

國 立 清 華 大 學

碩 士 論 文

智慧工廠的發展與實踐：架構、發展藍圖  
與應用案例

Smart Factory Implementation:  
Architecture, Evaluation Form and Application Cases

所別 工業工程與工程管理學系 組別 工程管理組

學號姓名 109034602 鄭永誠 (Cheng, Yung-Cheng)

指導教授 簡 褒 富 博士 (Dr. Chien, Chen-Fu)

中 華 民 國 一一一 年 六 月

國 立 清 華 大 學

碩 士 論 文

智慧工廠的發展與實踐：架構、發展藍圖與應用案例

Smart Factory Implementation:  
Architecture, Evaluation Form and Application Cases



所別 工業工程與工程管理學系 組別 工程管理組

學號姓名 109034602 鄭永誠 (Cheng, Yung-Cheng)

指導教授 簡 褒 富 博士 (Dr. Chien, Chen-Fu)

中 華 民 國 一一一 年 六 月



## 摘要

在工業 4.0 帶來的技術變革下，許多企業都致力於發展新的生產解決策略，同時製造業者也需要具備更加彈性的生產能力以因應各種挑戰並提升產業競爭力。因此，智慧工廠的概念被視為協助企業達成整合轉型的重要關鍵，至今已有諸多先進國家與製造業者已經開始了實施智慧工廠的過程。然而對於一些傳統產業而言，受限於技術能力和成本考量，實踐智慧工廠並非一蹴可幾。這些企業難以在不同的專業術語、想法和概念中，將這些理論轉變為實踐，建立一個具體的智慧工廠結構。

本研究基於國際標準以及相關文獻，從工廠層級、製造功能、資訊科技技術等面向，提出了一個多維度智慧工廠架構，並根據此架構提出了一個發展策略藍圖，讓企業依循此脈絡逐步邁向智慧工廠。此外，本研究藉由展開智慧工廠的相關屬性，設計了智慧工廠的模組衡量表，幫助企業了解發展狀況。本研究以一家印刷電路板廠商進行實證研究以驗證該架構之可行性，透過導入智慧工廠之架構藍圖與衡量標準之應用，協助企業轉型並提高其生產彈性及競爭力。

關鍵字: 智慧工廠、工業 4.0、智慧製造、虛實整合系統

## Abstract

In a state of the technological changes derived from Industry 4.0, many companies have devoted themselves to developing new production solutions. The manufacturing industry needs to have a more flexible production capacity to respond to future challenges and maintain industrial competitiveness. Therefore, the concept of smart factory is regarded as an essential key to assisting enterprises in integrating and transforming. There are many leading countries and manufacturers have started to implement smart factory. However, some traditional industries may not be prepared for the migration of smart factory directly due to the limitation of technical capabilities and cost considerations. It is difficult for them to establish a concrete smart factory structure within different terminologies, ideas and concepts from theory to practice.

Based on international standards and related literature, this thesis proposes a multi-dimensional architecture of the smart factory from the perspectives of factory layer, manufacturing functions, and information technology. According to this architecture, a strategic roadmap has been proposed that enable companies toward smart factory step by step. Additionally, based on the feature of smart factory, an evaluation form is designed to assist companies in understanding each module development status. Subsequently, applying the designed roadmap and evaluations with practical case help, a company can transform into a smart factory.

**Keywords:** Smart factory, CPS, Industry 4.0, Smart manufacturing

# 目錄

目錄 .....	i
圖目錄 .....	iii
表目錄 .....	v
<b>第 1 章 緒論.....</b>	<b>1</b>
1.1 研究背景與動機 .....	1
1.2 研究目的 .....	3
1.3 論文架構.....	3
<b>第 2 章 文獻回顧.....</b>	<b>4</b>
2.1 智慧工廠的起源與定義 .....	4
2.2 智慧工廠的發展目標.....	8
2.3 智慧工廠的標準與架構 .....	11
2.4 智慧工廠的發展策略.....	13
<b>第 3 章 研究架構.....</b>	<b>17</b>
3.1 智慧工廠架構 .....	17
3.1.1 工廠層級維度 .....	18
3.1.1.1 企業規劃層別 .....	20
3.1.1.2 生產營運管理層別.....	22
3.1.1.3 製程控制層別 .....	25
3.1.1.4 生產過程感知層別.....	27
3.1.2 部門功能維度 .....	28
3.1.3 資訊科技和雲服務維度 .....	28
3.1.3.1 資訊科技架構 .....	30
3.1.3.2 雲端服務模式 .....	35
3.1.4 工廠架構交互關係 .....	37
3.2 智慧工廠發展藍圖 .....	39

3.2.1	高效能運算平台 .....	41
3.2.2	先進製程分析與效能最佳化 .....	43
3.2.3	智慧生產規劃與製造平台 .....	49
3.2.4	智慧自動物料搬運系統 .....	52
3.2.5	數位供應鏈管理 .....	56
3.3	智慧工廠衡量指標 .....	59
3.3.1	描述性分析 .....	61
3.3.2	診斷性分析 .....	65
3.3.3	預測性分析 .....	67
3.3.4	建議性分析 .....	69
3.3.5	自動化分析 .....	71
<b>第 4 章</b>	<b>實證研究.....</b>	<b>74</b>
4.1	個案背景 .....	74
4.2	個案分析 .....	75
4.2.1	製程參數最佳化模組專案 .....	76
4.2.2	先進規劃排程之排程模組專案 .....	81
<b>第 5 章</b>	<b>總結.....</b>	<b>88</b>
<b>引用文獻.....</b>		<b>89</b>

## 圖 目 錄

圖 2.1 智慧工廠的普遍涵蓋觀點 (Stock and Seliger, 2016) .....	6
圖 2.2 CPS 系統於智慧工廠的基本概念 (Wu et al., 2019) .....	7
圖 2.3 ANSI/ISA-95 標準(Chang et al., 2006).....	11
圖 3.1 多維智慧工廠架構圖 .....	17
圖 3.2 智慧工廠層級架構相關研究比較.....	18
圖 3.3 工廠層級所對應內容.....	19
圖 3.4 各核心價值下常見的企業目標 (Labuschagne et al., 2005) .....	20
圖 3.5 PDCCCR 製造策略架構 Chien et al. (2010).....	21
圖 3.6 常見的工廠生產營運管理業務流程.....	23
圖 3.7 生產營運管理常見模組.....	25
圖 3.8 製造功能部門與工廠層級常見對應模組.....	28
圖 3.9 支撐智慧工廠的資訊科技架構.....	30
圖 3.10 雲端服務模式比較 (Peng et al., 2009) .....	36
圖 3.11 智慧工廠各軸間交互下的對應議題.....	38
圖 3.12 智慧工廠發展藍圖 .....	40
圖 3.13 先進設備控制示意圖 .....	47
圖 3.14 先進製程控制示意圖 .....	48
圖 3.15 智慧工廠衡量的五階段分析框架 .....	59
圖 3.16 智慧工廠五階段分析的探討目標以及對應屬性.....	60
圖 4.1 智慧工廠模組持續改善循環.....	76
圖 4.2 製程參數優化模組整體評價 (改善前).....	77
圖 4.3 製程參數優化模組整體評價 (改善前).....	77
圖 4.4 製程參數優化模組整體評價 (改善後).....	79
圖 4.5 製程參數優化模組整體評價 (改善後).....	79

圖 4.6 製程參數優化模組整體評價 (改善後).....	80
圖 4.7 排程模組整體評價 (改善前).....	82
圖 4.8 排程模組個別評價 (改善前).....	82
圖 4.9 排程模組主程序與子程序.....	84
圖 4.10 排程模組整體評價 (改善後).....	85
圖 4.11 排程模組個別評價 (改善後).....	85
圖 4.12 排程模組系統介面示意圖.....	87



## 表 目 錄

表 3.1 資料品質各屬性與改善機會點.....	64
表 3.2 智慧工廠評分的各屬性對應.....	73



# 第 1 章 緒論

## 1.1 研究背景與動機

在市場和製造生態的改變下，客戶的需求正促使製造商朝向大量客製化、短產品生命週期、加快上市時間的型態轉變。為了降低成本和提高生產效率，許多企業正在將包括物聯網 (IoT)、虛實整合系統 (CPS)、雲計算和人工智慧等新興技術整合於其生產設備和整個運營過程中。自第三次工業革命以來，現今世界再度迎來一個新的轉捩點，這些新興技術正在逐漸改變全球的工業格局，傳統工廠也勢必在這浪潮下面臨轉型。

在這環境驅使下，德國行業領導者和研究人員塑造了工業 4.0 這一術語，以用來形容當今的新的工業階段。其所涉及的相關概念被認為有助於提高公司和工廠的工業績效，像是融合虛擬網路 (Cyber) 和實體 (Physical) 領域的虛實整合技術，進而來達到生產體系的靈活協作 (Xu et al., 2018)。雖然第四次工業革命涉及的內涵十分廣泛，但從本質上講，即是在發展可持續 (Sustainable)、可相容 (Consistent) 和可擴展 (Scalable) 的策略，協助組織、企業、生活型態完成系統性的變革 (Akddil et al., 2018)。因此，在全球製造業的持續競爭下，除了德國提出了工業 4.0 之外，其他國家也相繼提出了自己的製造戰略，如美國的先進製造夥伴關係 2.0 (AMP2.0)、日本的工業 4.1J、中國的中國製造 2025 (Lu and Weng, 2018) 等。世界各國政府以及企業都在努力爭取第四次工業革命的領導地位，以為新一代的製造強國。反之，若企業和工廠未能及時採用工業 4.0 的技術，可能導致其運營能力與發展速度不足以與其他競爭對手匹敵。

在這新一代的工業革命中，「智慧工廠」被廣泛視為工業 4.0 的重要元素，旨在為企業提供更全面、可互操作和整體的方法，是製造產業必須面對的重大議題。Radziwon et al. (2014) 將智慧工廠定義為一種製造解決方案，它提供靈活和自適應的生產流程，以解決在日益複雜的世界中動態且快速變化的邊界條件的生產設施出現的問題。基於工業 4.0 技術，工廠將變得智慧化，可以有效率的規劃、管理和控制生產過程，亦包含供應鏈管理以及產品開發等面向。此外，推動智慧工廠不僅只是傳統的自動化過程，而是要能建立完全連接且靈活的系

統，進而能夠實現客製化、供應鏈彈性、決策優化，並最終實現自我適應、自我配置和自我優化 (Ralston and Blackhurst, 2020; Shi *et al.*, 2020; Zawadzki and Żywicky, 2016)。

為了能夠在工業 4.0 的趨勢下實踐智慧工廠，企業需要制定長期的發展目標，包含加強基礎設施以及資訊技術的升級與整合 (Rüßmann *et al.*, 2015)。迄今為止，許多領先的製造商已經提出了工廠的產業策略，並嘗試藉由技術引導變革，其中涉及不同工廠層級、部門功能下對應的技術與模組。然而，對於多數傳統產業或中小型企業而言，受限於自身能力和成本限制，對於智慧工廠的相關需求可能難以一步就位，許多公司仍然依靠傳統的方法和既有的規模來保持競爭優勢。此外，智慧工廠是跨專業的複雜性專案，需要在系統觀的評估與整合下從不同面向去同步落實，並非直接導入新系統、引進新設備可解決，若系統間資訊無法有效串連整合，也容易導致資訊孤島 (Information Silo) 問題的發生。在工業 4.0 的浪潮下，雖然已有部分先進企業已具備發展智慧工廠的能力，但對於其他傳統產業或是中小型企業而言，面對層出不窮的詞彙、概念、想法、技術時，要如何訂定明確的轉型方向去建構完善的智慧工廠，成為了普遍面對的挑戰。出自於對投入的擔憂和產出的不確定性，企業對於邁向智慧工廠容易踟躕不前，因此急需一個可以實施且可行的解決脈絡。

大多數文獻都在提出工業 4.0 下的設計原則或其相關技術的觀點 (Hermann *et al.*, 2016; Mabkhot *et al.*, 2018)，然而很少有研究提供邁向智慧工廠的具體描述。一些研究雖提出了技術發展的建議路線圖，但卻缺乏與工廠架構進行整合，且未提供衡量發展階段的標準 (Butt, 2020; Cotrino *et al.*, 2020; Stefan *et al.*, 2018)。除此之外，不同企業的技術階段並非相同，也並非導入新系統就能得到想要的成果。實務上，智慧工廠的相關專案應該透過妥善的評估，依照大方向的發展脈絡，針對當前需求和弱點找出最佳採用的技術策略。在這新的工業革命下，能夠搶先利用新技術與提早轉型的製造商將受益於早期採用者的競爭優勢，為確保最佳過渡，有必要擬定完善的智慧工廠架構與製定清晰的發展藍圖，並藉由衡量標準找出機會點，帶領企業逐步成功地實踐智慧工廠。

## 1.2 研究目的

本研究旨在基於國際標準並整合相關研究，提出一個多維的智慧工廠的架構，從工廠層級、部門功能、訊息技術能力等面向進行探討，整理出智慧工廠的系統架構和各種功能模組。此外，我們根據該架構為邁向智慧工廠的過程製定了發展藍圖，為實現智慧製造、智慧供應鏈和高效能計算平台提供了可行的指導方針。同時，我們也設計了一份評估表用以檢核每個智慧工廠模塊的發展狀況，公司可藉由分析各智慧工廠下各屬性的表現，更加了解當前發展階段、機會點和未來展望等。整體來說，本研究的主要貢獻為幫助公司從傳統製造業過渡至工業 4.0 下的智慧工廠，提供一份工廠規劃的參考架構與評估標準，引領企業一步步完成實踐。

## 1.3 論文架構

本論文分為五個章節，第一章主要說明本研究的問題背景、動機及其重要性；第二章會針對智慧工廠進行文獻回顧，包括智慧工廠概念、特徵和相關架構，同時這些內容也會作為本研究提出的智慧工廠架構的基礎；第三章提出了一個多維的智慧工廠的多維架構，並製定了發展過程的戰略路線圖，同時也提出一套用以衡量發展階段的標準；第四章運用所提出的架構和衡量表，應用於國內某印刷電路板製造商做為智慧工廠之架構的實證研究；最後於第五章總結本研究的結果與後續未來研究方向。

## 第 2 章 文獻回顧

### 2.1 智慧工廠的起源與定義

近年來由於技術進步，我們的生活和工作方式發生了巨大變化，製造產業也面臨了重大革新。事實上，企業領袖和策略制定者已面臨到許多挑戰，因為工廠正面臨了產品高度客製化、少量多樣、資料導向的決策管理等挑戰 (Khan and Turowski, 2016; Provost and Fawcett, 2013)。嘗試從不同角度切入來看，在製造流程上，生產程序除了需要能夠應付高度彈性、小批量生產外，更要做到系統資訊整合 (Gorecky *et al.*, 2016; Weyer *et al.*, 2016)；在製程技術上，除了半導體產業依循 Moore (1975) 提出的摩爾定律 (Moore's Law) 所述每年在快速進步外，其他產業也不斷在持續突破物理、化學限制，持續面臨製程穩定性和維持品質的挑戰；在擬定供應計劃時，公司也開始需要用更敏捷且完善的方法來製定戰略，像是以情景規劃 (Scenario Planning) 取代短期的單點預測等，更全面地整合更多資訊進行規劃 (Oliver and Parrett, 2018)。綜上所述，這些生產過程和商業活動的複雜程度將逐漸提升，導致企業越來越難透過傳統方式去進行決策與優化。在這樣的情境下，一個用來表達滿足上述願景的目標因此誕生，即所謂的「智慧工廠」。

智慧工廠的概念起源自 Lucke *et al.* (2008)，於該文獻中智慧工廠被定義為具有情境感知 (Context-aware) 能力的工廠，可以幫助人和機器執行任務，像是處理來自機器故障或是需求波動等內部及外部擾動，並協助在不同的計劃層面做出決策。隨後，德國政府也於 2010 年制定了 SmartFactory<sup>KL</sup> 計劃，旨在提供未來的工廠一個實驗性質的示範標的。從那時起，學術界和業界並開始從多個角度對智慧工廠進行了探討，試圖建立出一個清楚的脈絡和可比較的基礎，然而至今仍未具有一致的論述。Radziwon *et al.* (2014) 將智慧工廠視為一種製造解決方法，藉由高靈活和具備自適應能力的生產流程，可以解決生產設施在動態和快速變化下邊界條件 (Boundary Conditions) 出現的問題。Hozdić (2015) 將智慧工廠定義為一種製造趨勢，它提供了一種彈性和適應性強的生產過程，協助克服日益複雜的環境中的生產設施問題。Hofmann and Rüsch (2017) 認為智慧工廠

是一個分散的生產系統，其中各項工件、機械設備、流程、人員和資源皆能實現實時通訊交流，如同社會網路一般。Oztemel and Gursev (2020) 則指出，「智慧工廠」和「熄燈工廠」的概念幾乎相同，最核心的特點就是不需要人力。除此之外，智慧工廠一詞在學術界和不同國家間也有許多概念類似的同義詞，例如數字工廠 (Digital Factory)、互聯工廠 (Interconnected Factory)、先進製造 (Advanced Manufacturing)、智慧生產 (Smart Production)、u-Factory (Ubiquitous factory) 等(AnTosz, 2018; Büchi *et al.*, 2020; Mabkhot *et al.*, 2018; Yoon *et al.*, 2012)。上述這些文獻對於智慧工廠的論述都具有一定的關注度和影響力，雖然切入點不盡相同，但無論是何種說法，智慧工廠一詞都代表了工廠在面臨技術革新下的理想目標，是新一代的工廠經營願景。

另一方面，智慧工廠的概念也經常伴隨著工業 4.0 一起出現，被視為是工業 4.0 推動的核心要素。工業 4.0 又被稱作第四次工業革命，最早於 2011 年在德國漢諾威博覽會上被提出 (Kagermann *et al.*, 2011)，其描繪了全球價值鏈的變革趨勢，並立即成為推動製造業改革的全球焦點。在前三次工業革命中，人類發展了機械、電氣和數位技術，皆有效地提高了工業的生產能力，而第四次工業革命，則是以虛實整合系統 (Cyber-Physical System, CPS) 技術做為主導，目的是將現實世界與虛擬資訊相互結合，作為現今工業發展的一大方向 (Lasi *et al.*, 2014; Riedl *et al.*, 2014)。時至今日，第四次工業革命普遍被認為能為企業帶來重大成功，並且大多數研究皆表明其設計原則和技術已經實踐於生活中 (Ghobakhloo and Fathi, 2019; Müller, 2019; Müller *et al.*, 2018b; Schwab, 2017)。逐漸地，工業生產和製造朝向自動化甚至智慧化的方式改變，諸多相關技術開始在工廠的各種面向被大規模利用。在這趨勢下，許多文獻開始重視智慧工廠並將其作為工業 4.0 的關鍵組成部分，包含智慧製造系統和流程，以及網路化分佈式生產設施的實施 (Chen, 2017b; Hermann *et al.*, 2016; Wang *et al.*, 2016)。Stock and Seliger (2016) 在研究中整理了工業 4.0 與智慧工廠關係的宏觀和微觀視角，當中就有論述智慧工廠為工業 4.0 下涵蓋的其中一個部份，其內容概念整理如圖 2.1 所示，智慧工廠能在工業 4.0 發展中的通訊技術、資訊科技、雲端技術支持下，實踐並優化生產流程間的各種內容，同時也提升人力資源、廠務設施、銷售等其他功

能。此外，Osterrieder *et al.* (2020) 也對智慧工廠和工業 4.0 做了完整的系統性文獻回顧，清楚地闡述了智慧工廠已成為工業 4.0 關鍵要素。

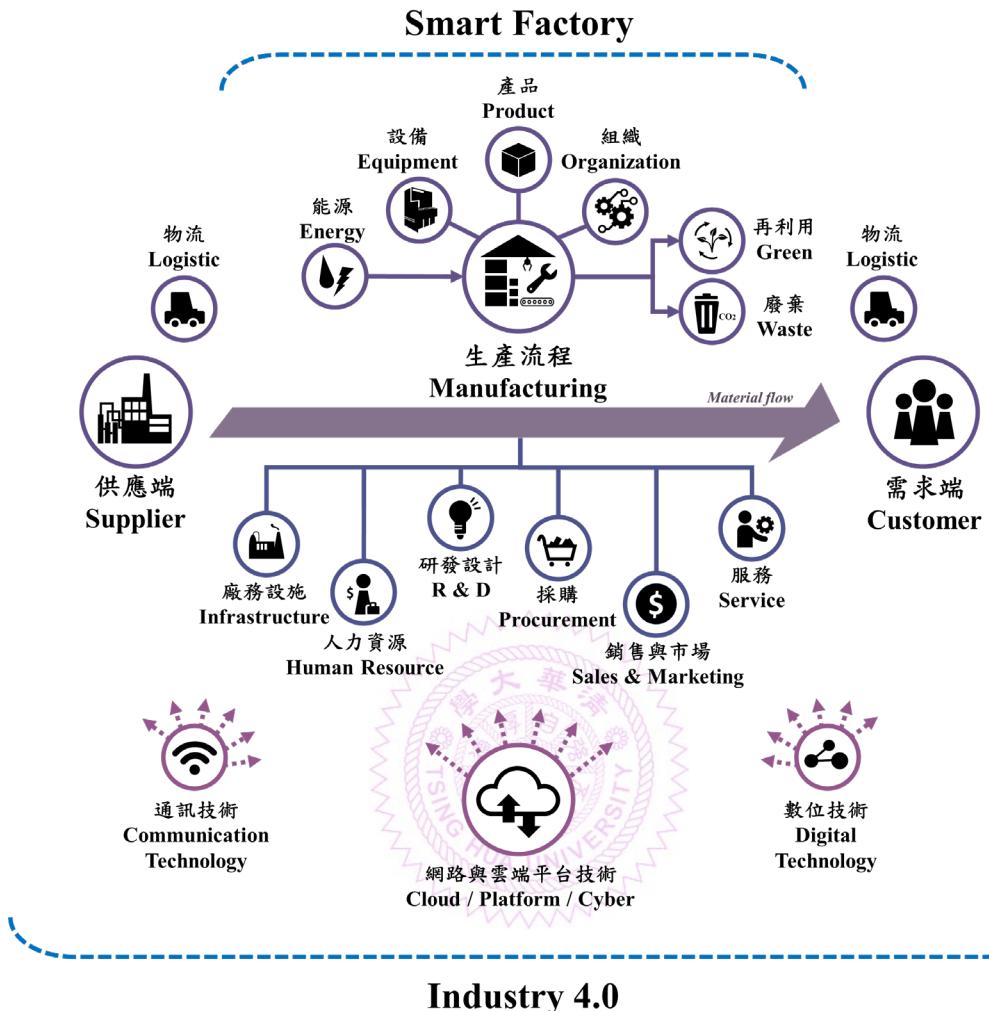


圖 2.1 智慧工廠的普遍涵蓋觀點 (Stock and Seliger, 2016)

工業 4.0 概念廣泛被認為是 CPS 概念的應用，能具備一個高度集成的計算、通訊、控制和物理元素的集成系統 (Chen, 2017a)，具有部署智慧工廠的巨大潛力。製造商可以利用 CPS 技術將虛擬世界與物理世界連接起來，使工廠中的設備更加智慧，從而創造更好的生產條件 (Zhou *et al.*, 2015)。Lee *et al.* (2015) 也認為工業 4.0 實際上等同於 CPS 概念，通過將 CPS 與生產、物流和服務相結合，能夠將傳統製造業轉變為工業 4.0 工廠。具體來說，智慧工廠包含兩個主要系統觀，一是由機器實體和人組成的實體物理系統，另一種是由數字模型、平台、

狀態訊息和控制訊息組成的虛擬系統。在 CPS 的相關研究中，工業互聯網、人工智慧、大數據、數位雙子等技術皆為智慧工廠發展奠定了良好數據和技術基礎，逐漸改變工廠運營流程 (Chen *et al.*, 2020)。圖 2.1 展示了 CPS 在智慧工廠中的基本特徵，在物理系統中，大量的顯性數據和隱性數據透過感測器被收集；經由感知過後，在網路系統中被轉化為有價值的訊息；最後，通過推理論和學習模型整合資訊，將優化決策應用於最終精確執行的物理系統，形成一個循環 (Wu *et al.*, 2019)，如圖 2.2 示意。綜上所述，CPS 對製造資源進行了統一的功能和結構描述，說明了智慧工廠應具備的基本構成。

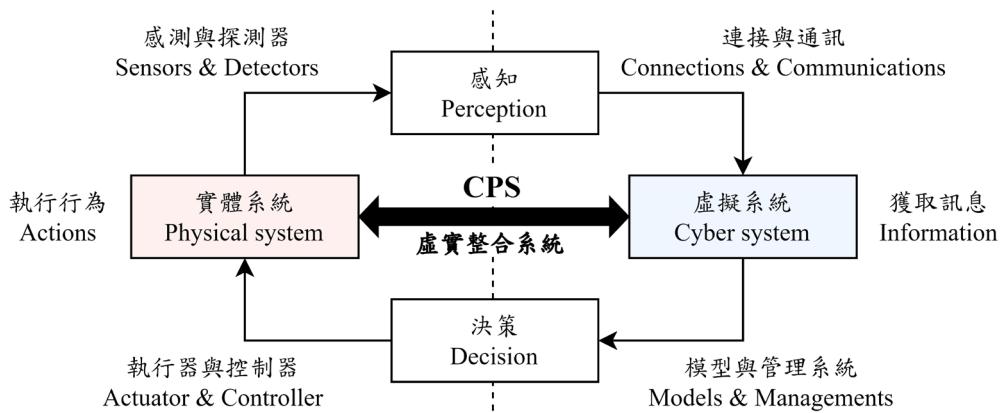


圖 2.2 CPS 系統於智慧工廠的基本概念 (Wu *et al.*, 2019)

從上述內容我們可以得知，所謂「智慧工廠」與「一般工廠」的重大區隔，就是能否具備足夠支持實體工廠的系統和技術能力。工廠要做到的不再單純只是單純執行實體面的各種行為，而是能進一步的藉電腦技術、自動化技術、智慧化技術來協助進行一系列決策，也就是強化虛擬面的功能。一般工廠透過資訊數位化 (Digitization)、技術數位化 (Digitalization)、數位轉型 (Digital Transformation) 的流程，在基礎工廠功能架構下額外加強資訊科技與技術面向，逐漸去提升工廠的營運流程、優化各面向的表現，而這個系統變革的最終目標就是全面的虛實整合系統。智慧工廠在數位轉型建立價值的過程中，可以選擇成為技術方面的市場領導者，創建自己的技術標準；亦可藉由已經建立的技術標準，並將其視為實現自身業務運營的手段 (Matt *et al.*, 2015)。也因此，在本研

究所提出的智慧工廠架構在設計上，就是在既有的工廠構成外，額外延伸出技術能力的一項維度，讓工廠在發展所需求模組功能的同時，同時藉由該維度去選用合適的方案。

## 2.2 智慧工廠的發展目標

一般工廠提升至智慧工廠的轉變，大幅是受到工業 4.0 下的技術驅動，讓工業格局改變到一個新的水平。Frank *et al.* (2019) 提出了工業 4.0 技術的概念框架分為兩大類：基礎技術和前端技術。基礎技術包含物聯網 (IoT)、雲計算、大數據分析等，能為前端技術提供連接性和智慧性。前端技術則涉及四個主要維度：智慧製造、智慧產品、智慧供應鍊和智慧工作。這些技術包括企業資源規劃 (ERP)、監控與數據採集 (SCADA)、機器對機器通信 (M2M)、數字平台、協作機器人等。該研究認為，未來的智慧工廠應配備這些先進技術，並且幾乎每個工廠內的環節都會受到牽連，發展基礎技術能提升工廠各模組的表現能力，發展前端技術則能讓各運作環節有更多工具來做為運用。另一方面，工廠也可以善用雲端服務模式，將企業的數據、應用程序和服務從本地數據中心遷移到雲環境，藉由資源虛擬化 (Resource Virtualization) 分別由不同雲服務提供商進行管理 (Borangiu *et al.*, 2019)，方便獲得完整的功能與技術支援。

進一步來看，智慧工廠的最終的策略目標 (Strategy Objectives) 與各問題面向的根本目標 (Fundamental Objectives) 與一般工廠其實大同小異，但是能運用的工具目標 (Mean Objective) 截然不同。換言之，在同樣的營運目標下，智慧工廠透過這些新興技術或服務，能為達成基本目標的過程帶來顛覆性的改變，找尋出更具效益、高水準、高拓展性的方案，而智慧工廠的挑戰也就意味著如何讓這些技術資源結合入當前的工廠的架構中。

以半導體產業為例 (SEMATECH, 2003)，國際半導體產業協會提出的智慧製造技術藍圖點出了產業發展智慧製造時應關注的三個方向，分別為設備工程能力 (Equipment Engineering Capabilities)、製造執行系統設備整合 (Manufacturing Execution System and Equipment Integration) 和自動化物料搬運系統 (Automated Material Handling Systems)，而智慧工廠即是基於這些面向，持續

優化並採用各種新型技術以實踐智慧製造。像是設備工程能力，該脈絡常見的根本目標包含產品品質、設備品質、製程品質、人員生產力、設備效率評價 OEE (Overall Equipment Effectiveness) 等，工廠應發展各類工具技術去提升各目標表現，而這面向下的技術藍圖就包含了電子化診斷、故障偵測於分類、批量控制、即時決策等。近年來已有許多研究針對該方向提出各類技術和架構，Shang and You (2019) 回顧了近期運用在製造流程上的各種數據分析和機器學習技術，說明了數據導向模型對於提升製程能力的重要性；Cohen and Singer (2021) 也提出了智慧過程控制的框架，認為需要整合物聯網、統計過程控制、循環機器學習、智慧過程診斷等技術，設計與 CPS 概念兼容的架構。同時，先進設備控制 (Advanced Equipment Control)、先進製程控制 (Advanced Process Control) 等概念也開始被落實，當中涉及整合的技術也越來越廣，從各類統計製程分析 (Statistical Process Control)、時間序列資料分析 (Time Series Analysis)、分類或預測模型，逐步延伸至虛擬量測 (Virtual Metrology)、故障預測與健康管理 (Prognostic and Health Management)、模型概念飄移調整 (Concept Drift Adaption) 等。透過這些工具目標的不斷精進發展，工廠得以逐步落實智慧製造並邁向智慧工廠。

除了智慧製造外，企業也須同時關注工業 4.0 提出的概念與技術在供應鏈層面的實施，也就是實踐智慧供應鏈管理。許多學者皆強調了智慧供應鏈的重要性，Nasiri *et al.* (2020) 透過對企業的調查結果說明了運用新型技術對企業供應鏈績效有重大提升，Ralston and Blackhurst (2020) 也發現建立結合各技術的智慧系統有利於提供更好的供應鏈彈性，特別在於採購、製造、庫存管理方面。舉例而言，Ghadge *et al.* (2020) 透過加入雲端和無線射頻辨識 (Radio Frequency Identification, RFID) 來有效降低庫存水平成本並提高運營效率；Shao *et al.* (2021) 提出智慧供應鏈的實施框架，連結多個數據管理和分析工具，協助研究案例公司掌握供應鏈中的部分資訊並輔助決策。在最終願景下，若各工廠能夠有適當的資訊共享標準，甚至能達到整個供應網路的資訊共享、自動化和透明化 (Fatorachian and Kazemi, 2021)。

整合以上內容，智慧工廠的發展目標可大致分成三大方向。一是落實基礎技術能力，同時透過部署雲端服務方式，建立起具備高速處理資料和進行複雜

運算的高效能運算平台 (High Performance Computing Platform)，以支撐智慧工廠下的各個模組功能；二是實踐智慧製造，透過新興工具和技術，強化工廠在生產過程、生產管理、物料搬運設備的能力，分別可對應到本研究中所提出的先進製程分析與效能最佳化、智慧生產規劃與製造平台、智慧物料搬運系統三個發展脈絡；三是建立智慧供應鏈管理，整合供給、需求、庫存等資訊，整合內外部資訊對市場做出及時性的反應。

若各別檢視這些目標下的需求模組功能，智慧工廠下的這些模組應朝高度適應性、可重構性、可靠性和可追溯性發展 (Chen *et al.*, 2017)，而未來工廠期望具備製造設備結構複雜、多樣功能、多傳感器類型、採樣頻率高、運行條件複雜、業務信息系統異構等屬性 (Chen *et al.*, 2020)。Zuehlke (2010) 指出，建置智慧工廠應注意以下幾點：通過嚴格的模塊化 (Modularization) 和精實 (Lean) 概念降低工廠內部技術複雜性、以自適應模組組成的分散式的架構取代集中式的層次結構、創建和應用標準到工廠的各個層面以減少規劃工作並允許重複使用組件等。Hermann *et al.* (2016) 也在研究中點出模組需要去考慮工業 4.0 的四項設計原則，分別為互連 (Interconnection)、資訊透明度 (Information Transparency)、去中心化決策 (Decentralized Decisions) 和技術援助 (Technical Assistance)。Mabkhot *et al.* (2018) 整合了上述內容，提出了對於智慧工廠的設計原則的看法，認為其需要考量模組化 (Modularity)、互通性 (Interoperability)、去中心化 (Decentralization)、虛擬化 (Virtualization)、服務導向 (Service Orientation) 和即時應變能力 (Real-time Capability) 六大面向。模組化目的為讓系統元件間可以簡單且快速地做重組及拆解，來因應快速變動的市場需求以及內部系統設施異常；互通性為系統元件間須能夠相互交換資訊，提高資訊透明度；去中心化為讓各個系統元件在不違反整體目標的條件下須能夠自行做出適當決策；虛擬化為將應用程式、伺服器、儲存和網路以虛擬形式呈現來提高效率和靈活性；服務導向為因應製造業將從銷售產品轉向銷售產品和服務的市場趨勢；即時應變能力則是要在面對突如其來的客戶需求變化或內部系統設施異常時工廠須具備即時應變之能力。本研究在設計智慧工廠架構和衡量標準時，也會主要基於工廠生產面向的相關功能，將這些設計原則納入考量指標。

## 2.3 智慧工廠的標準與架構

智慧工廠的規劃、建設、運營和管理異常複雜，為高度複雜的系統，需要有對應標準、架構作為參考依據。如果公司只從製造中的單點問題開始，它將淪為另一種形式的自動化而非智慧化 (Yoon *et al.*, 2012)。雖然「智慧工廠」一詞沒有一個精確的規範，但有幾個相關的標準被運用於建立其架構。遵循這些標準可以幫助企業製定合理的藍圖。另一方面，忽略這些標準可能會導致代碼複雜、實施不充分、通訊協議不同、設備集成難度增加以及管理流程出現不必要的程序 (Shi *et al.*, 2020)。

其中，ANSI/ISA-95 為常見於應用於工廠的框架之一，其架構概念可見圖 2.3 說明。ANSI/ISA-95 標準框架由國際自動化學會 (ISA) 定義，其通過定義完善的層級、功能、活動及其各自的對像模型來實現企業控制集成 (Cadavid *et al.*, 2015; Govindaraju *et al.*, 2014; Scholten, 2007)，其目的為降低集成企業和製造系統時的成本、風險和錯誤 (Govindaraju *et al.*, 2014)。該架構分為五個層次，分別為第 0 層到第 4 層，第 0 層定義了實際的生產過程、生產設備及其外圍設備；第 1 層定義了對生產線的感知以及操縱生產過程所涉及的活動；第 2 層定義了生產過程的監控和綜合控制；第 3 層是製造運營管理，包括一般製造現場的監控、控制和記錄；第 4 層是企業規劃和物流，包括建立訂單、調度生產計劃、準備原材料和計劃、運輸和庫存控制等。

。

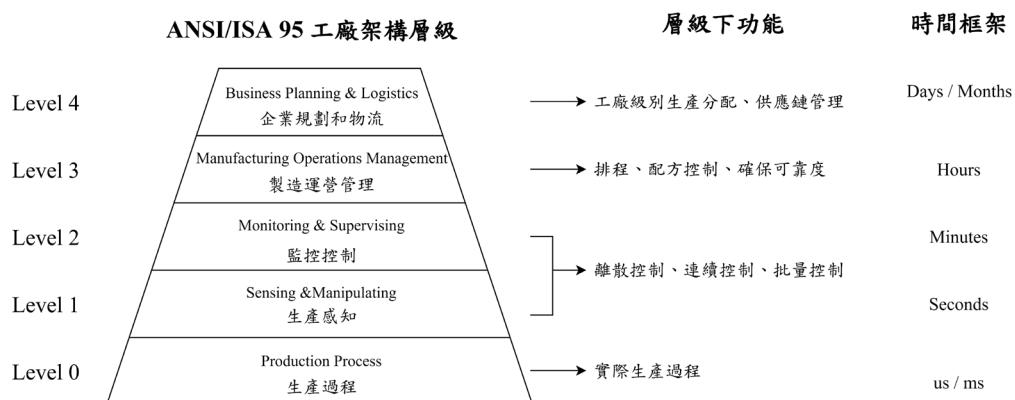


圖 2.3 ANSI/ISA-95 標準(Chang *et al.*, 2006)

到目前為止，ISA-95 已被用於單獨或與其他標準和知名技術結合使用來幫助解決研究問題 (Harjunkoski and Bauer, 2014; Unver, 2013; Wally *et al.*, 2019)。Virta *et al.* (2010) 出了將其結合 OPC 統一架構 (OPC UA4) 和服務導向的架構 (Service-Oriented Architecture, SOA) 的批處理管理應用程序的設計。Hwang *et al.* (2017) 開發了一個基於物聯網的性能模型，同時符合 ISA-95 和 ISO-22400 標準，定義了製造流程和性能指標公式。Wally *et al.* (2017) 在其研究中，也認為 IT 系統的集成應遵循基於計算機輔助工程交換 (CAEX) 數據格式的 ISA-95 和 IEC 62264 標準。整體而言，ISA-95 是能夠被廣泛運用參考模型，並為工廠提供了層次結構，因此在本研究中也會參考此標準訂定工廠層級，如果公司能夠以相關標準為藍本，將為建廠提供更有效的途徑。

除此之外，也有很多研究和文獻嘗試從不同角度提出自己的先進工廠參考架構，像是德國電氣和電子製造商協會 (ZVEI) 開發參考架構模型工業 4.0 (Reference Architectural Model Industrie 4.0, RAMI 4.0) 作為工業 4.0 計劃的一部分 (Hankel and Rexroth, 2015)，當中包含三個維度，輔助作為各個標準和運用實例的具象化說明。生命週期軸 (Life Cycle Value Stream) 基於 IEC 62890 標準，涵蓋了系統開發與導入生產過程；系統級別軸 (Hierarchy Levels) 基於 IEC 62264 和 IEC61512 標準，描述公司資訊和控制系統的國際系列規範，亦可視為從實體到數位化的虛擬層級間的各階段架構，包含產品、現場設備、控制設備、工作站、工作中心、企業到互聯世界；工廠結構軸代表了工廠管理的層次，包括業務、功能、訊息、通訊、集成、資產。RAMI 4.0 被視為德國發展工業 4.0 技術的工廠規劃框架，將行業需求與國家和國際標準進行映射，同時關注於產品開發面向及生產過程。換言之，RAMI 4.0 下的各標準可做為智慧工廠體系的一個參考，但其關注的面向從產品與互聯世界之間的交互網路關係，強調企業需要在這架構體系中，尋找到自己所對應的位置使用通用的標準化通訊接口。對於本研究而言，由於是以單一工廠發展角度為出發，故會著重關注於當中的系統級別軸與工廠結構軸，結合概念來制定工廠層級和該層級所需具備的資訊技術。

除了上述標準外，一些研究人員也嘗試結合雲端或網路技術去提出多層的智慧工廠架構。像是 Lee *et al.* (2015) 便以虛實整合系統為出發點，提出了工廠的 5C CPS 架構，由下而上分別由連接層 (Connection)、轉換層 (Conversion)、網

路層 (Cyber)、認知層 (Cognition) 和配置層 (Configuration) 組成。Wang *et al.* (2016) 和 Chen *et al.* (2017) 這兩份研究中皆把智慧工廠分為四個垂直層次，分別為物理資源層 (Physical Resource)、網路層 (Network)、雲端 (Cloud) 和終端層 (Terminal)，都在架構強調工廠中需要建立實體和虛擬訊息交織的 CPS。Xu *et al.* (2018) 則提出了具有工業物聯網 (I-IoT) 方面的網路系統結構，從工業系統的角度來看，它可以描述為由物理層 (Physical)、通訊層 (Communication) 和應用層 (Application) 組成的三層架構，物理層由廣泛部署的物理設備組成，例如傳感器、執行器、製造設備、設施公用事業以及其他與工業製造和自動化相關的對象；通訊層是眾多通訊網路的集成，如無線傳感器和執行器網路 (Wireless Sensor and Actor Network, WSAN)、5G、軟體定義網路 (Software-Defined Networking, SDN) 等；應用層由各種工業應用組成，包括智慧工廠各項模組與智能供應鏈等。

雖然不同研究提出的智慧工廠架構切入角度會有所出入，但都有帶出具有層級概念的工廠架構，由下至上會分別對應到工廠的實體至運用層面。當中有些架構會強調虛擬資訊技術的整合，說明資訊能力對於智慧工廠的重要性，然而這些技術包含許多類型和模式，若參照這些研究將這些網路、科技、雲端技術與工廠層級參雜探討，呈現出來的工廠架構會顯得十分複雜並難以參考。因此在本研究中，我們參考了這些智慧工廠架構的相關論文，將資訊科技與雲端服務額外獨立作為一個工廠維度，讓這些技術面向可以單獨拉出來探討，也有利於企業規劃時進行檢視。對於工廠運作層級的部分，則整合了上述這些國際標準與回顧文獻，劃分成四層通用的工廠層級垂直構面。此外，由於實務上的工廠類型、所需具備的功能種類甚多，本研究除了依循這些研究提出一個階層式的層級外，更提出橫向展開的部門功能維度，在層級下去分別出企業內部不同的議題目標，輔助企業更清楚地勾勒出議題下內部的需求模組。

## 2.4 智慧工廠的發展策略

為了在新一波革命中爭奪製造業的主導地位，世界各國政府積極制定了不同的大型產業計劃，帶領國家產業邁向智慧化轉型。除了德國提出的工業 4.0 之外，美國、中國、英國、日本、韓國等主要工業國家也都有提出對應的發展戰

略。美國提出先進製造聯盟計畫 (Advanced Manufacturing partnership Plan, AMP)，希望透過整合資訊、自動化、運算、軟體、感測與網路技術於新產品，以提升生產價值、效率，並加強面向終端使用者的服務能力；中國的工業總體規劃中國製造 2025 旨在在未來幾十年將中國變成製造業超級大國，以智能製造技術的推廣和傳播為戰略的核心 (Wübbeke *et al.*, 2016)；英國提出了未來製造 (Future of Manufacturing) 作為發展目標，希望應用領先的技術知識和專業知識來創造產品、生產流程和相關服務 (Foresight, 2013)；日本提出的 Industry 4.1J 是由虛擬工程社區 (VEC) 和 NTT Communications 共同提出的一項驗證計劃，旨在為每個國內企業建立高安全性系統架構，以及發展機器人未來工廠 (Federation, 2016)；韓國提出了製造業創新 3.0 戰略，作為韓國創意經濟計劃的一部分，其中重點關注如何建立新世代智慧工廠，加強自動化、資訊交流的製造技術 (Kang *et al.*, 2016)。

不同國家雖然對於側重的面向都有所出入，但是皆是根據自身的優勢去決定發展的脈絡，從既有技術能力去制定洽當的發展方案。各國具備不同的發展策略也間接說明了智慧工廠具備著不同切入點，智慧工廠的發展方向不僅只是國家間有所差異，各公司也都應該擬定合適自己的轉型策略，找尋自己的機會點與優勢。不僅如此，參考 Ricardo (1821) 在書中提出的比較優勢法則 (Law of Comparative Advantage)，各企業受益於不同機會成本下的相對優勢，皆有機會在市場中嶄露頭角，此時提早採用進行智慧化轉型的工廠，更能在從中享受相對優勢下的好處，進而提高價值、持續發展、鞏固既有市場，甚至開發其他新商機，這也是為何發展智慧工廠勢在必行。

許多研究都明確指出，工業 4.0 和智慧工廠將能為企業帶來價值創造 (Buer *et al.*, 2018; Burmeister *et al.*, 2016; Kusiak, 2018)，至今也已經有多個智慧工廠的相關專案正在運行，詳細可見 Oztemel and Gursev (2020) 的文獻回顧整理。這些具有創新精神的製造廠商已藉此機會，通過物聯網、人工智慧、雲端技術等應用將自身提升到一個全新的水平。然而，大多數公司仍然缺乏對實施智慧工廠的認識以及缺乏面對挑戰的洞察力，許多傳統製造業中的各項應用是獨立的，不僅缺乏整合，也不具備自動化監控和決策能力 (Kalsoom *et al.*, 2020; Lass and Gronau, 2020)。即便嘗試購買或導入智慧機台及系統，也容易純粹淪為是工業 4.0 下的軟硬體設備使用者，對於符合工業 4.0 或是達到智慧工廠仍具有一段距

離。儘管政府機構可能有試圖為企業發展提供幫助，但面對不同產業的情況與政策方向，這些欲轉型的企業在資源和補貼方面仍存在差異。另一方面，每個行業的發展都是千變萬化的。如果企業滿足於現狀，缺乏遠見或停滯不前，他們可能會回到之前的發展階段。綜上所述，推展智慧工廠對於所有企業而言都是必然的目標，然而不是所有廠商都能一步就位。

Ghobakhloo and Fathi (2019) 回顧了近年來有關智慧化流程挑戰的論文，當中特別對於中小型企業 (SME) 進行了論述，認為這些企業在邁向智慧工廠的過程將會面臨較大的困境。中小型企業在財務和人力資源方面非常有限 (Müller *et al.*, 2018a)，他們通常難以獲得市場信息 (Madrid-Guijarro *et al.*, 2009)，並且缺乏戰略技術，例如財務分析、預測和項目管理 (Ghobakhloo *et al.*, 2011; Schröder, 2016)。Jung *et al.* (2021) 發現，儘管一些中小企業基於先進技術具有強大的全球競爭力，但多數的業務導向財務結構和技術能力比大公司弱。同時 Jung *et al.* (2021) 在文中還提出了「合適的智慧工廠」(Appropriate Smart Factory) 的概念，認為應該以最小的負擔實施智慧工廠解決方案。Rüb and Bahemia (2019) 也指出，智慧工廠技術釋放的潛在價值水平取決於它們在公司中的實施方式。企業應該在既有的能力以及資源基礎上，盤點所擁有的優勢與劣勢，並將所累積的現場製造優勢結合轉換為智能化的解決方案。

整合上述內容，由於技術能力和成本考慮的限制，大多數傳統行業和中小企業可能會發現直接向智慧工廠推進具有挑戰性。因此，Chien *et al.* (2017) 提出工業 3.5 作為工業 3.0 和工業 4.0 的混合戰略，利用人工智慧、大數據等破壞性創新技術，讓企業提前發展達到彈性決策及智慧製造能力，進而實踐智慧工廠、數字決策、智慧供應鏈、全資源管理和智慧製造。工業 3.5 強調尋找可能的方向，協助產業在重組價值鏈中找到利基位置，相關團隊通過大數據分析和優化方法在不同領域進行了多次深入的產學合作，驗證了這一概念 (Chien *et al.*, 2020; Fu *et al.*, 2020; Ku *et al.*, 2020)。換句話說，對於中小型企業而言，智慧工廠的發展過程也可以更多地關注現有環境的短期改善，如同工業 3.5 採取過度時期的混和策略，搶先或局部達到智慧工廠目標。另一方面，智慧工廠並不意味著沒有人的工廠，人機協作也是智慧工廠過渡期的發展趨勢 (Shi *et al.*, 2020)，逐步調整、改變、優化既有生產模式，影響人在工廠生產流程中所扮演的角色。

透過文獻回顧，我們能看到已經有大量研究提出智慧工廠的基本目標和相關內容；然而在實務上，問題在於這些工廠缺乏關於如何成功轉型的知識。基於作為工業 3.5 策略的理念，我們需要做更多的研究來支持企業加速向智慧工廠轉型。因此，在本研究中，我們除了整合多篇文獻整理出一個智慧工廠架構外，也基於此架構制定了一個戰略路線圖，識別各項需求技術以指導製造業者走向智慧工廠。這項研究的價值在於將可實現的架構、路線圖和評估表結合起來，使智慧工廠得以逐步被實踐。



## 第3章 研究架構

本研究基於文獻分析法的方式，整合研究個案中實務上的智慧工廠發展需求，作為智慧工廠的研究架構，分別針對智慧工廠應具備什麼內容 (What)、發展方向暨為什麼要這樣發展 (Why)、如何去評核發展階段和分析 (How) 進行論述。3.1 小節提出了一個智慧工廠的可參考架構，說明智慧工廠的框架和需求模組；3.2 小節依據架構建立智慧工廠長期發展的技術藍圖，讓企業能更清楚的依循脈絡帶領工廠發展；3.3 小節進一步提出一個智慧工廠專案的衡量標準，讓企業更清楚的了解發展階段和機會點。企業可根據本架構內容，對智慧工廠有更完整的認識，並以此為基礎做為相關專案發展的樣本，逐步邁向智慧工廠。

### 3.1 智慧工廠架構

本研究根據國際標準以及其他研究整理，發展了一個多維的智慧工廠架構，作為企業發展智慧工廠的參考依據，如圖 3.1 所示。該架構分別由三個面向所構成，分別為：(1) 工廠層級、(2) 部門功能、(3) 資訊科技和雲服務。在此架構下，可以整合出一個智慧工廠應有的各項所需內容。

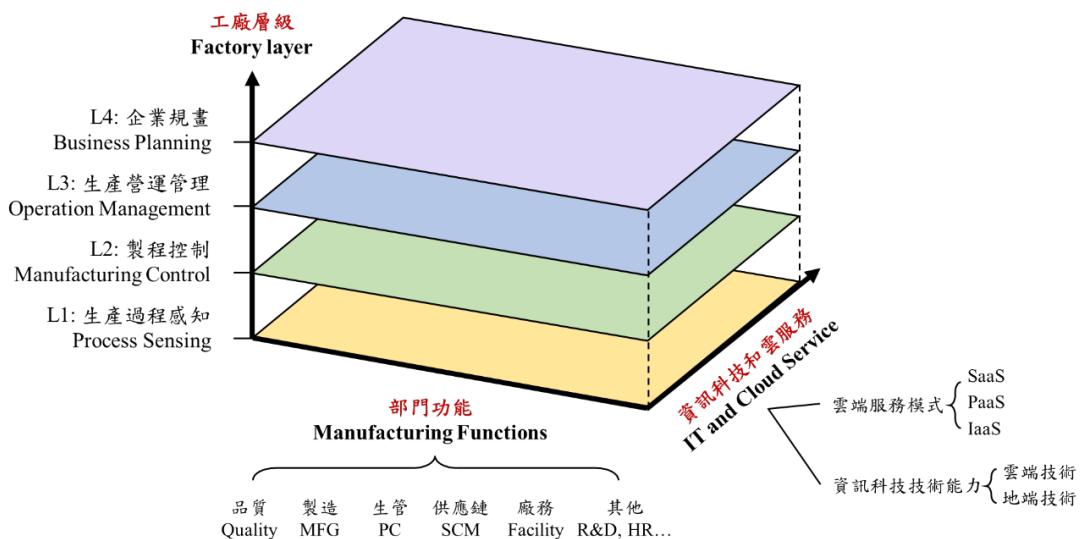


圖 3.1 多維智慧工廠架構圖

工廠層級維度對應了工廠從底層生產線至上層管理決策的層別關係；部門功能維度對應了工廠營運過程面對的不同議題面向；資訊科技和雲服務維度對應了支撐整體工廠的技術能力或服務模式的選擇。以下小節會分別從這三個維度說明智慧工廠組成架構，並從中說明該架構下的內容與構成模組。

### 3.1.1 工廠層級維度

在工廠層級維度，軸上各層是參照 ISA-95 標準以及其他相關研究作為分層管理依據，由上至下分別為企業規劃層級 (Business Planning)、生產營運管理層級 (Manufacturing Operations Management)、製程控制層級 (Manufacturing Control) 和生產過程感知層級 (Process Sensing)，許多文獻和國際架構都使用類似的分層方式，用來描述廠內生產流程至企業應用間的層級關係 (Chen *et al.*, 2017; Lee *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2016; Xu *et al.*, 2018)，如圖 3.2 所示。由於智慧工廠的最終願景包含物聯網、CPS、雲端技術等的整合與應用，所以許多文獻在描繪智慧工廠層級構造時，會整合網路、雲端技術做為工廠層級的一部分。然而，對於一般企業而言，礙於選用技術和發展階段不盡相同，結合技術方法的層級描述方式可能不一定適合每一個工廠，除了較難以此為基礎進行規劃外，也難以跟既有架構作為對照。因此，根據回顧文獻的整理，本研究將資訊技技術能力和雲服務獨立出來做為一個維度，作為智慧工廠發展的深度；而工廠層級維度則會以通用的工廠架構作為分層的依據。企業若能透過依據標準框架訂定工廠層級，除了可以清楚地描述實際生產流程至企業應用的層級關係，同時也能作為製造商開發企業和控制系統之間標準接口的基礎。

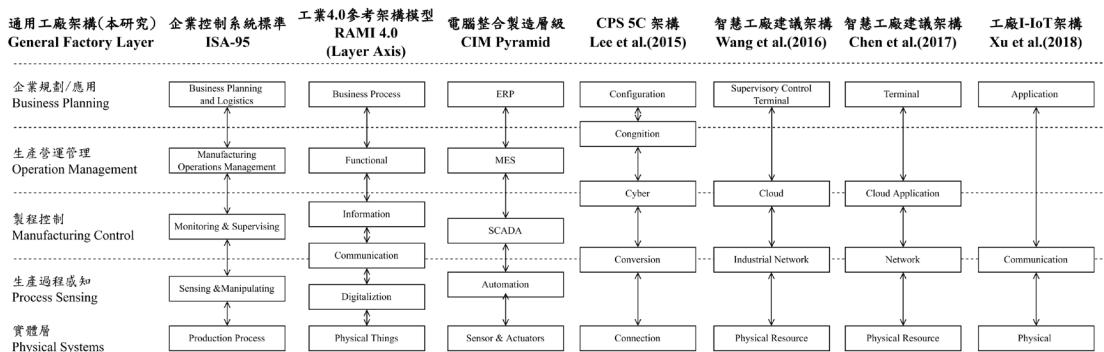


圖 3.2 智慧工廠層級架構相關研究比較

圖 3.3 為各工廠層級所對應內容的示意圖。由上至下來檢視，企業會根據核心價值訂定整體目標，並藉由目標擬定企業策略，再往下根據不同面向進行管理，最後將這些決策資訊帶入產線、車間、實體層級進行控制。由下至上來檢視，工廠會將底層資料來源的資訊收集、整合、處理，作為上層控制管理的依據，且自下而上所涵蓋的控制層面會越來越廣、時間控制範圍也越來越長。

3.3.3.1 至 3.3.3.4 小節會分別針對不同層別做進一步的介紹。

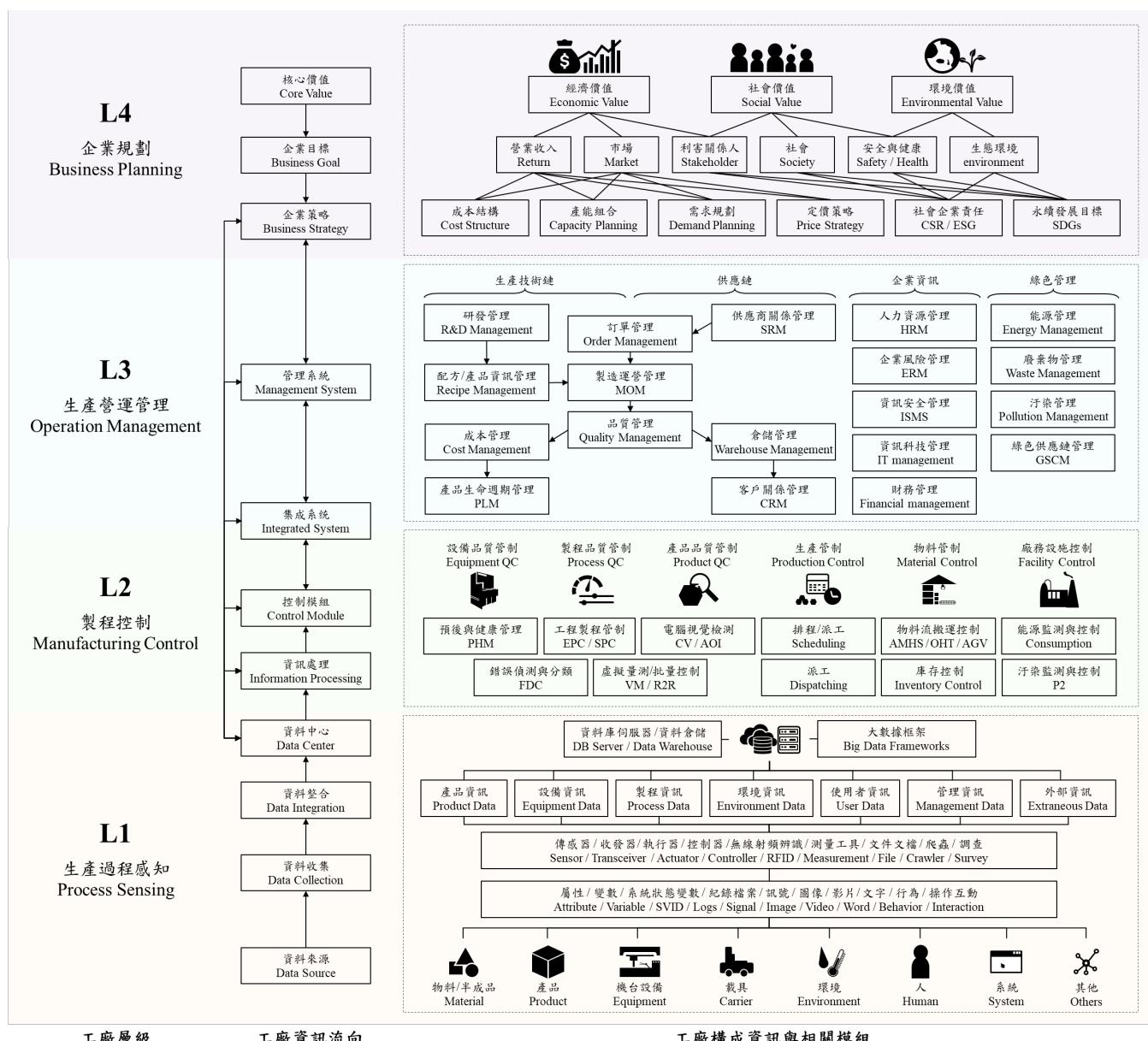


圖 3.3 工廠層級所對應內容

### 3.1.1.1 企業規劃層別

企業規劃層別做為工廠最高層級，會對應到企業所追求的核心價值，一般可分成經濟價值、社會價值、和環境價值三大面向，這三大價值已普遍被視為帶領企業朝向永續發展的重要基礎 (Labuschagne *et al.*, 2005)。在該層別中，企業的所制定的目標通常都會與這三個核心價值有所相關，涉及了收益、市場、利害關係人、社會責任、安全健康、環境等議題，可見圖 3.4 所示。對於這些不同的目標，企業也可以嘗試去訂定指標進行衡量，找尋企業關鍵成功因素 (Key Successful Factors, KSF)，定義對應工廠內部高層級的關鍵績效指標 (Key Performance Indicator, KPI)。以經濟價值為例，自 Tully (1993) 將 Stern Stewart & Co. 財務顧問公司的業務指標分享在雜誌之後，當中提及的經濟附加價值 (Economic Value Added, EVA) 便逐漸成為了近年企業衡量營運報酬的常見指標。除了 EVA 外，有些企業也重視市場與投資者投入資本的賬面價值，關注的是市場附加價值 (Market Value Added, MVA) 表現，以吸引投資者投資 (Young, 1997)。

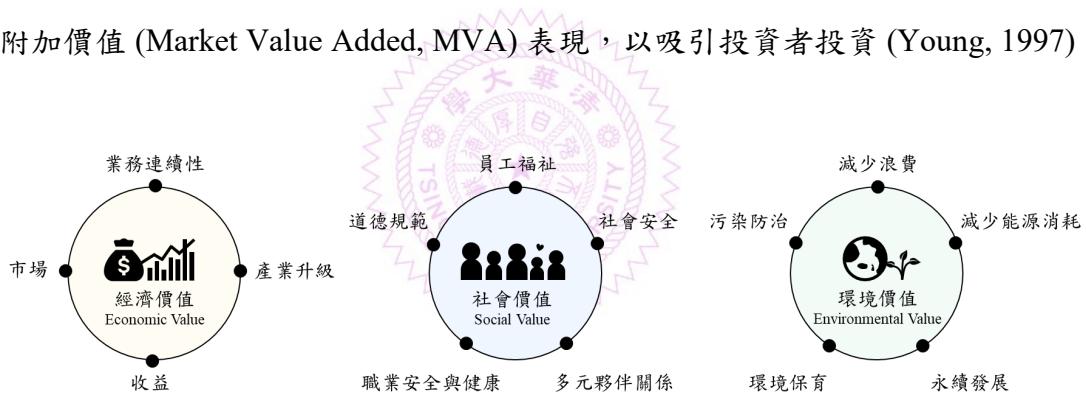


圖 3.4 各核心價值下常見的企業目標 (Labuschagne *et al.*, 2005)

根據這些目標，企業會需要去進一步研擬對應的策略，生成工廠的決策依據，而這些決策資訊也會影響下方三個層級的運作與規劃。在這些目標中，收益普遍是企業主要關注的重要項目，對於製造產業而言，可以參考 Chien *et al.* (2010) 所提出的「PDCCR 架構」 (Pricing-Demand-CapEx-Cost-Return)，該製造策略架構涉及到定價策略、需求規劃、產能組合、資本支出、成本結構等與收益相關的決策，可以輔助釐清營運要素之間的相互關係，如圖 3.5 所示。

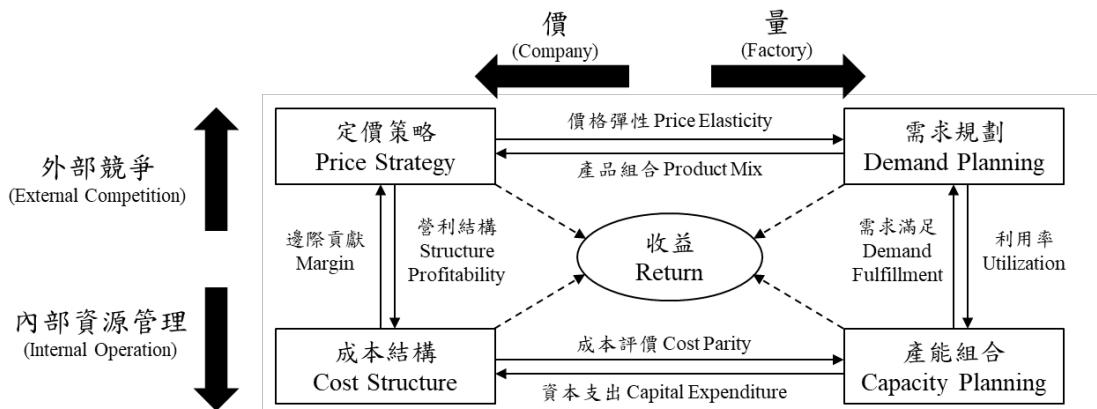


圖 3.5 PDCCCCR 製造策略架構 Chien et al. (2010)

藉由該架構，我們可以從不同角度切入去了解不同策略間的關聯性。左半部架構為工廠對於價格面向的策略，包含定價策略與成本結構之間涉及的邊際貢獻、營利結構議題，會影響到工廠在價格上的固定成本、變動成本以及單位獲利率；右半部架構為工廠對於生產數量面向的策略，包含需求規劃與產能組合之間涉及的需求滿足、利用率議題，與工廠的生產量與出貨量有直接關聯；上半部架構為工廠面對外部競爭的策略，包含定價策略與需求規劃間的價格彈性、產品組合，進而會影響到市場占有率、均衡價格、均衡購買數量等，目標使工廠對外具備規模經濟；下半部架構為工廠面對內部資源管理的策略，包含成本結構與產能組合之間的資本支出、成本評價議題，藉由權衡廠內營運成本與產能規劃，可強化工廠對內的資源分配。若公司想要達到最大化收益之目標，就應從這些構面全面檢視，以建立良好的產業生態系統，找到工廠的發展利基。

社會和環境目標的制定，一般則會透過落實企業社會責任 (Corporate Social Responsibility, CSR) 的方式為主，自 Bowen (1953) 對商業道德和社會責任的進行全面的論述，以及越來越多大型企業集團的出現與擴張，企業社會責任再次成為大家所關注的重點；與此同時，伴隨著全球氣候變遷、非再生能源等議題，企業對環境一舉一動也皆被放大檢視。因此，擬定環境、社會和企業治理 (ESG) 的目標指標，逐漸成為企業在社會環境責任上的表現依據。其中永續 (Sustainable) 為當前企業規劃裡的重要思考面向，強調追求經濟成長的同時，應兼顧社會包容性、環境永續性。企業能夠參考聯合國公布的永續發展目標

(Sustainable Development Goals, SDGs) 作為規劃依據，從這些目標中找出企業適合選用的目標與參考指標，擬定策略以落實行動。

企業規劃層別作為智慧工廠的最高層級，需要掌握所有企業核心的資源、流程、狀態資訊，甚至包含跨廠區的決策資訊，讓工廠的管理者能夠做出決策，實踐工廠目標並滿足核心價值。這些上層的決策資訊與業務功能通常會整合成企業資源規劃系統 (ERP)，整合多個模組去生成解決方案。而在工業 4.0 時代，人工智慧、機器學習以及各種雲端服務功能也開始逐漸改變了企業規劃的方式，這部分可對應到了智慧工廠架構中資訊科技和雲服務維度的發展程度，藉由新興技術輔助上層決策者更有效地洞悉規劃整個工廠。

### 3.1.1.2 生產營運管理層別

生產營運管理層對應了為了滿足企業規劃的各種管理運作模組，經常會結合多種工廠資訊建立整合型系統。在不同的工廠類型下，可能會有不同的生產營運管理考量，但綜觀來說，一般工廠所需管理的業務流程主要包含兩個面向，分別為生產技術鏈和供應鏈，如圖 3.6 所示。生產技術鏈涉及產品從企劃到量產為止的一系列作業流程，包含設計、研發、生產、品質、成本衡量、產品生命週期管理等；供應鏈則涉及從市場的需求預測到客戶出貨為止的一系列作業流程，包含供應商管理、採購、資材庫存、生產、成品倉儲、銷售、客戶管理等。兩面向重合處為工廠的生產製造階段，當中涉及從技術評估、業務評估、接單、生產規劃、製造、品質管控，以及基於供應鏈資訊的成本預測、需求預測、產能配置、銷售預測等。工廠需要對這些流程的各種業務，具備好應對的管理模組。

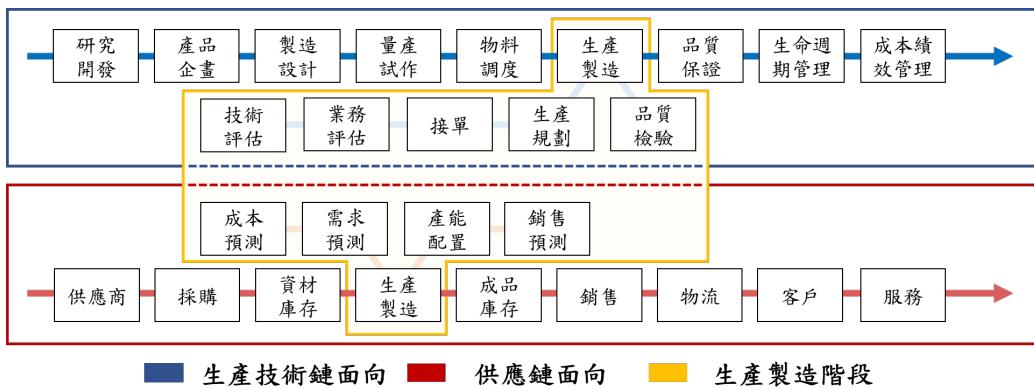


圖 3.6 常見的工廠生產營運管理業務流程

在生產技術鏈上，由於每間公司的流程不盡相同，管理者可以從產品開發至結束的角度中去檢視當中需要管理的內容。一般而言，企業初始都會經歷新產品導入流程 (New Product Input, NPI)，進行產品初期開發至量產的研發管理，當中包含開案 (Kick-off)、概念驗證 (Proof of Concept, PoC)、工程驗證 (Engineering Verification Test, EVT) 與量產驗證 (Production Verification Test, PVT) 等 (Cooper and Kleinschmidt, 1986; Petersen *et al.*, 2005)；至量產階段時，則會根據訂單擬定生產規劃，於工廠內各製程段進行生產加工，其中涉及製造營運管理、製程管理，與生產過程對原料、半成品、成品進行的品質管理；最後，企業也需要就產品的生命週期持續追蹤，包含產品生命週期以及整體流程的績效與成本管理。

在供應鏈上，可以參照由國際供應鏈協會 (Supply Chain Council) 所提出的供應鏈運作參考模型 (Supply-Chain Operations Reference Model, SCOR Model) (Huan *et al.*, 2004)，進而從中檢視需求的管理模組。供應鏈運作參考模型藉由多個層級的敘述，去說明管理流程的定義、績效衡量指標基準、標準流程單元等資訊，有助於企業供應鏈管理流程的再造。本研究是建立在已確認供應鏈流程的基礎上，整理了供應鏈在生產營運管理層別裡的主要業務功能，這些項目包含計畫 (Plan)、採購 (Source)、製造 (Make)、出貨 (Deliver) 和退貨 (Return)。計畫會對應到需求與供應的相關管理；採購會對應到供應商選擇、採購契約、採購品質的相關管理；生產會對應到生產狀況、庫存、物料控制等管理；出貨和

退貨會對應到報價、訂單分配、揀貨、物流等管理以及後續的服務與追蹤。企業可依循這這些項目檢視工廠在供應鏈上所需求的管理模組。

除了生產技術鏈與供應鏈這兩大業務流程外，在生產營運管理層別中也涉及其他企業資訊的管理。常見的企業資源包含人力、財務與資訊，亦需要具備良好的管理模組。在人力管理的部分，涵蓋了雇用、在職訓練、薪資架構、升遷調任等項目；在財務管理部分，涵蓋了營運資金、投資、籌資、利潤分配等項目；在資訊管理部分，涵蓋了資訊安全管理、資訊科技管理 (IT Management) 等，需要去管理工廠內的硬體、軟體、資料、網路、資料處理中心。其中，由於智慧工廠需建立在大量數據與資訊來運作，要非常重視資訊入侵、竊改、阻斷服務攻擊 (Distributed Denial-of-service Attack, DDoS)、惡意程式等威脅，以免資訊外洩或是造成系統異常癱瘓。也因此，資訊安全管理成為了所有企業需要重點看待的核心項目，並且是需要用全面的方法進行管理設計 (Soomro *et al.*, 2016)。企業可以參考如 ISO/IEC 27001 該類廣泛運用的訊息安全認證標準，作為主要的依循依據 (Culot *et al.*, 2021)。

此外，由於永續與環境議題逐漸被重視，企業也應該需要對工廠進行綠色議題的管理，當中包含能源管理、廢棄物管理、汙染管理等，對廠內能源消耗、汙染、可回收物、不可回收物做好控管。同時，綠色管理也不僅只是單獨出來的模組，同時也是一種精神理念，近年來也開始逐漸融入生產營運管理層別的其他管理面向中，進而延伸出綠色供應鏈管理 (Green Supply Chain Management, GSCM)、綠色製造等新興管理議題 (Fahimnia *et al.*, 2015)，亦逐漸成為工廠管理模組的設計方向。

綜上所述，由於工廠的業務流程複雜，在生產營運管理層別中會具備多種不同的對應的模組，用於針對不同議題類別進行管理，這些工廠常見的模組可見圖 3.7 所示。在發展智慧工廠的過程中，不僅只是需要加強這些模組的技術層面，也需要落實精實 (Lean) 的理念，在流程上盡可能做到 ECRS，即取消 (Eliminate)、合併 (Combine)、重排 (Rearrange)、簡化 (Simplify)，重新思考怎麼樣讓這些管理流程優化，進而實踐企業流程再造 (Business Process Re-engineering, BPR) (Childe *et al.*, 1994)。這些模組在規劃時同時要留意是否具備可視性、管理友善性、去中心化等性質，特別是那些非完全自動化的管理項目，

可藉由管理儀表板 (Dashboard) 或各類媒介，呈現管理項目的重要資訊與指標。例如製程管理上，經常會評量生產設施有效運作的全局設備效率 (Overall Equipment Effectiveness, OEE)，做為快速檢視生產效率的指標標準，(Dal *et al.*, 2000)。

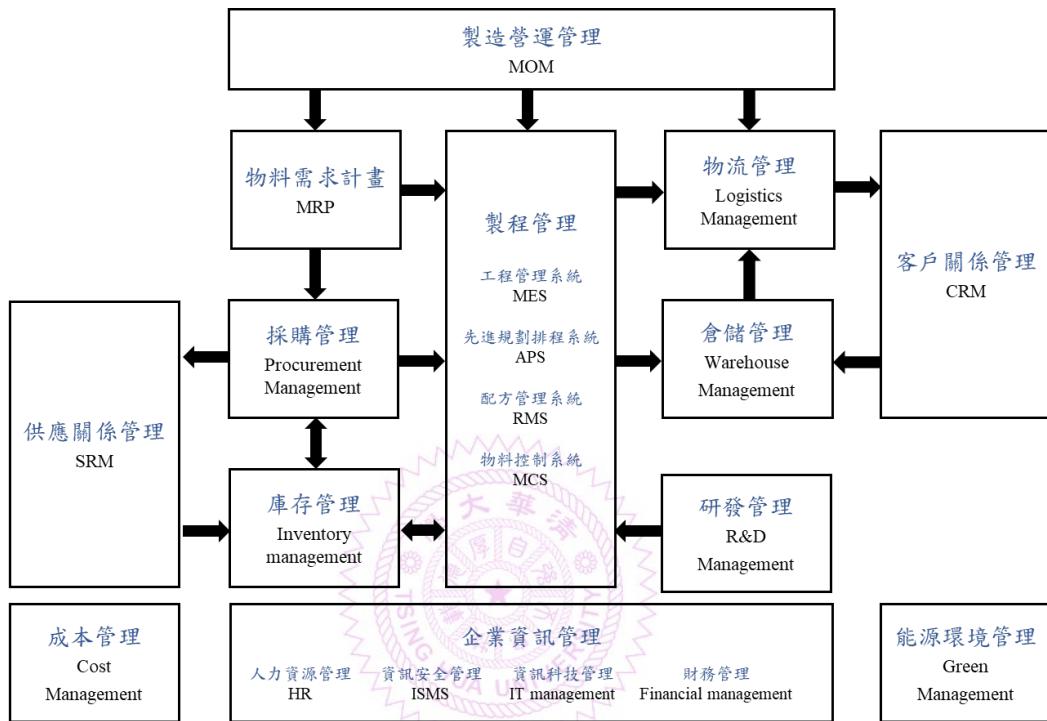


圖 3.7 生產營運管理常見模組

### 3.1.1.3 製程控制層別

在製程控制層別，會使用來自底層生產過程感知的資訊，並結合上層生產營運管理的指令，對生產過程進行控管，其中議題包含設備品質、產品品質、製程品質、生產控制、物料控制、廠務資訊與能源控制等。以下列舉一些當中常見的製程控制層別系統模組與技術：統計製程管制 (Statistical Process Control, SPC) 是一種典型的技術模組，採用統計方法對生產過程進行管制，檢視是否維持在穩定的製程能力，其相關內容可參考 Shewhart and Deming (1986) 對品質管制的著作；失效偵測與分類系統 (FDC) 目的與 SPC 相同，但更側重於異常情況的判別而不是傳統單變量警報，以即時偵測異常類型做出合適措施(Park *et al.*,

2020)；電腦視覺 (Computer Vision) 與高精度光學影像檢測系統 (Automated Optical Inspection, AOI) 經常被運用於需要視覺檢測的流程，如區分對象、判斷距離、檢測是否在移動等，可以在短時間內分析數千個產品或流程，同時發現不易察覺的缺陷或問題 (Abd Al Rahman and Mousavi, 2020)；批次控制 (R2R) 模組可藉由當前的批次資訊來對後續批次進行調整，透過調整製程參數或是作為補償值來防治製程持續偏移，其中也可以透過虛擬量測技術 (VM)，利用部分感測器的資料來預測製程中參數的量測值，以此達到完整量測的效果 (Chang *et al.*, 2006)；作業排程與派工模組用來決定生產製令的排配方式，同時決定各任務的資源分配、選用機台等；物料搬運模組與庫存庫控制模組用於控制生產當下全廠物料的搬送路徑和儲存管理；能源控制與汙染預防 (Pollution Prevention, P2) 的相關系統用於直接控管廠務的資源使用與廢棄物排放狀況，以滿足政府限制或企業所制定的規範。上述這些製程控制層別的模組與技術皆可用於優化工廠生產過程，管控製造現場的各種資訊。

製程控制層別的模組，一般由具有監控程式及資料收集能力的電腦控制系統組成，用以監控及控制所有裝置，又被稱作資料採集與監視系統 (Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA)。向上會與生產營運管理層別串接整合建立集成系統；向下會與生產過程感知層別串接，透過可程式化邏輯控制器 (Programmable Logic Controller, PLC)、遠端終端裝置 (Remote Terminal Unit, RTU) 等方式做到現場車間的控制。此外，控制系統也通常會具有人機介面 (Human Machine Interface, HMI)，以顯示趨勢、程式狀態、執行指令、警告指示等處理後資訊，同時也能做為模組與使用者之間進行互動和資訊交換的媒介。為了能讓製程控制層別模組能夠連接不同業界的設備或控制器，智慧工廠應盡量依循標準進行部署以有利於工廠間的資訊傳遞，像是工廠經常會採用 OPC 統一架構 (Open Platform Communications Unified Architecture, OPC UA) 以利於機器與機器間 (M2M) 的通訊。

### 3.1.1.4 生產過程感知層別

最下層的生產過程感知對應到了工廠的各項底層實體或資訊，包含機台設備、物料、產品、環境、人、行為等資料來源，這些資料來源通常包含多種屬性、訊號、機台變數、影像圖片、文字、互動模式等基礎資訊，一般可以藉由感測器、收發器、無線射頻辨識 (RFID)、文件等方式記錄起來，經由固定流程或是給定的協定層架構 (Protocol) 進行資訊感知、擷取、識別。

工廠中這些被蒐集的資料包含產品資訊、設備資訊、製程資訊、環境資訊、使用者資訊、管理資訊、外部資訊等種類，會將其存放於對應的資料中心 (Data Center) 裡。這些資訊可以依照性質分成結構化資料、半結構化資料、非結構化資料三大類別，其中屬於結構化的資料通常有明確的欄位屬性定義，可以存在資料庫伺服器 (Database Server) 或資料倉儲 (Data Warehouse) 中；半結構化資訊包含 Log 檔、XML 檔、CSV 檔等，通常仍具有參考格式和標籤記號作為識別，其儲存方式也可以轉換為結構化的方式儲存；非結構化資料則沒有明確定義的結構，如圖片、音訊、PDF、電子郵件、行為模式等，如何將這些資料透過處理提取結構化資訊為智慧工廠裡的一大挑戰。

總結工廠層級維度的四個層級，可以藉由分層方式了解各階段的對應資訊與模型，並且洞悉企業內部的資訊流向。管理決策資訊是由上而下傳輸，依序將企業核心價值、目標、策略向下帶入工廠內部，往下對現場進行管理、監測、控制等。而工廠廠務資訊則是由下而上傳輸，將底層資料透過收集、整合，向上進行處理、分析、運用，讓工廠做到數據導向的管理。工廠上在不同層次的關注項目也經常會不同，舉例來說，以車間生產過程第一線的觀點，可能會注重如「機台平均生產量」或「每分鐘生產量」等作為生產力的資訊，或是認為將同類物品一起生產比較有效率出現湊合行為，但這類行為反而可能導致庫存控制不當，在製品累積過多、瓶頸機台整體產能下滑等。因此，企業除了要清楚各層級的目標外，也要注重層級間資訊運用的方式，以免造成上下目標不一致的情形發生。

### 3.1.2 部門功能維度

在部門功能維度，對應了滿足工廠生產目標下的各個子面向，每個工廠皆會有不同劃分方式。以涉及產品生產的部門功能為例，常見的關注項目包含品質 (Quality)、製造 (Manufacturing)、設備 (Equipment)、生產管理 (Production)、供應鏈 (Supply Chain)、廠務 (Facility) 等。產品品質聚焦於事後檢驗的品質監控與管理手法；製造工程品質聚焦於利用工程資料分析進行製程優化的管理；設備品質透過先進機台控制達到機台品質的管理與優化；生產管理關注長期至短期的生產排程議題；供應鏈關注自採購至銷售物流的流程；廠務關注廠內人事、環境、能源等議題。

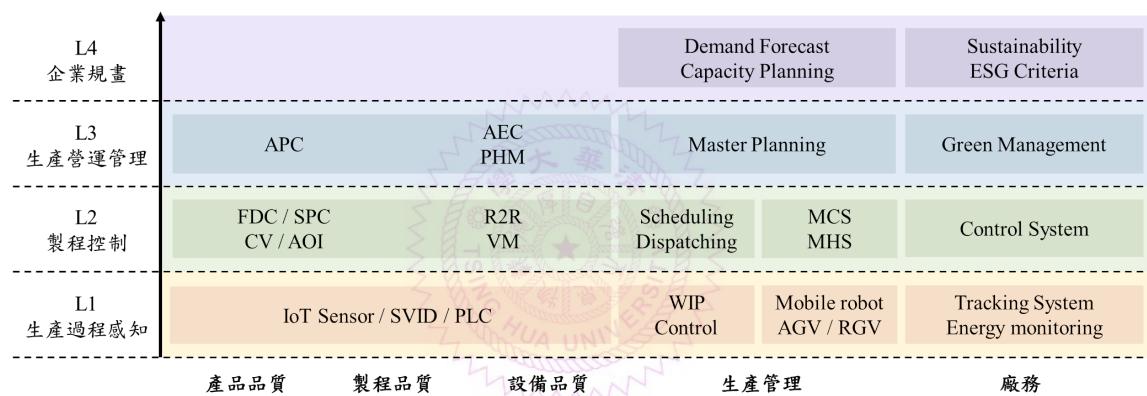


圖 3.8 製造功能部門與工廠層級常見對應模組

工廠層級維度與部門功能所構成的平面，可以呈現出完整工廠下的各需求模組，代表工廠的各項功能在不同層級下對應的目標或是任務，如圖 3.8 的示意圖。以製造規劃功能而言，上至下層分別會對應至產能規劃、主生產排程、排程與派工、在製品控制模組。藉由對應工廠層級維度不同層級，能夠依序去智慧工廠裡各個部門可關注的模塊。

### 3.1.3 資訊科技和雲服務維度

資訊科技和雲服務維度，對應了工廠本身的資訊科技技術 (Information technology, IT) 能力，其涉及了硬體、軟體及各類應用。IT 技術能力可以說是支

撐智慧工廠各模組的根基，藉由數據化的資訊串聯整個工廠，取代過往以人力、經驗導向的工廠運作模式。特別是在當今物聯網時代，無論是資料的取得、大數據分析、巨量資料處理能力等，都仰賴企業資訊科技技術發展的成熟度。對於傳統工廠，公司的資訊技術和操作技術 (Operation Technology, OT) 經常分開看待，但在工業 4.0 世代下的智慧工廠，其中一大目標就是要讓 IT 與 OT 能相輔相成進行應用。很多以虛實整合系統作為核心的智慧工廠在架構設計上，都會強調 IT 與 OT 融合的重要性，也就是網路與實體的整合。知名的國際工業網路聯盟 (Industrial Internet Consortium, IIC) 與開放霧聯盟 (OpenFog Consortium) 也相當積極在推動物聯網與資訊技術的發展，嘗試去提出統整工廠內所有設備、人員、流程、資訊的互通標準 (Gebremichael *et al.*, 2020)。

與此同時，企業也可以透過雲端服務模式，加速自身創新並實現規模經濟，並透能更專注於開發服務。雲端服務模式為一種新型常見的合作模式，需求端透過向雲端服務供應商購買或訂閱各類存儲空間、伺服器、應用程序等，獲得低成本、高彈性、易部署的專業服務。在公司內部或第三方服務提供商提供的常見的類型包含軟體即服務 (SaaS)、基礎設施即服務 (IaaS)、平台即服務 (PaaS) 等模式。各雲端架構又由邊緣層 (Edge Layer)、霧層 (Fog Layer)、雲端層 (Cloud Layer) 三層架構組成。雖然將程序移轉至雲端的流程在規劃上是一大挑戰，但長期來看能以較低的 IT 成本達到彈性擴充、安全性、監視管理、備份、容錯移轉等。

對於強調數據導向的智慧工廠而言，企業還需要去關注自身的通訊技術 (Communication Technology) 能力。當我們將企業將資訊科技和雲服務維度對應至工廠層級維度時，各層別之間的資訊傳遞方式會根據工廠的需求採用不同的通訊協議和方法，包含各類有線通訊、無線通訊、遠距離通訊技術，常見如 Wi-Fi、藍牙、Zigbee、4/5G 等。以半導體產業為例，各半導體設備廠商均已依照國際半導體設備及材料協會 (Semiconductor Equipment Materials Initiative, SEMI) 定義的設備通訊標準 (SECS/GEM)，讓各設備與管理系統之間有明確的通訊協定和標準介面。我國的台灣電路板協會 (Taiwan Printed Circuit Association, TPCA) 亦透過與 SEMI 合作，嘗試讓印刷電路板產業的所需的通訊協定也能建立產業標準，為工廠的技術架構奠定基礎。

鑑於資訊科技技術對於智慧工廠具重大影響，因此在本研究的所提出的智慧工廠架構中，我們直接將網路層從工廠架構中獨立出來成為一個維度，以便更清楚的說明在智慧工廠的角色。對於工廠發展過程的過程中，企業也能夠獨立從這個維度去選擇工廠使用的技術模式和雲端方案。以下兩個小結會分別對資訊科技的架構和雲服務模式分別進行論述。

### 3.1.3.1 資訊科技架構

工廠內部的資訊科技仰賴數據化作為驅動，協助實踐不同工廠層級下的需求功能。為了達到工廠資訊的自動化，智慧工廠的發展過程會相當重視工業物聯網 (Industrial Internet of Things, I-IoT) 的發展，即物聯網技術在工業中的應用，目的為將工廠內部各種資訊能透過數據進行傳遞，以及達到所有跨工廠層級間的資訊互聯，從中建立虛實整合的系統。

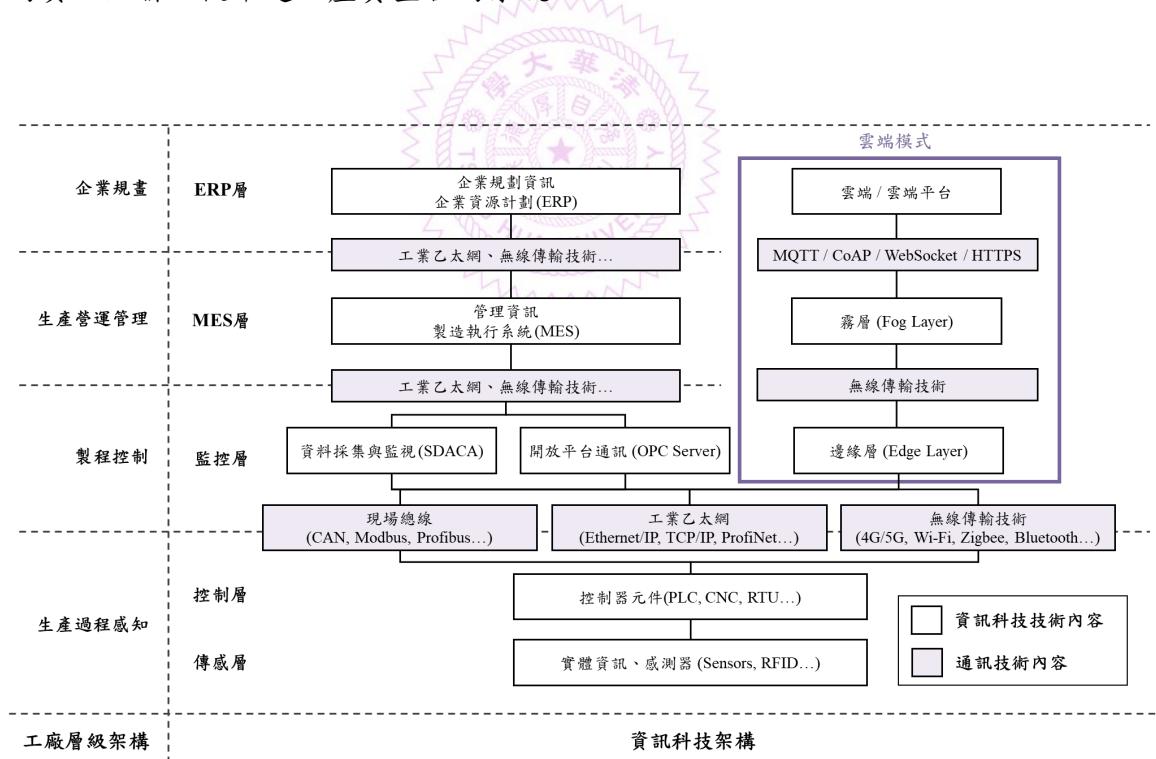


圖 3.9 支撐智慧工廠的資訊科技架構

圖 3.9 為不同工廠層級的下與資訊科技的對應結構示意圖。資訊科技做為支撐智慧工廠架構背後的基礎，會隨著時代演進持續出現不同樣貌，提供支撐工

廠各模組的工具目標基礎。本研究會以當前的常見運用科技進行描述，並由下至上層的資訊流向進行介紹。

工廠層級中的生產過程感知會對應到資訊科技架構的傳感層與控制層，工廠的資料來源會藉由基層元件本身與感應技術，蒐集所需的資料進而向上層傳輸。感測器 (Sensor) 為傳感層廣泛使用的資料收集技術，具有相當多種的型態，藉由各種物理、化學、電子特性去進行不同資料來源的蒐集，像是溫度、壓力、流速、影像、聲音、距離等各類參數的量測。這些感測器的使用需要依照工廠的需求考量進行配置，這些考量包含測量精準度、靈敏度、能源消耗、速度、頻率等 (Kalsoom *et al.*, 2020)。無線射頻辨識 (Radio Frequency Identification, RFID) 為另一種常見的傳感層運用技術，由標籤 (Tag) 和讀寫器所構成，讀寫器會透過無線電訊號讀取 RFID 標籤，用以偵測物件和距離。近年來，傳感層與控制層也越來越多結合新技術的方案誕生，像是具備校準能力 (Gattullo *et al.*, 2019; Jeon *et al.*, 2020)、故障自我診斷 (Kim *et al.*, 2019) 的感測器，或是資訊收集方式與微機電系統 (Microelectromechanical Systems, MEMS) 進行整合 (Bibby and Dehe, 2018) 等，讓底層收集數據的方法越來越多種變化。

在控制層，會利用 PLC、RTU、電腦數值控制 (Computer Numerical Control, CNC) 等控制器元件 (Controller) 做到生產過程感知層級中的直接控制，而當中也有部分控制指令須要與上層的監控層進行串接。以近年常見方式進行舉例，PLC 一般由可程式化的記憶體所組成，由於具備內部儲存程序，可直接針對傳感層蒐集到的數值執行邏輯運算、順序控制、輸入輸出等操作，並直接反饋給控制的底層實體。RTU 為遠端方式微處理器控制，通常會設置在測量點附近的現場，藉由與上層的 SCADA 系統結合達到遠端的直接控制。CNC 為部分設備、工具機的控制方式，具備 CNC 控制能力的機器可以根據寫好的程式和指令通過電腦自動控制執行操作。

工廠層級中的製程控制會對應到資訊科技架構的監控層。該層級使用的資訊科技軟體通常被稱作 SCADA 系統，用於處理、監控數據並向下傳達執行資料收集的指令。傳統上，這類系統會採用集中型控制器進行控制，也就是藉由中控室或一部中央控制的電腦對下層執行監控。但對於發展智慧工廠過程而言，為了能夠降低該層級的整合風險、滿足橫向系統擴充、提升系統可靠度，多數

SCADA 系統會採用分散式控制系統 (Distributed Control System, DCS) 為主。DCS 模式是由多個分散在系統中不同節點的處理器所組成，因為是分散式的結構，當其一設備異動時並不會影響其他設備，因此有利於進行擴充、維護且具備高度彈性。

為了能讓該層級的系統軟體能夠被互動與執行，人機介面系統 (Human Machine Interface, HMI) 也成為了強化 SCADA 系統與其他監控功能套件關鍵技術之一。HMI 技術可分別成硬體和軟體兩個面向，硬體部分部分包含處理器、顯示單元以及輸入輸出媒介，像是觸控螢幕、按鍵、滑鼠等；軟體部分則是硬體內的演算系統。導入良好的 HMI 技術，將有利於實現人機資訊交流及共享，增強使用端對於資訊科技的利用，讓資訊能夠有效呈現給使用端，也讓使用端能回饋決策指令。換句話說，HMI 除了運用在監控層級之外，也會是其他層級能夠善加利用的概念。

監控層級下的一個重要基礎為開放平台通訊伺服器 (OPC Server) 的使用。開放平台通訊統一架構 (Open Platform Communications Unified Architecture, OPC UA) 是為了簡化機器對機器 (M2M) 通訊而被提出的架構，目的是能夠達到不同機器與系統之間的資訊傳遞 (Hannelius *et al.*, 2008)。而 OPC 伺服器則是能實現 OPC 標準的軟體，能夠向外界提供標準化的 OPC 接口，傳遞儲存在點位 (Tag) 的資訊；換言之，就是讓使用端能通過這些接口獲取 OPC 伺服器所連接的設備資訊。

藉由 SDACA 與 OPC 伺服器等相關軟硬體技術，工廠將得以把下層感測器、PLC、RTU 對應的基層資訊收集，向上傳遞給生產營運管理和企業規劃層別作為使用。過程中大量利用有線或無線網路將資訊自動傳遞至遠端伺服器或雲端平台，取代傳統上仰賴人工的紀錄傳輸方式，達到無紙化業務流程，快速的讓上面層級的決策者與裝置進行計算處理和加值行為。對於多數企業而言，生產營運管理層別會對應到製造執行系統 (Manufacturing Execution System, MES)，其中包含了工廠生產營運所需要的各項功能，其主要關注對象為單一廠內的生產現場管理，故對於同時具有多個工廠的企業來說，每一個工廠都會具備各自的 MES；企業規劃層別則會對應到企業資源規劃 (Enterprise Resource Planning,

ERP) 系統，其範疇涵蓋整個企業的營運資訊，為結合多個模組的綜合型解決方案軟體 (Kletti, 2007)。

由於生產營運管理和企業規劃之間涉及多項不同模組，外加上每個企業既有的系統規劃不盡相同，工廠在資訊科技架構下對應的系統內容也會有所出入。不僅是 MES 與 ERP 所涵蓋的模組功能不一樣外，工廠也可能直接以其他整合性系統取代整個或部份的業務程序，如供應鏈管理系統 (Supply Chain Management System, SCM System)、產品生命週期管理系統 (Product Lifecycle Management System, PLM System)、先進規劃與排程系統 (Advanced Planning and Scheduling, APS) 等，作為整合性的解決方案。從另個角度來看上述現象，企業在發展智慧工廠的過程應以本研究所提出的架構出發，從工廠層級、部門功能去檢視工廠需求模組，再去對應合適的資訊科技能力；而不應該直接從系統的角度切入，一昧的去置入整合型方案與使用不合適的資訊科技技術，導致無反真正對應工廠需求、建置成本過高、與既有模組衝突的情況發生。

上述內容說明了支撐智慧工廠的各層級資訊科技架構內容，而跨層級之間的資訊流動，則是利用各類不同的通訊技術達成，像是有線的現場總線 (Fieldbus)、工業乙太網 (Industrial Ethernet) 以及其他無線傳輸技術等。

現場總線為一簡單、穩固、易安裝、低維護成本的傳遞方式，通常會運用於連接底層現場的機台設備。相對於工業以太網，現場總線技術雖然價格較低、傳輸距離遠，但是缺乏一個較統一的標準，許多公司皆推出其各自的現場總線技術導致開放性和互操作性不足。CAN 總線 (Controller Area Network Bus) 為當今應用最廣泛的現場總線技術協議，通過了 ISO 國際標準化建立標準協議規範，其他常見的現場總線標準還包括 Modbus、Profibus 等。

工業乙太網為一具備即時功能和可靠性的通訊技術，因為統一採用 TCP/IP 協定並與 IEEE 802.3 標準相容，所以具備了良好的互通性與可擴充性，成為了被廣泛部署的通訊解決方案。隨著技術發展，工業乙太網傳輸的傳輸媒介也從 5 類雙絞線 (Category 5 Cable, CAT-5)、6 類雙絞線 (Category 6 Cable, CAT-6) 到光纖 (Fiber-optic Cable) 的使用，使得工業乙太網的傳輸速率持續提升，且提供高

頻寬作為使用。常見的工業乙太網通訊協定包含 PROFINET、EtherNet/IP、SERCOS III 等。

時間敏感型網路 (TSN) 為另外一種常見的工業乙太網路資料連結標準體系。隨著巨量資料趨勢和雲端應用的需求，由於所有資訊都要通過路徑上的交換器或是路由器不斷的拆分及重組封包，容易導致傳輸效率不佳。而 TSN 的架構能藉由流量管理、流量控制，確保即時應用服務的傳輸能維持低延遲與高效能 (Nasrallah *et al.*, 2018)。若智慧工廠採用軟體定義網路 (Software Defined Networking, SDN) 的方式來設計架構，則能進一步將網路的管理權限也交給控制器負責，讓決策單元能夠直接以軟體進行控制，同時簡化行為模式與網路傳輸事件的管理 (Karakus and Durresi, 2017)，當中常見的通訊協定為 OpenFlow。

無線傳輸技術為不需要導體的通訊方式，受益於不需要線體部署，可以有效解決工廠布置時配線、牽線的問題，並實踐長距離的資訊傳遞。無線傳輸技術具有相當多種類型，一般可藉由通訊速度與傳輸距離兩個屬性來做為各技術的檢視依據。屬於短程且傳輸速度較慢的通訊技術包含藍芽 (Bluetooth)、ZigBee、近距離無線通訊 (Near Field Communication, NFC) 等，通常具有低成本、低功耗等優點，也能支援先進加密標準 AES (Advanced Encryption Standard) 滿足高度安全性 (Lee *et al.*, 2007)。Wi-Fi 屬於中短程且傳輸速率較快的技術標準，因投入廠商多且涵蓋多種頻段而被廣泛應用，隨著技術發展 Wi-Fi 也從 Wi-Fi 5 邁向了 Wi-Fi 6 世代，持續提升其傳輸速率，然而較高的成本與功耗為主要面對的問題 (López-Pérez *et al.*, 2019)。屬於遠距離且傳輸速度較慢的技術多數被歸類為低功率廣域網路 (Low-Power Wide-Area Network, LPWAN)，以 LoRa、NB-IoT 及 Sigfox 三大技術為主流，適合運用於小資料量、長距離傳輸、沒有即時通訊需求的物聯網應用 (Mekki *et al.*, 2019)。另外一大類型的無線傳輸技術為蜂巢式網路 (Cellular Network) 架構，又被稱作行動網路，需要藉由建置基地台進行收發傳輸。行動網路隨著 3G、4G、5G 世代的發展下在傳輸速度上有了級大幅的提升，其中 5G 行動網路更是因為具備極高速、低延遲的特性，為智慧工廠在發展無線化技術時熱門考量的方案之一 (Ge *et al.*, 2016)。

上述提及的通訊技術皆有其優勢與特性，無絕對的優劣之分。以 5G 技術為例，雖然為實現智慧工廠即時大量資訊處理的一種熱門技術方案，但由於為毫

米波定向，具有繞射能力弱、覆蓋能力低、基地台訊號範圍小、需投入成本高的問題存在，且需要大量空間建設基地台才能加以應用。對於工廠應用現況，也可觀察網路流量之特性來選用適合技術，例如是否會有短期突發的流量或週期性的資訊。因此，無論是資訊科技還是通訊技術，企業在發展智慧工廠時皆應該根據需求來選擇，審慎導入最適方案。

面對智慧工廠產生的大量資訊，除了要選用合適的通訊技術外，如何存儲和管理也是一大挑戰。多數工廠內部的資訊會藉由 ETL 流程來將資料整合到存儲中心，即提取 (Extract)、轉換 (Transform)、載入 (Load)，以利於做進一步的分析和系統使用。ETL 流程中具備多種方式和工具，典型方式是將結構化的資訊以電子化的方式儲存至資料庫 (Database) 中，並藉由資料庫管理系統 (Data Base Management System, DBMS) 進行管理。然而傳統的資料庫模式可能無法滿足快速增長的海量資料存儲需求，Inmon (1995) 在書中指出可以藉由資料倉儲 (Data Warehouse) 的概念做到更有效的資料管理，可以做到主題導向 (Subject Oriented) 的應用，將多個處理任務之間獨立出來，常用於商業深入分析與決策時運用，同時也能達到易於整合 (Integrated)、依循時間變動 (Time-variant)、不會流失 (Non-volatile) 的特性。為了能更有效的處理工廠間產生的非結構化資訊，工廠也可藉由資料湖泊 (Data Lake) 的概念儲存各種類型的資料，同時可包含原始型態未被清理的資料，以減少資源上處理數據的必要，讓來自各機關的資料來源更易於結合 (Miloslavskaya and Tolstoy, 2016)。

### 3.1.3.2 雲端服務模式

雲端服務模式是滿足企業技術與需求的一種商業模式，也被視為主要的 IT 發展趨勢。雲端服務提供者藉由透過提供基礎結構、雲端平台、應用程式的方式，售予需求端進行使用；而作為需求端的工廠，則可以大幅省去開發或管理的費用，加快創新並實現規模經濟，並能更專注於工廠相關業務 (Rashid and Chaturvedi, 2019)。這也是本研究提出的智慧工廠架構中於技術維度上包含雲端服務的原因，除了發展資訊科技技術外，工廠亦能藉由雲端服務模式更快的實踐智慧工廠所需求。雲端服務中常見的類型包含軟體即服務 (SaaS)、基礎設

施即服務 (IaaS)、平台即服務 (PaaS) 等模式，不同的模式下雲端服務提供的廠商所管理涵蓋會有所不同 (Peng et al., 2009)，詳細可見圖 3.10 所示。

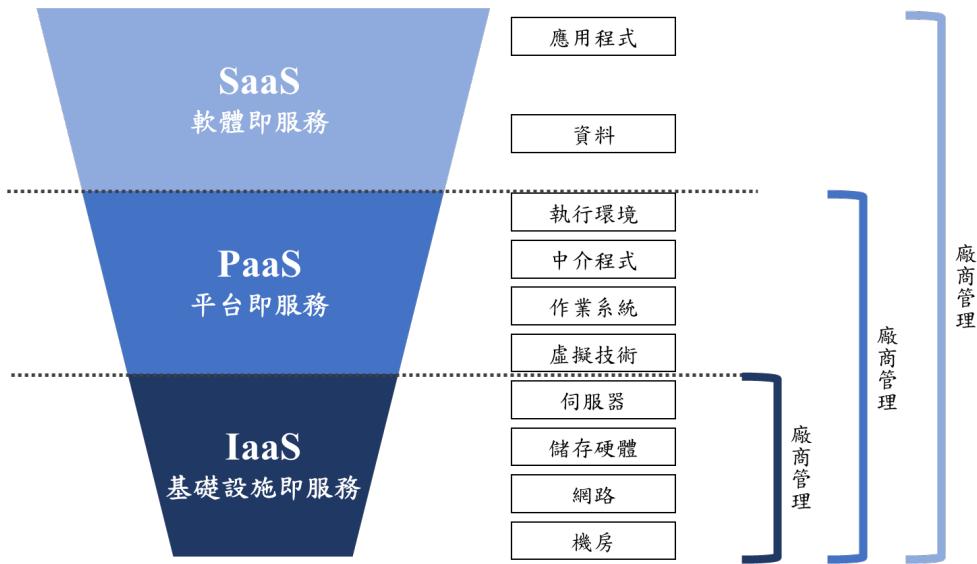


圖 3.10 雲端服務模式比較 (Peng et al., 2009)

IaaS 模式提供給工廠雲端計算的基礎架構，包括伺服器、儲存硬體、網路、機房等，與其他服務模型相比，使用端通常擁有更多的控制權和靈活性。一些大的 IaaS 提供服務公司包括 Amazon、Microsoft、VMWare、Rackspace 等，使用者可以讓 IT 團隊通過 API 或儀表板根據需求去獲取資源。

PaaS 模式類似於 IaaS，不同之處在於也將作業系統、執行環境等交付廠商管理，讓使用端專注於在平台上開發應用。PaaS 可視作一個運算平台，讓使用端能於上方擴展和建構應用程式，不須維護下層軟體，常見的例如 PaaS 模式包含 AWS Elastic Beanstalk、Google App Engine、Microsoft Azure 等。

SaaS 是所有三種類型中最簡單的交付模型，被定義為部署在網際網路上的軟體。SaaS 產品不涉及下載或安裝，在授權後即可提供完整且可運行的應用程式，為多個用戶提供服務滿足其業務流程。SaaS 的常見運用包含客戶關係管理軟體、雲端文件存儲和電子郵件等。

根據 Avram (2014) 的論述，這些基於雲的服務有幾個共同的特性，如虛擬化、網路訪問、需求配置、具備彈性等。進一步說明，雲端運作方式廣泛利用

服務器和存儲虛擬化來快速分配和重新分配資源，允許多個節點之間匯集和共享以獲得規模經濟，各使用端可以使用各種聯網設備透過網路瀏覽器訪問資源。這些雲端服務還能按照需求自行配置資源，並具備彈性的資源擴大或縮小功能。

若將雲端服務對應至工廠層級，工廠在獲得生產過程感知所蒐集到的資訊後，在傳遞到雲端的過程會分別經過邊緣層 (Edge Layer)、霧層 (Fog Layer) 和雲端層 (Cloud Layer)，三種層級分別有不同運用和特性。邊緣層可以藉由分散式系統的邊緣計算 (Edge Computing) 方式，在資訊收集源附近直接進行分析處理，減輕網路和服務器上的負載並做出即時性的反應。霧層介於邊緣層與雲端層之間，目的是將計算資源的分配進一步分層，處理來自邊緣層的進一步資訊，同時減輕雲端的負擔。雲端層整合霧層的所有數據，並運用大數據分析等相關技術進行分析或建置應用。

整體來說，智慧工廠透過移轉至雲端服務，可提升提高了業務運營的速度和敏捷性，加快多個自動化流程。由於不再有物理服務器來限制操作，雲端服務也可以擴展以滿足更大的需求，同時能做為數位轉型的一個良好途徑 (Borangiu *et al.*, 2019)。此外，智慧工廠經常需要面對資訊安全的挑戰，藉由雲端轉型也能為工廠提供了更好的安全性，將安全性需求外包給一項服務，利用該服務將隨時監控和抵禦威脅，建立起「安全即服務」 (Security as a Service) (Zou *et al.*, 2017)。雖然雲端安全聯盟 Samarati *et al.* (2016) 也指出雲端服務可能存在著資料洩漏、資料遺失、共享技術漏洞等風險，但雲端的架構、治理與營運也持續被精進改善，有許多文獻都開始對可信任雲端服務進行設計與探討 (Li *et al.*, 2019)，或是利用區塊鍊技術的智能合約克服問題 (Zhou *et al.*, 2018)。無論如何，對於智慧工廠而言，熱門的雲端服務提供者正在穩定增加，將部分功能切換到雲端服務將會是必然的挑戰。

### 3.1.4 工廠架構交互關係

基於所提出的智慧工廠架構，企業可藉由各維度的交互關係來理解建立完整智慧工廠時會面臨的挑戰，如圖 3.11 所示。工廠層級維度與部門功能維度所構成的平面，所關注的主要議題為如何做到跨部門與功能整合，智慧工廠需要

跨越邊界使各部門職能可以互相合作，並讓資訊在各種部門組織之間流動，以提升組織業務活動能力。工廠層級維度與資訊科技和雲服務維度所構成的平面，所關注的主要議題為如何建立軟體定義資料中心 (Software-defined Data Center,

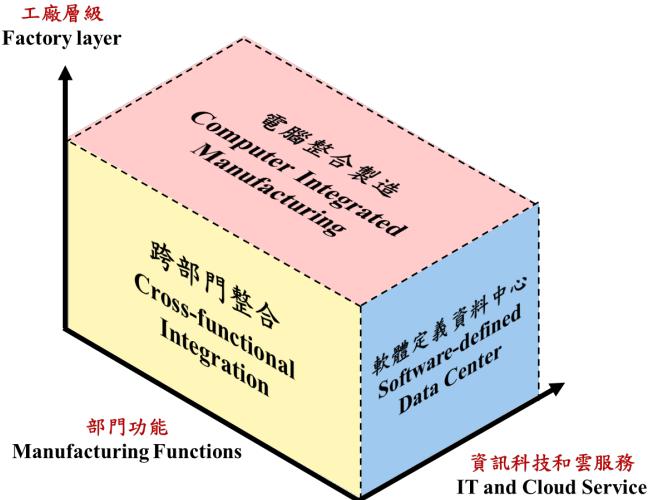


圖 3.11 智慧工廠各軸間交互下的對應議題

SDDC) 架構，在各個部門功能上皆會有對應的截面，為組織的功能軟體、基礎設施及平台提供服務。軟體定義資料中心能將所有資料、網路、存儲、安全等基礎設施元素進行整合，將這些內容進行虛擬化並作為服務交付。資訊科技和雲服務維度與部門功能維度所構成的平面，所關注的主要議題為落實電腦整合製造 (Computer Integrated Manufacturing)，利用先進的電腦資訊科技來連接工廠中之工程、品質、生產、廠務等部門，將各個軟硬體與自動化系統進行整併，進而提高了生產的效益。

一個完整的智慧工廠必須要由這三個維度相輔相成。統整以上內容，工廠層級維度表述了建置工廠應依照相關業界標準，界定清楚廠內上至下的資訊和各層級的目標對應；部門功能維度表述了工廠應劃分清楚組織內的各任務內容，以利於將各工廠需求模組化，能有效運作並處理各工廠資訊；資訊科技和雲服務維度表述了工廠走向智慧工廠所必須具備的技術需求，透過增強該部分來支撐起整個工廠面。

雖然每個工廠的發展程度都不盡相同，但都能藉由本研究所提出智慧工廠架構，協助企業劃分從現場實體至最上層企業規劃之間的各個模組內容，並藉由資訊科技和雲服務維度來去檢視該模組所對應使用的技術或選用的雲端服務種類，完整的去探討智慧工廠的發展方向。企業在規劃工廠初期，也可以透過本架構檢視各種需求模塊，並透過與專家討論或是標竿學習找出合適技術方案。

### 3.2 智慧工廠發展藍圖

多維的智慧工廠架構提供了一個全局的視角，讓企業能夠藉此去了解智慧工廠不同層面下所需求的基礎建設和功能。基於此架構，本研究也提出一個給公司參考的發展策略藍圖，以協助企業逐步邁向智慧工廠。此藍圖是依照智慧工廠立體架構下的不同需求進行平面展開，主要可以分成智慧製造、高效能雲端運算平台 (High-performance computing, HPC)、與智慧供應鏈三大發展面向。其中智慧製造又可再細分為先進製程分析與效能最佳化、智慧生產規劃與製造平台、自動物料搬運系統三個發展主軸，詳見圖 3.12 所示。高效能運算服務平台面向為建立能夠支援各項模組功能的基礎設施環境，進而達到滿足工業 4.0 的資訊技術架構創新，輔助強化智慧製造與智慧供應鏈下各模組的建置與表現；智慧製造面向為建構智慧工廠的核心要素，將生產過程逐漸轉變為滿足需求的先進製造模式；此外，智慧工廠除了本身的優化模組，也必須考量內外部資訊的整合，滿足工廠供應鏈管理的相關議題，此部分即為智慧供應鏈主軸面向所探討的議題。公司可以依循本研究所提供的智慧工廠發展脈絡，逐步落實這些模組、系統與需求，邁向智慧工廠。



圖 3.12 智慧工廠發展藍圖

### 3.2.1 高效能運算平台

高效能運算是指為了解決科學、工程或商業中的大型問題，建立一種比傳統運算電腦還要高出許多性能方式的聚合計算能力實踐方案，利用該高性能計算機輔助解決困難和複雜的問題 (Hager and Wellein, 2010)。企業可藉由逐步落實該脈絡，來強化自身在資訊科技和雲服務維度下的表現能力，讓整體工廠邁向智慧化。當今的高性能計算系統已成為智慧工廠發展的必要基礎，特別是基於雲端設施即服務概念的運用。根據微軟的公用雲端服務平台說明，透過成立大型雲端運算服務平台，可以實踐傳遞伺服器、儲存體、資料庫、網路、軟體、分析、智慧功能等運算服務，以加快創新的速度、確保資源靈活，並實現規模經濟，為工廠對於資訊科技思維新型的轉變。因此，於該脈絡下我們可分別從地端佈署角度和雲端佈署角度出發，逐步實踐高效能運算平台，進而支撐起智慧工廠。

#### (1) 物聯網製造

智慧工廠為能達到以數據導向進行自動化、智慧化的決策，物聯網為工廠數字化轉型的一種基本手段 (Boyes *et al.*, 2018)，可作為發展脈絡下的初始目標。工廠初期可藉由新增傳感器和連線設備來收集關鍵的製程數據，作為資訊提供智慧製造與智慧供應鏈下的模組進行運用。隨著資訊和設備條件允許，進而將設備與應用程式以網路相連建立起完整系統，後期也可以利用雲端運算來優化過程控制。

#### (2) 無線化技術

智慧工廠為了達到更靈活生產運作模式，提升無線化技術將為企業帶來很大效益，且也能作為後續進行雲轉型佈署的前置條件。免除了需要安裝纜線的限制，讓工廠設計在設計上能更具備彈性，工廠運作時也更易於設定、運作、維護、重新配置和更換。一些新興技術如 Wi-Fi 6E、5G 的出現，更是提供智慧工廠需求即時性與大量數據的模組一個好的解決方案 (Holfeld *et al.*, 2016)。

### (3) 邊緣運算

透過建立來自邊緣層的邊緣運算功能，能夠為智慧工廠的一些模組帶來加速分析、改善回應時間的效果。在後續雲端部署完成之後，透過底層各分散式節點的邊緣運算也能大幅度減少雲端位置的負荷，也減少過程監所需的通訊量。理想目標，邊緣應可以執行計算卸載、數據存儲、緩存和處理，同時也能從雲端請求服務和內容，並將請求和交付服務從雲端向下進行處理 (Shi *et al.*, 2016)。

### (4) 智慧維運平台

智慧維運 (Artificial Intelligence for IT Operations, AIOps) 平台目的為提升 IT 營運能力，該平台將擁有自主學習、認知分析、自動運行的能力，透過大量系統指標、日誌收集或是機器學習自動檢測異常，幫助企業智慧地管理各 IT 應用程式 (Dang *et al.*, 2019)。

### (5) 作業系統虛擬化

作業系統虛擬化又被稱為容器化 (Containerization)，有利於更有效的使用實體電腦硬體，也為雲端運算的初始基礎。方法為將應用系統相關的程式碼、函式庫、執行環境配置打包成隔離的可執行環境，能夠實現軟體的即時遷移，而且允許多個容器實體共同使用一個系統內核，進而保證實體的效能。相對於虛擬機 (Virtual Machine) 而言，容器化更輕量、省資源、快速，並且還能做為交付軟體的工具 (Pahl, 2015)，在不同環境下亦保有完整功能，更能結合雲端技術快速建置與更新應用程式。容器化的應用程式，亦能進一步透過如 Google 設計的 Kubernetes 系統做到近一步的自動化部署、擴展與管理。

### (6) 基礎設施即代碼

基礎設施即代碼 (Infrastructure as Code, IaC) 將對基礎設施的管理是做一個軟體系統，其目的是使開發人員或運營團隊能夠管理、監控和配置資源，而不是手動配置基礎的硬件設備和操作系統 (Morris, 2016)。智慧工廠能夠藉由 IaC 程式更有效率地控制雲端環境的變更與組態設定，管理 IT 基礎架構需求，提高一致性並減少手動配置下造成的錯誤。

### (7) 軟體定義資料中心

軟體定義資料中心 (Software-defined Data Center, SDDC) 是一種資訊儲存中心，將所有數據中心資源和服務以程式化的方式進行配置、監控和管理(Shabanov and Samovarov, 2019)。對於發展雲端技術而言，透過將 SDDC 主機服務器駐留在雲端，就能利用虛擬化技術來提取、匯整、部署和管理計算存儲資源，可以避開傳統上硬體的限制。

### (8) 數位雙子

數位雙子 (Digital Twin, DT) 為虛實整合系統的具體應用，將實體資訊與虛擬模擬的資訊相互映射，進行即時的數位模擬、預測、優化和決策輔助(Jones *et al.*, 2020)。數位雙子能與大數據分析技術相輔相成，運用整個產品生命週期中將實體和虛擬資訊，透過先進分析技術進行處理。Tao *et al.* (2018) 與 He and Bai (2021)等皆在研究中表明數位雙子技術已可運用在產品設計、生產計劃、生產過程裝配、車間人機交互等工業領域，並且可持續驅動工廠的智慧製造各模組。隨著雲端應用的日益普及，工廠也能用建立於雲端的數位雙子模組允許隨時隨地虛實回饋，為智慧工廠的各項模組與業務流程帶來巨大的優化改善機會。

## 3.2.2 先進製程分析與效能最佳化

全球製造業生產技術正迅速發展，許多工廠的各製程技術都在不斷突破新的極限。以印刷電路板產業為例，由於線路密度與堆疊層數增多以及 IC 載板等新型製程的發展，傳統製程分析技術將慢慢面臨發展瓶頸。另一方面，計算機硬件、操作系統、網路技術等也發展迅速，也重新定義生產過程可利用的工具和部署方式。對於生產製造而言，提高生產良率和降低生產成本已成為企業提高競爭力的關鍵指標，為了在生產上兼顧品質和生產力並提升自身研發速度，智慧工廠必須發展先進製程分析與效能最佳化相關技術，以提升產品品質、製程品質、設備品質表現。

先進製程分析與效能最佳化的精神，其實就是全面品質管理 (Total Quality Management) 管理哲學在技術上實踐。全面品質管理為一持續改善的流程，包含減少或消除錯誤、改善客戶服務、確保員工接受培訓，旨在讓參與生產過程的所有方面對最終產品或服務的整體品質提升 (Hackman and Wageman, 1995)。工廠可基於全面品質管理的概念，落實 Juran (1986) 所提出的品質三部曲，依序進行品質規劃、品質管制、系統化品質改善，將其貫穿在脈絡上的每個模組階段。

在品質規範階段包含四大步驟：(1) 確認內部及外部顧客需求 (Voice of Customer)、(2) 發展產品特色回應顧客需求以最低成本建立品質目標以回應顧客需求、(3) 發展製程以生產需要之產品特色、(4) 證明製程之能力。除了藉由企業內部的資訊整合決定外，亦能透過常見分析工具進行探討，如如品質機能展開 (Quality Function Deployment, QFD)(Chan and Wu, 2002)、狩野模型 (Kano Model)(Xu *et al.*, 2009)、品質成本分析(Schiffauerova and Thomson, 2006)、力場分析 (Force-field Analysis)等。透過以上方法和步驟，結合公司本身產品製程特性，有助於制定工廠需求的品質規範，使流程與品質能滿足客戶之需求。

在品質管制階段，流程上大致可分成七個步驟：(1) 選擇管制對象、(2) 選擇量測單位、(3) 建立量測程序、(4) 建立成效之標準、(5) 衡量產品實際成效、(6) 解析實際成效和標準間差異、(7) 採取行動並落實。根據各企業的經驗，一些品質管制的工具經常被運用在品質管制，如品質七大手法 (Seven Basic Tools of Quality) 與品管新七大手法 (Seven Management and Planning Tools)。除此之外，田口品質工程也是品質管制中的重要理念，其中兩個主要思想為參數設計和公差設計 (Karna and Sahai, 2012)。參數設計 (Parameter Design) 的目標是使產品或製程在面臨我們幾乎無法全面控製參數影響時，利用實驗以確定控制因子水準的組合，使系統對雜音因子的敏感度為最低，而提升系統的穩健性。允差設計 (Tolerance design)則是調整公差範圍以最佳化設計參數。當產品的品質未能滿足顧客要求，我們需增加製造成本以降低產品的變異，減少品質損失。

品質改善階段為全面品質管制的重點，目的為維持品質表現並持續改善。工廠常見使用的改善架構包含福特 8D 問題解決法 (Ford 8D)、DMAIC 循環

(Lynch *et al.*, 2003)、方針管理、日常管理等，根據公司需求也可以擬定自己的品質改善架構。

為了實踐智慧工廠，工廠需要以新的技術模組去落實全面品質管理的理念，以更自動化、智慧化的方式達到品質目標，可以參考以下先進製程分析與效能最佳化的發展脈絡。

### (1) 製程參數最佳化

在生產過程中有諸多需考量因子，會影響整個製程的好壞，且面對不同產品類型皆有不同的合適的參數設定組合。因此，如何精確地調整製程參數，提升製程良率，以及減少測試過程中參數調整的次數，成為生產過程中的重要議題。若是仰賴據工程師經驗或是試誤方式來判斷製程參數的設定值，可能導致製程不穩定而造成產品不良率的提高，並消耗大量成本。常見方法可透過實驗設計 (Design of Experiment, DOE)、規則萃取、機器學習模型等方式，找出能夠維持最佳的生產能力與滿足產品品質特性的最佳參數。同時也能藉由特徵選擇，找出具有顯著影響的製程因子，結合領域知識對現場情況進行改善。

### (2) 統計製程控制

統計製程控制 (Statistical Process Control, SPC) 目標在於確保製程持續穩定且是可預測的，提高產品質量、生產能力、降低成本，作為製程分析的提供依據(Oakland, 2007)，為現今工業界品質管控的基礎。方法上，會利用統計技術來控製過程或生產方法，建立對應的管制圖與異常定義，去觀察特定參數是否在過程中出現變化，超出控制範圍 (Out of Control, OOC) 或是超出規格限制 (Out of Spec, OOS)。透過觀察管制圖變化，建立良好管制標準，工廠得以實現事前預防的過程控制，以及對生產過程即時監控，以提升製程與產品品質水平。

### (3) 失效偵測與分類系統

失效偵測與分類系統 (Fault Detection and Classification, FDC) 目的為透過單變量及多變量分析找出製程的異常情形並分類，以能採取採取適當應變措施。FDC 模組包含了重要製程參數收集，如電壓、溫度、壓力等數值，

通常會利用失效模式與影響分析 (Failure mode and effects analysis, FMEA)、實驗設計 (Design of Experiments, DOE) 以及結合領域專家知識，來決定所需要監測資料的種類。決定欲蒐集之製程參數種類後，開始透過感測器蒐集實時數據，以固定時間間距方式持續記錄數據變化，建立其時間序列數值圖 (Temporal chart)，根據製程特性、精密度需求決定適當資料蒐集頻率。獲取各類時序資料之後，則近進入整合調整 (Consolidation) 階段將資料進一步處理，建立各種指標 (Indicator)。指標通常由兩大條件構成，分別為關鍵步驟 (Window) 及特徵 (Feature/Algorithm)。關鍵步驟是根據製程特性截選的時間區段，通常同關鍵步驟下會有類似的參數數值特徵；特徵則是該段關鍵步驟的參數特性、表現情形，通常是根據特定統計量或計算方式來選出，如平均數、標準差、斜率趨勢、最大值、最小值等，又被稱作製程狀態變異偵測值 (Status Variable Identification, SVID)。在具備足夠的上述資料下，FDC 模組可透過各類模型執行異常偵測、故障檢測、事故診斷，像是機器學習(Rahman Fahim *et al.*, 2020)、人工神經網路(Heo and Lee, 2018; Jayamaha *et al.*, 2019)、自注意力式卷積神經網路等 (Self-attention Convolutional Neural Network) (Fahim *et al.*, 2020)，依序檢測觀察因子的主要影響，確定具體發生的異常為何，最終對照領域專家或系統設定執行決策以進行製程恢復動作。

#### (4) 電腦視覺、自動光學檢查

廣義來說，電腦視覺是人工智慧中的一個領域，目的是從數字圖像、圖片、影像或其他視覺輸入中獲取有意義的信息，並根據這些信息採取行動或提出建議，常見運用於區分對象、判斷距離、檢測是否在移動等 (Jarvis, 1983)。對於先進製程分析與效能最佳化脈絡發展而言，電腦視覺大量改善傳統上以人類視覺檢測的流程，訓練完畢之模型可以在短時間內分析數千個產品或流程，同時發現不易察覺的缺陷或問題，如高精度光學影像檢測系統 (Automated Optical Inspection, AOI) 便是常見的代表性運用模組，經常運用在表面安裝元件 (Surface Mount Device, SMD) (Lim *et al.*, 2019)、鐳射焊接 (Yang *et al.*, 2020) 等視覺檢查。除此之外，電腦視覺相關技術也能用於設備監測、庫存管理、維持工廠內部安全標準等。

## (5) 先進設備控制

先進設備控制 (Advanced Equipment Control, AEC) 目的在於智慧化地管理設備狀態，進而去提升設備整體表現，包含減少生產變異、提升設備壽命等。AEC 主要涵蓋了故障預測與健康管理 (Prognostic and Health Management, PHM) 模組，根據 Serradilla *et al.* (2022) 所整理的 PHM 四個層級，說明了 AEC 需要能夠依序做到設備的異常偵測、故障診斷、退化預測和執行緩和計畫，該架如圖 3.13 所示。

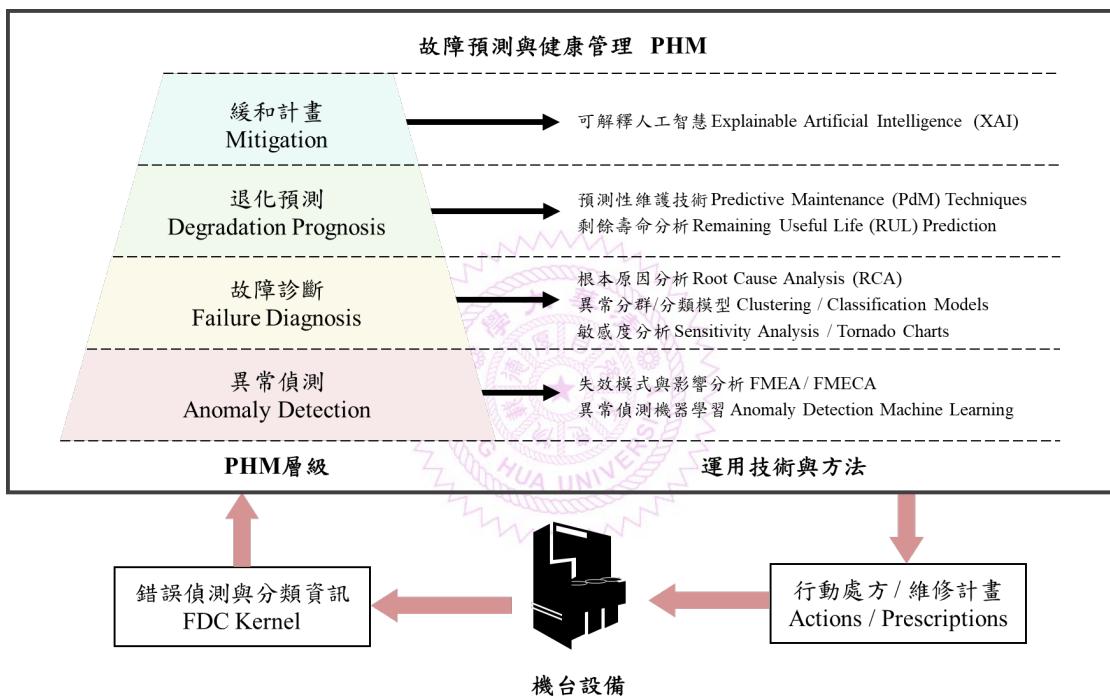


圖 3.13 先進設備控制示意圖

異常偵測目的為當設備出現異常時能夠被發現，仰賴藉由模型與演算法偵測出錯誤，也可藉由失效模式與影響分析 (Failure Mode and Effect Analysis, FMEA) 了解異常是否具嚴重性；故障診斷為近一步去做根本原因探討，並嘗試找出異常的問題類型，也可利用龍捲風圖觀察各變數的不確定性對異常原因帶來多大的影響；退化預測為判斷設備表現隨時間的改變趨勢，包含剩餘壽命 (Remaining Useful Life, RUL) 分析和提前執行預測性維護 (Predictive Maintenance, PdM)；PHM 的最高層級為緩和計畫，藉由可

解釋人工智慧 (Explainable Artificial Intelligence, XAI) 去推論對設備狀態造成影響的因果關係，僅而擬定緩和計畫，持續讓設備保持穩定表現。

## (6) 先進製程控制

廣義的先進製程控制(Advanced Process Control, APC) 涵蓋多種技術模組，目標為降低製程變異與提高設備運作效率，一般涵蓋製程前、製程間、製程後三個面向，透過當中的不同模組進行控制。製程後階段藉由生產完的結果資訊進行事後分析，對生產流程進行回饋控制；製程間階段在生產過程中執行資訊量測做進一步控制，除了藉由實體量測方式以及各感測器的 SVID 資訊去做進一步分析外，也可以藉由虛擬量測 (Virtual Metrology, VM) 技術，利用感測器的資料來預測製程中參數的數值，適合用於取代高成本的物理測量方式，故經常運用於半導體產業，以此方式達到完整量測的效果(Chang *et al.*, 2006)；製程前階段會接收來前項批次的資訊作為當前批次生產參考依據，

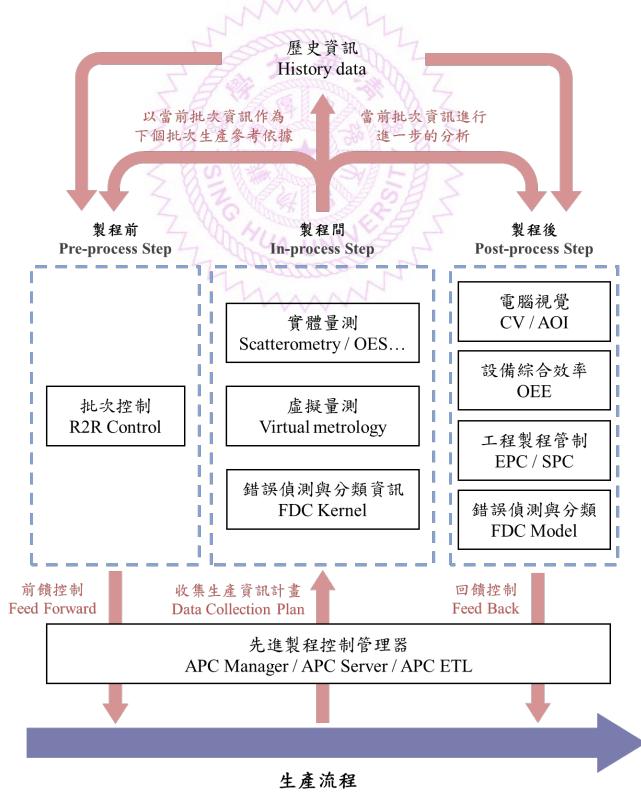


圖 3.14 先進製程控制示意圖

藉由批次控制 (R2R Control) 模組結合控制法則、狀態預測及自適應率所反饋的結果，及時反映當前在製程參數調動，即前饋控制 (Wang *et al.*, 2009)。

而先進製程控制管理器則會管控這些控制資訊，去反映到生產流程，並根據模組需求制訂資訊收集計畫 (Data Collection Plan)。

### 3.2.3 智慧生產規劃與製造平台

伴隨工業 4.0 下帶動的智慧化、自動化，越來越多工廠採用了智能生產規劃與製造平台概念，以應付越來越複雜的產品類型和提高生產力的需求。此外，批量大小等於 (Lot size one) 的概念也逐漸被重視 (Kannengiesser *et al.*, 2017)，其核心概念為工廠能隨時在任何產線上以任何類型、任何數量、任何順序和任何裝配線生產任何產品。

智慧生產規劃與製造平台的整體架構，根據 Mönch *et al.* (2012) 書中的論述，可以從上至下的方式依序展開，上層對應到了生產的規劃，對應長期的策略層面，包含產能規劃與生產計畫。下層對應到了生產的控制，主要在處理排程與現場車間的派工。產能規劃模組提供生產計畫的主要規劃，生產計劃模組藉由該資訊進行訂單發放，往下再由排程模組決定各周、日的工單安排，由派工模組決定工單的現場各工作站執行順序，於在製品管制模組控管車間生產狀態。

對於智慧生產規劃與製造平台脈絡來說，企業建立先進規劃排程系統 (Advanced Planning & Scheduling System, APS) 為實踐智慧生產規劃與製造平台的方案之一。APS 為一種可對所有資源進行同步以及達到即時監控的計畫排程系統，可以實現在物料、設備、需求以及人力上的有效精準生產計畫，提供各生產站點與機台建議工單之排程。一般也會透過與企業資源計畫 (Enterprise Resource Planning, ERP)、製造執行系統 (Manufacturing Execution System, MES) 等技術的結合，實踐企業信息化管理以實現智慧工廠，做為智能製造的系統核心。以下為各系統模組的說明。

#### (1) 產能規劃

產能規劃是影響資本支出的關鍵，伴隨著產品所需求的製程複雜性提升，所需要的資本也大幅增加，因此在滿足需求的前提下，必須決定出適切地產能水準，才能最大化利潤 (Bermon and Hood, 1999)。Karabuk and Wu (2003)

將產能規劃分為產能配置與產能擴充，產能配置為根據現有的設備與產能，在滿足需求的前提下，以最小化的成本為目標，達到最佳的產品組合與數量；而產能擴充則必須考量到未來需求，了解設備的前置時間，決定出是否要採購相關設備或是外包。如前面 PDCCCR 架構所述，產能規劃也必須考慮產銷和製造的不同觀點，常常必須納入不同部門的資訊與考量，才有辦法做出最適合的決策。整體來說，產能規劃模組需要藉由判斷主生產排程 (Master Production Schedule, MPS) 能否滿足未來需求與整合各部門資訊，進而決定是否增購新的產能。

### (2) 主生產排程

主生產排程計劃模組的目標在定義在不同時期需要生產多少產品，通常不會詳細說明生產中使用的材料、任務分配、員工配置等，而是在定義必要的需求來平衡供需，盡可能的滿足確定性需求和應付不確定性需求 (Tang and Grubbström, 2002)。主生產排程的基本輸入資訊包含當前庫存、銷售預測、當前訂單組合、安全庫存等，生成需要生產的產品、數量和時間，以及可承諾量、批量大小剩餘庫存等資訊。主生產排程一般會在固定時間內進行滾動，並藉由設定凍結期來避免對即將要執行的排程與派工資訊頻繁更動 (Zhao and Lee, 1993)。擁有好的主生產排程結果，將有利於改善出貨表現、平衡生產負載、穩定庫存水平，並提供排程與派工模組好的依循資訊 (Sridharan *et al.*, 1988)。

### (3) 排程

排程問題 (Scheduling) 為一經典的研究問題，目的為決定何時、何地需要執行何項製令，且在不同產業、產品特性、機台類型、產線規劃下排程問題也會有不同形態。由於生產需求量快速增加，傳統工廠的生產型態也邁向產品類型多樣化的趨勢，使得排程的複雜度與限制越來越多。Lenstra *et al.* (1977) 指出排程於靜態環境中為 NP-Hard 問題，說明了該模組普遍為工廠面對的重要挑戰之一。Graham *et al.* (1979) 提出了一個排程問題類型定義方式，統一以  $\alpha/\beta/\gamma$  三屬性進行說明，藉此反映了各種作業、機器和調度特性。 $\alpha$  為資源環境參數 (Resource Environment)，為製造系統構建的基礎，該參數可

用以說明製程順序 (Process Sequence) 和相關機台 (Dependent Machines) 的組成； $\beta$ 為製程限制參數 (Process Restrictions)，此參數說明了各種製程特性的限制，如工具資源限制 (Tool Dedication)、輔助資源限制 (Auxiliary Resources)、批量處理限制 (Batch Processing)、時間限制 (Time Constraints)； $\gamma$ 為目標式或績效指標，可根據生產特性需求設定不同的目標。在定義清楚排程類型、限制與目標後，便可利用各類數學規劃技術 (Tirkolaei *et al.*, 2020)、萬用啟發式演算法 (Metaheuristic) (Pellerin *et al.*, 2020) 甚至是多智能體系統 (Multi-agent systems) (Wang *et al.*, 2018) 來解決排成問題。

#### (4) 派工

派工模組 (Dispatching) 目的在於決定各製令的生產工序，對生產部門、機台、作業員工實際下達生產命令的指示。派工議題早於 Blackstone *et al.* (1982) 就被進行討論，在文章中提出了許多的派工法則可以採用，而使用不同的派工法則也將有利於不同的設定目標。如何制定最佳的派工結果去提升工作期間、設備利用、作業人力和效率的表現，為工廠內的派工模組的挑戰課題。同排程模組的發展，也有越來越多技術方法有助於派工的規劃，像是通過深度強化學習學習來進行 (Zhang *et al.*, 2020)，或是以基於模擬的方式整合排程與派工模組來動態選擇最佳派工法則等 (Hong and Chien, 2020)。

#### (5) 即時生產控制

為能確實掌握生產狀態，工廠必須要能清楚掌握各站點在製品狀態，利用該資訊進而判斷產出、站點負荷、產出時間等。若能掌握各站點釋出之工作與接受之工作，也有利於做到拉式生產的概念。基於 Little (1961) 對穩定排隊系統中的長期平均負載狀態描述，以實務工廠的用詞表述，生產效率 (Throughput) 與生產周期時間 (Cycle time) 之乘積會等於在製品的存貨數量 (Work in Process)，即在製品的狀況會對工廠生產主要關注的生產效率和生產週期時間有絕對關係。然而實務生產受限於變異性影響，工廠並須透過掌握廠內的所有在製品資訊，藉由建立如 Clearing Function (Graves, 1986)、Allocated Clearing Function Formulation (Asmundsson *et al.*, 2009) 等延伸模型

的方式掌握在製品水位和產出的非線性關係，用在製品資訊回饋上層生產的規劃，做出最佳的生產狀態掌握和訂單釋出，並更貼切地預測出產出。

### 3.2.4 智慧自動物料搬運系統

隨著人力逐漸減少，無論是大型或是小型工廠，勞動力的運輸、產品的等候、人工操作控制等皆占工廠總運營成本的很高比例 (Kumbhar *et al.*, 2019)。因此，導入智慧自動物料搬運系統 (Automatic Material Handling System, AMHS) 成了智慧工廠未來重點發展之工程，旨在能夠讓工廠實踐傳送自動化、傳送智慧化，同時也能大幅改善支出成本。對於物料搬運系統的脈絡來說，一般目標除了要能達到最小運輸成本及最有效傳輸活動之安排外，亦要能提升整體運輸的彈性以及對於搬運時間掌握的精準性 (Beamon, 1998)。

先進智慧工廠自動物料搬運系統常見根本目標有最小化傳輸距離、最小化車輛行駛時間、最小化延遲時間與在倉儲等待的時間、最大化系統傳輸量負載、最大化車輛工作量總平衡率、最小化無效稼動等 (Chien *et al.*, 2016; Gupta *et al.*, 2021; Lee, 2009; Liao, 2010)。整體自動物料搬運系統架構被分成四種層別：生產計畫、現場管理、單元控制以及設備控制 (Liao, 2010)。於生產計畫層別中，當生產排程系統接獲生產製造令單，會整合在製品 (WIP) 狀態控制資訊，將產品需求整合至現場管理層別之製造執行系統 (MES)；單元控制以及設備控制層別，通常則是透過物料控制系統 (MCS) 負責，統籌 MES 所下達的搬送命令，控制運送排程以及管理倉儲設備。MES 系統除了可以監控及查詢搬運設備的狀態，同時可以指派搬送路徑並且選擇最佳化路徑，以達到最小化自動物料搬運系統的總移動距離。較完整模組還會整合倉儲管理系統 (MHS)，MCS 系統管理儲存設備，蒐集並分析歷史搬運效率，以減少 AMHS 無效稼動及在暫存處等待的時間，最大化 AMHS 有效產出 (Liao, 2010)。

無論是倉儲、物料配送、資源分配、路徑規劃、搬運工具管理、交通路徑管理等，都是自動搬運系統模組的重要一環，於軟體層面或是硬體層面都要搭配發展。硬體如自動導引車 (Automated Guided Vehicles, AGV) 與自主移動機器人 (Autonomous Mobile Robots, AMR) 等技術的導入，以及 5G 網路等無線技術

的發展 (Oyekanlu *et al.*, 2020)；軟體為前面生產計畫、現場管理、單元控制、設備控制四個層級的相關系統功能。自動物料搬運系統就是將這些內容整合為統一架構，同時與現場環境和設備進行搭配，實踐智慧工廠的智慧製造功能，以下為本研究建議的發展發展脈絡。

### (1) 包材標準化設計

包材標準化設計管理為建立自動化流程的第一步，讓物品在運送、倉儲、出貨的過程中都能維持相同規範，滿足標準化、合理化與一致性。同時也能透過包材的設計嘗試去強化保護、運輸、分類的功能，甚至提升產品附加價值。除此之外，各產品在工廠生產流程也該明確定義資訊命名方式，在數據導向的智慧工廠中，工廠中的零件、材料、半成品以及機台設備、生產人員等，都需付予一個指定的編號或註記，即所謂的「代碼」(Code)，做為工廠生產管理資訊系統對應資訊。這些編號代碼本身也可具備多種含意，在一個品號一個代碼的原則下，這些字串或數字也可以用來進一步呈現材料資訊、供應商種類、製程類別、生產廠區等，有利於生產、搬運、儲存等管理。

### (2) 自動導引車

無論是自動導引運動車 (Automated Guided Vehicle, AGV)、有軌導引運動車 (Rail Guided Vehicle, RGV)、空中單軌無人搬運車 (Overhead Hoist Transfer, OHT)，雖然使用的機制與物理限制不同，但都能達到取代人力搬運的功能。這類運動工具的導入會涉及三大議題，分別為運動車規模 (Vehicle Fleet Sizing Problem, VFSP) 議題、定位方法與路徑規劃問題。

運動車規模問題可以使用確定性的數學分析模型，作為車輛數量的首次估計，減少模擬情境的次數。得出初始可構件模型的參數組合後，再以模擬最佳化搜索各解決方案下的目標函數。最後透過資料包絡分析 (Data Envelopment Analysis, DEA) (Boussofiane *et al.*, 1991)，衡量決策單元找尋出最適規模效益，決定最適解組合，最終實踐運動車規模方案。

定位方法或定位演算法主要可分成兩種類型，物理路徑定位或虛擬路徑定位 (De Ryck *et al.*, 2020)。物理路徑包括 RFID、光學定位、磁條定位，

該類型透過實際路徑或環境的物理導引線，在定點建立感應或回傳裝置，傳達所在位置資訊。虛擬路徑定位含括自然定位、GPS 定位、視覺引導系統、同時定位與地圖建構、磁傳感定位以及雷射光定位，此方法雖不存在實際物理導引線，但會透過搬運工具上本身的傳感器，捕捉周遭資訊判別為位置，或直接透過定位雷達回傳為位置資訊。近年來也有許多同時定位和映射 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 正在發展，此技術可以做到同時定位與地圖建置，使用來自放置在自主移動機器人上的 2D 激光雷達的數據構建地圖，常見如 Google Cartographer、Gmapping 和 Hector SLAM (Yagfarov *et al.*, 2018)，通過重複觀測到的環境特徵 Landmark 定位自身位置和姿態，再根據自身位置增量式的構建地標。

路徑規劃模組部分針對不同運輸工具，業界也有相當多的方法和不同目標式的探討論文，Fazlollahtabar *et al.* (2010) 提出以數學規劃模型求得 AGV 最佳路徑，目標式為最小化物料流動；同樣是 AGV，Wu *et al.* (1999) 提出以模糊理論方式求解，其目標式為最小化搬運距離；有軌制導車輛 (Rail Guided Vehicle, RGV) 部分，Hu *et al.* (2017) 提出以混整數規劃 (Mixed-integer linear programming, MILP) 來求解，其目標式為最小化能源消耗；空中單軌無人搬運車 (Overhead Hoist Transport)、空中無人搬運車 (Over Head Shuttle) 等路徑規劃方式也有相關研究，如 Hwang and Jang (2020) 便利用 Q ( $\lambda$ ) 學習演算法方式選擇最佳路徑。其餘路徑規劃之研究，則主要皆仰賴演算法來尋求近似最佳解，如基因演算法、粒子群演算法、A-star 演算法等 (Han *et al.*, 2017; Qiuyun *et al.*, 2021; Wang *et al.*, 2015)。就當今技術而言，這些路徑規劃演算法大致可分成兩類，一種是基於環境表示的搜尋演算法，另一種是基於圖形 (Graph) 搜尋演算法。環境搜尋方法一般會建立場內環境配置空間的可移動區域，適合比較複雜的搬運環境；圖形搜尋方法則是由建立節點和連結邊線的圖，藉由該圖搜索最短路徑，需要定義各節點間的運行本 (Anavatti *et al.*, 2015; Kunchev *et al.*, 2006)。

### (3) 移動式機器人

移動式機器人 (Autonomous Mobile Robot, AMR) 被視為是能提升工業 4.0 下工廠生產力與靈活性的重要技術 (Fragapane *et al.*, 2020)，與自動導引

車不同，不須依賴軌道或定義的路徑即可行動，本身具有傳感器、人工智慧、機器學習的運算功能，能夠在沒有人監督的情況下自動化執行操作行為。此外，也能結合安裝機械手臂、影像辨識等功能，用以輔助人機協作。伴隨科技進步，移動式機器人對工廠的影響越來越廣，甚至能夠結合語意分析 (Semantic Analysis)、拓樸 (Topology) 等技術讓機器人具有更大的決策自主權 (Alatise and Hancke, 2020)。透過導入各類型移動式機器人，將有助於改變工廠內運作的樣貌，輔助生產人員處理各種問題，更能自主協助完成工廠運行的所需工作。

#### (4) 智慧化搬運

智慧化搬運模組強調整合定位、路徑規劃和智慧控制模型，讓搬運設備除了根據指令和設定路徑進行活動外，也能根據實際狀況隨時調整其任務。意即在先進智慧化工廠中，除了靜態的資源規劃、定位搜尋、路徑規劃外，也需要動態地及時調整狀態，執行滿足生產需求的最佳搬運。

智能控制模型為移動式機器人與自動搬運設備各搬運單元達到智慧化運作的關鍵。傳統上各搬運單元統一以中央計算使用全局資訊進行優化 (Liu and Kroll, 2012) 的方式，彈性小、不穩定，適合小規模的規劃。但對於先進大型工廠而言，透過分散式的方式讓各搬運單元皆具備智能控制功能，能更有效做到彈性、穩定、動態的調整調度，同時也能具備搬運設備的運行策略，如建立跟車模型、超車模型、交叉口衝突預警與防撞模型等 (Zhang *et al.*, 2017) 等。

#### (5) 智慧化倉儲

智慧倉儲必須滿足各類型倉儲相關功能的智慧化，會整合生產過程與供應鏈的相關資訊，藉由 van Geest *et al.* (2021) 整理出的智慧倉儲概念，其需求功能可包含接收、儲存、追蹤、規劃、檢貨、運送、庫存管理、客戶關係管理等。對於不同產業而言，倉儲類型和特性可能皆會受限於產品性質而有所不同，但皆須要完成上述常見的目標功能。

倉儲管理系統 (Warehouse Management System, WMS) 能將所有倉儲資訊整合在一起，提高工廠對倉儲作業的能見度，經常做為智慧倉儲的核心

模組 (Lee *et al.*, 2018)。一般智慧化倉儲還會整合 AGV、AR 等技術以取代人力將物件運送到其存儲位置，而一些仍需要人力輔助的倉儲類型也可以利用擴增實境 (AR)，通過設備將虛擬元素添加到物理世界的技術可以顯著加快過程並降低人為錯誤率 (Stoltz *et al.*, 2017)。除了這些技術外，倉儲也要考慮了不同儲存物品本身的物理、化學特性，若為危險材料更要另外建立模組控管。當貨物在倉庫時，系統也應該隨時知道所有貨物的位置，做到物件追蹤功能，可以藉由物聯網技術確保產品與倉庫網路持續接觸，透過掃描儀、傳感器等協助掌握物件資訊。

### 3.2.5 數位供應鏈管理

因應全球化發展趨勢，企業須滿足來自世界各地客戶多樣化的需求，使得產品供應鏈日趨複雜化(Chen and Chien, 2018)。若供應鏈無法和市場需求間建立起可臨機應變的連動，將無法縮短生產週期與前置時間，進而影響到需求計劃、存貨管理、訂單履行等一連串供應鏈環節。另一方面，伴隨著全球貿易競爭以及疫情關係影響，斷鏈、短鏈的變化也成為了企業需面對的挑戰，在諸多資訊波動下，需要以更謹慎的擬定供應鏈策略。基於此背景，數位供應鏈成為智慧工廠發展的一大面向，為傳統供應鏈運作提供了更多可見性，除了整合更多業務流程的資訊，同時也使用先進技術與模型做到更精確的數位決策，以下為數為供應鏈下的建議發展脈絡。

#### (1) 供應商資訊整合

多數企業對供應商風險管理系統尚未健全，容易受供應產品的品質、價格、交期等波動影響，會影響至企業的成本及營運。另一方面，採購與購買成為企業成本的重要一環，若要尋求良好的成本控制，就必須整合供應商的相關資訊，以利於找尋最佳供應商 (Seok and Nof, 2018)。透過與供應商資訊整合，供應商角色也能轉換為工廠產業生態系的共生夥伴，加強彼此間的溝通與協作，保持資訊的一致性和準確性。這些資訊亦能做為企業內部識別、篩選、評估、選擇供應商的條件，透過多準則決策分析、數學規劃、資料挖礦的相關技術，系統性地輔助進行供應商選擇決策 (Chai and Ngai, 2020)。

## (2) 導入 AI 需求預測

需求預測與企業產能規劃、生產計畫、進入市場的相關決策有直接關聯。若需求預測結果高於客戶實際需求，會造成多餘的存貨成本，且也會面臨存貨過期報廢的問題；反之如果需求預測低於實際需求量，則企業需承擔缺貨的機會成本。為提升企業整體的收益，藉由蒐集更完整的資訊並以 AI 技術為基礎進行需求預測，將協助工廠達到精準的需求掌握。常見的需求預測技術如時間序列模型、長短期記憶神經網路 (Hochreiter and Schmidhuber, 1997) 等，目前也有許多研究提倡聚合式的預測方法 (Aggregation model)，也就是應用多個需求模型進行最終的預測以降低僅使用單一模型的預測風險 (Fu and Chien, 2019)。無論使用何種方法，若企業能具備良好的 AI 需求預測架構，皆可以降低人工干預的比例，提升預測準確率，作為供應鏈科學決策的基礎。

## (3) 智慧化存貨管理

同需求預測，存貨管理也對企業營利有著舉足輕重的影響。企業為了避免缺料、延遲等生產停滯的狀況出現，一般會持有部分存貨以備不時之需，而當中就涉及到了再訂購點、訂貨量的決定與管理，希望權衡成本與服務水準，制定最適當的訂購時機與訂購數量。各公司可依據自身生產模式，導入合適的預測模型，根據銷售預測及歷史的需求來進行生產的判斷，有利於企業減少決策的時間與提升決策品質。

## (4) 永續風險管理

供應鏈的永續性會和企業的核心價值有密切關聯，藉由維繫經濟價值、社會價值與自然價值的各面向，讓供應鏈能永續發展 (Bag *et al.*, 2018)。而能穩定維繫這些價值與目標的方法，就是企業做好風險管理 (Risk Management)，以免造成供應鏈中斷 (Supply Chain Disruption)，這些風險管理過程通常包括風險識別（識別所有相關風險）、風險評估（分析每個已識別風險的概率和影響）、風險處理（問題發生時的應對方式）和風險監控。永續風險管理模組的根本目標是能確定實施和監控措施的最佳組合，讓公司能避免、延緩、減少或轉移所有相關風險 (Hofmann *et al.*, 2014)。或是直接在供應鏈規劃上，以

變動較小的整體取代變動大的個別單體，藉由風險池化 (Risk Pool) 的模式減少所需要承擔的風險 (Attanasio *et al.*, 2012)。

全球自 2019 起面臨的 COVID-19 疫情影響之後，越來越多企業都開始注重永續風險管理的重要性，利用可持續性的戰略和實踐來提高供應鏈的彈性，如 Sarkis (2020) 便在文中指出可透過確保生態系統服務得到維持、鼓勵在地化購買行動和建立社區信任等方式，降低風險和建立復原力以應付在疫情下轉型。與此同時，共享經濟 (Sharing Economy) 的概念也重新被提出，改變了各業者間的商業模式，像是既有的供應鏈模式轉換為階層式架構的平台模式，或是具備互補性的企業創造協力的生態系統。唯有掌握足夠資訊、具備良好技術、做好永續風險管理的工廠，才能在供應鏈市場上脫穎而出。

#### (5) AI 市場動態分析

市場動態 (Market Dynamic) 包含影響價格以及生產者和消費者行為的各種力量，一般是由各產品或服務的供需波動引起，但同時也會政策、國際情勢、甚至是人類的情緒與決策所影響 (Janssen and Jager, 2001)。換言之，AI 市場動態分析需要建立在大量且多樣的資訊來源，盡可量涵蓋所有會影響市場波動的可能因素，作為企業面對市場長短期決策的重要依據。當中不僅牽涉到分析與預測模型的建置，資訊獲取、資料存儲與異質資料整合 (Heterogeneous Data Integration) 也會是一大挑戰。

### 3.3 智慧工廠衡量指標

針對各項智慧工廠的模組以及企業個別的模組功能，我們需要建立一個用來檢視發展狀態的衡量機制。本研究根據 Lee and Chien (2020) 所提出的智慧製造五階段分析流程，提出了一個智慧工廠架構下各模塊實施的評估標準，以此為基礎展開了各項屬性。這五階段的分析分別為描述性分析、診斷性分析、預測性分析、建議性分析、自動化分析，可個別對應至紫式決策分析架構 (Chien et al., 2007b) 中。該架構由了解問題 (Understand and define the problem)、定義利基 (identify the Niche)、架構影響關係 (Structure influence relationship)、客觀描述與分析結果 (Sense and describe the outcomes)、綜合判斷與主觀衡量 (Overall judgement and measurement)、權衡與決策 (trade-off and decision) 所組成，不僅可做為系統化分析的思維架構，也已被運用在許多領域與專案上 (Chien et al., 2007a; Hu et al., 2019; Lin et al., 2015)。五階段分析與紫式決策分析架構的對應關係如圖 3.15 所示，透過此分析架構，可以協助企業更清楚的檢視智慧工廠專案的各項要素，也有利於發展合適的專案方向作為各類議題的解決方案。因此，本研究會基於此架構展開智慧工廠的各項屬性指標，做為一個通用的衡量標準。



圖 3.15 智慧工廠衡量的五階段分析框架

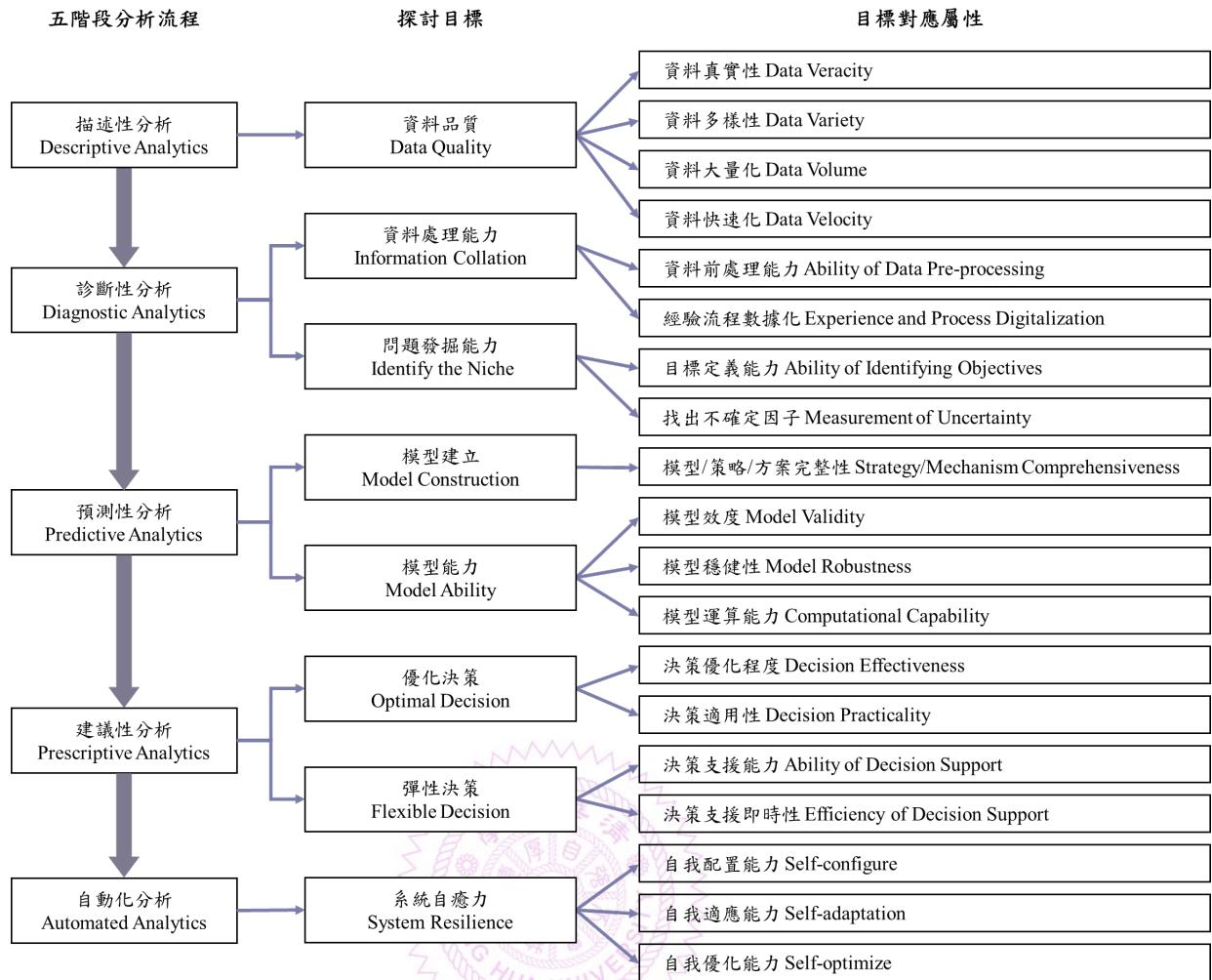


圖 3.16 智慧工廠五階段分析的探討目標以及對應屬性

描述性分析是對數據或內容的初步檢視，側重於蒐集、歸納和整合原始數據。診斷性分析旨在探討導致過去事件和狀態結果的因素和事件，關注於識別問題潛在的根本原因並創建目標。預測性分析是一種對未來某些未知情境進行預測的技術形式，專注於使用統計和建立模型的方式來確定未來的表現。建議性分析是在預測性分析的基礎上，指導如何執行、優化業務程序、適應預測結果並提出即時建議。自動化分析為透過自動配置、自動適應和自動優化來達到自動化決策的最終目的。圖 3.16 為藉由這五種分析模式展開的各項衡量目標議題，包含資料品質、資料處理、問題發掘、建立模型、模型能力、優化決策、彈性決策、系統自癒力等，智慧工廠的各個模組與專案皆需要從這些面向進行

檢視，作為完整的分析流程。而這些目標又可細展開為多個屬性，各屬性分別說明了智慧工廠模組所需考量的面向，用來衡量各項目標被完成的程度。公司可以基於這些屬性進行評分，了解當前狀態、優勢與需加強項目。

五階段性分析流程下對應的核心議題與衡量屬性，都是智慧工廠在發展過程必須審視的項目。這個衡量方式不僅可用來檢視發展藍圖上的模組表現，更能運用在工廠每一個運作環節，針對各議題逐步從資料面、目標制定、使用方法、決策、自動化程度來檢討。透過這些屬性的檢視，企業一定能在這些模組與決策流程中，找到能夠發展或改善的機會點，進而做到數位轉型、流程再造。企業在談及智慧工廠時，往往會聯想到結合 AI、大數據、資訊設備、套裝軟體等智能化工具，然而去使用這些技術或設備並非智慧工廠的本身目的，這些工具本質上其實只是提升這些衡量屬性表現的一個手段。企業轉型過程，應該整合這些屬性來評斷表現，導入最佳的方案實踐智慧工廠。3.3.1 至 3.3.5 小節會依序說明五個分析階段，闡述各階段下涉及到的核心議題以及所展開的智慧工廠屬性。

### 3.3.1 描述性分析

描述性分析是五階段分析的第一步，用以生成關於樣本、測量數值、狀態、文檔等不同資料的簡單摘要，做為定義問題使用，而該階段最核心的議題為探討資料是否能滿足良好的資料品質 (Data Quality)。不良的資料會對公司營運產生重大的影響，舉例而言，從製程角度來看，機台參數、環境參數、量測數值若不準確，可能會導致後續無法做到有效的品質監測，使生產過程出現不良品與停機狀況進而使成本增加；從生產管理角度來看，若標準工時、生產資訊不明確，可能會對排程造成嚴重影響，導致生產無法及時滿足交期，需要頻繁重新調整生產計畫；從營銷管理角度來看，若經常出現錯誤或不完整的訂單記錄，直接性的情境可能會導致產品購買或販售數量或內容錯誤，間接性的情境可能會導致難以預測供需數量而失去銷售機會。綜上所述，作為第一步驟的描述性分析需要建立在良好的資料品質上，其所建立的資訊才具有價值，透過常見的

描述性統計(平均值、集中趨勢、變異性、頻率等)、視覺化等方式，從中去找出問題，開始進行後續階段的分析。

Katal et al. (2013)、Villars et al. (2011)、Zikopoulos and Eaton (2011)、Zhou et al. (2016) 等皆在研究中提出了探討資料品質時，一般會重視其真實性 (Veracity)、多樣性 (Variety)、大量化 (Volume)、快速化 (Velocity) 程度，這四個面相通常又被稱作 4V，可以作為評估資料品質表現的四大屬性。各屬性的改善機會點可見表 3.1 整理。

資料真實性在探討數據本身的準確度 (Accuracy)、精確度 (Precision)，以及數據來源、蒐集過程和處理的可信度，才能確保這些資料能正確反映現實的問題。同時，準確度也意味著要避免噪聲資料 (Noise)、異常值、空缺值、重複值的出現，盡可能不要出現無價值資料；對於相同資料的敘述也要滿足一致性，避免出現部分用全名、部分縮寫、部分用編號代替的情況，確保資料下的各欄位資訊能被有效使用。除此之外，在探討真實性時，也需要留意資料本身的年齡與情境，特別是對於一些具備隨時間變遷的議題，如需求預測、成本估計、客戶偏好等，要能夠去檢視所使用的資訊是否能應用於當前的情況。

資料多樣性在探討資料是否具備足夠種類或變化，以建立高多樣性數據集與多樣性屬性，要盡可能蒐集相關議題下所需的結構化、半結構化、非結構化資訊，若有需要也需收集在不同條件或環境下的資訊，以利於後續建構完整的模型或系統。舉例而言，發展先進製程分析與效能最佳化在探討資料多樣性時，就要檢視是否能蒐集足夠的變因、環境、製程參數等；發展智慧生產規劃與製造平台時，要檢視是否整合足夠的人、機、料、法、環的相關資訊，分別如生產人員班表、機台限制、製造材料清單 (M-BOM)、等候時間限制、在製品資訊，以建立後續完整生產排程規劃。

資料大量化強調要能具備充足的資訊量，即足夠進行分析和處理的數據集的大小，與此同時，也要有對應資料庫能力來儲存、管理這些大量數據。發展智慧工廠會需要用到龐大、高異質性的資料，以做為巨量資料分析使用，其中資料儲存架構會是當中的一大挑戰。關聯式資料庫 (SQL) 為現今最普遍的資料

庫技術 (Codd, 2002)，但近年來也出現許多分散式非關聯式資料庫 (Not only SQL, NoSQL) 技術的應用，像是 Google Cloud Bigtable 以及微軟 Azure 雲端平臺等，這類技術具備水平擴充的能力，可以透過新增伺服器節點提升資料庫容量 (Gudivada *et al.*, 2014)。面對大量資料，Hadoop、Apache Spark 等大數據框架 (Big Data Architecture Framework) 也相當熱門，不僅能夠滿足資料大型化的需求，也能大幅改善資料快速化屬性 (Demchenko *et al.*, 2014)。不同工廠會有不同的資料存儲的策略，但無論是使用何種方式，都要確保這些資料量是足夠被運用的。

資料快速化在檢視資料生成、收集的速度，或是能蒐集、傳入數據的頻率，理想能做到即時化監測、收集、整理、傳輸，以利於進行運用或視覺化。對於有時效性部分議題，資料快速化為非常重要的要素，例如一些先進製程在監控品質時需要即時啟動品質異常矯正執行計劃 (Out of Control Action Plan, OCAP)，或是較複雜的自動物料控制系統需要隨時掌握運輸狀況等。其他像是庫存管理、成本管理等需要跨部門資訊整合處理的議題，資料快速化則著重於資料串接、整合的速度。其中，資料的傳輸方式是影響資料快速化的重要關鍵，工廠不同層級所採用的通訊協定、規格與傳輸媒體 (路由器、線材)，皆會影響資料的傳輸速率。目前有線的乙太網路 (Ethernet) 為區域網路 (LAN) 中普遍應用在工業環境的標準，而無線網路技術除了 Wi-Fi、4G 等技術外，近年來也發展出具備高速率、低延遲的 5G 技術，得以實踐更高需求的資料快速化。此外，良好的資料儲存架構也有利於資料快速化的提升。

表 3.1 資料品質各屬性與改善機會點

目標議題	屬性	智慧工廠改善機會點	可嘗試改善之解決方案
資料品質	資料真實性	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 無法收集現場真實資訊</li> <li>● 多為人員記錄維護</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 使基礎機器設備具備聯網能力</li> <li>● 安裝感測器(Sensor)</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 資料不具一致性</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 各類資訊落實代碼(Code)化</li> <li>● 依據正規形式結構化儲存資料</li> <li>● 以選項式輔助純輸入式資訊方式</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 資料精確準確度不足</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 提升傳感器能力</li> <li>● 減少測量變異性</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 資料噪聲值過大</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 透過濾波器或演算法減少感測數據的不確定性波動</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 經常出現空缺與異常值</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 以選項式輔助純輸入式資訊方式</li> <li>● 異常值出現成因分析</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 資訊收取不穩定</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 提升設備或閘道器能力</li> <li>● 減少電腦連線負荷數量</li> <li>● 提升設備物聯網與整合通訊(Unified Communication)技術</li> </ul>
	資料多樣性	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 蒐集資訊類型不足</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 安裝感測器(Sensor)</li> <li>● 影像辨識技術協助判別儀表板資訊</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 多種資訊型式不統一</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 遵循產業通訊協定規範</li> <li>● 採用工業設備通訊軟體技術</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 非結構化、半結構化資訊</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 結構化考量</li> <li>● 資料湖泊統一存儲</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 數據來源眾多</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 設備資訊整合</li> <li>● 重新盤點與定義模組所需欄位</li> <li>● 定義清楚資訊表主鍵與外鍵</li> <li>● 大數據系統中一起存儲和管理</li> </ul>
	資料大量化	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 既有設備內存有限</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 通過網絡連接到存儲設備</li> <li>● 強化直接區域存儲空間</li> <li>● 部屬網路連接儲存(NAS)或儲存區域網路(SAN)</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 存儲中心空間不足</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 建立大數據資料庫</li> <li>● 考量雲端部署方案</li> <li>● 建立私有雲、公用雲或混和雲環境</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 系統難以負載大量資訊</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 使用開源的大數據框架</li> <li>● 邊緣技術運用</li> </ul>
	資料快速化	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 資料生成的速度過慢</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 建立或強化 PLC、感測器等能力</li> <li>● 運用資料採集(Data Acquisition)模組</li> </ul>
		<ul style="list-style-type: none"> <li>● 資料移動的速度過慢</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 改善或選擇適用的通訊技術</li> <li>● 搭配適用的開放工業通訊協定標準</li> <li>● 邊緣技術運用</li> <li>● 改善資料儲存架構</li> </ul>

### 3.3.2 診斷性分析

於診斷性分析階段，需要就敘述性分析下所獲取的初步資訊，進一步去找出所欲解決的目標與根本原因，其中涉及的議題包含是否能將這些初始資料經由資料處理轉換成有價值的可利用資訊，以及能否從中發掘出問題兩個面向。

資料處理部分，可以分成資料預處理能力與經驗流程數據化能力兩個屬性。資料預處理能力是探討能否對資料完成前置處理並進行診斷，常見流程包含資料清理 (Data Cleaning)、資料整合 (Data Integration)、資料降維 (Data Reduction)、資料轉換 (Data Transformation)，進一步將資料進行利於分析、建置模型的處理 (García *et al.*, 2016)，過程手段包含假設檢定、特徵強化、分群、主成分分析、資料編碼等，圖 3.3.2 整理了在資料前處理中常見處理的類型以及處理方法。經驗流程數據化能力是將過往執行經驗、標準、限制條件、專家領域知識、各部門之觀點整理並數據化，盡可能使其能被結構化考量，或是規則化整體模組或系統流程，包含執行過程、決策依據、執行方式等，並建立完整流程圖。對於多數傳統產業，經常會仰賴專業知識、過往經驗進行操作，在管理面向也缺乏決策的標準依據，若要轉型成智慧工廠，該項屬性的表現會是診斷性分析階段裡的重大挑戰，企業應從該項屬性去探討當前經驗流程是否具備科學根據，除了利於進行自動化與智慧化轉型之外，也能達到好的經驗傳承效果。

問題發掘可細分為目標定義能力與找出不確定因子兩個屬性。目標是架構決策問題裡一個非常重要的元素，代表決策者努力或願意付出代價以達成的一個方向。訂定一個好的目標可以決定應該蒐集的資訊、思考方案或系統的需求及其所需具備的功能，並使相關的不同部門間有溝通基礎。目標可以分成策略目標 (Strategic objectives)、一般目標 (Generic objectives)、根本目標 (Fundamental objectives)、工具目標 (Means objectives) 四大類型 (Clemen, 1996; Keeney *et al.*, 1993)。策略目標為決策者想要達成的終極目標，即根本的總體目標；一般目標為相似企業、工廠面臨相同或類似問題時所會關心的目標；根本目標為反應決策者在特定決策問題所希望達成的根本方向；工具目標為幫助決策者達成某些根本目標的手段與對策。一個工廠在發展各模組與專案時，都必須對於其中的各目標都具備定義能力，應從價值導向的思維邏輯中，找出決策

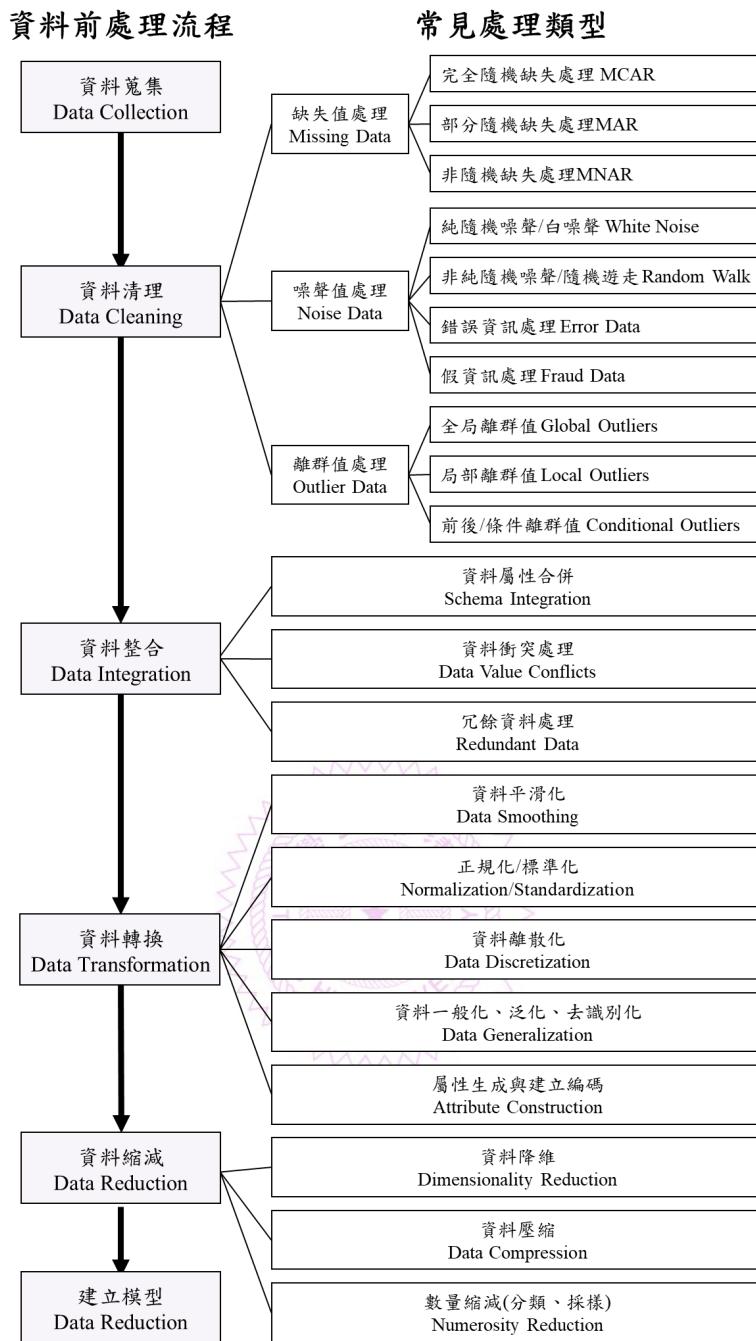


圖 3.16 資料前處理流程中的常見處理類型

者認為有價值的目標。因此，該屬性的表現取決於企業對智慧工廠模組與專案目標的了解程度，能夠藉由繪製策略地圖 (Strategy Map)、設定關鍵績效指標 (Hwang *et al.*, 2017)、建置平衡計分卡 (Balanced Scorecard) (Bhagwat and Sharma, 2007) 等方式強化對目標的認知，最終能夠展開根本目標層級 (Hierarchy) 與建立工具目標網路。

找出不確定因子屬性在探討工廠能否找出對於問題有所影響的各類不確定性情境 (Uncertain Events)、風險，並嘗試降低這些變異產生。Kahneman *et al.* (1982) 提出了找出不確定因子方法與發掘流程，首先是確認主要不確定事件，找到所有不能控制、且會影響決策方案實行後果的事件；再來，要去定義該不確定事件可能的自然狀態 (State of Nature)，列出不確定事件可能的狀態，如發生或未發生；最後，去估計不確定程度，盡可能找出不確定事件可能發的每種自然狀態的機率分布，若無法則可以逼近、過往經驗數據統計、其他訊息模擬方式來獲得。Committee *et al.* (2018) 也於研究中整理了不確定性分析的主要涵蓋議題，包含識別不確定性、確認不確定性探討優先級、拆分或組合評估、識別整體影響等。

常見的不確定因子包含良率、可靠度、資料範圍內變異、外在環境變化、決策變更等未知變數，皆為建立模組時需要考量的額外影響因素，同時企業也須盡可能減少各類造成變異的狀況發生，提升該屬性表現將有利於後續建置模型與設計系統。以統計製程管制的角度出發，這些不確定性變異可分成一般原因變異 (Common-cause/Stable Variations) 與特殊原因變異 (Special-cause Variation)，一般原因變異為系統內的常見、不易消除的變異現象，如原料之公差、機器震動、灰塵、溼度等；特殊原因變異為歷史資訊以外的、難預測的、少樣的變異現象，如操作錯誤、原料錯誤、未依循標準作業流程等，這些可歸屬的原因需要盡可能的消弭。以供應鏈的角度出發，可以利用風險池化 (Risk Pooling) 的概念來減少變異，盡可能地將供應鏈整合到單一流程之中，典型應用為藉由集中式庫存取代分散式庫存，此方法除了能夠減少安全庫存進而減少平均庫存之外，也能減少生成預測的節點、降低需求變異性。

### 3.3.3 預測性分析

預測性分析階段，目的在於掌握可能的發展趨勢與獲得結果，協助企業解決所面臨的問題，或是評估效益或可行性。在這階段我們除了要能根據情境建立模型外，還要能夠確保模型具備足夠能力。

在模型建立的過程，會去探討該模組的模型、策略或方案完整性，找出一個能盡可能達成或優化目標的模型，確保所建立、選擇、使用的方法是周全的，若該問題具備有影響性的不確定性因子也需盡可能考量。一般方案的選擇可以藉由簡易多屬性評估權重法 (Simple Multi Attribute Rating Technique, SMART)(Barron and Barrett, 1996)、層級分析法 (Analytical hierarchy process, AHP)(Handfield *et al.*, 2002; Wind and Saaty, 1980) 等系統性的多屬性決策 (Multiple Attribute Decision Making, MADM) 評估方式來制訂，以確保滿足問題的需求；若是以數學模型來描述問題，需要檢視數學模型的種類 (線性或非線性、靜態或動態、確定性或機率性...)、目標式、所假設情境、限制條件是否合理，確保數學模型可被使用；對於大型、複雜度高的議題，則經常會利用萬用啟發式演算法 (Metaheuristics)的方式來建置模型，用這類方法同樣要確認目標式、限制式等是否能滿足問題需求；模擬 (Simulation) 也是一種建模方式，透過有條件的模仿試驗，去獲得最終狀態結果或數值解，相關應用包含涉及物理特性的研發、產線布置、物料搬運規劃等，模擬結果與真實情境越相符，模型完整性屬性的表現越佳。近年來，強化學習 (Reinforcement Learning) 也開始被運用於工業應用上，這類人工智慧的模型可用來實現複雜系統的決策，像是半導體元件經銷商需求預測模型選擇 (Chien *et al.*, 2020)、半導體產業的訂單調整與調度 (Stricker *et al.*, 2018) 等，使用該方法在完整性的這項屬性上的評分依據，將會是評斷能否建立完善環境 (Environment)、與環境互動的行為 (Action) 以及定義好衡量其表現的獎賞 (Reward)。

在模型能力方面，則分成模型效度、模型穩健性 (Robustness)、模型運算能力三個屬性。模型效度屬性為能夠滿足目標、優化目標的程度，判斷模組是否可以達成一定門檻或具備一定效果，針對不同類型的模型或問題會有不同效度判斷標準。數值型的結果一般會以準確度 (Accuracy) 和精確度 (Precision) 來做為衡量標準，準確度能反映分析結果的可靠性，藉由絕對誤差 (Absolute Error) 或相對誤差 (Relative Error) 來判斷結果偏離真實值的程度，絕對誤差為測量值與真實值之差距，相對誤差為絕對誤差與真值的比值，後者一般更能反映測量的可信程度；精確度在於確認模型的結果是否具備再現性，可透過觀察結果的標準差 (Standard Deviation)、相對標準差 (Relative Standard Deviation)、變異係數

(Coefficient of Variation, CV) 等統計量。類別型的結果一般會藉由混淆矩陣來觀察模型效度，常見指標包含準確度 (Accuracy)、精確度 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值 (F1-score)；若為二元類別，也可以藉由模型區分能力指標 (Kolmogorov–Smirnov Test, KS Test)、接收者操作特徵曲線 (Receiver Operating Characteristic Curve, ROC Curve) 與其曲線下面積 (Area Under the Curve, AUC) 來檢視分類效果。根據問題與使用模型的不同，也可能會有不同的其他目標適應函式 (Fitness Function) 的設定，如排程模組可能會關注機台稼動率、達交率，智慧化存貨管理模組會關注服務水準、倉儲成本、流動資金占比等。

模型穩健性屬性為當出現的較小偏差、分布改變或運用在不同情境下，該模型仍然能具備應有能力。以數值型的模型分析而言，著名的穩健性設計方法包含田口方法 (Taguchi and Clausing, 1990)、反應曲面法 (Response Surface Methodology, RSM)、廣義線性模型 (Generalized Linear Model, GLM) 等，或是藉由進行敏感度分析 (Sensitivity Analysis)，研究系統單一或多個控制變數及狀態變數改變對系統輸出結果之影響程度 (Saltelli, 2002)。

模型運算能力屬性在探討模型運行、訓練、預測過程中，所需時間、計算資源、佔用空間、耗能情況，該屬性對於高複雜度或資料量龐大的模型特別重要。軟硬體協同開發是提升模型運算能力的關鍵，在軟體面向，可以透過資料結構調整、編解碼機制、平行運算等方式加快模型運算能力；在硬體面向，需要具備大量高速的記憶體模組，以及各類型的主處理器模組，像是中央處理器 (CPU)、圖形處理器 (GPU) 甚至是 Google 開發的張量處理器 (TPU)。不僅如此，也須留意電費耗能、廢熱排除的表現，物理上的限制亦為影響模型運算能力屬性表現的一環。而若該模組模型能部署到雲端，則能直接透過雲端運算模式，克服諸多硬體軟體上的限制，快速的提升模型運算能力屬性表現。

### 3.3.4 建議性分析

在建議性分析階段，要將預測性分析階段所獲得的結果運用在制定決策模式和決策行為，給予決策執行者建議，此部份需要去探討該模組優化決策和彈

性決策的程度。優化決策面向側重於探討這些決策指示是否對於真實問題情境有所幫助，彈性決策面向側重於探討決策能否靈活、有效地被執行運用。

優化決策面向分成決策優化程度與決策適用性兩個屬性。決策優化程度屬性為模型結果對於該問題決策本身的幫助程度，即預測性分析的結果是否可做為輔助決策資訊，理想狀況是能被完全運用並做為決策執行依據。判斷決策優化程度屬性的表現可以透過建立量化的績效指標的方式來評判，根據先前階段所設定的問題目標，建立各項考核指標、考核標準、計算方式等，例如單位生產成本、單位生產工時、產值、停機次數，並通常根據經驗或高層主管建議來訂定標準。若需考量難以量化的指標，則可透過開會討論、訪問、問卷等型式來了解決策優化程度，例如客戶滿意度、員工滿意度、管理效果等。

決策適用性屬性為決策結果能真實被使用在現實情境的能力，受限於實務因素，必須要去考量現場資源、人力、資金、設備、法令規則等多項限制。多數出現決策適用性不佳的情況經常與模型完整性不足有關，或者是面臨變異大、技術不成熟的情況。除了避免出現不可行、矛盾的情況外，也要避免與既有模組、系統、資料格式等出現衝突，以免得出結果無法被使用。以派程模組為例，就結果而言，假設工單的排程結果理論可以滿足最小化工單延遲率的設定，但現實可能會遇到機台需要定期維修、工廠人手不足、作業員工時超過法令規定、標準工時變異大導致排程缺乏彈性的狀況，使排程輸出之結果於現實狀況不可行；以產能規劃為例，理論得出的決策建議為添置產能，但現實可能受限於廠房空間大小、資金、機台的易取得性有關。

彈性決策面向分成決策支援能力與決策支援即時性兩個屬性。決策支援能力屬性在衡量使用端的易使用性，探討這些決策是否能容易被理解、運用、操作，例如是否具備如報表、指令、警示、圖形化介面，以及該決策指示是否具備易讀性、易操作性並且能夠被接受，保證能讓使用端確實依照模型指示進行正確決策。若遇到過於繁瑣、定期重複的一些操作或決策流程，則可以藉由機器人流程自動化 (Robotic Process Automation, RPA) 概念來取代人力判讀與動作，使作業流程自動化。

決策支援即時性屬性為考量人為判讀模型結果或是系統處理流程，即從模型結果輸出至實際執行決策結果之間所花費的時間，是否能即時反應在議題上。若該屬性表現不佳，一方面可能受限於決策資訊傳輸方式的技術限制，無法做到即時回饋；另一方面可能源自流程缺乏精實理念，導致決策支援流程繁瑣，需要經過多道簽核、資訊統整的過程。企業流程再造 (Business Process Re-engineering, BPR) 為一常見的管理思想，結合技術科技與重新塑造工作流程，進而提升該屬性的表現。

### 3.3.5 自動化分析

在自動化分析階段，我們核心探討系統的自癒能力 (System Resilience)。系統自癒力有很多種面向和解釋，但核心精神就是讓系統或模組本身達到自動運行、修復、維持彈性與穩健性，能夠持續、穩定、自動達成使命 (Hosseini *et al.*, 2016)。本研究將根據該文獻將智慧工廠的自癒能力目標分成三種屬性，分別為自我配置能力 (Self-configure)、自我適應能力 (Self-adaptation)、自我優化能力 (Self-optimize)。自我配置能力探討系統能無需人工直接干預的情況下自動調整其自身配置、設定、執行指令的能力，或是能夠自我運行、滾動或自動執行週期性作業；自我適應能力探討系統能自我修復調整，應對外在干擾變化或其他不可預知情況的能力，如停機、資料更新、改變部分模組或演算法、系統重啟等，隨時監控運行時條件，執行期間保持系統目標；自我優化能力探討系統能透過持續自我反饋學習，持續提升自我性能、優化模型或系統表現的能力，做到模型超參數自我優化。

整合五階段分析的探討議題，智慧工廠評分的各屬性對應說明可見表 3.2。藉由智慧工廠五種分析下的衡量屬性展開，我們能利用此衡量架構針對各模組現況、發展階段、改善情況去進行檢視與評分，衡量其屬性表現。

分析	目標	屬性	描述
描述性分析	資料品質	資料真實性	資料與真實情形的差異程度，沒偏差、偽造、異常的部分。
		資料多樣性	資料在問題或模組下，所需數據種類的完整性，包含結構、非結構、複雜環境等資訊。
		資料大量化	具有分析、建立模型價值的資料數量。
		資料快速化	數據生成、分發和收集的速度
診斷性分析	資料處理	資料預處理能力	具備對資料進行缺失值處理、特徵篩選、特徵強化、轉化、數據整併、編解碼的能力，或訊息類型資料進行濾波、降噪等。
		經驗流程數據化能力	能夠將過往知識、經驗、邏輯、操作、決策、執行流程等結構化且數據化之能力，定義清楚明確決策情境流程與相關限制。
	問題發掘	目標定義能力	能否清楚發掘重要問題擬定架構決策之目標關係。
		找出不確定因子	是否能找出所有對於模組可能有影響的不確定因子。
預測性分析	模型建立	模型策略或方案完整性	策略、方案、模型的選擇，對於解決目標問題的涵蓋程度，包含不確定性因子之模型整體考量的完整性。
		模型效度	模型本身的能力，如準確性、分類效果、目標式優化程度。
	模型能力	模型穩健性	能考量不同情境組合，以及是否有作敏感度分析，使模型結果具備穩健性的能力。
		模型運算能力	模型結果的分析速度，能在有效時間內執行出結果的能力。
建議性分析	優化決策	決策優化程度	此模型、系統對於決策品質提升的程度。
		決策適用性	考量現場因素，決策結果能真實被使用在現實情境的能力。
	彈性決策	決策支援能力使用性	決策結果的易用性，是否能容易被理解、運用、操作，並且能依照模型指示進行決策。
		決策支援即時性	考量人為判斷與模型結果，能運用到實際決策過程所需的時間。
自動化分析	系統自癒力	自我配置能力	無需人工直接干預的情況下自動調整其自身配置、設定、執行指令的能力。
		自我適應能力	能持續自我修復調整，應對外在干擾變化或其他不可預知情況的能力。

	自我優化能力	能透過持續自我反饋學習，持續提升自我性能、優化模型或系統表現的能力。
--	--------	------------------------------------

表 3.2 智慧工廠評分的各屬性對應



## 第 4 章 實證研究

### 4.1 個案背景

本研究個案是一家主要從事各類印刷電路板 (Printed Circuit Board, PCB) 設計、研發、製造和銷售的專業服務公司，主要產品包括高密度連接板 (High Density Interconnection, HDI)、軟性印刷電路板 (Flexible Printed Circuit, FPC)、硬式印刷電路板 (Rigid Printed Circuit Board, RPCB) 等，並廣泛應用於電腦資訊、消費性電子產品、通信、網路、汽車、醫療等領域。印刷電路板品質直接影響電子產品的功效、可靠度及安全性，故在產業中具有舉足輕重的地位。

在大數據、人工智慧、雲端、物聯網及 5G 等新科技的崛起環境下，PCB 的需求量也隨之提升，應用範圍也相當廣泛，包括智慧裝置、網路通訊、車用電子等等，幾乎在會使用到電子零件的裝置中，都可以見到 PCB 的存在。面對未來龐大的市場需求，企業必須與時俱進，提升智慧製造與數位分析之能力。在面臨產品生命週期縮短以及市場需求快速變化的壓力下，少量多樣已是製造業所將面臨的新型生產模式，企業需要有一套轉型的策略，包括彈性生產、智能判斷以及快速反應，來面對未來產業的發展，智慧工廠便是其中不可忽略的議題。為了實現工業 4.0 中的智慧工廠，企業必須訂定長期的製造戰略，包含智能設備的導入及資訊科技的升級與整合等等，進一步取得市場先機。

在製程技術上，PCB 的相關產品也逐漸朝向高密度、高堆疊層數的方向發展，線路的精細程度與複雜度逐漸增加，導致製造技術難度提升。近期更因貼近 IC 封裝用載板的類載板 (Substrate Like PCB, SLP) 的產品技術的發展，需要採用更為複雜的半加成法製程 (Modified Semi Additive Process, mSAP)，大幅提升了工廠管理的困難性。儘管如此，該工廠現階段多數 PCB 製造過程仍仰賴領域專家利用領域知識來優化生產過程並提高產量。而人力的限制和影響，如錯誤或疲勞等等，經常會導致產品品質不穩定和生產效率低落。雖然某些生產線配備了自動化設備代替部分勞動力，但數據分析，製造流程的規劃和管理仍必須手動完成，且營運表現仍有待提升。此外，傳統的 PCB 工廠通常缺乏系統化的人力資源，設備和製造流程的整體規劃，由於缺乏系統觀的評估與整合，在解

決問題時往往以各站點、各製程的問題單獨處理，缺少整體性的架構對工廠做轉型升級。

因此，本研究個案希望藉由盤點和釐清智慧工廠架構整合生產過程中所需的各種技術模組，藉由分析製程與系統中所需要的關鍵技術，讓設計架構能實際導入於 PCB 工廠中，實現 PCB 產業的先進製造。基於數據化、自動化以及各類軟硬體設備資源，提出能協助工廠提升靈活性、可控性、決策品質的全面結構，整合並優化架構中的整體工程系統，讓智慧工廠能比一般工廠提升更多製造效率和效益。在推動智慧工廠的轉型過程，會根據本研究所規劃的發展藍圖和評估標準，了解現行執行面的缺失與不周全處，根據分析結果透過標竿學習方式來尋找、採用、規劃升級策略，打造智慧工廠競爭優勢。

## 4.2 個案分析

本研究個案透過研究所提出的智慧工廠架構，重新檢視當前工廠各階層與各功能的對應技術模組和方案，根據與內部各部門與領域專家的討論，著手制定了未來發展的規劃。在既有的工廠架構下，為求有效的邁向智慧工廠，當中主要推行的核心，會依據本研究提出的智慧工廠發展藍圖，從智慧製造、高效能運算平台、數位供應鏈管理三大方向，依序去落實脈絡上的各建議技術或模組。

智慧工廠作為一持續改善型的專案，不一定要一次到位完全智慧化的系統架構，更應該針對當前需求和弱點找出最佳採用的技術策略。此外，脈絡上各模組無絕對順序性，可藉由部分搶先利用新技術達到提早轉型受益。該個案通過本研究概念以階段性和戰略性方式建立各種智慧工廠的需求技術，讓工廠持續提升品質、製程、設備控制等能力，逐步建立數位化流程達到數位轉型與決策智慧化。

脈絡上的各模組將藉由 PDCA 循環 (Plan-Do-Check-Act Cycle) (Moen and Norman, 2006)，持續去進行該技術模組的改善。在規劃階段，會依據所設計的智慧工廠模組數性衡量表，藉由五分析流程衡量當前的發展狀態，根據評分結果探討不足處、問題點，同時找到可行的改善機會點，進一步去發展對應專案、

策略和導入技術。在執行階段，專案團隊會根據規劃的內容進行實作與改善，並且定期評估專案進度與表現，確保有朝向期望目標推展。在查核階段，會對改善後的公司模組狀態各屬性再次進行評分，針對改善內容與主要優化的特徵說明，檢視專案推行的績效與尚須改進的地方。最後行動階段，持續將專案成果或模組運用於實務工廠運作中，同時繼續進行改善行動，追蹤待加強項目與未來展望。在 PDCA 循環下，若該模組發展結果可有效運行，則將結果標準化，作為工廠運作的固定模式；若績效不佳或是還有可以精進之屬性，則重啟循環，持續改善，其概念圖如圖 4.1 所示。

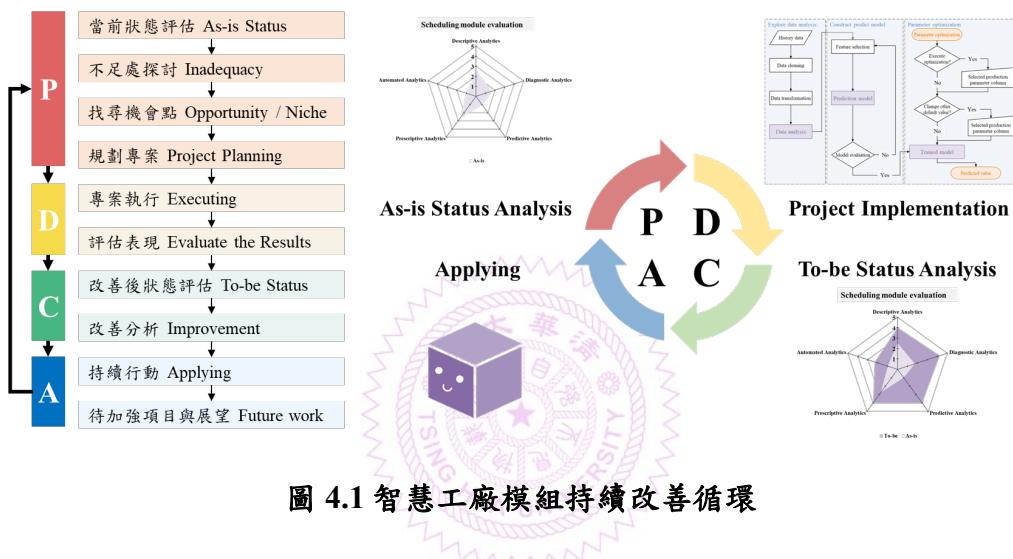


圖 4.1 智慧工廠模組持續改善循環

本實證研究內容以該個案公司推行的兩個專案為例，作為本研究所提出的架構、發展藍圖、衡量標準的實際運用驗證，分別為製程參數最佳化模組與先進規劃排程專案，由下面兩個小結個別進行敘述。

#### 4.2.1 製程參數最佳化模組專案

由於 PCB 產品的電路密度需求逐漸增加，導致生產過程中顯影、蝕刻、剝模 (Developing-Etching-Stripping, DES) 製程段的生產難度大幅提升，根據過往經驗也觀察到 DES 線的生產品質同時會對後續製程帶來很大的影響，特別是製程段產出的線寬結果，會造成產品有斷路、短路等不良情況發生。根據發展藍圖，在智慧製造的主軸上，公司可依循先進製程分析與效能最佳化脈絡採用技術模

組來提升製程品質。因此，公司除了開始蒐集這些製程資訊以建立起完善 FDC 系統外，能做的初步行動是對重點製程段進行製程資料的分析，透過了解關鍵的製程參數並讓製程參數組合最佳化，藉以達到直接的製造優化效果。換言之，也就是發展藍圖中製程參數優化模組的落實改善。

公司透過成立專案的形式，以本研究所提出的衡量標準作為基準，讓專案團隊成員能夠有架構性的去檢視製程參數優化模組的不足和須改進之處，並藉由 PDCA 循環進行持續改善。評分方式為給予 1 至 5 分，團隊的評估分數結果與可見圖 4.2 與圖 4.3，分別呈現五分析階段的綜合評價與各屬性下的細節評價。

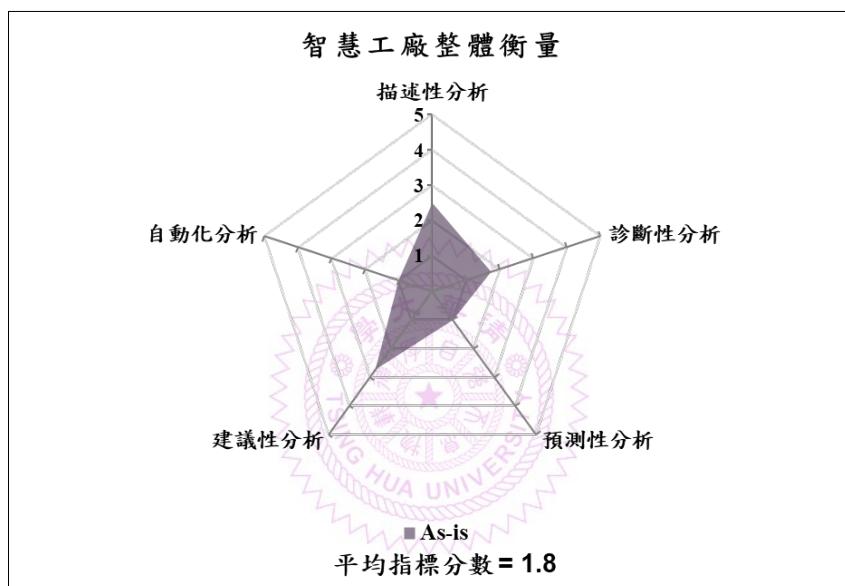


圖 4.2 製程參數優化模組整體評價 (改善前)

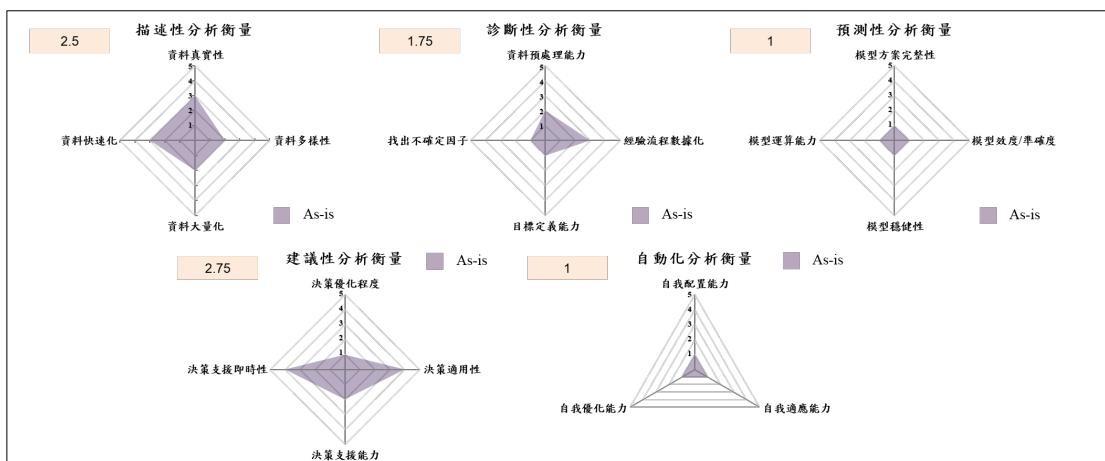


圖 4.3 製程參數優化模組整體評價 (改善前)

描述性分析階段，在資料真實性屬性上，資料（包括製程參數及產品批次）可追溯至實際製程情形與時間點，但部分系統或量測資訊無法進行追溯。資料多樣性和資料化大量化屬性上，已設定設備名稱、生產產品代號、感測器訊號、製程參數上下限等結構化資訊，但測量點位與對應批次資訊等關鍵資訊量少、蒐集時程短，且尚未建立起良好的整合資訊資料庫系統。資料快速化部分，所蒐集資訊即時，但資料的傳輸流動、撈取仍需要人工作業進行。

診斷性分析階段，由於工廠目前尚未對製程資料進行近一步的分析診斷，無法掌握關鍵影響的製程參數，故還未能掌握製程常見問題根源，雖然主要規則已結構化考量，有部分經驗可以參考，但遇到問題時（如產品品質變異）仍多以臨時調整和試誤方式處理。

預測性分析階段下各屬性普遍表現差，因為當前依人工經驗所進行之參數優化模組的方式難以考量周全，不足以供工程師參考。由於沒有合適且穩定之參數優化策略，該模組需要持續透過人去調整製程參數，也導致分析處理機制上極為耗時。

建議性分析階段，由於目前方式為人調整至符合產品品質標準，並依照人員經驗去設定合理設定值，故結果多數皆可行並能滿足基本需求，且更改結果會直接反映在製程上，人力方式的處理模式和本身模組問題的特性讓決策適用性屬性和決策支援即時性表現較佳。雖然工廠內部具有優秀的人為判斷能力與管理經驗，但決策優化程度和決策支援能力的表現仍較差，因為現場仰賴個別經驗自行調整製程參數的方式，實質上並無法建立起完善的參考依據，無法有效優化整體的決策表現，面對新產品類型或對於新工程師而言仍難以獲得好的決策支援。

自動化分析階段，受限於沒有尚未建立相關完整系統，故仍無法進行自動部署、適應、優化等自動化功能，初期評估下給予最低評分。

根據五階段分析的結果，專案團隊認為主要機會點在於透過大數據分析的技術，做到製程參數的診斷、特徵選取，進而建立預測模型，去提升診斷性分析和預測性分析的能力。其次，希望提升所蒐集之製程資料可逐漸完整，同時盡量蒐集其他影響製程相關資料，並能自動蒐集至資料庫系統。最後，也希望

透過建立建議參數的資訊系統，讓資訊能夠呈現給使用端做為使用，以提升建議性分析整體表現，並能部分達到自動化分析的自我配置，讓模組能根據產品資訊自動執行，僅需偶爾人力調整維護調整。在經過妥善規畫之後，專案團隊持續完成執行、查核、行動步驟，讓製程參數優化模組能夠實際運用到關鍵的DES製程段中，圖4.4與圖4.5為改善後的模組評分結果雷達圖，相較於改善前表現有顯著提升。

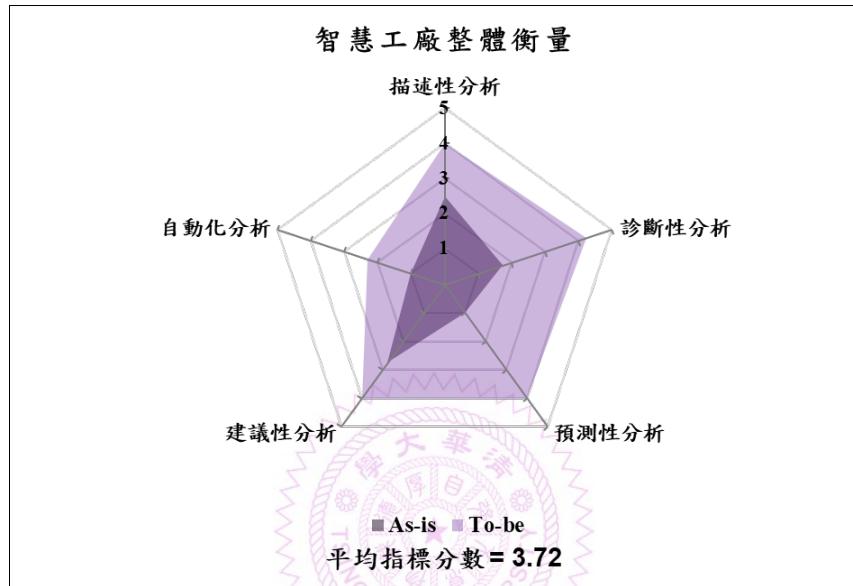


圖 4.4 製程參數優化模組整體評價 (改善後)

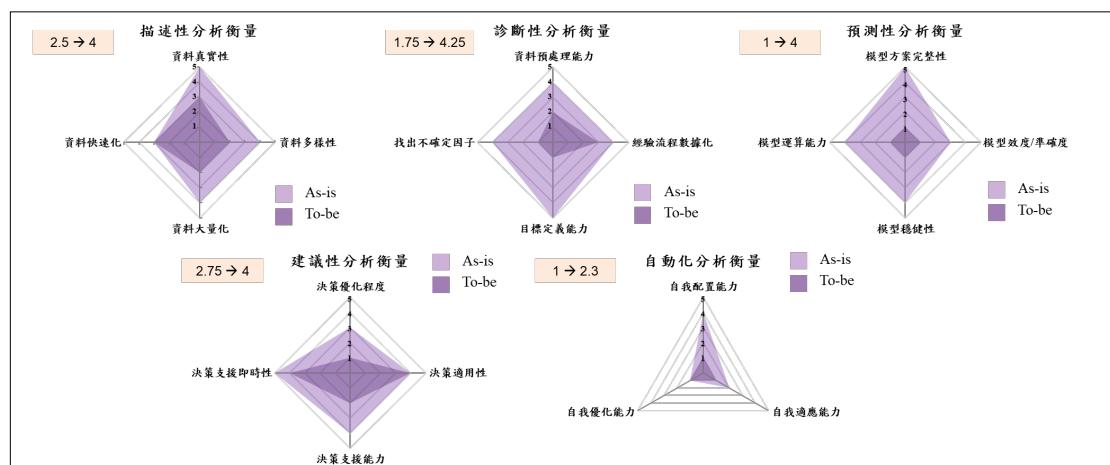


圖 4.5 製程參數優化模組整體評價 (改善後)

團隊成員所建置之製程參數最佳化核心模組主要由三個階段構成，其架構如圖 4.6 所示。第一階段為探索式資料分析 (Exploratory Data Analysis, EDA)，運用視覺化與基本統計工具對過往歷史製程參數資訊進行探索，其中包含變化點檢測 (Change Point Detection)、無母數統計檢定 (Nonparametric Statistics)、共線性診斷 (Multicollinearity)、相關性分析 (Correlation Analysis) 等方法，了解製程參數特性。第二階段為建立預測模型與模型評估，先是藉由基於樹 (Tree-based) 的模型進行特徵篩選，再運用各類模型來建立預測模型，用於進行製程預測。第三階段為製程參數組合優化，透過模型結果讓產線能對製程配方進行較好的選擇，同時也能作為新型產品的參考依據，輔助工程師進行配方調整的決策。

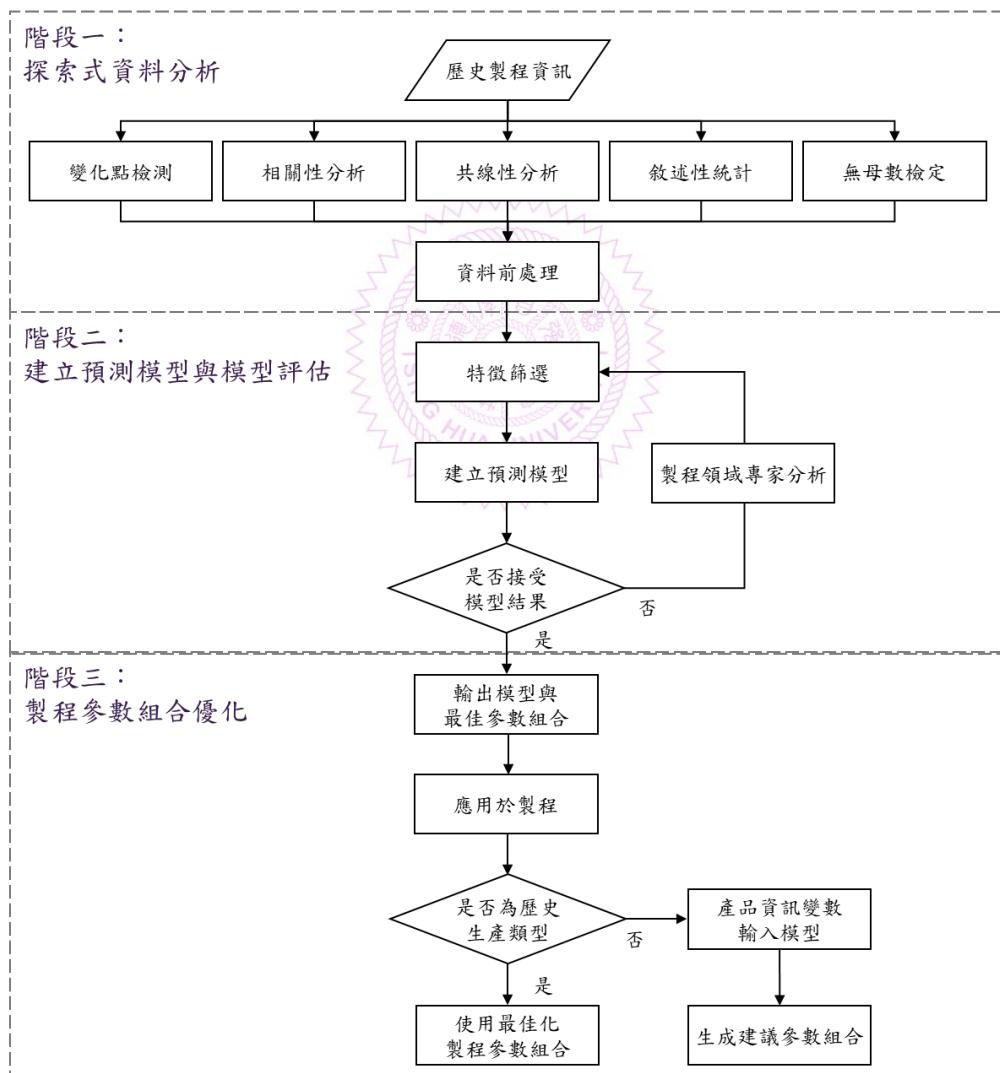


圖 4.6 製程參數優化模組整體評價 (改善後)

透過完成核心模組，製程參數優化評估分數在診斷性、預測性分析上獲得很大的提升，也加強了建議性分析的決策支援能力、決策優化程度。除了開發核的心模組外，工廠內部也針對製程資訊進行更全面的管理，可完整並自動地將製程資訊蒐集至建立之資料庫系統，改善了資訊的缺失情形，讓各產品批次資訊能準確追溯至實際製程情形與時間點，使描述性分析表現同步提升，這些資訊也有利於先進製程分析與效能最佳化的其他模組發展。

就改善後結果而言，自動化分析的自我適應與自我優化屬性仍有發展空間，可做為未來持續改善的方向。目前模組並無具備自動優化功能，尚未能自動調整策略、配合機台狀態及產品品質結果進行調整等，遇突發事件也需要人力重新去設定、檢視。上述不足之處皆為下一步可努力的專案目標。

#### 4.2.2 先進規劃排程之排程模組專案

由於印刷電路板的生產需求量快速增加，生產型態也邁向產品類型多樣化與高堆疊層數的趨勢，製造流程中具備多工序、站點間回流的性質，導致生產流程的複雜度提升。在進行生產管理時，也必須同時結合工單資訊、當日生產情況、機台負荷、資源限制、停機計畫等資訊進行生產規劃。除此此外，印刷電路板在棕化、曝光、顯影等製程站點，在製程特性上還需要額外考量無等候線(Non-queueing)的限制，傳統仰賴人工的規劃方式已難以管理。

根據發展藍圖，本研究個案希望透過建立先進規劃排程系統，透過長期專案來實踐與整合智慧生產規劃與製造平台上的各模組功能。基於此系統，專案團隊希望能先落實當中排程模組之功能，統整出貨計畫、當日生產情況、機台負荷、人力與資源限制、設備維護等資訊，由該系統給與排程建議，最佳化排程績效指標。

圖 4.7 與圖 4.8 為當前工廠內部排程模組的各屬性表現評分結果。當前工廠主要面臨到的問題包含部分排程邏輯尚未轉為規則條件，尚以人力經驗依據判別，工單數量多難以安排等。對應這些問題，專案團隊認為改善機會點分別為規則化這些邏輯，以萬用啟發式演算法取代人工排程提升運算能力，靠編解碼設計來考量多製程限制與決定工單選用之機台與順序。

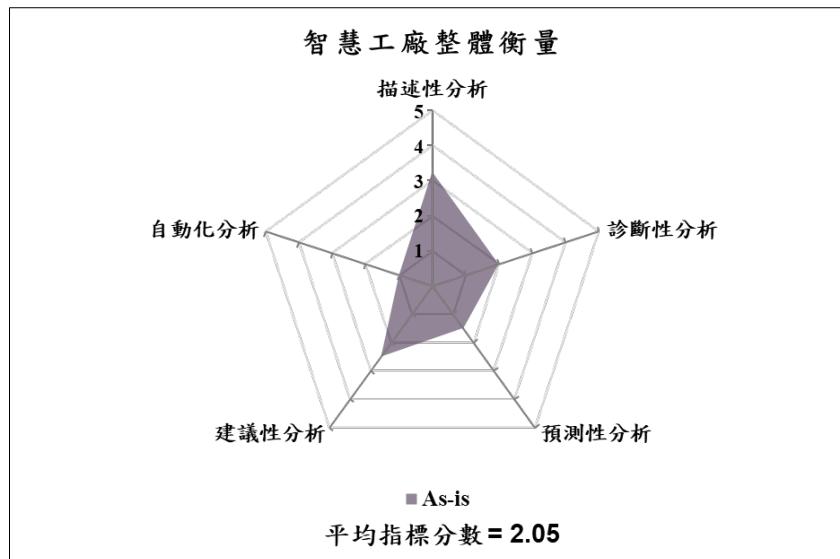


圖 4.7 排程模組整體評價 (改善前)

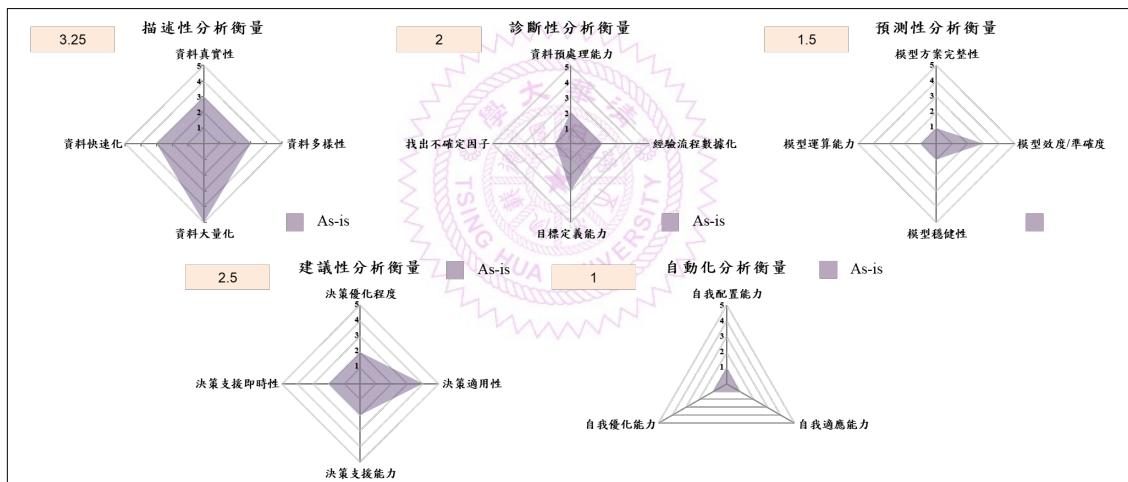


圖 4.8 排程模組個別評價 (改善前)

改善前的排程模組，在描述性分析階段，資料面已經具備料號、機群設備、製程代碼、治具、計畫停機等資訊，在既有系統上也有工程設計材料清單 (Engineering Bill Of Material, eBOM)、製造物料清單 (Manufacturing Bill Of Materials, mBOM) 等，故資料真實性與資料多樣性屬性表現不差。主要不足之處在於整備時間、人力班表、配適度等資訊不齊全，標準工時資訊與換線設置時間尚不準確，為描述性分析觀察到的可改善項目。

診斷性分析階段的評分結果普遍表現不佳，在資料預處理能力屬性上，雖已能將各系統來源資訊依外鍵欄位整合，但各邏輯資訊尚未轉為數學式或限制

條件；經驗流程數據化能力屬性上，插單、拆單、批次、合併生產等排程規則僅少數被結構化考量，主要還是透過人力經驗依據判別。面對不確定因子時，如插單應變、投單時間調整計算等，多以臨時調整方式處理，且容易大幅影響當前生產規劃結果。

預測性分析階段，手動報表下排程派工模組標準缺乏一致性、規則複雜且未條列整理，較難周全人工排程方式非完整的模型策略。在模型效度屬性上，人工調整的排程結果可滿足基本需求，但非較佳解或最佳解。在模型穩健性屬性上，由於沒有固定排程模式，容易受部分排程資訊影響而使結果全面更改，需要持續透過人員去檢視調整輸出報表。這些問題皆導致目前排程模組在模型運算能力屬性上也表現不佳。

建議性分析階段，表現較好的為決策適用性屬性，由人調整至滿足現場情況，故結果多數皆可行並能滿足現場需求。但在其他屬性表現上皆有待加強，排程結果可輔助作為排程規劃參考依據，但經常會出現不依照排程結果進行決策的情況發生，現場主要仍仰賴經驗自行調整，且排程報表結果至使用運用方式不主動直接。

自動化分析階段，改善前仍仰賴人力資訊蒐集串接、進行計算分配、調整工序、輸出製令、執行模組等，尚未能夠自動化執行配置、適應、優化等，故給予最低評分。

根據五階段分析的結果，專案團隊著手進行排程演算法核心的設計與開發，希望主要能提升診斷性分析與預測性分析的表現。與此同時，也希望透過建立系統介面，來提升建議性分析的表現，讓生產管理人員能更方便的進行排程資訊設定，也有利於將資訊呈現給現場端作為工單製令的指示。

最終成果，專案團隊運用基於粒子 (PSO-based)的萬用啟發式演算法，成功建立了排程模組的模型，過程中會將複雜的工單排程資訊進行編碼，在確認滿足限制邏輯的情況下，由多個初始解開始搜尋，透過檢查適應函數逐步找到滿足生產需求的近似最佳解。排程模組的運行流程可見圖 4.9，主流程包含初始環境設定、演算法規格設定、資料擷取轉換載入、排程模型求解、結果產出，當中又可延伸出排程模型程序、更新尋找最優解程序、解碼程序等子程序。

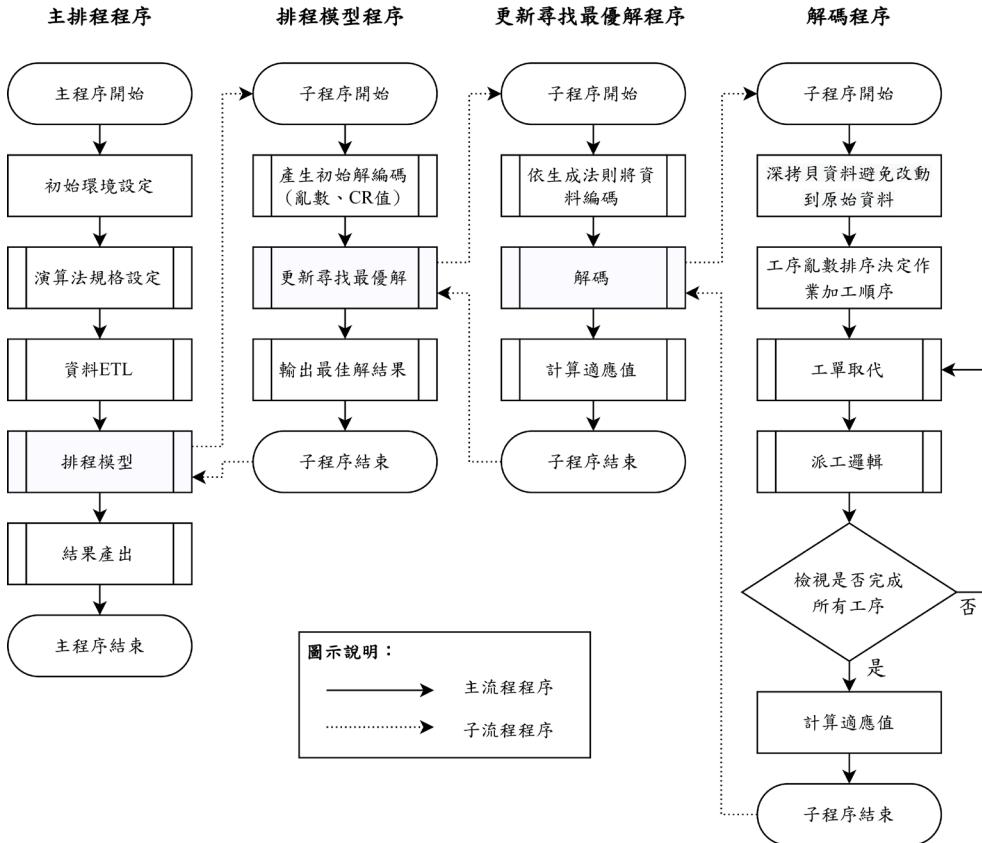


圖 4.9 排程模組主程序與子程序

在資料擷取轉換載入階段，會透過基本資料診斷程式來避免輸入資訊有所為錯誤，資料檢查結果會列出所有檢查項目的違法筆數。同時若有違法資料，會有對應的列表列出違法資料供使用者進行檢視。完成資料匯入後，會進入核心排程模組求解流程，藉由編解碼手段來決定工單選擇之機台與順序。編碼方式是由初始設定之規則來決定；解碼則會考量現場邏輯決定工單安排，依序分配所有工作及其加工流程。最後根據該解碼後的工單排派結果，依照給定目標計算其排配結果適應值。工序決定過程除了仰賴解碼資訊外，也會考量生產需求設定上的特殊工單順序，優先處理在製工單、高順位工單，以滿足生產人員面臨的真實生產情境。

在解碼階段，也會整合考慮 PCB 製程上特性進行排配，例如在棕化、顯影、蝕刻製程受限於站點本身的化學特性，其工序排配上要避免有收線於這些工作站的情況產生，即避免在這些站點出現等候情形。為滿足上述限制，專案團隊發展了無等候調整的邏輯流程，使排程結果能滿足真實排產情境。除此之

外，本排程模組亦同時考量了許多其他生產限制與需求，並個別建立處理邏輯程序，包含工單拆分、工單比對出貨計畫、產能預警、最大合併生產數量、在製品數量管控、治具限制、機台維修計畫對應等。

本研究個案在所設計排程模組正式上線後，重新針對排程的表現進行評分，用來比對前後的表現差距，其比較之雷達圖可見圖 4.10 與圖 4.11。模組組織模型表現主要利用過去合作企業實際資料比較前後排程結果，依照評估指標驗證模型成效，並利用整合測試驗證邏輯以確認模型可行性。

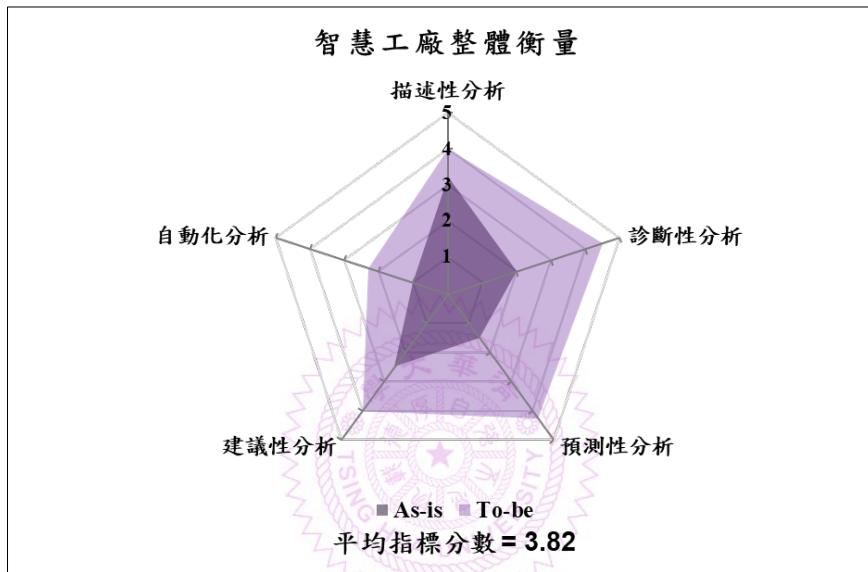


圖 4.10 排程模組整體評價 (改善後)

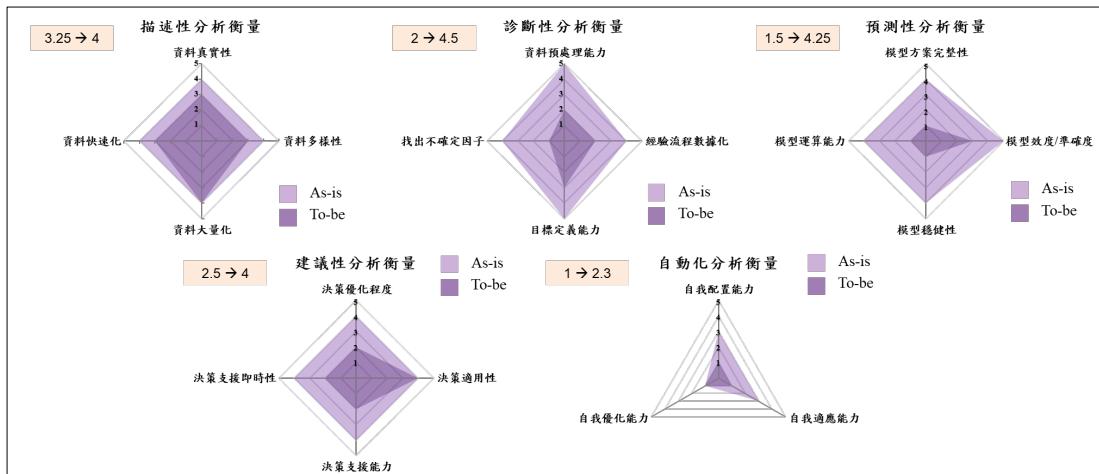


圖 4.11 排程模組個別評價 (改善後)

資料品質上，研究個案重新建立工時系統資訊，改善了原本資料真實性屬性的表現。根據 APS 之需求，公司內部也重新盤點所有需求資訊欄位，可由既有系統獲取需求資料欄位，提升了資料多樣性屬性，也因為資料的傳輸流動、撈取能自動且快速，也改善資料快速化屬性，減少人工作業撈取的流程。

診斷性分析階段在各屬性上都有顯著提升。在資料預處理屬性上，能將各系統來源資訊依外鍵欄位整合，並將資訊轉換為模型可利用資訊，建立編解碼機制以利於後續透過演算法來搜索近似最佳解。在經驗流程數據化能力屬性上，重新釐清插單、拆單、批次、合併生產等排程規則，將排程派工流程各資訊數據化，但仍保留人工判別鎖定批次 (Hold Lot)、部分工單優先序的狀況。在目標定義能力屬性上，清楚了解排程規劃上要顧及的生產特性和目標，訂定清楚之目標式設定，需要滿足生產交期、減少現場負擔 (平衡線體的稼動率)。在找出不確定因子屬性上，有重新對主要影響排程之不確定性因子進行釐清，而當中插單、機台狀態異常等可透過滾動式排程與以應變。

排程模型也對預測性分析各屬性表現有相當大的助益。在模型完整性屬性上，建立滿足多目標需求的自動化排程系統，系統設定標準一致並綜合考量各規則限制。在模型能力相關屬性上，透過演算法收斂至近似最佳解，能滿足目標式和製程限制，加強模型的效度；按照相同規則進行排程派工，適用於所有生產製令，以滾動方式應對部分不確定性因子影響，輸出結果穩定，具有一定穩健性；相對人工排程模式，模型運行速度有顯著提升，大幅改善模型運算能力。

在建議性分析階段，本專案透建立可操作的系統介面，能呈現報表、加工途經、工單等資訊，系統介面的部分資訊呈現可見圖 4.12。生產人員除了能依照排程結果執行生產工作，也透過介面進行檢視、管理、維護，改善了提升彈性決策下決策支援能力、決策支援即時性屬性。經過驗證表現，也確認決策優化程度屬性與決策適用性屬性有達一定水準，能夠有效率的運用產線生產資源並符合實務狀況

在自動化分析階段，自我配置能力上，排程模組部分功能可自動自我配置執行，如與其他資料串接、做到定期滾動，先對既有排程方式已有所改善。自

我適應屬性上，排程模組能管理滾動影響配合突發事件（插單、機台故障）重新調度動態修正，透過凍結期限制改動幅度，非凍結期工單則能動態調整適應變化。而自我優化能力屬性上，由於模組尚無法針對演算法超參數、派工法則選擇自我優化與反饋，仍有許多加強空間，可做為未來展望。



圖 4.12 排程模組系統界面示意圖

整體來看這兩個專案，皆為發展智慧工廠的良好案例。個案公司依循本研究所建議之發展脈絡，針對脈絡上發展階段的模組成立 PDCA 改善行動。雖然受限於資料情形、技術、成本等因素，智慧工廠的各種屬性面向難以一步到位，但是仍藉由衡量表的分析結果找到可改善的機會點，推行對應專案進而強化各屬性的表現。最終，工廠也持續將專案成果或模組運用於實際工廠運作上，為工廠帶來良好效益。未來本研究個案公司也會繼續根據本研究提出的架構、藍圖與衡量標準，逐步落實邁向智慧工廠。

## 第 5 章 總結

本研究透過多維的智慧工廠架構，輔助傳統產業與中小型企業了解工廠架構的模塊組成，進而去選擇合適的技術，具備高可行性。工廠可以藉由制定的發展藍圖，逐步落實製程、生產、搬運、供應鏈等面向模組，同時脈絡性地持續強化自身技術能力，建立高效能運算平台來實踐工業物聯網與雲端部署。為了能夠檢視當前工廠模組的表現與不足之處，能透過本研究提出的智慧工廠的屬性評估表，用來了解當前發展階段、機會點和未來展望，讓工廠能夠長期透過 PDCA 循環進行改善。

透過實證研究，本研究所提出的智慧工廠的發展架構已證實可實際運用於產業案例之中，能做為企業規畫與改善工廠的方法。對於已具備的模組，工廠可以有效找到潛在需要優先優化改善的屬性，從中選擇適合的新興技術策略，導入合適的軟硬體或模型；對於規劃中的模組，可用於探索模組所遇到的瓶頸、檢視屬性，並重新釐清該模組在工廠架構中的定位；對於尚未開發的模組，可以先行檢視當前各屬性的當前表現，評估未來開發分析優化模組所需要的系統與人力成本。

全面智慧化是現今世代工廠的願景之一，可以協助業者滿足企業的價值與目標。然而，當在談及「智慧工廠」這個詞時，要意識到智慧工廠的真正的概念是一種發展策略，而非單純是一個能直接購買、導入、使用的系統、技術或設備。不同產業的工廠本身就有不同種型態，當然也有多種不同改變方式，有「智慧」的朝向「智慧工廠」邁進，才是製造產業發展智慧工廠的核心原則。工具與技術與時俱進，商業生態也不斷面臨重組與破壞式創新，難以保證任何一個方法或技術是當前工廠的最佳解。儘管如此，工廠的架構與發展的脈絡是不會變的，依然能在不同種的工廠功能下，依照大方向的脈絡持續讓工廠變的更好，持續定義問題、尋找利基、設定目標、建立方法、衡量與優化。

工業 4.0 世代已然到來，工廠需要進行改變也需成為現在進行式，希望透過本研究，能夠帶領各企業持續進步，讓這場改變具有具體方向。無論當前工廠發展階段為何，我們都能朝向前邁進，實踐智慧工廠。

## 引用文獻

- Abd Al Rahman, M. and Mousavi, A. (2020), "A review and analysis of automatic optical inspection and quality monitoring methods in electronics industry," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 183192-183271.
- Akdil, K. Y., et al. (2018), "Maturity and readiness model for industry 4.0 strategy," in: (eds.), *Industry 4.0: Managing the digital transformation*, Springer, pp. 61-94.
- Alatise, M. B. and Hancke, G. P. (2020), "A review on challenges of autonomous mobile robot and sensor fusion methods," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 39830-39846.
- Anavatti, S. G., et al. (2015), "Path-planning modules for Autonomous Vehicles: Current status and challenges," *Proceedings of 2015 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture, and Industrial Automation (ICAMIMIA)*.
- AnTosz, K. (2018), "Maintenance—identification and analysis of the competency gap," *Eksplotacja i Niezawodność*, Vol. 20, No. 3.
- Asmundsson, J., et al. (2009), "Production planning with resources subject to congestion," *Naval Research Logistics (NRL)*, Vol. 56, No. 2, pp. 142-157.
- Attanasio, O., et al. (2012), "Risk pooling, risk preferences, and social networks," *American Economic Journal: Applied Economics*, Vol. 4, No. 2, pp. 134-167.
- Avram, M.-G. (2014), "Advantages and challenges of adopting cloud computing from an enterprise perspective," *Procedia Technology*, Vol. 12, pp. 529-534.
- Büchi, G., et al. (2020), "Smart factory performance and Industry 4.0," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 150, pp. 119790.
- Bag, S., et al. (2018), "Industry 4.0 and supply chain sustainability: framework and future research directions," *Benchmarking: An International Journal*, pp.
- Barron, F. H. and Barrett, B. E. (1996), "The efficacy of SMARTER—Simple multi-attribute rating technique extended to ranking," *Acta Psychologica*, Vol. 93, No. 1-3, pp. 23-36.
- Beamon, B. M. (1998), "Performance, reliability, and performability of material handling systems," *International Journal of Production Research*, Vol. 36, No. 2, pp. 377-393.
- Bermon, S. and Hood, S. J. (1999), "Capacity optimization planning system (CAPS)," *Interfaces*, Vol. 29, No. 5, pp. 31-50.
- Bhagwat, R. and Sharma, M. K. (2007), "Performance measurement of supply chain management: A balanced scorecard approach," *Computers & industrial engineering*, Vol. 53, No. 1, pp. 43-62.
- Bibby, L. and Dehe, B. (2018), "Defining and assessing industry 4.0 maturity levels—case of the defence sector," *Production Planning & Control*, Vol. 29, No. 12, pp. 1030-1043.
- Blackstone, J. H., et al. (1982), "A state-of-the-art survey of dispatching rules for manufacturing job shop operations," *The International Journal of Production Research*, Vol. 20, No. 1, pp. 27-45.
- Borangiu, T., et al. (2019). Digital transformation of manufacturing through cloud services and resource virtualization, Elsevier. 108: 150-162.
- Boussofiane, A., et al. (1991), "Applied data envelopment analysis," *European journal of operational research*, Vol. 52, No. 1, pp. 1-15.

- Bowen, H. R. (1953), *Social responsibilities of the businessman*. University of Iowa Press.
- Boyes, H., et al. (2018), "The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework," *Computers in industry*, Vol. 101, pp. 1-12.
- Buer, S.-V., et al. (2018), "The link between Industry 4.0 and lean manufacturing: mapping current research and establishing a research agenda," *International journal of production research*, Vol. 56, No. 8, pp. 2924-2940.
- Burmeister, C., et al. (2016), "Business Model Innovation for Industrie 4.0: Why the 'Industrial Internet' Mandates a New Perspective on Innovation," *Die Unternehmung*, Vol. 2, pp.
- Butt, J. (2020), "A strategic roadmap for the manufacturing industry to implement industry 4.0," *Designs*, Vol. 4, No. 2, pp. 11.
- Cadavid, J., et al. (2015), "Conceiving the model-driven smart factory," *Proceedings of Proceedings of the 2015 international conference on software and system process*.
- Chai, J. and Ngai, E. W. (2020), "Decision-making techniques in supplier selection: Recent accomplishments and what lies ahead," *Expert Systems with Applications*, Vol. 140, pp. 112903.
- Chan, L.-K. and Wu, M.-L. (2002), "Quality function deployment: A literature review," *European journal of operational research*, Vol. 143, No. 3, pp. 463-497.
- Chang, Y.-J., et al. (2006), "Virtual metrology technique for semiconductor manufacturing," *Proceedings of The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings*.
- Chen, B., et al. (2017), "Smart factory of industry 4.0: Key technologies, application case, and challenges," *Ieee Access*, Vol. 6, pp. 6505-6519.
- Chen, G., et al. (2020), "The framework design of smart factory in discrete manufacturing industry based on cyber-physical system," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 33, No. 1, pp. 79-101.
- Chen, H. (2017a), "Applications of cyber-physical system: a literature review," *Journal of Industrial Integration and Management*, Vol. 2, No. 03, pp. 1750012.
- Chen, Y.-J. and Chien, C.-F. (2018), "An empirical study of demand forecasting of non-volatile memory for smart production of semiconductor manufacturing," *International Journal of Production Research*, Vol. 56, No. 13, pp. 4629-4643.
- Chen, Y. (2017b), "Integrated and intelligent manufacturing: perspectives and enablers," *Engineering*, Vol. 3, No. 5, pp. 588-595.
- Chien, C.-F., et al. (2007a), "Constructing the OGE for promoting tool group productivity in semiconductor manufacturing," *International Journal of Production Research*, Vol. 45, No. 3, pp. 509-524.
- Chien, C.-F., et al. (2010), "Manufacturing intelligence for semiconductor demand forecast based on technology diffusion and product life cycle," *International Journal of Production Economics*, Vol. 128, No. 2, pp. 496-509.
- Chien, C.-F., et al. (2016), "A novel route selection and resource allocation approach to improve the efficiency of manual material handling system in 200-mm wafer fabs for industry 3.5," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. 13, No. 4, pp. 1567-1580.
- Chien, C.-F., et al. (2017), "A conceptual framework for "Industry 3.5" to empower intelligent manufacturing and case studies," *Procedia Manufacturing*, Vol. 11, pp. 2009-2017.

- Chien, C.-F., et al. (2020), "Deep reinforcement learning for selecting demand forecast models to empower Industry 3.5 and an empirical study for a semiconductor component distributor," *International Journal of Production Research*, Vol. 58, No. 9, pp. 2784-2804.
- Chien, C.-F., et al. (2007b), "A UNISON framework for analyzing alternative strategies of IC final testing for enhancing overall operational effectiveness," *International Journal of Production Economics*, Vol. 107, No. 1, pp. 20-30.
- Childe, S., et al. (1994), "Frameworks for understanding business process re-engineering," *International Journal of operations & production management*, pp.
- Clemen, R. T. (1996), *Making hard decisions: an introduction to decision analysis*. Brooks/Cole Publishing Company.
- Codd, E. F. (2002), "A relational model of data for large shared data banks," in: (eds.), *Software pioneers*, Springer, pp. 263-294.
- Cohen, Y. and Singer, G. (2021). A smart process controller framework for Industry 4.0 settings, Springer. **32:** 1975-1995.
- Committee, E. S., et al. (2018), "Guidance on uncertainty analysis in scientific assessments," *Efsa Journal*, Vol. 16, No. 1, pp. e05123.
- Cooper, R. G. and Kleinschmidt, E. J. (1986), "An investigation into the new product process: steps, deficiencies, and impact," *Journal of product innovation management*, Vol. 3, No. 2, pp. 71-85.
- Cotrino, A., et al. (2020), "Industry 4.0 roadmap: Implementation for small and medium-sized enterprises," *Applied Sciences*, Vol. 10, No. 23, pp. 8566.
- Culot, G., et al. (2021), "The ISO/IEC 27001 information security management standard: literature review and theory-based research agenda," *The TQM Journal*, pp.
- Dal, B., et al. (2000), "Overall equipment effectiveness as a measure of operational improvement—a practical analysis," *International Journal of Operations & Production Management*, pp.
- Dang, Y., et al. (2019), "AIOps: real-world challenges and research innovations," *Proceedings of 2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering: Companion Proceedings (ICSE-Companion)*.
- De Ryck, M., et al. (2020), "Automated guided vehicle systems, state-of-the-art control algorithms and techniques," *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 54, pp. 152-173.
- Demchenko, Y., et al. (2014), "Defining architecture components of the Big Data Ecosystem," *Proceedings of 2014 International conference on collaboration technologies and systems (CTS)*.
- Fahim, S. R., et al. (2020), "Self attention convolutional neural network with time series imaging based feature extraction for transmission line fault detection and classification," *Electric Power Systems Research*, Vol. 187, pp. 106437.
- Fahimnia, B., et al. (2015), "Green supply chain management: A review and bibliometric analysis," *International Journal of Production Economics*, Vol. 162, pp. 101-114.
- Fatorachian, H. and Kazemi, H. (2021), "Impact of Industry 4.0 on supply chain performance," *Production Planning & Control*, Vol. 32, No. 1, pp. 63-81.
- Fazlollahtabar, H., et al. (2010), "Mathematical programming approach to optimize material flow in an AGV-based flexible jobshop manufacturing system with

- performance analysis," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 51, No. 9, pp. 1149-1158.
- Federation, K. J. B. (2016), "Toward realization of the New Economy and Society—Reform of the Economy and Society by the Deepening of "Society 5.0"," *April*, Vol. 19, pp. 2016.
- Foresight, U. (2013), "The future of manufacturing: a new era of opportunity and challenge for the UK," *Summary Report, The Government Office for Science, London*, Vol. 20, pp.
- Fragapane, G., et al. (2020), "Increasing flexibility and productivity in Industry 4.0 production networks with autonomous mobile robots and smart intralogistics," *Annals of operations research*, pp. 1-19.
- Frank, A. G., et al. (2019), "Servitization and Industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: A business model innovation perspective," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 141, pp. 341-351.
- Fu, W. and Chien, C.-F. (2019), "UNISON data-driven intermittent demand forecast framework to empower supply chain resilience and an empirical study in electronics distribution," *Computers Industrial Engineering*, Vol. 135, pp. 940-949.
- Fu, W., et al. (2020), "Bayesian network for integrated circuit testing probe card fault diagnosis and troubleshooting to empower Industry 3.5 smart production and an empirical study," *Journal of Intelligent Manufacturing*, pp. 1-14.
- García, S., et al. (2016), "Big data preprocessing: methods and prospects," *Big Data Analytics*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-22.
- Gattullo, M., et al. (2019), "Towards augmented reality manuals for industry 4.0: A methodology," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Vol. 56, pp. 276-286.
- Ge, X., et al. (2016), "5G ultra-dense cellular networks," *IEEE Wireless Communications*, Vol. 23, No. 1, pp. 72-79.
- Gebremichael, T., et al. (2020), "Security and privacy in the industrial internet of things: Current standards and future challenges," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 152351-152366.
- Ghadge, A., et al. (2020), "The impact of Industry 4.0 implementation on supply chains," *Journal of Manufacturing Technology Management*, pp.
- Ghobakhloo, M., et al. (2011), "Adoption of e-commerce applications in SMEs," *Industrial Management & Data Systems*, pp.
- Ghobakhloo, M. and Fathi, M. (2019), "Corporate survival in Industry 4.0 era: the enabling role of lean-digitized manufacturing," *Journal of Manufacturing Technology Management*, pp.
- Gorecky, D., et al. (2016), "Design and instantiation of a modular system architecture for smart factories," *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 49, No. 31, pp. 79-84.
- Govindaraju, R., et al. (2014), "Manufacturing execution system design using ISA-95," *Proceedings of Advanced Materials Research*.
- Graham, R. L., et al. (1979), "Optimization and approximation in deterministic sequencing and scheduling: a survey," in: (eds.), *Annals of discrete mathematics*, Elsevier, pp. 287-326.
- Graves, S. C. (1986), "A tactical planning model for a job shop," *Operations Research*, Vol. 34, No. 4, pp. 522-533.
- Gudivada, V. N., et al. (2014), "NoSQL systems for big data management," *Proceedings of 2014 IEEE World congress on services*.

- Gupta, S., et al. (2021), "Improving scheduling and control of the OHTC controller in wafer fab AMHS systems," *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 107, pp. 102190.
- Hackman, J. R. and Wageman, R. (1995), "Total quality management: Empirical, conceptual, and practical issues," *Administrative science quarterly*, pp. 309-342.
- Hager, G. and Wellein, G. (2010), *Introduction to high performance computing for scientists and engineers*. CRC Press.
- Han, Z., et al. (2017), "Multi-AGV path planning with double-path constraints by using an improved genetic algorithm," *PloS one*, Vol. 12, No. 7, pp. e0181747.
- Handfield, R., et al. (2002), "Applying environmental criteria to supplier assessment: A study in the application of the Analytical Hierarchy Process," *European journal of operational research*, Vol. 141, No. 1, pp. 70-87.
- Hankel, M. and Rexroth, B. (2015), "The reference architectural model industrie 4.0 (rami 4.0)," *ZVEI*, Vol. 2, No. 2, pp. 4-9.
- Hannelius, T., et al. (2008), "Roadmap to adopting OPC UA," *Proceedings of 2008 6th IEEE International Conference on Industrial Informatics*.
- Harjunkoski, I. and Bauer, R. (2014), "Sharing data for production scheduling using the ISA-95 standard," *Frontiers in Energy Research*, Vol. 2, pp. 44.
- He, B. and Bai, K.-J. (2021), "Digital twin-based sustainable intelligent manufacturing: A review," *Advances in Manufacturing*, Vol. 9, No. 1, pp. 1-21.
- Heo, S. and Lee, J. H. (2018), "Fault detection and classification using artificial neural networks," *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 51, No. 18, pp. 470-475.
- Hermann, M., et al. (2016), "Design principles for industrie 4.0 scenarios," *Proceedings of 2016 49th Hawaii international conference on system sciences (HICSS)*.
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997), "Long short-term memory," *Neural computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780.
- Hofmann, E. and Rüsch, M. (2017), "Industry 4.0 and the current status as well as future prospects on logistics," *Computers in industry*, Vol. 89, pp. 23-34.
- Hofmann, H., et al. (2014), "Sustainability-related supply chain risks: Conceptualization and management," *Business Strategy and the Environment*, Vol. 23, No. 3, pp. 160-172.
- Holfeld, B., et al. (2016), "Wireless communication for factory automation: An opportunity for LTE and 5G systems," *IEEE Communications Magazine*, Vol. 54, No. 6, pp. 36-43.
- Hong, T.-Y. and Chien, C.-F. (2020), "A simulation-based dynamic scheduling and dispatching system with multi-criteria performance evaluation for Industry 3.5 and an empirical study for sustainable TFT-LCD array manufacturing," *International Journal of Production Research*, Vol. 58, No. 24, pp. 7531-7547.
- Hosseini, S., et al. (2016), "A review of definitions and measures of system resilience," *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 145, pp. 47-61.
- Hozdić, E. (2015), "Smart factory for industry 4.0: A review," *International Journal of Modern Manufacturing Technologies*, Vol. 7, No. 1, pp. 28-35.
- Hu, W., et al. (2017), "Energy-efficient rail guided vehicle routing for two-sided loading/unloading automated freight handling system," *European Journal of Operational Research*, Vol. 258, No. 3, pp. 943-957.
- Hu, Y.-F., et al. (2019), "A UNISON framework for knowledge management of university–industry collaboration and an illustration," *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 129, pp. 31-43.

- Huan, S. H., et al. (2004), "A review and analysis of supply chain operations reference (SCOR) model," *Supply chain management: An international Journal*, pp.
- Hwang, G., et al. (2017), "Developing performance measurement system for Internet of Things and smart factory environment," *International journal of production research*, Vol. 55, No. 9, pp. 2590-2602.
- Hwang, I. and Jang, Y. J. (2020), "Q ( $\lambda$ ) learning-based dynamic route guidance algorithm for overhead hoist transport systems in semiconductor fabs," *International Journal of Production Research*, Vol. 58, No. 4, pp. 1199-1221.
- Inmon, W. H. (1995), "What is a data warehouse," *Prism Tech Topic*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-5.
- Janssen, M. A. and Jager, W. (2001), "Fashions, habits and changing preferences: Simulation of psychological factors affecting market dynamics," *Journal of economic psychology*, Vol. 22, No. 6, pp. 745-772.
- Jarvis, R. A. (1983), "A perspective on range finding techniques for computer vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, No. 2, pp. 122-139.
- Jayamaha, D., et al. (2019), "Wavelet-multi resolution analysis based ANN architecture for fault detection and localization in DC microgrids," *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 145371-145384.
- Jeon, B., et al. (2020), "The architecture development of Industry 4.0 compliant smart machine tool system (SMTS)," *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 31, No. 8, pp. 1837-1859.
- Jones, D., et al. (2020), "Characterising the Digital Twin: A systematic literature review," *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, Vol. 29, pp. 36-52.
- Jung, W.-K., et al. (2021), "Appropriate Smart Factory for SMEs: Concept, Application and Perspective," *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, Vol. 22, No. 1, pp. 201-215.
- Juran, J. M. (1986), "The quality trilogy," *Quality progress*, Vol. 19, No. 8, pp. 19-24.
- Kagermann, H., et al. (2011), "Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. industriellen Revolution," *VDI nachrichten*, Vol. 13, No. 1, pp. 2-3.
- Kahneman, D., et al. (1982), *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*. Cambridge university press.
- Kalsoom, T., et al. (2020), "Advances in sensor technologies in the era of smart factory and industry 4.0," *Sensors*, Vol. 20, No. 23, pp. 6783.
- Kang, H. S., et al. (2016), "Smart manufacturing: Past research, present findings, and future directions," *International journal of precision engineering and manufacturing-green technology*, Vol. 3, No. 1, pp. 111-128.
- Kannengiesser, U., et al. (2017), "Lot-size one production," in: (eds.), *S-BPM in the Production Industry*, Springer, Cham, pp. 69-111.
- Karabuk, S. and Wu, S. D. (2003), "Coordinating strategic capacity planning in the semiconductor industry," *Operations Research*, Vol. 51, No. 6, pp. 839-849.
- Karakus, M. and Durresi, A. (2017), "A survey: Control plane scalability issues and approaches in software-defined networking (SDN)," *Computer Networks*, Vol. 112, pp. 279-293.
- Karna, S. K. and Sahai, R. (2012), "An overview on Taguchi method," *International journal of engineering and mathematical sciences*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-7.

- Katal, A., et al. (2013), "Big data: issues, challenges, tools and good practices," *Proceedings of 2013 Sixth international conference on contemporary computing (IC3)*.
- Keeney, R. L., et al. (1993), *Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs*. Cambridge university press.
- Khan, A. and Turowski, K. (2016), "A survey of current challenges in manufacturing industry and preparation for industry 4.0," *Proceedings of Proceedings of the First International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry"(IITI'16)*.
- Kim, J., et al. (2019), "A disposable microfluidic flow sensor with a reusable sensing substrate," *Sensors and Actuators B: Chemical*, Vol. 288, pp. 147-154.
- Kletti, J. (2007), *Manufacturing Execution Systems—MES*. Springer.
- Ku, C.-C., et al. (2020), "Digital transformation to empower smart production for Industry 3.5 and an empirical study for textile dyeing," *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 142, pp. 106297.
- Kumbhar, S., et al. (2019), "A Cost and Energy-Effective Automatic Material Handling System for Small-Scale Industry," in: (eds.), *Mechanical Engineering for Sustainable Development*, Apple Academic Press, pp. 271-282.
- Kunchev, V., et al. (2006), "Path planning and obstacle avoidance for autonomous mobile robots: A review," *Proceedings of International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*.
- Kusiak, A. (2018), "Smart manufacturing," *International Journal of Production Research*, Vol. 56, No. 1-2, pp. 508-517.
- López-Pérez, D., et al. (2019), "IEEE 802.11 be extremely high throughput: The next generation of Wi-Fi technology beyond 802.11 ax," *IEEE Communications Magazine*, Vol. 57, No. 9, pp. 113-119.
- Labuschagne, C., et al. (2005), "Assessing the sustainability performances of industries," *Journal of cleaner production*, Vol. 13, No. 4, pp. 373-385.
- Lasi, H., et al. (2014), "Industry 4.0," *Business & information systems engineering*, Vol. 6, No. 4, pp. 239-242.
- Lass, S. and Gronau, N. (2020), "A factory operating system for extending existing factories to Industry 4.0," *Computers in industry*, Vol. 115, pp. 103128.
- Lee, C.-Y. and Chien, C.-F. (2020), "Pitfalls and protocols of data science in manufacturing practice," *Journal of Intelligent Manufacturing*, pp. 1-19.
- Lee, C. K., et al. (2018), "Design and application of Internet of things-based warehouse management system for smart logistics," *International Journal of Production Research*, Vol. 56, No. 8, pp. 2753-2768.
- Lee, J.-S., et al. (2007), "A comparative study of wireless protocols: Bluetooth, UWB, ZigBee, and Wi-Fi," *Proceedings of IECON 2007-33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*.
- Lee, J., et al. (2015), "A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems," *Manufacturing letters*, Vol. 3, pp. 18-23.
- Lee, T.-E. (2009), "Semiconductor manufacturing automation," in: (eds.), *Springer Handbook of Automation*, Springer, pp. 911-926.
- Lenstra, J. K., et al. (1977), "Complexity of machine scheduling problems," in: (eds.), *Annals of discrete mathematics*, Elsevier, pp. 343-362.
- Li, X., et al. (2019), "Enhancing cloud-based IoT security through trustworthy cloud service: An integration of security and reputation approach," *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 9368-9383.

- Liao, D.-Y. (2010), "Automation and integration in semiconductor manufacturing," *Semiconductor Technologies*, pp. 39-56.
- Lim, D.-u., et al. (2019), "SMD classification for automated optical inspection machine using convolution neural network," *Proceedings of 2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC)*.
- Lin, Y.-H., et al. (2015), "UNISON DECISION ANALYSIS FRAMEWORK FOR WORKFORCE PLANNING FOR SEMICONDUCTOR fabs AND AN EMPIRICAL STUDY," *International Journal of Industrial Engineering*, Vol. 22, No. 5.
- Little, J. D. (1961), "A proof for the queuing formula:  $L = \lambda W$ ," *Operations research*, Vol. 9, No. 3, pp. 383-387.
- Liu, C. and Kroll, A. (2012), "A centralized multi-robot task allocation for industrial plant inspection by using a\* and genetic algorithms," *Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*.
- Lu, H.-P. and Weng, C.-I. (2018), "Smart manufacturing technology, market maturity analysis and technology roadmap in the computer and electronic product manufacturing industry," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 133, pp. 85-94.
- Lucke, D., et al. (2008), "Smart factory-a step towards the next generation of manufacturing," in: (eds.), *Manufacturing systems and technologies for the new frontier*, Springer, pp. 115-118.
- Lynch, D. P., et al. (2003), "How to scope DMAIC projects," *Quality progress*, Vol. 36, No. 1, pp. 37-41.
- Müller, J. M. (2019), "Business model innovation in small-and medium-sized enterprises: Strategies for industry 4.0 providers and users," *Journal of Manufacturing Technology Management*, pp.
- Mönch, L., et al. (2012), *Production planning and control for semiconductor wafer fabrication facilities: modeling, analysis, and systems*. Springer Science & Business Media.
- Müller, J. M., et al. (2018a), "What drives the implementation of Industry 4.0? The role of opportunities and challenges in the context of sustainability," *Sustainability*, Vol. 10, No. 1, pp. 247.
- Müller, J. M., et al. (2018b), "Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 132, pp. 2-17.
- Mabkhot, M. M., et al. (2018), "Requirements of the smart factory system: A survey and perspective," *Machines*, Vol. 6, No. 2, pp. 23.
- Madrid-Guijarro, A., et al. (2009), "Barriers to innovation among Spanish manufacturing SMEs," *Journal of small business management*, Vol. 47, No. 4, pp. 465-488.
- Matt, C., et al. (2015), "Digital transformation strategies," *Business & information systems engineering*, Vol. 57, No. 5, pp. 339-343.
- Mekki, K., et al. (2019), "A comparative study of LPWAN technologies for large-scale IoT deployment," *ICT express*, Vol. 5, No. 1, pp. 1-7.
- Miloslavskaya, N. and Tolstoy, A. (2016), "Big data, fast data and data lake concepts," *Procedia Computer Science*, Vol. 88, pp. 300-305.
- Moen, R. and Norman, C. (2006). Evolution of the PDCA cycle, Citeseer.
- Moore, G. E. (1975), "Progress in digital integrated electronics," *Proceedings of Electron devices meeting*.

- Morris, K. (2016), *Infrastructure as code: managing servers in the cloud.* " O'Reilly Media, Inc.".
- Nasiri, M., et al. (2020), "Managing the digital supply chain: The role of smart technologies," *Technovation*, Vol. 96, pp. 102121.
- Nasrallah, A., et al. (2018), "Ultra-low latency (ULL) networks: The IEEE TSN and IETF DetNet standards and related 5G ULL research," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 21, No. 1, pp. 88-145.
- Oakland, J. S. (2007), *Statistical process control*. Routledge.
- Oliver, J. J. and Parrett, E. (2018), "Managing future uncertainty: Reevaluating the role of scenario planning," *Business Horizons*, Vol. 61, No. 2, pp. 339-352.
- Osterrieder, P., et al. (2020), "The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review," *International Journal of Production Economics*, Vol. 221, pp. 107476.
- Oyekanlu, E. A., et al. (2020), "A review of recent advances in automated guided vehicle technologies: Integration challenges and research areas for 5G-based smart manufacturing applications," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 202312-202353.
- Oztemel, E. and Gursev, S. (2020), "Literature review of Industry 4.0 and related technologies," *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 31, No. 1, pp. 127-182.
- Pahl, C. (2015), "Containerization and the paas cloud," *IEEE Cloud Computing*, Vol. 2, No. 3, pp. 24-31.
- Park, Y.-J., et al. (2020), "A review on fault detection and process diagnostics in industrial processes," *Processes*, Vol. 8, No. 9, pp. 1123.
- Pellerin, R., et al. (2020), "A survey of hybrid metaheuristics for the resource-constrained project scheduling problem," *European Journal of Operational Research*, Vol. 280, No. 2, pp. 395-416.
- Peng, J., et al. (2009), "Comparison of several cloud computing platforms," *Proceedings of 2009 Second international symposium on information science and engineering*.
- Petersen, K. J., et al. (2005), "Supplier integration into new product development: coordinating product, process and supply chain design," *Journal of operations management*, Vol. 23, No. 3-4, pp. 371-388.
- Provost, F. and Fawcett, T. (2013), "Data science and its relationship to big data and data-driven decision making," *Big data*, Vol. 1, No. 1, pp. 51-59.
- Qiuyun, T., et al. (2021), "Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for AGV Path Planning," *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 33522-33531.
- Rüb, J. and Bahemia, H. (2019), "A review of the literature on smart factory implementation," *Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)*.
- Rüßmann, M., et al. (2015), "Industry 4.0: The future of productivity and growth in manufacturing industries," *Boston consulting group*, Vol. 9, No. 1, pp. 54-89.
- Radziwon, A., et al. (2014), "The smart factory: exploring adaptive and flexible manufacturing solutions," *Procedia engineering*, Vol. 69, pp. 1184-1190.
- Rahman Fahim, S., et al. (2020), "Microgrid fault detection and classification: Machine learning based approach, comparison, and reviews," *Energies*, Vol. 13, No. 13, pp. 3460.
- Ralston, P. and Blackhurst, J. (2020), "Industry 4.0 and resilience in the supply chain: a driver of capability enhancement or capability loss?," *International Journal of Production Research*, Vol. 58, No. 16, pp. 5006-5019.

- Rashid, A. and Chaturvedi, A. (2019), "Cloud computing characteristics and services: a brief review," *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, Vol. 7, No. 2, pp. 421-426.
- Ricardo, D. (1821), *On the principles of political economy*. J. Murray London.
- Riedl, M., et al. (2014), "Cyber-physical systems alter automation architectures," *Annual Reviews in Control*, Vol. 38, No. 1, pp. 123-133.
- Saltelli, A. (2002), "Sensitivity analysis for importance assessment," *Risk analysis*, Vol. 22, No. 3, pp. 579-590.
- Samarati, P., et al. (2016), *Cloud security: Issues and concerns*. Wiley Chichester.
- Sarkis, J. (2020), "Supply chain sustainability: learning from the COVID-19 pandemic," *International Journal of Operations & Production Management*, pp.
- Schiffauerova, A. and Thomson, V. (2006), "A review of research on cost of quality models and best practices," *International Journal of Quality & Reliability Management*, pp.
- Scholten, B. (2007), *The road to integration: A guide to applying the ISA-95 standard in manufacturing*. Isa.
- Schröder, C. (2016), "The challenges of industry 4.0 for small and medium-sized enterprises," *Friedrich-Ebert-Stiftung: Bonn, Germany*, pp.
- Schwab, K. (2017), *The fourth industrial revolution*. Currency.
- Seok, H. and Nof, S. Y. (2018), "Intelligent information sharing among manufacturers in supply networks: supplier selection case," *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 29, No. 5, pp. 1097-1113.
- Serradilla, O., et al. (2022), "Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects," *Applied Intelligence*, pp. 1-31.
- Shabanov, B. M. and Samovarov, O. I. (2019), "Building the software-defined data center," *Programming and Computer Software*, Vol. 45, No. 8, pp. 458-466.
- Shang, C. and You, F. (2019), "Data analytics and machine learning for smart process manufacturing: recent advances and perspectives in the big data era," *Engineering*, Vol. 5, No. 6, pp. 1010-1016.
- Shao, X.-F., et al. (2021), "Multistage implementation framework for smart supply chain management under industry 4.0," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 162, pp. 120354.
- Shi, W., et al. (2016), "Edge computing: Vision and challenges," *IEEE internet of things journal*, Vol. 3, No. 5, pp. 637-646.
- Shi, Z., et al. (2020), "Smart factory in Industry 4.0," *Systems Research and Behavioral Science*, Vol. 37, No. 4, pp. 607-617.
- Soomro, Z. A., et al. (2016), "Information security management needs more holistic approach: A literature review," *International Journal of Information Management*, Vol. 36, No. 2, pp. 215-225.
- Sridharan, S. V., et al. (1988), "Measuring master production schedule stability under rolling planning horizons," *Decision Sciences*, Vol. 19, No. 1, pp. 147-166.
- Stefan, L., et al. (2018), "Concept for an evolutionary maturity based Industrie 4.0 migration model," *Procedia Cirp*, Vol. 72, pp. 404-409.
- Stock, T. and Seliger, G. (2016), "Opportunities of sustainable manufacturing in industry 4.0," *Procedia Cirp*, Vol. 40, pp. 536-541.
- Stoltz, M.-H., et al. (2017), "Augmented reality in warehouse operations: opportunities and barriers," *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 50, No. 1, pp. 12979-12984.

- Stricker, N., et al. (2018), "Reinforcement learning for adaptive order dispatching in the semiconductor industry," *CIRP Annals*, Vol. 67, No. 1, pp. 511-514.
- Taguchi, G. and Clausing, D. (1990), "Robust quality," *Harvard business review*, Vol. 68, No. 1, pp. 65-75.
- Tang, O. and Grubbström, R. W. (2002), "Planning and replanning the master production schedule under demand uncertainty," *International journal of production economics*, Vol. 78, No. 3, pp. 323-334.
- Tao, F., et al. (2018), "Digital twin in industry: State-of-the-art," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 15, No. 4, pp. 2405-2415.
- Tirkolaei, E. B., et al. (2020), "Fuzzy mathematical programming and self-adaptive artificial fish swarm algorithm for just-in-time energy-aware flow shop scheduling problem with outsourcing option," *IEEE transactions on fuzzy systems*, Vol. 28, No. 11, pp. 2772-2783.
- Tully, S. (1993), "The real key to creating wealth," pp.
- Unver, H. O. (2013), "An ISA-95-based manufacturing intelligence system in support of lean initiatives," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 65, No. 5-8, pp. 853-866.
- van Geest, M., et al. (2021), "Design of a reference architecture for developing smart warehouses in industry 4.0," *Computers in Industry*, Vol. 124, pp. 103343.
- Villars, R. L., et al. (2011), "Big data: What it is and why you should care," *White paper*, IDC, Vol. 14, pp. 1-14.
- Virta, J., et al. (2010), "SOA-Based integration for batch process management with OPC UA and ISA-88/95," *Proceedings of 2010 IEEE 15th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA 2010)*.
- Wübbeke, J., et al. (2016), "Made in China 2025," *Mercator Institute for China Studies. Papers on China*, Vol. 2, pp. 74.
- Wally, B., et al. (2017), "Entwining plant engineering data and ERP information: Vertical integration with AutomationML and ISA-95," *Proceedings of 2017 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*.
- Wally, B., et al. (2019), "Flexible production systems: Automated generation of operations plans based on ISA-95 and PDDL," *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 4, No. 4, pp. 4062-4069.
- Wang, C., et al. (2015), "Path planning of automated guided vehicles based on improved A-Star algorithm," *Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Information and Automation*.
- Wang, J., et al. (2018), "Multiagent and bargaining-game-based real-time scheduling for internet of things-enabled flexible job shop," *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 6, No. 2, pp. 2518-2531.
- Wang, S., et al. (2016), "Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination," *Computer networks*, Vol. 101, pp. 158-168.
- Wang, Y., et al. (2009), "Survey on iterative learning control, repetitive control, and run-to-run control," *Journal of Process Control*, Vol. 19, No. 10, pp. 1589-1600.
- Weyer, S., et al. (2016), "Future modeling and simulation of CPS-based factories: an example from the automotive industry," *Ifac-Paperonline*, Vol. 49, No. 31, pp. 97-102.
- Wind, Y. and Saaty, T. L. (1980), "Marketing applications of the analytic hierarchy process," *Management science*, Vol. 26, No. 7, pp. 641-658.

- Wu, K.-H., et al. (1999), "Path planning and prototype design of an AGV," *Mathematical and computer modelling*, Vol. 30, No. 7-8, pp. 147-167.
- Wu, W., et al. (2019), "Smart factory reference architecture based on CPS fractal," *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 52, No. 13, pp. 2776-2781.
- Xu, H., et al. (2018), "A survey on industrial Internet of Things: A cyber-physical systems perspective," *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 78238-78259.
- Xu, Q., et al. (2009), "An analytical Kano model for customer need analysis," *Design studies*, Vol. 30, No. 1, pp. 87-110.
- Yagfarov, R., et al. (2018), "Map comparison of lidar-based 2d slam algorithms using precise ground truth," *Proceedings of 2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*.
- Yang, Y., et al. (2020), "A high-performance deep learning algorithm for the automated optical inspection of laser welding," *Applied Sciences*, Vol. 10, No. 3, pp. 933.
- Yoon, J.-S., et al. (2012), "A conceptual framework for the ubiquitous factory," *International Journal of Production Research*, Vol. 50, No. 8, pp. 2174-2189.
- Young, D. (1997), "Economic value added: A primer for European managers," *European Management Journal*, Vol. 15, No. 4, pp. 335-343.
- Zawadzki, P. and Źywicki, K. (2016), "Smart product design and production control for effective mass customization in the Industry 4.0 concept," *Management and production engineering review*, pp.
- Zhang, C., et al. (2020), "Learning to dispatch for job shop scheduling via deep reinforcement learning," *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 33, pp. 1621-1632.
- Zhang, Y., et al. (2017), "CPS-based smart control model for shopfloor material handling," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 14, No. 4, pp. 1764-1775.
- Zhao, X. and Lee, T. (1993), "Freezing the master production schedule for material requirements planning systems under demand uncertainty," *Journal of operations management*, Vol. 11, No. 2, pp. 185-205.
- Zhou, H., et al. (2018), "Trustworthy cloud service level agreement enforcement with blockchain based smart contract," *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Cloud Computing Technology and Science (CloudCom)*.
- Zhou, K., et al. (2016), "Big data driven smart energy management: From big data to big insights," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 56, pp. 215-225.
- Zhou, K., et al. (2015), "Industry 4.0: Towards future industrial opportunities and challenges," *Proceedings of 2015 12th International conference on fuzzy systems and knowledge discovery (FSKD)*.
- Zikopoulos, P. and Eaton, C. (2011), *Understanding big data: Analytics for enterprise class hadoop and streaming data*. McGraw-Hill Osborne Media.
- Zou, P. X., et al. (2017), "Cloud-based safety information and communication system in infrastructure construction," *Safety science*, Vol. 98, pp. 50-69.
- Zuehlke, D. (2010), "SmartFactory—Towards a factory-of-things," *Annual reviews in control*, Vol. 34, No. 1, pp. 129-138.