

工業 4.0 與智慧製造的關鍵技術：工業物聯網與人工智慧

The Critical Technologies of Industry 4.0 and Smart Manufacturing: Industrial Internet of Things and Artificial Intelligence

洪哲倫、張志宏、林宛儒

Che-Lun Hung, Chih-Hung Chang, Wan-Ju Lin

工業 4.0 以及智慧製造已經是現代製造產業鏈的發展趨勢，然而這其中有兩個不可以或缺的技術-工業物聯網與大數據分析。經由工業物聯網技術收集在生產環境以及生產機具上各式感測器大量數據，透過人工智慧技術進行大數據分析，貼近生產環境以及生產機具的狀態，藉此可以提高生產效能、降低成本、以及提供更為安全的生產環境。工業物聯網結合人工智慧後所帶來的效益，將造成爆發性的成長。

Industry 4.0 and smart manufacturing have been the trend in development of contemporary industry chain. Two important technologies, Industrial Internet of Thing (IIOT) and Artificial Intelligence (AI), play as key roles in this trend. IIOT collects huge amount of data from a variety of sensors equipped in manufacturing environment and tools. AI is used to analyze these data to understand the status of manufacturing environment and tools to improve the production efficiency, reduce the production costs, and enhance manufacturing safety. Benefits of integrating IIOT and AI will increase dramatically.

工業 4.0 一詞亦稱為智慧製造，在 2011 年的漢諾威工業博覽會被提出後，對於全球的加工機具與製造業者產生莫大的影響，推動整個產業往智慧製造方向前進。工業 4.0 被視為第四次工業革命，第一次工業革命人類擺脫了人力與獸力的限制，採用水力及蒸汽作為生產製造與運輸的動力，而第二次工業革命因電力系統的發展，利用電力取代了水力與蒸氣成為生產動力來源，並且邁入利用機器進行生產製造的階段。第三次工業革命則是開始進入生產自動化與精準化時代，採用電子裝置及資訊技術來提高產能。在這個階段已經有資料蒐集與監控系統 (supervisory control and data acquisition, SCADA)，負責蒐集各式感測器資料或是生產現場資料與監控現場生產狀況。在生產線或廠區中，SCADA 主要的工作是監控，所蒐集的現場資料，都會傳遞到 SCADA 系統上。SCADA 可以依據以往的歷史紀錄，訂定正常

環境下的生產條件。因此當生產條件有所變動時，SCADA 會發出相關的警報訊息，而警報可以透過簡訊、通訊軟體及電子郵件方式通知管理者進行相對處理，並且記錄在記錄檔中。現階段的生產環境架構，其底層資料都是經由 SCADA 往上層傳遞，但是這樣的階層式架構，往往上傳的資料通常會比實際數據量少很多，對於後續要進行大數據分析或是人工智慧計算來說，資訊數量是嚴重不足的。因此工業 4.0 的革命則是串連物聯網 (internet of thing, IoT)、機聯網、雲端運算、大數據分析與人工智慧等技術達到高度自動化，能夠使生產環境具備自我感知、自我學習、自我決策、自我執行以及自我適應的能力。自我感知是蒐集自身機具以及環境的資訊，自我學習在製造過程中蒐集的資訊理解與分析，自我決策能夠規劃自身行為與故障診斷。自我執行能夠自行執行所規劃的行為，並能對執行故障排除與維護。自我適應則是能夠依據生產需求，自行整合生產環境中的元件組成最佳生產系統結構。智慧製造結構如圖 1 所示。

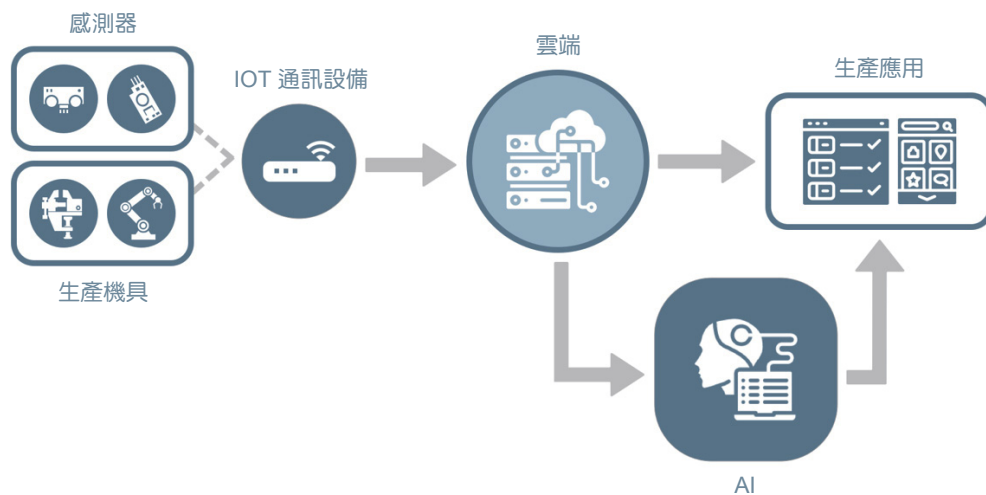


圖 1. 智慧製造架構。

然而影響智慧製造快速發展的主要原因大致有以下幾種：一為減少人為因素影響生產品質，如不專心、缺乏警覺心、疲勞、壓力大、工作超負荷等都是影響因素。其次是目前台灣面臨嚴重的少子化與人口日漸老化的社會問題，年輕人投入生產端工作的意願不高，使得生產工廠人手短缺，必須使用機器來取代人力，且面臨更短的產品生命週期與交貨時程，也必須提升生產效率。而市場趨勢有少量多樣化需求以及成本與價格的考量。

在工業 4.0 之前，製造業已經發展了成熟的製造執行系統 (manufacturing execution system, MES)，利用物聯網技術可以在生產期間安排、管理和跟踪每個步驟的操作，提供管理基礎。然而相較於一般物聯網，工業生產的物聯網更著重於工業應用的擴展和使用。在工業 4.0 的影響，全球工業物聯網的發展在經過一段摸索期之後，其成果已逐漸顯現。工業物聯網更專注於機器對機器通訊、蒐集生產過程的大數據以及最後透過機器學習技術分析，期望讓生產運作有更高的效率和可靠性。

根據通用電氣 (GE) 對工業物聯網所提出的定義，工業物聯網就是透過感測網、網際網路、巨量資料收集及分析等技術整合，進而有效提高現有產業的生產效率並創造新商機。由

於智慧製造的目標是建構出一個具有自我感知意識的生產環境，因此工業物聯網是網路實體系統和生產流程整合中不可或缺的部分。物聯網能夠即時收集自各式感應器和生產機具所產生的數據，經過人工智慧分析可以協助工業生產設備和基礎設施進行決策，預測即時精準生產或調度現有資源提升效率，並且可以減少多餘成本提升利潤，可以進一步地改善並自動化先前工業革命無法處理的任務。

在工業物聯網所架構的環境中，透過機器至機器 (machine to machine, M2M) 的通訊，機器可以與其他機器、物件和基礎設施等進行互動和通訊，結果將產生龐大數據，如何將這些數據經過處理和分析後運用於工廠管理和控制的最佳化，進一步解決全球製造業面臨升級的問題，是工業 4.0 以及智慧製造成敗的核心關鍵。工業物聯網架構如圖 2 所示。

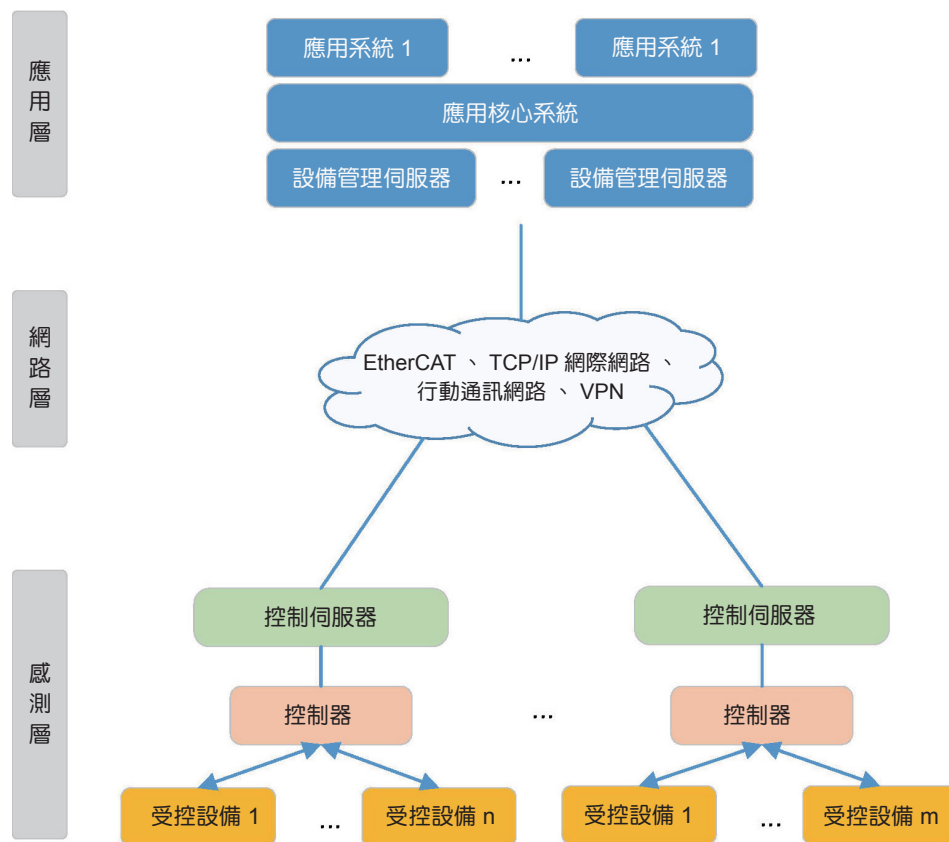


圖 2. 工業物聯網架構。

工業機械因為作業環境關係，經常會受到的衝擊振動，加上零件和材質老化、損耗，影響機械的精確度，進而造成故障或產品精確度誤差。以往僅在個別機械或工具機上安裝資料擷取模組來蒐集上述檢測計所檢測出來的數值，一旦機械發生問題時，作業員需以掌上型的振動檢測器到現場，針對可能的問題逐一進行診斷，相當費時費力，發現並矯正問題的時間也往往不夠即時。透過工業物聯網，便可以快速的將現場監測資料即時傳送到伺服器，讓管理人員得以透過遠端的電腦系統，監控機械運行的健康狀況，大幅提升機械故障預測及診斷的精確度與效率，並提升經濟效益。

物聯網顧名思義是個物物相連的網際網路，透過各種無線和有線通訊網路可以將感測器或設備數據傳送到各個地點甚至跨越國際，亦可讓設備之間互相通訊。然而能夠達到這個目的，最為重要的是物聯網的通訊環境與通訊協定標準。目前常見的物聯網通訊環境有乙太網路 (ethernet)、Wi-Fi、3G、4G、Bluetooth、ZigBee、RFID、NFC 等。過去長久以來工業乙太網路使用的通訊協定，大致上取決於傳統控制系統的大廠，如三菱電機 (Mitsubishi) 採用 CC-Link IE、洛克威爾自動化 (Rockwell Automation) 採用 EtherNet/IP、西門子 (Siemens) 採用 Profinet 等。但是近些年來，工業界已經越來越多廠商開始支援開放工業通訊標準，打破由傳統大廠壟斷把持的市場。開放式工業通訊標準能夠更容易讓各種控制器、感測器及其他裝置具備聯網通訊能力。目前已經發展成熟的開放工業通訊協定標準的有，CoAP (constrained application protocol)、MQTT (message queuing telemetry transport)、DDS (data distribution service for real-time systems)、以及 OPC UA (open platform communications unified architecture)、AMQP (advanced message queuing protocol) 等。這些通訊都有各自合適的應用情境，如 AMQP 適用於乙太網路，CoAP 協定則適用於資源受限設備，MQTT 和 DDS 的兼容性相對於其他協定較高。

CoAP 為一 6LoWPAN 無線感測網路的應用層協定，具備較小的封包標頭，並建立在 UDP 協定之上，因此適合於感測節點進行網路傳輸。CoAP 協定支持非同步通訊，感測節點可以具備休眠/喚醒機制，只有需要工作時才喚醒以節省能源消耗。

MQTT 是專為受限於設備和低頻寬、高延遲或不可靠的網路而設計的輕量級通訊協定。其設計目的適用於處理器資源需求低及網路頻寬有限的物聯網裝置，並確保傳輸過程具有一定程度可靠性。也由於 MQTT 的低頻寬與耗電量小特性，因此成為連接設備，如機器對機器或物聯網應用中非常重要的理想選擇。AMQP 是一個主要用於生產管理系統，如產品生命周期管理 (product lifecycle management, PLM)，企業資源計劃 (enterprise resource planning, ERP)，製造執行系統等，相互交換資料的開放網路通訊協定。DDS 為適用於即時系統的資料分佈服務，適用於分散式的環境。DDS 支援裝置之間的資料分發和裝置控制，以及裝置和雲端環境的資料傳輸。由於 DDS 資料分發的即時效率非常高，因此能夠在數秒內同時分發超過百萬條訊息到分散的多個裝置上。目前 DDS 已經廣泛應用於國防軍事、民航、工業控制等領域。

這些通訊協定定義了裝置／設備的資料傳輸格式與運作方式，但是需要一個能夠整合各個不同裝置與通訊協定下，能夠互相通訊與控制的標準。因此 OPC 基金會提倡其所提出的 OPC 統一架構 (OPC unified architecture, OPC UA) 通訊標準，用以規範資料交換的安全性、可信賴的多廠品牌機器設備、跨多種平台與感測器等相關通訊標準。由於 OPC UA 的彈性非常高，它能夠搭配各種傳輸協定以符合生產現場應用。如在子網路與區域網路環境中，OPC UA 傳輸層偏好搭配 UDP (user datagram protocol)。在雲端環境或廣域網路，則搭配 AMQP 或 MQTT 可以達到最佳效果。透過 OPC UA 可以整合現場端數據到雲端環境中。

除此之外，另一個重要的開放式架構是乙太網控制自動化技術 (EtherCAT)。EtherCAT 是一個以工業乙太網路為基礎的高性能且低成本的現場總線系統，目的是透過乙太網路可以實作出高效致動器技術或感測器的控制系統。目前 EtherCAT 已經被應用在包裝機、射出成形機、快速壓床、電腦數值控制 (CNC) 加工中心機、機器人和液壓調節等控制系統中。由於 EtherCAT 可以提供機械生產設備與現場管理系統穩定且即時的通訊效率，在工業 4.0 中已經逐步取代了傳統自動化控制現場匯流排系統。

然而工業物聯網的普及也讓各式工業物連網感測器與設備成為駭客攻擊目標，由於製造業儀器設備環境很少現代化、具備獨特的生產網路以及鮮少更新且缺乏防護能力的通訊協定，加上工廠採用越來越多的 IIoT (industrial internet of things) 設備和系統，增加了工業控制系統與工業基礎架構駭客入侵關鍵流程的威脅。例如 2018 年 8 月 3 日台積電全臺產線大當機事件，便是一個明顯的例子。

隨著物聯網的廣泛應用，這些威脅現在已經升高到另一個新的層次。原本純粹虛擬世界的威脅，現在很可能對真實世界造成影響，尤其是資訊技術與營運技術逐漸匯聚的工業物聯網領域。結合了實體與虛擬系統的智慧工廠，雖然帶來了互通性與即時互動的可能性，但也意味著讓歹徒的攻擊面更加寬廣。

由於智慧工廠讓歹徒的攻擊面因而擴大，因此，如何偵測及防範網路攻擊，將是製造業的一大挑戰。讓 IT 和 OT 部門分享彼此的知識和經驗，並且提升全企業員工的資安意識，皆有助於應付來自網路的攻擊。

因消費端在市場不斷快速推陳出新之需求下，以致生產端面臨產品生命週期短、高精度的要求、少量多樣之高客製化、缺乏人力資源等挑戰。為了因應複雜的市場需求，促使製造業者需要具有能夠適應多元及多變之環境能力，因此製造系統相較於過去更為複雜化。隨著新技術不斷的進步，現今製造業可藉由物聯網、人工智慧演算法、先進的感測技術、大數據分析等技術，將系統可控性及資料可視化，促使製造產業進一步邁入工業 4.0 智慧製造之發展。人工智慧技術之所以成為智慧製造的核心技術在於可以從大量原始數據中，自動提取關鍵特徵及製造業中規律性的模式，進而學習過往曾經發生過的錯誤，以提前作預測及預警，藉此不僅可降低停機時間、提升製程效率，也可適時的根據產線作調整。人工智慧是指人類製造出來的機器所表現出來的智慧，其討論研究範圍廣，包含：自然語言處理、規劃與學習及推理和解決問題等。人工智慧依照機器 (電腦) 能夠處理與判斷的能力可區分以下等級：

1. 第一級人工智慧：自動控制可透過各種感測器經由控制程式自動作出相對應反應，但機器 (電腦) 只能依據考慮過的情境作出相對反應。
2. 第二級人工智慧：探索推論、運用知識透過演算法將輸入及輸出產生各種排列組合，屬於基本典型的人工智慧。
3. 第三級人工智慧：機器學習可透過學習如何將輸入輸出產生關聯性，根據過往經驗進行推論結果。
4. 第四級人工智慧：深度學習由機器學習發展出來，已可自行依據過往經驗學習及推論，相對於機器學習不同地方為，深度學習處理資料的特徵時，機器 (電腦) 可自行不斷學習。

人工智慧種類又分為監督式學習 (supervised learning)、非監督式學習 (un-supervised learning)、半監督式學習 (semi-supervised learning) 及增強式學習 (reinforcement learning)，以下列點說明各種類代表意義：

1. 監督式學習 (supervised learning)：所有資料皆有標準答案，模型便可學習資料集的特徵作為預測及分類依據，而模型輸出結果可透過標準答案算出誤差值。
2. 非監督式學習 (un-supervised learning)：所有資料沒有標準答案，機器 (電腦) 必須自行尋找答案，此種方法不必人工分類，對於人類較為簡單，但對於預測結果較為不準。
3. 半監督式學習 (semi-supervised learning)：少部分有標準答案，大部分資料沒有標準答案，等於結合監督式與非監督式的優點，此種方法只需少量人工分類，又可讓預測較為準確。

4. 增強式學習 (reinforcement learning)：機器自己嘗試錯誤並尋找最佳解，遇到必須連續作決策時，需進一步修正答案與決策。常見的應用如自駕車、AlphaGo 圍棋競賽。

而在人工智慧學習與推論流程階段分為獲取數據、數據前處理、建立模型及預測未來(分類或數值預測)：

1. 獲取數據：透過溫度、濕度、camera 等感測器大量收集所需的資料。
2. 數據前處理：數據的好壞會影響模型學習的效果，若學習到具有雜訊數據勢必會影響預測結果，因此需先對數據進行前處理，將所收集到數據處理為乾淨的數據。
3. 建立模型：人工智慧模型是由神經元 (neural) 所組成的，模仿生物神經網路結構和功能產生數學模型，用於函式進行評估與運算。模型結構可分為輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer) 及輸出層 (output layer)，層與層之間每個神經元互相連接，並透過權重 (weight) 決定神經元之間聯繫的重要程度，而神經的運算則透過激勵函數 (active function)，其目的引入非線性函數，避免輸入與輸出脫離不了線性關係。
4. 預測：透過模型不斷特徵擷取之後，可將未曾看過的資料進行數值預測或是分類，通常預測階段相較訓練階段快很多。

基於虛實整合的基礎，智慧製造之應用層面相當廣泛多元。舉凡大規模的智慧工廠、智慧生產至機械手臂、自動物流車、智慧倉儲等皆為智能技術之應用案例。Osaro 舊金山創企專門開發人工智慧機器人之解決方案，以專有軟體使工業機器人能在各式環境中執行各種任務。Osaro 透過強化學習以訓練機器學習演算法，將混亂的產品、不正確的擺放位置及變動性高的燈光照明，有效的進行識別、分類及組裝產品。此外，Osaro 可將配送中心的分揀站自動化，其不僅可部署至未開發的環境中，也可改造工業自動化之轉型。現行工具機產業也積極導入 AI 技術。刀具在工具機產業中屬於生產消耗品，為了確保加工產品的品質，必須在刀具磨損前更換新的刀具，過去業者通常藉由具有豐富經驗的師傅以判別刀具更換的時間點。然而以現況而言，每一次刀具更換的時間點並非符合最佳的經濟效益，若要更換刀具需要先停機並將刀具取出作進一步的檢查，而停機檢查引起產線停擺降低生產量，進而造成重大損失。導入 AI 技術的優勢在於可達到預防性及預測性的維護。凱柏精密機械與施耐德電機公司 (Schneider Electric) 將機器學習技術應用於預測刀具磨耗，其系統將巨量資料做分析並學習此資料特性，以修正預測維護刀具之時機點，進而提升產品良率及效能。全球最大夾爪製造德商雄克 (SCHUNK) 在刀具上嵌入感測器，並在加工過程中即時記錄及控制加工參數，以監控刀具壽命，進而延長刀具壽命及掌握刀具加工狀態，以降低加工成本。

近年來工業物聯網技術的發展迅速，透過工業物聯網收集與分析生產環境相關數據，進而依據數據分析後的結果改善生產線運作方式。如透過收集在生產設備上所安裝之感測器的數據，可得知機器即時運轉狀況，便可以監測或預測機器何時需要保養，避免損壞導致停工造成的損失。其中通訊技術是工業物聯網非常重要的一環，目前許多廠商與組織大力推展工業物聯網相關通訊標準規範，以期能夠有容易建置、成本低以及可以通用的技術，將生產器具以及新舊機台可以整合且互相通訊。這目前最為重要的課題。然而工業物聯網所收集的數據，必須透過分析才能變成有用的生產知識。因此人工智慧在工業物聯網應用方面扮演著舉足輕重的角色，也是未來智慧製造應用的必要元素。隨著人工智慧技術越來越成熟，工業物聯網結合人工智慧後所帶來的效益，將造成爆發性的成長。無論是工業 4.0 或是智慧製造，都強調人工智慧與物聯網為主體的人機協作場域與智慧生產模式。德、美、日、韓等國都積極地提出相關因應策略，全力打造智慧化生產環境，以提升在新工業革命競賽的競爭

力。台灣製造產業在這方面的起步較晚，因此在許多關鍵技術上與這些國家有所落差。串連人工智慧與物聯網的虛實整合已經是智慧製造的根基，積極投入這些技術的研發才能在智慧製造與工業 4.0 的國際舞台上有一席之地。

作者簡介

洪哲倫先生為國立清華大學資訊工程博士，現為長庚大學資訊工程學系教授。

Che-Lun Hung received his Ph.D. in Computer Science from National Tsing Hua University. He is currently a professor in Department of Computer Science and Information Engineering at Chang Gung University.

張志宏先生為逢甲大學資訊工程博士，現為靜宜大學資訊傳播工程學系副教授。

Chih-Hung Chang received his Ph.D. in Computer Science and Information Engineering from Feng Chia University. He is currently an associate professor in Department of Computer Science and Communication Engineering at Providence University.

林宛儒小姐現為國立台灣大學機械工程所博士生。

Wan-Ju Lin is currently a Ph.D. student in Department of Mechanical Engineering at National Taiwan University.