



國立臺灣大學電機資訊學院電機工程學系

碩士論文

Department of Electrical Engineering

College of Electrical Engineering and Computer Science

National Taiwan University

Master Thesis

小型 CNC 銑床加工廠可負擔之攻牙刀斷裂預警研究

Research on Tapping Tool Breakage Early Warning in an
Affordable Way for Small-scale CNC Milling Machining
Shops

周靖樺

Ching-Hua Chou

指導教授：張時中博士

Advisor: Shi-Chung Chang, Ph.D.

中華民國 112 年 1 月

January, 2023

致謝



兩年半的研究生涯總算在此告一段落了，首先感謝張時中教授這兩年多來的諄諄教誨，教導我們做一個好的研究的首要關鍵是發現問題並定義問題，能問對問題、清楚地定義問題，才能對症下藥，找出對應適合的解決方法。特別感謝張教授培育我們發現問題及定義問題的能力，這是我上研究所以前所缺乏的，能在研究所獲得上述帶得走的能力，我獲益良多，也相信未來在職場或生活中能因此受益更多。感謝吳坤男業師於一同實際拜訪銑床加工廠觀察師傅加工物件時，因觀察推論主軸負載電流錶頭的數值有利於判斷刀具的磨耗(利鈍)程度，建議本研究考慮讀取 CNC 銑床主軸電流訊號。另外，感謝口試委員李貫銘教授、魏學文教授、蔡坤諭教授以及吳坤男業師提供許多寶貴的指教與建議，使論文內容更加充實，惠我良多，特此表示感謝。本論文由國立臺灣大學與四零四科技股份有限公司的建教合作專題研究計畫(編號 09HT911021)、以及國家科學與技術委員會計畫(編號 NSTC 111-2221-E-002-184-)的部分支持下完成，特此致謝。

研究期間，感謝界宇學長給予研究上的指教與建議，感謝振維及哲瑞在一起準備口試期間的協助與鼓勵，感謝心慈平時一起參與討論給的建議及口試當天紀錄口委提問的幫忙，感謝實驗室都很好相處的大家，祝福每一位同學都能順利完成研究、築夢踏實。

最後感謝父母和家人的陪伴與支持，讓我知道不管發生什麼事，都能回到家裡這個避風港充電再出發，期許未來換我當你們的靠山，回報你們一直以來對我的付出與照顧。

摘要



銑床為金屬加工業核心母機之一，透過刀具旋轉並切削的方式將原料進行加工。一般小型加工廠的 CNC(Computer Numerical Control)銑床工具機雖可藉由電腦程式控制進行自動化精密加工，但無法判斷刀具的健康狀態是否適合達成加工的品質及效率。目前小型加工廠進行更換或保養刀具的時間點，主要仰賴銑床師傅的經驗判斷。在少量多樣的加工模式下，銑床師傅難以精準掌握刀具狀態。一旦刀具無預警地斷裂，則需要停機處理刀具及被損壞的工件，甚至需要重新維護主軸或調機，造成成本增加，也影響生產良率、效率、產能及訂單交期，一次無預警斷裂的影響可達數萬至數十萬元。因此，無法掌握更換刀具的時機是金屬加工業者的痛點之一。

本論文探討小型 CNC 銑床加工廠中，銑床師傅認為最難掌握刀具加工狀態、且一旦斷裂後續處理最為麻煩的製程-攻牙，以攻牙刀斷裂前進行更換為目標，進行攻牙刀斷裂預警研究與方法設計。本論文研究問題 P)、相應的挑戰 C)以及設計的解決方案 M)敘述如下：

P1) CNC 銑床攻牙刀進行加工之監測數據收集問題:要監測什麼機台數據項目?

是否需外加可負擔的感測器? 如何安裝?

C1) 需了解攻牙刀進行加工之製程與特性，並參考銑床師傅判斷更換刀具的經驗及主觀感受指標，來具體量化為客觀系統知識與指標，選擇所需的監測數據項目。然而小型加工廠的 CNC 銑床控制器的感測數據一般不開放使用者讀取，因此使用者須自行外加安裝感測器並讀取，須不違反設備維護合約、不影響加工以及考量可負擔性，因此收集監測數據的項目選擇有限，具挑戰性。

M1) 比較師傅聽震動聲音的經驗法則與觀察並確認主軸負載電流與刀具利鈍的關聯性，後者有更具體的強關聯性，因此選擇監測主軸負載電流。再以非侵入、並聯的方式，加裝主軸負載電流錶頭讀取設備，量測主軸負載電流相應



的電壓，由電壓的趨勢特徵掌握刀具的狀態。

- P2) 攻牙數據前處理問題: 由於主軸負載電流讀取設備的取樣頻率略有誤差，以及不同加工參數也會影響攻牙週期時間長短，如何在不同取樣點數下定義攻牙加工週期?
- C2) 實驗收集到的攻牙電流數據檔案，缺乏攻牙開始或結束的時間標記，也沒有製程步驟的標記。每個檔案包含不同攻牙次數、每次攻牙的取樣點數不同、峰值不同、波形不同、不同次攻牙之間有無停頓也不一定。如何對攻牙電流數據定義一次攻牙加工週期是挑戰。
- M2) 經實際拜訪小型 CNC 銑床加工廠觀察攻牙製程，了解攻牙製程步驟與攻牙主軸負載電流數據的對應表現。藉由攻牙製程步驟對應的主軸負載電流表現特性，找出攻牙製程對應的主軸負載電流數據的起始點與結束點，定義攻牙主軸負載電流所呈現的加工週期。
- P3) 攻牙週期數據特徵萃取問題: 攻牙製程共包含七個步驟，且單一攻牙加工週期的電流數據點數多，如何萃取週期數據中重要的特徵點以利攻牙刀斷裂預警判斷?
- C3) 單一攻牙加工週期的數據點數多，且數據點數長度不一，實驗數據中，單一攻牙週期的電流數據點數從 612 個點到 4080 個點都有，如何從眾多數據點數中萃取重要的特徵點是挑戰。
- M3) 攻牙加工的主軸負載電流會隨攻牙刀的切削阻力變化而升降，且有切削阻力越大、主軸負載電流越高、攻牙刀越容易斷裂的現象。依上述現象為啟發，並以機器學習的決策樹模型輔助支持上述現象的道理，推論一個攻牙週期向下切削時的電流峰值是判斷該攻牙刀是否發生斷裂最重要的特徵。
- P4) 攻牙刀斷裂預警方法設計問題: 本研究目標為在攻牙刀斷裂前，更換刀具或進行刀具保養。本研究為了考量並模擬小型加工廠單一訂單產品數量少的訂單型態，實驗收集的數據量少，缺乏把刀具從全新開始加工直到斷裂的完整數

據，且同一把刀具進行加工的參數不一定完全相同，如何在少量的攻牙刀主軸負載電流數據條件下，設計出有效的攻牙刀斷裂預警方法？

C4) 在小型 CNC 銑床加工廠少量加工的型態下，相同加工條件的數據少，同一把刀具常經過不同加工參數條件下加工，如何在少量資料、僅一項感測數據及不同加工參數的條件下設計出有效的攻牙刀斷裂預警方法是挑戰。

M4) 攻牙刀具磨耗程度與切削阻力成正相關，亦與攻牙刀的電流特徵點(即向下切削的電流峰值)成正相關，電流特徵點的值上升越急遽、攻牙刀越容易斷裂。依上述觀察，本研究運用常態分佈用 3 倍標準差判斷異常的概念為啟發，假設攻牙刀的電流特徵點值是常態分佈，來設計當一個攻牙週期的電流特徵點值大於該攻牙刀使用至前一週期的電流特徵點值三倍標準差時，則預警為斷裂前之週期，並於電腦螢幕產生"ALARM"字樣提醒銑床師傅檢查攻牙刀是否有鐵屑沾黏等影響攻牙的情形，若無，則進行刀具更換。若有影響攻牙的情況發生，則於狀況排除後再繼續進行加工。

本論文的研究發現和貢獻如下：

- (1) 於 CNC 銑床既有之主軸負載電流錶頭裝設並聯電壓讀取裝置，具提供控制器不開放使用者讀取的 CNC 銑床機台收集主軸負載數據的價值，為非侵入式，且不影響設備運作與維護。
- (2) 建立 CNC 銑床攻牙刀加工的主軸負載電流資料集(dataset)，共 800 筆。資料集包含由全新未磨損或已使用磨損過的 9 把 M5 攻牙刀和 3 把 M4 攻牙刀在相同加工程式、加工材料均為 S45C 的工件，但不同加工參數(刀具轉速、加工深度、有無切削液)下的週期資料。
- (3) 實驗數據中，在 4 把具斷裂週期且攻牙週期皆大於 47 個週期的攻牙刀中，演算法均可在此 4 把攻牙刀在斷裂前的 3~47 個週期成功預警。相較銑床師傅通常以人耳聽到攻牙聲音異常時，還來不及緊急停機，攻牙刀就斷了，演算法可在斷裂前 3~47 個週期預警，有助於銑床師傅在攻牙刀斷裂前進行刀具更換。

他人實驗顯示，相同型號的攻牙刀總共可加工週期可相差數十個甚至高達五百個以上的週期，本研究的演算法預警週期範圍將攻牙刀可加工週期差異的範圍集中至少一半以上，且誤警率小於 0.5%，誤警率極低。

- (4) 本研究提出的演算法運算時間約 1.5 ms，且作為預警攻牙刀斷裂基準的所需資料少，也可適用加工參數不同的情況，適合接單型態為少量多樣的加工廠。
- (5) 本研究僅需一項感測數據--主軸負載電流，並結合本研究提出的數據前處理及演算法，實驗結果顯示，在攻牙刀斷裂前預警的準確率達 66.7%，相較他人僅使用電流感測數據判斷銑刀嚴重磨損(斷裂前的階段)的準確率 40%，提高 26.7%。本研究使用的主軸負載電流讀取設備成本約台幣一萬五千元，相較需要兩種以上感測數據的研究，在感測器及其讀取設備的成本降低至少 50%以上。
- (6) 本研究展示可將 CNC 銑床控制器既有的主軸負載電流錶頭搭配非侵入式的讀取設備整合設計為攻牙刀斷裂預警系統，於 CNC 銑床外僅需添加主軸負載電流讀取器及筆電，並藉由乙太網路線進行資料傳輸來進行整合，系統開發建置成本估計約台幣三萬元，提供小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警方案。

關鍵字: CNC 銑床、攻牙刀、斷裂預警、主軸負載電流

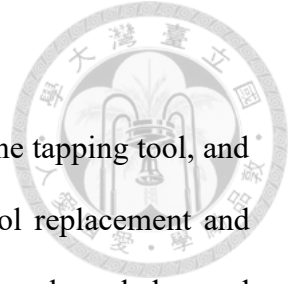
Abstract



Milling machine is one of the core machines in the metal processing industry. It processes raw materials by cutting tool rotating and cutting. Although CNC (Computer Numerical Control) milling machine in general small-scale milling machining shops can be controlled by computer programs for automatic precision processing, it is not able to judge whether the health status of the cutting tool is suitable for achieving the quality and efficiency of processing. At present, the timing of cutting tool replacement or maintenance in small-scale milling machining shops mainly depends on the experience and judgment of veteran mill machinists. In a small-volume large-variety processing mode, it is difficult for veteran mill machinists to accurately grasp the state of the cutting tool. Once the cutting tool breaks without warning, it is necessary to stop the machine to deal with the cutting tool and the damaged workpiece, and even need to re-maintain the spindle or adjust the machine, which will increase the cost and affect the production yield, efficiency, production capacity and order delivery time. The impact can reach tens of thousands to hundreds of thousands of NT dollars. Therefore, the inability to grasp the timing of cutting tool replacement is one of the pain points for metal processing workers.

This research discusses the tapping process, which is considered by the veteran mill machinist in the small-scale milling machining shop to be the most difficult process to grasp the machining state of the cutting tool, and the follow-up treatment is the most troublesome once the tapping tool breaks. The aim is to replace the tapping tool before it breaks, and to research and design a method of early warning for tapping tool breakage. The main research problems P), the corresponding challenges C) and the designed solutions M) are:

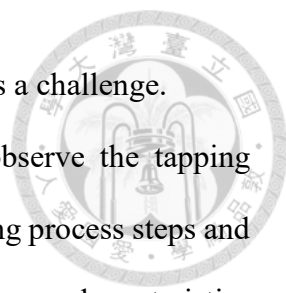
P1) The monitoring data collection problem of CNC milling machine tapping tool processing: what machine data items should be monitored? Is it necessary to add an

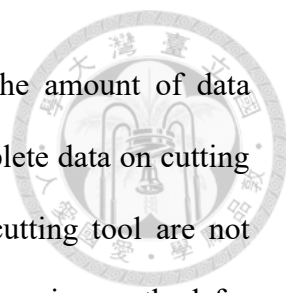


affordable sensor and how to install it?

- C1) It is necessary to understand the process and characteristics of the tapping tool, and refer to the veteran mill machinist's experience in judging tool replacement and subjective feeling indicators to quantify it into objective system knowledge and indicators, and select the required monitoring data items. However, the sensing data of CNC milling machine controllers in small-scale milling machining shops are generally not open to users to read, so users need to install additional sensors and read the sensing data without violating the equipment maintenance contract, not affecting processing, and considering affordability. It is challenging that the item options for collecting monitoring data are limited.
- M1) Comparing the rule of thumb of the veteran mill machinist listening to the vibration sound and observing and confirming the correlation between the spindle load current and the sharpness of the tool, the latter has a more specific and strong correlation, so I choose to monitor the spindle load current. Then, in a non-invasive and parallel way, install the reading device of the spindle load current meter to measure the voltage corresponding to the spindle load current, and grasp the state of the tool from the trend characteristics of the voltage.
- P2) Tapping data pre-processing problem: Since the sampling frequency of the spindle load current reading device has a slight error, and different processing parameters will also affect the length of the tapping cycle, how should a tapping processing cycle be defined under different sampling points?
- C2) The tapping current data files collected in the experiment lack time stamps for the start or end of tapping, and no markings for process steps. Each file contains different tapping times, different sampling points for each tapping, different peak values, different waveforms, and whether there is a pause between different tappings is not

certain. How to define a tapping cycle for tapping current data is a challenge.

- 
- M2) By visiting a small-scale CNC milling machining shop to observe the tapping process, understand the corresponding performance of the tapping process steps and the load current data of the tapping spindle. Based on the performance characteristics of the spindle load current corresponding to the tapping process steps, find out the starting point and end point of the spindle load current data corresponding to the tapping process, and define the tapping cycle presented by the spindle load current.
- P3) Tapping cycle data feature extraction problem: The tapping process includes seven steps in total, and there are many current data points in a single tapping processing cycle. How should important feature points in the cycle data be extracted to facilitate the early warning judgment of tapping tool breakage?
- C3) There are many data points in a single tapping cycle, and the length of the data points is different. In the experimental data, the current data points in a single tapping cycle range from 612 points to 4080 points. How to extract important feature points from many data points is the challenge.
- M3) The spindle load current of tapping processing will rise and fall with the cutting resistance of the tapping tool, and there is a phenomenon that the greater the cutting resistance, the higher the spindle load current, and the easier the tapping tool breaks. Inspired by the above phenomenon, and supported by the decision tree model of machine learning, it is deduced that the current peak value of the downward cutting in a tapping cycle is the most important feature for judging whether the tapping tool breaks.
- P4) Design problem of early warning method for tapping tool breakage: The goal of this research is to replace the tool or perform tool maintenance before the tapping tool breaks. In order to consider and simulate the order form of small number of products



in a single order in a small-scale milling machining shop, the amount of data collected in the experiment is small, and there is a lack of complete data on cutting tools from new to broken, and the parameters of the same cutting tool are not necessarily the same. How do we design an effective early warning method for tapping tool breakage under the condition of a small amount of spindle load current data of the tapping tool?

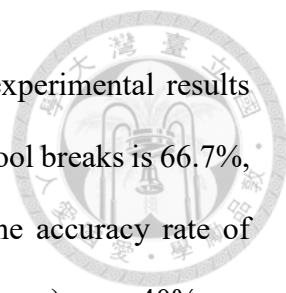
C4) In the case of a small amount of processing in a small-scale CNC milling machining shop, there are few data of the same processing conditions, and the same tool is often processed under different processing parameters. It is a challenge to design an effective early warning method for tapping tool breakage under the condition of a small amount of data, only one sensing data, and different processing parameters.

M4) The degree of wear of the tapping tool is positively correlated with the cutting resistance, and is also positively correlated with the current characteristic point of the tapping tool (that is, the peak value of the downward cutting current). The sharper the value of the current feature point rises, the easier it is for the tapping tool to break. Based on the above observations, this study uses the concept of using a normal distribution to judge abnormalities with 3 times the standard deviation as an inspiration, assuming that the current characteristic point value of the tapping tool is a normal distribution, to design when the current characteristic point value of the cycle is higher than three times the standard deviation of the current characteristic point value used to the previous cycle, the cycle is early warned as the cycle before the breakage, and the word "ALARM" will be displayed on the computer screen to remind the mill machinist to check whether the tapping tool has iron filings sticking or other situations that affect the tapping process. If there is no situation that affects the tapping, replace the tool. If there is a situation that affects the tapping, continue

processing after the situation is eliminated.

The research findings and contributions of this paper are as follows:

- (1) Installing a voltage reading device in parallel on the existing spindle load ammeter of the CNC milling machine can provide the value of collecting spindle load data for CNC milling machines whose controllers are not open to users. It is non-invasive and does not affect the operation and maintenance of the equipment.
- (2) A data set of spindle load current for CNC milling machine tapping cutter processing, a total of 800 cycles, is created. The data set contains 9 tapping tools of size M5 and 3 tapping tools of size M4 that are new and unworn or have been used and worn. The cycles of data are collected under the condition of the same processing method and the same workpiece material that is S45C, but different processing parameters, such as tool speed, processing depth, with or without cutting fluid.
- (3) In the experimental data, among the 4 tapping tools with breakage cycle and the tapping cycles are greater than 47 cycles, the algorithm can successfully warn the 4 tapping tools 3 to 47 cycles before the breakage. Others' experiments have shown that the total processing cycle of the same type of tapping tool can differ by dozens or even as high as 500 or more cycles. The algorithm early warning cycle range of this research concentrates the range of the tapping tool's processing cycle difference by at least half, and the false alarm rate is less than 0.5%, which is extremely low.
- (4) The running time of the algorithm proposed in this research is about 1.5 ms, and less data is required as a benchmark for early warning of tapping tool breakage. It can also be applied to different processing parameters, and is suitable for small-scale CNC milling machining shops with the order form of a small-volume large-variety mode.
- (5) This study only needs one sensing data——spindle load current, combined with the



data preprocessing and algorithm proposed in this study, the experimental results show that the accuracy rate of early warning before the tapping tool breaks is 66.7%, compared with others who only using current sensing data, the accuracy rate of judging severe wear of the milling cutter (stage before breakage) was 40%, an increase of 26.7%. The cost of the spindle load current reading device used in this study is about NT\$15,000. Compared with the research that requires more than two kinds of sensing data, the cost of the sensor and its reading device is reduced by at least 50%.

- (6) This study shows that the existing spindle load current gauge of the CNC milling machine controller can be integrated with a non-invasive reading device to design a tapping tool breakage warning system. A spindle load current reader and a laptop only need to be added outside the CNC milling machine , and the integration is carried out through data transmission via the Ethernet cable. The cost of system development and construction is estimated to be about NT\$30,000. It provides an affordable early warning solution for tapping tool breakage for small-scale milling machining shops.

Keywords: *CNC milling machine, tapping tool, breakage warning, spindle load current*

目錄



致謝	I
摘要	II
Abstract.....	VI
目錄	XII
圖目錄	XV
表目錄	XIX
Chapter 1 論文介紹	1
1.1 研究動機	1
1.2 文獻探討	2
1.3 研究範圍	3
1.4 論文組織架構	5
Chapter 2 小型銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警問題定義	6
2.1 銑床刀具狀態監測文獻探討	6
2.1.1 銑床刀具狀態監測的監測項目	6
2.1.2 感測器選擇與感測器安裝位置	7
2.1.3 感測器優缺點比較	11
2.2 攻牙介紹	12
2.2.1 攻牙刀具介紹	13
2.2.2 攻牙製程	14
2.2.3 攻牙斷裂後處理與成本估計	15
2.3 小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警架構設計	16
2.4 攻牙刀斷裂預警研究的問題與挑戰	18
2.4.1 攻牙刀斷裂預警之問題定義	18
2.4.2 攻牙刀斷裂預警之挑戰	18

Chapter 3 攻牙刀監測之振動及主軸電流數據收集實驗設計	20
3.1 選擇監測主軸振動及主軸負載電流數據項目	20
3.1.1 CNC 銑床刀具監測之感測器選用文獻回顧	20
3.1.2 感測器選用及安裝	21
3.2 數據收集之實驗設計	26
3.2.1 實驗目的	26
3.2.2 器材	26
3.2.3 實驗環境架構設計	27
3.3 主軸振動實驗數據介紹與觀察	28
3.3.1 振動感測數據介紹	28
3.3.2 不同加工參數與振動感測數據的關係	29
3.3.3 攻牙刀發生斷裂及斷裂前的振動訊號表現	38
3.4 主軸負載電流實驗數據介紹與觀察	39
3.4.1 主軸負載電流數據介紹	39
3.4.2 不同加工參數與主軸負載電流的關係	39
3.4.3 攻牙刀發生斷裂及斷裂前的主軸負載電流訊號表現	48
3.5 攻牙加工數據收集結論	50
3.6 選擇僅用主軸負載電流數據進行攻牙刀斷裂預警方法研究	52
Chapter 4 攻牙刀數據前處理與特徵萃取	54
4.1 攻牙加工的週期定義	54
4.2 分割攻牙週期數據的方法設計	56
4.2.1 分割攻牙週期數據的挑戰	56
4.2.2 攻牙週期數據分割方法	57
4.3 攻牙電流數據特徵萃取	61
4.3.1 攻牙電流數據特徵與刀具斷裂關係	61

4.3.2 利用 Gini 不純度指標計算分類特徵的重要性	65
4.3.3 攻牙刀週期數據決策樹模型之建立與斷裂特徵萃取	72
Chapter 5 攻牙刀斷裂預警演算法設計	81
5.1 攻牙刀斷裂預警演算法設計	81
5.1.1 演算法設計的發想基礎	81
5.1.2 演算法設計	88
5.2 演算法偵測的結果	93
5.3 攻牙刀斷裂預警的雛形實作展示	96
5.3.1 系統架構	96
5.3.2 系統操作步驟	97
5.3.3 情境展示	98
5.3.4 成本效益估算	101
5.4 總結	102
Chapter 6 結論與未來研究方向	104
6.1 結論	104
6.2 未來研究方向	105
Appendix	106
參考文獻	108



圖目錄

圖 2-1	測力計安裝在銑床工作平台上[LZC06].....	7
圖 2-2	加速規安裝在銑床主軸上[Ye007].....	8
圖 2-3	電流感測器安裝在主軸馬達上[XCZ19].....	8
圖 2-4	聲發射感測器安裝在銑床工作平台上[GSP19].....	9
圖 2-5	麥克風安裝在刀具附近[LCZ07].....	10
圖 2-6	CCD 攝像機安裝在銑床工作平台上[WLZ19]	10
圖 2-7	通孔攻牙.....	12
圖 2-8	盲孔攻牙.....	13
圖 2-9	先端絲攻.....	13
圖 2-10	螺旋絲攻.....	13
圖 2-11	無屑絲攻.....	13
圖 2-12	絲攻部位名稱.....	14
圖 2-13	攻牙製程步驟示意圖.....	15
圖 2-14	可負擔之攻牙刀斷裂預警系統架構設計.....	17
圖 3-1	38 篇 CNC 銑床刀具狀態監測文獻中，監測刀具的指標及各指標被使用 之次數[WCY20].....	21
圖 3-2	電流與切削力關係圖[JeC02].....	23
圖 3-3	銑刀磨耗與主軸電流關係圖[Hua16].....	23
圖 3-4	Wilcoxon 振動感測器安裝於銑床主軸之照片	24
圖 3-5	200MHz 示波器讀取銑床啟動及切削時主軸負載電流的電壓波形.....	25
圖 3-6	MOXA I/O 模組並聯接上主軸負載電流錶頭	26
圖 3-7	壓電加速規原理[MM21].....	27
圖 3-8	實驗環境架構.....	28
圖 3-9	攻牙加工 5 個週期的振動波形圖.....	29

圖 3-10 轉速 200rpm 攻牙振動訊號	30
圖 3-11 轉速 300rpm 攻牙振動訊號.....	31
圖 3-12 轉速 400rpm 攻牙振動訊號	31
圖 3-13 攻牙深度 8mm 的振動訊號.....	32
圖 3-14 攻牙深度 12mm 的振動訊號.....	33
圖 3-15 攻牙深度 20mm 的振動訊號.....	33
圖 3-16 未磨損攻牙刀的振動訊號.....	35
圖 3-17 磨損攻牙刀的振動訊號.....	35
圖 3-18 有冷卻液攻牙的振動訊號.....	37
圖 3-19 無冷卻液攻牙的振動訊號.....	37
圖 3-20 攻牙刀發生斷裂的振動訊號例子 1.....	38
圖 3-21 攻牙刀發生斷裂的振動訊號例子 2.....	38
圖 3-22 攻牙 5 個週期的主軸負載電流的電壓波形.....	39
圖 3-23 轉速 200rpm 攻牙主軸負載電流訊號	41
圖 3-24 轉速 300rpm 攻牙主軸負載電流訊號	41
圖 3-25 轉速 400rpm 攻牙主軸負載電流訊號	42
圖 3-26 攻牙深度 8mm 的主軸負載電流訊號.....	43
圖 3-27 攻牙深度 12mm 的主軸負載電流訊號.....	44
圖 3-28 攻牙深度 20mm 的主軸負載電流訊號.....	44
圖 3-29 未磨損攻牙刀的主軸負載電流訊號.....	46
圖 3-30 磨損攻牙刀的主軸負載電流訊號.....	46
圖 3-31 有冷卻液攻牙的主軸負載電流訊號.....	48
圖 3-32 無冷卻液攻牙的主軸負載電流訊號.....	48
圖 3-33 攻牙刀發生斷裂的主軸負載電流訊號例子 1.....	49
圖 3-34 攻牙刀發生斷裂的主軸負載電流訊號例子 2.....	50

圖 4-1 攻牙製程步驟 1~7 與電流表現的對照.....	56
圖 4-2 三個不同情況的攻牙電流數據檔案。(a)連續攻牙五個週期，中間無停頓; (b)連續攻牙五個週期後，停頓一段時間，再連續攻牙五個週期;(c)非連續攻 牙五個週期，攻牙週期與週期間有停頓，且停頓時間長短不一。	57
圖 4-3 向下切削電流低於啟動電流.....	58
圖 4-4 向下切削電流高於啟動電流.....	58
圖 4-5 圖 4-3 的攻牙週期分割結果	61
圖 4-6 圖 4-4 的攻牙週期分割結果	61
圖 4-7 決策樹模型結構示意圖.....	63
圖 4-8 二元分類決策樹特徵重要性計算範例的輸出模型.....	68
圖 4-9 圖 4-8 中，其中一個節點的圖格	68
圖 4-10 分類攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型.....	74
圖 4-11 圖 4-10 中，其中一個節點的圖格.....	75
圖 4-12 用第 1038 號電流取樣點作為分類特徵，而被分類為斷裂的週期 1.....	79
圖 4-13 用第 1038 號電流取樣點作為分類特徵，而被分類為斷裂的週期 2.....	79
圖 4-14 用第 671 號電流取樣點作為分類特徵，而被分類為斷裂的週期.....	80
圖 5-1 刀具磨耗隨加工時間變化的關係圖[LFJ15].....	82
圖 5-2 刀具磨耗隨加工次數變化的關係圖[LLC21].....	82
圖 5-3 常態分佈與標準差的關係.....	84
圖 5-4 圖 5-1 的刀具磨耗量的直方圖	85
圖 5-5 擬合圖 5-4 的正常磨耗階段的刀具磨耗量的平滑曲線與常態分佈曲線 .	85
圖 5-6 圖 5-2 的刀具磨耗量的直方圖	86
圖 5-7 擬合圖 5-6 的正常磨耗階段的刀具磨耗量的平滑曲線與常態分佈曲線 .	87
圖 5-8 攻牙週期的電流特徵點值的直方圖	89
圖 5-9 擬合圖 5-8 的正常磨耗階段的攻牙週期電流特徵點值的平滑曲線與常態	

分佈曲線	89
圖 5-10 攻牙刀斷裂預警演算法中可能的閾值基礎.....	93
圖 5-11 攻牙刀斷裂預警系統架構.....	97
圖 5-12 筆電的軟體堆疊圖	97
圖 5-13 系統操作步驟循序圖	98
圖 5-14 情境展示步驟一	99
圖 5-15 CNC 銑床攻牙加工圖.....	99
圖 5-16 情境展示步驟二:收集到的攻牙電流數據圖	100
圖 5-17 情境展示步驟三:以 12 個攻牙週期為例.....	100
圖 5-18 情境展示步驟四:紅色點為各攻牙週期的電流數據特徵點.....	100
圖 5-19 情境展示步驟五:輸入攻牙週期電流數據特徵點值至攻牙刀斷裂預警演算法	101
圖 5-20 情境展示步驟六:演算法輸出是否預警攻牙刀將斷裂.....	101

表目錄



表 2-1 銑床刀具感測器與監測項目統整比較.....	11
表 3-1 常見的刀具監測方法.....	21
表 3-2 攻牙刀在轉速 200rpm、300rpm、400rpm 下的啟動電流峰值及向下攻牙 電流峰值.....	40
表 3-3 攻牙刀在有無冷卻液條件下的峰值標準差.....	47
表 3-4 攻牙加工的參數列表.....	51
表 4-1 符號定義.....	58
表 5-1 符號定義.....	90
表 5-2 演算法預警結果(紅色標記的刀具編號為具斷裂週期的刀具編號).....	93



Chapter 1 論文介紹

1.1 研究動機

銑床為機械加工母機之一，也是可加工類型非常廣泛的工具機。隨著對加工零件的精密程度及效率的要求提升，由於 CNC 銑床的加工效率、品質、良率極高，尤其在生產複雜精細的產品時更為明顯，1980 年代後，CNC 銑床成為金屬加工業不可或缺的加工機之一[Yan06]。

2018 年，全世界的銑床設備市場規模超過 630 億美元，且其 2019 至 2025 年的市場預計以複合年均增長率 7% 的幅度持續成長[GVR19]。

依經濟部工廠校正及營運調查資料顯示，2019 年我國金屬製品業營運中工廠計 22,370 家，在全國 90,424 家製造業工廠中占 24.7% 為最多，營業收入 1.4 兆元居第三，僅次於電子零組件業及化學原材料業。統計資料進一步顯示，金屬加工處理、螺絲螺帽與金屬手工具業為金屬製品業成長主要貢獻來源，其他金屬加工處理業包括金屬焊接、裁剪或其他金屬二次加工等支援各類金屬製品之製造，2019 年營業收入較 2010 年增加 479 億元最多，平均年成長 1.5% [Yeh21]。

在金屬製造加工過程中，機台刀具往往是品質良窳的關鍵，刀具磨損會大大降低生產精確度，或刀具若突然斷裂將影響生產良率、更可能直接衝擊訂單交期[Yua19]。

在小型銑床加工廠中，目前僅能依賴老師傅憑經驗來判斷更換刀具的時間點，更換的時機點未必最符合經濟效益，判定方法也必須先停機將刀具取出檢查，造成產線停擺降低生產力。因無法掌握刀具加工狀態、磨損程度，刀具若無預警斷裂，可能有損加工工件、CNC 機台本身，增加後處理損壞工件的成本、維護機台的成本，若無及時發現，也會造成加工時間的浪費。

因此，在銑床加工中，能否在刀具斷裂前更換刀具或進行保養是影響加工成



本的關鍵，也是銑床加工業者的痛點之一。

1.2 文獻探討

根據過去文獻探討，在銑床刀具狀態監測的問題上，常監測的感測項目 [WCY20][MSR20] 包含切削力、振動、主軸馬達電流、聲發射(acoustic emission)、聲音、刀具影像等等。[EPD91][LiL96][SaU03][KuS05][LZC06] 藉由收集切削力資訊監測刀具狀態。[KiK97][YeO07][ZhC08][AlS08][XuC09][HLC12][MKN16] 藉由收集振動資訊監測刀具狀態。[RRM10][XCZ19] 藉由收集主軸馬達電流資訊監測刀具狀態。[LiL91][KVK94][GRG06][SSK08][OlA15] 藉由收集聲發射資訊監測刀具狀態。[ZhZ13][YIS19][OLL19] 藉由收集刀具影像資訊監測刀具狀態。

許多研究收集多種感測項目，以感測器融合的方式進行刀具狀態監測。[CBA10] 收集切削力、振動及聲發射的資訊，監測並分類端銑刀的磨耗狀態。[SSH16] 收集切削力及聲發射的資訊，監測並分類端銑刀的磨耗程度。[ChJ00] 收集振動及切削力的資訊，監測並分類銑刀的磨耗程度。[WHW07] 收集切削力及刀具影像的資訊，監測並估計銑刀磨耗，或偵測銑刀是否斷裂。[GRP07] 收集切削力、振動、電流及聲音的資訊，監測並估計面銑刀的磨耗。[AEO09] 收集切削力、振動及聲音的資訊，監測並分類鑽頭的狀態。[KOE12] 收集切削力、振動及聲發射的資訊，監測並分類方肩銑刀的狀態。

在銑床刀具狀態監測的感測器選擇及感測器安裝位置的問題上，切削力資訊常藉由將測力計(Dynamometer)安裝在銑床工作平台上進行收集，且加工工件需可固定在測力計表面上[LZC06]。振動資訊常藉由將加速規安裝在銑床主軸上進行收集[YeO07]。主軸馬達電流資訊常藉由將電流感測器安裝在主軸馬達上進行收集[XCZ19]。聲發射資訊常藉由將聲發射感測器安裝在加工工件側面上或銑床工作平台上進行收集[OlA15][GSP19]。聲音資訊常藉由將麥克風安裝在刀具附近或

銑床工作平台上進行收集[LCZ07][MLS21]。刀具影像常藉由將 CCD 攝像機安裝在銑床工作平台上並接近刀具來進行收集[WLZ19]。

據我們所知，目前沒有研究人員針對小型 CNC 銑床加工廠的實務條件限制進行攻牙刀的斷裂預警研究。實務條件限制包含 CNC 銑床控制器的感測數據不開放使用者讀取、感測器或感測數據讀取設備安裝方式須不違反設備維護合約、不影響銑床作業的工作空間、感測器或感測數據讀取設備成本對小型加工廠的可負擔性、以及小型加工廠的單筆訂單產品數量少等等。因此我們研究使用非侵入式的方式安裝感測數據讀取設備，收集單一感測數據項目及少量資料，並設計攻牙刀斷裂預警演算法，以提供小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警方案。

1.3 研究範圍

本論文探討小型 CNC 銑床加工廠中，銑床師傅認為最難掌握刀具加工狀態、且一旦斷裂後續處理最為麻煩的製程-攻牙，以攻牙刀斷裂前進行更換為目標，進行攻牙刀斷裂預警研究與設計。本論文研究問題 P)如下：

P1) CNC 銑床攻牙刀進行加工之監測數據收集問題:要監測什麼機台數據項目?

是否需外加可負擔的感測器? 如何安裝?

P2) 攻牙數據前處理問題: 由於主軸負載電流讀取設備的讀取頻率略有誤差，以及不同加工參數也會影響攻牙週期時間長短，如何在不同取樣點數下定義攻牙加工週期?

P3) 攻牙週期數據特徵萃取問題:攻牙製程共包含七個步驟，且單一攻牙加工週期的電流數據點數多，如何萃取週期數據中重要的特徵點以利攻牙刀斷裂預警判斷?

P4) 攻牙刀斷裂預警方法設計問題:本研究目標為在攻牙刀斷裂前，更換刀具或進行刀具保養。本研究為了考量並模擬小型加工廠單一訂單產品數量少的訂單型態，實驗收集的數據量少，缺乏把刀具從全新開始加工直到斷裂的完整數



據，且同一把刀具進行加工的參數不一定完全相同，如何在少量的攻牙刀主軸負載電流數據條件下，設計出有效的攻牙刀斷裂預警方法？

本論文的研究發現和貢獻如下：

- (1) 於 CNC 銑床既有之主軸負載電流錶頭裝設並聯電壓讀取裝置，具提供控制器不開放使用者讀取的 CNC 銑床機台收集主軸負載數據的價值，為非侵入式，且不影響設備運作與維護。
- (2) 建立 CNC 銑床攻牙刀加工的主軸負載電流資料集(dataset)，共 800 筆。資料集包含由全新未磨損或已使用磨損過的 9 把 M5 攻牙刀和 3 把 M4 攻牙刀在相同加工程式、加工材料均為 S45C 的工件，但不同加工參數(刀具轉速、加工深度、有無切削液)下的週期資料。
- (3) 實驗數據中，在 4 把具斷裂週期且攻牙週期皆大於 47 個週期的攻牙刀中，演算法均可在此 4 把攻牙刀在斷裂前的 3~47 個週期成功預警。他人實驗顯示，相同型號的攻牙刀總共可加工週期可相差數十個甚至高達五百個以上的週期，本研究的演算法預警週期範圍將攻牙刀可加工週期差異的範圍集中至少一半以上，且誤警率小於 0.5%，誤警率極低。
- (4) 本研究提出的演算法運算時間約 1.5 ms，且作為預警攻牙刀斷裂基準的所需資料少，也可適用加工參數不同的情況，適合接單型態為少量多樣的加工廠。
- (5) 本研究僅需一項感測數據--主軸負載電流，並結合本研究提出的數據前處理及演算法，實驗結果顯示，在攻牙刀斷裂前預警的準確率達 66.7%，相較他人僅使用電流感測數據判斷銑刀嚴重磨損(斷裂前的階段)的準確率 40%，提高 26.7%。本研究使用的主軸負載電流讀取設備成本約台幣一萬五千元，相較需要兩種以上感測數據的研究，在感測器及其讀取設備的成本降低至少 50%以上。
- (6) 本研究展示可將 CNC 銑床控制器既有的主軸負載電流錶頭搭配非侵入式的讀取設備整合設計為攻牙刀斷裂預警系統，於 CNC 銑床外僅需添加主軸負載電

流讀取器及筆電，並藉由乙太網路線進行資料傳輸來進行整合，系統開發建置成本估計約台幣三萬元，提供小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警方案。



1.4 論文組織架構

本論文接下來的組織架構如下。第二章說明本研究小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警所需資料的背景，並點出相對應的問題及挑戰。第三章說明本研究收集攻牙刀斷裂預警所需數據的實驗及實驗系統架構設計。第四章說明本研究攻牙刀主軸負載電流數據前處理，以及攻牙電流數據特徵萃取。第五章說明攻牙刀斷裂預警演算法設計，並展示攻牙刀斷裂預警系統在小型 CNC 銑床加工廠實作的情境。第六章則為結論與未來展望。



Chapter 2 小型銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警

問題定義

本章我們將先探討監測銑床刀具狀態的方式，並評估小型銑床加工廠可負擔且不影響實際產線運作的可能監測方式。接著介紹攻牙刀與攻牙製程，並說明攻牙刀斷裂後的成本損失估計，以了解有效預警攻牙刀斷裂的效益。最後，針對小型銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警問題予以描述與定義。

在 2.1 節會先介紹銑床刀具狀態監測問題中，文獻中常提及的監測項目、感測器選擇與感測器安裝位置。2.2 節介紹攻牙刀與攻牙製程，以及攻牙刀斷裂的後處理成本估計。2.3 節提出小型銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警架構設計。2.4 節會定義本論文的問題與相對應的挑戰。

2.1 銑床刀具狀態監測文獻探討

本節探討銑床刀具狀態監測的相關文獻。將首先介紹文獻中監測銑床刀具狀態常用的監測項目，以及監測項目所需的感測器與感測器安裝位置。其次，比較各監測項目所需之感測器的優缺點。最後，衡量監測銑床刀具狀態的可能方式。

2.1.1 銑床刀具狀態監測的監測項目

在銑床刀具狀態監測[WCY20][MSR20]的問題上，常監測的項目包含切削力[EPD91]、振動[KiK97]、主軸馬達電流[XCZ19]、聲發射(acoustic emission)[LiL91]、聲音[GRP07]、刀具影像[ZhZ13]等等。且許多文獻藉由收集多種感測項目，以感測器融合的方式進行刀具狀態監測。[CBA10]收集切削力、振動及聲發射的資訊，監測並分類端銑刀的磨耗狀態。[SSH16]收集切削力及聲發射的資訊，監測並分類端銑刀的磨耗程度。[ChJ00] 收集振動及切削力的資訊，監測並分類銑刀的磨耗程度。[WHW07]收集切削力及刀具影像的資訊，監測並估計銑刀

磨耗，或偵測銑刀是否斷裂。[GRP07]收集切削力、振動、電流及聲音的資訊，監測並估計面銑刀的磨耗。[AEO09]收集切削力、振動及聲音的資訊，監測並分類鑽頭的狀態。[KOE12]收集切削力、振動及聲發射的資訊，監測並分類方肩銑刀的狀態。

2.1.2 感測器選擇與感測器安裝位置

經上述文獻調查可得知，在銑床刀具狀態監測的問題上，常監測的項目包含切削力、振動、主軸馬達電流、聲發射、聲音、刀具影像等等。本節我們綜整分析文獻中監測所常使用的感測器及感測器安裝位置。

切削力監測

切削力資訊常藉由將測力計安裝在銑床工作平台上進行收集，且加工工件需藉由特別設計的夾具固定在測力計表面上[LZC06]，如圖 2-1。測力計固鎖安裝在 xy 工作平台上，並將特別設計的夾具固鎖在測力計上，最後藉由特別設計的夾具固定加工工件，在刀具進行加工時，利用測力計量測切削力資訊。切削力資訊會以有線的方式先傳輸至電荷放大器(charge amplifier)，再傳輸至資料擷取模組，進行切削力資訊讀取。

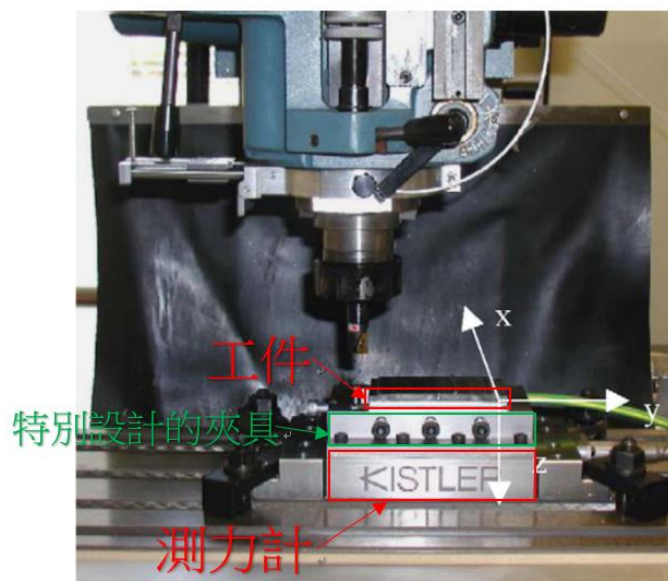


圖 2-1 測力計安裝在銑床工作平台上[LZC06]

振動監測

振動資訊常藉由將加速規安裝在銑床主軸上進行收集[YeO07]。如圖 2-2。加速規先固鎖在磁座上，再以磁吸式的方式安裝在主軸上。振動資訊以有線的方式傳輸至資料擷取模組，進行振動資訊讀取。



圖 2-2 加速規安裝在銑床主軸上[Ye007]

主軸馬達電流監測

主軸馬達電流資訊常藉由將電流感測器安裝在主軸馬達上進行收集 [XCZ19]。如圖 2-3。若主軸馬達電流為交流電，常以交流電流鉤表作為電流感測器量測電流，好處是不需剪斷電線。電流資訊以有線的方式傳輸至資料擷取模組，進行電流資訊讀取。

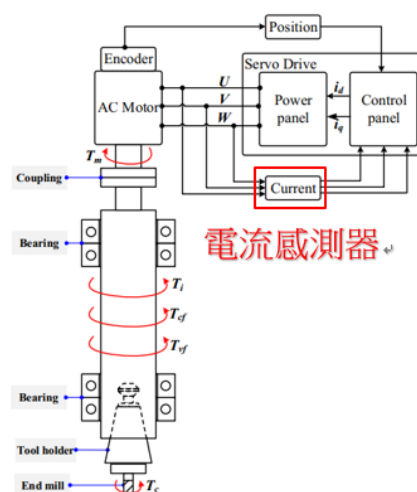


圖 2-3 電流感測器安裝在主軸馬達上[XCZ19]

聲發射監測

聲發射資訊常藉由將聲發射(AE)感測器安裝在銑床工作平台上進行收集 [GSP19]。如圖 2-4。聲發射感測器可能直接固鎖安裝在工作平台上，或者先固鎖在磁座上，再以磁吸式的方式安裝工作平台上。聲發射資訊會以有線的方式先傳輸至前置放大器(pre-amplifier)，再傳輸至資料擷取模組，進行聲發射資訊讀取。

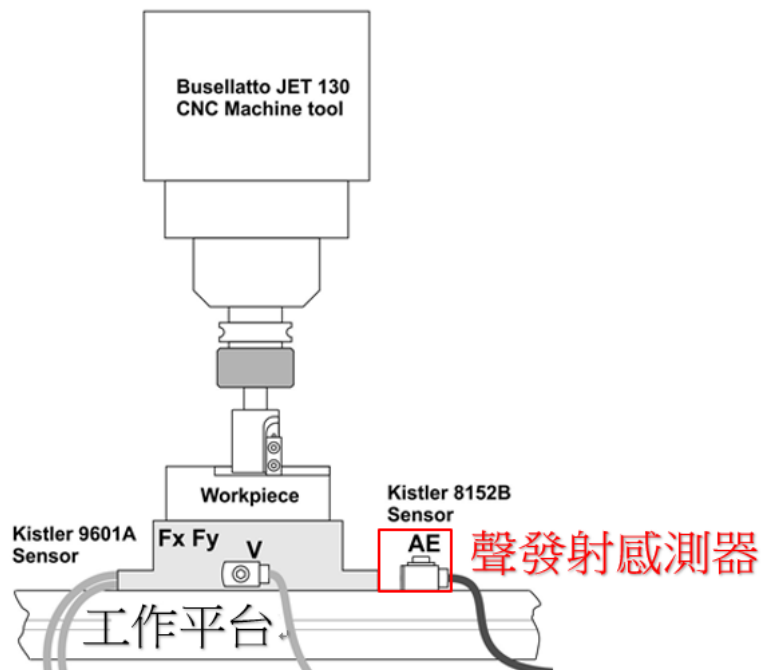


圖 2-4 聲發射感測器安裝在銑床工作平台上[GSP19]

聲音監測

聲音資訊常藉由將麥克風安裝在刀具附近進行收集[LCZ07]。如圖 2-5，麥克風以膠帶黏著固定安裝在主軸上，並使麥克風接近刀具。但圖 2-5 的麥克風安裝位置會影響 CNC 銑床刀具刀庫自動換刀的執行空間。聲音資訊以有線的方式傳輸至資料擷取模組，進行刀具加工的聲音資訊讀取。

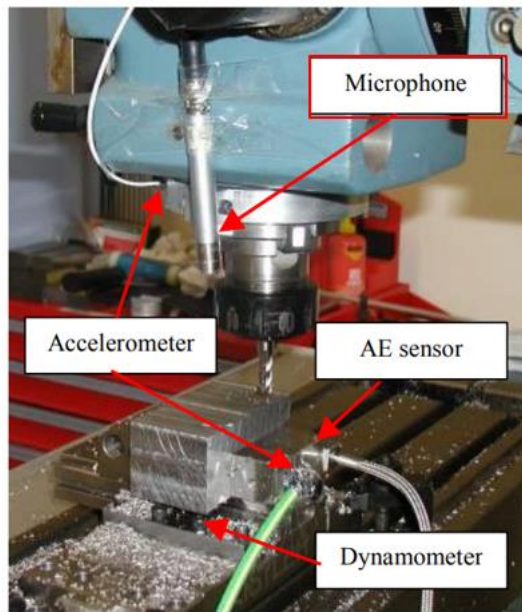


圖 2-5 麥克風安裝在刀具附近[LCZ07]

刀具影像監測

刀具影像常藉由將 CCD 攝像機安裝在銑床工作平台上並接近刀具來進行收集[WLZ19]。如圖 2-6。安裝 CCD 攝像機需要一個與刀具跟 xy 工作平台垂直距離同高的攝像機支架，並固鎖在工作平台上。還需要搭配光源，提供拍攝足夠的亮度。以及遠心鏡頭（Telecentric lens），糾正鏡頭視覺差，使得在一定的物距範圍內，拍攝到的圖像放大倍率不會變化。刀具影像以有線的方式傳輸至影像擷取卡，進行刀具影像讀取。

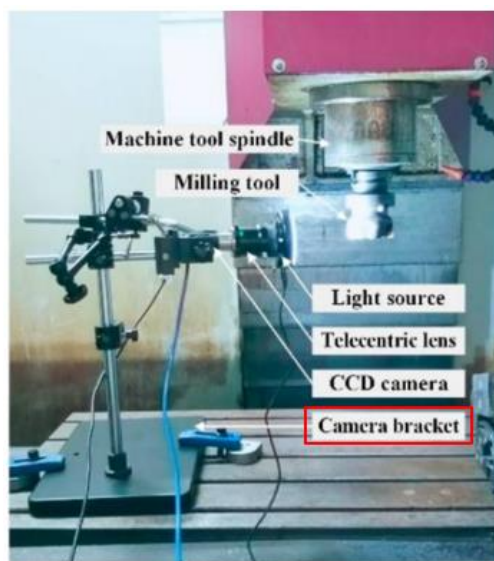


圖 2-6 CCD 攝像機安裝在銑床工作平台上[WLZ19]



2.1.3 感測器優缺點比較

上述銑床刀具狀態監測文獻中，常監測的項目與其感測器選擇及感測器安裝位置、各項感測器的優缺點分析[BWX20]，整理成下表 2-1。

表 2-1 銑床刀具感測器與監測項目統整比較

感測器	監測項目	優點	缺點	安裝位置	傳輸方式
測力計	切削力	靈敏度高、 應用範圍廣	安裝困難、 成本高	工作平台	有線
加速規	振動	靈敏度高	環境振動、 儀器振動... 等振動雜訊多	主軸	有線
電流感測器	主軸馬達 電流	成本低、 易安裝	靈敏度低	主軸馬達	有線
聲發射感測器	聲發射	靈敏度高	安裝困難、 成本高	工作平台	有線
麥克風	聲音	成本低	環境雜音、 工具機噪音多	接近刀具	有線
攝像機	刀具影像	結果明確、 直觀	受切削條件 影響大、安 裝困難	工作平台	有線

為考慮小型銑床加工廠產線實際監測刀具的可行性，感測器的安裝不宜影響銑床師傅放置加工工件或更換刀具等等作業空間，以免阻礙生產作業進行。同時也要考量感測器的成本對小型加工廠的可負擔性，以及感測器安裝的難易度。因此，需安裝在銑床工作平台上、或安裝困難、或成本昂貴、或可能影響銑床加工

作業的感測器，如攝像機、測力計、聲發射感測器、麥克風(圖 2-5 的安裝位置會影響 CNC 銑床刀具刀庫自動換刀的執行空間)的方式，較不合適。不影響銑床加工作業、安裝容易、成本低的感測器，如加速規及電流感測器，比較適合小型銑床加工廠進一步考慮使用。

2.2 攻牙介紹

金屬機械零件的固定方式，經常使用螺絲或螺栓進行固鎖。因此，在金屬零件上產生螺絲或螺栓可鎖入的螺紋孔是金屬加工重要的一環。攻牙指的便是對孔內壁產生螺紋的加工，目的為製造出具螺紋的孔並使對應的螺栓或螺絲能與之相配、相鎖。

攻牙前，需先使用鑽頭進行鑽孔，以產生後續欲攻牙的孔洞。鑽孔的型式可分為通孔與盲孔，通孔指的是完全貫穿工件的孔，而盲孔是指在工件的一側有孔、延伸至工件中，但未貫穿工件的孔。圖 2-7 為通孔攻牙的剖面示意圖。圖 2-8 為盲孔攻牙的剖面示意圖。



圖 2-7 通孔攻牙



圖 2-8 盲孔攻牙

2.2.1 攻牙刀具介紹

攻牙刀具稱作絲攻，或稱螺絲攻或螺攻。根據攻牙時是否產生切屑，可分為有屑絲攻與無屑絲攻。有屑絲攻，如先端絲攻(圖 2-9)、螺旋絲攻(圖 2-10)，以切削工件材料的方式在圓形孔洞中產生內螺紋。無屑絲攻(圖 2-11)以擠壓成型的方式在圓形孔洞中產生內螺紋。



圖 2-9 先端絲攻



圖 2-10 螺旋絲攻



圖 2-11 無屑絲攻

2.2.1.1 絲攻部位及規格介紹

絲攻的大徑為絲攻的最大直徑，又稱為直徑或外徑。底徑為絲攻的最小直徑，又稱為小徑。節直為介於大徑與底徑間之一假想圓柱直徑，又稱為節圓直徑，可視為螺絲或螺栓與內螺紋配合在一起時，接觸點形成的直徑。牙頂為絲攻大徑上的端點。牙底為絲攻底徑上的端點。螺紋深度為牙頂到牙底間與軸垂直之距離。螺距，或稱節距，為相鄰兩螺紋對應點的軸向距離。如圖 2-12。

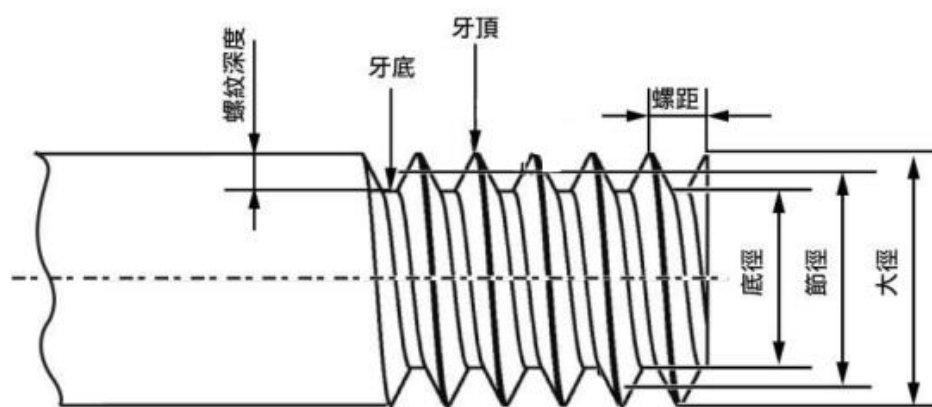


圖 2-12 絲攻部位名稱

絲攻的規格會直接印製在絲攻的刀柄上，公制的絲攻規格表示法為公制外徑 x 螺距-絲攻材質，例如: M5 x 0.8 – HSS，代表此絲攻的外徑為 5mm，螺距為 0.8mm，材質為 HSS。

2.2.2 攻牙製程

攻牙對於銑床主軸轉速(S)、進給速率(F)與絲攻螺距(P)的匹配有嚴格的要求，轉速、進給速率、螺距三者的數值必須符合 $F=S \cdot P$ 的關係式，才能產生加工絲攻規格相對應的標準內螺紋，否則會發生亂牙、斷刀等攻牙失敗的情形。

設定好與絲攻螺距相匹配的轉速與進給速率後，則可開始執行攻牙製程。攻牙製程依主軸運動方向或轉速改變，可細分為七個步驟，分別為 1)主軸開始旋轉(主軸正轉啟動)、2)主軸空轉(尚未接觸到加工工件)、3)主軸正轉向下切削工件、4)主軸急停(向下切削達指定深度)、5)主軸開始旋轉(主軸反轉啟動)、6)主軸反轉向上退刀、7)主軸停止(向上退刀達指定高度)。如圖 2-13 所示。

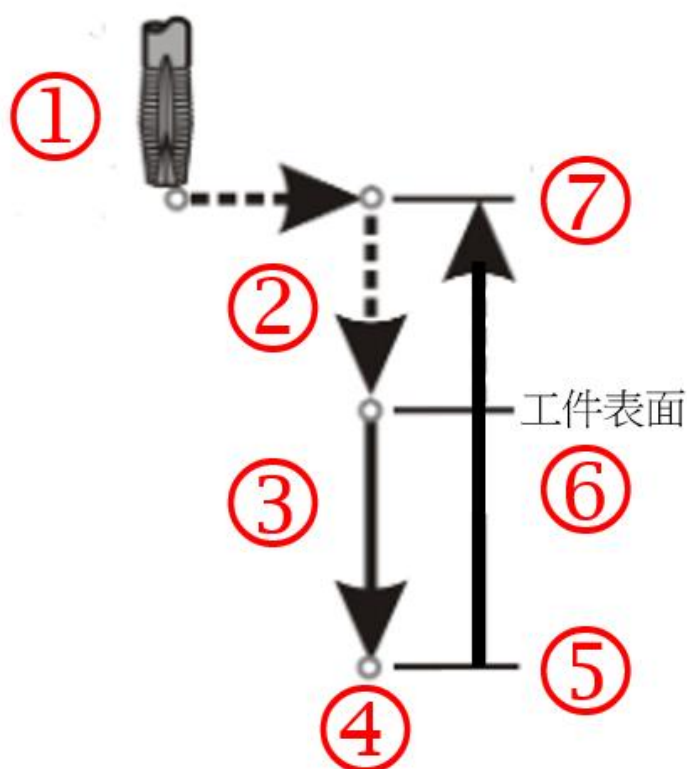


圖 2-13 攻牙製程步驟示意圖

2.2.3 攻牙斷裂後處理與成本估計

本節先介紹絲攻若在攻牙過程中斷裂，取出斷在螺紋孔內的絲攻的後處理方法，接著估計攻牙斷裂造成的損失成本。以下介紹兩種處理斷在螺紋孔內的絲攻的常見方法。1)送至焊接廠進行焊接處理。原理為在絲攻斷裂面上焊接一個像 T 字型可旋轉施力的鐵，然後慢慢將斷裂的絲攻反轉出來。但此方法僅適用於人工尚可轉動絲攻的情況，成功取出機率不高。優點是成本低，焊接處理一個斷裂絲攻的費用約台幣 50 元。焊接處理所需時間約半小時。2)送至放電加工廠進行放電處理。放電原理是工件和絲攻兩端分別接上正負兩個電極，螺紋孔注滿電解液，讓工件向絲攻放電進而腐蝕斷裂的絲攻。此方法優點是成功率高，幾乎一定能取出斷裂的絲攻。但缺點是成本高，放電處理一個斷裂絲攻的費用，隨絲攻尺寸及加工工件的大小、形狀有所不同，約數百至上千元台幣。且放電處理所需時間長，放電所需時間隨絲攻材質、尺寸有所不同，約一至四小時。

絲攻若於攻牙過程中斷裂，會造成以下問題:1)造成銑床加工中止。會損失可



加工生產的時間成本，生產力降低，也可能導致延誤訂單交期。2)造成銑床師傅處理無生產效益的時間增加。會損失銑床師傅可進行生產加工的時間成本。且在小型加工廠中，一個銑床師傅可能須同時負責兼顧兩、三台銑床的加工生產，因此，銑床師傅為處理其中一台銑床的攻牙刀斷裂，可能連帶造成兩、三台銑床加工生產停擺。3)造成取出斷裂絲攻的後處理成本損失。後處理成本除了焊接處理或放電處理的費用，還須考慮運送含斷裂絲攻的加工工件至焊接廠或放電廠的運輸成本及人工成本，以及等待後處理完成的時間成本。4)造成螺紋補救的成本損失。取出斷裂絲攻後，須檢查螺紋規格及深度是否符合要求，若不符合，則以人工的方式，手動攻牙進行補救。

由以上說明可知，攻牙斷裂造成的成本損失不僅有取出斷裂絲攻的後處理費用，還包含銑床生產加工中止、銑床師傅處理無生產效益的時間成本增加、運輸成本、等待後處理完成的時間成本、以及螺紋補救的成本。攻牙斷裂造成的成本損失，影響範圍廣，也隨絲攻尺寸、材質、斷裂情形、各家銑床加工廠的人力成本等等多種因素有所不同。以本研究實驗場域的小型 CNC 銑床加工廠為例，依資歷三十年的銑床師傅兼負責人的經驗估算，平均一次攻牙斷裂的成本損失約台幣兩千元左右。

2.3 小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警架構設計

有效預警攻牙刀即將斷裂可減少攻牙刀無預警斷裂帶來的成本。大幅降低銑床停機、人工觀察攻牙刀狀態以及處理斷裂攻牙刀的時間。有利提升工廠生產力。

在應用場景為訂單型態為少量多樣的小型 CNC 銑床加工廠，其條件限制包含 i.) CNC 銑床本身無法提供所需之感測數據，原因包括機台本身沒有感測器或沒有提供讀取介面，也沒有聯網。ii.) 感測器或感測數據讀取設備安裝方式須不違反設備維護合約。iii.) 感測器或感測數據讀取設備安裝位置須不阻礙銑床作業的工作空間，以免因操作受阻礙造成生產成本增加。iv.) 小型加工廠的單筆訂單產品數

量少。v.)一把刀具常經過不同加工參數下進行加工。vi.)建立系統成本須考量小型工廠的可負擔性。

因此，本節以攻牙刀斷裂前進行刀具更換為目標，並考慮小型 CNC 銑床加工廠的應用場景及其條件限制，提出小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警架構設計。

系統架構設計

本研究系統由一台 CNC 銑床、感測及傳輸模組、以及一台筆電所組成。感測及傳輸模組以不阻礙銑床加工作業空間、且不違反設備維護合約的方式，安裝於 CNC 銑床，並將感測數據傳輸筆電。為考量小型工廠的可負擔性，優先考慮成本低的感測及傳輸模組。筆電接收到感測數據後，進行數據前處理及攻牙刀斷裂預警演算法運算，以判斷是否預警攻牙刀將斷裂。考量小型加工廠的單筆訂單產品數量少、且一把刀具常經過不同加工參數下進行加工的情況，攻牙刀斷裂預警演算法將以相同加工參數下數據少、且同一把刀具會經過不同加工參數加工的條件下進行設計。圖 2-14 為考量小型 CNC 銑床加工廠的應用場景及其條件限制後，所設計的可負擔之攻牙刀斷裂預警系統架構。

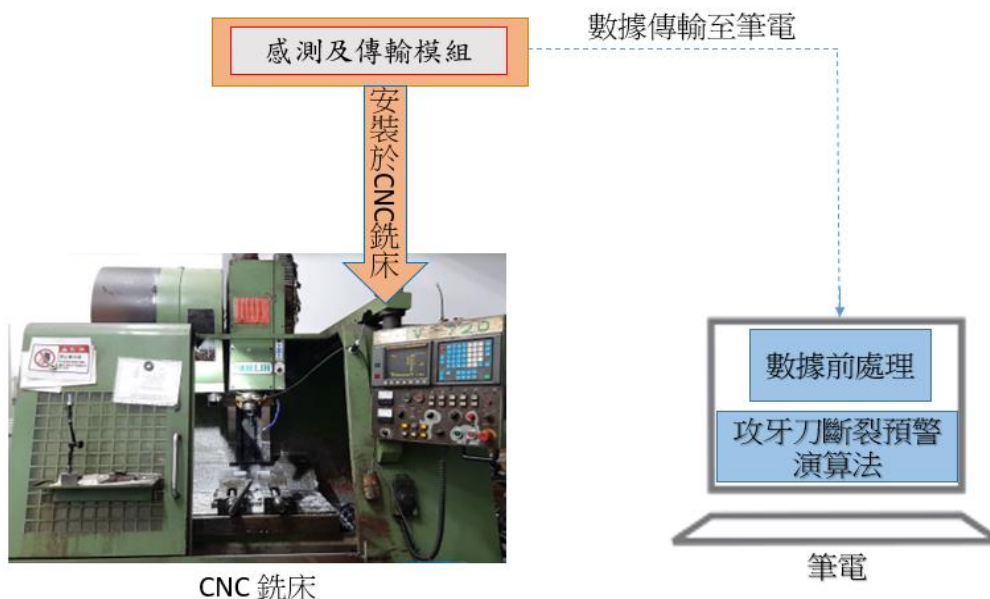


圖 2-14 可負擔之攻牙刀斷裂預警系統架構設計



2.4 攻牙刀斷裂預警研究的問題與挑戰

本論文探討小型 CNC 銑床加工廠中，銑床師傅認為最難掌握刀具加工狀態、且一旦斷裂後續處理最為麻煩的製程-攻牙。以攻牙刀斷裂前進行更換為目標，進行攻牙刀斷裂預警研究與設計。

2.4.1 攻牙刀斷裂預警之問題定義

本論文針對以小型 CNC 銑床加工廠為應用場域，並考慮其實務的條件限制，設計小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙斷裂預警方法。具體來說，我們主要的研究問題 P)為：

- P1) CNC 銑床攻牙刀進行加工之監測數據收集問題:常收集的數據有切削力資訊、振動資訊、主軸電流資訊、聲發射資訊、聲音資訊、刀具影像資訊，為考量感測器成本、感測器安裝難易度及安裝位置等等因素，要選擇監測什麼機台數據項目？感測器如何安裝？
- P2) 攻牙數據前處理問題: 由於主軸負載電流讀取設備的取樣頻率略有誤差，以及不同加工參數也會影響攻牙週期時間長短，如何在不同取樣點數下定義攻牙加工週期？
- P3) 攻牙週期數據特徵萃取問題:攻牙製程共包含七個步驟，且單一攻牙加工週期的電流數據點數多，如何萃取週期數據中重要的特徵點?以利後續藉由特徵點值的變化特性或趨勢設計攻牙刀斷裂預警演算法。
- P4) 攻牙刀斷裂預警方法設計問題:本研究目標為在攻牙刀斷裂前，更換刀具或進行刀具保養。本研究為了考量並模擬小型加工廠單一訂單產品數量少的訂單型態，實驗收集的數據量少，缺乏一把刀具從全新開始加工直到斷裂的完整數據，且同一把刀具進行加工的參數不一定完全相同，如何在少量的攻牙刀主軸負載電流數據條件下，設計出有效的攻牙刀斷裂預警方法？

2.4.2 攻牙刀斷裂預警之挑戰

設計一套小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙斷裂預警方法，會面對的問題包含要收集何種機台數據項目以監測攻牙刀加工狀態，攻牙數據前處理、特徵萃取、以及攻牙刀斷裂預警方法設計問題。在解決上述相對應問題中會遇到的挑戰 C)如下：

- C1) 需了解攻牙刀進行加工之製程與特性，並參考銑床師傅判斷更換刀具的經驗及主觀感受指標，來具體量化為客觀系統知識與指標，選擇所需的監測數據項目。然而小型加工廠的 CNC 銑床控制器的感測數據一般不開放使用者讀取，因此使用者須自行外加安裝感測器並讀取，須不違反設備維護合約、不影響加工以及考量可負擔性，因此收集監測數據的項目選擇有限，具挑戰性。
- C2) 實驗收集到的攻牙電流數據檔案，每個檔案包含不同攻牙次數、每次攻牙的取樣點數不同、峰值不同、波形不同、不同次攻牙之間有無停頓也不一定。如何對攻牙電流數據定義一次攻牙加工週期是挑戰。
- C3) 單一攻牙加工週期的數據點數多，且數據點數長度不一，實驗數據中，單一攻牙週期的電流數據點數從 612 個點到 4080 個點都有，如何從眾多數據點中萃取重要的特徵點是挑戰。
- C4) 在小型 CNC 銑床加工廠少量加工的型態下，相同加工條件的數據少，同一把刀具常經過不同加工參數條件下加工，如何在少量資料、僅一項感測數據及不同加工參數的條件下設計出有效的攻牙刀斷裂預警方法是挑戰。

Chapter 3 攻牙刀監測之振動及主軸電流數據收集實驗設計



驗設計

本章根據文獻閱讀與專家建議，考慮監測主軸振動及主軸負載電流數據項目。收集攻牙加工的主軸振動及主軸負載電流數據，並觀察不同加工參數對振動及電流感測數據的影響，最後選擇有助於判斷攻牙刀是否即將斷裂的感測數據項目，以利後續進行攻牙刀斷裂預警方法研究。

3.1 節說明選擇監測主軸振動及主軸負載電流數據項目的原因，以及感測器的選用及安裝。3.2 節會說明收集數據的細節，包含實驗目的、器材及實驗架構設計。3.3 節會介紹收集到的主軸振動實驗數據，並觀察不同加工參數與振動感測數據的關係，以及攻牙刀發生斷裂及斷裂前振動訊號的表現。3.4 節會介紹收集到的主軸負載電流實驗數據，並觀察不同加工參數與主軸負載電流的關係，以及攻牙刀發生斷裂及斷裂前主軸負載電流訊號的表現。3.5 節是攻牙加工數據收集的結論。最後，3.6 節說明本研究選擇僅用主軸負載電流數據進行攻牙刀斷裂預警方法研究的原因。

3.1 選擇監測主軸振動及主軸負載電流數據項目

本節首先回顧 CNC 銑床刀具監測文獻中，監測常用的指標。接著選用並安裝適合小型銑床加工廠監測刀具的感測器。

3.1.1 CNC 銑床刀具監測之感測器選用文獻回顧

[WCY20]調查 2017 至 2020 年間發表關於 CNC 銑床刀具狀態監測的文獻，並統計 38 篇文獻中監測銑床刀具狀態的指標及各指標被使用的次數(如圖 3-1)。其中最常被用來監測刀具狀態的三項指標為切削力、振動及主軸電流。

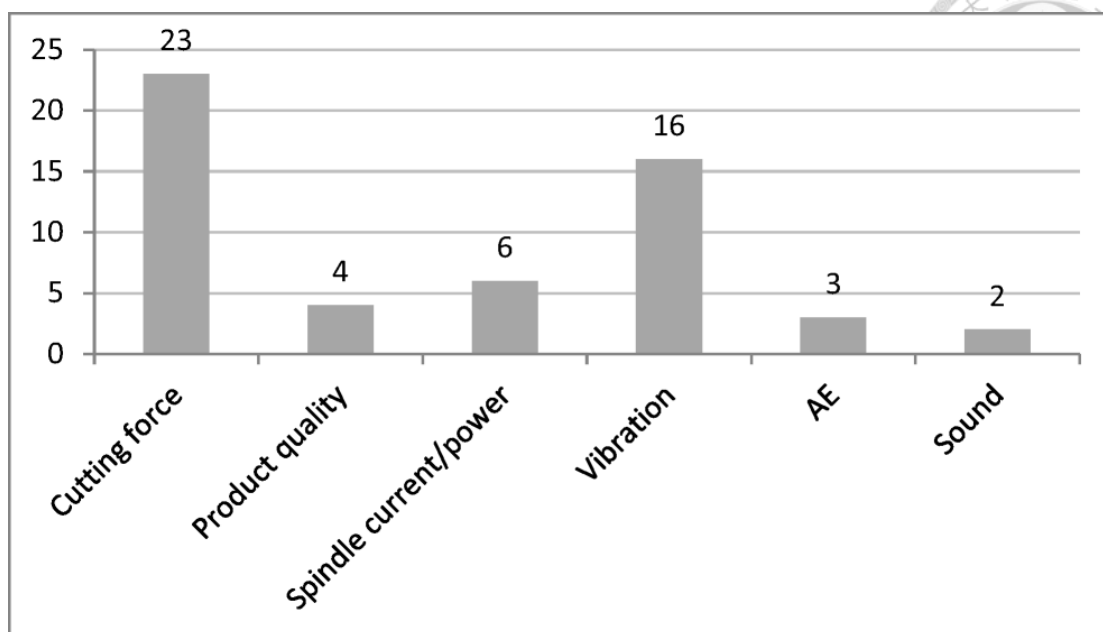


圖 3-1 38 篇 CNC 銑床刀具狀態監測文獻中，監測刀具的指標及各指標被使用之次數[WCY20]

參考機械工業雜誌[BWX20]，目前常見之刀具監測方法有圖像處理法、切削力法、主軸電功率法、切削溫度法、聲發射法和振動法。各方法的感測器、工作原理與主要特性如表 3-1。

表 3-1 常見的刀具監測方法

(來源:[BWX20]，作者:白御宏、王俊傑、偕睿仁、張永聖、吳鴻材、李孟霖)

檢測方法	感測器	工作原理	主要特性
圖像處理法	感光耦合元件、光纖感測器	磨耗面反射光強度變化和圖像處理	結果明確，受切削條件影響大，不易實現刀具磨耗即時監控
切削力法	應變計、動力計	切削力變化	靈敏度高且應用範圍廣，但儀器安裝困難
主軸電功率法	功率變速器、勾表	馬達功率和電流變化	可用於車、銑、鑽等，成本低易安裝，但靈敏度低
切削溫度法	熱電偶	刀具與工件間溫度變化	可用於車削，靈敏度低、不能應用於有冷卻液的情況、發展前景小
聲發射法	壓電感測器	檢測加工過程中發出的 AE 訊號	可用於車、銑、鑽等，靈敏度高、可即時監測但成本高、安裝困難
振動法	加速規	加工過程中振動加速度變化	可用於車、銑、鑽，靈敏度高，但需解決環境振動影響與儀器自然振動

3.1.2 感測器選用及安裝

切削力是監測銑床刀具最常用的指標[WCY20]，多數監測攻牙刀的文獻[LLL13][MZD02][CSW90]也使用動力計(Dynamometer)量測攻牙切削力的訊號。

但動力計及其訊號讀取設備價格昂貴，約新台幣十萬元以上，且動力計須安裝在銑床工作平台上，其儀器安裝困難[BWX20]，另外，還須特製可將加工件固定在動力計上的夾具[LZC06]，不利於加工工件經常改變、接單型態為少量多樣的小型加工廠。由於動力計價格高昂、安裝困難、不適合小型加工廠實際上產線的工作模式[Hua16]，本研究不考慮使用動力計監測切削力。

根據[WCY20]調查，振動是監測銑床刀具狀態第二常用的指標。加上由於觀察刀具振動情況符合銑床師傅以聽刀具振動聲音來判斷是否更換刀具的經驗，且振動感測器屬於非侵入式設備，較易被工廠管理者接受。因此本研究實驗將安裝振動感測器。

另外，與業界專家^{*1}一同實際拜訪銑床加工廠觀察師傅加工物件時，業界專家觀察到銑床控制器上主軸負載電流錶頭的數值，在使用利刀及鈍刀加工時，有明顯的差異，相差約兩倍，推論主軸負載電流錶頭的數值將有利於判斷刀具的磨耗(利鈍)程度。根據文獻[XCZ14][WCY20]，主軸電流也是監測刀具狀態的常用指標之一。[JeC02]研究顯示，在低轉速銑削時，馬達電流與切削力有線性成正比的關係(圖 3-2)。[Hua16]實驗指出，主軸電流與銑刀磨耗量也有線性成正比的關係(圖 3-3)。依據上述文獻，主軸電流有利於間接反映切削力與刀具磨耗量，加上銑床控制器已既有主軸負載電流錶頭，因此本研究依據業界專家*的建議，決定外加主軸負載電流讀取設備以讀取 CNC 銑床主軸電流訊號。

¹ *業師吳坤男先生的觀察建議

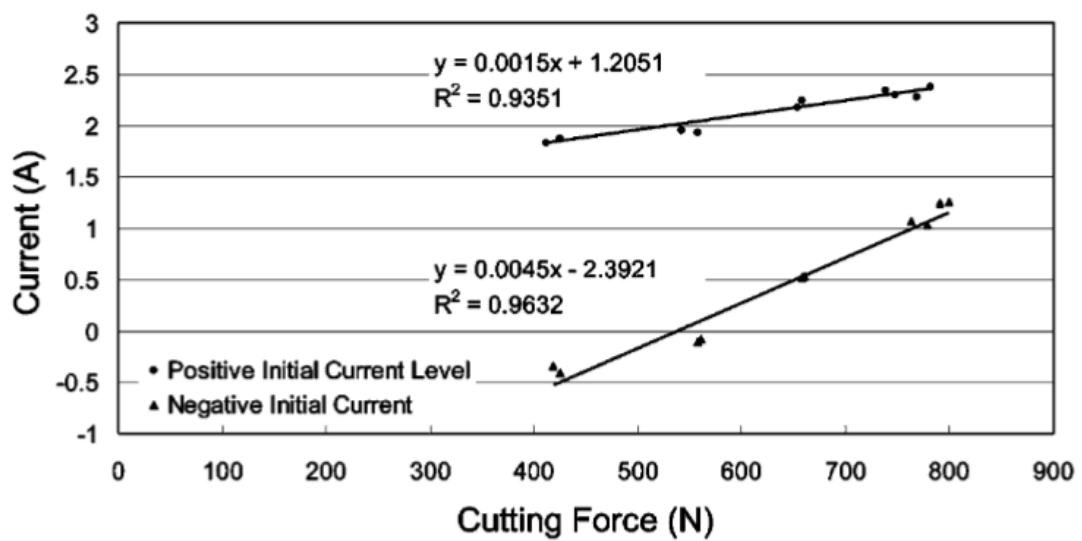


圖 3-2 電流與切削力關係圖[JeC02]

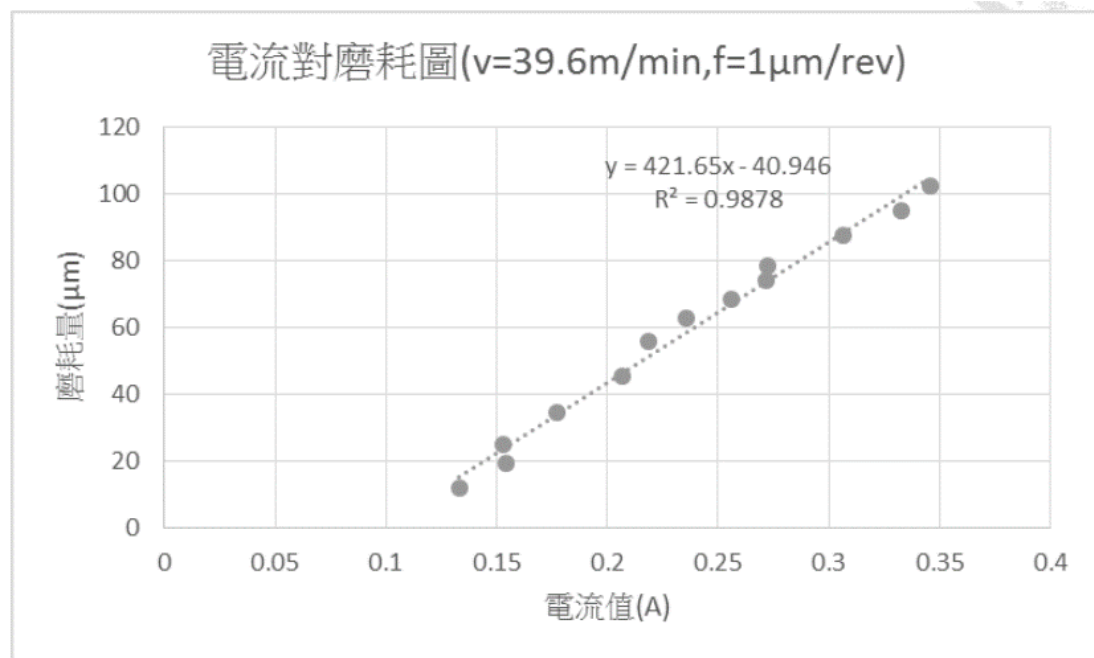


圖 3-3 銑刀磨耗與主軸電流關係圖[Hua16]

3.1.2.1 振動感測器選用

選用振動感測器應注意其量測範圍、靈敏度、頻率範圍、操作溫度、重量等特性。Wilcoxon Sensing Technologies 振動感測器[WST18]786A 之規格於 Appendix A 所附。轉動設備的振動範圍通常約落在 1g 至 50g 之間，建議選擇量測範圍大於 50g、靈敏度 100mV/g 的振動感測器[PRO22]。振動感測器的頻率範圍等級可分為 5%、10%、及 3dB，其中 5%的頻率範圍最小，但是最準確，因此

頻率量測範圍建議以 5% 的頻率範圍為標準作選擇。加速規的操作溫度等級主要可分為一般溫度、高溫、低溫三種，一般溫度等級為 $-50^{\circ}\text{C}\sim 120^{\circ}\text{C}$ 之環境，適合銑床加工的工作環境溫度。加速規的重量選擇，應盡可能小於被測物體重量的 $1/100$ ，由於銑床主軸或工作平台重量至少 20 公斤以上，重量 200 公克以下的加速規均合適。Wilcoxon Sensing Technologies 振動感測器 786A 的規格符合實驗環境所需，且其振動感測器防水，適合經常伴隨切削液加工的 CNC 銑床加工環境。因此選擇 Wilcoxon 工業級振動感測器 786A 作為本研究實驗的振動感測器。

3.1.2.2 振動感測器安裝

振動量測時應盡可能接近振動源。因此振動感測器應盡可能安裝在接近刀具的位置，最接近刀具的位置為刀具本身及被加工的工件，但加工過程中，刀具會旋轉，因此無法將感測器固定於刀具本身；若置於被加工工件上，刀具可能與振動感測器碰撞，則有礙加工。而次近能感測刀具振動的位置為承載刀具的主軸，且相關研究也顯示，銑床刀具的磨耗可藉由監測銑床主軸的振動來衡量 [Ye007]，因此決定將振動感測器安裝於 CNC 銑床主軸。振動感測器固鎖於磁座上後，以磁吸的方式安裝於 CNC 銑床主軸。



圖 3-4 Wilcoxon 振動感測器安裝於銑床主軸之照片

3.1.2.3 讀取主軸負載電流設備選用

選擇 CNC 銑床主軸負載電流的讀取設備前，須先了解主軸負載電流的波動

範圍，以便選擇量測範圍適當、取樣頻率也足夠的讀取設備。因此，先利用取樣頻率 200MHz 的示波器讀取銑床加工時主軸電流波動變化最大時的波形，即主軸啟動電流的電壓波形。如圖 3-5，縱軸單位為一格 2 伏特，橫軸單位為一格 1 秒鐘。觀察圖 3-5 主軸負載電流的電壓波形表現，電壓均落在同方向，電壓方向不隨時間而改變，為直流電的波形表現。並且觀察到主軸啟動到維持所設定的轉速所需時間約為一秒鐘且電壓峰值小於 10 伏特。

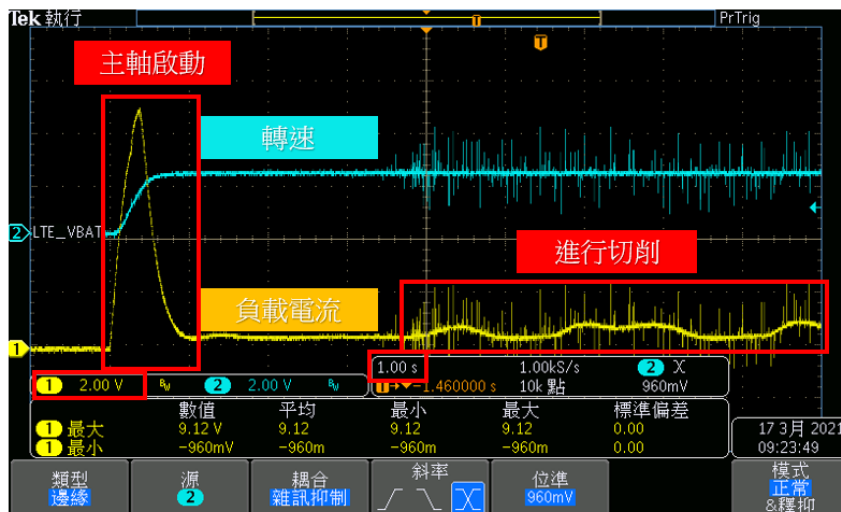


圖 3-5 200MHz 示波器讀取銑床啟動及切削時主軸負載電流的電壓波形

由於選用的讀取設備受到須不違反 CNC 銑床維護合約、不得影響或改變 CNC 銑床控制器面板電路的限制，且本研究欲觀察的是主軸電流的變動趨勢，而非絕對的電流大小。可藉由並聯主軸負載電流錶頭讀取電壓，根據歐姆定理，所讀取到的電壓變動趨勢即主軸馬達電流的變動趨勢。相較於串聯，並聯不需斷開銑床控制器面板的內部電路，因此決定採取並聯的方式連接主軸負載電流錶頭，讀取主軸負載電流的電壓訊號。

藉由觀察圖 3-5 的波形，100Hz 取樣頻率的讀取設備即足以描述其波形，且業界也常用 100Hz 監測馬達電流訊號。因此選用取樣頻率 100Hz、電壓量測範圍為 ± 10 伏特、且具類比訊號轉數位訊號功能、及提供乙太網路傳輸介面的 MOXA I/O 模組 ioThinx4510 with 45MR-3810(voltage analog input)讀取主軸負載電流錶頭的電壓並利用乙太網路將數位數據傳輸至筆電。



3.1.2.4 讀取主軸負載電流設備安裝

利用並聯的方式將 MOXA 的 I/O 模組(ioThinx4510 with 45MR-3810)接上主軸負載電流錶頭的電路，如圖 3-6 所示。

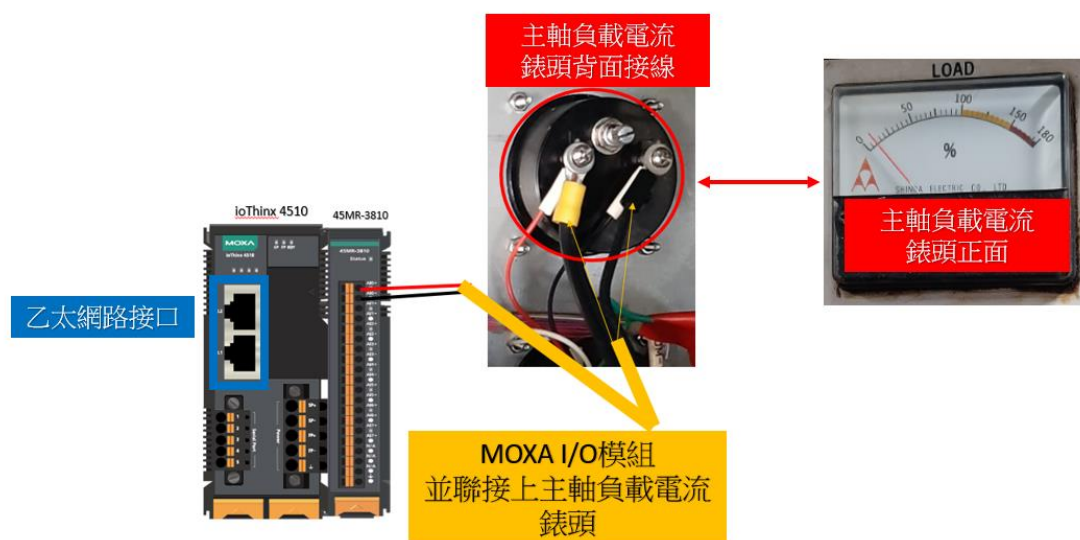


圖 3-6 MOXA I/O 模組並聯接上主軸負載電流錶頭

3.2 數據收集之實驗設計

本節首先說明攻牙加工的數據收集實驗目的。接著介紹實驗所需之器材。最後介紹本實驗環境架構，並說明環境架構建置步驟。

3.2.1 實驗目的

收集 CNC 銑床攻牙刀振動及主軸負載電流訊號，建立 CNC 銑床攻牙刀加工的數據資料集。模擬小型銑床加工廠的加工型態，收集攻牙加工的感測數據，提供後續進行攻牙刀斷裂預警演算法設計所需之數據。

3.2.2 器材

Wilcoxon 工業級振動感測器 786A、VimoNet X1 (振動訊號轉換與傳輸器)、ioThinx4510 with 45MR-3810 (I/O module。主軸負載電流訊號轉換與傳輸設備)、大立機器 CNC 銑床機台 MCV-720、筆電、M5*0.8 及 M4*0.7 的高速鋼(HSS)先端攻牙刀、中碳鋼(S45C)工件。

以下說明 Wilcoxon 工業級振動感測器、I/O module(主軸負載電流訊號轉換與傳輸設備)、VimoNet X1(訊號紀錄與傳送器)、筆電的輸入、輸出及功能。

Wilcoxon 工業級振動感測器:

輸入為振動源(CNC 主軸);輸出為加速度;功能為感測振動加速度;工作原理為壓電材料形變，產生電壓變化，再將變化電壓轉換成加速度。

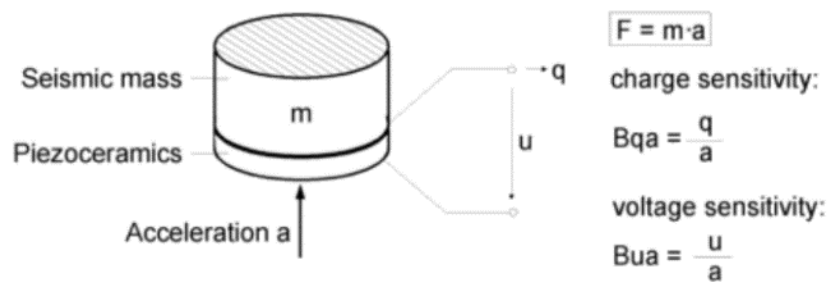


圖 3-7 壓電加速規原理[MM21]

I/O module(主軸負載電流訊號轉換與傳輸設備): (ioThinx4510 with 45MR-3810) [IO4510][MR3810]

輸入為 0~10VDC 或±10 VDC;輸出為 16-bit 數位資料;功能為讀取類比電壓訊號並輸出數位電壓訊號;工作原理為類比/數位訊號轉換。

VimoNet X1(訊號紀錄與傳送器):

輸入為振動加速度訊號;輸出為振動加速度數據;功能為紀錄並輸出振動數據。

筆電:

輸入為主軸負載電流及振動數據;功能為接收並儲存電流及振動數據。

備註: Wilcoxon 工業級振動感測器 786A™及 VimoNet X1™由四零四科技購買並提供本研究使用。ioThinx4510 with 45MR-3810 為四零四科技公司產品，由四零四科技贊助並提供本研究使用。

3.2.3 實驗環境架構設計

本實驗系統環境由 Wilcoxon 工業級振動感測器、VimoNet X1 (訊號轉換與傳輸器)、I/O module(電流訊號轉換與傳輸器)、筆電所組成。

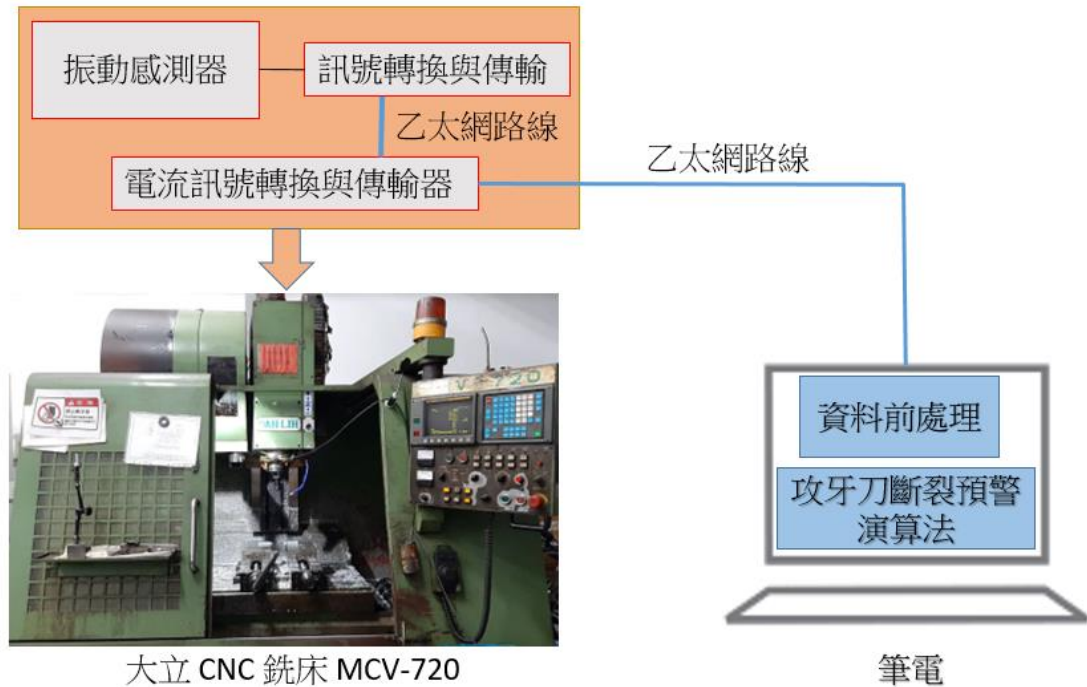


圖 3-8 實驗環境架構

實驗環境架構建置步驟如下：

1. Wilcoxon 工業級振動感測器安裝於 CNC 銑床主軸，並接上 VimoNet X1。
2. VimoNet X1 以乙太網路連接 I/O module。
3. I/O module 並聯接上主軸負載電流錶頭，並以乙太網路連接筆電。

3.3 主軸振動實驗數據介紹與觀察

本節首先介紹攻牙加工收集到的振動感測數據。接著觀察不同加工參數分別對振動感測數據的影響。最後，觀察攻牙刀發生斷裂及斷裂前的振動訊號表現。

3.3.1 振動感測數據介紹

在 CNC 銑床切削加工過程中，CNC 銑床主軸振動大小會隨著刀具振動程度不同而變化。圖 3-9 為攻牙加工 5 個週期的振動波形圖，藍色為振動加速度大小波形，綠色為振動速度大小波形。振動加速度定義為振動在每單位時間內速度的變化量。振動速度定義為振動在每單位時間內的位置量。圖 3-9 的橫軸為時間，

單位為秒，縱軸為大小幅度，振動加速度單位為 9.8 公尺/秒平方，振動速度單位為毫米/秒。其中每個攻牙週期起始及結束的加速度大小相較於攻牙過程中的加速度大小，明顯較小。因此，振動加速度大小的波形圖可明顯觀察出攻牙週期。

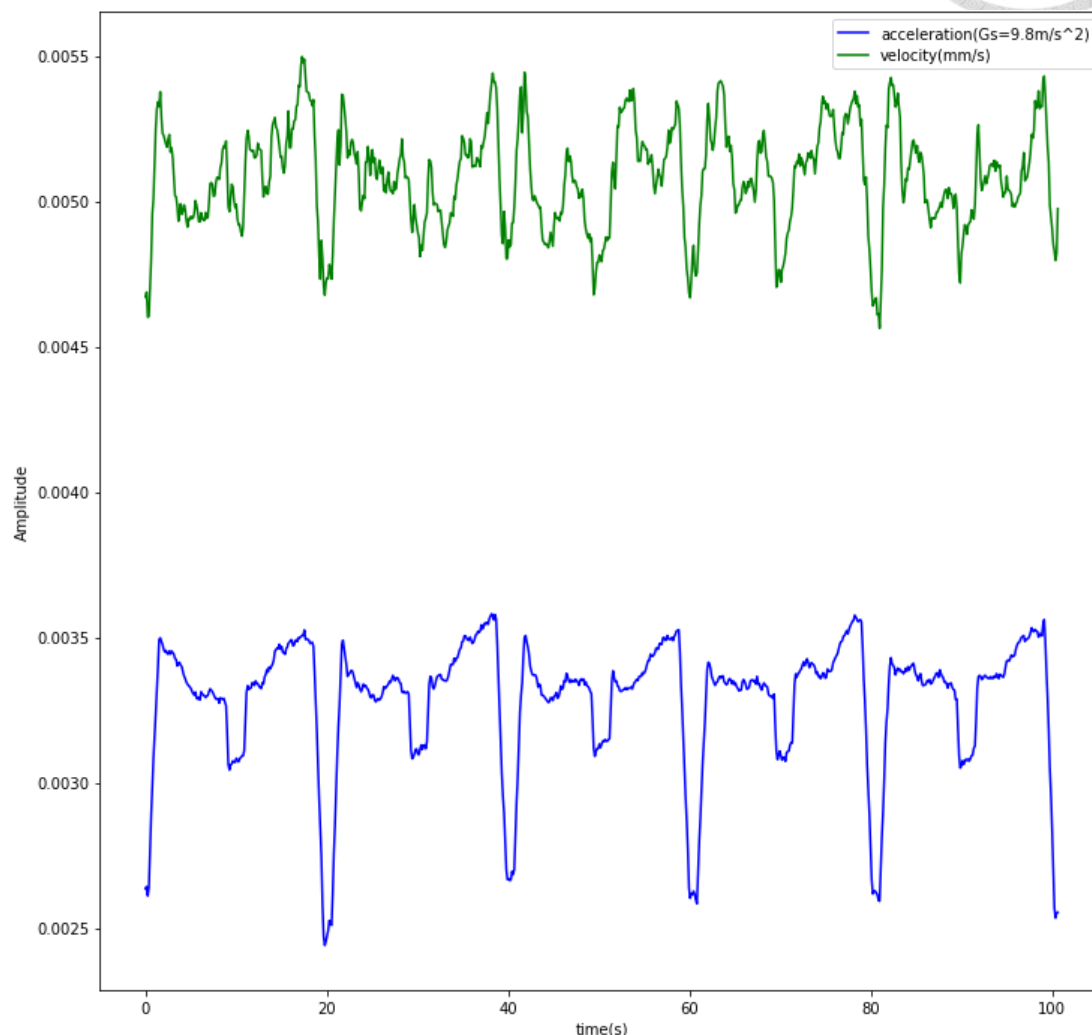


圖 3-9 攻牙加工 5 個週期的振動波形圖

3.3.2 不同加工參數與振動感測數據的關係

本節觀察不同加工參數，分別為不同轉速、不同攻牙深度、攻牙刀是否磨損、及有無冷卻液，對攻牙振動訊號的影響。

以下實驗的控制變因定義為實驗中不改變的因素。操縱變因定義為實驗中唯一會改變的因素。觀察變數定義為實驗欲量測並比較的結果。

3.3.2.1 不同轉速與振動訊號的關係



實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、攻牙深度(12mm)、切削材料(S45C)、有冷卻液。

操縱變因：

轉速: 200rpm、300rpm、400rpm。

觀察變數：

振動加速度大小、振動速度大小。

實驗結果分析：

攻牙刀在轉速 200rpm、300rpm、400rpm 下的振動訊號如圖 3-10~3-12 所示，可觀察到轉速越高，振動加速度及振動速度大小均越大。且 300rpm 的振動加速度大小是 200rpm 的振動加速度大小的兩倍以上，而 400rpm 的振動加速度大小是 200rpm 的振動加速度大小的三倍以上。

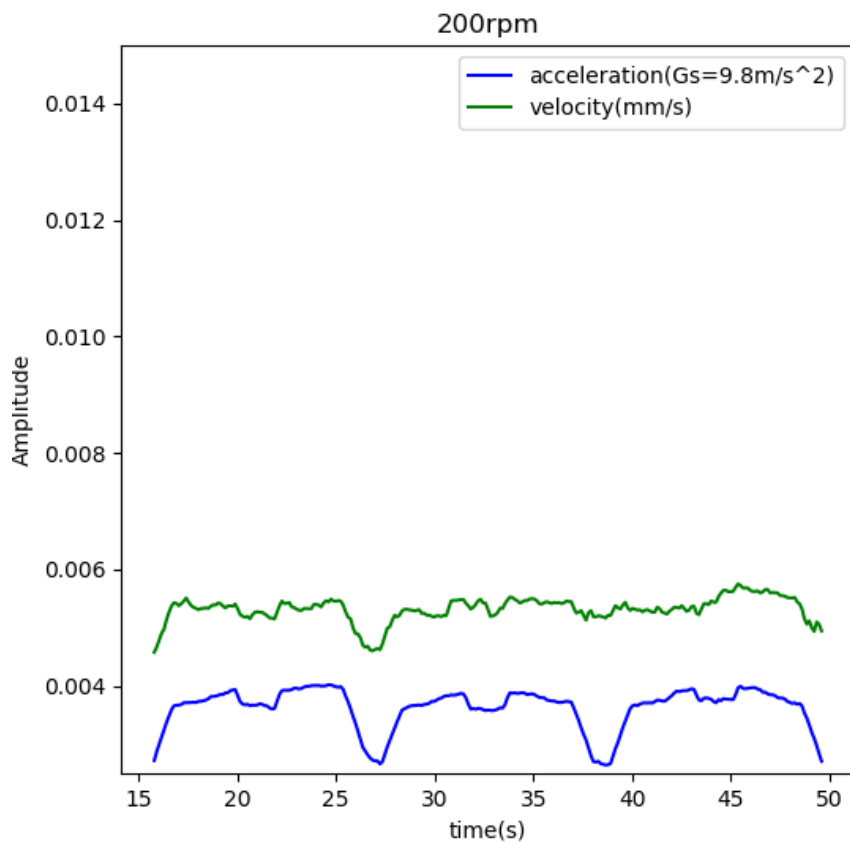


圖 3-10 轉速 200rpm 攻牙振動訊號

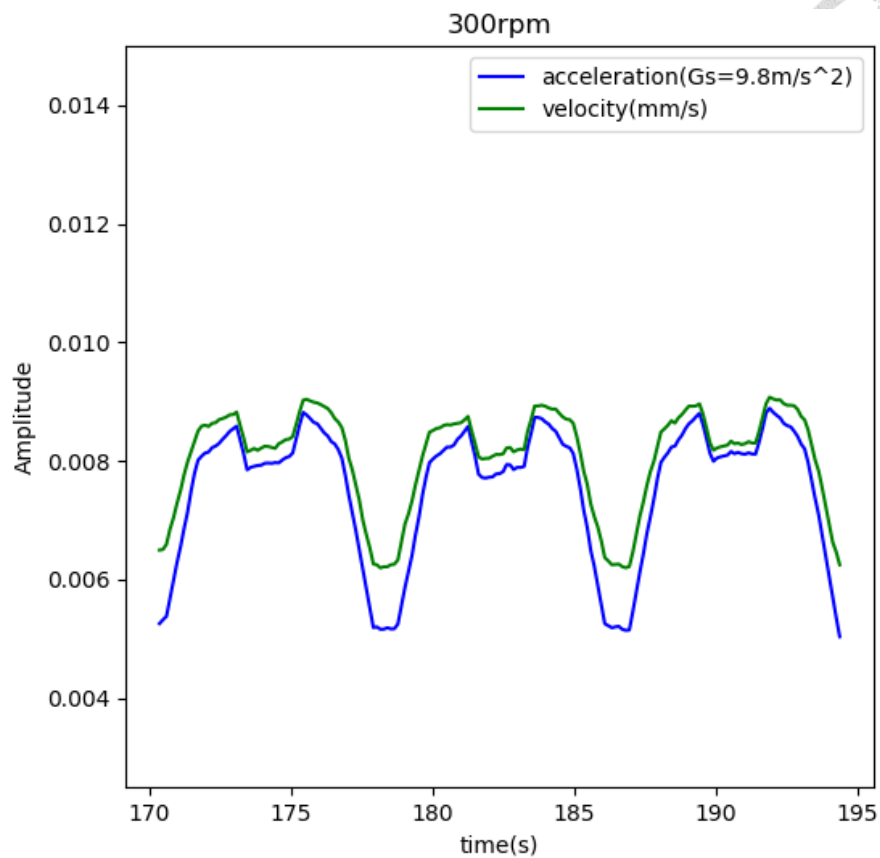


圖 3-11 轉速 300rpm 攻牙振動訊號

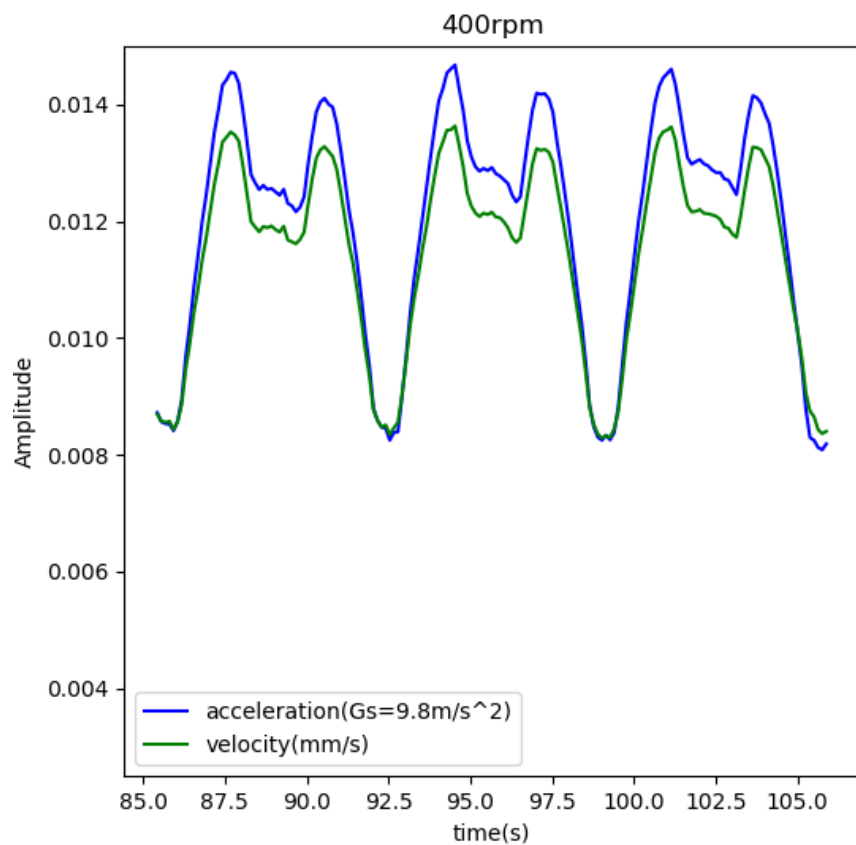


圖 3-12 轉速 400rpm 攻牙振動訊號



3.3.2.2 不同攻牙深度與振動訊號的關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、轉速 200rpm、切削材料(S45C)、有冷卻液。

操縱變因：

攻牙深度: 8mm、12mm、20mm。

觀察變數：

振動加速度大小、振動速度大小。

實驗結果分析：

攻牙深度 8mm、12mm、20mm 的振動訊號如圖 3-13~3-15 所示，僅振動加速度可明顯觀察出攻牙週期，且攻牙深度越深，振動加速度大小越大。振動速度大小與攻牙深度無明顯趨勢關係。攻牙深度 12mm 的振動加速度峰值大小約為攻牙深度 8mm 的振動加速度峰值大小的 1.38 倍。攻牙深度 20mm 的振動加速度峰值大小約為攻牙深度 8mm 的振動加速度峰值大小的 1.45 倍。

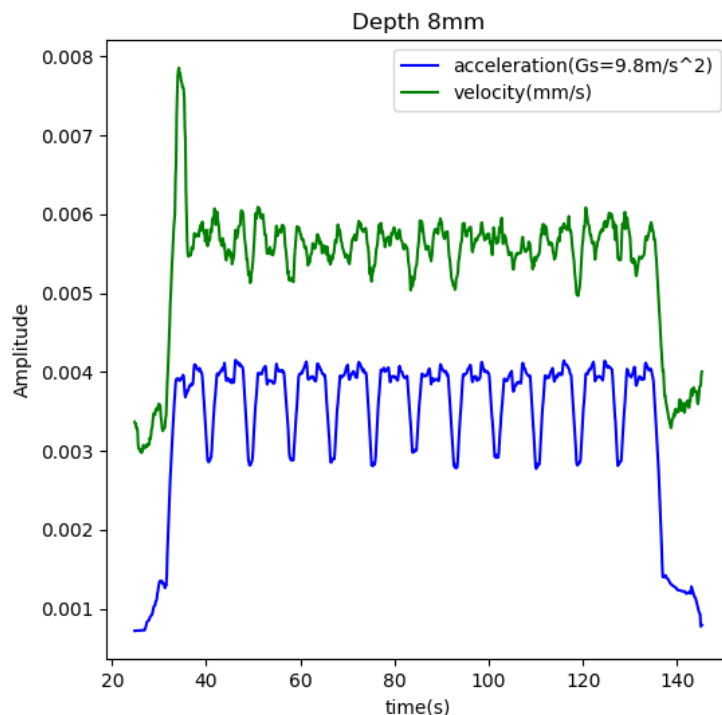


圖 3-13 攻牙深度 8mm 的振動訊號

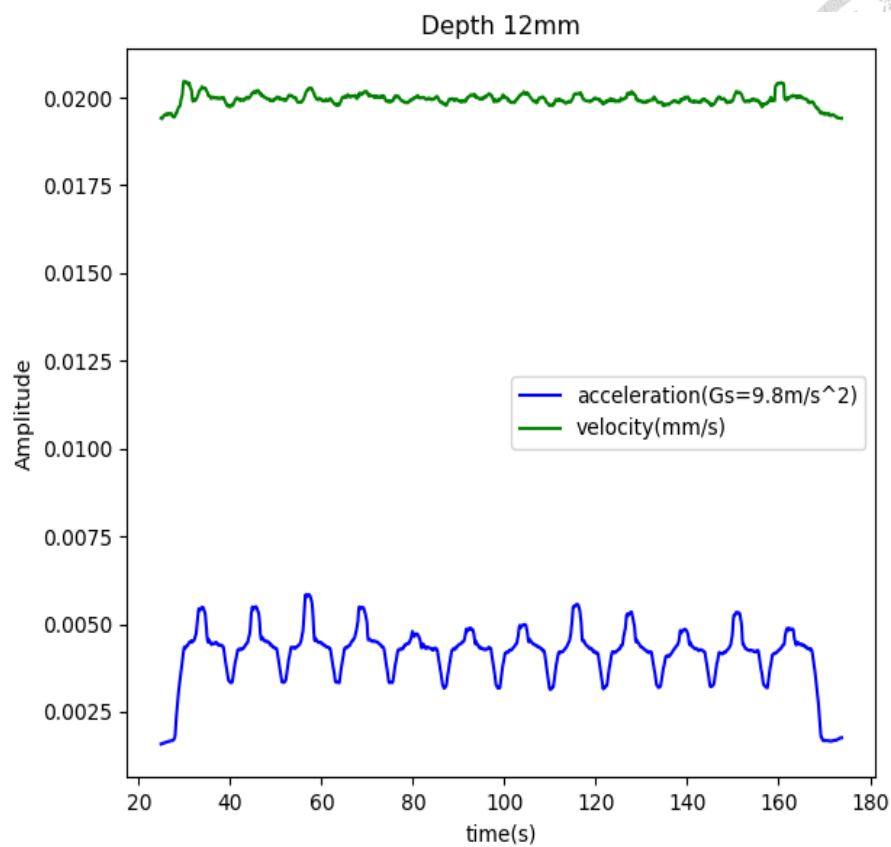


圖 3-14 攻牙深度 12mm 的振動訊號

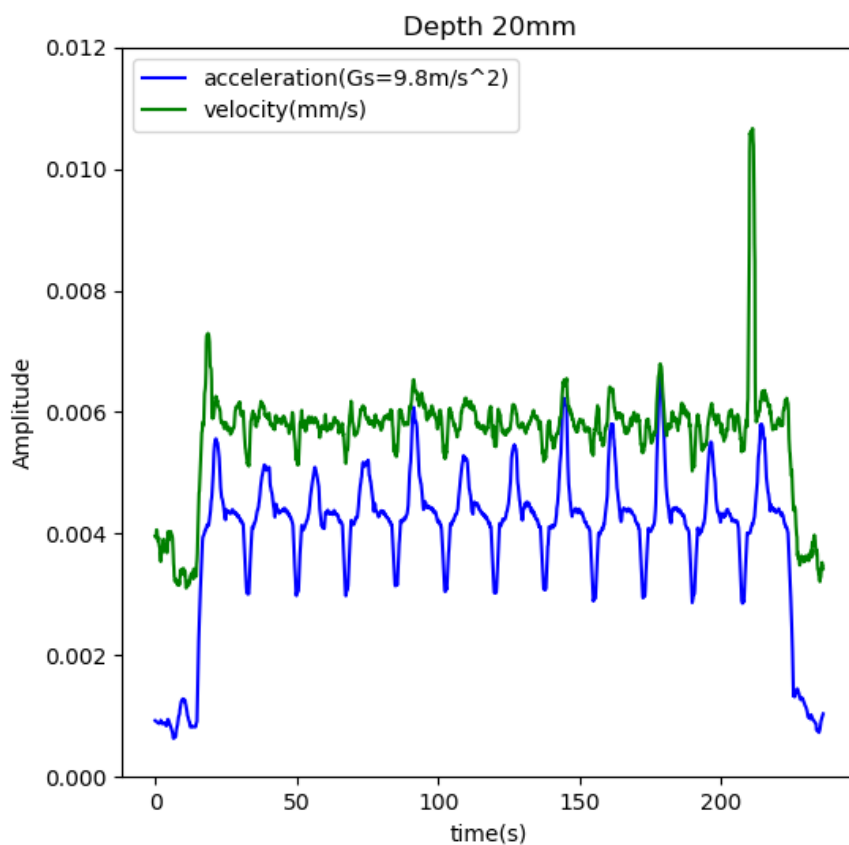


圖 3-15 攻牙深度 20mm 的振動訊號



3.3.2.3 攻牙刀是否磨損與振動訊號的關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、攻牙深度(20mm)、切削材料(S45C)、有冷卻液。

操縱變因：

攻牙刀是否磨損：未磨損攻牙刀、磨損攻牙刀。

觀察變數：

振動加速度大小、振動速度大小。

實驗結果分析：

未磨損攻牙刀及磨損攻牙刀的振動訊號如圖 3-16、3-17 所示，僅振動加速度可明顯觀察出攻牙週期，振動速度無法看出加工週期。磨損攻牙刀的加速度大小(>0.005)略高於未磨損攻牙刀的加速度大小(<0.005)。磨損攻牙刀的攻牙週期中，振動加速度在攻牙過程中有明顯凸起的峰值。

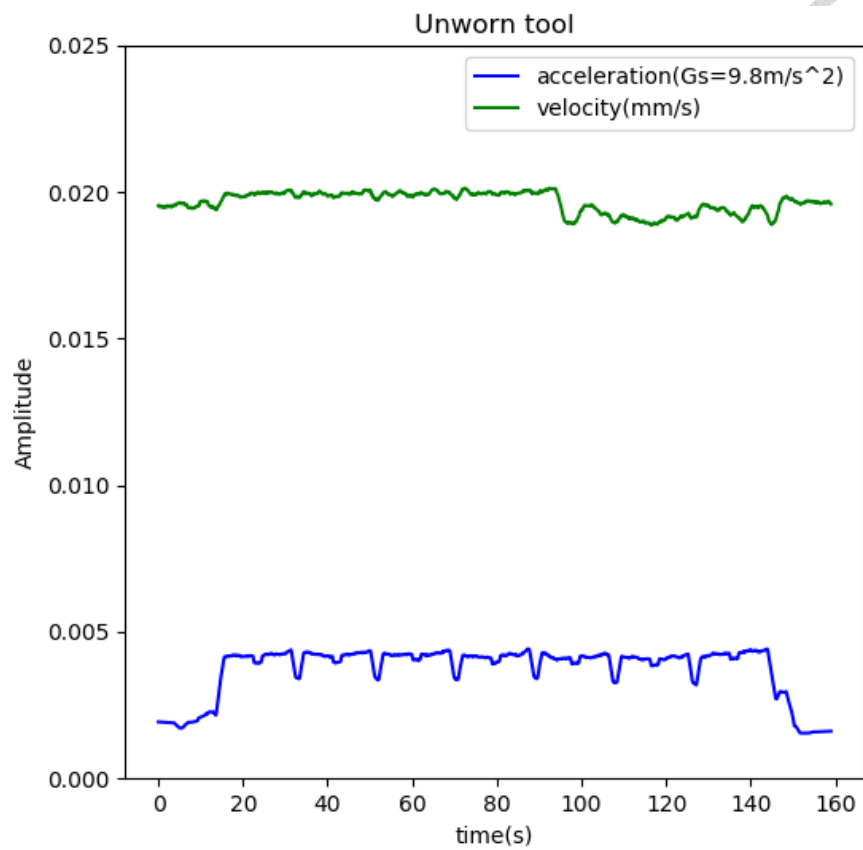


圖 3-16 未磨損攻牙刀的振動訊號

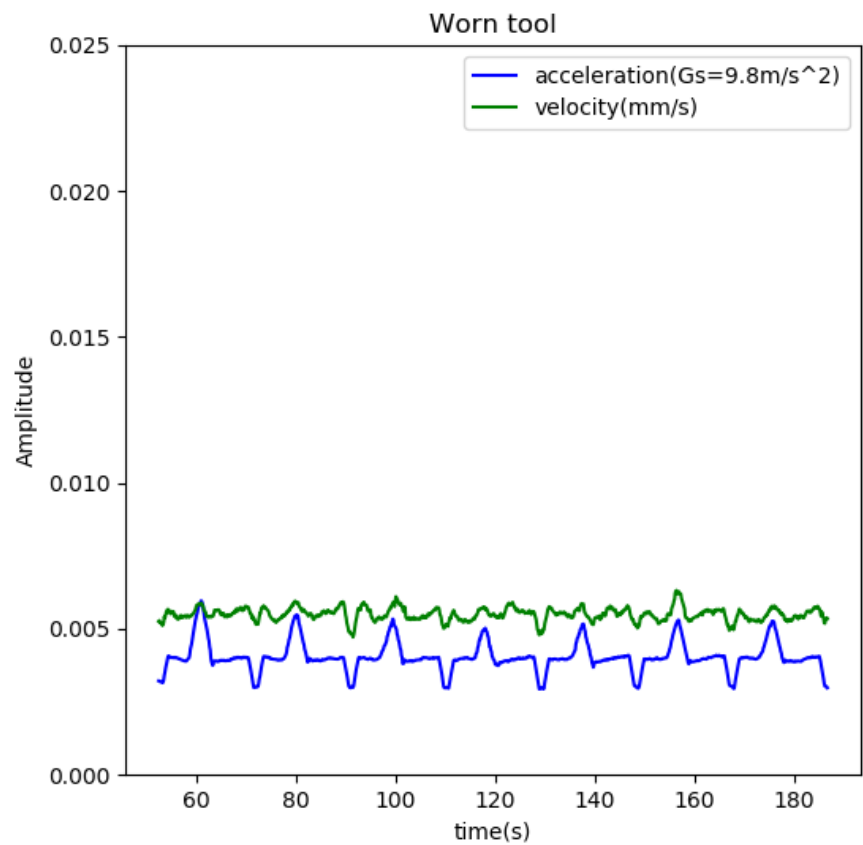


圖 3-17 磨損攻牙刀的振動訊號



3.3.2.4 有無冷卻液與主軸負載電流及振動訊號的關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、攻牙深度(20mm)、主軸轉速(200rpm)、切削材料(S45C)。

操縱變因：

有無冷卻液。

觀察變數：

振動加速度大小、振動速度大小。

實驗結果分析：

有冷卻液攻牙及無冷卻液攻牙的振動訊號如圖 3-18、3-19 所示，僅振動加速度可明顯觀察出攻牙週期，振動速度則無法看出加工週期。有冷卻液攻牙的加速度大小在攻牙過程中有明顯凸起的峰值，高於無冷卻液攻牙的加速度峰值。有冷卻液攻牙的加速度峰值大小約為無冷卻液攻牙的加速度峰值大小的 1.38 倍。

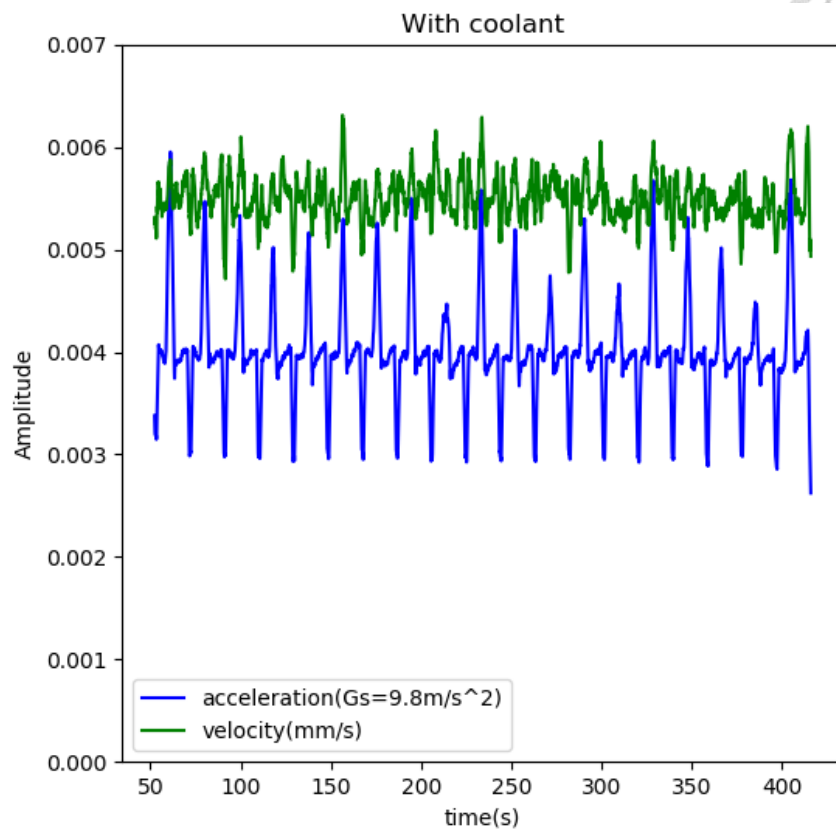
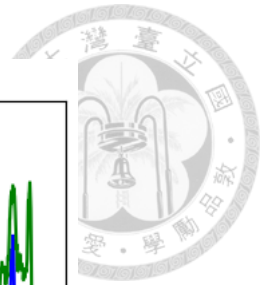


圖 3-18 有冷卻液攻牙的振動訊號

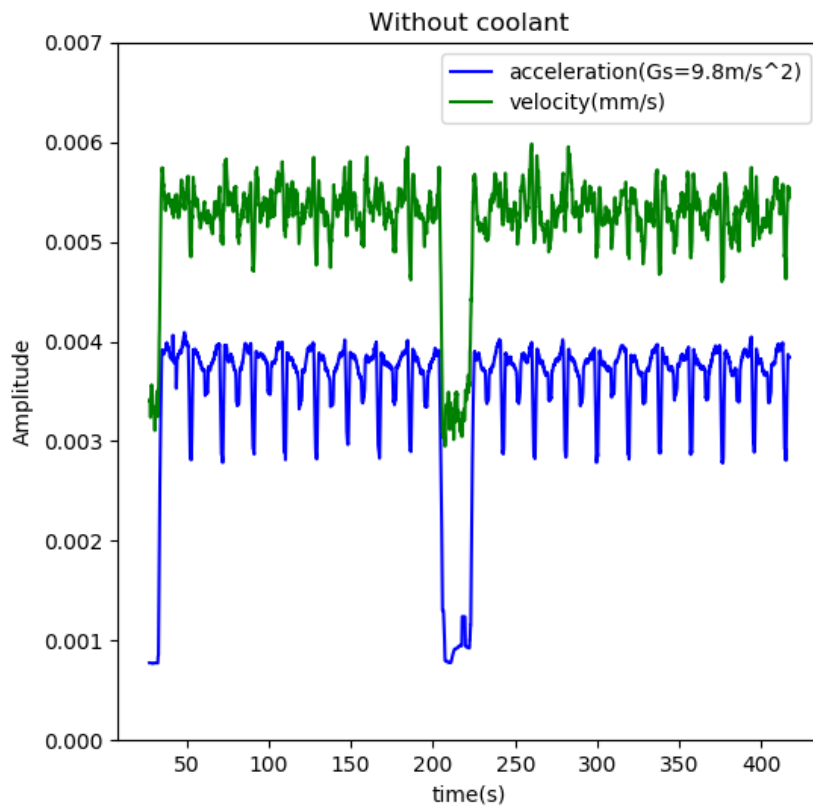


圖 3-19 無冷卻液攻牙的振動訊號



3.3.3 攻牙刀發生斷裂及斷裂前的振動訊號表現

本節觀察攻牙刀發生斷裂及斷裂前的振動訊號表現。以下列出兩個攻牙刀發生斷裂的例子如圖 3-20~3-21 所示，其中橘色方框為刀具斷裂的週期數據。由圖 3-20、3-21 可觀察到刀具斷裂時，振動訊號有明顯高峰，振動加速度大小約是刀具斷裂前的十倍大左右。但刀具斷裂前，振動訊號無明顯特徵或趨勢。

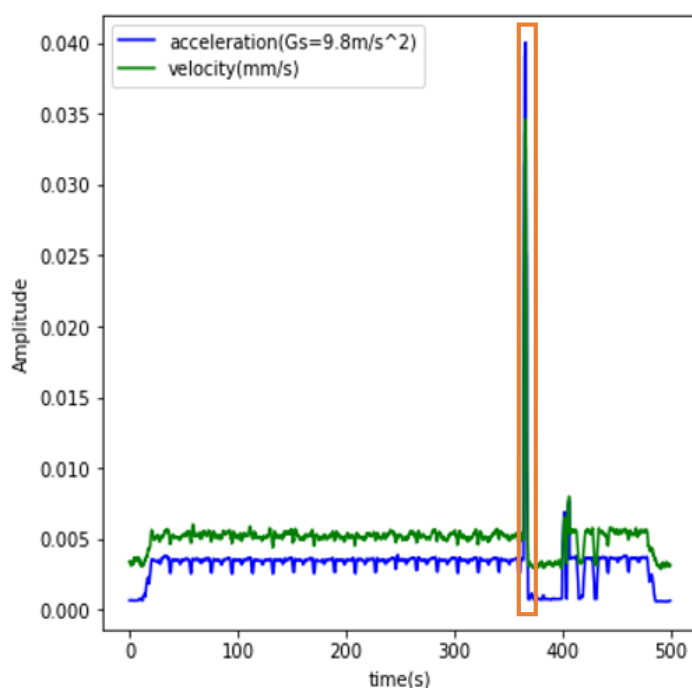


圖 3-20 攻牙刀發生斷裂的振動訊號例子 1

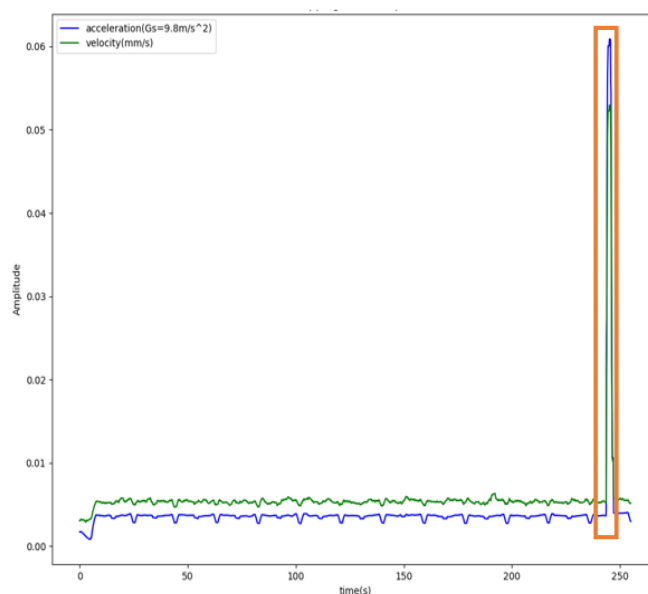


圖 3-21 攻牙刀發生斷裂的振動訊號例子 2



3.4 主軸負載電流實驗數據介紹與觀察

本節首先介紹攻牙加工收集到的主軸負載電流數據。接著觀察不同加工參數對主軸負載電流數據的影響。最後，觀察攻牙刀發生斷裂及斷裂前的主軸負載電流表現。

3.4.1 主軸負載電流數據介紹

在 CNC 銑床切削加工過程中，CNC 銑床主軸負載電流大小會隨著刀具切削阻力不同而變化。圖 3-22 為攻牙加工 5 個週期的主軸負載電流的電壓波形圖，橫軸為時間，單位為秒，縱軸為電壓，單位為伏特。圖 3-22 是由實驗收集到的 raw data 繪製而成。因為讀取電流訊號的設備的取樣頻率為 100Hz，根據 Nyquist 取樣定理，最高只能讀取頻率 50Hz 的訊號，高於 50Hz 的高頻雜訊則自然被濾除，因此圖 3-22 看起來沒有高頻雜訊。

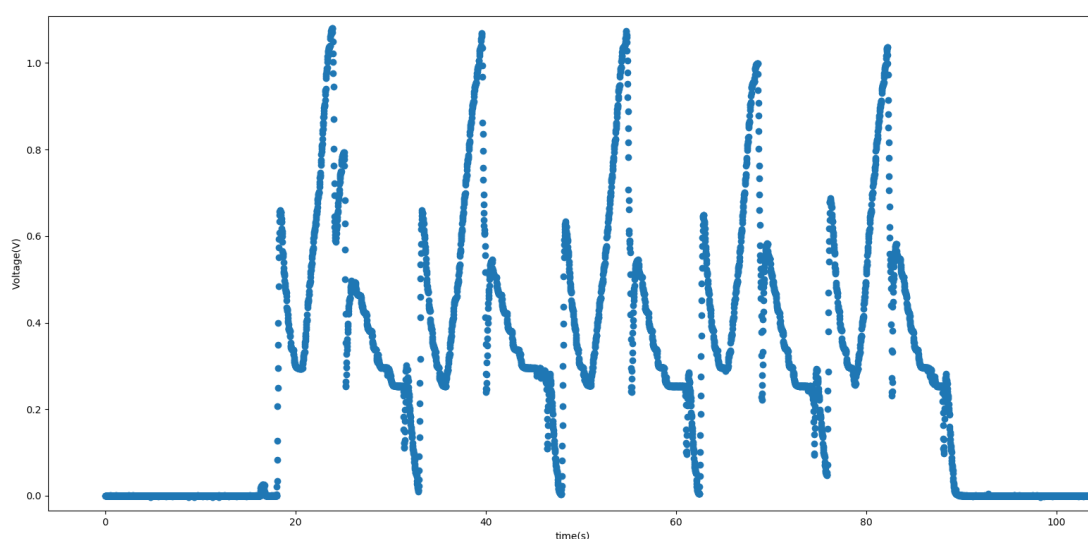


圖 3-22 攻牙 5 個週期的主軸負載電流的電壓波形

3.4.2 不同加工參數與主軸負載電流的關係

本節觀察不同加工參數，分別為不同轉速、不同攻牙深度、攻牙刀是否磨損、及有無冷卻液，對攻牙主軸負載電流的影響。

以下實驗的控制變因定義為實驗中不改變的因素。操縱變因定義為實驗中唯



一會改變的因素。觀察變數定義為實驗欲量測並比較的結果。

3.4.2.1 不同轉速與主軸負載電流的關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、攻牙深度(12mm)、切削材料(S45C)、有冷卻液。

操縱變因：

轉速: 200rpm、300rpm、400rpm。

觀察變數：

主軸負載電流大小。

實驗結果分析：

攻牙刀在轉速 200rpm、300rpm、400rpm 下的啟動電流(圖 3-23~3-25 紅色圈處)及向下攻牙電流峰值(圖 3-23~3-25 綠色圈處)如表 3-2 所示，可觀察到轉速越高，啟動電流峰值越高;而轉速越高，向下攻牙電流峰值越低。

表 3-2 攻牙刀在轉速 200rpm、300rpm、400rpm 下的啟動電流峰值及向下攻牙電流峰值

	攻牙刀	
	啟動電流峰值	向下攻牙電流峰值
200rpm	0.66	1.63
300rpm	0.95	1.50
400rpm	1.17	1.42

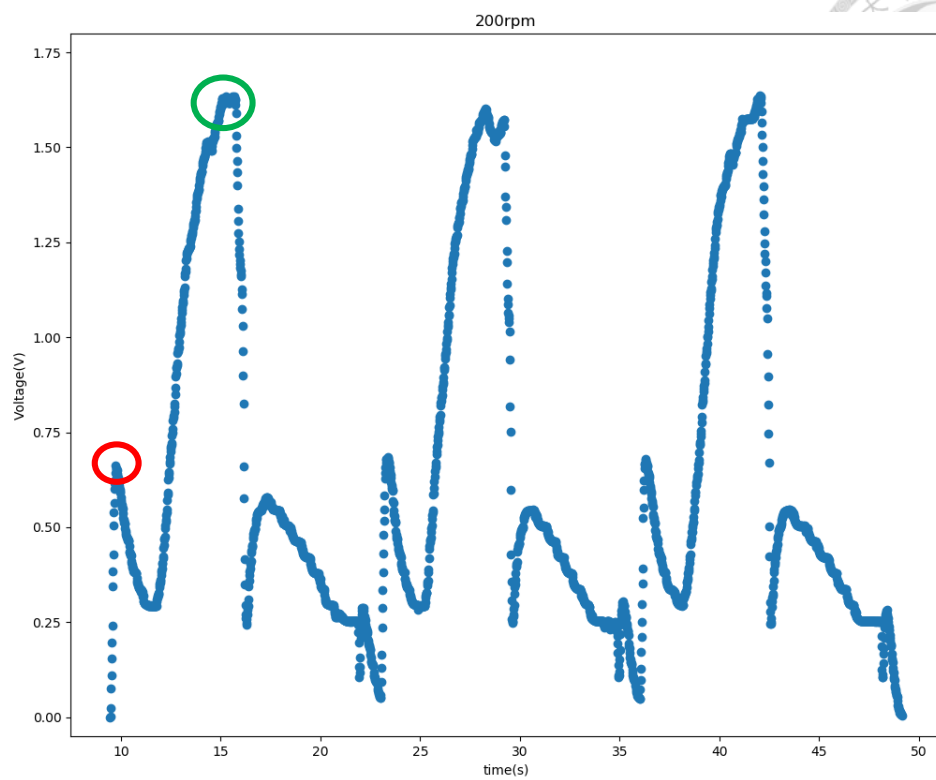


圖 3-23 轉速 200rpm 攻牙主軸負載電流訊號

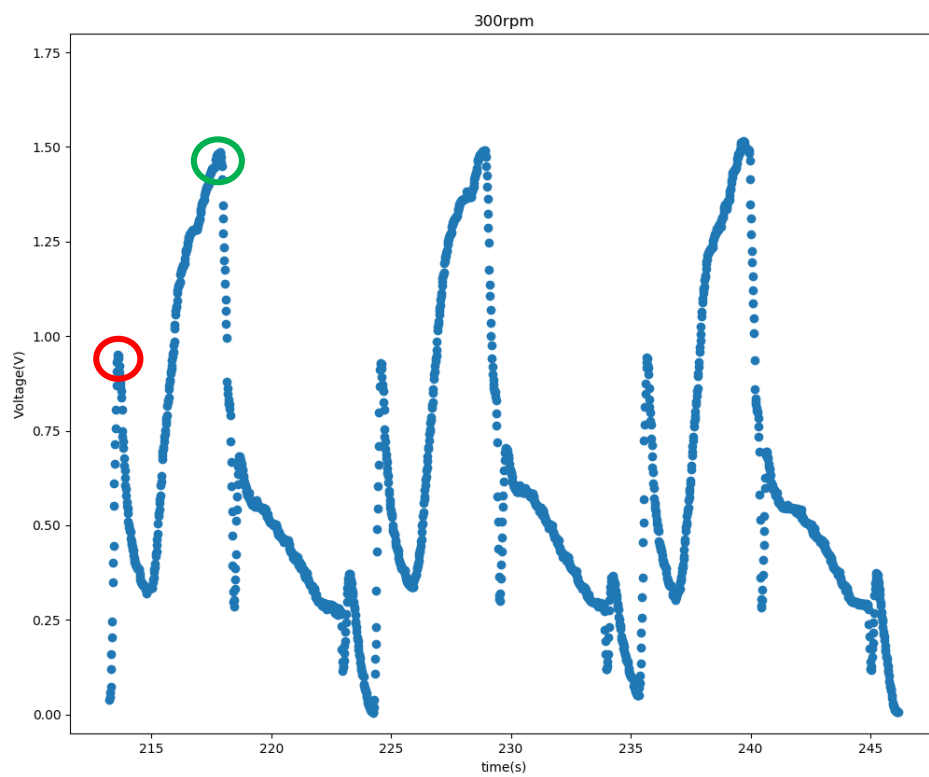


圖 3-24 轉速 300rpm 攻牙主軸負載電流訊號

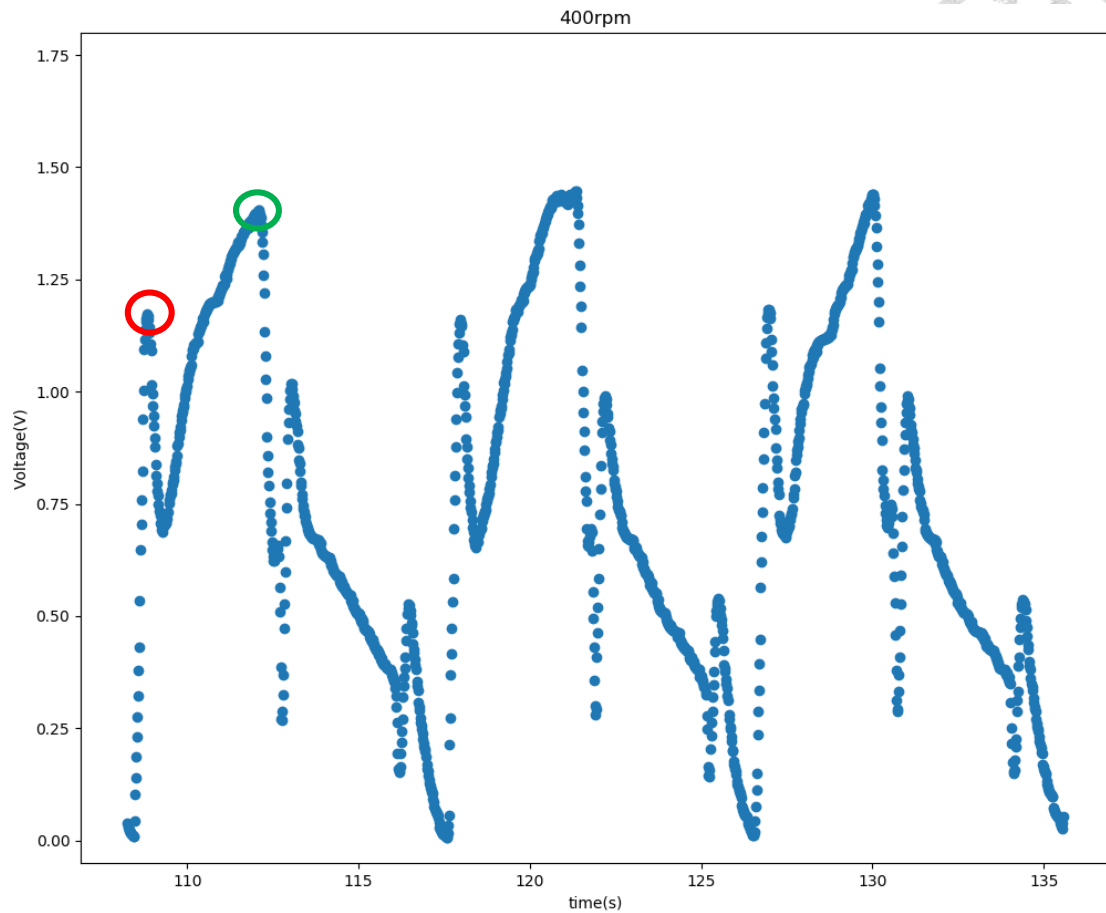


圖 3-25 轉速 400rpm 攻牙主軸負載電流訊號

3.4.2.2 不同攻牙深度與主軸負載電流關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、轉速 200rpm、切削材料(S45C)、有冷卻液。

操縱變因：

攻牙深度: 8mm、12mm、20mm。

觀察變數：

主軸負載電流大小。

實驗結果分析：

攻牙深度 8mm、12mm、20mm 的主軸負載電流訊號如圖 3-26~3-28 所示，可觀察到攻牙深度越深，向下攻牙電流峰值越高。攻牙深度 12mm 的向下攻牙電流峰值約為攻牙深度 8mm 的向下攻牙電流峰值的 1.36 倍。攻牙深度 20mm 的向下

攻牙電流峰值約為攻牙深度 8mm 的向下攻牙電流峰值的 1.44 倍。

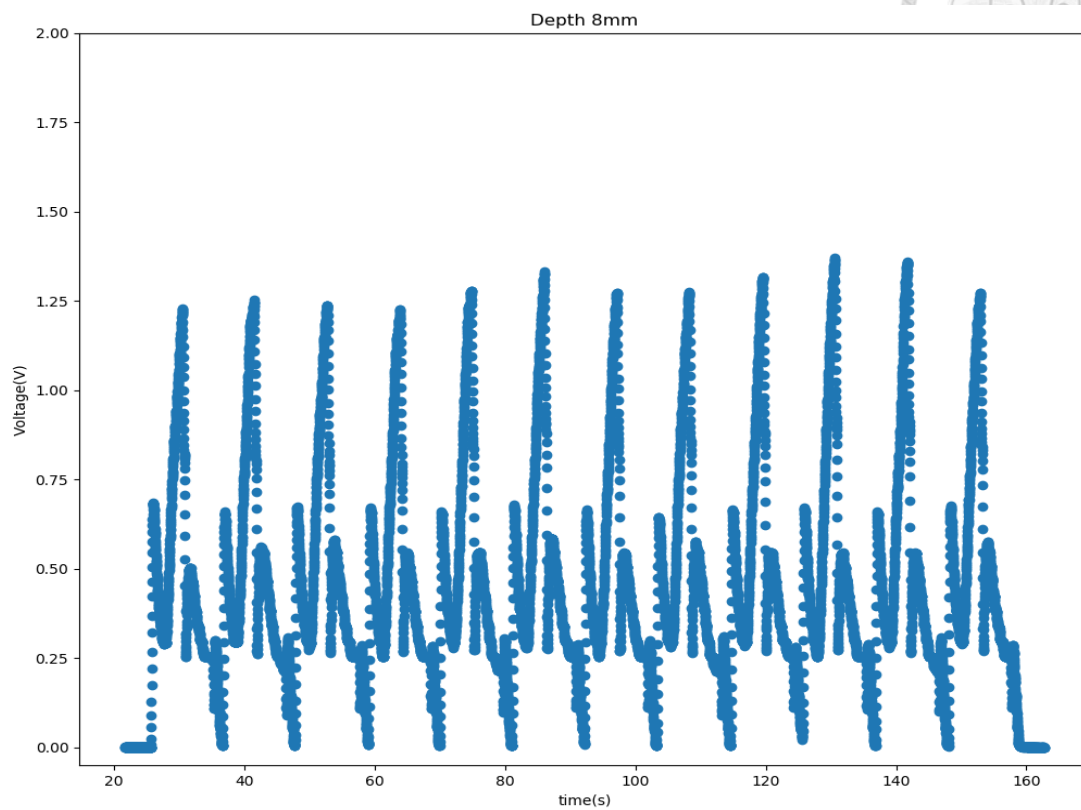


圖 3-26 攻牙深度 8mm 的主軸負載電流訊號

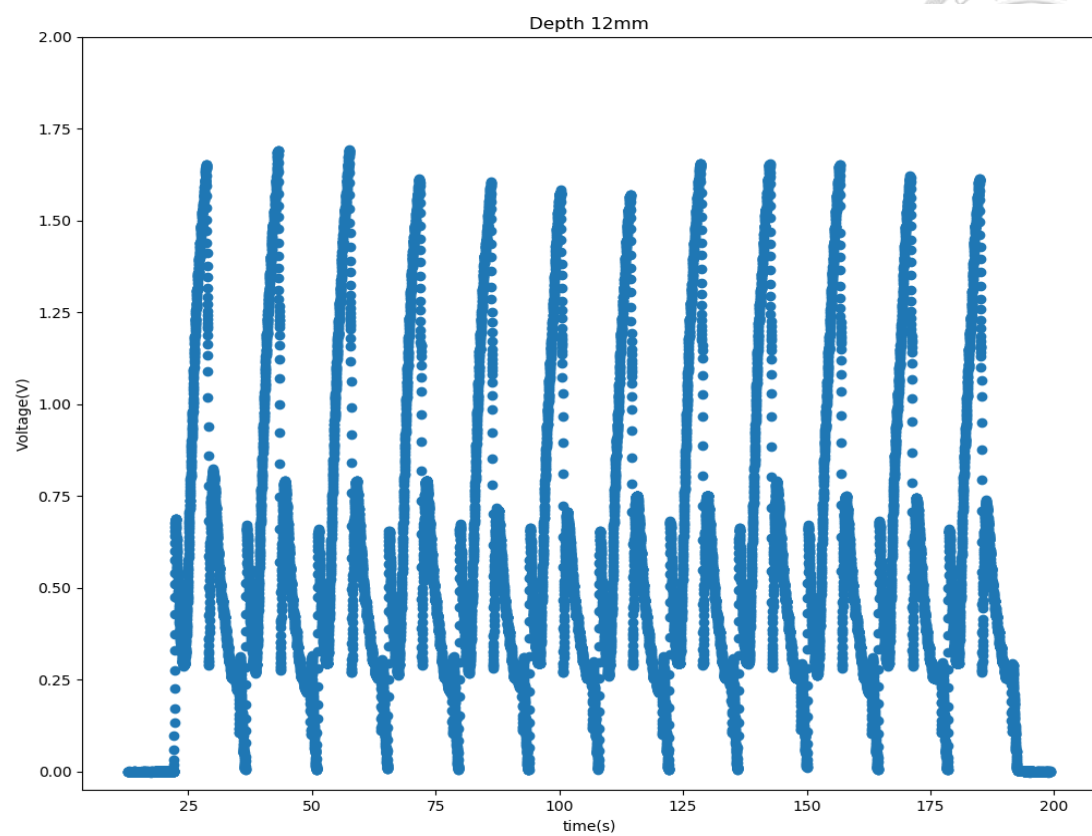


圖 3-27 攻牙深度 12mm 的主軸負載電流訊號

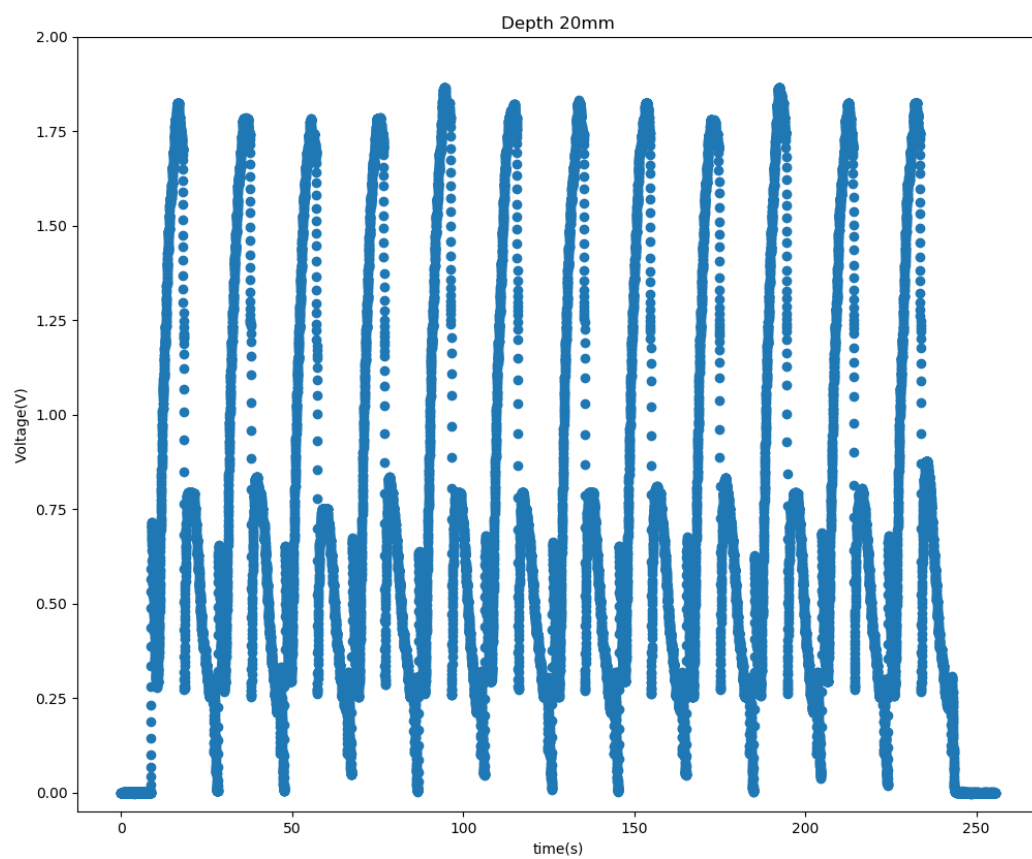


圖 3-28 攻牙深度 20mm 的主軸負載電流訊號



3.4.2.3 攻牙刀是否磨損與主軸負載電流及振動訊號的關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、攻牙深度(20mm)、切削材料(S45C)、有冷卻液。

操縱變因：

攻牙刀是否磨損：未磨損攻牙刀、磨損攻牙刀。

觀察變數：

主軸負載電流大小。

實驗結果分析：

未磨損攻牙刀及磨損攻牙刀的主軸負載電流訊號如圖 3-29、3-30 所示，可觀察到使用未磨損攻牙刀，向下攻牙電流峰值約為 0.6;使用磨損攻牙刀，向下攻牙電流峰值約為 1.7。使用磨損攻牙刀的向下攻牙電流峰值高於使用未磨損攻牙刀的兩倍以上，接近三倍。

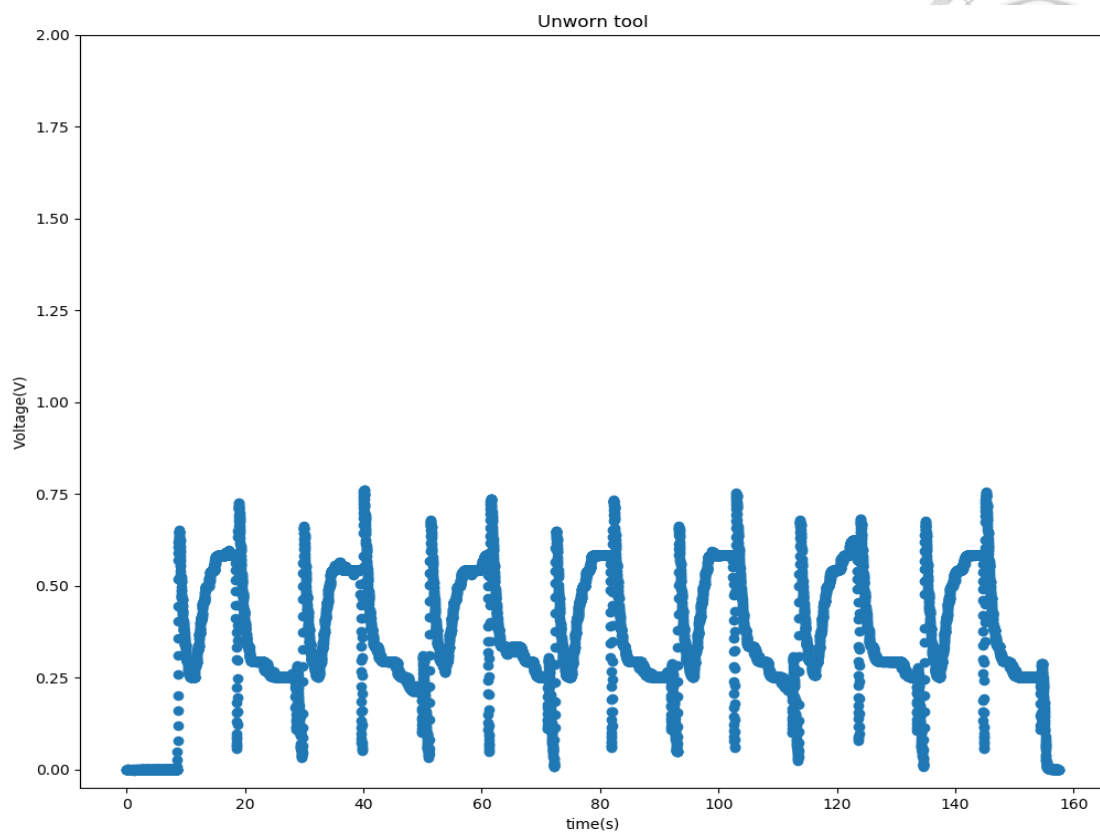


圖 3-29 未磨損攻牙刀的主軸負載電流訊號

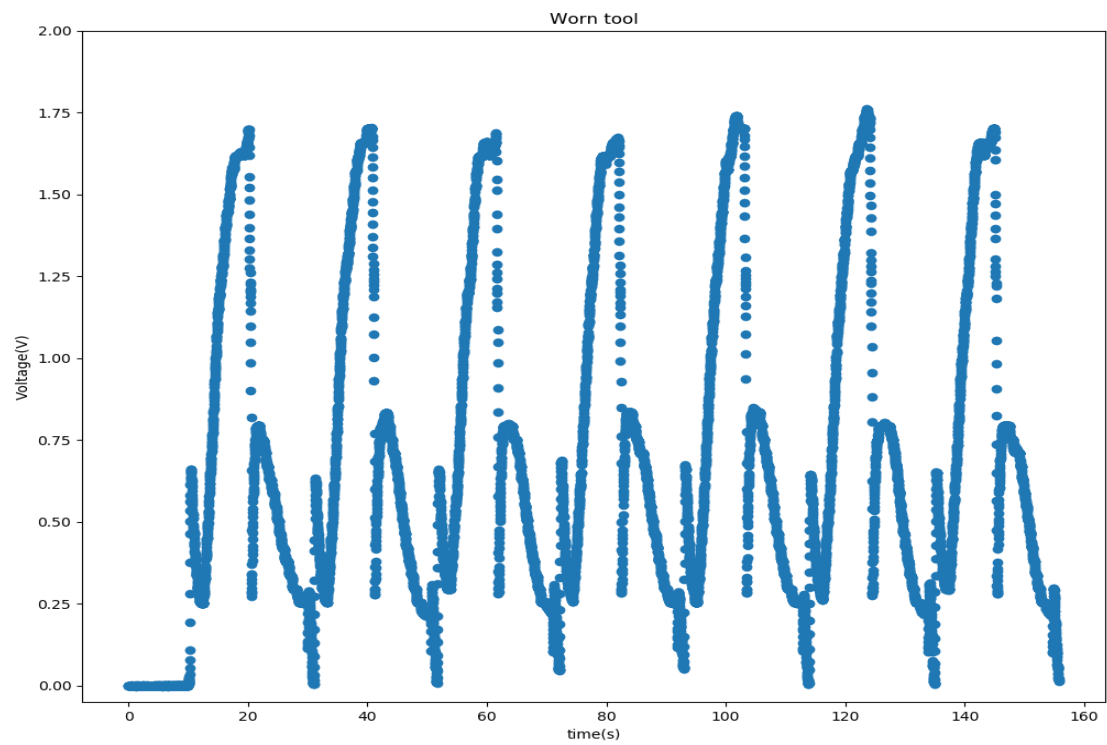


圖 3-30 磨損攻牙刀的主軸負載電流訊號



3.4.2.4 有無冷卻液與主軸負載電流及振動訊號的關係

實驗的控制變因及操縱變因為：

控制變因：

攻牙刀尺寸(5mm)、攻牙深度(20mm)、主軸轉速(200rpm)、切削材料(S45C)。

操縱變因：

有無冷卻液。

觀察變數：

主軸負載電流大小。

實驗結果分析：

有冷卻液攻牙及無冷卻液攻牙的主軸負載電流訊號如圖 3-31、3-32 所示，可觀察到在有冷卻液攻牙的情況下，向下攻牙的電流峰值較穩定，約介於 1.7 至 1.75 左右；在無冷卻液攻牙的情況下，向下攻牙的電流峰值較參差不齊，約介於 1.25 至 2.1 左右。分別計算圖 3-31、圖 3-32 向下攻牙的電流峰值標準差(如表 3-3 所示)，無冷卻液攻牙的峰值標準差比有冷卻液攻牙的峰值標準差大 3 倍以上，符合上述有冷卻液攻牙峰值較穩定、無冷卻液攻牙峰值參差不齊的觀察。

表 3-3 攻牙刀在有無冷卻液條件下的峰值標準差

	攻牙刀	
	有	無
冷卻液		
峰值標準差	0.06997	0.23331

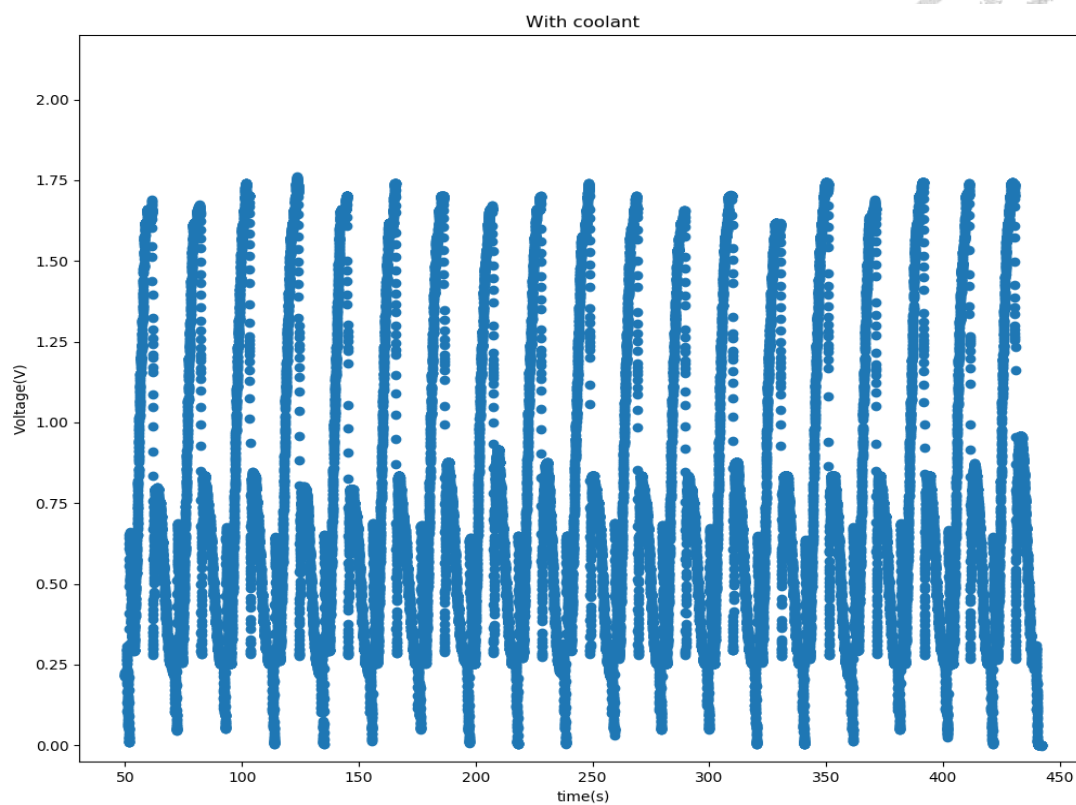


圖 3-31 有冷卻液攻牙的主軸負載電流訊號

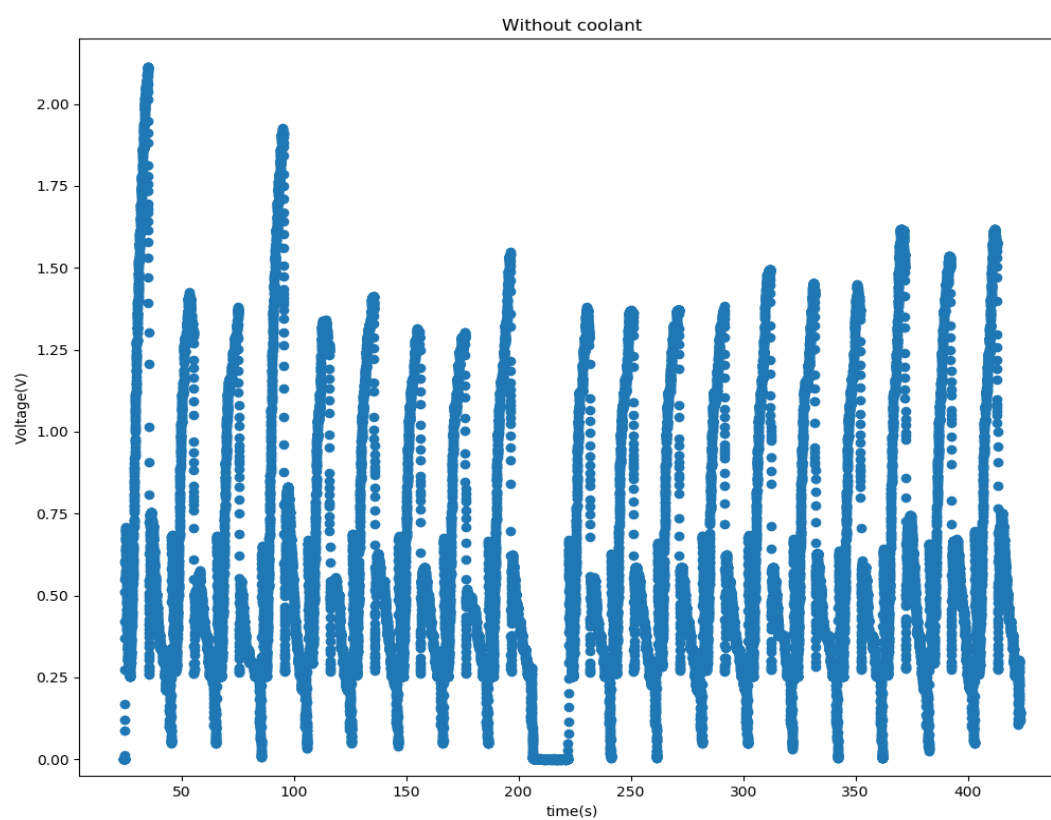


圖 3-32 無冷卻液攻牙的主軸負載電流訊號

3.4.3 攻牙刀發生斷裂及斷裂前的主軸負載電流訊號表現

本節觀察攻牙刀發生斷裂及斷裂前的主軸負載電流訊號。以下列出兩個攻牙刀發生斷裂的例子如圖 3-33~3-34 所示，其中橘色方框為刀具斷裂的週期，紫色帶有箭頭的線為上升趨勢線。由圖 3-33、3-34 可觀察到刀具斷裂時，電流峰值高於斷裂前所有週期的峰值。在刀具斷裂前，電流峰值有上升趨勢。

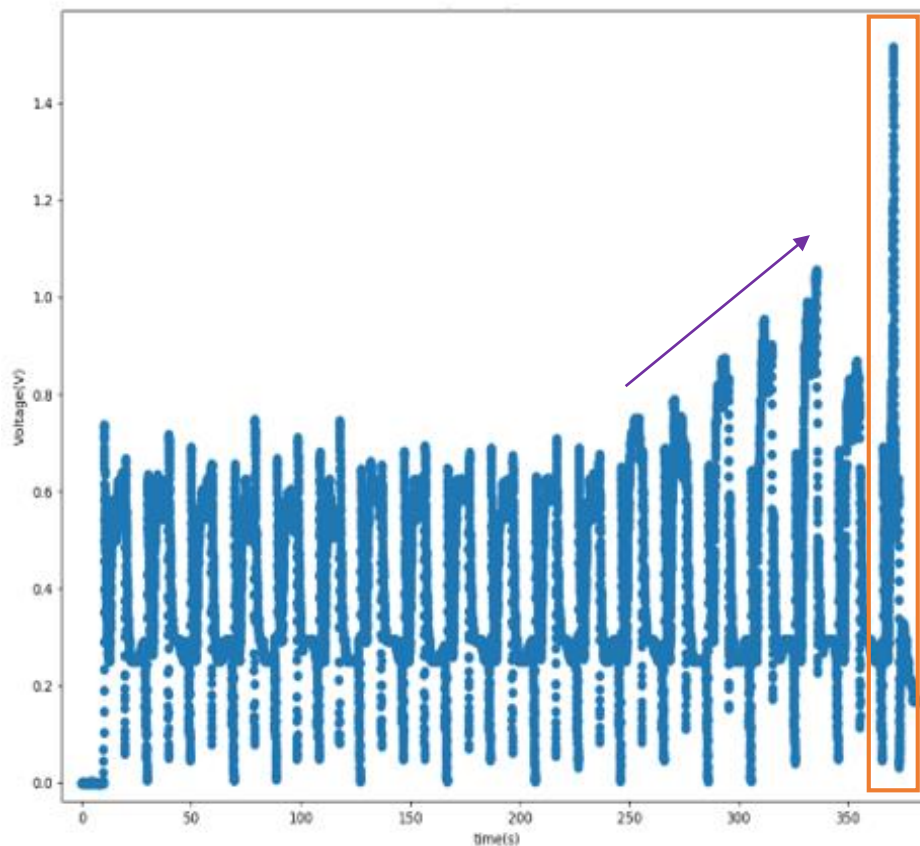


圖 3-33 攻牙刀發生斷裂的主軸負載電流訊號例子 1

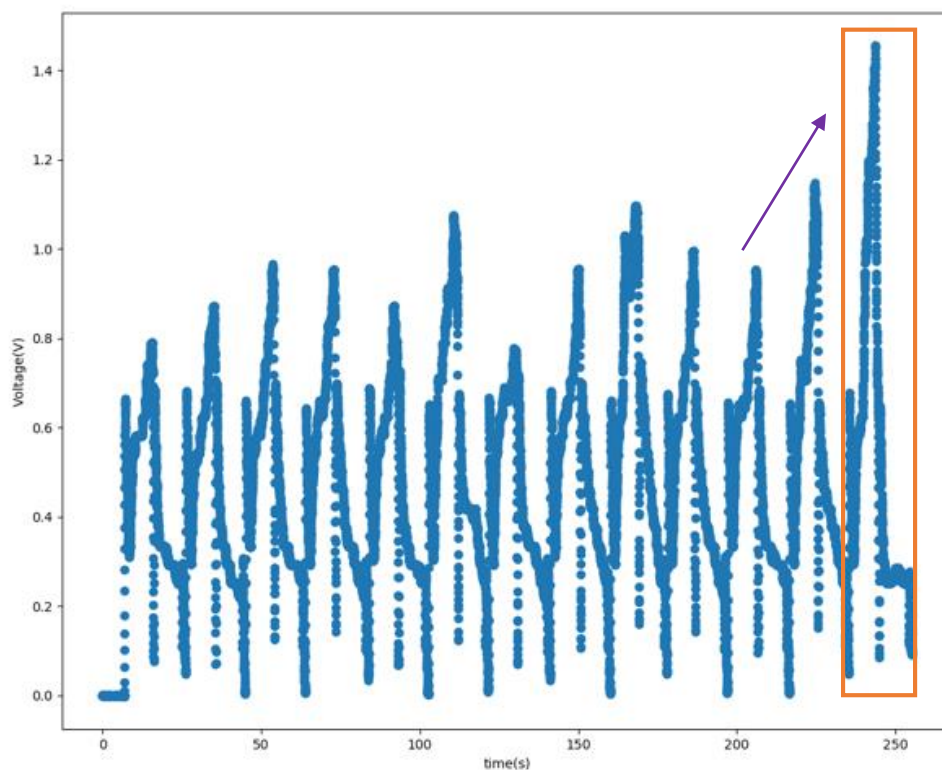


圖 3-34 攻牙刀發生斷裂的主軸負載電流號例子 2

3.5 攻牙加工數據收集結論

在本章節中，探討了監測攻牙刀的感測器選擇與安裝，以及進行攻牙加工數據收集實驗，並觀察不同加工參數、攻牙刀發生斷裂及斷裂前主軸負載電流及振動訊號的表現。具體研究結果如下：

感測器選擇與安裝：

考量感測器價格、安裝難易程度、在小型加工廠產線實際作業的可行性，本研究實驗最終安裝振動感測器至銑床主軸收集主軸振動訊號，以及以並聯的方式加裝主軸負載電流錶頭讀取設備，量測主軸負載電流相應的電壓訊號。

攻牙加工數據收集：

本研究為了考量並模擬小型加工廠單一訂單產品數量少的訂單型態，同一把刀具在相同加工條件下加工的數量少、且同一把刀具常經過不同加工參數加工，實驗最終使用了 9 把 M5 及 3 把 M4 的高速鋼先端攻牙刀，在不同加工參數下進行加工，且每一把攻牙刀收集的數據量最多不超過 121 個週期，符合小型加工廠

單一訂單產品數量少且加工參數多變的情境。實驗使用的各把攻牙刀的詳細加工參數如表 3-4，各把攻牙刀的各攻牙週期參數請參見[Cho23a]，其中 Tool No.表示實驗使用的攻牙刀編號，其中編號為 1、2、7、8、9、12 的攻牙刀實驗數據中，在加工最後一個週期發生攻牙刀斷裂情形; RPM(revolution per minute)表示主軸轉速; Depth 表示攻牙深度; Coolant 表示冷卻液; Tool condition 表示該攻牙刀在進行實驗數據收集前的刀具狀態; Tool size 表示攻牙刀外徑; cycles 表示使用該攻牙刀進行實驗數據收集的總攻牙週期次數。

表 3-4 攻牙加工的參數列表

Tool No.	RPM	Depth(mm)	Coolant	Tool condition	Tool size(mm)	cycles
1	200	20	yes/no	unworn	5	47
2	200/400	20/10	yes/no	unworn	5	52
3	200/300	20/12/8	yes	unworn	5	69
4	200/300/ 400/500	20/10	yes	unworn	5	119
5	200/300/ 400/500	20/12	yes	worn	5	101
6	200/300	20/12/8	yes	worn	5	72
7	200/400	20/10	yes/no	worn	5	82
8	200/300/ 400	20/12	yes/no	worn	5	121
9	200	12	yes	worn	5	24
10	200/300/ 400/500	20	yes	unworn	4	40
11	200/300/ 400	20/12	yes	unworn	4	50
12	200/300/ 400	12	yes	worn	4	23

不同加工參數對主軸負載電流的影響:

主軸負載電流受刀具磨損程度影響最大。磨損的攻牙刀向下攻牙電流峰值可達未磨損的攻牙刀向下攻牙電流峰值的兩倍以上，甚至接近三倍。相較於加工轉速、加工深度與有無冷卻液對主軸負載電流的影響，刀具磨損程度主宰了對主軸負載電流的影響。

不同加工參數對振動訊號的影響:

振動訊號受刀具轉速影響最大。轉速 300rpm 與轉速 200rpm 的振動加速度及

速度大小相差兩倍以上，而轉速 400rpm 與轉速 200rpm 的振動加速度及速度大小相差三倍以上。相較於加工深度、刀具磨損程度與有無冷卻液對振動訊號的影響，刀具轉速主宰了對振動訊號的影響。

攻牙刀發生斷裂及斷裂前的主軸負載電流與振動訊號表現:

刀具發生斷裂時，振動訊號有明顯高峰，電流峰值也高於斷裂前所有週期的電流峰值。而刀具斷裂前，電流峰值有上升趨勢，但振動訊號無明顯特徵或趨勢。

3.6 選擇僅用主軸負載電流數據進行攻牙刀斷裂預警方法研究

根據 3.4.2 節觀察不同加工參數與主軸負載電流的關係，可知主軸負載電流受刀具磨耗程度影響最大，以及根據 3.4.3 節觀察攻牙刀發生斷裂及斷裂前主軸負載電流的表現，發現攻牙刀斷裂前，電流峰值有上升的趨勢，且發生斷裂的週期的電流峰值也高於斷裂前所有週期的電流峰值，以上觀察符合刀具磨耗程度越大、切削阻力越大、攻牙刀越容易斷裂的物理現象。上述說明主軸負載電流有利於間接反映切削力與刀具磨耗程度，有助於進而判斷攻牙刀是否即將斷裂。因此，本研究將使用主軸負載電流數據進行攻牙刀斷裂預警演算法設計。

根據 3.3.2 節觀察不同加工參數與振動訊號的關係，可知振動訊號受刀具轉速影響最大，且受刀具轉速的影響相較於受刀具磨耗程度的影響大很多，至少兩倍以上，在有不同轉速的加工條件下，振動訊號不利於用來反映攻牙刀的磨耗程度。根據 3.3.3 節觀察攻牙刀發生斷裂及斷裂前振動訊號的表現，發現攻牙刀斷裂前，振動訊號無明顯特徵或趨勢，振動訊號僅在攻牙刀發生斷裂的週期有明顯的峰值，約是其他週期峰值的十倍。

因此，振動訊號適合用來偵測攻牙刀是否發生斷裂[OSW21]。但由於在攻牙刀斷裂前，振動訊號無明顯特徵或趨勢，不利於幫助判斷攻牙刀是否即將斷裂，



且振動訊號受刀具轉速的影響大於受刀具磨耗程度的影響至少兩倍以上，不利於在有不同轉速的加工條件下提供刀具磨耗程度的資訊，無助於判斷攻牙刀是否即將斷裂。另外，本實驗使用的振動感測器及其讀取設備成本高，約台幣六萬元，相較於主軸負載電流讀取設備的一萬五千元(此價格為 2021/09/23 的網路報價)，成本高四倍，若能設計不需要振動訊號的攻牙刀斷裂預警方法，則可省下振動感測器及其讀取設備的成本，提供小型 CNC 銑床加工廠可負擔性更高、更經濟實惠的攻牙刀斷裂預警方案。綜合上述因素，本研究決定不考慮振動訊號，以下章節僅使用主軸負載電流數據進行攻牙刀斷裂預警方法研究。



Chapter 4 攻牙刀數據前處理與特徵萃取

實驗數據收集完成後，由於收集到的數據檔案含不同加工參數下的數據，且每個檔案包含不同週期數、每個週期的峰值不同、波形不同、週期與週期間有無停頓也不一定，須先進行數據前處理。首先對攻牙電流數據定義一次攻牙加工週期。接著萃取週期數據中重要的特徵點以利後續攻牙刀斷裂預警判斷。首先 4.1 節定義攻牙加工的週期。4.2 節說明分割攻牙週期數據的方法。4.3 節說明攻牙電流數據特徵萃取。

4.1 攻牙加工的週期定義

本節將依據攻牙製程步驟對攻牙電流數據定義一次攻牙加工週期。根據 2.2.2 節的攻牙製程介紹，攻牙製程包括七個基本步驟，分別為 1)主軸開始旋轉(主軸正轉啟動)、2)主軸空轉(尚未接觸到加工工件)、3)主軸正轉向下切削工件、4)主軸急停(向下切削達指定深度)、5)主軸開始旋轉(主軸反轉啟動)、6)主軸反轉向上退刀、7)主軸停止(向上退刀達指定高度)。

攻牙週期定義

從主軸開始旋轉，對加工件向下攻牙切削至完成指定深度的螺紋孔，到主軸反轉退刀至指定高度並停止旋轉。以上過程定義為一個攻牙週期。

以下說明攻牙製程步驟與攻牙主軸負載電流表現的對照關係。

攻牙製程步驟與攻牙主軸負載電流表現的對照關係：

步驟 1) 主軸開始旋轉，此時電流會在短時間內急遽上升，提供主軸啟動旋轉的啟動電流，且主軸轉速越高，所需的啟動電流越大。

步驟 2) 主軸空轉，此時攻牙刀尚未接觸到加工工件，電流會從啟動電流降至維持空轉所需之電流。

步驟 3) 主軸正轉向下切削工件，此時攻牙刀開始切削工件，電流會從維持空轉



所需之電流開始上升，且切削阻力越大，電流上升越高。

步驟 4) 主軸急停，當攻牙刀已向下切削達指定深度，主軸緊急停止旋轉，電流會在短時間內急遽降至比維持空轉所需之電流更低的值。

步驟 5) 主軸開始旋轉，此時主軸反轉啟動，電流會在短時間內急遽上升，提供主軸啟動旋轉的啟動電流，且主軸轉速越高，所需的啟動電流越大。

步驟 6) 主軸反轉向上退刀，此時由於工件材料已在步驟 3 向下切削時被移除，此步驟即類似空轉，電流會從步驟 5 的啟動電流降至維持空轉所需之電流。

步驟 7) 主軸停止，當攻牙刀已向上退刀達指定高度，主軸停止旋轉，電流會降至比維持空轉所需之電流更低的值。若不連續攻牙，此步驟的電流將降至 0。

一個攻牙週期的主軸負載電流數據(以下簡稱為電流數據)定義

一個攻牙週期中，所含的攻牙製程步驟對應的電流數據。

圖 4-1 為攻牙製程步驟 1~7 與電流對應的電壓(以下稱為電流，因為該電壓變化趨勢即電流變化趨勢)表現的對照關係圖。橫軸為數據點序列，縱軸為電流對應的電壓，單位為伏特(V)。

圖 4-1 中從第 1500 數據點開始，因為在 1500 數據點之前主軸尚未開始旋轉，不屬於攻牙製程步驟之一。步驟 1.主軸開始旋轉，此時電流會急遽上升至第一個峰值；步驟 2. 主軸空轉，此時攻牙刀尚未接觸到加工工件，電流會從第一個電流峰值降至維持空轉所需之電流；步驟 3.主軸正轉向下切削工件，此時攻牙刀開始切削工件，電流會從維持空轉所需之電流開始上升，且切削阻力越大，電流上升越高；步驟 4.主軸急停，當攻牙刀已向下切削達指定深度，主軸會緊急停止旋轉，電流會在短時間內急遽降至比維持空轉所需之電流更低的值；步驟 5.主軸開始旋轉，此時主軸反轉啟動，電流會在短時間內急遽上升至第二個電流峰值；步驟 6.主軸反轉向上退刀，電流會從第二個電流峰值降至維持空轉所需之電流。步驟 7.主軸停止，當攻牙刀已向上退刀達指定高度，主軸停止旋轉，電流會降至比維持空轉所需之電流更低的值。若不連續攻牙，此步驟的電流將降至 0。

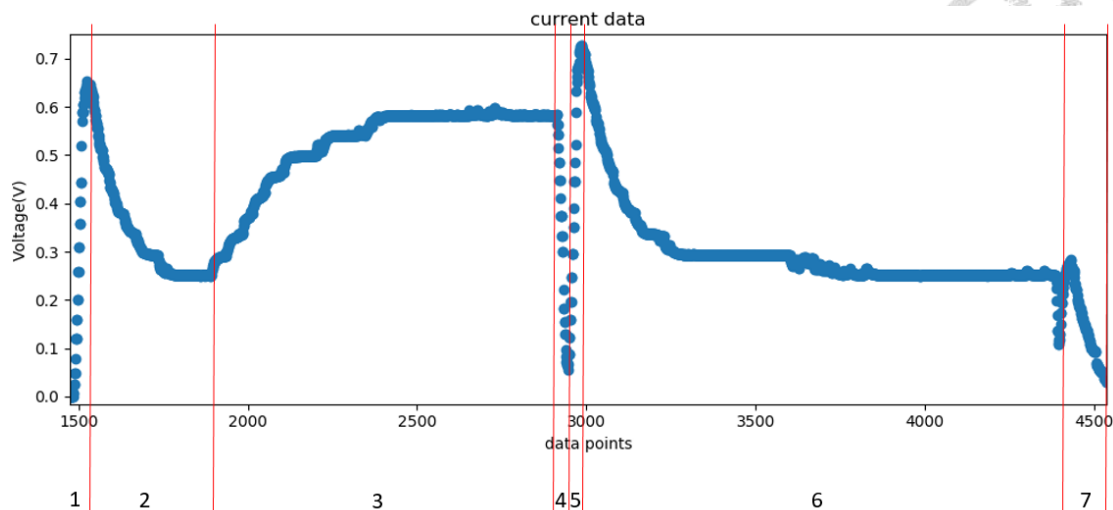


圖 4-1 攻牙製程步驟 1~7 與電流表現的對照

製程步驟:

4.2 分割攻牙週期數據的方法設計

由於實驗收集到的攻牙加工數據，包含在不同轉速、不同攻牙深度等等不同加工參數條件下的數據，各攻牙週期的電流數據點數不盡相同，不利後續進行攻牙刀斷裂預警演算法設計。本節依據 4.1 節攻牙週期電流數據的定義，設計分割攻牙週期數據的方法，以利後續以攻牙週期為單位，進行攻牙週期電流數據特徵萃取。使得各攻牙週期的資料長度相同，以利後續進行攻牙刀斷裂預警演算法設計。

4.2.1 分割攻牙週期數據的挑戰

實驗收集到的電流數據檔案為多個連續或不連續的攻牙加工電流數據，且各攻牙週期的電流數據長度不同。對於各攻牙週期也沒有起始或結束的時間標記，也沒有製程步驟的標記。如何僅以攻牙加工的電流數據表現，進行攻牙週期數據分割是挑戰。

圖 4-2 顯示實驗收集到的三個數據檔案，每個檔案包含的週期數分別為 5 個週期、10 個週期、5 個週期。同一檔案當中，每個週期間的峰值不同、波形也有差異、週期與週期間有無停頓也不一定。圖 4-2 圖(a)為連續攻牙五個週期，週期與週期間無停頓。圖(b)為連續攻牙五個週期後，停頓一段時間，再連續攻牙五個

週期。圖(c)為非連續攻牙五個週期，攻牙週期與週期間有停頓，且停頓時間長短不一。如何僅以攻牙加工的電流數據表現，設計分割以上情況的攻牙週期數據的方法是挑戰。

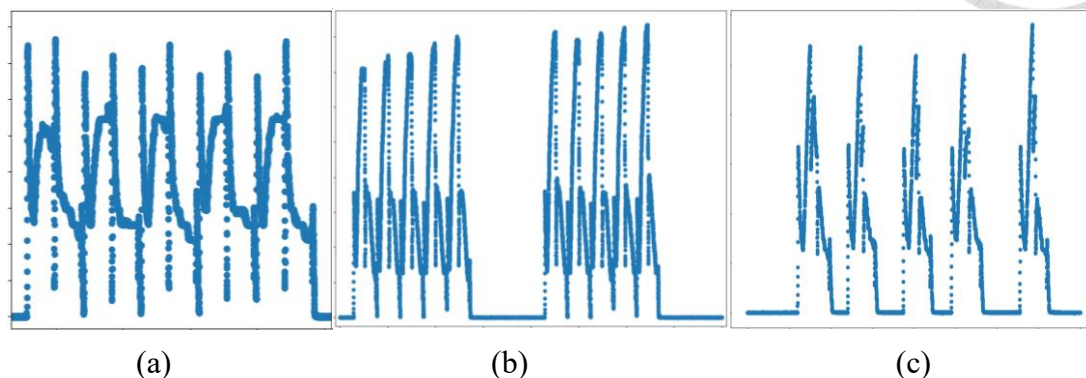


圖 4-2 三個不同情況的攻牙電流數據檔案。(a)連續攻牙五個週期，中間無停頓；(b)連續攻牙五個週期後，停頓一段時間，再連續攻牙五個週期；(c)非連續攻牙五個週期，攻牙週期與週期間有停頓，且停頓時間長短不一。

4.2.2 攻牙週期數據分割方法

實驗收集到的數據檔案主要可分成兩類，第一類為攻牙向下切削電流低於啟動電流(如圖 4-3 所示)，第二類為攻牙向下切削電流高於啟動電流(如圖 4-4 所示)。觀察以上兩類攻牙電流數據，它們的共通點為主軸啟動電流斜率相較於攻牙製程其他步驟的電流斜率大，我們可藉主軸啟動電流大的特性分割攻牙週期。

分割週期需找出每個週期的起始點及結束點。根據 4.1 節的說明，一個攻牙週期內包含兩次啟動電流，分別為攻牙製程的第一步驟及第五步驟。可利用攻牙製程第一步驟的啟動電流找出攻牙週期的起始點。結束點則分兩種情況，第一種情況為連續攻牙(如圖 4-3 前九個攻牙週期)，第二種情況為攻牙週期間有停頓(如圖 4-4 中第五週期及第六週期之間有停頓一段時間)或該攻牙週期為最後一次攻牙(如圖 4-3 及圖 4-4 的最後一個週期)。第一種情況的結束點為下一個連續攻牙週期的起始點。第二種情況的結束點為電流降至 0 的點。綜上，分割方法乃藉由主軸啟動電流斜率大的特性找攻牙週期的起始點，以及藉由主軸啟動電流斜率大的特性或主軸停止而電流降至 0 的特性找攻牙週期的結束點，以分割攻牙週期。

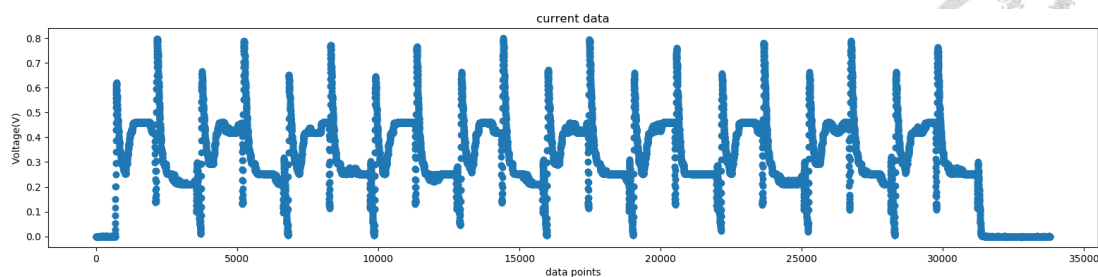


圖 4-3 向下切削電流低於啟動電流

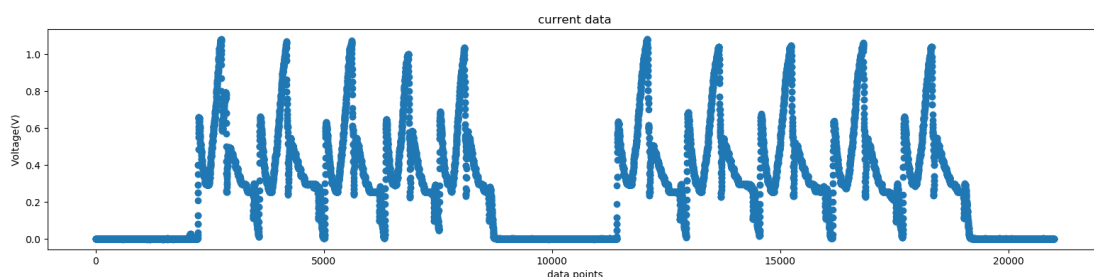


圖 4-4 向下切削電流高於啟動電流

為了將以上的分割方法設計為演算法，首先定義相關符號如表 4-1。

表 4-1 符號定義

符號	定義
y	電流數據序列
y[n]	y 序列中編號 n 的數據， $n=0,1,2,\dots,N-1$
number of cycle	欲分割的週期數
slopepoints	計算啟動電流斜率的資料點數量
slope	欲分割週期的主軸啟動電流斜率
stablepoints	從主軸啟動至維持空轉所需電流的資料點數量
start	起始點的編號序列
end	結束點的編號序列
len(·)	計算串列的長度
abs(·)	計算絕對值

找攻牙週期起始點與結束點的演算法設計，主要藉由主軸啟動電流斜率大的特性找的起始點，以及藉由主軸啟動電流斜率大的特性或電流降至 0 的特性找結束點。演算法輸入包含攻牙電流數據序列(y)、欲分割的週期數(number of cycle)、計算啟動電流斜率的資料點數量(slopepoints)、欲分割週期的主軸啟動電流斜率(slope)、以及從主軸啟動至維持空轉所需電流的資料點數量(stablepoints)。演算法輸出為起始點的編號序列(start)以及結束點的編號序列(end)。



詳細演算法步驟總結如下：

電流數據週期分割演算法

1. **Input:** y, number of cycle, slopepoints, slope, stablepoints
2. **Initialize** n=0,start=[],end=[]
3. **while** len(start) < number of cycle
4. **for** i = n,...N-1
5. **if** (y[i+slopepoints]-y[i])/ slopepoints > slope
6. put i in start
7. **end for**
8. **for** j = start[len(start)-1]+ stablepoints,...N-1
9. **if** abs(y[j+slopepoints]-y[j])/ slopepoints > slope
10. **for** k =j+stablepoints,...N-1
11. **if** (y[k+slopepoints]-y[k])/ slopepoints > slope **or** y[k]<=0
12. put k in end
13. n=k
14. **end for**
15. **end for**
16. **end while**
17. **Output:** start, end

演算法輸入參數設定參考值：

欲分割的週期數(number of cycle)

攻牙加工的週期數。銑床師傅在進行攻牙時，會知道並設定將加工多少個攻牙週期。

計算啟動電流斜率的資料點數量(slopepoints)

以本研究實驗收集到的攻牙電流數據為例，由於啟動電流約在 0.4 秒達到啟

動電流峰值，其中啟動電流前半部的斜率又比後半部的斜率大。因此，本研究用啟動電流前 0.2 秒的斜率為計算基準。而本研究實驗用的電流取樣頻率約 100Hz，因此本研究設定計算啟動電流斜率的資料點數量(slopepoints)為 $100 \times 0.2 = 20$ 。

欲分割週期的啟動電流斜率(slope)

以上述 slopepoints 的資料點數量為基準計算，以本研究實驗收集到的攻牙電流數據為例，當攻牙刀尺寸為 M5，轉速為 200rpm、300rpm、400rpm、500rpm 的 slope 分別為 0.014、0.015、0.0225、0.027。當攻牙刀尺寸為 M4，轉速為 200rpm、300rpm、400rpm、500rpm 的 slope 分別為 0.014、0.015、0.0225、0.03。

主軸從啟動至穩定維持設定轉速的空轉的資料點數量(stablepoints)

以本研究實驗收集到的攻牙電流數據為例。由於主軸從啟動至穩定維持設定轉速的空轉所需時間約 2 秒，而本研究實驗用的電流取樣頻率約 100Hz。因此本研究設定主軸從啟動至穩定維持設定轉速的空轉的資料點數量(stablepoints)為 $100 \times 2 = 200$ 。

電流數據週期分割演算法輸入、輸出範例如下

以圖 4-3 的電流數據為例，輸入 y 為圖 4-3 的電流數據序列，共 10 個攻牙週期，輸入 number of cycle=10，輸入 slopepoints=20，由於使用的攻牙刀尺寸為 M5 且轉速為 200rpm，輸入 slope=0.014，輸入 stablepoints=200。經過電流數據週期分割演算法，輸出得到起始點的編號序列(start)以及結束點的編號序列(end)。依據各週期的起始點編號及結束點編號，分別繪製各週期的電流數據，如圖 4-5 所示，圖 4-5 為圖 4-3 攻牙週期分割的結果。圖 4-4 的電流數據依上述方式設定輸入，經找攻牙週期起始點與結束點的演算法，依輸出結果繪製各週期的電流數據，如圖 4-6 所示，圖 4-6 為圖 4-4 攻牙週期分割的結果。

圖 4-5 及圖 4-6 的分割結果符合輸入參數 number of cycle=10 的預期，分別分

割成 10 個攻牙週期。且各個分割後的攻牙週期的電流數據均符合一個攻牙週期的電流數據的定義。因此，電流數據週期分割演算法可有效且合理地分割連續或不連續的攻牙週期電流數據。以此分割結果為基礎，下節以攻牙週期為單位，進行攻牙週期電流數據特徵萃取。

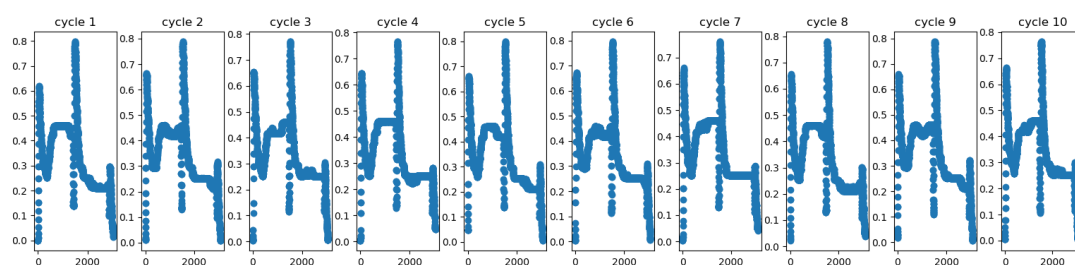


圖 4-5 圖 4-3 的攻牙週期分割結果

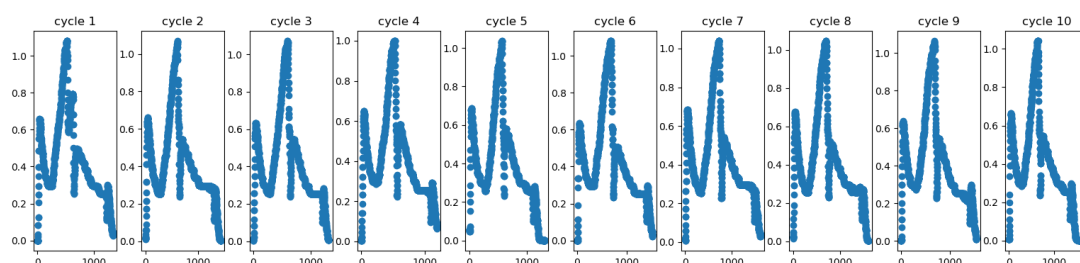


圖 4-6 圖 4-4 的攻牙週期分割結果

4.3 攻牙電流數據特徵萃取

一個攻牙週期的電流數據點數多，約數百至數千個資料點。但根據 2.2.2 小節對攻牙製程步驟的分析，可了解多數步驟並無實際進行工件切削。一般實際會造成攻牙刀磨損甚至斷裂的製程步驟僅一個，即主軸正轉向下切削工件的步驟。本節將萃取攻牙週期電流數據點中，實際有助於判斷攻牙刀是否即將斷裂的特徵，以利後續攻牙刀斷裂預警演算法設計。

4.3.1 攻牙電流數據特徵與刀具斷裂關係

藉由人眼實際觀察 CNC 銑床攻牙加工及主軸負載電流錶頭的指針變化，發現主軸負載電流會隨加工阻力變化而升降。有阻力越高、主軸負載電流越高的趨勢，且攻牙刀發生斷裂時，主軸負載電流會急遽上升至極大值。另外，[JeC02]研究顯示，在低轉速銑削時，馬達電流與切削力有成正比的關係。[Hua16]實驗也指

出主軸電流與銑刀磨耗量有正比的關係。上述文獻支持主軸電流有利於間接反映切削力與刀具磨耗量，符合本研究藉由人眼實際觀察 CNC 銑床攻牙加工，發現有攻牙切削阻力越高、主軸負載電流越高、攻牙刀越容易斷裂的現象。

除了人眼觀察攻牙加工與主軸負載電流的關係，以及其他文獻支持主軸電流有利於間接反映切削力與刀具磨耗量，本論文進而運用機器學習的方式，以資料分析的角度找出資料中哪些特徵可用於判斷攻牙刀是否發生斷裂，以利後續進行攻牙電流數據特徵萃取。

本論文實驗收集到的攻牙電流數據集具有以下特性:1)對於每個攻牙週期有類別標記，共分為兩個類別，攻牙刀斷裂或未斷裂兩種類別。2)數據集小，僅 800 個攻牙週期。

本節使用的機器學習模型需挑選適合上述的攻牙電流數據集特性，即需要用來分類的監督式機器學習模型，且該機器學習模型要適用於小數據集。另外，挑選的機器學習模型還需要可計算其進行資料分類使用的特徵的重要性，以利後續進行攻牙電流數據特徵萃取。挑選的機器學習模型還須具可解釋性，使人能了解並信任機器學習模型的分類規則，進而與 4.3.1 的攻牙電流數據特徵與刀具斷裂關係的知識關聯，以利後續進行攻牙電流數據特徵萃取。

機器學習的決策樹模型[JiM21]設計用來處理分類問題，還可計算進行資料分類使用的特徵的重要性，且分類規則清楚、具可解釋性，也適用於小數據集 [OaJ97]。由於決策樹模型特性符合上述欲挑選的機器學習模型的條件，因此決定使用決策樹，建立判斷攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型，進而分析攻牙電流數據中哪些特徵可用於判斷攻牙刀是否發生斷裂，以利後續進行攻牙電流數據特徵萃取。

4.3.1.1 斷裂判斷的決策樹模型概念

決策樹模型是一種樹狀結構，如圖 4-7，主要由樹根、節點、及樹葉所組成。樹根為欲分析的資料集。樹中每個節點會標示在該節點中的資料繼續分類下



去的規則，其規則包含使用何種特徵及使用的特徵值大小，且每個節點只使用一個特徵進行分類。而每個樹葉表示資料從樹根經歷對應的分類規則路徑，最後到達該樹葉節點的分類結果。

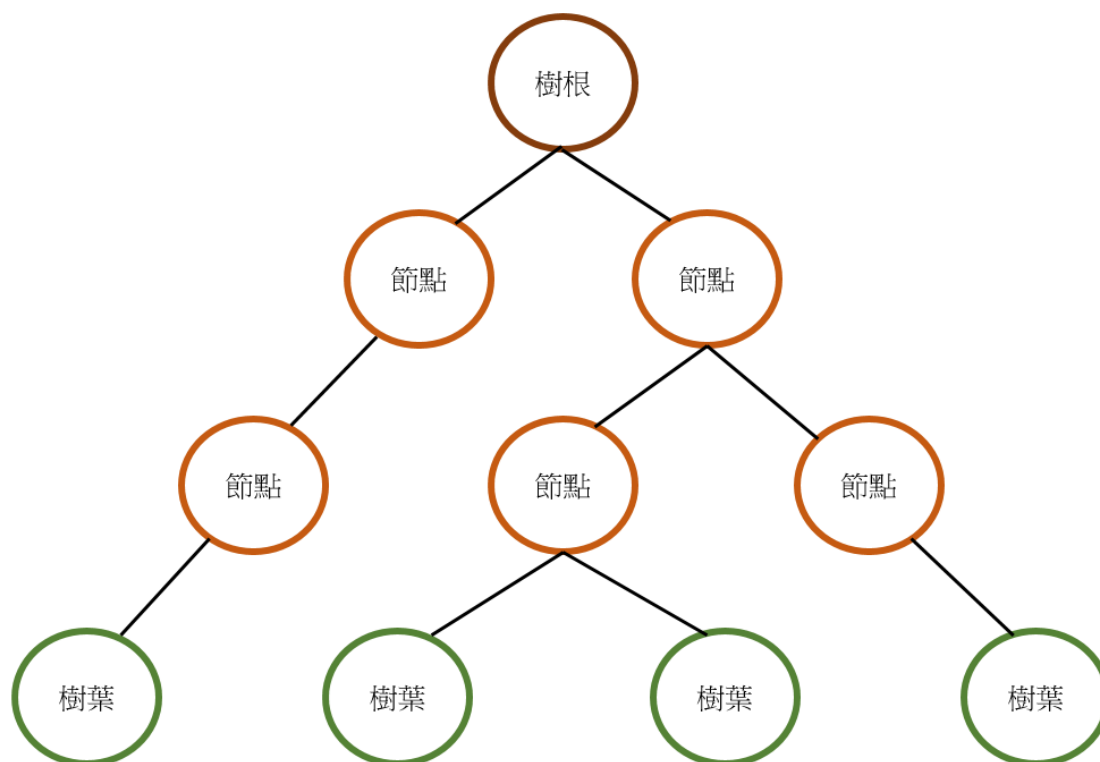


圖 4-7 決策樹模型結構示意圖

判斷攻牙刀是否發生斷裂是一種二元分類問題，分類攻牙刀斷裂或未斷裂兩種情形。可利用決策樹建立判斷攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型，建立利用攻牙電流數據判斷攻牙刀是否發生斷裂的規則。決策樹模型結構易可視化，且分類規則清楚簡單，因此可解釋性高。

在判斷攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型中，樹根為攻牙週期的電流數據資料集。樹中每個節點會標示在該節點中的資料繼續分類下去的規則，其規則包含使用第幾編號的電流取樣點為特徵及使用該特徵的值進行分類的標準，且每個節點只使用一個特徵進行分類，而使用該特徵的值進行分類的標準會是一個常數數值。以下為節點規則範例， $800 \leq 1.2$ ，代表使用週期中第 800 編號的電流取樣點為特徵，若該取樣點的值小於等於 1.2，該週期則被分到左節點，若該取樣點的

值大於 1.2，該週期則被分到右節點。樹葉表示攻牙週期的電流數據資料從樹根經歷對應的分類規則路徑，最後到達該樹葉節點的分類結果。每個樹葉內所含的攻牙週期屬於同一類資料，單一樹葉內的資料可能全部屬於斷裂週期的資料或全部屬於未斷裂週期的資料。

由於判斷攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型結構簡單，如圖 4-7 所示，模型結構易可視化，且樹中每個節點會標示使用第幾編號的電流取樣點為特徵及該特徵的值要大於或小於多少數值的規則，進行二元分類，分類規則清楚簡單，因此可解釋性高。

另外，相較於機器學習中的神經網路，神經網路往往需要較大的數據集，一般來說，神經網路在只有幾百筆數據的情況下難以有良好表現。而決策樹分類規則簡單，在小數據集上相對有優勢。[OaJ97]探討數據集大小對決策樹的影響，文獻中使用 19 種不同領域的數據集，每個數據集的數據量約幾百筆，分別建立決策樹模型，結果顯示隨著數據集的資料筆數增加，決策樹模型會隨之變大，但決策樹的準確率表現在數據集的資料筆數達到 100 筆左右之後，準確率就不再有顯著提升。[OaJ97]的研究支持決策樹適用於至少有 100 筆以上的小數據集。基於以上的論述，本研究將使用二元分類決策樹演算法，建立判斷攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型。

4.3.1.2 二元分類決策樹演算法

本研究使用 Python 程式語言的自由軟體機器學習庫 scikit-learn[PVG11]版本 0.23.2 中的 DecisionTreeClassifier[Sci23]分類決策樹演算法，建立判斷攻牙刀是否發生斷裂的二元分類決策樹模型。

以下說明 DecisionTreeClassifier 分類決策樹演算法的輸入、輸出、及步驟：

演算法 DecisionTreeClassifier

輸入：兩組陣列，陣列 X 及陣列 Y。陣列 X 為訓練資料集，其陣列大小 [n_samples, n_features]，其中 n_samples 表示訓練資料集的資料總筆數，



$n_features$ 表示每筆資料的特徵數量。陣列 Y 為類別標籤，為整數型態，二元分類決策樹的陣列 Y 中僅含兩種整數，例如 0 或 1。陣列 Y 大小為 $[n_samples]$ ，

$n_samples$ 表示訓練資料集的資料總筆數。

輸出：決策樹將訓練資料集中兩種類別完全分開的規則。

步驟：

1. 輸入訓練資料集陣列 X 及類別標籤陣列 Y 。
2. 在節點依據客觀的決策評估指標，挑選一個能使分類結果最好的特徵繼續做二元分類，並產生新的左、右節點。
3. 對於新產生的左、右節點，重複進行步驟 2，直到所有新產生的節點均為樹葉為止。

4.3.2 利用 Gini 不純度指標計算分類特徵的重要性

二元分類決策樹結構如 4.3.1.1 所述，資料集從樹根節點開始，在每個節點決定一個特徵去做分類決策，一層一層分類下去，直到每個新產生的節點均為樹葉為止，則完成決策樹模型的建立。

4.3.2.1 Gini 不純度為基礎的特徵重要性

各節點中，決定選擇哪個特徵做後續分類，需要客觀的決策評估指標。二元分類決策樹常使用 Gini 不純度為決策評估指標，評估使用何種特徵進行分類能產生的新節點內包含的資料同質性最高，進行資料類別分類，並輸出分類資料類別的規則，即分類該資料的決策樹模型。從輸出的決策樹模型可以知道決策樹分類資料使用的特徵，還可以進一步利用 Gini 不純度計算各特徵的重要性，了解各特徵對決策樹分類資料的重要程度。

Gini 不純度定義: [PVG11]

$$I_G(j) = \sum_{i=1}^c p(i|j)(-p(i|j)) = 1 - \sum_{i=1}^c p(i|j)^2 \quad (1)$$

$p(i|j)$ 代表在某個節點 j ，屬於類別 c 的比例。

數值越大，代表各類別的資料數量越接近，資料同質性越低；反之，數值越小，代表各類別的資料數量相差越大，也就是該節點中的資料均屬於同一類別的機率越高，資料同質性越高。最理想的分類結果為 $Gini=0$ ，代表在該節點的資料均屬於同一個類別。

節點(node) j 的重要性定義[Ron23]:

$$ni_j = w_j C_j - w_{left(j)} C_{left(j)} - w_{right(j)} C_{right(j)} \quad (2)$$

ni_j 代表節點 j 的重要性。 w_j 代表到達節點 j 的資料數量權重。 C_j 代表節點 j 的 Gini 不純度。 $left(j)$ 代表節點 j 的左子節點。 $right(j)$ 代表節點 j 的右子節點。

根據上述公式定義，節點 j 的重要性為節點 j 的加權 Gini 不純度減去節點 j 的左子節點的加權 Gini 不純度，再減去節點 j 的右子節點的加權 Gini 不純度。加權的權重由節點的資料數佔總資料數的比例決定，資料數越多的節點，影響節點重要性越大。

因此，節點的重要性意義為使用該節點決定的特徵及規則進行分類時，加權不純度的減少。減少的越多，此節點中的使用的特徵及規則越重要。 ni_j 的數值越大，代表該節點的特徵及規則越重要。

4.3.2.2 二元分類決策樹的特徵重要性計算與分類範例:

根據 4.3.1.2 的說明，二元分類決策樹的輸入需要兩組陣列，訓練資料集的陣列 X、及類別標籤的陣列 Y。

假設輸入的陣列 X 及陣列 Y 如下：

$$X = [[3,0,1],[2,0,0],[1,0,0],[0,1,0],[0,1,1],[1,1,1],[1,1,0],[0,3,1]]$$

陣列 X 中，每個向量代表一筆資料。資料順序從 0 開始編號。例如 [3,0,1] 為第 0 筆資料、[2,0,0] 為第 1 筆資料、[1,0,0] 為第 2 筆資料、... 以此類推。該陣列 X 共有 8 筆資料。

向量長度代表單一筆資料的數據點數。數據點數順序從 0 開始編號。陣列 X 中每筆資料有 3 個數據點，例如第 0 筆資料 [3,0,1] 中，第 0 個數據點的值為 3、第

1 個數據點的值為 0、第 2 個數據點的值為 1。

向量長度也代表單筆資料的特徵數量，所以陣列 X 的每筆資料有 3 個特徵。特徵編號從 0 開始編號。以陣列 X 為例，每筆資料有 3 個特徵，分別為 X[0]、X[1]、X[2]。以第 0 筆資料[3,0,1]為例，特徵 X[0]對應到資料中第 0 個數據點，所以第 0 筆資料的特徵 X[0]的值為 3，特徵 X[1]對應到資料中第 1 個數據點，所以第 0 筆資料的特徵 X[1]的值為 0，特徵 X[2]對應到資料中第 2 個數據點，所以第 0 筆資料的特徵 X[2]的值為 1。

Y = [1,1,0,0,0,0,1]

陣列 Y 為類別標籤，共有兩種類別，分別為類別 1 和類別 0。該陣列 Y 共有 8 個類別標籤。

類別標籤順序從 0 開始編號。以陣列 Y 為例，第 0 個類別標籤為類別 1、第 1 個類別標籤為類別 1、第 2 個類別標籤為類別 0、...以此類推。

陣列 Y 中，每個類別標籤分別依序對應陣列 X 中的資料的類別。例如，陣列 Y 的第 0 個類別標籤為陣列 X 的第 0 筆資料的類別、陣列 Y 的第 1 個類別標籤為陣列 X 的第 1 筆資料的類別、陣列 Y 的第 2 個類別標籤為陣列 X 的第 2 筆資料的類別、...以此類推。所以，陣列 X 的第 0 筆資料的類別為類別 1、陣列 X 的第 1 筆資料的類別為類別 1、陣列 X 的第 2 筆資料的類別為類別 0、...以此類推。

運用 Python 程式語言的自由軟體機器學習庫 scikit-learn[PVG11]版本 0.23.2 中的 DecisionTreeClassifier[Sci23]分類決策樹演算法，結合 Gini 不純度決策評估指標，就本例的陣列 X 及陣列 Y 為輸入，輸出的二元分類決策樹模型結果如下圖 4-8:

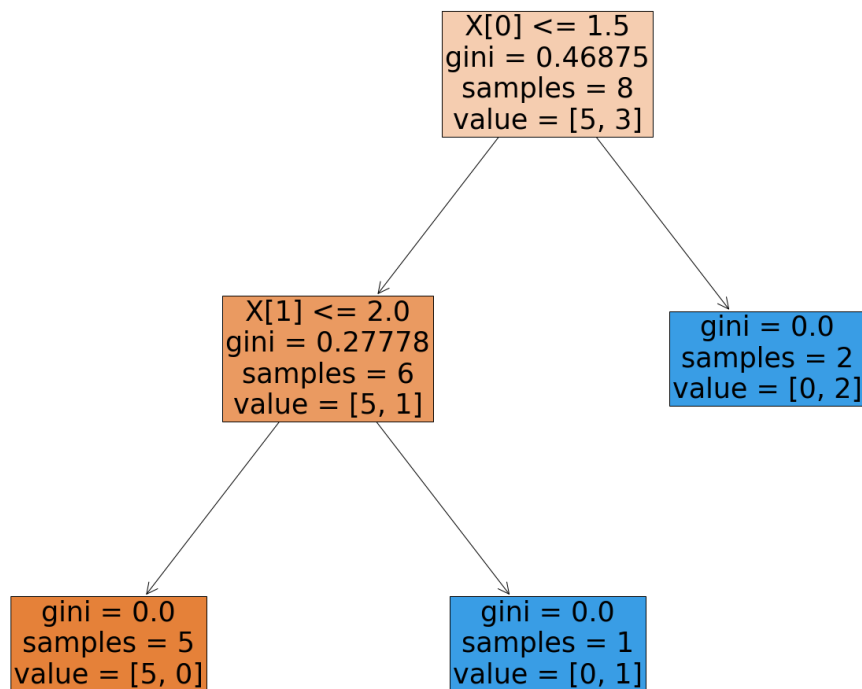


圖 4-8 二元分類決策樹特徵重要性計算範例的輸出模型

圖 4-8 中的圖格說明：

以圖 4-9 為例，其中 $X[0]$ 代表該節點使用 特徵 $X[0]$ 對應到的數據點的值 (以下稱為 特徵 $X[0]$ 點值) 進行分類。其中 $X[0] \leq 1.5$ 代表該節點將資料進行二元分類的規則，若資料的特徵 $X[0]$ 點值小於或等於 1.5，則將該筆資料分到左節點，若否，則將該筆資料分到右節點。其中 gini 代表該節點的 Gini 不純度。其中 samples 代表到達該節點的資料總筆數。其中 value = [5, 3] 代表在該節點中，有 5 筆資料為類別 0，有 3 筆資料為類別 1。

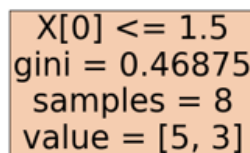


圖 4-9 圖 4-8 中，其中一個節點的圖格

節點決定二元分類規則的標準：



各節點中，使用 Gini 不純度為決策評估指標，挑選能使加權 Gini 不純度降低最多的規則做二元分類，直到每個新產生的節點均為樹葉為止。加權的權重由節點的資料數佔總資料數的比例決定。

節點決定二元分類規則的計算方法範例：

本例輸入的陣列 X 及陣列 Y 如下：

$X = [[3,0,1],[2,0,0],[1,0,0],[0,1,0],[0,1,1],[1,1,1],[1,1,0],[0,3,1]]$

$Y = [1,1,0,0,0,0,0,1]$

陣列 X 中，每筆資料有 3 個特徵，分別為 $X[0]$ 、 $X[1]$ 、 $X[2]$ 。先討論以特徵 $X[0]$ 進行二元分類可能的規則，由於陣列 X 中的 8 筆資料的特徵 $X[0]$ 點值有 0、1、2、3，將上述特徵 $X[0]$ 點值一刀切成兩邊的可能切法有從 0~1 之間切一刀、或從 1~2 之間切一刀、或從 2~3 之間切一刀，共三種可能的切法。本研究使用的 DecisionTreeClassifier[Sci23] 分類決策樹演算法，並結合 Gini 不純度決策評估指標，其切法落點為欲被切成兩邊的特徵點值中，兩個相差最小的特徵點值的中點。例如，欲將特徵 $X[0]$ 點值=0 及特徵 $X[0]$ 點值=1 之間切一刀，切的落點會是 0 和 1 的中點，即 1.5。因此，以特徵 $X[0]$ 進行二元分類可能的規則有以下三種， $X[0] \leq 0.5$ 、 $X[0] \leq 1.5$ 、 $X[0] \leq 2.5$ 。

若以 $X[0] \leq 0.5$ 進行二元分類，陣列 X 中會有 3 筆資料被分到左節點、5 筆資料被分到右節點。被分到左節點的 3 筆資料，分別為陣列 X 中的第 3、4、7 筆資料，其中第 3、4 筆資料為類別 0，第 7 筆資料為類別 1，此左節點的 Gini 不純度為 $1 - (2/3)^2 - (1/3)^2 = 0.44444$ 。被分到右節點的 5 筆資料，分別為陣列 X 中的第 0、1、2、5、6 筆資料，其中第 2、5、6 筆資料為類別 0，第 0、1 筆資料為類別 1，此右節點的 Gini 不純度為 $1 - (3/5)^2 - (2/5)^2 = 0.48$ 。陣列 X 原本的 Gini 不純度為 $1 - (3/8)^2 - (5/8)^2 = 0.46875$ 。所以，若以 $X[0] \leq 0.5$ 進行二元分類，其加權 Gini 不純度降低 $0.46875 - (3/8) * 0.44444 - (5/8) * 0.48 = 0.002085$ 。

若以 $X[0] \leq 1.5$ 進行二元分類，陣列 X 中會有 6 筆資料被分到左節點、2 筆

資料被分到右節點。被分到左節點的 6 筆資料，有 5 筆資料為類別 0，有 1 筆資料為類別 1，此左節點的 Gini 不純度為 $1-(5/6)^2-(1/6)^2=0.27778$ 。被分到右節點的 2 筆資料，有 0 筆資料為類別 0，有 2 筆資料為類別 1，此右節點的 Gini 不純度為 $1-(0/2)^2-(2/2)^2=0$ 。陣列 X 原本的 Gini 不純度為 $1-(3/8)^2-(5/8)^2=0.46875$ 。所以，若以 $X[0] \leq 1.5$ 進行二元分類，其加權 Gini 不純度降低 $0.46875-(6/8)*0.27778-(2/8)*0=0.260415$ 。

若以 $X[0] \leq 2.5$ 進行二元分類，陣列 X 中會有 7 筆資料被分到左節點、1 筆資料被分到右節點。被分到左節點的 7 筆資料，有 5 筆資料為類別 0，有 2 筆資料為類別 1，此左節點的 Gini 不純度為 $1-(5/7)^2-(2/7)^2=0.40816$ 。被分到右節點的 1 筆資料，有 0 筆資料為類別 0，有 1 筆資料為類別 1，此右節點的 Gini 不純度為 $1-(0/1)^2-(1/1)^2=0$ 。陣列 X 原本的 Gini 不純度為 $1-(3/8)^2-(5/8)^2=0.46875$ 。所以，若以 $X[0] \leq 2.5$ 進行二元分類，其加權 Gini 不純度降低 $0.46875-(7/8)*0.40816-(1/8)*0=0.11161$ 。

接著，依序討論以特徵 $X[1]$ 、特徵 $X[2]$ 進行二元分類可能的規則。以特徵 $X[1]$ 進行二元分類可能的規則有以下兩種， $X[1] \leq 0.5$ 、 $X[1] \leq 2.0$ 。以特徵 $X[2]$ 進行二元分類可能的規則只有一種， $X[2] \leq 0.5$ 。若以 $X[1] \leq 0.5$ 、 $X[1] \leq 2.0$ 、 $X[2] \leq 0.5$ 進行二元分類，依上述方法計算，可得加權 Gini 不純度分別降低 0.102085、0.11161、0.03125。

所以，分別以特徵 $X[0]$ 、特徵 $X[1]$ 、特徵 $X[2]$ 進行二元分類可能的規則共有六種， $X[0] \leq 0.5$ 、 $X[0] \leq 1.5$ 、 $X[0] \leq 2.5$ 、 $X[1] \leq 0.5$ 、 $X[1] \leq 2.0$ 、 $X[2] \leq 0.5$ 。依上述六種規則進行二元分類的加權 Gini 不純度分別降低 0.002085、0.260415、0.11161、0.102085、0.11161、0.03125。

由於節點中決定二元分類規則的標準為挑選能使加權 Gini 不純度降低最多的，上述六種規則中，以 $X[0] \leq 1.5$ 的規則進行二元分類的加權 Gini 不純度降低最多，因此本例首先以 $X[0] \leq 1.5$ 的規則進行二元分類。後續二元分類規則依照



上述方法決定，直到每個新產生的節點均為樹葉為止。

二元分類決策樹的可解釋性:

圖 4-8 為本例輸出的二元分類決策樹模型結果，其模型結構簡單，由樹根、節點、樹葉組成，易可視化。其中樹根及節點都標示了進行二元分類的規則、該樹根或節點的 Gini 不純度、到達該樹根或節點的資料總筆數、以及該樹根或節點中類別 0、類別 1 的資料數各有多少筆。

從樹根及節點標示的分類規則，我們可以明白並解釋每筆資料最終到達樹葉、被分類為某個類別的所有過程。例如，由於陣列 X 的第 0 筆及第 1 筆資料的特徵 X[0] 點值均大於 1.5、不符合樹根 $X[0] \leq 1.5$ 的分類規則，因此，第 0 筆及第 1 筆資料均被分到樹根的右節點，且最終到達此右節點的資料僅此兩筆均屬於類別 1 的資料，即此右節點為樹葉，不再繼續分類。例如，陣列 X 的第 7 筆資料的特徵 X[0] 點值小於 1.5、符合樹根 $X[0] \leq 1.5$ 的分類規則，因此，第 7 筆資料被分到樹根的左節點，由於最終到達此左節點的資料含五筆屬於類別 0 及一筆屬於類別 1 的資料，此左節點會繼續分類，其分類的規則為 $X[1] \leq 2.0$ ，第 7 筆資料的特徵 X[1] 點值大於 2.0、不符合 $X[1] \leq 2.0$ 的分類規則，因此，第 7 筆資料會繼續被分到該節點的右節點，且最終到達此右節點的資料僅此筆均屬於類別 1 的資料，即此右節點為樹葉，不再繼續分類。

依節點重要性定義(2)計算各節點使用的特徵的重要性:

從樹根及節點標示的 Gini 不純度、到達該樹根或節點的資料總筆數、以及該樹根或節點中類別 0、類別 1 的資料數各有多少筆，可以依節點重要性定義(2)計算各節點使用的特徵的重要性，計算結果如下:

$$X[0]: (8/8)*0.46875 - (6/8)*0.27778 - (2/8)*0 = 0.260415$$

$$X[1]: (6/8)*0.27778 - (5/8)*0 - (1/8)*0 = 0.208335$$

$$X[2]: 0 \text{ (因為沒有任何節點使用此特徵)}$$

將各特徵的重要性歸一化，使各特徵重要性落在[0,1]之間，且所有特徵的重



要性總和為 1，則：

特徵 X[0]的歸一化後的重要性為： $0.260415/(0.260415+0.208335+0) = 0.555552$

特徵 X[1]的歸一化後的重要性為： $0.208335/(0.260415+0.208335+0) = 0.444448$

特徵 X[2]的歸一化後的重要性為： $0/(0.260415+0.208335+0) = 0$

由於特徵重要性的意義為使用該特徵進行分類時，節點加權 Gini 不純度的減少，減少的越多，代表能使分類後、新產生的節點中的資料同質性越高，因此，特徵重要性越高的特徵，越有利於將不同類別的資料分開。

從以上特徵重要性的計算結果可知，特徵 X[0]的重要性最高，意即使用特徵 X[0]點值進行二元分類最有利於將不同類別的資料分開。特徵 X[1]的重要性次高，表示使用特徵 X[1]點值也有利於分類資料。特徵 X[2]的重要性等於零，代表該分類決策樹模型並沒有使用到特徵 X[2]點值進行分類，建立該模型可以不需要特徵 X[2]，輸出結果仍會相同。

4.3.3 攻牙刀週期數據決策樹模型之建立與斷裂特徵萃取

本研究運用 Python 程式語言的自由軟體機器學習庫 scikit-learn[PVG11]版本 0.23.2 中的 DecisionTreeClassifier[Sci23]分類決策樹演算法，結合 Gini 不純度決策評估指標，建立攻牙刀週期數據二元分類決策樹模型，進而依節點重要性定義(2)計算各節點使用的特徵的重要性，萃取斷裂攻牙週期數據的特徵。

4.3.3.1 攻牙刀週期數據決策樹模型之建立

建立攻牙刀週期數據的決策樹模型，首先需要輸入攻牙刀的週期數據集。由於決策樹模型要求輸入的週期數據長度須一致，但實驗收集到的攻牙電流數據中，攻牙週期的電流數據長度不同，約數百至數千個數據點，須先統一各攻牙週期的電流數據長度。

攻牙週期電流數據長度統一

統一數據長度最簡單且最直觀的方法有以下兩種，1)刪成最短:以所有週期數據中長度最短的數據長度為標準，其他週期數據都要刪去一些數據點，使得各週

期數據長度與最短的週期數據長度一樣短; 2) 補成最長: 以所有週期數據中長度最長的數據長度為標準, 其他週期數據都要增加一些數據點, 常利用在週期數據尾端補數個 0, 使得各週期數據長度與最長的週期數據長度一樣長。

由於攻牙週期的電流數據點數範圍在 612 到 4080 點之間, 平均的攻牙週期電流數據點數約 2000 個數據點左右, 若選擇用刪成最短的方式統一數據長度, 會造成多數的攻牙週期遺失七成以上的數據, 很可能造成攻牙週期數據失真, 不利於攻牙電流數據特徵萃取。因此, 本研究選擇用補成最長的方式, 以所有攻牙週期數據中長度最長的數據長度為標準, 即以 4080 個數據點長度為標準, 在其他不足 4080 個數據點的週期數據尾端補數個 0, 使得各週期數據長度與最長的週期數據長度一樣長。用補成最長的方式統一週期數據長度, 可保留各週期的所有數據, 不會遺失週期的原始數據。以下輸入的攻牙週期電流數據集中, 各攻牙週期的數據為經過上述補成最長的方式統一數據長度後的攻牙週期電流數據, 因此每個攻牙週期的數據長度為 4080 個數據點, 每個數據點作為周期的一個特徵。

攻牙週期電流週期數據特徵萃取原理

分類攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型的輸入與輸出如下:

輸入: 兩組陣列, 陣列 X_c 及陣列 Y_c 。

陣列 X_c 為攻牙週期的電流數據集[Cho23a], 其陣列大小為 $[n_samples, n_features]$, 其中 $n_samples=621$ 表示建立分類攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型的攻牙週期電流數據有 621 個週期, $n_features=4080$ 表示每個週期的數據點長度、亦表示特徵數量。陣列 X_c 的內容格式如同 4.3.2.2 節中的陣列 X , 由向量組成, 陣列 X 中每個向量代表一筆資料, 而陣列 X_c 中每個向量表示一個攻牙週期的電流數據。向量和攻牙週期都從 0 開始編號, 例如第 0 個向量代表第 0 個攻牙週期的電流數據、第 1 個向量代表第 1 個攻牙週期的電流數據、...、以此類推。向量長度代表單一週期的數據點數。向量長度也代表單一週期的特徵數量, 所以陣列 X_c 的每個週期有 4080 個特徵, 特徵編號從 0 開始編號, 分別為 $X_c[0]$ 、

$X_c[1]$ 、 $X_c[2]$ 、...、 $X_c[4079]$ 。陣列 X_c 中向量內的數據點順序亦從 0 開始編號，每個向量內的數據點編號即為每個攻牙週期的電流取樣點編號，例如向量中第 0 個數據點即代表攻牙週期的第 0 個電流取樣點、向量中第 1 個數據點即代表攻牙週期的第 1 個電流取樣點、...、以此類推。陣列 X_c 中的向量中，每個向量內的數據點編號對應到的數據值為相同電流取樣點編號的電流值，例如向量中第 0 個數據點的值即代表攻牙週期中第 0 個電流取樣點的電流值、向量中第 1 個數據點的值即代表攻牙週期中第 1 個電流取樣點的電流值、...、以此類推。

陣列 Y_c 為攻牙刀是否發生斷裂的類別標籤陣列，其陣列大小為 $[n_samples=621]$ 。陣列 Y 中僅含兩種整數，1 和 0。攻牙刀發生斷裂的週期類別標註為類別 1，其他週期類別標註為類別 0，其中有 5 個攻牙週期為類別 1、616 個攻牙週期為類別 0。

輸出: 決策樹分類攻牙刀是否發生斷裂的規則。如圖 4-10。

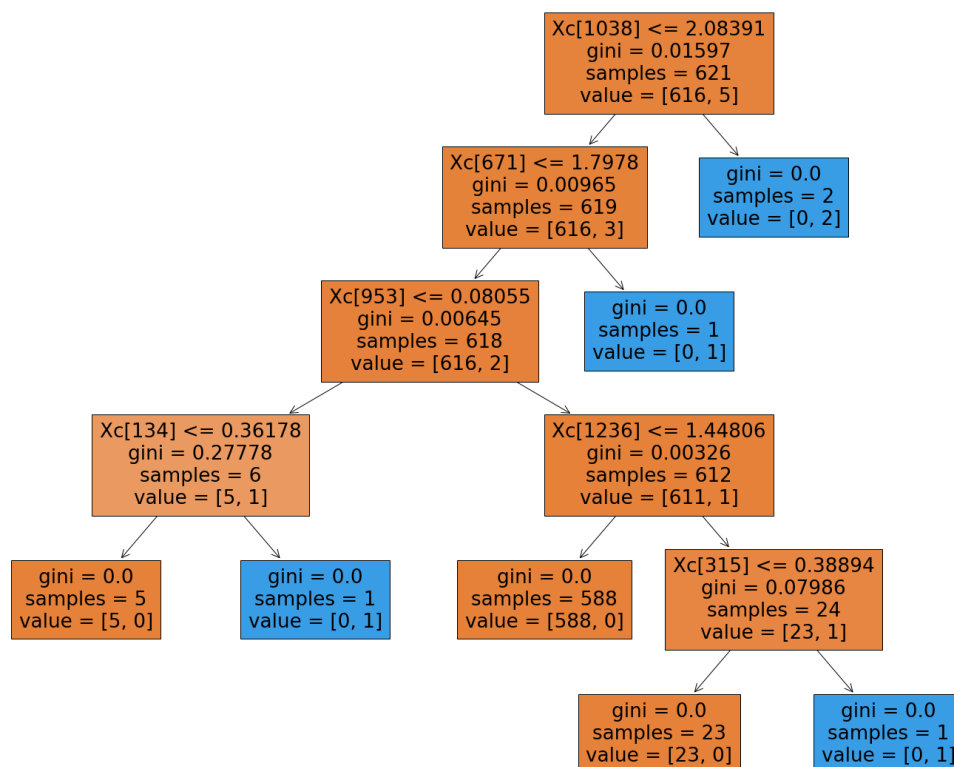


圖 4-10 分類攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型

圖 4-10 中的圖格說明：

以圖 4-11 為例，其中 $Xc[1038]$ 代表該節點使用特徵 $Xc[1038]$ 對應到的數據點的值(以下稱為特徵 $Xc[1038]$ 點值)進行分類。其中 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 代表該節點將資料進行二元分類的規則，若資料的特徵 $Xc[1038]$ 點值小於或等於 2.08391，則將該筆資料分到左節點，若否，則將該筆資料分到右節點。其中 gini 代表該節點的 Gini 不純度。其中 samples 代表到達該節點的資料總筆數。其中 value = [616, 5] 代表在該節點中，有 616 筆資料為類別 0，有 5 筆資料為類別 1。

$Xc[1038] \leq 2.08391$
gini = 0.01597
samples = 621
value = [616, 5]

圖 4-11 圖 4-10 中，其中一個節點的圖格

節點決定二元分類規則的標準：

各節點中，使用 Gini 不純度為決策評估指標，遍歷所有攻牙週期電流數據的特徵及各特徵進行二元分類的所有可能的規則，並計算各規則進行二元分類的加權 Gini 不純度分別降低多少，從中挑選能使加權 Gini 不純度降低最多的規則做二元分類，直到每個新產生的節點均為樹葉為止。根據上述的各節點中決定二元分類規則的標準，建立分類攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型，模型輸出結果如圖 4-10。

解釋圖 4-10 的決策樹模型輸出結果：

根據上述的各節點中決定二元分類規則的標準，第一層的節點挑選能使加權 Gini 不純度降低最多的規則 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 做二元分類，分出左右兩個節點，若週期中的特徵 $Xc[1038]$ 點值小於等於 2.08391，則將該週期分到左節點若週期中的特徵 $Xc[1038]$ 點值大於 2.08391，則將該週期分到右節點。經過第一層分類後，右節點的資料全部屬於斷裂的週期，共有 2 個斷裂的週期;左節點的資料包含未斷裂及斷裂的週期，共有 616 個未斷裂的週期及 3 個斷裂的週期。由於右節點的資料已全部屬於同一類(均屬於斷裂的週期)，將不再繼續分類。而左節點的資料尚有兩類資料，將繼續分類，挑選能使加權 Gini 不純度降低最多的規則 $Xc[671] \leq 1.7978$ ，分出左右兩個節點，若週期中的第 671 號電流取樣點的值小

於等於 1.7978，則將該週期分到左節點，若週期中的第 671 號電流取樣點的值大於 1.7978，則將該週期分到右節點。經過第二層分類後，右節點的資料屬於斷裂的週期，共有 1 個斷裂的週期；左節點的資料包含未斷裂及斷裂的週期，共有 616 個未斷裂的週期及 2 個斷裂的週期。由於右節點的資料已全部屬於同一類(均屬於斷裂的週期)，將不再繼續分類。而左節點的資料尚有兩類資料，將繼續分類。根據上述說明，以此類推，直到各個樹葉節點內的資料均屬於同一類資料，則建立完成分類攻牙刀是否發生斷裂的決策樹模型

計算各節點使用的特徵及規則的重要性：

依節點重要性定義(2)計算各節點使用的特徵及規則的重要性，再將各特徵及規則的重要性歸一化，使各特徵及規則重要性落在 $[0,1]$ 之間，且所有特徵及規則的重要性總和為 1，則：

各特徵及規則的重要性如下：

特徵及規則	(歸一化後的)特徵及規則的重要性
$Xc[1038] \leq 2.08391$	0.398061389
$Xc[671] \leq 1.7978$	0.199996863
$Xc[315] \leq 0.38894$	0.193222403
$Xc[134] \leq 0.36178$	0.168019481
$Xc[953] \leq 0.08055$	0.032628340
$Xc[1236] \leq 1.44806$	0.008071524

由於特徵及規則的重要性意義為使用該特徵及規則進行分類時，節點加權 Gini 不純度的減少，減少的越多，代表能使分類後、新產生的節點中的資料同質性越高，因此，特徵及規則重要性越高的特徵及規則，越有利於將不同類別的資料分開。

從以上特徵及規則重要性的計算結果可知，以 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 的特徵及規則進行分類的重要性最高，意即以特徵 $Xc[1038]$ 點值是否小於等於 2.08391 的

規則，進行攻牙刀是否發生斷裂的二元分類，最有利於將攻牙刀發生斷裂或攻牙刀未斷裂的週期數據分開。且以 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 的特徵及規則進行分類的重要性是以其他特徵及規則進行分類的重要性的約兩倍以上。

但僅以 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 的特徵及規則的文字描述，無法了解特徵 $Xc[1038]$ 點值實際對應攻牙週期哪個製程步驟中的電流值，因為各攻牙週期的原始電流數據長度不同，對於各攻牙週期也沒有起始或結束的時間標記，也沒有製程步驟的標記。因此，下一小節將以圖像的方式，畫出被分類為斷裂的攻牙週期電流數據圖，並在斷裂的攻牙週期電流數據圖上標記將該週期分類為斷裂週期的特徵，以具體了解決策樹模型利用攻牙週期哪個製程步驟中的電流值，來當作特徵進行攻牙刀是否斷裂的二元分類。

4.3.3.2 以決策樹萃取攻牙電流數據特徵

本小節將以圖像的方式，藉由人眼解讀，以及根據 4.1 節對攻牙製程步驟與攻牙電流數據表現的對照關係的知識，了解決策樹模型利用攻牙週期哪個製程步驟中的電流值，來當作特徵進行攻牙刀是否斷裂的二元分類。

根據 4.3.3.1 節所列的決策樹分類攻牙刀是否發生斷裂使用的特徵及規則的重要性，以 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 的特徵及規則，進行分類攻牙刀是否發生斷裂的重要性最高，是以其他特徵及規則進行分類的重要性的約兩倍以上。因此，以下探討以 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 的特徵及規則，被分類為斷裂的兩筆攻牙週期數據。

以下我們畫出以 $Xc[1038] \leq 2.08391$ 的特徵及規則，而被分類為斷裂週期的兩個攻牙週期電流數據。如圖 4-12 及圖 4-13，該兩個攻牙週期的電流數據的特徵 $Xc[1038]$ 點值大於 2.08391，所以均被分類為斷裂週期。圖 4-12 及圖 4-13 中，紅色的點為週期中特徵 $Xc[1038]$ 對應的數據點位置和數據點的值，即判斷攻牙刀是否發生斷裂最重要的特徵和規則依據。根據 4.1 節，攻牙製程步驟與攻牙主軸負載電流表現的對照關係說明，可以了解圖 4-12 及圖 4-13 中，兩條紅色垂直線中間的範圍為攻牙製程步驟 3. 向下切削的電流數據表現。因此，從圖 4-12 及圖 4-13

可以觀察到，判斷攻牙刀是否發生斷裂最重要的特徵點值，落在攻牙製程步驟 3. 向下切削的步驟中，且特徵點值很接近攻牙週期向下切削時的電流峰值。

另外，我們也探討 4.3.3.1 節所列的決策樹分類攻牙刀是否發生斷裂使用的特徵及規則的重要性中，重要性次高的特徵及規則，是以 $Xc[671] \leq 1.7978$ 的特徵及規則，進行分類攻牙刀是否發生斷裂。

以下我們畫出以 $Xc[671] \leq 1.7978$ 的特徵及規則，而被分類為斷裂週期的一個攻牙週期電流數據。如圖 4-14，此攻牙週期的電流數據的特徵 $Xc[671]$ 點值大於 1.7978，所以均被分類為斷裂週期。圖 4-14 中，紅色的點為週期中特徵 $Xc[671]$ 對應的數據點位置和數據點的值，即判斷攻牙刀是否發生斷裂次重要的特徵和規則依據。根據 4.1 節，攻牙製程步驟與攻牙主軸負載電流表現的對照關係說明，可以了解圖 4-14 中，兩條紅色垂直線中間的範圍為攻牙製程步驟 3. 向下切削的電流數據表現。因此，從圖 4-14 可以觀察到，判斷攻牙刀是否發生斷裂次重要的特徵點值，亦落在攻牙製程步驟 3. 向下切削的步驟中，且特徵點值亦接近攻牙週期向下切削時的電流峰值。

藉由圖像的方式，觀察並解讀決策樹判斷攻牙刀是否發生斷裂最重要和次重要的特徵和規則，了解最重要和次重要的特徵點值均落在攻牙製程的向下切削步驟中，且特徵點值均接近攻牙週期向下切削時的電流峰值，且被分類為斷裂週期的規則均為特徵點值大於某個電流值標準。

由於上述對決策樹分類攻牙刀是否發生斷裂最重要和次重要的特徵和規則的解讀及了解，支持我們人眼觀察攻牙加工與主軸負載電流的關係，有攻牙向下切削時，主軸負載電流高過某電流值標準，攻牙刀就會斷裂的關係。通常攻牙刀斷裂前的瞬間的電流值，會是該攻牙週期向下切削時的電流峰值。而且，決策樹判斷攻牙刀是否發生斷裂最重要和次重要的特徵點值，也都接近攻牙週期向下切削時的電流峰值。因此，我們萃取一個攻牙週期向下切削時的電流峰值為判斷該攻牙刀是否發生斷裂最重要的特徵。下一章將以攻牙週期電流數據中，攻牙週期向

下切削時的電流峰值為特徵，設計攻牙刀斷裂預警演算法。

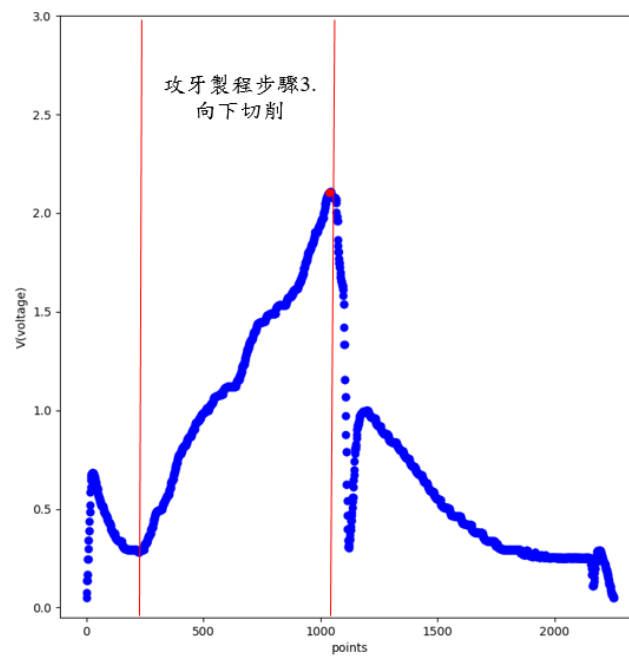


圖 4-12 用第 1038 號電流取樣點作為分類特徵，而被分類為斷裂的週期 1

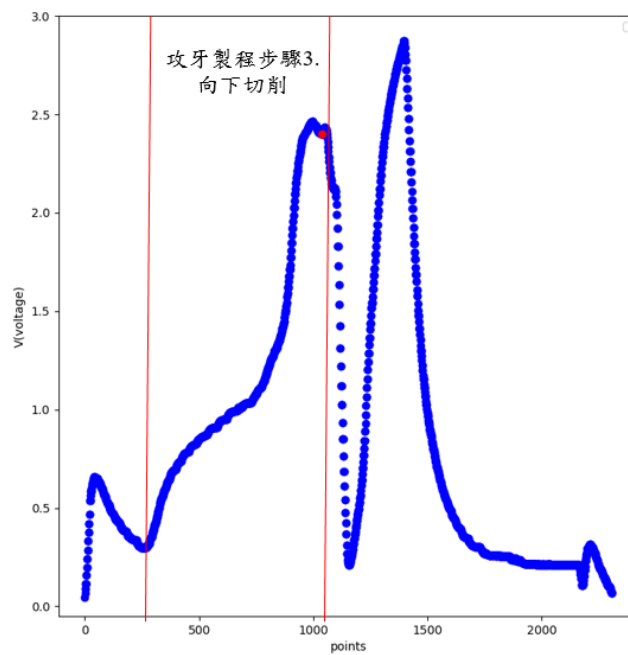


圖 4-13 用第 1038 號電流取樣點作為分類特徵，而被分類為斷裂的週期 2

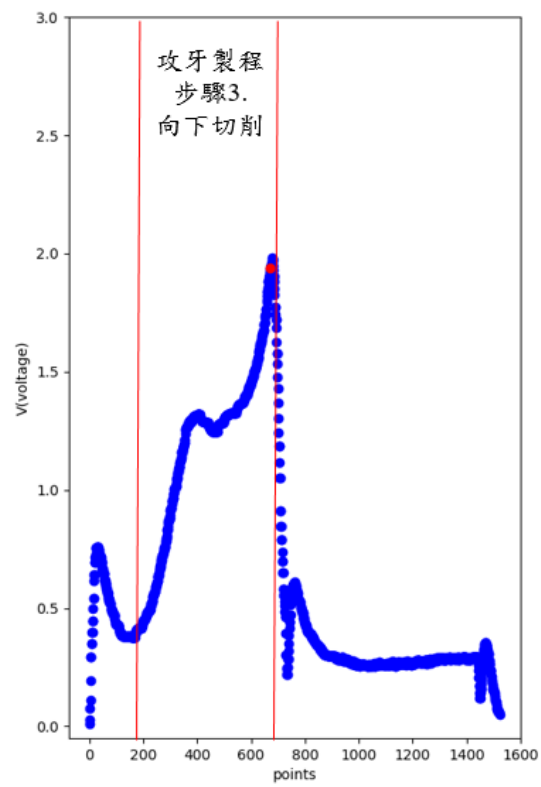


圖 4-14 用第 671 號電流取樣點作為分類特徵，而被分類為斷裂的週期



Chapter 5 攻牙刀斷裂預警演算法設計

本章利用第四章的結果-取攻牙向下切削的電流峰值(以下簡稱電流峰值)為特徵，以攻牙斷裂前更換攻牙刀為目標，設計攻牙刀斷裂預警演算法，並分析其效能。

在 5.1 節會先說明設計演算法的發想基礎，接著提出攻牙刀斷裂預警演算法設計。5.2 節會分析演算法的偵測效能，主要以召回率、誤警率與檢測速度三個指標來評估。5.3 節說明攻牙刀斷裂預警的雛形實作展示，依序介紹系統架構、系統操作步驟、與情境展示，並進行成本效益估算。最後 5.4 節是總結。

5.1 攻牙刀斷裂預警演算法設計

本節首先說明攻牙刀斷裂預警演算法的設計發想基礎，包含了解刀具不同磨耗階段的特性，以及假設刀具磨耗為常態分佈的原因。接著，根據上述的發想基礎，提出本研究設計的攻牙刀斷裂預警演算法。

5.1.1 演算法設計的發想基礎

刀具磨耗階段

金屬機械加工的教科書[KnB05]提到，刀具磨耗一般可分為三個階段，分別為初期磨耗、正常磨耗、及劇烈磨耗。監測刀具磨耗的相關文獻[LFJ15]、[LLC21]顯示，刀具的磨耗隨加工的時間或次數增加而變大，且三階段的刀具磨耗速率不同。

文獻[LFJ15]使用 Sumitomo DCGT 11T304 R-FX 型號的刀具進行乾切削加工，實驗結果如圖 5-1，初期磨耗階段約歷時 1.7 分鐘左右，此時刀具磨耗稍快；正常磨耗階段約歷時 4 分鐘左右，此時磨耗速率較初期磨耗階段慢，是加工最穩定、加工品質最好的階段；最後，大約加工 5.7 分鐘後是劇烈磨耗階段，此階段刀具磨耗量急劇上升，此時加工品質變差，且刀具可能隨時會斷裂，應進行刀具

更換。劇烈磨耗階段的磨耗速率約為初期磨耗階段的 5 倍、正常磨耗階段的 22 倍。

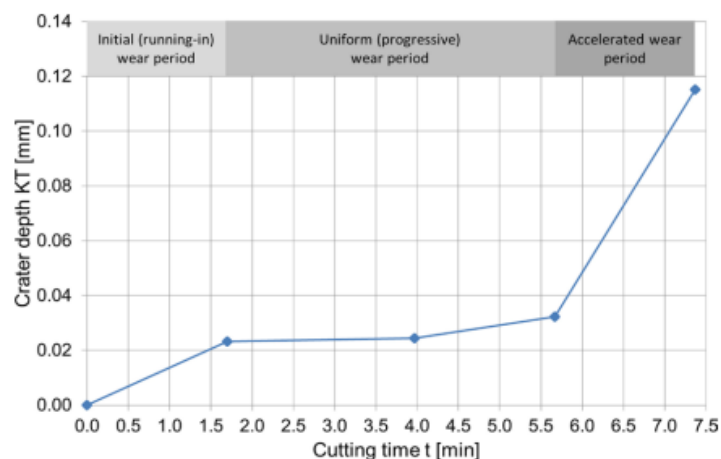


圖 5-1 刀具磨耗隨加工時間變化的關係圖[LFJ15]

文獻[LLC21]使用 PVD 塗層(TiAlN)硬質合金(PVD-coated (TiAlN) carbide) AMPT1135 型號的刀具進行乾切削加工，實驗結果如圖 5-2，初期磨耗階段為加工次數 20 次以內，此時刀具磨耗稍快；正常磨耗階段約在加工第 21 次至第 260 次之間，此時磨耗速率降低，刀具磨耗隨加工次數增加而緩慢增加，是加工最穩定、加工品質最好的階段；最後，加工次數達約 260 次之後是劇烈磨耗階段，此階段刀具磨耗速率急劇上升，此階段的磨耗速率約為初期磨耗階段的 2 倍、正常磨耗階段的 45 倍，此時加工品質變差，且刀具可能隨時會斷裂，應盡快更換刀具。

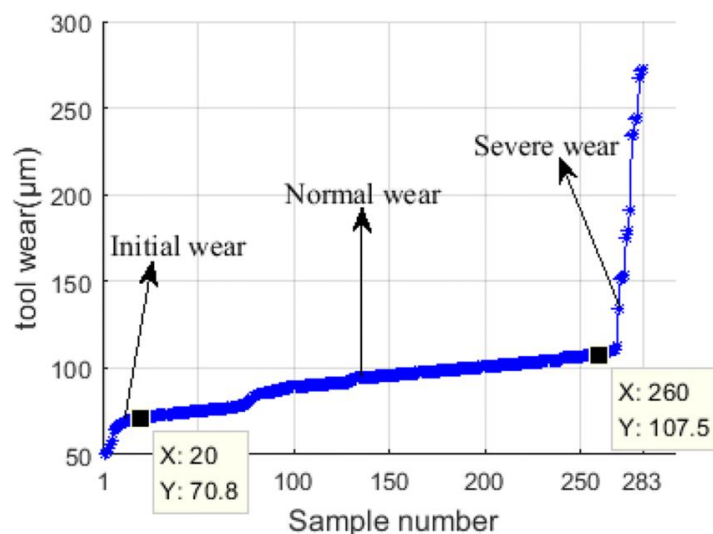


圖 5-2 刀具磨耗隨加工次數變化的關係圖[LLC21]

根據上述對刀具磨耗階段的探討，了解在大部分的加工時間或加工次數的刀具磨耗落在正常磨耗階段。正常磨耗階段的刀具磨耗速率低且穩定。而正常磨耗階段之後的劇烈磨耗階段，刀具磨耗速率會明顯地急遽增加，約為正常磨耗階段磨耗速率的 20 倍以上。正常磨耗階段與劇烈磨耗階段的磨耗量大小及磨耗速率有明顯差別。

假設刀具磨耗為常態分佈

從上述的文獻探討，了解刀具大部分的磨耗落在正常磨耗階段。且正常磨耗階段的刀具磨耗速率低，所以整個正常磨耗階段內的刀具磨耗量相差小。但當刀具磨耗從正常磨耗階段進入劇烈磨耗階段時，刀具磨耗量會明顯地急遽增加。以圖 5-2 為例，刀具總可加工次數為 283 次，其中正常磨耗階段的加工次數約 240 次，約佔總加工次數的 85%，且在正常磨耗階段的加工次數約 240 次過程中，最大磨耗量與最小磨耗量僅相差約 36.7 毫米，但在劇烈磨耗階段的加工次數約 23 次過程中，最大磨耗量與最小磨耗量相差高達 160 毫米以上，刀具磨耗量明顯地急遽增加。

根據上述，刀具大部分的磨耗落在正常磨耗階段、正常磨耗階段內的刀具磨耗量相差小、劇烈磨耗階段的刀具磨耗量明顯變大的刀具磨耗特性，且設計攻牙刀斷裂預警演算法的目標為偵測出攻牙刀磨耗量已進入劇烈磨耗階段的攻牙週期，我們視正常磨耗階段的刀具磨耗量為”正常”，而劇烈磨耗階段的刀具磨耗量為”異常”。聯想到常態分佈與標準差的關係，如圖 5-3，有利於偵測偏離平均值一定程度(即”異常”)的族群[Wik23a]。例如，大於或小於平均值 3 倍標準差的族群僅佔全體的 0.3%，可視為此族群的少數，在異常檢測中，則常被視為是異常，因此，異常檢測通常以高於或低於平均值的 3 倍標準差為閾值來偵測異常。常態分佈曲線有以下特性，以平均值為中線、左右對稱、單峰、似鐘形的曲線，因此常態分佈曲線又稱鐘形曲線。

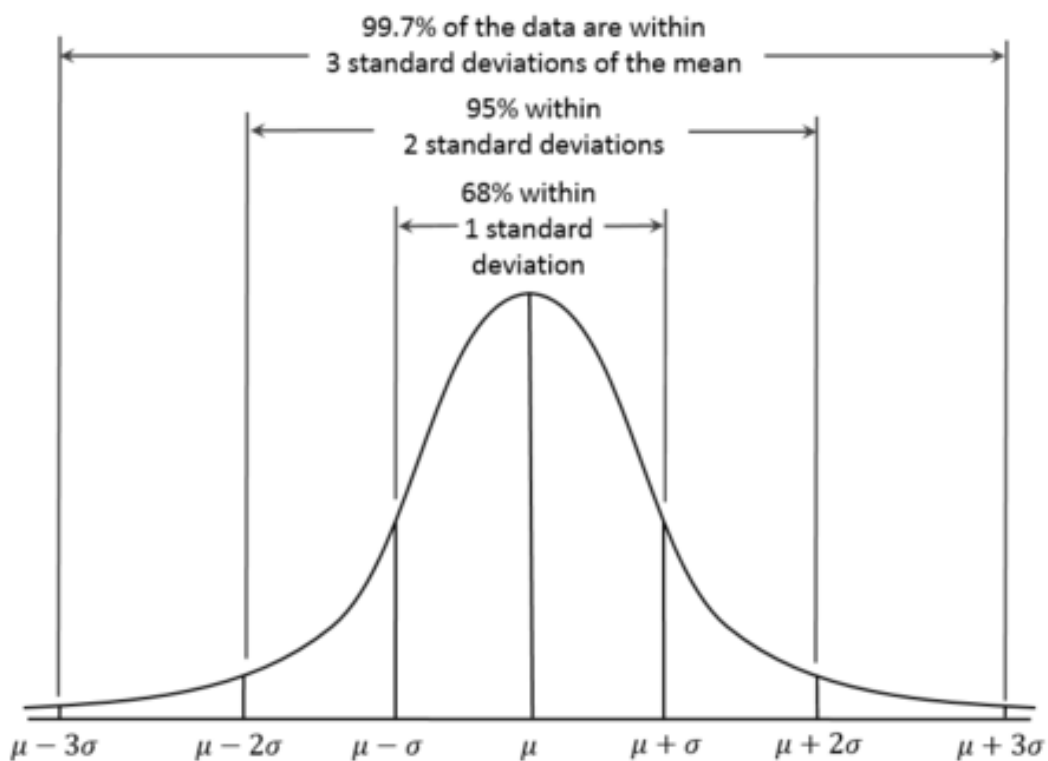


圖 5-3 常態分佈與標準差的關係

為了觀察刀具磨耗量是否適合使用常態分佈與標準差的關係進行異常檢測，以下分別繪製圖 5-1、圖 5-2 的數據直方圖(histogram)，並以平滑曲線去擬合直方圖，觀察刀具磨耗量分佈是否接近常態分佈曲線。

以下繪圖做了兩個假設：

假設 1. 正常磨耗階段的刀具磨耗量分佈為常態分佈。擬合直方圖的平滑曲線僅擬合正常磨耗階段的刀具磨耗量的直方圖。

假設 2. 每一次加工的刀具磨耗量或每一個時間點下的刀具磨耗量是獨立同分佈(i.i.d.: independent and identically distributed)[Wik23d]。

圖 5-4 是以圖 5-1 的數據繪製的直方圖，橫軸為刀具磨耗量，縱軸為取樣點數量，藍色的長方柱狀表示各刀具磨耗量範圍內的取樣點數量。其中磨耗量在 0.22~0.33mm 範圍內的磨耗量為正常磨耗階段的刀具磨耗量，磨耗量大於 0.06mm 的磨耗量為劇烈磨耗階段的刀具磨耗量。圖 5-5 以平滑曲線擬合圖 5-4 的正常磨耗階段的刀具磨耗量的直方圖，藍色曲線為擬合正常磨耗階段的刀具磨耗量的直

方圖的機率密度曲線，橘色曲線為以正常磨耗階段的刀具磨耗量的平均值 $=0.0258$ 和標準差 $=0.0046$ 繪製的常態分佈曲線。從圖 5-5 可以觀察到正常磨耗階段的刀具磨耗量分佈曲線接近常態分佈曲線，成單峰、似鐘形的曲線，而單峰沒有剛好落在平均值、左右沒有完全對稱的可能原因為數據量不足造成的誤差。此外，此實驗數據中，磨耗量大於 0.06mm 的磨耗量為劇烈磨耗階段的刀具磨耗量，以正常磨耗階段的刀具磨耗量的平均值 $=0.0258$ 和標準差 $=0.0046$ ，可以用高於平均值的 3 倍標準差為閾值，偵測出劇烈磨耗階段的刀具磨耗量。

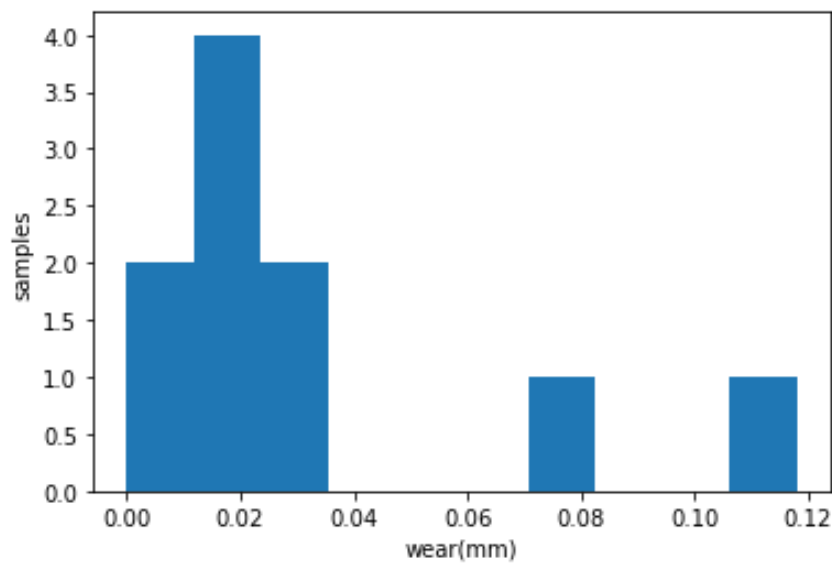


圖 5-4 圖 5-1 的刀具磨耗量的直方圖

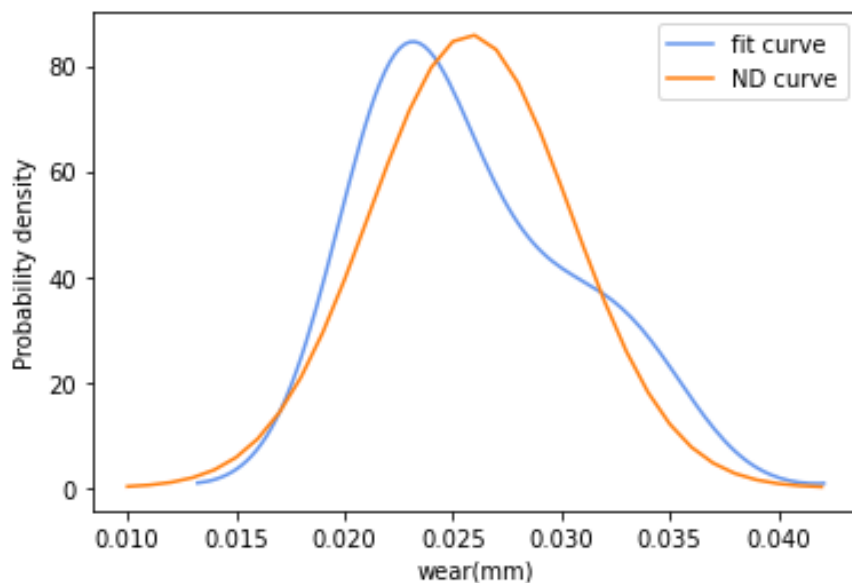


圖 5-5 擬合圖 5-4 的正常磨耗階段的刀具磨耗量的平滑曲線與常態分佈曲線

圖 5-6 是以圖 5-2 的數據繪製的直方圖，橫軸為刀具磨耗量，縱軸為取樣點數量，藍色的長方柱狀表示各刀具磨耗量範圍內的取樣點數量。其中磨耗量在 70.8~107.5 μm 範圍內的磨耗量為正常磨耗階段的刀具磨耗量，磨耗量大於 107.5 μm 的磨耗量為劇烈磨耗階段的刀具磨耗量。圖 5-7 以平滑曲線擬合圖 5-6 的正常磨耗階段的刀具磨耗量的直方圖，藍色曲線為擬合正常磨耗階段的刀具磨耗量的直方圖的機率密度曲線，橘色曲線為以正常磨耗階段的刀具磨耗量的平均值= 89.2252 和標準差= 10.6161 繪製的常態分佈曲線。從圖 5-7 可以觀察到正常磨耗階段的刀具磨耗量分佈曲線接近常態分佈曲線，成單峰、似鐘形的曲線，而單峰相當平緩、不明顯的可能原因為數據量不足造成的誤差。此外，此實驗數據中，磨耗量大於 107.5mm 的磨耗量為劇烈磨耗階段的刀具磨耗量，以正常磨耗階段的刀具磨耗量的平均值=89.2252 和標準差=10.6161，可以用高於平均值的 3 倍標準差為閾值，偵測出劇烈磨耗階段的刀具磨耗量。

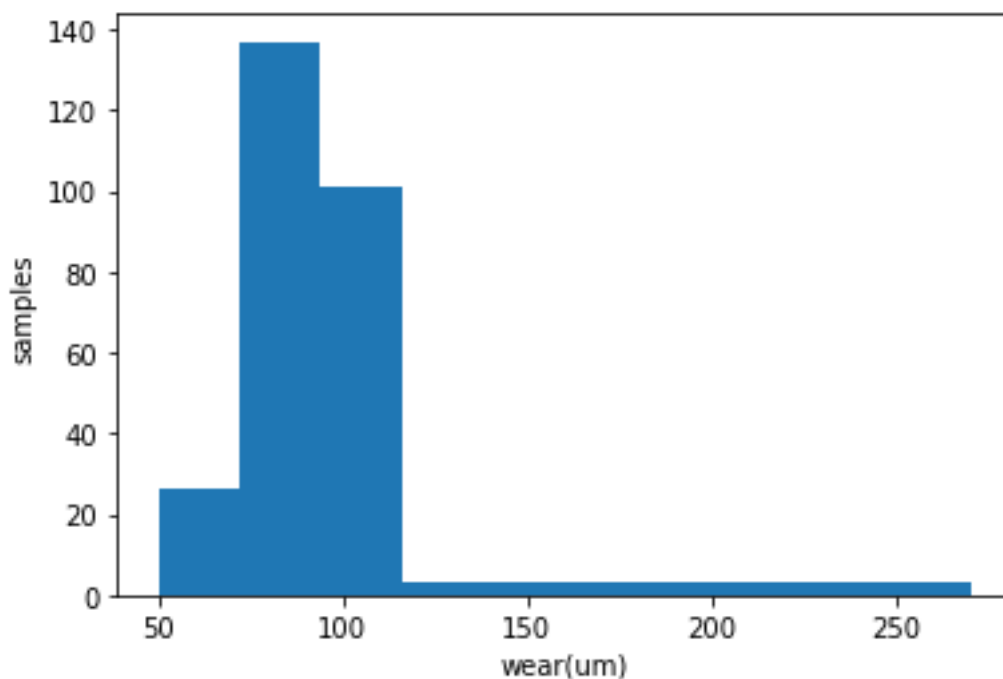


圖 5-6 圖 5-2 的刀具磨耗量的直方圖

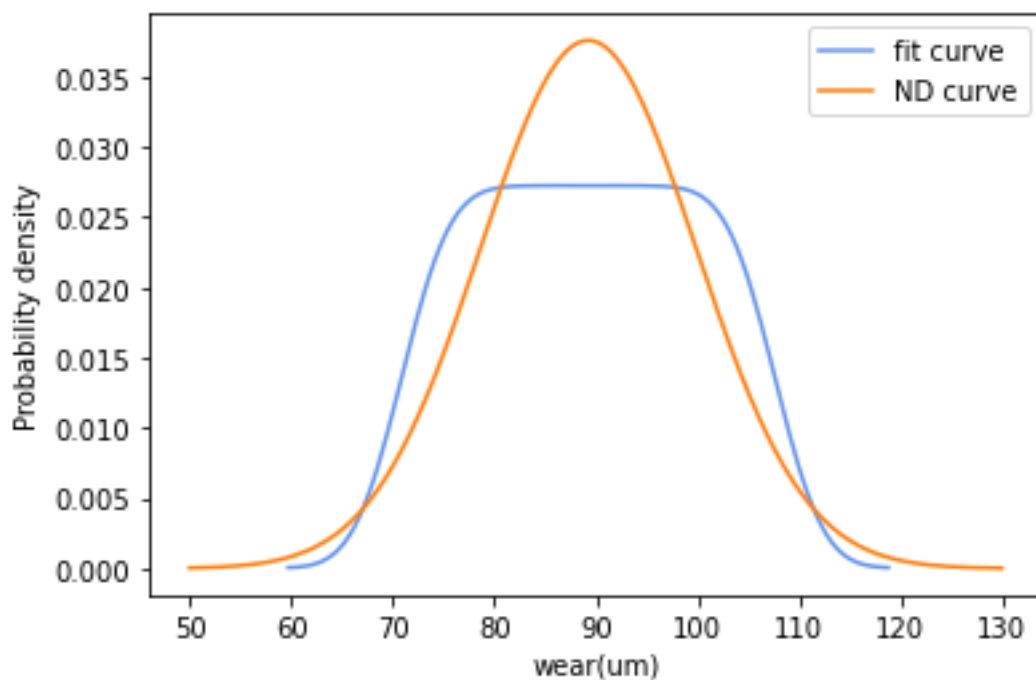


圖 5-7 擬合圖 5-6 的正常磨耗階段的刀具磨耗量的平滑曲線與常態分佈曲線

設計攻牙刀斷裂預警演算法的目標為偵測出攻牙刀磨耗量已進入劇烈磨耗階段的攻牙週期，因為一旦進入劇烈磨耗階段，攻牙刀可能隨時會斷裂，應盡快更換刀具。進入劇烈磨耗階段的攻牙週期的刀具磨耗量，相對於正常磨耗階段的攻牙週期的刀具磨耗量，會明顯地急遽增加，即劇烈磨耗階段的刀具磨耗量會偏離正常磨耗階段的刀具磨耗量的平均值相當大的程度。根據上述對圖 5-4~圖 5-7 的探討，觀察到可以用高於平均值的 3 倍標準差為閾值來偵測異常，即進入劇烈磨耗階段的刀具磨耗量。

另外，[KPK05] SCM440 合金鋼刀具進行刀具磨耗實驗，並分別以常態分佈和韋伯分佈擬合刀具磨耗量的分佈曲線，結果顯示常態分佈更適合用來描述刀具磨耗量的分佈。[Lin08]根據文獻[WaB71]顯示刀具壽命分佈接近常態分佈、以及文獻[HNI79]以刀具磨耗量為基礎進行可靠度分析並推導的刀具壽命分佈，假定刀具磨耗量分佈為常態分佈，進行刀具的可靠度分析。上述文獻支持刀具磨耗量為常態分佈，因此，本研究假設刀具磨耗量為常態分佈，進行攻牙刀斷裂預警演算法設計。



5.1.2 演算法設計

本節以正常磨耗階段與劇烈磨耗階段的磨耗量大小不同的特性為基礎，並假設攻牙刀的電流特徵點值(電流峰值)與攻牙刀磨耗量成正比，亦為常態分佈。攻牙週期的電流峰值表示該週期攻牙刀磨損量最大的瞬間，我們以每個週期攻牙刀磨損量最大的瞬間代表該攻牙週期的磨損量，[Hua16]實驗指出主軸電流與銑刀磨耗量有正比的關係，因此假設攻牙週期的電流峰值亦為常態分佈。

上述假設的合理性除根據 5.1.1 節討論外，亦可直接由本研究實驗收集到的攻牙週期電流數據的電流特徵點值數據的分佈作為佐證。

以下繪圖做了三個假設：

假設 1. 正常磨耗階段的攻牙週期電流特徵點值分佈為常態分佈。擬合直方圖的平滑曲線僅擬合正常磨耗階段的攻牙週期電流特徵點值的直方圖。

假設 2. 每一個攻牙週期電流特徵點值是獨立同分佈(i.i.d.: independent and identically distributed)[Wik23d]。

假設 3. 對於每一把攻牙刀，在實驗開始收集第一個攻牙週期的電流數據時，該把攻牙刀的磨耗量為正常磨耗階段的磨耗量。

以本研究攻牙實驗中編號 8 的攻牙刀為例，圖 5-8 是以攻牙週期的電流特徵點值繪製的直方圖，橫軸為電流特徵點值，縱軸為週期數量，藍色的長方柱狀表示各電流特徵點值範圍內的週期數量。其中電流特徵點值在 1.3 以下被視為正常磨耗階段的電流特徵點值，電流特徵點值大於 1.5 的電流特徵點值被視為劇烈磨耗階段的電流特徵點值。圖 5-9 以平滑曲線擬合圖 5-8 的正常磨耗階段的電流特徵點值的直方圖，藍色曲線為擬合正常磨耗階段的電流特徵點值的直方圖的機率密度曲線，橘色曲線為以正常磨耗階段的電流特徵點值的平均值= 1.0782 和標準差= 0.1769 繪製的常態分佈曲線。從圖 5-9 可以觀察到正常磨耗階段的電流特徵點值分佈曲線接近常態分佈曲線，成以平均值為中線、接近左右對稱的曲線，而在平均值附近成雙峰的可能原因為數據量不足造成的誤差。此外，此實驗數據

中，電流特徵點值大於 1.5 的電流特徵點值為劇烈磨耗階段的電流特徵點值，以正常磨耗階段的電流特徵點值的平均值= 1.0782 和標準差= 0.1769，可以用高於平均值的 3 倍標準差為閾值，偵測出劇烈磨耗階段的電流特徵點值。

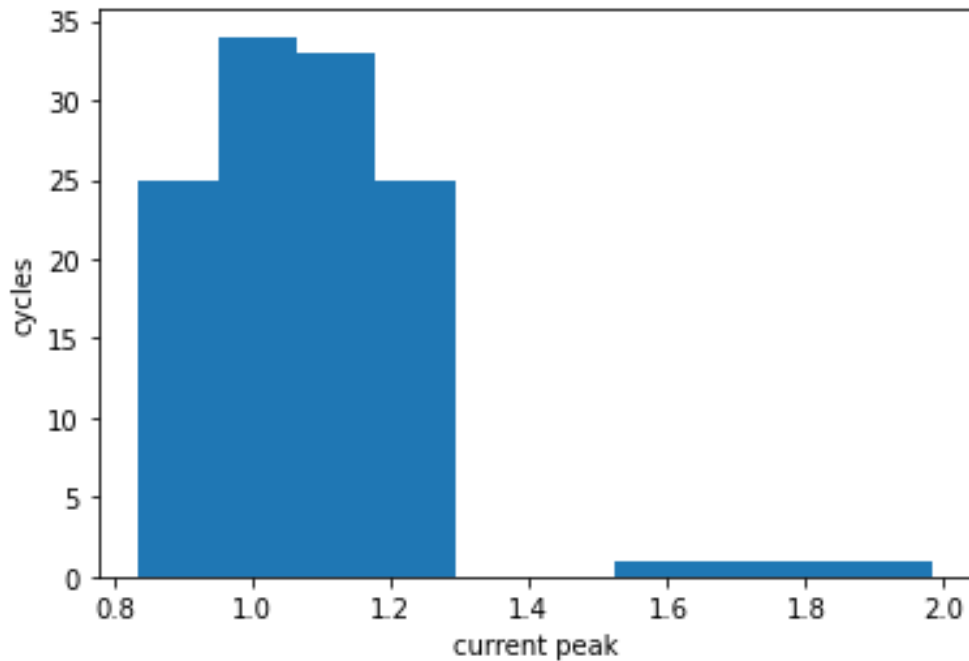


圖 5-8 攻牙週期的電流特徵點值的直方圖

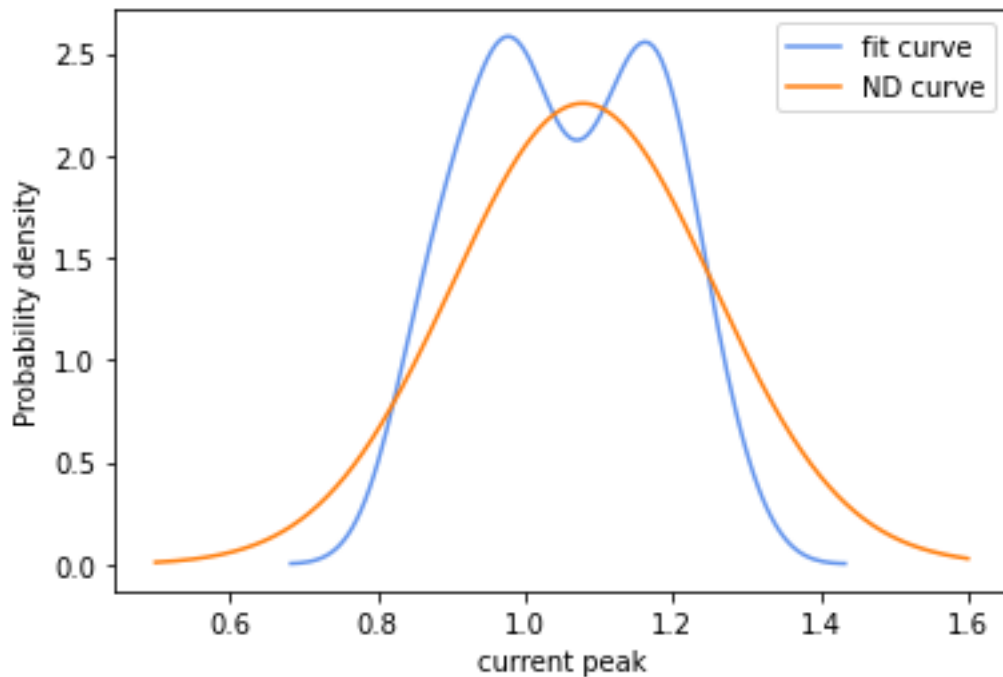


圖 5-9 擬合圖 5-8 的正常磨耗階段的攻牙週期電流特徵點值的平滑曲線與常態分佈曲線

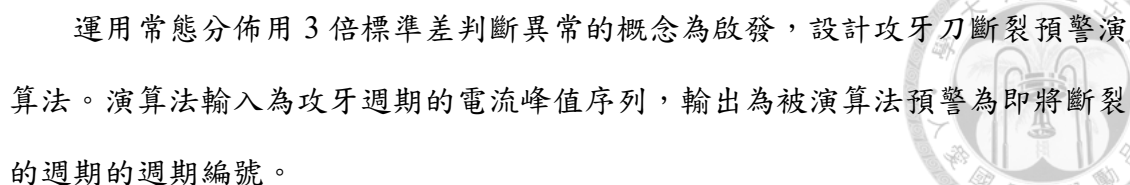


表 5-1 符號定義

符號	定義
$PeakArray$	攻牙週期電流峰值序列
$Index_{start,i}$	第 i 把攻牙刀的第一個週期編號
$Index_{end,i}$	第 i 把攻牙刀的最後一個週期編號
$DetectedList_i$	第 i 把攻牙刀中被預警為即將斷裂的週期編號列表
Avg_i	第 i 把攻牙刀的前 T 個週期的電流峰值平均值
Std_i	第 i 把攻牙刀的前 T 個週期的電流峰值標準差

以下呈現設計的攻牙刀斷裂預警演算法步驟:

攻牙刀斷裂預警演算法

- 演算法運用常態分佈用 3 倍標準差判斷異常的概念，判斷輸入的攻牙週期是



否為即將斷裂之週期。每一把攻牙刀獨立判斷。若輸入的攻牙週期的電流特徵點值高於演算法計算的閾值，該攻牙週期則會被預警為即將斷裂之週期。

演算法的初始閾值建立

前 T 個輸入的攻牙週期的電流特徵點值會被當作計算初始閾值的資料基準。計算閾值的標準為平均值加上三倍標準差。初始閾值為前 T 個週期的電流特徵點值的平均值加上前 T 個週期的電流特徵點值的標準差的 3 倍。平均值及標準差的定義如下：

$$\text{平均值 } \bar{P} \equiv \frac{\sum_{n=0}^{N-1} P_n}{N}, N \text{ 代表樣本數量。} \quad (3)$$

$$\text{標準差 } \sigma \equiv \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} (P_n - \bar{P})^2}, N \text{ 代表樣本數量。} \quad (4)$$

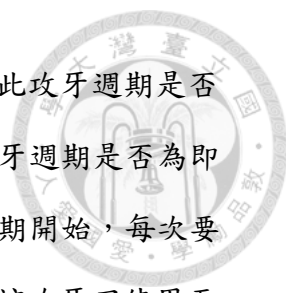
演算法的應用

攻牙刀斷裂預警演算法利用更換工件的停機空檔，進行運算判斷。因此，若一個加工件需要攻牙五個週期，演算法則每五個週期判斷一次。若一個加工件只需要攻牙一個週期，演算法則每一個週期判斷一次。以此類推。

演算法計算閾值範例

本研究實驗的定期檢測的週期為 10 個週期，因此，前 10 個輸入的攻牙週期的電流特徵點值會被當作計算初始閾值的資料基準。計算閾值的標準為平均值加上三倍標準差。初始閾值為前 10 個週期的電流特徵點值的平均值加上前 10 個週期的電流特徵點值的標準差的 3 倍。

演算法會以初始閾值為基準，判斷第 11 個輸入的攻牙週期是否為即將斷裂之週期。若第 11 個輸入的攻牙週期的電流特徵點值大於初始閾值，則判斷此攻牙週期為即將斷裂之週期，並於電腦螢幕印出"ALARM"字樣，提醒銑床師傅檢查攻牙刀狀況或進行刀具更換。若第 11 個輸入的攻牙週期的電流特徵點值並沒有大於初始閾值，則於電腦螢幕印出"OK"字樣，可繼續使用該把攻牙刀進行攻牙加工。



但除了第 11 個輸入的攻牙週期是以初始閾值為標準，判斷此攻牙週期是否為即將斷裂之週期，從第 12 個輸入的攻牙週期開始，判斷各攻牙週期是否為即將斷裂之週期的閾值會進行動態調整。從第 12 個輸入的攻牙週期開始，每次要判斷當前輸入的攻牙週期是否為斷裂前之週期，都要計算一次”該攻牙刀使用至前一週期的電流特徵點值的平均值及標準差”，作為判斷此週期是否為斷裂前之週期的可能閾值基礎之一。例如，要判斷第 12 個輸入的攻牙週期前，會計算前 11 個週期的電流特徵點值的平均值及標準差；要判斷第 13 個輸入的攻牙週期前，會計算前 12 個週期的電流特徵點值的平均值及標準差，以此類推。圖 5-10 中， P_0 為編號為 0 的攻牙週期的電流特徵點值、 P_1 為編號為 1 的攻牙週期的電流特徵點值、...以此類推。其中， $\bar{P}_0$ 為計算初始閾值使用的平均值，即前 10 個週期的電流特徵點值的平均值， σ_0 為計算初始閾值使用的標準差，即前 10 個週期的電流特徵點值的標準差； $\bar{P}_1$ 、 σ_1 分別為前 11 個週期的電流特徵點值的平均值和標準差； $\bar{P}_2$ 、 σ_2 分別為前 12 個週期的電流特徵點值的平均值和標準差；以此類推。

演算法計算的閾值會隨加工週期增加而動態調整。計算閾值使用的平均值及標準差會調整為，截至當下該週期前，每一次計算出的”該攻牙刀使用至前一週期的電流特徵點值的平均值及標準差”當中，最大的平均值及最大的標準差。以圖 5-10 的符號為例說明。例如，要判斷第 12 個輸入的攻牙週期前，除了計算過初始閾值的平均值 $\bar{P}_0$ 及標準差 σ_0 ，也計算過前 11 個週期的電流特徵點值的平均值 $\bar{P}_1$ 和標準差 σ_1 ，演算法會保留最大的平均值和最大的標準差作為計算新的閾值的基礎。例如，假設 $\bar{P}_1 > \bar{P}_0$ 且 $\sigma_1 > \sigma_0$ ，則閾值會被調整為 $\bar{P}_1 + 3 * \sigma_1$ 。動態調整保留最大的平均值，有利動態適應攻牙刀磨耗越大、攻牙主軸負載電流越高、攻牙週期的電流特徵點值的平均值越大的變化。動態調整保留最大的標準差，則可容許攻牙週期的電流特徵點值在較大的範圍內變化，有利適應不同加工參數下，攻牙週期電流特徵點值較大的變化。

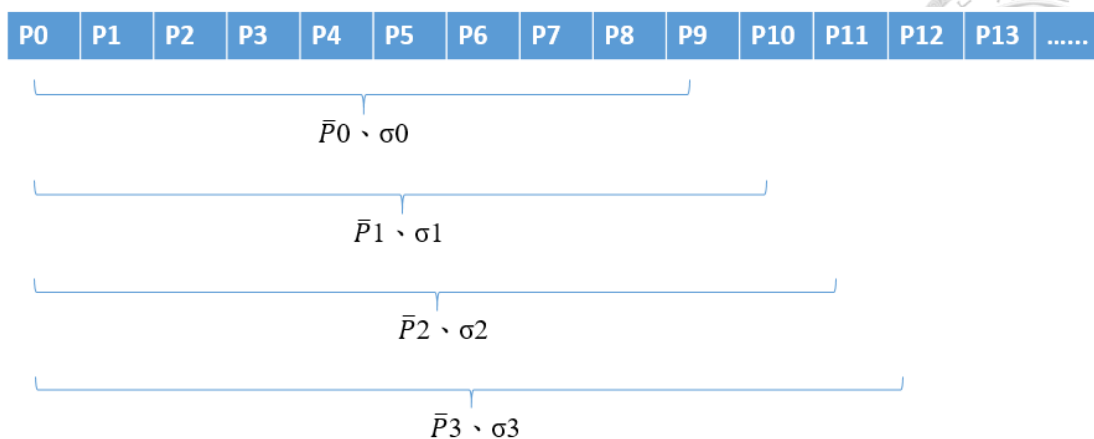


圖 5-10 攻牙刀斷裂預警演算法中可能的閾值基礎

5.2 演算法偵測的結果

本節會呈現攻牙刀斷裂預警演算法的預警結果。分析演算法的偵測效能，以召回率、誤警率與檢測速度三項指標來評估：

$$\text{召回率} \equiv \frac{\text{具斷裂週期的刀具中，有偵測出斷裂前週期的刀具數量}}{\text{具斷裂週期的刀具數量}} \quad (5)$$

$$\text{誤警率} \equiv \frac{\text{無斷裂週期的刀具中，被預警為刀具即將斷裂的週期的數量}}{\text{無斷裂週期的刀具中，所有加工的週期數量}} \quad (6)$$

$$\text{檢測速度} \equiv \text{判斷一個攻牙週期是否為即將斷裂之週期所需的運算時間} \quad (7)$$

表 5-2 為攻牙刀斷裂預警演算法的預警結果。其中刀具編號 1,2,7,8,9,12 的刀具為具有斷裂週期的刀具。斷裂預警演算法最好的預期結果為，對於具有斷裂週期的刀具，能在斷裂週期前偵測出斷裂前的週期；而對於不具有斷裂週期的刀具，不應該預警攻牙刀即將斷裂。

表 5-2 演算法預警結果(紅色標記的刀具編號為具斷裂週期的刀具編號)

刀具編號[攻牙週期編號範圍] [$Index_{start,i}$ to $Index_{end,i}$]	被演算法預警為即將斷裂的攻牙週期編號
1 [0:46]	[20, 24, 25, 43, 44, 46]

2 [47:98]	[68, 69, 84, 98]
3 [99:167]	[]
4 [168:286]	[189, 199]
5 [287:387]	[]
6 [388:459]	[]
7 [460:541]	[494, 495, 496, 497, 499]
8 [542:662]	[659, 660, 661, 662]
9 [663:686]	[686]
10 [687:726]	[718]
11 [727:776]	[]
12 [777:799]	[799]

根據(5)與(6)所定義召回率與誤警率。並分析演算法的召回率及誤警率的結果如下：

	結果
召回率	4/6 (66.67%)
誤警率	2/451 (0.44%)

召回率

召回率 4/6 中，4 把(編號 1、2、7、8)成功”召回”的刀具加工週期數分別為 47、52、82、121 個週期，均在 47 個週期以上，且分別可在斷裂前的第 26、30、47、3 個週期成功預警攻牙刀即將斷裂。

演算法對於小型工廠現行方法的價值

在小型 CNC 銑床加工廠，銑床師傅很難在攻牙加工過程中以人眼掌握攻牙刀磨耗狀態，也不容易以人耳提前判斷攻牙刀是否即將斷裂，通常當人耳聽到攻

牙聲音異常時，還來不及緊急停機，攻牙刀就斷了。且攻牙週期的電流數據在不同加工參數下的表現也不同、多變，人眼難以藉由看電流波形判斷攻牙刀是否即將斷裂。在本研究的實驗中有 6 把攻牙刀發生斷裂，攻牙刀斷裂預警演算法可對其中 4 把攻牙刀在斷裂前 3~47 個週期成功預警，有助於提醒銑床師傅在攻牙刀斷裂前進行刀具更換。

無法在斷裂前成功預警的 2 把刀具(編號 9、12)，加工週期皆在 24 週期內就斷裂了。推論因週期數據過少，且週期數據均為劇烈磨耗階段的數據，因此無法成功預警。對於週期數據過少，且週期數據均為劇烈磨耗階段的數據，僅能偵測攻牙刀是否斷裂，無法在攻牙刀斷裂前預警攻牙刀即將斷裂。

誤警率

在無斷裂週期的刀具(編號 3、4、5、6、10、11)中，共 451 個週期，僅 3 個週期(編號 189、199、718)被判斷為即將斷裂。其中編號 718 的週期為有鐵屑卡在攻牙刀上情況，因若不清除鐵屑，該攻牙刀很可能也即將斷裂，因此演算法判斷編號 718 的週期即將斷裂，不算誤警。另外，編號 189、199 編號的週期誤警的原因為誤警週期前的各攻牙週期電流峰值非常相近、標準差非常小，導致電流峰值才稍微變大一點就被判斷為即將斷裂的週期，而造成誤警。

所以，451 個正常攻牙的週期中，僅有 2 個週期誤警，誤警率小於 0.5%，誤警率極低。

檢測速度

檢測速度定義為演算法判斷一個攻牙週期是否為即將斷裂之週期的運算時間。利用攻牙刀斷裂預警演算法判斷各攻牙週期是否為即將斷裂之週期的平均運算時間如表 5-3 所示。表 5-3 所列的運算時間為演算法重複運算 500 次，各把刀具判斷各個週期是否為即將斷裂之週期的平均運算時間。其中最短的平均運算時間為 0.8544 ms，最長的平均運算時間為 1.8890 ms。判斷 12 把刀各週期是否為即將斷裂之週期的總平均運算時間為 1.4875 ms。

本研究提出的攻牙刀斷裂預警演算法平均運算時間約小於 1.5 ms。對於小型銑床加工廠，單一加工件的攻牙數量通常為個位數，每次更換加工工件至少需要 10 秒以上、甚至數分鐘，此演算法可在工人更換加工工件、刀具暫時不進行加工的空檔進行運算，並在刀具再次進行加工前運算完成。此演算法的運算時間具實現實際產線上預警的潛力。

表 5-3 演算法判斷各攻牙週期是否為斷裂前之週期的平均運算時間

刀具編號	運算時間(ms)
1	1.0398
2	1.1602
3	1.4347
4	1.8417
5	1.6607
6	1.3168
7	1.6719
8	1.8890
9	0.8544
10	1.0516
11	1.0409
12	0.8597

5.3 攻牙刀斷裂預警的雛形實作展示

本節為展示攻牙刀斷裂預警的雛形實作。首先說明攻牙刀斷裂預警的系統架構。接著說明系統操作步驟。接著進行情境展示。最後估算攻牙刀斷裂預警系統的成本效益。

5.3.1 系統架構

本研究的攻牙刀斷裂預警系統由一個主軸負載電流訊號轉換與傳輸設備、一條乙太網路線、一台筆電、及一台 CNC 銑床所組成。如圖 5-11 所示。攻牙加工

的主軸負載電流數據，藉由主軸負載電流訊號轉換與傳輸設備與 CNC 銑床控制器上既有的主軸負載電流錶頭並聯，進行攻牙主軸負載電流數據收集，並透過乙太網路線傳輸至筆電。最後，在筆電上進行數據前處理及攻牙刀斷裂預警演算法運算。

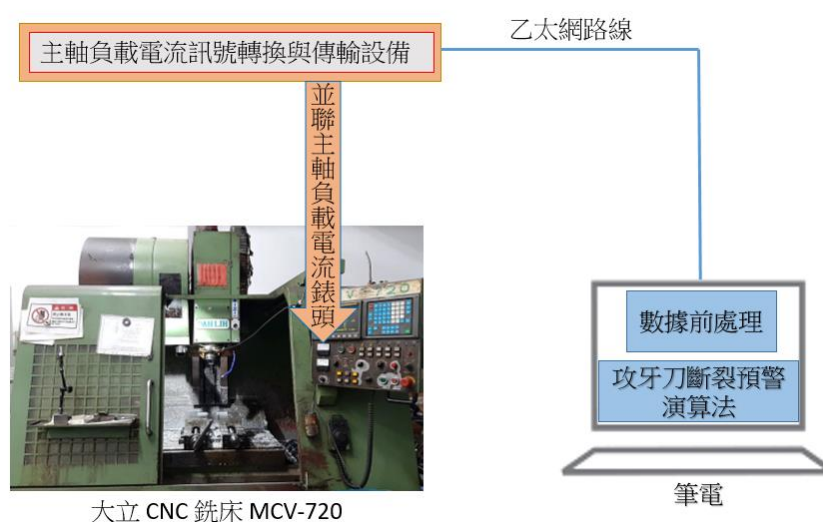


圖 5-11 攻牙刀斷裂預警系統架構

硬體

本研究使用的筆電搭載 Intel(R) Core™ i7-7500U 的 CPU，處理器基礎頻率為 2.70GHz。搭載上述硬體規格的筆電市價約台幣一萬五千元左右。

軟體

用途	讀取主軸負載電流數據	數據前處理、演算法運算
程式語言	C++	Python
程式編輯器	Visual Studio 2019	Spyder
作業系統	Windows10，64bit	

圖 5-12 筆電的軟體堆疊圖

5.3.2 系統操作步驟

步驟 1: 並聯主軸負載電流錶頭及其讀取與傳輸設備，並以乙太網路線連接筆電與主軸負載電流讀取與傳輸設備。

步驟 2: 用 MOXA 開發的程式庫 MXIO 讀取並收集主軸負載電流數據至筆電。

步驟 3: 攻牙週期數據前處理。

步驟 4: 萃取攻牙週期電流數據特徵。

步驟 5: 輸入攻牙週期電流數據特徵點值至斷裂預警演算法進行運算。

步驟 6: 演算法輸出是否預警攻牙刀將斷裂。



圖 5-13 系統操作步驟循序圖

5.3.3 情境展示

為了展示本研究提出的攻牙刀斷裂預警系統可實際在小型 CNC 銑床加工廠運作，我們設計以下情境模擬攻牙刀斷裂預警系統如何在攻牙刀斷裂前發出警告，以提醒銑床師傅檢查攻牙刀狀況或進行刀具更換。

攻牙刀斷裂預警的雛形實作展示攻牙的主軸負載電流感測數據藉由電流讀取設備透過乙太網路傳輸至筆電，收集到的攻牙電流週期數據經由數據前處理及特徵萃取後，將攻牙週期電流特徵點的值輸入上述設計的斷裂預警演算法進行運算。若演算法輸出結果為無預警，則可繼續攻牙。若輸出結果為預警，則須進行攻牙刀檢查或更換。

情境展示步驟一：並聯主軸負載電流錶頭及其讀取與傳輸設備，並以乙太網路線連接筆電與主軸負載電流讀取與傳輸設備。如圖 5-14。

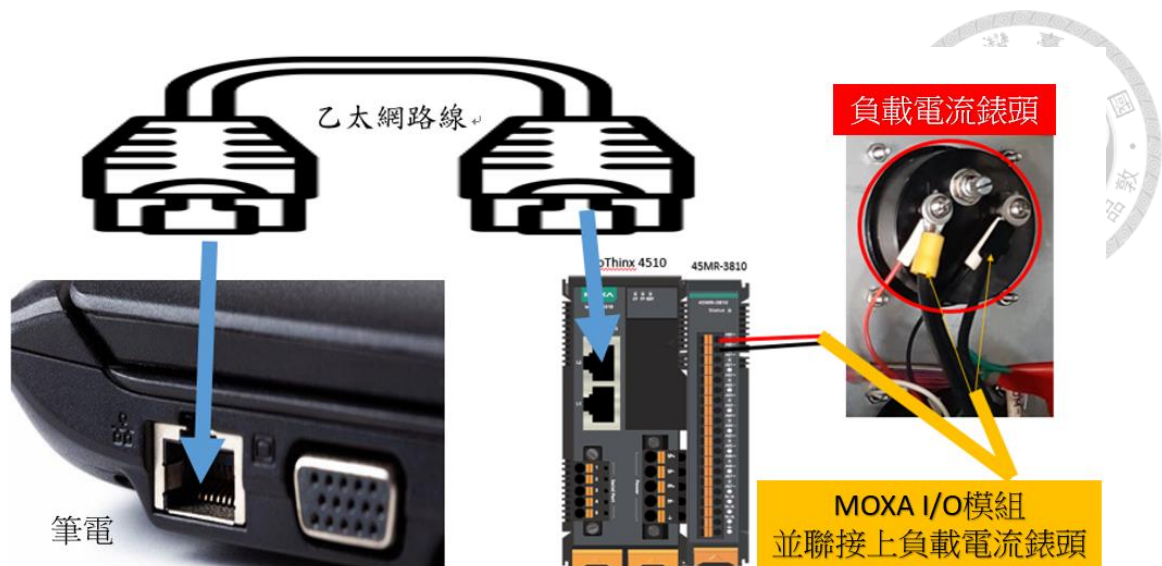


圖 5-14 情境展示步驟一

情境展示步驟二：收集攻牙加工主軸負載電流數據至筆電。收集到的電流數據如圖 5-16 所示。

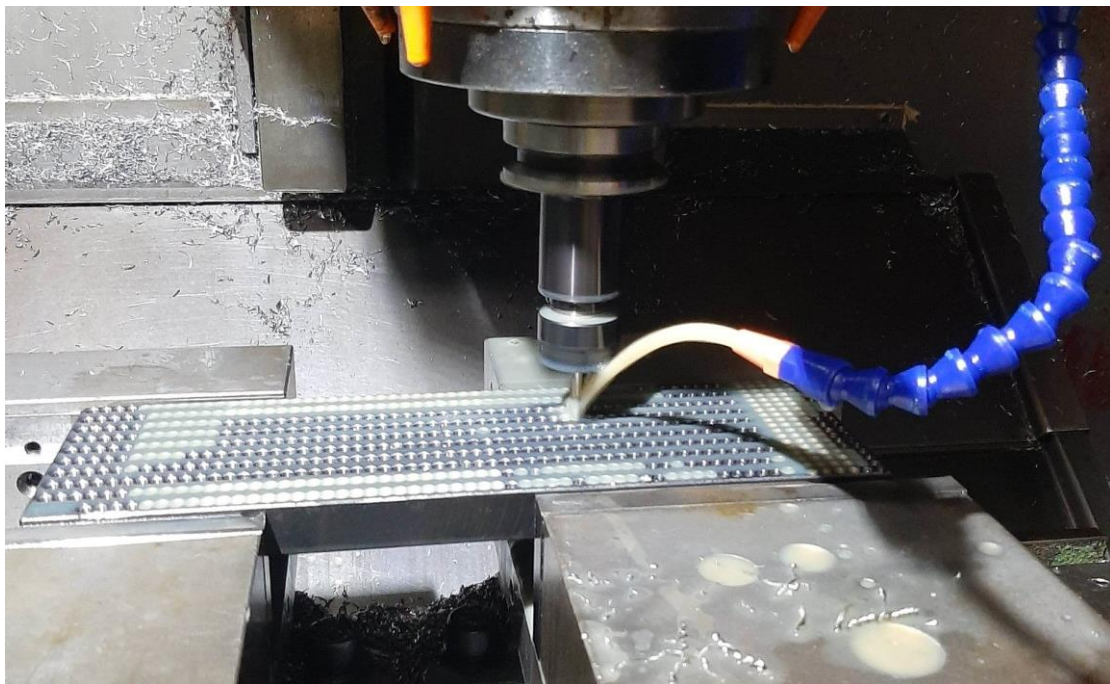


圖 5-15 CNC 銑床攻牙加工圖

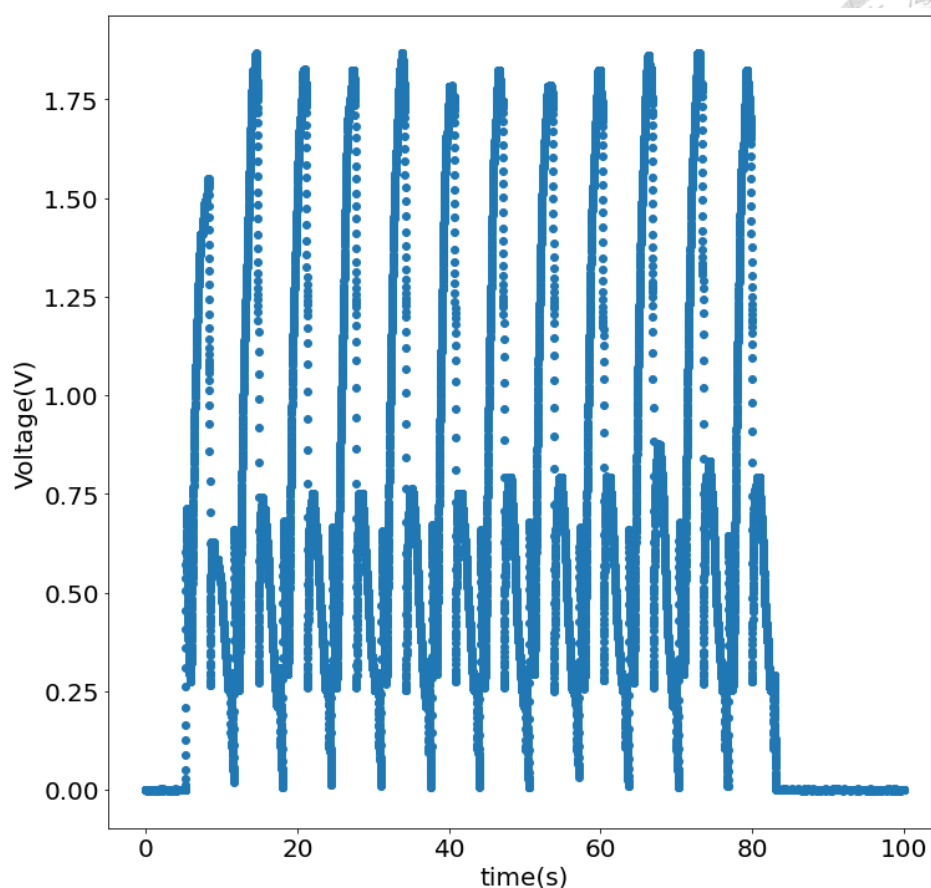


圖 5-16 情境展示步驟二:收集到的攻牙電流數據圖

步驟三:攻牙週期數據前處理。處理好的攻牙週期電流數據如圖 5-17 所示。

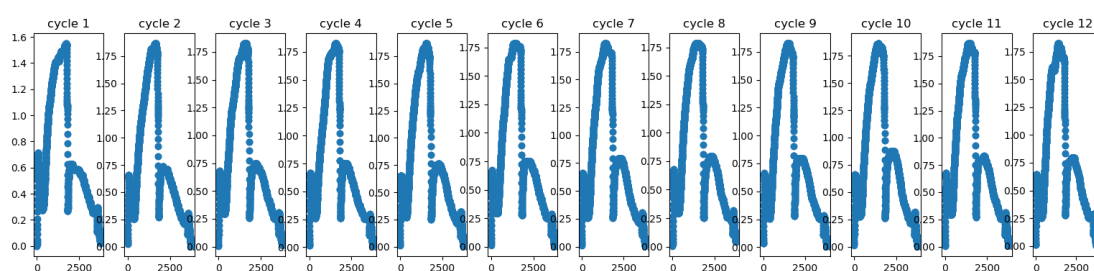


圖 5-17 情境展示步驟三:以 12 個攻牙週期為例

步驟四:萃取攻牙週期電流數據特徵。

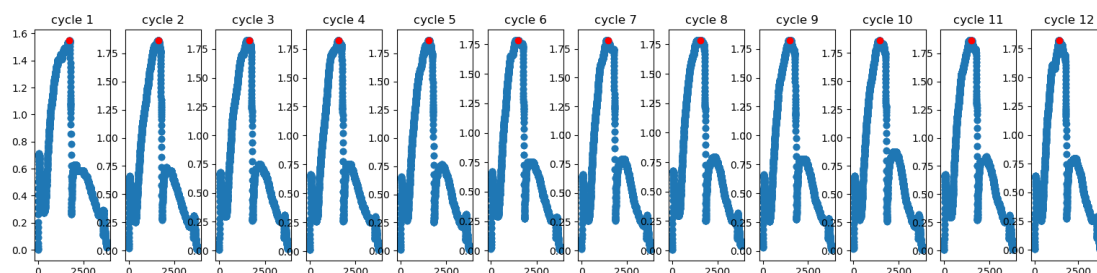


圖 5-18 情境展示步驟四:紅色點為各攻牙週期的電流數據特徵點



步驟五:輸入攻牙週期電流數據特徵點值至攻牙刀斷裂預警演算法進行運算。

圖 5-18 的各週期的特徵點值:

[1.55045, 1.86692, 1.82603, 1.82481, 1.86753, 1.78514, 1.8245, 1.78514, 1.82542, 1.86326, 1.86784, 1.8242]

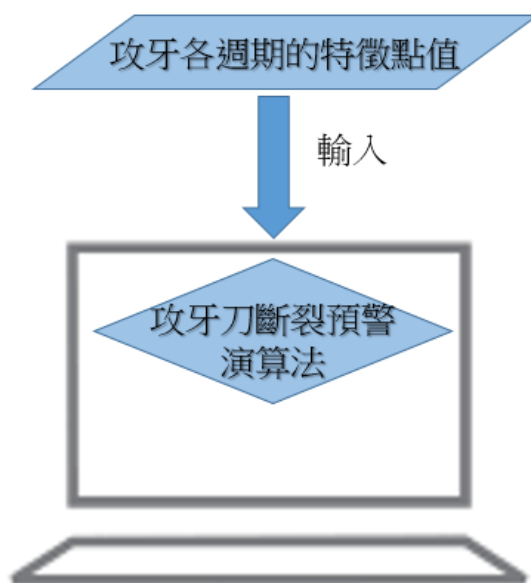


圖 5-19 情境展示步驟五:輸入攻牙週期電流數據特徵點值至攻牙刀斷裂預警演算法

步驟六:演算法輸出是否預警攻牙刀將斷裂。若輸出結果為"ALARM"預警，則進行攻牙刀檢查或更換。若輸出結果為"OK"無預警，則此攻牙刀可繼續加工。

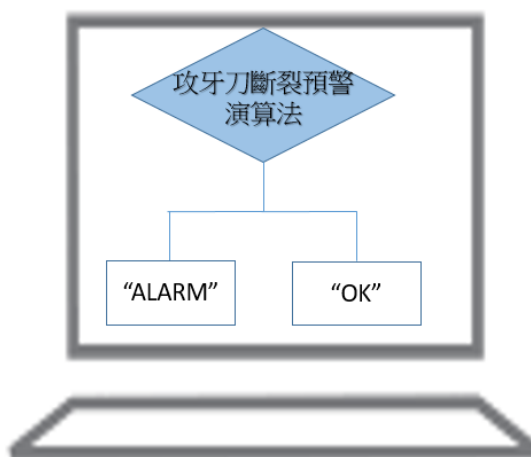


圖 5-20 情境展示步驟六:演算法輸出是否預警攻牙刀將斷裂

5.3.4 成本效益估算

達成在攻牙刀斷裂前更換攻牙刀的目標，可減少攻牙刀無預警斷裂帶來的成

本。大幅降低停機、人工觀察攻牙刀狀態的時間以及處理攻牙刀斷裂的時間，有利提升工廠生產力。估計可為小型工廠每年省下至少十萬元台幣。本研究提出的攻牙刀斷裂預警系統成本約三萬元台幣。以八台 CNC 銑床的小型工廠環球齒輪為例，每斷刀一次的成本約兩千元台幣，每個月平均至少斷刀四、五次(斷刀次數通常與訂單多寡成正比)，建立攻牙刀斷裂預警系統投資的成本約可在半年內回收，半年後，預計每年至少可省下十萬元台幣，訂單較多時，可望省下更可觀的成本。

5.4 總結

- (1) 以刀具正常磨耗階段與劇烈磨耗階段的磨耗量大小及磨耗速率不同的特性為基礎，運用常態分佈用 3 倍標準差判斷異常的概念為啟發，設計攻牙刀斷裂預警演算法。
- (2) 實驗數據中，在 4 把具斷裂週期且攻牙週期皆大於 47 個週期的攻牙刀中，演算法均可在此 4 把攻牙刀在斷裂前的 3~47 個週期成功預警。他人實驗顯示，相同型號的攻牙刀總共可加工週期可相差數十個甚至高達五百個以上的週期，本研究的演算法預警週期範圍將攻牙刀可加工週期差異的範圍集中至少一半以上。
- (3) 實驗數據中，演算法無法在斷裂前成功預警的 2 把刀具(編號 9、12)，加工週期皆在 24 週期內就斷裂了。推論因週期數據過少，且週期數據均為劇烈磨耗階段的數據，因此無法成功預警。
- (4) 實驗數據中，在無斷裂週期的刀具中，共 451 個正常攻牙的週期，僅有 2 個週期誤警，誤警率小於 0.5%，誤警率極低。
- (5) 本研究提出的演算法平均運算時間小於 1.5 ms，具實現實際產線上預警的潛力。且作為預警攻牙刀斷裂基準的所需資料少，也可適用加工參數不同的情況，適合接單型態為少量多樣的加工廠。
- (6) 本研究展示可將 CNC 銑床控制器既有的主軸負載電流錶頭搭配非侵入式的讀

取設備整合設計為攻牙刀斷裂預警系統，於 CNC 銑床外僅需添加主軸負載電流讀取器及筆電，並藉由乙太網路線進行資料傳輸來進行整合，系統開發建置成本估計約台幣三萬元，提供小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警方案。



Chapter 6 結論與未來研究方向

本章將總結本研究之內容與貢獻。在 6.1 統整本研究之總結，在 6.2 介紹未來可以深入研究的地方。

6.1 結論

本論文研究探討小型 CNC 銑床加工廠的實務條件限制並進行攻牙刀的斷裂預警研究。

本研究的主要貢獻可總結為以下六點：

- (1) 於 CNC 銑床既有之主軸負載電流錶頭裝設並聯電壓讀取裝置，具提供控制器不開放使用者讀取的 CNC 銑床機台收集主軸負載數據的價值，為非侵入式，且不影響設備運作與維護。
- (2) 建立 CNC 銑床攻牙刀加工的主軸負載電流資料集[Cho23]，共 800 筆。資料集包含由全新未磨損或已使用磨損過的 9 把 M5 攻牙刀和 3 把 M4 攻牙刀在相同加工程式、加工材料均為 S45C 的工件，但不同加工參數(刀具轉速、加工深度、有無切削液)下的週期資料。
- (3) 實驗數據中，在 4 把具斷裂週期且攻牙週期皆大於 47 個週期的攻牙刀中，演算法均可在此 4 把攻牙刀在斷裂前的 3~47 個週期成功預警。相較銑床師傅通常以人耳聽到攻牙聲音異常時，還來不及緊急停機，攻牙刀就斷了，演算法可在斷裂前 3~47 個週期預警，有助於銑床師傅在攻牙刀斷裂前進行刀具更換。他人實驗顯示，相同型號的攻牙刀總共可加工週期可相差數十個甚至高達五百個以上的週期，本研究的演算法預警週期範圍將攻牙刀可加工週期差異的範圍集中至少一半以上，且誤警率小於 0.5%，誤警率極低。
- (4) 本研究提出的演算法運算時間約 1.5 ms，且作為預警攻牙刀斷裂基準的所需資料少，也可適用加工參數不同的情況，適合接單型態為少量多樣的加工廠。

- 
- (5) 本研究僅需一項感測數據--主軸負載電流，並結合本研究提出的數據前處理及演算法，實驗結果顯示，在攻牙刀斷裂前預警的準確率達 66.7%，相較他人僅使用電流感測數據判斷銑刀嚴重磨損(斷裂前的階段)的準確率 40%，提高 26.7%。本研究使用的主軸負載電流讀取設備成本約台幣一萬五千元，相較需要兩種以上感測數據的研究，在感測器及其讀取設備的成本降低至少 50%以上。
- (6) 本研究展示可將 CNC 銑床控制器既有的主軸負載電流錶頭搭配非侵入式的讀取設備整合設計為攻牙刀斷裂預警系統，於 CNC 銑床外僅需添加主軸負載電流讀取器及筆電，並藉由乙太網路線進行資料傳輸來進行整合，系統開發建置成本估計約台幣三萬元，提供小型 CNC 銑床加工廠可負擔的攻牙刀斷裂預警方案。

6.2 未來研究方向

本論文研究主要使用外徑小(M5&M4)的先端絲攻進行實驗數據收集並分析，未來可實驗外徑大的先端絲攻，或是實驗以不同方式產生內螺紋的攻牙刀，如以擠壓成型的方式產生內螺紋的無屑絲攻，探討本研究提出的攻牙刀斷裂預警方法是否適用於不同尺寸、不同加工方式的攻牙刀，觀察召回率或誤警率是否有所變化。未來可嘗試搭配設定電流上下限，加上本研究提出的攻牙刀斷裂預警演算法，進行攻牙刀斷裂預警判斷，探討是否能更降低誤警率或提升召回率。另外，若能依照本研究提出的方法，開發一套自動收集數據、讀取數據、進行數據前處理、數據輸入攻牙刀斷裂預警演算法並輸出結果的軟體，並於相較一般筆電更不占空間的迷你電腦上執行，將更有助於小型 CNC 銑床加工廠在產線上使用攻牙刀斷裂預警系統的可行性。

Appendix

A. Wilcoxon Sensing Technologies 振動感測器 786A 之規格[WST18]



786A

SPECIFICATIONS

Sensitivity, $\pm 5\%$, 25°C	100 mV/g
Acceleration range, VDC > 25 V	80 g peak
Amplitude nonlinearity	1%
Frequency response:	
$\pm 5\%$	3 - 5,000 Hz
$\pm 10\%$	1 - 9,000 Hz
$\pm 3 \text{ dB}$	0.5 - 14,000 Hz
Resonance frequency	30 kHz
Transverse sensitivity, max	5% of axial
Temperature response:	
-55°C	-20%
$+120^{\circ}\text{C}$	+10%
Power requirement:	
Voltage source	18 - 30 VDC
Current regulating diode	2 - 10 mA
Electrical noise, equiv. g:	
Broadband	2.5 Hz to 25 kHz
Spectral	10 Hz
	100 Hz
	1,000 Hz
	700 μg
	10 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
	5 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
	5 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
Output impedance, max	100 Ω
Bias output voltage	12 VDC
Grounding	case isolated, internally shielded
Temperature range	-55° to $+120^{\circ}\text{C}$
Vibration limit	500 g peak
Shock limit	5,000 g peak
Electromagnetic sensitivity, equiv. g, max	70 $\mu\text{g}/\text{gauss}$
Sealing	hermetic
Base strain sensitivity, max	0.0002 g/ μstrain
Sensing element design	PZT, shear
Weight	90 grams

B. CNC 介紹[Wik23b]

CNC 全名為 Computer Numerical Control，中文為電腦數值控制。CNC 是藉由電腦程式自動控制機器的行為。使用 CNC 的機器會依據輸入的電腦程式，將

一塊加工件材料，在無人工干預的情況下，根據輸入的電腦程式自動完成符合電腦程式指示的加工製造。採用電腦數值控制的工具機則稱作 CNC 工具機。



C. 銑床介紹[Wik23c]

銑床是一種機械加工的工具機。主要切削的材料為金屬，是金屬加工業核心母機之一。銑床透過刀具旋轉並切削的方式將原料進行加工。銑床可加工類型非常廣泛，例如：銑削平面、溝槽、鑽孔、攻牙(產生螺紋的加工)...等等。而以電腦數值控制的銑床則稱作 CNC 銑床。

D. 攻牙刀斷裂的原因[DDN06]

攻牙刀斷裂的可能原因，包含攻牙刀進行切削產生的扭力(torsion)或彎曲(bending)超過攻牙刀可承受的最大扭力或彎曲、攻牙刀因反復受到切削的應力變化而造成攻牙刀的金屬結構劣化、攻牙刀刀磨損嚴重、沒有適當的切削液輔助攻牙切削、欲攻牙的孔洞尺寸過小、攻牙刀的中心與欲攻牙的孔洞中心不同軸而產生的錯位(misalignment)...等原因。

參考文獻



- [AEO09] C. Aliustaoglu, H.-M. Ertunc, H. Ocak, "Tool wear condition monitoring using a sensor fusion model based on fuzzy inference system," *Mech Syst Signal Process*, 23:539–46, 2009.
- [AIS08] F. Alonso, D. Salgado, "Analysis of the structure of vibration signals for tool wear detection," *Mech Syst Signal Process*, 22:735–48, 2008.
- [BWX20] 白御宏, 王俊傑, 偕睿仁, 張永聖, 吳鴻材, 李孟霖, "機械加工刀具磨耗監測技術," *機械工業雜誌*, 2020. [Online]. Available: <https://www.automan.tw/magazine/magazineContent.aspx?id=3670>
- [CBA10] S. Cho, S. Binsaeid, S. Asfour, "Design of multisensor fusion-based tool condition monitoring system in end milling," *Int J Adv Manuf Technol*, 46:681–94, 2010.
- [ChJ00] S.-L. Chen, Y. Jen, "Data fusion neural network for tool condition monitoring in CNC milling machining," *Int J Mach Tools Manuf*, 40:381–400, 2000.
- [Cho23] C.-H. Chou, "Tapping_dataset," https://github.com/ChinghuaChou6248/tapping_dataset.git, accessed:2023-02-18
- [Cho23a] C.-H. Chou, "Dataset_features.csv," https://github.com/ChinghuaChou6248/tapping_dataset.git, accessed:2023-02-18
- [Cho23b] C.-H. Chou, "DecisionTree_current_dataset.csv," https://github.com/ChinghuaChou6248/tapping_dataset.git, accessed:2023-02-15
- [CSW90] Y.-B. Chen, J.-L. Sha, S.-M. Wu, "Diagnosis of the tapping process by information measure and probability voting approach," *Journal of*

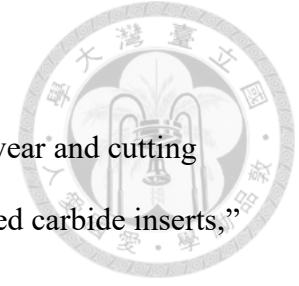
Engineering for Industry, Vol. 112, 1990.



- [TAA06] T.G. Dobrescu, A. Dorin, A. Niculae, “Automatic tool failure monitoring in thread tapping,” *ICMaS*, ISSN 1842-3183, 2006.
- [EPD91] M. Elbestawi, T. Papazafiriou, R. Du, “In-process monitoring of tool wear in milling using cutting force signature,” *Int J Mach Tools Manuf*, 31:55–73, 1991.
- [GRG06] B. Giriraj, V.-P. Raja, R. Gandhinadhan, R. Ganeshkumar, “Prediction of tool wear in high speed machining using acoustic emission technique and neural network,” *Indian J Eng Mater Sci*, 13:275, 2006.
- [GRP07] N. Ghosh, Y. Ravi, A. Patra, S. Mukhopadhyay, S. Paul, A.-R. Mohanty, A.-B. Chattopadhyay, “Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion,” *Mech Syst Signal Process*, 21:466–79, 2007.
- [GSP19] J. Górski, K. Szymanowski, P. Podziewski, K. Śmiałowska, P. Czarniak, M. Cyrankowski, "Use of cutting force and vibro-acoustic signals in tool wear monitoring based on multiple regression technique for compreg milling," *BioRes*, 14(2), 3379-3388, 2019.
- [GVR19] Grand View Research, “Milling machine market size, share & trends analysis report by type (horizontal milling machine, vertical milling machines), by end use, by region, and segment forecasts, 2019 – 2025,” *Advanced Materials*, 2019. [Online]. Available: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/milling-machine-market>
- [HLC12] W.-H. Hsieh, M.-C. Lu, S.-J. Chiou, “Application of backpropagation neural network for spindle vibration-based tool wear monitoring in micro-milling,” *Int J Adv Manuf Technol*, 61:53–61, 2012.

- 
- [HNI79] K. Hitomi, N. Nakamura, S. Inoue, “Reliability analysis of cutting tools,” *Journal of Engineering for Industry*, 101, 185-190, 1979.
- [Hua16] M. Huang, “Study of current and vibration signals for monitoring tool wear in micro milling,” master thesis, *National Taiwan University*. 2016.
- [IO4510] MOXA, “ioThinx4510 Series.” [Online]. Available:
<https://www.moxa.com/en/products/industrial-edge-connectivity/controllers-and-ios/advanced-controllers-and-i-os/iothinx-4510-series#specifications>
- [JeC02] Y.-H. Jeong, D.-W. Cho, “Estimating cutting force from rotating and stationary feed motor currents on a milling machine,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, volume 42, issue 14, pages 1559-1566, ISSN 0890-6955, 2002.
- [JiM21] B. Jijo, A. Mohsin Abdulazeez, “Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning,” *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 2.20-28, 2021.
- [KiK97] S. Kim, B. Klamecki, “Milling cutter wear monitoring using spindle shaft vibration,” *J Manuf Sci Eng*, 119:118–9, 1997.
- [KnB05] W. A. Knight, G. Boothroyd, “Fundamentals of metal machining and machine tools,” vol. 69: *CRC Press*, 2005.
- [KOE12] B. Kaya, C. Oysu, H.-M. Ertunc, H. Ocak, “A support vector machine-based online tool condition monitoring for milling using sensor fusion and a genetic algorithm,” *Proc Inst Mech Eng B J Eng Manuf*, 226:1808–18, 2012.
- [KPK05] W.-T. Kwon, J.-S. Park, S. Kang, “Effect of group IV elements on the cutting characteristics of Ti(C,N) cermet tools and reliability analysis,” *Journal of Materials Processing Technology*, volume 166, issue 1, pages 9-14, ISSN 0924-0136, 2005.

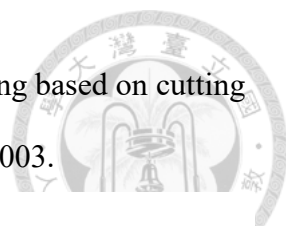
- 
- [KuS05] E. Kuljanic, M. Sortino, “TWEM, a method based on cutting forces—monitoring tool wear in face milling,” *Int J Mach Tools Manuf*, 45:29–34, 2005.
- [KVK94] S. Kakade, L. Vijayaraghavan, R. Krishnamurthy, “In-process tool wear and chip-form monitoring in face milling operation using acoustic emission,” *J Mater Process Technol*, 44:207–14, 1994.
- [LCZ04] H.-Z. Li, X.-Q. Chen, H. Zeng, “An embedded tool condition monitoring system for intelligent machining,” *International Journal of Computer Applications in Technology*, 28(1):74-81, 2007.
- [LFJ15] C. Luka, P. Franci, K. Janez, "A new approach to spatial tool wear analysis and monitoring," *Strojniški vestnik - Journal of Mechanical Engineering*, 61.9: 489-497, 2015.
- [LiL91] M. Liu, S.-Y. Liang, “Analytical modeling of acoustic emission for monitoring of peripheral milling process,” *Int J Mach Tools Manuf*, 31:589–606, 1991.
- [LiL96] S.-C. Lin, R.-J. Lin, “Tool wear monitoring in face milling using force signals,” *Wear*, 198:136–42, 1996.
- [Lin08] W.-S. Lin, “The reliability analysis of cutting tools in the HSM processes,” *Archives of Materials Science and Engineering*, Volume 30, 2008.
- [LLC21] J. Li, J. Lu, C. Chen, J. Ma, X. Liao, “Tool wear state prediction based on feature-based transfer learning,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 113. 1-19. 10.1007/s00170-021-06780-6, 2021.
- [LLL13] TI. Liu, J. Lee, G. Liu. *et al*, “Monitoring and diagnosis of the tapping process for product quality and automated manufacturing,” *Int J Adv Manuf*

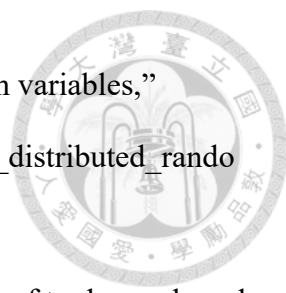


- Technol* 64, 1169–1175, 2013.
- [LZC06] H. Li, H. Zeng, X. Chen, “An experimental study of tool wear and cutting force variation in the end milling of Inconel 718 with coated carbide inserts,” *J Mater Process Technol*, 180:296–304, 2006.
- [MKN16] C.-K. Madhusudana, H. Kumar, S. Narendranath, “Condition monitoring of face milling tool using K-star algorithm and histogram features of vibration signal,” *Eng Sci Technol Int J*, 19:1543–51, 2016.
- [MLS21] C. Milla, C. Lucas, M. Silva, M. Duarte, “Tool wear monitoring in micromilling using support vector machine with vibration and sound sensors,” *Precision Engineering*, volume 67, pages 137-151, ISSN 0141-6359, 2021.
- [MM21] “Piezoelectric Principle,” *Metra Mess- und Frequenztechnik in Radebeul e.K.* [Online]. Available: https://www.mmf.de/piezoelectric_principle.htm
- [MR3810] MOXA, “45MR-3810.” [Online]. Available: [https://www.moxa.com/en/products/industrial-edge-connectivity/controllers-and-ios/advanced-controllers-and-i-os/iothinx-4500-series-\(45mr\)-modules/45mr-3810](https://www.moxa.com/en/products/industrial-edge-connectivity/controllers-and-ios/advanced-controllers-and-i-os/iothinx-4500-series-(45mr)-modules/45mr-3810)
- [MSR20] T. Mohanraj, S. Shankar, R. Rajasekar, N.R. Sakthivel, A. Pramanik, “Tool condition monitoring techniques in milling process — a review,” *Journal of Materials Research and Technology*, 9(1):1032–1042, 2020.
- [MZD02] O. A. Mezentsev, R. Zhu, R. E. DeVor, S. G. Kapoor and W. A. Kline, "Use of radial forces for fault detection in tapping," *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 42, 2002.
- [OaJ97] T. Oates, D. Jensen, “The effects of training set size on decision tree complexity,” *Proceedings of the Sixth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics in Proceedings of Machine Learning Research*,



- R1:379-390, 1997.
- [OLA15] O. Olufayo, K. Abou-El-Hossein, “Tool life estimation based on acoustic emission monitoring in end-milling of H13 mould-steel,” *Int J Adv Manuf Technol*, 81:39–51, 2015.
- [OLL19] P. Ong, W.-K. Lee, R.-J.-H. Lau, “Tool condition monitoring in CNC end milling using wavelet neural network based on machine vision,” *Int J Adv Manuf Technol*, 104:1369–79, 2019.
- [OSW21] T. Ozturk, E. Sarıkaya, M. Weigold, “Sensor-integrated tap holder for process uncertainty detection based on tool vibration and axial length compensation sensors,” *Int J Adv Manuf Technol*, 117, 1905–1914, 2021.
- [PRO22] 普威科技(PROWAVE), ”如何挑選適合的加速規,”
<https://www.prowavegroup.com/h/DataDetail?key=013537177978&set=9&count=191487>, accessed:2022/12/26
- [PVG11] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, E. Duchesnay, “Scikit-learn: Machine Learning in Python,” *JMLR 12*, pp. 2825-2830, 2011.
- [Ron23] S. Ronaghan, “The Mathematics of Decision Trees, Random Forest and Feature Importance in Scikit-learn and Spark,”
<https://towardsdatascience.com/the-mathematics-of-decision-trees-random-forest-and-feature-importance-in-scikit-learn-and-spark-f2861df67e3>,
accessed:2023-02-11
- [RRM10] A. Renones, J. Rodriguez, L.-J. de Miguel, “Industrial application of a multitooth tool breakage detection system using spindle motor electrical power consumption,” *Int J Adv Manuf Technol*, 46, 517–528, 2010.

- 
- [SaU03] H. Saglam, A. Unuvar, “Tool condition monitoring in milling based on cutting forces by a neural network,” *Int J Prod Res*, 41:1519–32, 2003.
- [Sci23] Scikit-learn 0.23.2, “DecisionTreeClassifier,” <https://scikit-learn.org/0.23/modules/tree.html#classification>, accessed:2023-02-14
- [SSH16] R.H.L. Silva, M.B. Silva, A. Hassui, “A probabilistic neural network applied in monitoring tool wear in the end milling operation via acoustic emission and cutting power signals,” *Mach Sci Technol*, 20:386–405, 2016.
- [SSK08] S. Sundaram, P. Senthilkumar, A. Kumaravel, N. Manoharan, “Study of flank wear in single point cutting tool using acoustic emission sensor techniques,” *ARPN J Eng Appl Sci*, 3:32–6, 2008.
- [WaB71] J.G. Wager, M.M. Barash, “Study for distribution of the life of HSS tools,” *Journal of Engineering for Industry*, ASME 73/4, 295-299, 1971.
- [WCY20] S.-Y. Wong, J.-H. Chuah, H.-J. Yap, “Technical data-driven tool condition monitoring challenges for CNC milling: a review”, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, volume 107, pages 4837–4857, 2020.
- [WHW07] W. Wang, G. Hong, Y. Wong, K. Zhu, “Sensor fusion for online tool condition monitoring in milling,” *Int J Prod Res*, 45:5095–116, 2007.
- [Wik23a] Wikipedia, “68-95-99.7 法則,” <https://zh.wikipedia.org/wiki/68%E2%80%9395%E2%80%9399.7%E6%B3%95%E5%89%87>, accessed:2023-02-18
- [Wik23b] Wikipedia, “Numerical control,” https://en.wikipedia.org/wiki/Numerical_control, accessed:2023-02-17
- [Wik23c] Wikipedia, “Milling (machining),” [https://en.wikipedia.org/wiki/Milling_\(machining\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Milling_(machining)), accessed:2023-02-17

- 
- [Wik23d] Wikipedia, “independent and identically distributed random variables,” https://en.wikipedia.org/wiki/Independent_and_identically_distributed_random_variables, accessed:2023-02-21
- [WLZ19] X. Wu, Y. Liu, X. Zhou, A. Mou, “Automatic identification of tool wear based on convolutional neural network in face milling process,” *Sensors* (Basel), 19(18):3817, 2019.
- [WST18] “Machine tool vibration monitoring applications,” *Wilcoxon Sensing Technologies*. [Online]. Available: <https://wilcoxon.com/wp-content/uploads/2018/11/Machine-tool-vibration-monitoring-applications.pdf>
- [XCZ19] G. Xu, J. Chen, H. Zhou, “A tool breakage monitoring method for end milling based on the indirect electric data of CNC system,” *Int J Adv Manuf Technol*, 101:419–34, 2019.
- [XuC09] C. Xu, H. C, “Fractal analysis of vibration signals for monitoring the condition of milling tool wear,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology*, 223(6):909-918, 2009.
- [Yan06] 楊德華, “台灣工具機產業的回顧與展望,” 臺灣機械工業同業公會, 機械資訊 592 期, 2006. [Online]. Available: http://www.tami.org.tw/print/592/592_02.htm
- [Yeh21] 葉卉軒, “經濟部調查：金屬製品業主要營運指標優於整體製造業,” 經濟日報, 2021. [Online]. Available: <https://money.udn.com/money/story/10869/5390172>
- [YeO07] I. Yesilyurt, H. Ozturk, “Tool condition monitoring in milling using vibration analysis,” *Int J Prod Res*, 45:1013–28, 2007.

- 
- [YIS19] S. Yoshimitsu, D. Iwashita, K. Shimana, Y. Kobaru, S. Yamashita,
“Monitoring of cutting state in end-milling based on measurement of tool
behavior using CCD image,” *Int J Autom Technol*, 13:133–40, 2019.
- [Yua19] 袁顥庭, “工研院助機械業轉型智慧化,” *工商時報*, 2019. [Online].
Available: <https://ctee.com.tw/amp/news/tech/47354.html>
- [ZhC08] J.-Z. Zhang, J.-C. Chen, “Tool condition monitoring in an end-milling
operation based on the vibration signal collected through a microcontroller-
based data acquisition system,” *Int J Adv Manuf Technol*, 39:118–28, 2008.
- [ZhZ13] C. Zhang, J. Zhang, “On-line tool wear measurement for ball-end milling
cutter based on machine vision,” *Comput Ind*, 64:708–19, 2013.