

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫  成果報告  
 期中進度報告

智慧型機器人之錯誤診斷系統研究

計畫類別： 個別型計畫  整合型計畫

計畫編號：NSC 96-2221-E-009-226-

執行期間：96年8月1日至97年7月31日

計畫主持人：蕭得聖

共同主持人：

計畫參與人員：黃暉鈞、余宗明

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告  完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

赴國外出差或研習心得報告一份

赴大陸地區出差或研習心得報告一份

出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份

國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、  
列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：國立交通大學電機與控制工程學系

中華民國 97 年 9 月 23 日

## 摘要

自 1970 年代始，機器人即大量運用於工業製造生產上，例如汽車、機械與半導體等產業。當時的機器人只能執行反覆單調的生產業配等任務。隨著時間的流逝，科技日新月異，機器人也開始擁有更多的功能，甚至準備進入人類的生活之中。使機器人進入人類生活的障礙，並非機器人的功能或可提供的服務，而在於其運作時的可靠度、安全性與成本。可靠度是指機器人自身能夠長期於妥善的狀況下運作，而安全性乃指機器人運作時不應對人類以及週遭環境造成傷害，成本則是指該機器人製造與後續維修所需的費用。

本計畫的貢獻在於對機械臂僅裝置角度編碼器以降低成本的情況下，發展應用於機械臂的即時錯誤偵測與辨識演算法，以期能對機械臂的運作狀態進行良好估測，增加機器人運作的安全性。文中將使用無跡卡曼濾波器(Unscented Kalman Filter, UKF)進行機械臂角度和角速度的估測，使用期望值最大化演算法(EM-algorithm)估測摩擦力，利用濾波扭力計算與多模型組態 GPB-2 (Generalized Pseudo Bayesian of order 2)演算法來判斷錯誤模型的種類，由模擬結果可看到該即時演算法的確比原始的多模型組態 GPB-2 演算法更為精確與有效率。

## 1. 緒論

### 1.1 研究動機與目的

各項研究報告均指出，智慧型機器人將成為下一世代的明星產業。以機器人製造與研發大國的日本為例，日本政府已將智慧型機器人列入「新產業創造戰略」七大領域之一，其鄰近的韓國也將智慧型機器人列為「十大新世代成長動力產業」之一。至於台灣的智慧型機器人產業預估 2005 至 2008 年的產值為新台幣 300 億元，而 2009 至 2013 年的產值預估將達新台幣 900 億元以上。

目前的機器人的研究多著重於機器人的功能的設計，而較少專注於機器人運作時的**可靠度與安全性**。可靠度是指機器人自身能夠長期於妥善的狀況下運作，而安全性乃指機器人運作時不應對人類以及週遭環境造成傷害。這被忽略的部份，卻是智慧型機器人能否商品化的最重要關鍵，因為一個不安全不可靠的產品絕對不可能為公司帶來利潤，反而是一種累贅與商譽的損壞。

本計畫的目的就是討論機器人**錯誤偵測與識別(Fault Detection and Identification)**的能力。藉由二軸機械臂進行錯誤偵測(fault detection)，利用角度量測進行速度的估測再用其計算力矩與各種錯誤模式下的機率進行比較，以確定錯誤發生的原因。

### 1.2 系統發生錯誤的情形

在研究錯誤偵測和識別(Fault Detection and Identification)常見的文獻裡，依照系統錯誤發生的情況分成四大類[2]：

1. 感測器錯誤(Sensor faults)
2. 致動器錯誤(Actuator faults)
3. 系統處理程序錯誤(Process faults)
4. 閉迴路或控制器錯誤(Close-loop or controller faults)

若依系統錯誤訊號發生的狀況分類，則可分成以下兩類：

1. 突發性錯誤訊號(Abrupt or Sudden faults): 顧名思義，此為系統輸出訊號產生大幅的跳動或是脈衝

性的訊號，這代表著系統極有可能已經出錯或即將發生錯誤，必須儘快地做出相對應的措施，以排除錯誤。

2. 緩慢發生錯誤訊號(incipient or slowly developing faults): 由字面上的意思，這是與突發性錯誤訊號相對的訊號。此種訊號代表系統慢慢變化，比方說，示波器使用一段時間後需要歸零。若該訊號不隨時間變化，則稱為定值偏差錯誤訊號(dc-offset or bias signal)；若訊號隨時間變化，則稱為漂移偏差錯誤訊號(time-varying or drift signal)。

由於本論文以機械臂馬達發生故障的情形，作為電腦模擬的依據，所以此篇論文裡的錯誤指的是致動器錯誤(Actuator faults)與突發性錯誤訊號(Abrupt or Sudden faults)。

### 1.3 本計畫的貢獻

經由前人的努力，線性系統的偵測與識別系統已經相當完善。但相對的機械臂為一非線性系統，其在理論與實用必然不能直接套用許多前人的理論，因此研究上必然也會碰到許多挑戰。本計畫的貢獻就在於改進「**錯誤偵測與識別演算法**」，使能夠更快地偵測**機械臂系統上的錯誤並進行識別**。稍後將藉由模擬結果看到改良後的演算法在系統識別上比原有的演算法效果更精準，效率也更提高。

## 2. 機器人系統

### 2.1 機器人系統簡介

本計畫模擬平台為二軸機械臂，其動力學方程式(Dynamic Model)如下：

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ M^{-1}(\theta) \times (-V(\theta, \dot{\theta}) - G(\theta) + \tau) \end{bmatrix} \quad (1)$$

將(1)作離算化得到離散時間方程式(2)與(3)：

$$\theta_k = \theta_{k-1} + h \times \dot{\theta}_{k-1} \quad (2)$$

$$\dot{\theta}_k = \dot{\theta}_{k-1} + h \times \left\{ M^{-1}(\theta_{k-1}) \times (-V(\theta_{k-1}, \dot{\theta}_{k-1}) - G(\theta_{k-1})) \right\} + h \times M^{-1}(\theta_{k-1}) \times \tau \quad (3)$$

其中  $h$  為取樣時間， $\theta, \dot{\theta}$  為  $n$  維的向量，表示各軸的角度、角速度。 $\tau$  為  $n$  維的向量，表示各軸致動器的力矩。 $M(\theta)$  為機械臂的轉動慣量矩陣，維度為  $n \times n$ 。 $V(\theta, \dot{\theta})$ 、 $G(\theta)$  都是  $n$  維的向量，分別代表向心力與科氏力的作用、重力的影響。

### 2.2 機器人錯誤偵測與識別相關研究

1. Fabrizio Caccavale 與 D.Walker 於[1]文中發表一套建構於離散時間的自我診斷錯誤系統，該系統將觀察器與實際量測的誤差值進行線性回授，再利用延遲非線性補償的方式，來提高機器人對於未知系統參數的強健度，而非將臨界門檻調高使得感測錯誤的靈敏度降低。另一方面，該系統在觀察器的設計上考慮系統離散化時的誤差，使觀察器能夠更確實地反應出系統狀況。

雖然延遲架構能增加系統的強健度，但因為其特性類似低通濾波器，能夠濾掉突變的訊號，但同時也會犧牲錯誤診斷的敏銳度。至於將觀察器設計考慮系統離散的誤差，雖然看似可行，但是在現實中，

系統模型不可能完全與理論模型相同的情況下，未能完全解決系統離散化誤差的問題。

2. M.L. McIntyre, W.E. Dixon, D.M. Dawson 和 I.D. Walker 於[2]將機械臂錯誤情形分為致動器卡住 (locked-joint fault)、不受力甩動 (free-swinging joint fault)、階梯錯誤 (ramp fault) 或是飽和錯誤 (saturated fault)。文中發表如何經由預測值與實際值誤差和非線性觀測器與來進行轉軸致動器的錯誤偵測和識別，其主要貢獻在於利用濾波器使計算力矩不需使用到角加速度，因為若由角度作兩次差分或角速度作一次差分往往會因為雜訊的干擾而失真，造成力矩計算的極大誤差，因此利用濾波器濾掉角加速度來進行力矩計算與比較。此外由於觀察器不會受到控制器影響，故強健度較好，不容易受到雜訊干擾。

### 3. 錯誤偵測與識別技術

基於模型的錯誤偵測和識別 (Model-based FDI) 廣泛運用於各類型的動態系統，舉凡航太、車輛、交通運輸、工業用機械臂等都可見其身影。基於模型的錯誤偵測和識別利用理論系統和實際系統間的輸出不同來計算其剩餘值 (residuals)，以指出系統是否出錯。本章節會對其相關演變和背景知識作介紹，順序是先將整個的估測系統做一概要性的介紹，再分別對其各個區塊進行詳細的介紹。

#### 3.1 基於模型的錯誤偵測和識別技術

基於模型的錯誤偵測和識別技術，大致可用一句話來做完整的描述：「事先給定系統錯誤的描述以及系統的數學模型，藉由萃取感測器量測之系統輸入與輸出，利用系統之數學模型來進行系統狀態的確認。」做法為將感測器量測之實際訊號和經過數學模型的估測訊號相減產生剩餘值 (Residual Generation)，再經由事先設定錯誤門檻 (fault threshold) 進行剩餘值評估 (Residual Evaluation)，確定是否有錯誤發生。本論文採用的架構圖如下：

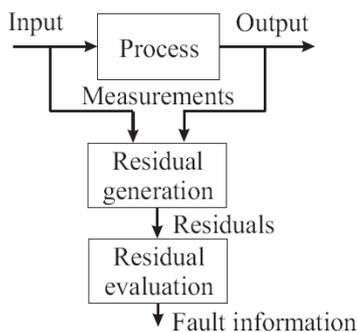


圖 1. 錯誤偵測架構圖[3]

圖 1 是由 Chow 和 Willsky [3] 於 1980 年提出的，目前已被廣泛地用於錯誤診斷的領域。圖 1 可分為兩個主要步驟：剩餘值產生 (Residual Generation) 與剩餘值評估 (Residual Evaluation)。

1. 剩餘值產生：這個區塊利用待估測系統的輸入和輸出負責產生剩餘值，所計算出的剩餘值必須能夠某種程度的代表系統是否出錯。因此，剩餘值必須在正常運作的時候為零或接近零，而在系統出錯時遠大於零。理想的情況下，剩餘值的大小

和系統的輸入和輸出呈獨立關係，只跟系統的狀態有關。

2. 剩餘值評估：這個區塊對產生的剩餘值利用相似值 (Likelihood) 或決定法則 (Decision Rule) 進行評估，以確定系統是否真有錯誤發生。一般的作法是設定一個門檻 (threshold) 對即時產生的剩餘值進行測試，也可對剩餘值進行移動平均 (Moving Averages) 再進行測試。此外，也有一些利用統計方法的測試，例如：通用相似值比率測試 (generalized likelihood ratio testing)[4] 和序列機率值比率測試 (sequential probability ratio testing)[5]。

在基於模型的錯誤偵測和識別的領域裡的重要的貢獻大都分布在剩餘值產生的部份，因為若產生的剩餘值能夠明確地表現系統的狀態，剩餘值評估的部份將容易設計。

#### 3.2. 無跡卡曼濾波器

1960 年，卡曼 (R.E. Kalman) 發表了一篇探討線性濾波與估測問題的論文，在這篇論文中卡曼利用遞迴的方式來解決運算量過大的問題，並證明這是線性系統在高斯雜訊下的最佳解。由於正逢美蘇軍備競賽，因此卡曼濾波器在控制與導航領域中被大量研究與運用。卡曼濾波器是線性系統在高斯雜訊 (Gaussian noise) 下的最小誤差平均平方 (minimum mean square error) 解。

基於卡曼濾波器的簡單、強健度與最佳化等性能，故其廣泛使用於線性系統的狀態追蹤或系統參數的估測，但是如果將卡曼濾波器應用在非線性領域則相當的困難。一般常用的作法是將非線性系統做一階線性化，再套入卡曼濾波器的步驟執行，也就是所謂的「拓展型卡曼濾波器」 (Extended Kalman filter, EKF)。另一種作法，則是對系統進行「無跡轉換」 (Unscented Transform)，這是一種類似蒙地卡羅 (Monte Carlo) 取樣與質點濾波器 (Particle Filter) 的方法，將其套入卡曼濾波器則稱為「無跡卡曼濾波器」 (Unscented Kalman filter)。本計畫採用後者作為觀察器使用。

考慮非線性系統如下：

$$x(k+1) = f[x(k), u(k), v(k), k] \quad (4)$$

$$y(k) = h[x(k), u(k), k] + w(k) \quad (5)$$

其中  $f$  與  $h$  皆為非線性轉換。 $Q = E[v(k)v^T(k)]$  為處理雜訊 (process noise) 的協方差 (covariance) 矩陣。 $R = E[w(k)w^T(k)]$  為量測雜訊 (measurement noise) 的協方差矩陣。

無跡卡曼濾波器 (Unscented Kalman Filter, UKF) 是 S. J. Julier 與 J. K. Uhlmann[6] 於 1997 年提出的。UKF 是一種計算隨機變數因非線性轉換時所產生的統計變化的方法，其最基本的概念在於「對輸入訊號作高斯轉換的近似比對待處理的非線性系統作近似來的容易」。由圖 2[7] 將可了解其與 EKF 的差別。

圖 2 左邊代表當取點很多的時候，可以準確的算出準確的平均和代表協方差的範圍；中間的圖則代表 EKF，也就是對非線性系統進行一階線性化，這時所

算出來的平均和協方差則大幅偏離真實的平均和協方差；右邊的圖為UKF，這個方法是在原來的數值域取特定數量的點，再將其經過非線性轉換，並利用轉換後的點計算平均值和協方差，可發現其平均與協方差與實際的值相差不多。其相關演算法公式可參考[6],[7]。

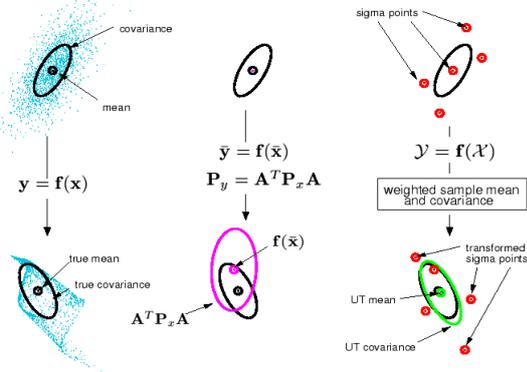


圖2. 蒙地卡羅、EFK與UKF的比較

### 3.3 多模型狀態估測

多模型狀態估測的大體方法是先將系統依其特性分類為數個模型，這數個模型是互斥的且其機率和值為1，因此在任意時間下，系統可用其某一模型加以描述。多模型估測的方式就是同時運行這數個模型，藉此比較其與實際系統輸出的差別，來分辨系統現在是由哪個模型描述的，以下介紹 GPB-2 (Generalized Pseudo Bayesian of order 2)這種常用的多模型狀態估測演算法。

GPB-2 演算法原理是將訊號經過兩層的濾波器來進行相似值(Likelihood)計算，再藉由事先給定的模型切換機率與正規化(Normalization)來估測每個模型的機率。由於兩層濾波器的架構，所以其需要的估測器數量為模型數量的平方倍。其相關公式可參照[8]。

### 3.4 期望值最大化演算法

期望值最大化(Expectation-Maximization, EM)演算法是在機率模型中尋找參數最大似然估測(Maximum Likelihood Estimates)的演算法，其中機率模型依賴於無法觀測的隱藏參數  $\lambda$ 。EM 演算法經過兩個步驟交替進行計算，第一步是計算期望值(E-step)，方法是假設隱藏參數  $\lambda$  已知，然後計算相似值(Likelihood)的期望值；另外一步是最大化(M-step)，也就是計算會使 E-step 上找到的相似值(Likelihood)的期望值最大的隱藏變數  $\lambda$ 。接著再將 M-step 上找到的隱藏參數  $\lambda$  用於下一個 E-step 計算，這兩個步驟不斷交替進行，即可求得該機率模型下的準確參數。

## 4. 系統計算減量與參數估測

### 4.1 引入運動學方程式進行計算減量

根據 GPB-2 演算法，如果機械手臂有 9 種可能的運動模式(詳見 4.4 節)，則需要同時執行 81 個狀態估測器。每個狀態估測器都是非線性的，需使用 UKF 計算，因此計算量非常大，無法達成即時系統的要求。因此本計畫擬使用階層式的結構進行錯誤診斷與

辨識，首先利用運動學模型(Kinematic Model)與正常的動力學模型比較以進行錯誤偵測。一旦偵測到錯誤，則使用力矩的資訊判別錯誤的轉軸，然後切換相對應的模式進一步判別錯誤種類。

由於運動學模型只需考慮角加速度為角速度微分，角速度為角度微分，而無須考慮受力的影響，故不受致動器錯誤影響。也因此只要角度量測器不發生故障，運動學模型估測的系統狀態(角度、角速度)就是正確的，將運動學模型(6)與動力學模型(2),(3)作為 GPB-2 多模型組態的兩個估測器，進行比較。因此不管是幾維的機械臂，皆只使用兩個估測器來判斷系統錯誤與否，以降低計算量。

運動學模型如下所示：

$$\theta_k = \theta_{k-1} + h \times \dot{\theta}_{k-1} + w_1(k)$$

$$\dot{\theta}_k = \frac{\theta_k - \theta_{k-1}}{h} + w_2(k) = \dot{\theta}_{k-1} + \frac{1}{h} w_1(k) + w_2(k)$$

以矩陣表示則為

$$\begin{bmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & h\mathbf{I} \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ 1/h\mathbf{I} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}_k \quad (6)$$

在估測的效果上，由於動力學模型(Dynamic Model)是將整個機械臂的慣量、質量、質心位置等變數都納入考慮，故運動學模型在系統正常作情況下其精確度不及動力學模型。但當有錯誤發生的時候，動力學模型會大幅的偏離正確的角度和角速度，而運動學模型雖然精確度較差，但卻始終跟著正確的角度和角速度的，所以此時運動學模型會主宰整個估測的輸出。

### 4.2 應用期望值最大化進行摩擦係數估測

由於系統模型的精確與否，對於系統錯誤偵測與識別有著重大的影響，因此必須對影響系統精確度的摩擦係數進行估測，以期能夠補償系統的不準確部份，使錯誤偵測與識別達到一較好的水準。由於機械臂系統中有兩個參數(角速度、摩擦係數)未知，故使用期望值最大化演算法進行估測。本論文假設的摩擦係數為庫倫摩擦係數與黏滯摩擦係數，黏滯摩擦係數乘上角速度，庫倫摩擦係數乘上角速度的方向性，在此摩擦係數皆假設為常數。兩者在 EM 演算法的推導上都是一樣的，以下皆以庫倫摩擦係數為推導對象。

期望值最大化演算法的目標是對  $\log p(x, z | \lambda)$  作最大化，其中  $z$  為量測資訊， $x$  為非量測資訊， $\lambda$  為待定系統參數。以本計畫模擬平台二軸機械臂而言， $x$  為角速度， $z$  為角度與輸入力矩  $\tau$ ， $\lambda$  為摩擦係數。

其中 E-Step 的部份為假設  $\lambda$  已知，量測獲得  $z$  估測  $x$ 。這部份可由 UKF 進行，如(7),(8)。

$$\hat{x}_{k|k} = E(x_k | z_{1:k}) = x(k | k) \quad (7)$$

$$\hat{x}_{k-1|k} = E(x_{k-1} | z_{1:k}) = x(k-1 | k) \quad (8)$$

接著進行 M-step，推導得到公式如(9)。

$$\begin{bmatrix} D_{k-1|k}^T R_{k-1|k} Q_L^{-1} & \dots & D_{0|k}^T R_{0|k} Q_L^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{k-1|k}^T D_{k-1|k} \\ \vdots \\ R_{0|k}^T D_{0|k} \end{bmatrix} F$$

$$= -\frac{1}{h} \begin{bmatrix} D_{k-1|k}^T R_{k-1|k} Q_L^{-1} & \dots & D_{0|k}^T R_{0|k} Q_L^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{(k,k-1)|k} \\ \vdots \\ B_{(1,0)|k} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{其中 } F = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix}, R_{k-1|k} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{21} \\ w_{12} & w_{22} \end{bmatrix}_{k-1|k}$$

$$Q_L = \begin{bmatrix} q_{33} & 0 \\ 0 & q_{44} \end{bmatrix}, D_{k-1|k} = \begin{bmatrix} \text{sgn}(\dot{\theta}_1) & 0 \\ 0 & \text{sgn}(\dot{\theta}_2) \end{bmatrix}_{k-1|k}$$

$$B_{(k,k-1)|k} = \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1(k|k) - c_1(k-1|k) - h w_1 & (k-1|k) \tau_1 - h w_1 & (k-1|k) \tau_2 \\ \dot{\theta}_2(k|k) - c_2(k-1|k) - h w_2 & (k-1|k) \tau_1 - h w_2 & (k-1|k) \tau_2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} = \dot{\theta}_{k-1} + h \times \{ M^{-1}(\theta_{k-1}) \times (-V(\theta_{k-1}, \dot{\theta}_{k-1}) - G(\theta_{k-1})) \}$$

### 4.3 濾波力矩計算

從模擬的過程中我們發現，在運動學模型和動力學模型的多模型組態 GPB-2 的架構下，其角度和角速度的估測皆能達到相當好的品質。因此若能將估測的角速度經由差分獲得角加速度，再將其代入計算力矩並與原始輸入力矩做比較，即可判斷哪一個軸的致動器發生故障。

但是在實際使用角速度差分獲得角加速度，進行力矩計算之後，發現效果不好。原因是因為差分會使固有雜訊放大，而使得角加速度相當不準確，造成力矩計算的極大誤差。不過[2]中 Warren E. Dixon 提出一個利用一階濾波器濾掉角加速度，再將其與原本的濾波力矩作比較的錯誤偵測方法。由於沒有了角加速度的影響，使得力矩驗算的想法可行。

$n$  軸自由度的機器臂動力學方程式如(1)，但(1)並未包括致動器錯誤，重寫包含致動器錯誤的  $n$  軸自由度的機器臂方程式如下：

$$M(\theta)\ddot{\theta}(t) + N(\theta, \dot{\theta}) + u_{-1}(t - T_f)\zeta(t) = \tau(t) \quad (10)$$

其中  $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta} \in R^n$  為各別轉軸的角度、角速度與角加速度， $\tau \in R^n$  分別對應各別轉軸的力矩， $M(\theta)$  為  $n \times n$  的對稱正定矩陣，其代表每個軸的慣量。 $N(\theta, \dot{\theta})$  為(1)中的  $V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta)$ ，為由質心造成的離心力與重力加速度的效應，為  $n \times 1$  向量。 $\zeta(t)$  代表致動器的錯誤發生， $u_{-1}(t - T_f)$  為一在  $T_f$  啟動的步級訊號(step function)，故  $u_{-1}(t - T_f)\zeta(t)$  代表制動器錯誤發生在  $T_f$  之後。

比較(1)與(10)可發現，當系統錯誤發生後，必須將錯誤的情形考慮進力矩的部份。反之，可以由力矩的變化，偵測系統是否有錯誤發生。

令  $f(t)$  為一個低通濾波器的脈衝響應，將  $\tau(t)$  與  $f(t)$  兩者作卷積(convolution)得到

$$\tau_f(t) = f(t) * \tau(t) \quad (11)$$

代入(10)可得到

$$\tau_f(t) = Y_f(\theta, \dot{\theta}) + \zeta_f(t) \quad (12)$$

其中

$$Y_f(\theta, \dot{\theta}) = M(\theta) [\dot{f}(t) * \dot{\theta}(t) + f(t) \dot{\theta}(0) - f(t) \dot{\theta}(0)] + f(t) * N(\theta(t), \dot{\theta}(t))$$

$$\zeta_f(t) = f(t) * u_{-1}(t - T_f) \zeta(\theta(t), \dot{\theta}(t))$$

在(12)的等號右邊可由估測的角度  $\hat{\theta}$ 、估測的角速度  $\hat{\dot{\theta}}$  帶入計算得到  $Y_f(\hat{\theta}, \hat{\dot{\theta}})$ ，左邊則直接由量測力矩和濾波器卷積產生。將兩者相減為剩餘值  $\varepsilon(t)$ 。亦即

$$\varepsilon(t) = \tau_f(t) - \hat{\tau}_f(t) = \tau_f(t) - Y_f(\hat{\theta}, \hat{\dot{\theta}}) = \zeta_f(t) \quad (13)$$

定義

$$D[\varepsilon] = \begin{cases} 1 & \text{if } \|\varepsilon\| > \text{threshold} \\ 0 & \text{if } \|\varepsilon\| \leq \text{threshold} \end{cases} \quad (14)$$

由  $D[\varepsilon]$  的數值為 0 或 1 就可決定故障發生與否。

### 4.4 分群估測

在傳統的多模型組態估測演算法 GPB-2 裡，必須將所有的錯誤模型一起估測，造成計算量過大而無法實際應用到多軸機械臂系統。本小節則提出將錯誤模型事先分群以降低計算量的概念，並配合 4.3 小節的濾波力矩計算，以判斷當下系統模型所處的群組。如此一來，將可由減少 GPB-2 演算法所計算的模型數達到降低計算量的需求。

在此考慮致動器可能發生兩種錯誤：關節卡住 (locked joint) 與關節自由甩動 (free-swinging joint)。故任何時刻每個致動器可能處於正常工作狀態，或兩種錯誤模式中的一種。因此對一兩軸機械手臂而言，可定義如下九種工作模式：

模型一：第一軸正常、第二軸正常。

模型二：第一軸卡住、第二軸正常。

模型三：第一軸正常、第二軸卡住。

模型四：第一軸卡住、第二軸卡住。

模型五：第一軸甩動、第二軸正常。

模型六：第一軸正常、第二軸甩動。

模型七：第一軸甩動、第二軸甩動。

模型八：第一軸卡住、第二軸甩動。

模型九：第一軸甩動、第二軸卡住。

配合 4.3 小節的濾波力矩計算，將模型二、模型五分為群組一(只有第一軸故障)，模型三、模型六分為群組二(只有第二軸故障)，模型四、模型七、模型八、模型九分為群組三(兩軸皆故障)。

在適當的分群後，再依據(13)定義  $\varepsilon_n(t)$  代表濾波力矩差值  $\varepsilon(t)$  中的第  $n$  個元素，由(14)中對應各軸濾波力矩差值的元素，即可判斷現在哪一個軸發生錯誤。可表示如下圖：

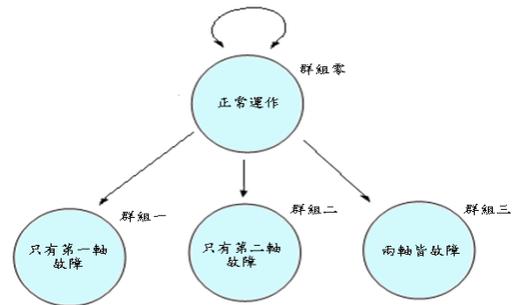


圖 3. 二軸機械臂錯誤模型分群估測說明圖

由圖 3 可見剛開始系統為正常運作(群組零)，若沒有錯誤發生則繼續維持在群組零，當有錯誤發生則會跳至群組一、二或三。在群組一、二與三中，GPB-2 演算法會指出目前機械臂所運作的模型。

這種分群的概念，除了大大縮減了 GPB-2 演算法同時所需估測的模型數目而減少計算量外，更因為模型數目減少而使得模型識別的準確度大幅提升，在第五節中看到完整演算法的良好的模擬結果。

### 5. 模擬分析與探討

為了驗證本計畫提出的即時錯誤偵測與識別法，本節將利用電腦軟體 Matlab 進行模擬驗證，並繪出相關的模擬圖表。所有模擬的取樣時間皆為 0.001 秒。本論文的模擬平台為二軸機械臂，藉由演算法估測角度與角速度，並同時估測機械臂正常工作下的黏滯摩擦力係數與庫倫摩擦力係數。在此考慮的致動器錯誤有兩種：**卡住**和**自由甩動**：卡住是指不管控制器指定馬達的力矩為多少，該軸維持固定角度；自由甩動是指不管控制器指定馬達的力矩為多少，該軸馬達輸出力矩皆為零，因此該軸會自由甩動。演算法將隨時指出兩軸馬達的情形，也就是**正常**，**卡住**與**自由甩動**三種狀態。

本小節將本改良後的演算法套用到機械臂系統上進行模擬，並藉由與原始 GPB-2 演算法比較，以確認新演算法的優良性能。

#### 5.1 原始 GPB-2 演算法模擬結果

模擬(一)：系統於 2 秒時由模型一跳至模型二。在此模擬中，共計算 4001 筆資料。此模擬在 Intel Pentium4 (3G Hz CPU) 的個人電腦上執行時，共花費 15 分 23 秒，誤判率為 8.9%。其中誤判率指的是正常的狀態被誤判為有錯誤，以及有錯誤發生時被誤認為正常的所有時刻所佔的比例。

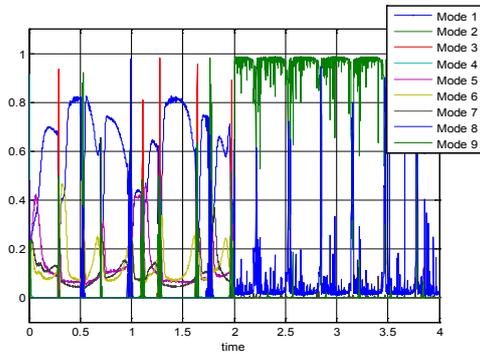


圖 4. 模擬(一)的機率估測

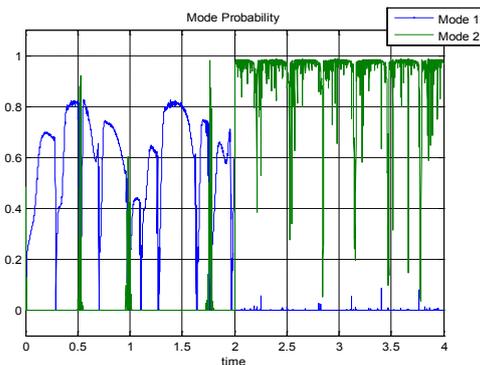


圖 5. 模擬(一)的模型一與模型二機率估測

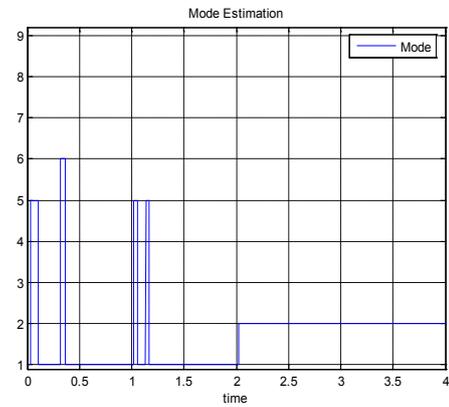


圖 6. 模擬(一)的模型估測

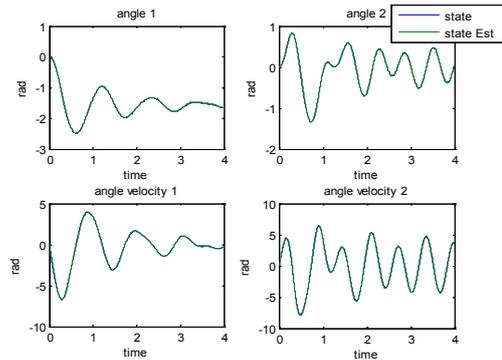


圖 7. 模擬(一)的狀態估測

#### 5.2 本計畫演算法模擬結果

模擬(二)：於 2 秒的時候由模型一跳至模型二

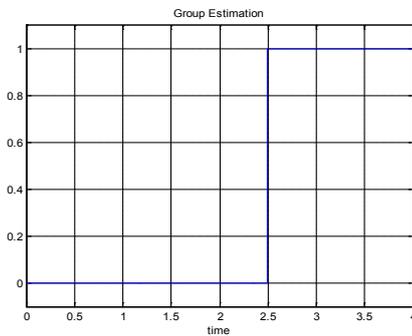


圖 8. 模擬(二)的群組選取估測

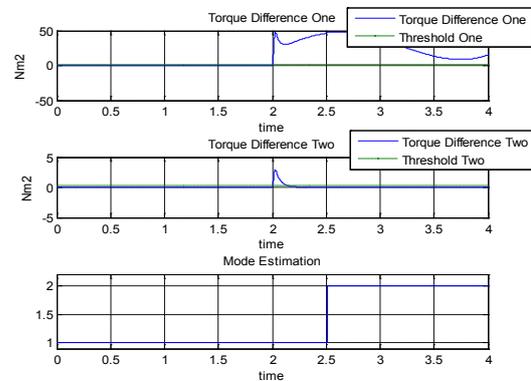


圖 9. 模擬(二)的力矩差值與模型選取估測

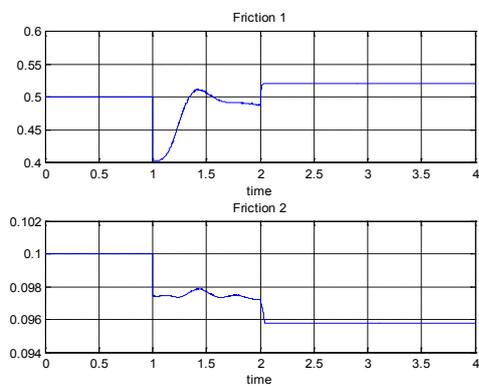


圖 10. 模擬(二)的摩擦力估測

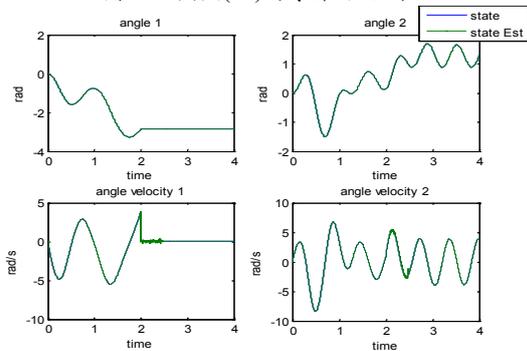


圖 11. 模擬(二)的狀態估測

在與模擬(一)同樣的模擬條件與模擬硬體設備下，模擬(二)計算所需的時間為 38 秒，整整比原始 GPB-2 演算法快了約 24 倍。

由模擬(一)的結果，可以發現原始 GPB-2 演算法在狀態估測上具有優異的性質(圖 4)，但比照圖 5 與圖 6 即可發現該演算法在模型機率估測與模型估測上卻常有發生誤判的情形。這是因為模型太多的情況下，容易發生該時間點的某些模型的輸出狀態非常相似，以至於計算之相似值(Likelihood)過於接近而產生誤判，其誤判率分別為 8.9%。此外，原始 GPB-2 演算法太耗時間，短短的 4 秒模擬(4001 筆資料)，模擬(一)需要 15 分 23 秒才能跑完，因此幾乎不可能達到即時運算的要求。此外，模擬(一)與模擬(二)皆在 2 秒有錯誤發生，比較圖 4 與圖 5，錯誤發生後相對應的錯誤模型的機率立即上升，也就是成功偵測錯誤，由圖 6 也可看到對應的模型估測。

由模擬(二)驗證此本計畫所發展之演算法的確能在系統錯誤發生的情況下，即時地偵測是否有錯誤發生並識別錯誤的種類。模擬(二)為系統在兩秒時發生錯誤(第一軸發生卡住錯誤、第二軸仍然正常工作)，因此由圖 9 能發現第二軸的力矩差值(Torque Difference)的絕對值，穩態時會回到錯誤門檻的虛線以下，第一軸的力矩差值的絕對值，穩態時則不會永遠地回到錯誤門檻之下。由圖 8 與圖 9 能看到演算法將錯誤分類在第一群組(只有第一軸壞掉)和模型二，這與實際錯誤發生的種類是吻合的。由圖 10 可看到在 1 秒之前，摩擦力係數預設為與實際相同，在 1 秒的時候再啟動摩擦力估測，在啟動摩擦力估測後到 2 秒時系統發生錯誤之間，摩擦力係數估測與實際值非常接近。在 2 秒時，由於判定有可能有錯誤發生，而停止摩擦力估測改以之前估測的摩擦力係數取代。

比較模擬(一)與模擬(二)，可見不論是何種演算法，在狀態估測上都相當不錯(圖 7 與圖 11)。在錯誤

發生後的模型偵測上，本計畫所發展之演算法由模擬(一)的 24 個取樣點升至模擬(二)的 500 個取樣點，這是因為新演算法需要更多取樣點來由力矩變化判斷所屬群組。此外，雖然模擬(一)與模擬(二)的誤判率皆差不多，但因分群後同時估測的模型數變少，故誤判只會發生在錯誤模型切換的過程，而不會在模型沒有切換時發生，總計算量也因分群也大幅縮減。第一軸卡住故障的總模擬時間由模擬(一)的 15 分 23 秒縮短為模擬(二)的 38 秒。

## 6. 結論與未來工作

### 6.1 結論

本計畫所發展之演算法採用圖 1 的剩餘值產生架構[10]，由於機械臂為非線性系統而使用無跡卡曼濾波器(UKF)[6][7]，為了增加錯誤種類的識別度而採用 GPB-2 演算法[8]，引入運動學方程式(6)降低計算量，並提出獨創的分群概念配合力矩回算[2]，改良開發而成。由於計算量降低，故可即時作業而大幅提升機器人的安全性。此外，該演算法僅需量測角度輔以控制器輸入的訊號即可進行偵錯，如此將大幅降低商業機器人的成本，使其得以普及運用。

總結來說，本計畫提出的演算法降低計算量與成本，同時也增加了智慧型機器人進入人類生活的可能性。

### 6.2 未來工作

針對本演算法的不足與要補強的部份，未來工作大致可歸類為下列三點：

1. 考慮控制器的響應：由於本計畫的演算法並未考慮控制器的響應，但其實控制器對錯誤偵測的結果有相當的影響，故完整的演算法必須將控制器的響應納入錯誤偵測與識別架構中，並進行模擬與實驗。
2. 適應性的調整錯誤門檻：本計畫的模擬皆以固定的錯誤門檻進行偵測與識別，但是為了增加錯誤偵測與識別的強健度，必須提供一適應性的門檻調整方法。
3. 建立實驗平台：由於模擬與實作必定存在一定的差距，故必須建立實驗平台，由實驗中發現演算法的不足，再加以改良。

### 參考文獻

- [1] Fabrizio Caccavale and Ian D. Walker, "Observer-based Fault Detection for Robot Manipulators", Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation Albuquerque, New Mexico, April 1997
- [2] M. L. McIntyre, W. E. Dixon, D. M. Dawson, and I. D. Walker, "Fault Detection and Identification for Robot Manipulators", Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics & Automation, New Orleans, April 2004
- [3] Chow, E. Y. and Willsky, A. S., "Issue in the envelopment of a general algorithm for reliable failure detection.", Proc. of the 19th Conf. on Decision and Control, Albuquerque, NM, 1980.
- [4] Isermann, R., "Supervision, fault detection and fault diagnosis methods: an introduction.", Control Engineering Practice, pp:639:652., 1997.
- [5] Willsky, A. S., "A survey of design methods for failure detection in dynamic systems.", Automatica, 601:611, 1976.
- [6] Simon J. Julier Jeffrey K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems", Proceeding of

Aerosense: the 11<sup>th</sup> International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, Florida, p182-193, 1997.

[7] Rudolph van der Merve and Eric A. Wan, "THE SQUARE-ROOT UNSCENTED KALMAN FILTER FOR STATE AND PARAMETER-ESTIMATION", Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001.

Proceedings. (ICASSP '01). 2001 IEEE International Conference on Publication Date: 2001 Volume: 6, On page(s): 3461-3464.

[8] Yaakov Bar-Shalom, X. Rong Li, Thiagalingam Kirubarajan, "Estimation with Applications to Tracking and Navigation: *Theory Algorithms and Software*", 2001 John Wiley & Sons, Inc, ISBNs: 0-471-41655-X ,p441-p466.

# 可供推廣之研發成果資料表

 可申請專利

 可技術移轉

日期：\_\_年\_\_月\_\_日

<b>國科會補助計畫</b>	計畫名稱： 計畫主持人： 計畫編號： <span style="float: right;">學門領域：</span>
<b>技術/創作名稱</b>	
<b>發明人/創作人</b>	
<b>技術說明</b>	中文：  (100~500 字)
	英文：
<b>可利用之產業 及 可開發之產品</b>	
<b>技術特點</b>	
<b>推廣及運用的價值</b>	

- ※ 1. 每項研發成果請填寫一式二份，一份隨成果報告送繳本會，一份送 貴單位研發成果推廣單位（如技術移轉中心）。
- ※ 2. 本項研發成果若尚未申請專利，請勿揭露可申請專利之主要內容。
- ※ 3. 本表若不敷使用，請自行影印使用。