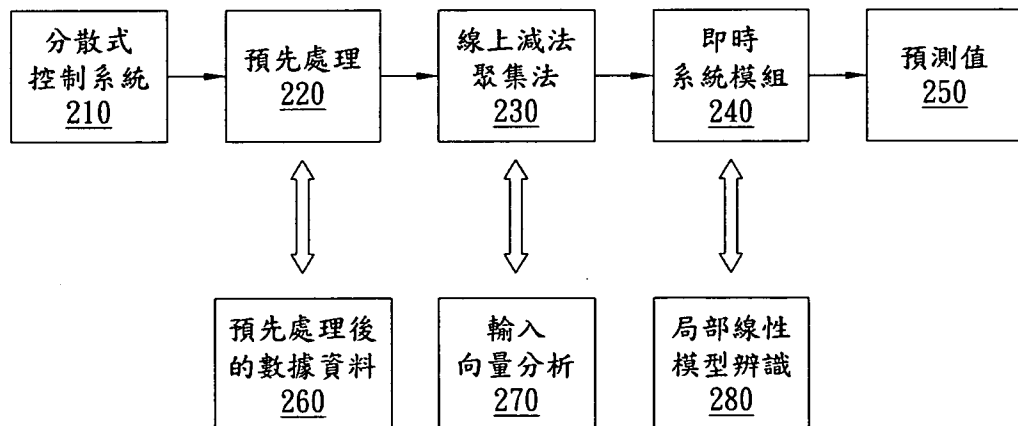
- 【第5項】 如申請專利範圍第1項所述建立自適應性軟體量測之方法，其中於各該線性模型間保留聚集中心、共變異矩陣及聚類參數部分。
- 【第6項】 如申請專利範圍第1項所述建立自適應性軟體量測之方法，其中該感測器包含溫度感測器及氣相層析儀。

圖式

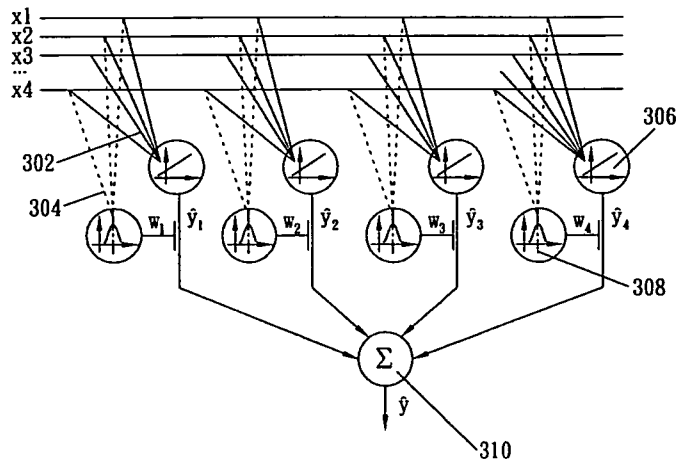
【發明圖式】



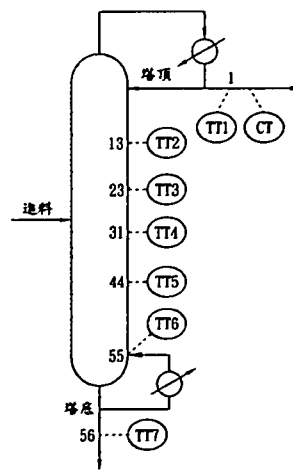
第1圖



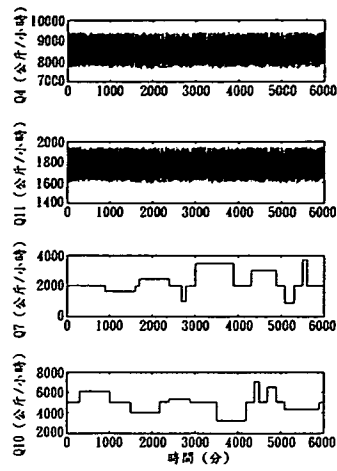
第2圖



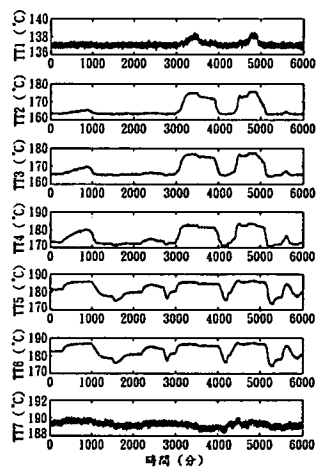
第3圖



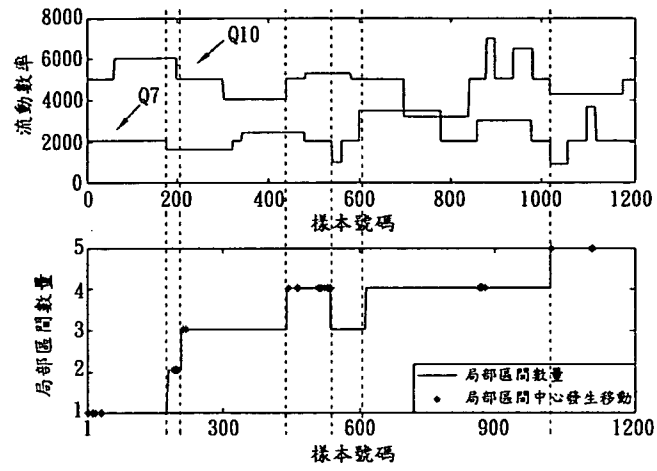
第4圖



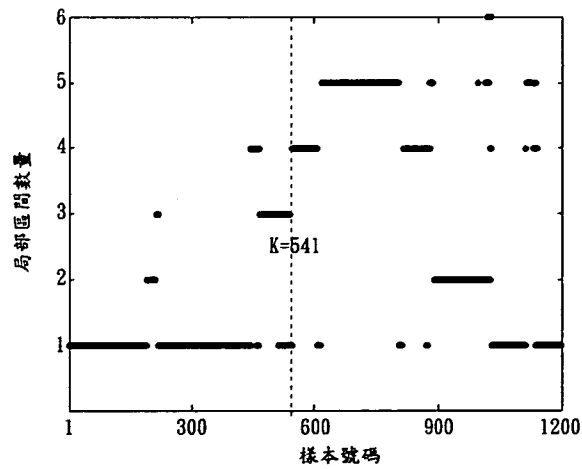
第5圖



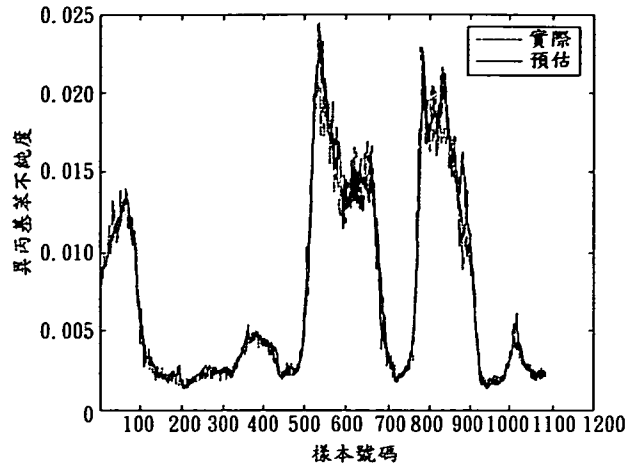
第6圖



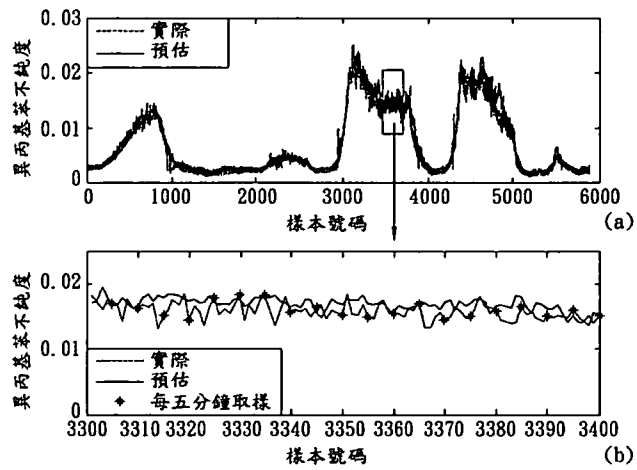
第7圖



第8圖



第9圖



第10圖