

東 海 大 學

工業工程與經營資訊學系

碩士論文

應用電流訊號於機台生產狀態分析之
分段演算法

研 究 生：王佑仁

指 導 教 授：鄭辰仰 副教授

：黃欽印 副教授

中 華 民 國 一 〇 五 年 六 月

The Segmentation Algorithm for Machine Status Using Electric Signal Analysis

By
Yu-Ren Wang

Advisors : Prof. Chen-Yang Cheng
Prof. Chin-Yin Huang

A Thesis
Submitted to the Institute of Industrial Engineering and Enterprise
Information at Tunghai University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science
in
Industrial Engineering and Enterprise Information

June 2016
Taichung , Taiwan

應用粒子群最佳化與作業分段演算法於機台生產電流之分析

學生：王佑仁

指導教授：鄭辰仰 副教授

黃欽印 副教授

東海大學工業工程與經營資訊學系

摘 要

製造業為了因應客製化與小批量生產模式，生產現場的資訊傳遞與監控必須更為快速，使產品和服務能即時滿足顧客的需求，快速的資訊蒐集與即時監控製造狀態成為了回應顧客需求能力的關鍵。監控硬體最常見是可程式序控制器(Programmable Logic Controller；PLC)，PLC可以收集機台加工資訊，即時了解現場加工的情形，但缺點為跨平台問題，不同廠商所開發之機台內的I/O點設計皆為不同，PLC的安裝會受限於不同的機台種類與作業系統環境。

本研究提出了利用電流信號為基礎的非侵入式硬體設備，蒐集機台運作時所產生的電流資料，並將這些由電流產生的資料透過嵌入式電腦上傳至伺服器後，藉由本研究提出之作業分段演算法，於電流資料取樣頻率已知且具有穩態生產與暫態生產作業的情況下，將樣本生產電流資料投入粒子群演算法求解以計算出作業分段演算法之最佳參數配置。而後以最佳參數組合之作業分段演算法辨識出機台生產作業中之暫態生產作業如機台啟動、停機、故障等情形之起始與結束時間，令使人員可辨識出實際生產之作業並用以快速計算稼動率供管理者做為決策依據。

關鍵字詞：稼動率、作業分段演算法、粒子群演算法

The Segmentation Algorithm for Machine Status Using Electric Signal Analysis

Student : Yu-Ren Wang

Advisors : Prof. Chen-Yang Cheng

Prof. Chin-Yin Huang

Department of Industrial Engineering and Enterprise Information
Tunghai University

ABSTRACT

In order to response the customization and short runs production mode, the information transfer and monitoring speed in field of production must be faster so as to meet customer needs. Nowadays, the most common monitoring hardware is Programmable Logic Controller (PLC), PLC can collect processing information in order to understand and control on-site processing. However, the main disadvantage of PLC, cross-platform issue, which means the development of machines and their I/O point design would be different according to distinct manufacturer, and it causes the limitation of PLC installation in different type of machine and operating system.

In this study, we use current signal based non-intrusive load monitoring equipment to collect current signal data which is created by processing machine, and upload current signal data to server by embedded computer. Afterwards, this study input sample processing current signal into particle swarm optimization algorithm to calculate the optimized parameter configuration of the proposed segmentation algorithm. Therefore, we can use the proposed segmentation algorithm with the optimized parameter configuration to identify starting and ending time of the transient processing operation such as the starting up, shutting down and breakdown of machines from real-time current signal, thence managers can determine actual capacity and quickly calculate utilization rate as basis for decision making.

Keywords : Utilization Rate, Segmentation Algorithm, Particle Swarm Algorithm

致謝詞

首先誠摯的感謝指導教授鄭辰仰博士，由於程式語言課程，老師由大學二年級開始即孜孜不倦的教導著我，給予我許多學習與實踐所學的機會。此外亦師亦友的關係令我不只從老師身上學習到專業技能，同時於待人處事方面也成長了許多，很高興這六年的期間有幸在老師的薰陶下成長茁壯。

兩年的歲月眨眼即過，回首時珍貴的回憶俯拾即是，與研究室同儕們挑燈夜戰趕課堂報告、專案事務、論文口試...等時光數之不清。感謝期間一同奮戰、痛苦、歡樂的游晉彰、紹鈞、圻圻、鄭家伙伴、東海四劍客餘下兩位與研究室溫拿們，於痛苦時相互扶持、於歡樂中忘卻一切。

最後，謹以此文獻給我的家人們。

王佑仁 謹致於

東海大學工業工程與經營資訊學系

2016年6月

目錄

摘要.....	I
ABSTRACT.....	II
致謝詞.....	III
目錄.....	IV
表目錄.....	V
圖目錄.....	VI
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	2
1.3 論文架構.....	2
第二章 文獻探討.....	3
2.1 機台監控.....	3
2.2 異常監控.....	4
2.3 小波轉換.....	7
2.4 粒子群演算法.....	8
第三章 研究方法.....	12
3.1 作業分段演算法.....	12
3.2 作業分段演算法.....	17
第四章 績效評估.....	21
4.1 資料與參數設定.....	21
4.2 由經驗法則求解參數組合.....	21
4.3 經驗法則與粒子群演算法參數組合之比較.....	23
第五章 結論與未來方向.....	26
參考文獻.....	27

表目錄

表 3.1 暫態特徵資料中特徵點所在資料筆數.....	15
表 4.1 參數設定.....	21
表 4.2 由經驗法則所訂定之作業分段演算法參數組合.....	22
表 4.3 由經驗法則所訂定之參數組合的暫態生產作業辨識結果.....	23
表 4.4 經PSO求解之作業分段演算法最佳參數組合.....	24
表 4.5 兩參數組合之暫態生產作業辨識結果.....	25
表 4.6 兩參數組合之暫態生產作業指標結果.....	25
表 4.7 兩參數組合之稼動率計算結果.....	25

圖目錄

圖 2.1 感測器類型架構圖.....	4
圖 2.2 粒子移動示意圖.....	9
圖 2.3 PSO演算流程圖.....	10
圖 3.1 作業分段演算法流程圖.....	12
圖 3.2 範例機台生產電流資料.....	13
圖 3.3 暫態特徵資料.....	14
圖 3.4 暫態特徵資料中之特徵點.....	14
圖 3.5 除去暫態特徵資料中之特徵點前後指定筆數500筆外之資料.....	15
圖 3.6 由特徵門檻切割出之五個暫態生產作業.....	16
圖 3.7 由特徵門檻切割出之五個暫態生產作業與範例機台生產電流資料之比對.....	16
圖 3.8 尋找作業分段演算法最佳參數組合之粒子群演算法流程圖.....	18

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

近年來，在製造環境中，客製化與小批量生產漸漸成為了顧客的主流，而為了反應客戶批量的減少與需求的快速變化，製造現場的資訊傳遞與監控必須更為快速，減少加速機台的靈活性，使產品和服務能即時滿足顧客的需求。因此，快速的資訊蒐集與即時監控製造狀態成為了回應顧客需求能力的關鍵。而為了加速快速回應顧客需求的能力，製造商進而改變他們的生產系統，並導入自動化的生產設備，如彈性製造系統等(Flexible Manufacturing System; FMS)(H. Liu, Wu, Su, & Zhang)，這些設備可以讓生產進行變得更有效率，並且提高產能。可於實務運用中已可透過數據擷取系統並匯入公司網路，進而自動計算求得管理的指標，如稼動率等。機台稼動率的研究，則有助於管理者進行機台排程規劃；亦可利用作為瓶頸判定及機台改善之基礎。追求稼動率時需同時考量機器可用時間、機器閒置時間、機器輔助時間(Machine ancillary time)及機器停止時間之比重分佈。工程部門的人力則被運用於穩定製程或更新產品製程等更高效的工作。但除了這些資本密集、產業快速改變的製造業外，台灣仍有多數的製造產業尚未進入系統自動化的領域。這些製造廠仍須利用傳統時間研究方式來計算稼動率等數據，導致無法即時回饋現場機台之稼動率而使機台因安排不當或人員怠惰、機台異常與不良品產生等情況發生時難以立即察覺，進而難以掌握即時的生產狀況，在機台生產調度上面會難以預估並無法提升機台生產效率。如果能即時掌握機台稼動率藉此推估加工的狀況與資訊能夠更為降低製造成本甚至加速滿足顧客需求的時間。

透過可程式序控制器(Programmable Logic Controller; PLC)可與機台中的I/O點做連結，進行機台加工資訊的蒐集，可即時了解現場加工的情形，但缺點為跨平台問題，不同廠商所開發之機台內的I/O點設計階為不同，PLC的安裝會受限於不同的機台種類與作業系統環境，如在中小型企業中要完整的蒐集加工資訊，投入的成本與時間會比傳統的監控方式高昂。

而本研究提出了利用電流信號為基礎的非侵入式硬體設備，連接至機台蒐集機台運作時所產生的電流資料，並將這些由電流產生的資料透過嵌

入式電腦上傳至伺服器後，進而透過本研究提出之作業分段演算法，於電流資料取樣頻率已知且具有穩態生產與暫態生產作業的情況下，將樣本生產電流資料投入粒子群演算法求解以計算出作業分段演算法之最佳參數配置。而後以最佳參數組合之作業分段演算法辨識出其餘生產作業中之暫態生產作業與穩態生產作業並計算稼動率。相較於使用PLC連結I/O點的方式更為快速，並也除去了機台限制的問題，並透過雲端的概念連結機台資訊，並大量的蒐集數據，讓分析結果更為準確。

1.2 研究目的

提高機台稼動率可追求整體機台最大產出並據以訂定生產目標，並可提高生產排程的穩定性。然而台灣有許多製造廠仍採用傳統時間研究方式來計算稼動率等數據，因此於發生導致機台因安排不當或人員怠惰、機台異常與不良品產生等情況發生時，本應可看出蛛絲馬跡之稼動率無法即時回饋，難以將即時的生產狀況回饋供管理者參考進行決策調動，導致製造成本提高甚至造成交貨時間延遲之情形。為解決此問題，本研究採用電流信號為基礎的非侵入式硬體設備擷取機台生產電流訊號並透過本研究提出之作業分段演算法結合粒子群演算法，找出機台生產作業中之暫態生產作業如機台啟動、停機、故障等情形之起始與結束時間，令使人員可辨識出實際生產之作業並用以快速計算稼動率供管理者做為決策依據。

1.3 論文架構

本研究共分為五章，第一章緒論說明研究背景與動機及研究目的，並概略說明研究方法步驟。第二章文獻探討則針對機台生產與異常之監控方式、監控理論與演算法的相關文獻進行蒐集與探討。第三章描述本研究提出的作業分段演算法與利用粒子群演算法求解前者之最佳參數組合的步驟與流程。第四章為本研究粒子群演算法結合暫態生產作業演算法之實驗與結果。第五章總結本研究所獲致的成果，並提出後續研究的建議。最後部分為參考文獻。

第二章 文獻探討

2.1 機台監控

製造業為了因應客製化與小批量生產模式，如顧客有訂單的變動時，生管人員為了即時回復顧客需求，迫切的想要知道現場生產狀況，因此生產現場的資料收集相當重要。而傳統現場資料收集方法口述、人工紙本作業等等，隨著資訊時代的來臨漸漸改為監控系統，而監控系統的技術有條碼、無線射頻辨識(Radio Frequency Identification; RFID)、可程式序控制器。

1. 條碼:條碼是由粗細不同的線條按照一定的編碼規則組合起來的符號，用來表達特定的字元、數字等資料，經由條碼讀取機掃描條碼，收集相關數據，條碼資料收集的優點有準確度高、辨識能力強、低成本。條碼系統應用在工廠的倉儲管理中，工廠中從原料、半成品、產品，從進貨到出貨都會存放於倉庫，如何管理倉庫裡的物品極為相當重要，因此可以應用條碼技術於入庫、出庫與盤點等作業，提升工作效率，利用條碼技術為企業帶來巨大的利潤(Hong-Ying, 2009)。
2. 無線射頻辨識：無線射頻辨識是由 RFID 感應器和 RFID 標籤所組成，RFID 標籤內含有天線與晶片，當 RFID 感應器發射出無線電波時，RFID 標籤接收到無線電波後，發生電磁感應產生電流，電流提供 RFID 標籤的晶片處理，讀取相關資料，在以無線電波方式回傳到感應器。RFID 的應用相當廣泛，如身分證、電子收費系統、物流管理與門禁系統。學者使用 RFID 結合企業資源規劃系統，並設計自動化物料資訊管理模組，而後 RFID 系統將物料與工件之資訊異動即時展示於自動化物料資訊管理模組。使人員得以即時得知上述物料工件之異動，藉此大幅縮短物流時間(蔡秉興, 2009)。
3. 可程式序控制器：可程式序控制器主要用於自動化控制，主要是經由搭載微處理器的方式，可在內部執行運算、順序控制、定時、計數等指令，取代繼電器、計時器或計數器等設備，PLC 的優點有通用性強、可靠性高、編程簡單等特點。養殖場結合 PLC 的應用，PLC 整合了養殖場溫度控制系統、液位控制系統、氧氣含氧量控制系統與餵食控制系統，經由 PLC 與各系統的相互配合，可以有效的飼養魚群，並讓養殖場省

水、省時、省電，達到自動化控制系統(胡永楠 & 陳森元, 1999)。

2.2 異常監控

假使作業過程中發生異常，想藉由即時資料了解異常原因是非常困難，目前主要是透過歷史資料進行異常的初步了解(Kang, Kim, & Kang, 2012)，若皆藉由歷史資料記錄來進行監控，會導致機台加工失敗次數增加、產品不良率上升以及不定時的停線浪費(Büchner, Anand, & Hugues, 1997; Djurdjanovic & Liu, 2006; Fulton & Kim, 2007; Y. Liu, Kumar, Zhang, Djurdjanovic, & Ni, 2005)。

但即時監控對於工業非常重要，其中的資料主要是藉由設備的感應器來讀取(Bleakie & Djurdjanovic, 2013)，而感應器的裝置方式可分為侵入式和非侵入式(Non-Intrusive Load Monitoring, NILM)，而常見的感測器類分類如圖 2.1(Kurada & Bradley, 1997)。

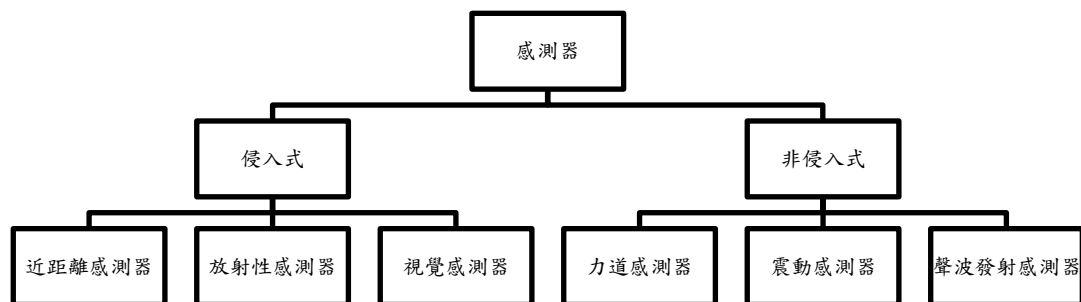


圖 2.1 感測器類型架構圖 (本研究整理)

1. 侵入式

侵入式的優點在於能直接提供工具的即時狀態和準確的評估，但僅限於在週期性的環境部署，常見的侵入式感測技術條列於下。

- (1) 近距離感測器(Proximity sensors)：藉由計算工具邊緣和工件之間的距離變化 (Stöferle & Bellmann, 1976; TAKEYAMA, Doi, MITSUOKA, & SEKIGUCHI, 1969)，距離可以通過電動測微計和氣動測量頭來量測，透過切削工具的偏轉、振動和熱膨脹來測量是工

件的受力情形，但裝置成本昂貴。Sokal et al. (2014)使用近距離感測器裝置於人體手臂，藉以測量出的即時資料進行使用狀況分析。

- (2) 放射性感測器(Radioactive sensors)：放射性感測器已用於直接測量工具的磨損情形(Cook & Subramanian, 1978; Uehara, 1973)，透過植入少量的放射性物質在切削工具上，在切割過程中，磨損的地方會變成芯片並掉落，通過監控沉積在芯片的放射性材料來評估磨損情形，但需要進行放射性物質的危險性收集限制了此技術的環境，故鮮少人使用。
- (3) 視覺感測器(Vision sensors)：直接應用視覺感測器測量進行監讀取，在一般情況下，感測器能得到各種表徵的形態參數，若參數顯示異常便能馬上進行處理，但成本會隨著視覺辨識度提高而升高。Bo et al. (2011)運用視覺感測器讀取交通事故現場的資料，並搭配模擬軟體快速還原事故現場，降低警消人員的負擔。Choi and Kim (2014) 視覺感測器當作無人機判定與目標物之間距離的工具，並運用視覺感測器的測量模型進行距離計算。

2. 非侵入式

非侵入式主要是讀取與工具或工件相關的參數進行監控，而並非直接抓取工具或工件本身的參數，常用的非侵入性感測技術是：

- (1) 力量感測器(Force sensors)：由於感測器技術的提升，力量信號已被廣泛地用於狀態監測(König, Langhammer, & Schemmel, 1972; Lindstrom & Lindberg, 1983; Tlustý & Andrews, 1983)。藉由讀取作業中所感應到的力量信號，如力量感測不同於一般情形，用此資訊以判定是否有異常情形產生，以便確定工具是否進行更換，以及工件是否為良品。Haque and Saif (2002)將力量感測器由大面積縮小至微機電系統(Micro-Electro-Mechanical Systems, MEMS)，如行動裝置面板，Kent and Wilson (2002)甚至將力道感應器改良成專屬讀取，能辨識專屬物件，提升感測準確性。
- (2) 震動感測器(Vibration sensors)：藉由加工過程中，工具與工件之間摩擦所產生的震動讀取參數，同時也藉由震動尋找工具或工件的裂

縫，因此可以使用此方法進行監控與評估(Stöferle & Bellmann, 1976; TAKEYAMA et al., 1969)。透過壓電加速度計輔助來定義閾值門檻，若震動的產生高於閾值，則可以判定為異常或故障。Erden, Alkar, and Cetin (2015)使用震動感測器偵測人的呼吸頻率，藉以監控人體生理狀況，Iliopoulos et al. (2016)則使用震動感測器監控海上風力渦輪機(Offshore Wind Turbines, OWT)的疲勞程度。

- (3) 聲波發射感測器(Acoustic emission sensors)：聲波發射發射(Acoustic emission, AE)定義為“瞬態彈性能量自發釋放發生變形或斷裂”(Dornfeld & Kannatey-Asibu, 1980)。發射信號通常是由一安裝在機台上之進行檢測，發出聲信號的信息必須仔細分析信號中存在的頻譜，並將需要的從其他信號中分離出來，此外需要信號放大器，濾波器和電子化的數據處理，而且感應器於機台上的位置不同，也需要考慮處理時，數據不同的特性。Hekmati (2015)使用人聲波於感測電壓變化，大幅降低測量電壓的危險性，Van Hecke, Yoon, and He (2016)將聲波發射感測器應用於大型機台之故障檢測，並定義出故障型態。

然而NILM是優於前者的，因為同樣的功能下，其可以降低感應器購買以及安裝的成本(Chang, Wiratha, & Chen, 2014)。

異常監控之資料獲取之方法常分為時域法(Time domain methods)、頻域法(Frequency domain methods)、時間頻率法(Time-frequency methods)以及模型法(Model-based methods)(Bleakie & Djurdjanovic, 2013)：

1. 時域法(Time domain methods)：時域法是基於設有信號的樣本直接獲取的信號(即從該信號的時域描述)來進行異常判定，這些信號包括統計值，如最小值、最大值、期望值、方差、偏度、峰度和高階矩等，以及信號本身具有動態特性，如過衝時間、穩定時間、上升時間等(Djurdjanovic & Liu, 2006; Franklin, Powell, & Emami-Naeini, 1994)。
2. 頻域法(Frequency domain methods)：頻域法從傅立葉分析或快速傅立葉變換所獲得的信號來描述所提取的頻域信號特徵，用產生的特徵值當作異常判定標準(Boashash, 2003; Franklin et al., 1994)。信號能量頻域的統

計分佈和頻率峰值的位置和強度都是可以提取出來的特徵值。

3. 時間頻率法(Time-frequency methods): 時間頻率法是提取代表的頻域信號所表示的時間演變域的信號特徵, 即表示信號能量在時間和頻域的聯合分佈, 如此的信號表示可以使用信號的譜圖、小波變換和科恩的類的時間-頻率信號轉換方法來獲得(Boashash, 2003), 非常適合於非穩定信號的隨時間變化的頻率。
4. 模型法(Model-based methods): 這些方法都是基於假設的傳感器所讀動態模型與量化偏差, 藉此當作異常判定的依據(Tipler & Mosca, 2007)。

對於低頻域的環境較適合使用時域法, 如半導體廠, 反之高頻域的環境則是適合頻域法與時間頻率法, 例如航空或CNC機台加工, 而常用的頻域法為傅立葉轉換; 常用的時間頻率法為小波轉換(Bleakie & Djurdjanovic, 2013)。

2.3 小波轉換

小波轉換(Wavelet Transform)為常用之時頻分析方法之一, 其通過一系列對訊號以及經縮放平移之基小波進行卷積運算, 可同時對原始訊號之時域以及頻域分析(Mallat, 1999)。

小波轉換之基小波具有彈性的時間與頻率之特性, 在低頻時基小波會變寬, 可取得較多的時域訊息; 在高頻時基小波會變窄, 能取得較多頻域訊息。通過小波轉換進行二進帶通濾波處理可分解在時間和頻率方面振盪的信號。給定某個取樣信號 $S=(S_1, S_2, \dots, S_n)$, 離散小波變換可將其分解成幾個近似信號 a_n 與 n 個詳細信號 d_j 表示如方程式(1)、(2)所示(Kechida, Menacer, & Talhaoui, 2013; Singh, Yadav, & Kumar, 2013), 此外, 小波轉換亦為可逆之運算, 而小波轉換與反小波轉換可表示為方程式(3)、(4), 其中 a 為尺度參數, b 為平移參數, c 為一常數。

$$f(d_j) \in [2^{-(j+1)}f_s, 2^{-j}f_s] \quad (1)$$

$$f(a_n) \in [0, 2^{-(n+1)}f_s] \quad (2)$$

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

$$f(t) = \frac{1}{C} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} W(a, b) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (4)$$

小波轉換較多應用在分析時間頻率的離散訊號，藉以偵測故障的資訊 (Talhaoui, Menacer, Kessal, & Kechida, 2014)。Gritli et al. (2013) 使用一基於小波轉換之診斷方法檢測三相繞線轉子馬達之故障。Seshadrinath, Singh, and Panigrahi (2014) 則將離散小波轉換應用於異步馬達之狀態監控與早期故障偵測。

2.4 粒子群演算法

啟發式演算法中，更新條件為所求得之解必須優於所紀錄最佳解之情況之下，所以在求解的過程中容易陷入局部最佳解。也因此，許多學者陸續的發展各種不同的啟發式演算法做為指引，目的就在於克服陷入局部最佳解之缺點，進而找到全域最佳解。目前的啟發式演算法經過許多學者的研究，至今已演變出多個求解概念不盡相同的方法。例如：類神經網路 (Neural Network)、基因演算法 (Genetic Algorithm; GA)、禁忌搜尋法 (Tabu Search)、模擬退火法 (Simulated Annealing) 等等。以下將針對本研究所使用的方法-粒子群演算法 (PSO) 做一介紹。

粒子群演算法 (Particle Swarm Optimization ; PSO) 是由 Kennedy 和 Eberhart (Eberhart & Kennedy, 1995) 於 1995 年所提出，此演算法在尋找最佳解的過程中不僅仿效鳥類、魚類的群體覓食行為，也加入了人類社會行為的觀念，最主要的特色在於「較少的參數設定」、「收斂速度快」。而在整個的演進過程中，每個粒子 (particle) 都代表解空間 (solution space) 中的一個可能的解，且每個粒子都有一個由目標函數所相對應的適應值 (fitness value)。在 PSO 中粒子都具有「記憶性」，所以會紀錄這個粒子本身搜尋過的最佳位置，而粒子在空間中進行移動時主要會考慮到下列三個因素：

1. 粒子本身的移動慣性
2. 粒子本身所找到的最佳解 (*pbest*)

3. 粒子群體所找到的最佳解(*gbest*)

如下所示方程式(5)為更新粒子速度的公式、方程式(6)為更新粒子位置的公式:

$$V_{id}(t+1) = w(t)V_{id}(t) + c_p r_1 (P_{id}(t) - X_{id}(t)) + c_g r_2 (P_{gd}(t) - X_{id}(t)) \quad (5)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (6)$$

其中 $V_{id}(t+1)$ 為第*i*個粒子第*d*維度的第*t+1*次迭代的速度， $V_{id}(t)$ 為第*i*個粒子第*d*維度的第*t*次迭代的速度， $P_{id}(t)$ 為第*i*個粒子第*d*維度粒子到目前為止所找到最佳解的位置， $P_{gd}(t)$ 為第*d*維度全體粒子到目前為止所找到最佳解的位置， c_1 、 c_2 分別為個體學習係數與群體學習係數， w 為慣性權重， r_1 、 r_2 為介於0與1間的隨機亂數值， $X_{id}(t)$ 為*i*個粒子第*d*維度第*t*次迭代的位置， $X_{id}(t+1)$ 為*i*個粒子第*d*維度第*t+1*次迭代的位置。粒子移動示意圖如圖 2.2所示。

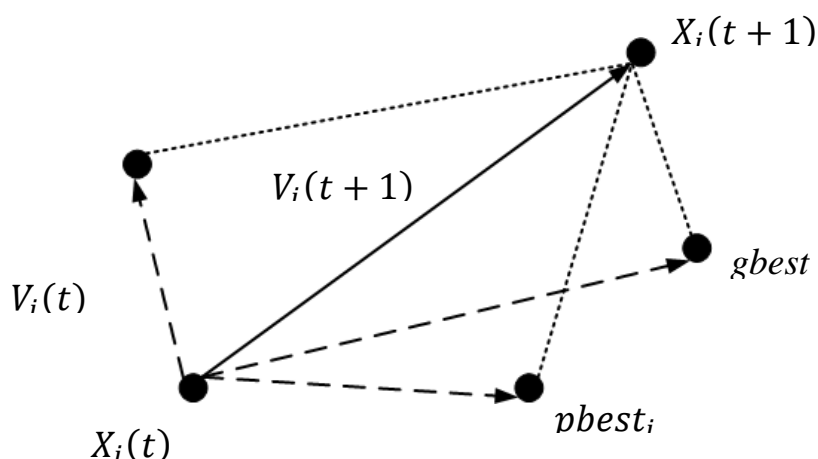


圖 2.2 粒子移動示意圖 (本研究整理)

PSO詳細的演算步驟如圖 2.3，開始先透過亂數產生初始粒子群的位置與速度，再來計算各粒子的適應值，再依適應值決定是否更新各粒子的個體最佳解與群體最佳解，若此次粒子適應值優於上一迭代的解，則進行更新，反之則否，更新速度和位置透過方程式(5)、(6)，取得新的方向與位置，而後不斷反覆從計算各粒子的適應值到更新速度和位置，直到滿足終止條件為止。

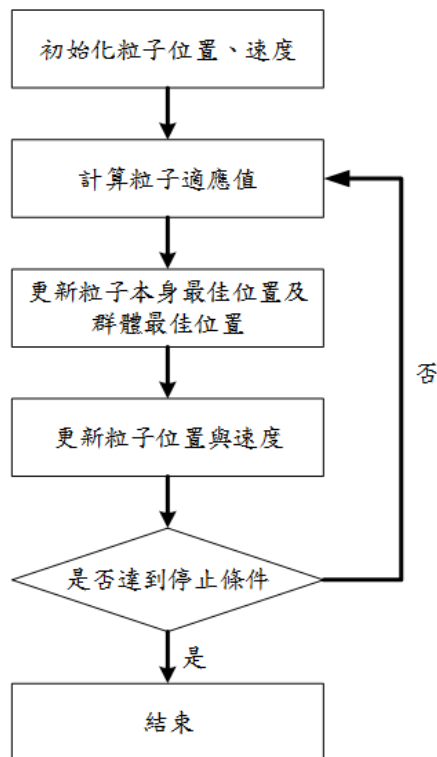


圖 2.3 PSO演算流程圖 (本研究整理)

符號說明:

t : 迭代數($t= 1, 2, \dots, T$)

i : 粒子數($i= 1, 2, \dots, I$)

d : 粒子維度($d= 1, 2, \dots, D$)

r_1 、 r_2 : 為0至1之間的隨機亂數

$w(t)$: 第 t 迭代的慣性權重值

$X_{id}(t)$: 第 t 迭代的第 i 個粒子內第 d 個維度的位置

$V_{id}(t)$: 第 t 迭代的第 i 個粒子內第 d 個維度的速度

P_{id} : 第 d 個維度第 i 個粒子的personal best($pbest$)

P_{gd} : 第 d 個維度的global best($gbest$)

c_p : $pbest$ 學習係數

c_g : $gbest$ 學習係數

θ^{max} : 粒子維度的上界

θ^{min} : 粒子維度的下界

X_i : 第*i*個粒子的位置向量

V_i : 第*i*個粒子的速度向量

P_i : 第*i*個粒子的*pbest*位置向量

P_g : 第*i*個粒子的*gbest*位置向量

R_i : 第*i*個粒子所對應的解集合

$Z(X_i)$: X_i 的適應值，此適應值即為總距離

第三章 研究方法

本研究提出一作業分段演算法，於電流資料取樣頻率已知且具有穩態生產與暫態生產作業的情況下，將樣本生產電流資料投入粒子群演算法求解以計算出作業分段演算法之最佳參數配置。而後以最佳參數組合之作業分段演算法辨識出其餘生產作業中之暫態生產作業與穩態生產作業並計算稼動率。本章節包含兩小節，第一小節說明作業分段演算法之流程與步驟。第二小節則為應用粒子群演算法於作業分段演算法求解其最佳參數組合之流程與步驟。

3.1 作業分段演算法

3.1.1 流程步驟

本研究所提出之作業分段演算法細部流程如圖 3.1 所示，首先輸入欲分析之機台生產電流資料，而後對電流資料進行離散小波轉換，再挑選指定之高頻部份進行離散小波反轉換作為電流資料之暫態特徵，接著對暫態特徵資料進行分析找出特徵點。得到暫態資料之特徵點後對特徵點前後指定筆數外之資料進行平均乘上指定係數值作為特徵門檻值，接著利用特徵門檻值找出生產作業中的暫態生產作業，而後即可計算出該生產作業之稼動率供人員參考做為生產決策依據。

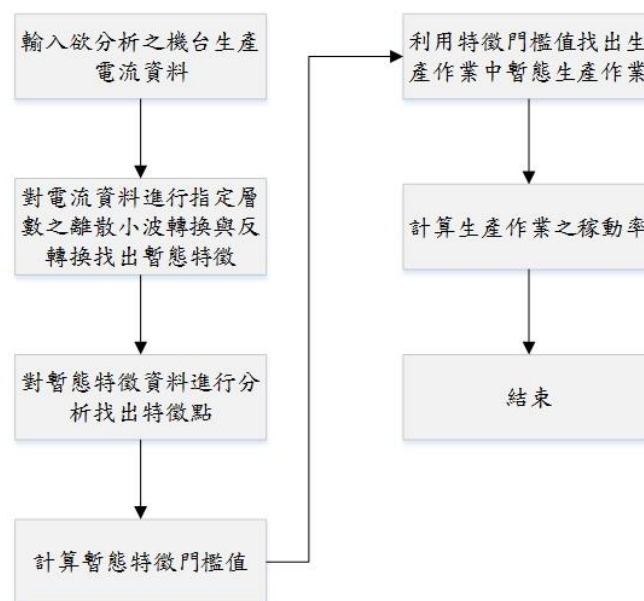


圖 3.1 作業分段演算法流程圖 (本研究整理)

3.1.2 作業分段演算法步驟說明

步驟一：輸入欲分析之機台生產電流資料

進行本研究演算法之前，必須將欲分析之機台生產作業電流資料蒐集完善，確認完畢後，便能透過本研究演算法，計算出該生產作業之稼動率供人員參考做為生產決策依據。

步驟二：對電流資料進行指定層數之離散小波轉換與反轉換找出暫態特徵

本研究目的為透過作業分段演算法辨識出機台生產作業電流資料中暫態生產作業如開關機台與故障等情形，藉此計算該生產作業之稼動率。而辨識暫態特徵之功能主要藉由對機台生產作業電流資料進行指定層數之離散小波轉換，於離散小波轉換後可得機台生產作業電流資料之小波係數與尺度係數。利用該小波係數與尺度係數可針對指定層數之高頻部分進行離散小波反轉換後加總並進行絕對值處理，即可得到機台生產作業電流資料之暫態特徵資料。以下為上述內容之範例，範例機台生產電流資料如圖 3.2 所示，其取樣頻率為1Hz，對其進行5層離散小波轉換並挑選高頻部分反轉換後加總並進行絕對值處理可得範例機台生產電流資料之暫態特徵資料如圖 3.3 所示。由圖 3.2 與圖 3.3 比較可知暫態特徵資料由肉眼可看出其資料高峰皆對應範例機台生產電流資料中之暫態生產作業。由此可證藉由離散小波轉換找出機台生產電流資料中之暫態生產作業是可行的。

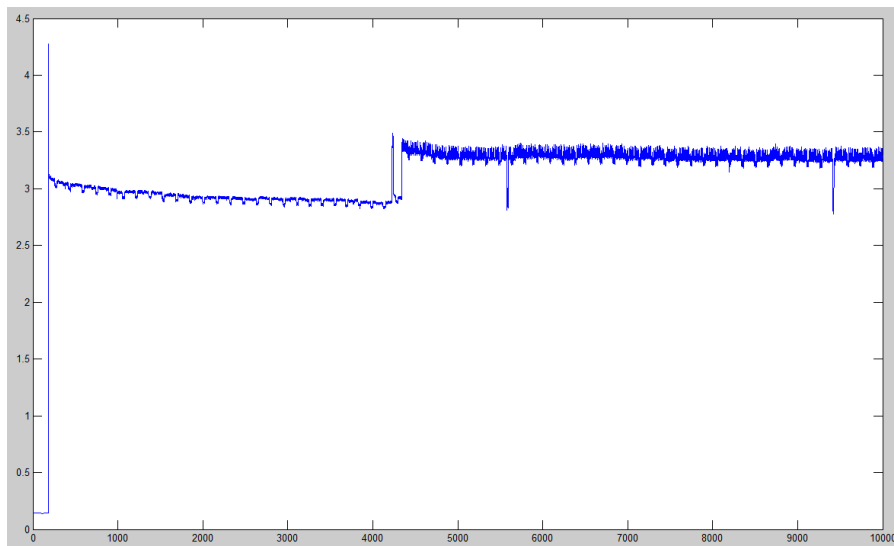


圖 3.2 範例機台生產電流資料 (本研究整理)

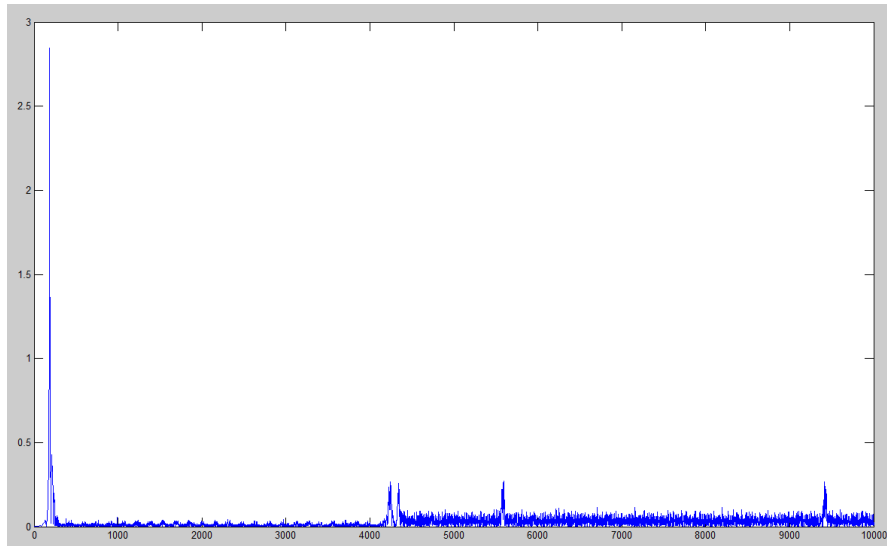


圖 3.3 暫態特徵資料 (本研究整理)

步驟三：對暫態特徵資料進行分析找出特徵點

由上一步驟可知暫態特徵資料由肉眼可看出其資料高峰對應機台生產電流資料中之暫態生產作業，為使找出機台生產電流資料中暫態生產作業之程序自動化而不需人工判斷，須找出暫態特徵資料中各波峰之上升處與下降處方可達成。此步驟藉由指定之波峰門檻值進行篩選，辨識出各波峰並標定其為何筆資料做為暫態特徵資料之特徵點，以供後續步驟分析，找出波峰之上升與下降處，即暫態生產作業之起始與結束處。尋找特徵點之範例如圖 3.4 所示，對暫態特徵資料進行分析後可找出其中之五個波峰與其所在資料筆數如表 3.1 所示。

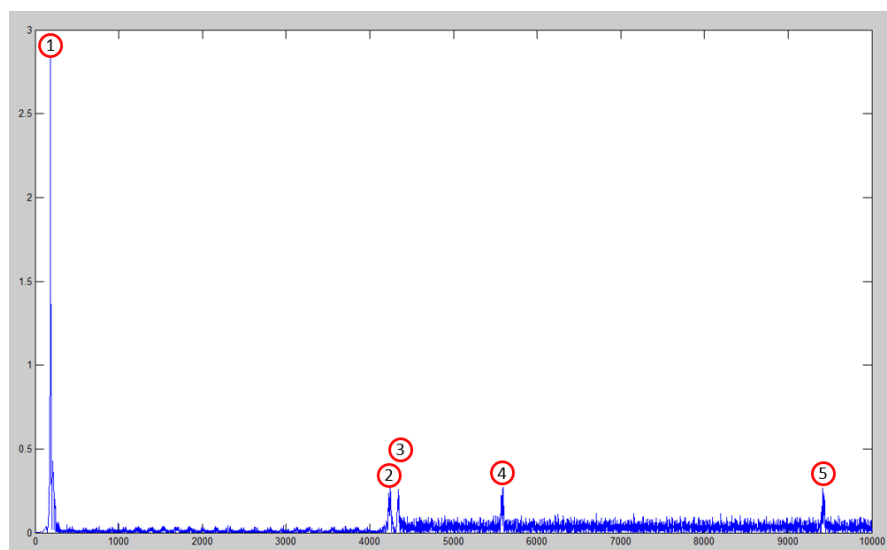


圖 3.4 暫態特徵資料中之特徵點 (本研究整理)

表 3.1 暫態特徵資料中特徵點所在資料筆數

特徵點	1	2	3	4	5
所在資料筆數	185	4245	4338	5583	9418

步驟四：計算暫態特徵門檻值

辨識出各波峰並知其為何筆資料而得特徵點後，對特徵點前後指定筆數外之資料計算平均值，將其平均值乘上指定係數值即可作為特徵門檻值，特徵門檻值可供下一步驟找出生產作業中的暫態生產作業起始與結束時間。以下為此步驟之範例演示，對暫態特徵資料之特徵點前後指定筆數500筆外之資料，共6068筆資料如圖 3. 5所示，計算可得平均值0.0255安培，將其乘上指定係數值3即可得到特徵門檻值0.0765安培。

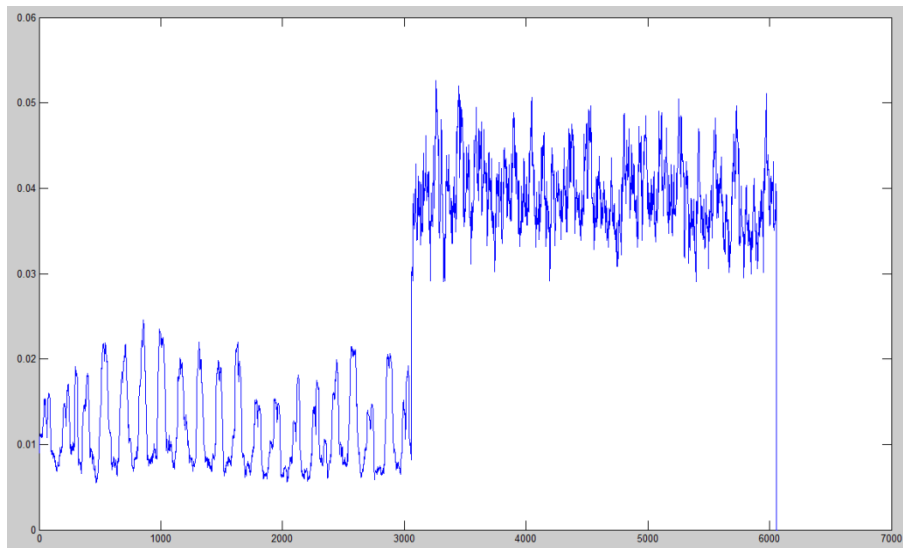


圖 3.5 除去暫態特徵資料中之特徵點前後指定筆數500筆外之資料
(本研究整理)

步驟五：找出生產作業中的暫態生產作業起始與結束時間

經上一步驟計算出暫態特徵門檻值後，以其做為依據，暫態特徵資料中電流值高於暫態特徵門檻值者皆為暫態生產作業。此步驟之範例以0.0765安培為特徵門檻值可切割出五個暫態生產作業如圖 3. 6所示，將其起始、結束資料筆數與範例機台生產電流資料中之暫態特徵起始結束資料做比對後如圖 3. 7所示，可發現兩者接近完全吻合，由此證實本研究之作業分段演算法可確實辨識出機台生產電流資料中之暫態生產作業。

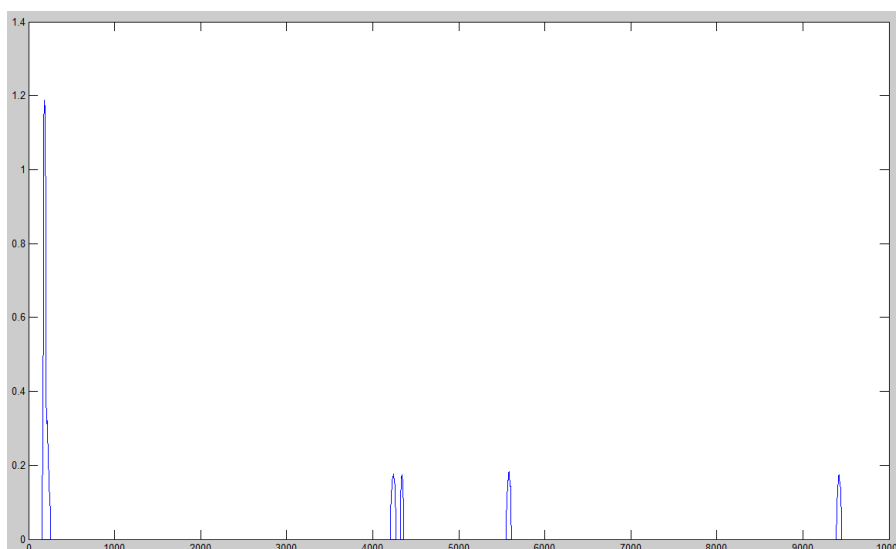


圖 3.6 由特徵門檻切割出之五個暫態生產作業 (本研究整理)

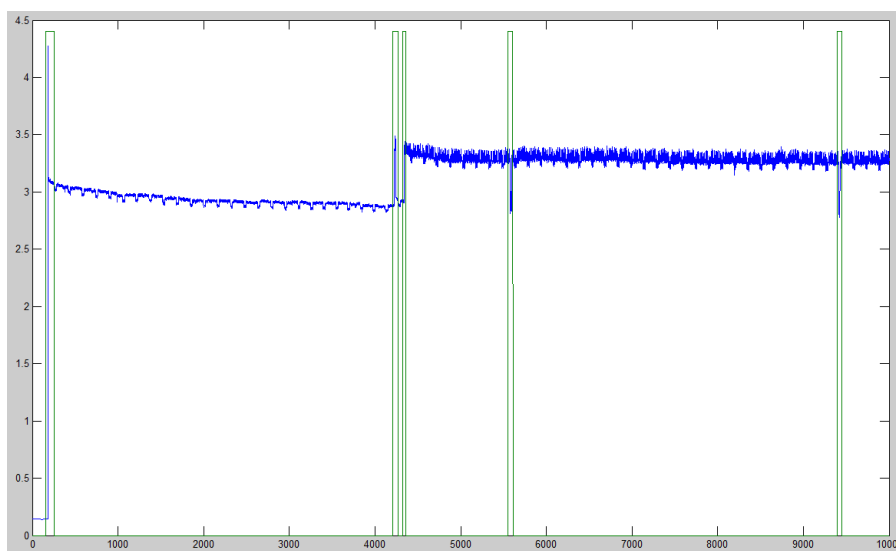


圖 3.7 由特徵門檻切割出之五個暫態生產作業與範例機台生產電流資料之比對 (本研究整理)

步驟六：計算稼動率

稼動率為實際工作時間和計畫工作時間的百分比如方程式(7)所示。其目的乃消除與性能、品質無關的時間如休息與停線時間。停線時間泛指非計畫中的設備休止時間，其中包含批次製程轉換、製程異常、設備異常停止及修復時間。機台生產電流資料經上述步驟分析後可由生產作業中區分出暫態生產作業，而剩餘之作業之為穩態生產作業，藉由挑選穩態生產作業中之實際生產作業除以計畫工作時間即可得到該機台生產作業之稼動率。而由人工判斷上一步驟可知範例機台生產電流資料中，第三、第四與第四、

第五個暫態生產作業間的穩態生產作業與第五個暫態生產作業後之穩態生產作業為實際生產加工之作業，其於穩態作業皆為停機與暖機，因此範例機台電流資料之稼動率即為實際生產時間5527秒除以總生產作業時間10000秒，稼動率等於55.27%。

$$\text{稼動率} = \frac{\text{實際工作時間}}{\text{計畫工作時間}} \quad (7)$$

3.2 作業分段演算法

3.2.1 流程步驟

本研究所提出之作業分段演算法於運算前須先決定四個參數分別為：小波轉換層數、波峰門檻、削除區域與暫態特徵係數。然而參數如依經驗法則決定則遭遇兩大問題，其一為經驗法則設定之參數若不適當將直接導致作業分段演算法之求解績效不佳，另一問題為依經驗法則可能無法找出適當之參數組合或必須耗費過多時間嘗試。為此本研究採用PSO求解作業分段演算法之最佳參數組合，藉以解決上述依經驗法則決定參數所可能遭遇之參數設定不當與耗費過多時間尋求適當參數組合之問題。而求解作業分段演算法最佳參數組合之粒子群演算法細部流程如圖 3. 8所示，由初始化粒子產生初始解，決定小波轉換層數、波峰門檻、削除區域與暫態特徵係數之初使值，接著進行粒子的適應值計算，此演算法中的適應值為暫態生產作業之匹配率，以適應值做為更新個體最佳解與群體最佳解的依據，不斷反覆進行至達到所設定的最大迭代次數。

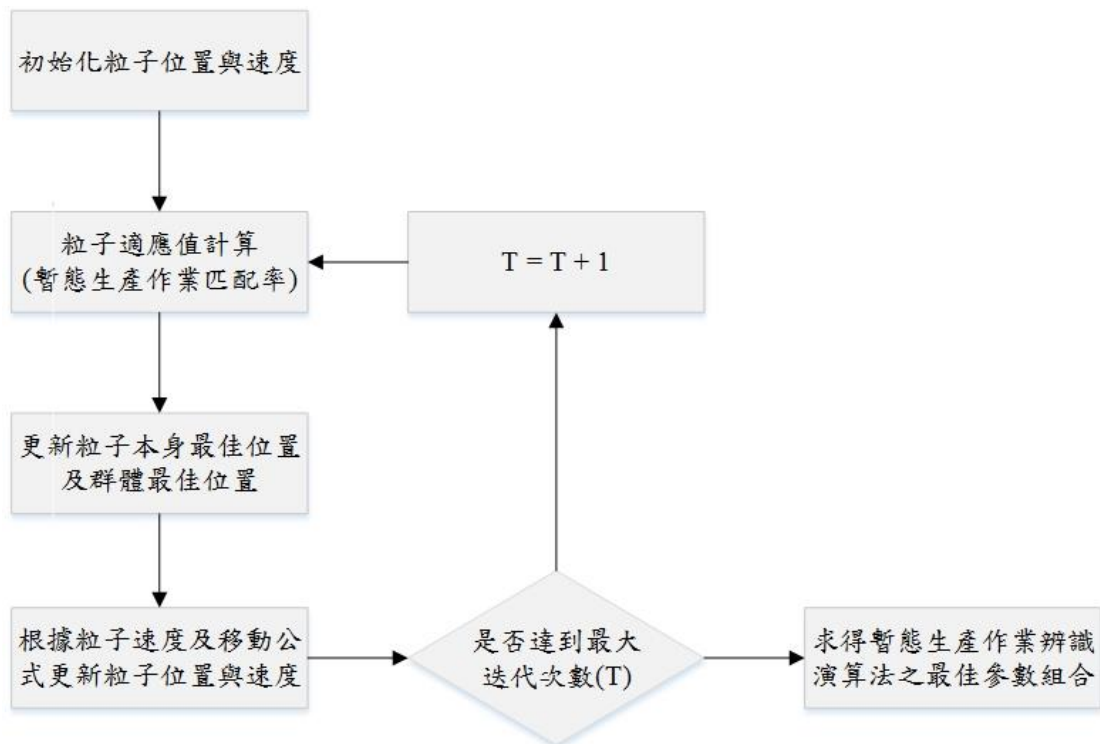


圖 3.8 尋找作業分段演算法最佳參數組合之粒子群演算法流程圖
(本研究整理)

3.2.2 應用粒子群最佳化演算法求解作業分段演算法之最佳參數組合

步驟一：輸入做為標竿之機台生產電流資料

使用粒子群演算法找出作業分段演算法之最佳化參數組合之前，必須將做為標竿之機台生產作業電流資料蒐集完善。其中包含機台生產電流資料、由人工判定之暫態生產作業起始與結束點資料。確認完畢後，便能透過粒子群演算法，計算出作業分段演算法之最佳化參數組合。

步驟二：PSO產生初始族群

本研究目的希望透過PSO搜尋最佳的參數組合，而PSO中每一個粒子皆具有四個維度，其分別為小波轉換層數、波峰門檻、削除區域與暫態特徵係數。小波轉換層數維度代表作業分段演算法中，對機台生產作業電流資料進行小波轉換與反轉換時所需分割之層數。波峰門檻維度代表欲找出電流資料經小波轉換處理後所得之暫態特徵資料中的波峰時所需設定的門檻值。為找出生產作業中的暫態生產作業起始與結束時間，須將暫態特徵點

前後指定筆數外之資料計算平均值，並對平均值乘上指定係數值得到特徵門檻值，而後以特徵門檻值推估而出。而削除區域與暫態特徵係數維度各別代表上述之指定筆數與指定係數。此外，粒子之各維度皆有其上下限，初始化粒子時小波轉換層數維度將給定數值範圍為(1,10)之間的隨機亂數，波峰門檻維度將給定數值範圍為(10,200)之間的隨機亂數，削除區域維度將給定數值範圍為(100,10000)之間的隨機亂數，暫態特徵係數維度將給定數值範圍為(1,50)之間的隨機亂數。

步驟三：計算適應函數值

將粒子中各維度之參數值輸入作業分段演算法即可進行適應函數值計算，本研究以暫態生產作業之匹配率做為適應值其計算公式如方程式(8)所示。其中暫態生產作業重合率為該粒子各維度參數經作業分段演算法計算後所得之各別暫態生產作業與人工判定之各別標竿暫態生產作業的重合程度總合，如前者與後者僅部分重合或後者包含前者，則該暫態生產作業之重合程度為，重合之PSO暫態生產作業時間除以標竿暫態生產作業暫態時間；若前者包含後者，則該暫態生產作業之重合程度為，重合之標竿暫態生產作業暫態時間除以PSO暫態生產作業時間。加總上述各暫態生產作業之重合程度即可得該粒子之暫態生產作業重合率。暫態生產作業重合數則為PSO暫態生產作業數與標竿暫態生產作業數之重合數量。

$$\begin{aligned} \text{暫態生產作業之匹配率} &= \frac{\text{暫態生產作業重合率}}{\text{暫態生產作業重合數}} \times 0.3 \\ &+ \frac{\text{暫態生產作業重合數}^2}{\text{暫態生產作業數} \times \text{標竿暫態生產作業數}} \times 0.7 \end{aligned} \quad (8)$$

於PSO中，所有粒子的適應函數值皆須進行計算，其步驟如下：

1. 設定 $i = 1$
2. 計算第 i 粒子的適應值
3. 設定 $i = i + 1$
4. 若 i 大於 I 時，則完成所有粒子之計算適應值，反之則回至步驟三

步驟四：更新個體最佳解

更新個體(粒子)最佳解之目的是希望以此做為學習個體最佳經驗的依據，使粒子能往更好的方向前進。更新所有個體(粒子)最佳解，當現在的個體適應值優於或小於個體最佳解的適應值時，便將個體最佳解替換為現在較優的粒子，反之，則不進行替換，反覆執行，直到所有粒子皆更新過為止。

步驟七：更新群體最佳解

更新群體最佳解其目的，以此做為學習群體最佳經驗的依據，使其能往更佳方向前進。更新群體最佳解，當現在的個體最佳解適應值優於或小於群體最佳解的適應值時，便將群體最佳解替換為其個體最佳解的粒子，反之，則不進行替換，反覆執行，直到現在的個體最佳解適應值無法小於族群最佳解為止。

步驟八：判斷是否達到指定迭代運算次數

本研究所採用之PSO終止條件為達到設定之迭代次數，便視作演算成功，輸出最適解的粒子以及與適應值，即作業分段演算法之最佳參數組合與其暫態生產作業之匹配率。

第四章 績效評估

本章節使用某螺絲製造商之生產數據設計問題情境，並利用粒子群演算法於問題情境下找出適合本研究所提出之作業分段演算法的最佳參數組合。而後比較採用粒子群演算法推算之最佳參數組合與採用經驗法則決定之參數組合於作業分段演算法之績效。本章節包含兩小節，第一小節說明求解最佳參數組合之粒子群演算法的參數設定內容與採用經驗法則決定之作業分段演算法參數組合。第二小節則為採用粒子群演算法推算之最佳參數組合與採用經驗法則決定之參數組合於作業分段演算法之比較。

4.1 資料與參數設定

PSO之參數設定包含群體數量、迭代數、 C_p 與 C_g 如表 4.1 所示。於比較求解績效前，PSO的粒子將被視為含有小波轉換層數、波峰門檻、削除區域、暫態特徵門檻參數之四維粒子。粒子中的每一個維度將被投入作業分段演算法，藉由其產出計算適應值，適應值越大則代表該粒子之各維度包含較佳之參數組合。本章節使用1筆某螺絲製造商之生產數據作為標準資料，將其作為訂定經驗法則參數組合之分析資料，並投入PSO藉此求解最佳參數組合。另外3筆生產資料則供經驗法則與PSO求解之最佳參數組合作為績效驗證使用，每筆生產資料皆為該廠商某機台生產一天之電流資料。

表 4.1 參數設定

PSO參數	數值
群體數量	100
迭代數	100
C_p	1.5
C_g	1.5

4.2 由經驗法則求解參數組合

相較於藉由粒子群演算法求出之參數組合，由經驗法則所訂定之參數組合如表 4.2 所示，其組合為各參數上限值減去下限值，而後乘以三分之

一與三分之二，共16種的排列組合。其個別暫態生產作業辨識結果則如表 4.3所示，表 4.3 之MR代表暫態生產作業之匹配率，本研究問題之目標為最小化暫態生產作業之匹配率，因此MR即為作業分段演算法之求解品質指標，MR高之參數組合相對擁有較好效益。由表 4.3可知MR值最最高之參數組合分別為第1、3、4與9組參數，其MR值皆為20.06%。此四組別之小波轉換層數與暫態特徵門檻皆相同，意味著波峰門檻與消除區域值若無異常之劇烈變動，則依經驗法則訂定之較佳參數組合的小波轉換層數必須為3層、暫態特徵門檻必須為16。由於上述四組參數組合MR值皆相同，本研究選定第一組經驗法則訂定之參數組合與PSO求解之最佳參數組合於下一小節進行暫態生產作業辨識之比較。

表 4.2 由經驗法則所訂定之作業分段演算法參數組合

經驗法則訂定之參數組合	小波轉換層數	波峰門檻	削除區域	暫態特徵門檻
1	3	65	3300	16
2	7	65	3300	16
3	3	130	3300	16
4	3	65	6600	16
5	3	65	3300	32
6	7	130	3300	16
7	7	65	6600	16
8	7	65	3300	32
9	3	130	6600	16
10	3	130	3300	32
11	3	65	6600	32
12	7	130	6600	16
13	7	130	3300	32
14	7	65	6600	32
15	3	130	6600	32
16	7	130	6600	32

表 4.3 由經驗法則所訂定之參數組合的暫態生產作業辨識結果

經驗法則訂定之參數組合	人工判定之暫態生產作業數	求解之暫態生產作業數	暫態生產作業重合數	MR(%)
1	26	4	4	20.06
2	26	4	5	15.84
3	26	4	4	20.06
4	26	4	4	20.06
5	26	2	2	19.49
6	26	4	5	15.84
7	26	4	5	15.84
8	26	2	3	16.25
9	26	4	4	20.06
10	26	2	2	19.49
11	26	2	2	19.49
12	26	4	5	15.84
13	26	2	3	16.25
14	26	2	3	16.25
15	26	2	2	19.49
16	26	2	3	16.25

4.3 經驗法則與粒子群演算法參數組合之比較

於此章節中將比較採用粒子群演算法推算之最佳參數組合與採用經驗法則決定之參數組合於作業分段演算法之績效之求解績效，兩者皆採用程式語言MATLAB執行運算。採用粒子群演算法推算之最佳參數組合與採用經驗法則決定之參數組合於作業分段演算法之求解差異的百分比值，gap值代表暫態生產作業之匹配率之改善程度。Solution gap之公式如以下方程式所示，其中B為採用經驗法則決定之參數組合於作業分段演算法所得之暫態生產作業之匹配率，S則為採用粒子群演算法推算之最佳參數組合於作業分段演算法所得之暫態生產作業之匹配率。

$$Solution\ Gap(\%) = \frac{S - B}{B} \times 100\% \quad (21)$$

其中經PSO求解之最佳參數組合如表 4. 4所示，而測試生產資料投入經驗法則訂定之參數組合與採用PSO求出之最佳參數組合於作業分段演算法之測試結果列於表 4. 5與表 4. 6。

表 4. 6中MR代表暫態生產作業之匹配率。本研究問題之目標為最小化暫態生產作業之匹配率，因此MR即為比較由經驗法則訂定之參數組合與採用PSO求出之最佳參數組合，設定於作業分段演算法之求解品質指標。整體而言，本研究提出之作業分段演算法配合PSO求出之最佳參數組合可快速且準確尋找出生產作業中之暫態生產作業。

表 4. 7條列出各測試資料之人工辨識標準暫態生產作業數、兩參數組合各別投入作業分段演算法運算後所得之暫態生產作業數。而後如表 4. 6所示，於所有生產資料之暫態生產作業匹配率的solution gap值顯示，相較於藉經驗法則訂定之參數組合，利用PSO求解之最佳參數組合投入作業分段演算法運算後可較準確辨識出暫態生產作業；而由

可知，PSO求解之最佳參數組合應用於作業分段演算法時，可藉由準確辨識暫態生產作業進而計算出較經驗法則訂定之參數組合適當之稼動率。如上所述，本研究可望更準確辨識暫態生產作業進而計算出更精準之稼動率供管理者做為決策依據。

表 4. 4 經PSO求解之作業分段演算法最佳參數組合

經驗法則訂定之參數	數值
小波轉換層數	3
波峰門檻	10
削除區域	3666.2
暫態特徵門檻	2.9

表 4.5 兩參數組合之暫態生產作業辨識結果

No.	人工判定之暫態生產作業數	經驗法則訂定之參數組合		PSO求出之最佳參數組合	
		求解之暫態生產作業數	暫態生產作業重合數	求解之暫態生產作業數	暫態生產作業重合數
1	28	24	24	28	27
2	27	28	26	28	27
3	27	30	27	28	26
Average	26	27.2	24.8	27	25.4

表 4.6 兩參數組合之暫態生產作業指標結果

NO.	經驗法則求出之參數組合	PSO求出之最佳參數組合	GAP (%)
	MR (%)	MR (%)	
1	22.68	81.13	3.19
2	20.94	85.67	3.35
3	10.19	81.26	8.48
Average	18.46	83.06	4.70

表 4.7 兩參數組合之稼動率計算結果

NO.	人工判定	經驗法則求出之參數組合	PSO求出之最佳參數組合
1	90.33	95.61	95.12
2	91.33	91.69	91.07
3	97.24	99.22	96.58
Average	92.97	95.51	93.80

第五章 結論與未來方向

本研究提出利用電流信號為基礎的非侵入式硬體設備，連接至機台蒐集機台運作時所產生的電流資料，並將這些由電流產生的資料透過嵌入式電腦上傳至伺服器後，進而透過本研究提出之作業分段演算法辨識機台生產作業中之暫態生產作業與穩態生產作業並計算稼動率。掌握機台稼動率有助於管理者進行機台排程規劃，亦可利用作為瓶頸判定及機台改善之基礎。因此本研究以最大化暫態生產作業之匹配率，利用粒子群演算求解最佳參數組合供作業分段演算法辨識出暫態生產作業進而計算機台生產稼動率。由求解品質之績效評估可知利用粒子群演算求解最佳參數組合於作業分段演算法可較準確辨識出暫態生產作業。因此本研究可望更準確辨識暫態生產作業進而計算出更精準之稼動率供管理者做為決策依據。本研究未來之研究方向可著眼對暫態資料之識別，藉此從中區分出故障達到故障診斷之功能。

參考文獻

- 胡永楠、陳森元 (1999)。具模糊控制功能之單晶 PLC 應用於適應型養殖場之研究與設計。 *大葉學報*, 8(2), 81-93。
- 蔡秉興 (2009)。RFID 應用於自動化物料資訊管理之研究-以 TFT-LCD 模組廠為例 (未出版之碩士論文)。國立台北科技大學, 台北市。
- Büchner, A. G., Anand, S. S., & Hugues, J. (1997). Data mining in manufacturing environments: goals, techniques and applications. *Studies in Informatics and Control*, 6(4), 319-328.
- Bleakie, A., & Djurdjanovic, D. (2013). Feature extraction, condition monitoring, and fault modeling in semiconductor manufacturing systems. *Computers in Industry*, 64(3), 203-213.
- Bo, Z., Haitao, X., Lulu, L., Jun, J., Jianyue, Z., & Yiping, T. (2011). Development of coordinate-machine of the scene of road traffic accident based on binocular stereo omni-directional vision sensors. *Procedia Engineering*, 24, 262-266.
- Boashash, B. (2003). *Time Frequency Signal Analysis and Processing*. Elsevier Ltd, Amsterdam, Boston: Academic Press.
- Chang, H.-H., Wiratha, P. W., & Chen, N. (2014). A Non-intrusive Load Monitoring System Using an Embedded System for Applications to Unbalanced Residential Distribution Systems. *Energy Procedia*, 61, 146-150.
- Choi, H., & Kim, Y. (2014). UAV guidance using a monocular-vision sensor for aerial target tracking. *Control Engineering Practice*, 22, 10-19.
- Cook, N., & Subramanian, K. (1978). Micro-isotope tool wear sensor. *Annals of the CIRP*, 21(1), 67-72.
- Djurdjanovic, D., & Liu, Y. (2006). Survey of predictive maintenance research and industry best practice. *University of Michigan, Ann Arbor, MI*.
- Dornfeld, D., & Kannatey-Asibu, E. (1980). Acoustic emission during orthogonal metal cutting. *International Journal of Mechanical Sciences*, 22(5), 285-296.
- Eberhart, R. C., & Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. Paper presented at the Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science.
- Erden, F., Alkar, A. Z., & Cetin, A. E. (2015). Contact-free measurement of respiratory rate using infrared and vibration sensors. *Infrared Physics & Technology*, 73, 88-94.
- Franklin, G. F., Powell, J. D., & Emami-Naeini, A. (1994). *Feedback control of dynamics systems*. MA: Addison-Wesley, Reading.
- Fulton, S., & Kim, M. (2007). ISMI Consensus Preventive and Predictive Maintenance Vision Ver. 1.1. *International SEMATECH Manufacturing Initiative*.
- Gritli, Y., Zarri, L., Rossi, C., Filippetti, F., Capolino, G., & Casadei, D. (2013). Advanced diagnosis of electrical faults in wound-rotor induction machines. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 60(9), 4012-4024.
- Haque, M., & Saif, M. (2002). Application of MEMS force sensors for in situ mechanical characterization of nano-scale thin films in SEM and TEM. *Sensors and Actuators A: Physical*, 97, 239-245.
- Hekmati, A. (2015). Proposed method of partial discharge allocation with acoustic emission sensors within power transformers. *Applied Acoustics*, 100, 26-33.

- Hong-Ying, S. (2009). *The application of barcode technology in logistics and warehouse management*. Paper presented at the Education Technology and Computer Science, 2009. ETCS'09. First International Workshop on.
- Iliopoulos, A., Shirzadeh, R., Weijtjens, W., Guillaume, P., Van Hemelrijck, D., & Devriendt, C. (2016). A modal decomposition and expansion approach for prediction of dynamic responses on a monopile offshore wind turbine using a limited number of vibration sensors. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 68, 84-104.
- König, W., Langhammer, K., & Schemmel, H. (1972). Correlations between cutting force components and tool wear. *Annals of the CIRP*, 21(1), 19-20.
- Kang, B., Kim, D., & Kang, S.-H. (2012). Real-time business process monitoring method for prediction of abnormal termination using KNNI-based LOF prediction. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 6061-6068.
- Kechida, R., Menacer, A., & Talhaoui, H. (2013). Approach signal for rotor fault detection in induction motors. *Journal of failure analysis and prevention*, 13(3), 346-352.
- Kent, J., & Wilson, G. D. (2002). Dual sensor touchscreen utilizing projective-capacitive and force touch sensors: *U.S. Patent No. 6,492,979*.
- Kurada, S., & Bradley, C. (1997). A review of machine vision sensors for tool condition monitoring. *Computers in Industry*, 34(1), 55-72.
- Lindstrom, B., & Lindberg, B. (1983). *Measurements of dynamic cutting forces in the cutting process, a new sensor for in-process measurements*. Paper presented at the Proc. 24th MTDR Conf.
- Liu, H., Wu, W., Su, H., & Zhang, Z. Design of optimal Petri-net controllers for a class of flexible manufacturing systems with key resources. *Information Sciences*. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2015.11.021>
- Liu, Y., Kumar, P., Zhang, J., Djurdjanovic, D., & Ni, J. (2005). *Predictive Modeling and Intelligent Maintenance Tools for High Yield Next Generation Fab*. Paper presented at the 8th Semiconductor Research Corporation (SRC) Technical Conference.
- Mallat, S. (1999). *A wavelet tour of signal processing*. Boston: Academic press.
- Seshadrinath, J., Singh, B., & Panigrahi, B. K. (2014). Incipient turn fault detection and condition monitoring of induction machine using analytical wavelet transform. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, 50(3), 2235-2242.
- Singh, M., Yadav, R. K., & Kumar, R. (2013). Discrete wavelet transform based measurement of inner race defect width in taper roller bearing. *Mapan*, 28(1), 17-23.
- Sokal, B., Uswatte, G., Barman, J., Brewer, M., Byrom, E., Latten, J., . . . Sarkar, N. (2014). Network of movement and proximity sensors for monitoring upper-extremity motor activity after stroke: proof of principle. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 95(3), 499-505.
- Stöferle, T., & Bellmann, B. (1976). *Continuous measuring of flank wear*. Paper presented at the Proceedings of the Sixteenth International Machine Tool Design and Research Conference.
- Takeyama, H., Doi, Y., Mitsuoka, T., & Sekiguchi, H. (1969). Sensors of tool life for optimization of machining. *Bulletin of JSME*, 12(49), 132-140.
- Talhaoui, H., Menacer, A., Kessal, A., & Kechida, R. (2014). Fast Fourier and discrete wavelet transforms applied to sensorless vector control induction motor for rotor bar faults diagnosis. *ISA transactions*, 53(5), 1639-1649.
- Tipler, P. A., & Mosca, G. (2007). *Physics for scientists and engineers*. London, England:

Macmillan.

- Thusty, J., & Andrews, G. (1983). A critical review of sensors for unmanned machining. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 32(2), 563-572.
- Uehara, K. (1973). New attempts for short time tool life testing. *Ann. CIRP*, 22(1), 23.
- Van Hecke, B., Yoon, J., & He, D. (2016). Low speed bearing fault diagnosis using acoustic emission sensors. *Applied Acoustics*, 105, 35-44.