

出國報告（出國類別：洽公）

應用 AI 智慧化提升石化廠 操作安全管理

服務機關：台灣中油股份有限公司石化事業部

姓名職稱：林映如 經理 / 黃柏綱 工程師

派赴國家/地區：新加坡

出國期間：114/09/30~114/10/03

報告日期：114/10/23

摘要

(200-300 字)

本次赴新加坡參訪 Emerson 公司，主要目的在於了解自主化工廠（Autonomous Operation）與 AI 智慧化技術於石化產業的實際應用。Emerson 結合 AspenTech 技術，透過 Boundless Automation 架構，形成從智慧感測、先進控制、即時優化至企業決策的閉環系統，展現工廠自我感知、判斷、行動與優化的能力。其核心應用包括 State-Based Control（SBC）提升操作一致性與安全性、Aspen GDOT 實現全廠經濟導航與能源最佳化，以及 Aspen Mtell 運用機器學習進行預測性維護，成功協助多家國際石化企業降低非計畫停機並提升產能。

此次參訪所獲資訊顯示，AI 與資料驅動的智慧化技術已成為提升製程穩定、能源效率及安全管理的關鍵策略，對中油林園廠未來邁向自主營運與智慧化轉型具重要參考價值。

關鍵詞：AI 智慧化、預測性維護、Boundless Automation、狀態式控制、APC、RTO、操作安全

目 次

一、目的.....	4
二、過程.....	5
三、具體成效.....	15
四、心得及建議.....	18

內 文

一、目的

隨著全球石化產業朝向高安全性、高效率及低碳永續之方向發展，傳統依賴經驗操作及人工決策的方式，已逐漸難以因應日益複雜的製程變化與設備維運挑戰。為提升設備可靠度與操作安全，AI 智慧化技術成為近年工業自動化領域的重要趨勢。透過人工智慧、機器學習及大數據分析，可即時掌握設備健康狀況、預測製程異常，並在問題發生前採取行動，以降低非計畫性停爐及安全風險，同時達成能源效率與碳排放控制目標。

本次出訪 Emerson 公司在亞洲最大的基地(新加坡)，主要是藉由參訪來獲取下列目的：

1. 探討如何透過 Boundless Automation 推動工廠自主營運，並理解其對操作管理及安全之助益。
2. 了解工業 AI 與機器學習在預測性維護之應用，掌握資產劣化預測方法，以降低非計畫停機與環安衛風險。
3. 與國際領導廠商進行智慧工廠及 AI 技術交流，吸取實務經驗，作為本事業部後續智慧化轉型與 AI 導入之依據。

二、過程

起迄日期	天數	到達地點	詳細工作內容
114.09.30	1	新加坡	由高雄啟程轉桃園飛往新加坡
114.10.01	1	新加坡	參訪 Emerson 新加坡公司： 與 Emerson SYSS 亞太區系統及軟體 解決方案部門，針對 Emerson 如何 透過無界自動化(Boundless Automation)來推動企業級自主營運 技術的發展(Achieving Autonomous Operation) 等議題來進行技術交 流。
114.10.02	1	新加坡	參訪 Emerson 新加坡公司： 與 Emerson 的 ISW 部門，針對結合 工業 AI +機器學習(Aspen Mtell)的預 測性維護進行技術交流，了解如何 預測資產劣化、確保在設備維護和 風險管理方面做出更好的決策、同 時提高工廠可用性、及環境的安全 性。
114.10.03	1	台灣	搭機返臺
合 計	4		

1. 自主化工廠技術藍圖

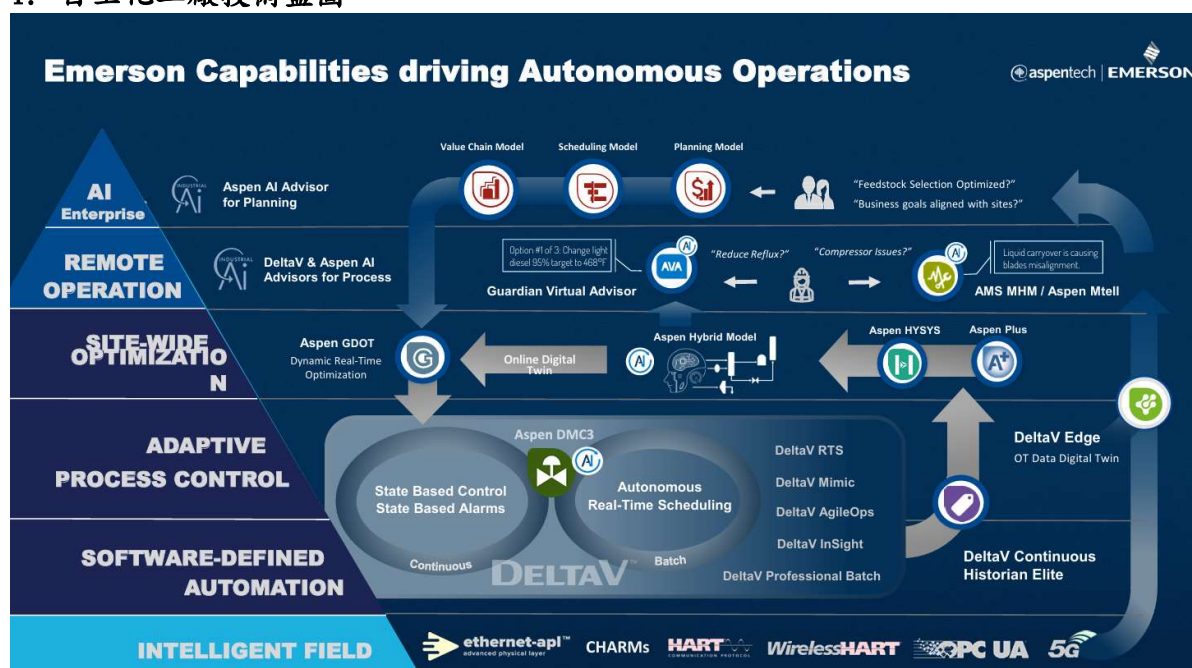


圖 1、從底層自動化到頂層 AI 決策

實現自主營運 (Autonomous Operation) 是現代石化與製程工業邁向智慧化的重要里程碑，其核心理念是讓工廠具備「自我感知、自我判斷、自我行動與自我優化」的能力。Emerson 結合 AspenTech 的 Boundless Automation 架構，建立起完整的技術鏈，讓工廠可以依據企業目標來自主穩定運行，其實現的方式即為建立自主化工廠的四層架構，架構如圖 1 所示，詳細架構解釋如下。

2. 實現 Autonomous Operation 的四層架構：

1. 智慧現場層 (Intelligent Field / Software-Defined automation) — 是自主營運的感知基礎。透過高精度感測器、分析儀、智慧閥門與致動器，收集溫度、壓力、流量、組成等關鍵製程資料，並具備儀器自我診斷功能。這層不僅提供即時資料，更確保資料可信，為後續控制與 AI 學習提供乾淨的資料來源。
2. 控制層 (Adaptive Process Control) — 以 Aspen DMC3 為核心的先進程序控制(APC)系統負責讓製程穩定運行，並引入基於狀態的控制(State-Based Control, SBC)、動態警報管理 (Dynamic Alarm Management)、DeltaV Mimic 等模組，提供更穩定的製程控制策略。
3. 最佳化層 (Site-Wide Optimization) — 結合 Aspen Hybrid Model 與 Aspen GDOT (為 RTO 的一種, Real-Time Optimization, RTO)，可進一步連結製程模擬、經濟參數與即時資料，使操作維持於最佳經濟運行點。GDOT 能實現跨單元即時經濟最佳化 (如柴油、烯烴、芳香烴鏈)，根據市場與設

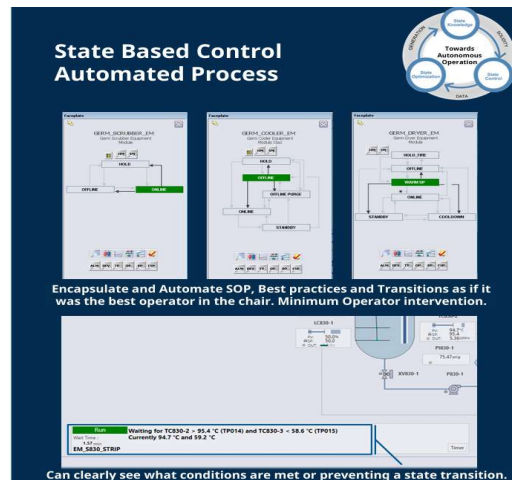
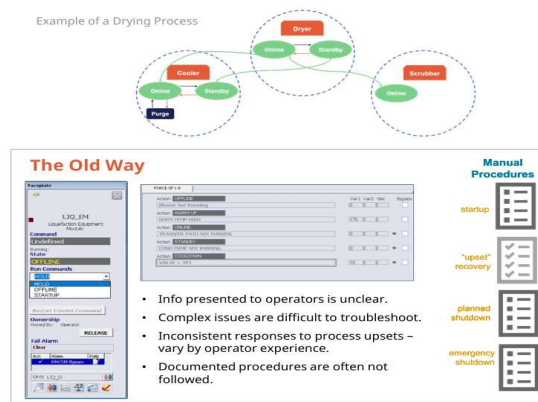
備狀態自動調整操作條件，最大化利潤並降低能源損耗與CO₂ 排放。

4. 企業決策層 (AI Enterprise & Remote Operation) — 以 AI Advisor、Aspen Mtell/ Scheduling 模組為代表，將多單元、多工廠的製程整合於同一優化框架。AI Advisor 能將這些優化結果與企業層設定的目標、排程規劃結合，讓自主工廠能夠依循企業體的方向運行，形成真正的「工廠到企業」閉環管理。

3. 基於狀態操作(State-Based Control, SBC)與動態模擬：

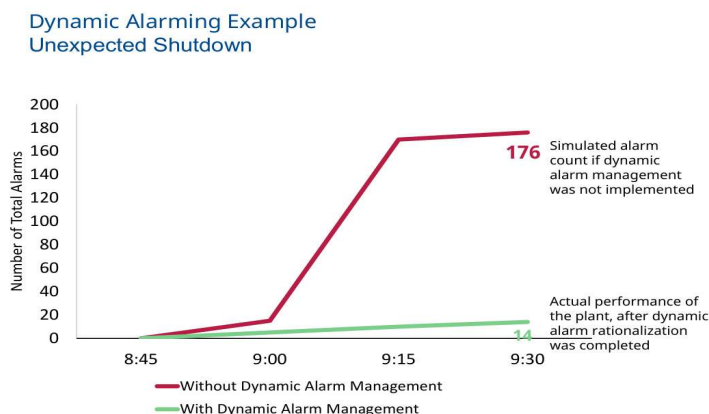
1. 基於狀態操作(State-Based Control, SBC)

Automate Procedure with State Based Control



如上圖右邊介紹，基於狀態操作(State-Based Control, SBC)即為把原本寫在 SOP 裡、需要操作員手動依序執行的「開車／停車／異常復原」程序，轉成可視化的狀態邏輯，由 DCS 依條件自動切換與執行，讓「最佳操作員的做法」被系統化、常態化，好處是將系統執行程序標準化，操作一致且可追溯，不像過往人為操作，程序長且會依操作員經驗調整，結果常有些許不同。

2. 動態警報與狀態邏輯編排 (DeltaV AgileOps)



At 8:58am, 2 alarms signaled a fuel gas valve failed to close.

“ We were very confident that during the alarm flood of over 170 alarms, these 2 alarms would have been missed

and an explosion could have occurred as a result.”

如上圖介紹，動態警報管理可以基於不同的操作狀態(須使用前面所述的 SBC 制定)更換警報門檻、優先級與遮罩，並內建轉態管理避免轉態瞬間引發

警報潮。此外它還具有辨識關鍵警報的能力，實例統計顯示，在一次「意外停車」案例中，若沒有動態警報管理，短時間會湧現170+筆警報，容易淹沒真正關鍵訊息；導入後實際總數壓到十幾筆，關鍵告警被清楚辨識與處置。

3. 動態模擬數位孿生(DeltaV Mimic)

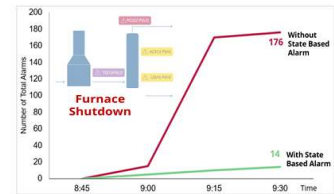
Two Main Pillars of successful SBC Implementation

Dynamic Alarm Management is an integral Part of SBC

- A valid alarm in running state maybe invalid in startup state.
- Dynamic Alarm Management rationalizes process alarms based on state.

DELTA V AgileOps

Eliminates alarm floods and reduces the risk of missed alarms with State Based Alarm

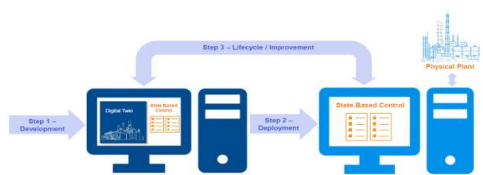


Dynamic Process Simulation for an optimized SBC

- Validate SBC logics in Digital Twin before deployment
- Train Operators on SBC with Digital Twin first.
- Improve and Optimize SBC functions with Digital Twin

DELTA V Mimic

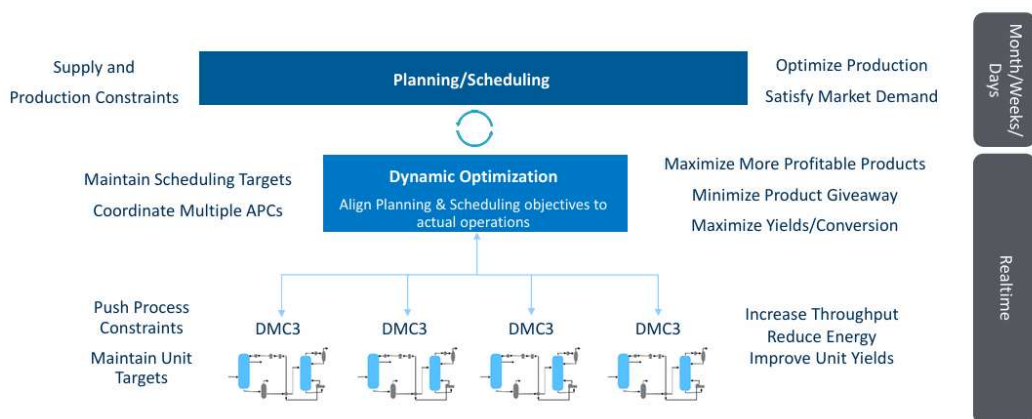
Provides dynamic simulation of plant process to thoroughly test DCS control logics and train operators.



如上圖下方所介紹，DeltaV Mimic 是可連 DCS 的高擬真動態過程模擬，用來在「上線之前」就把控制邏輯、SBC 轉態、警報策略與開車程序全部在虛擬工廠跑一遍；工程師可在 Mimic 上執行 SBC 邏輯、動態警報、回路調諧與場景測試，同時也可執行虛擬試車（Virtual Commissioning and StartUp, VCSU），實務數據顯示，藉由 VCSU 能把大量「原本要在現場開車才會碰到的障礙列表」提前清掉，避免長達數十天的啟動延誤，大幅降低開車風險與成本。

4. 更平滑優化的高階控制(APC)：

Production Optimization: APC is the Foundation of Digital Transformation



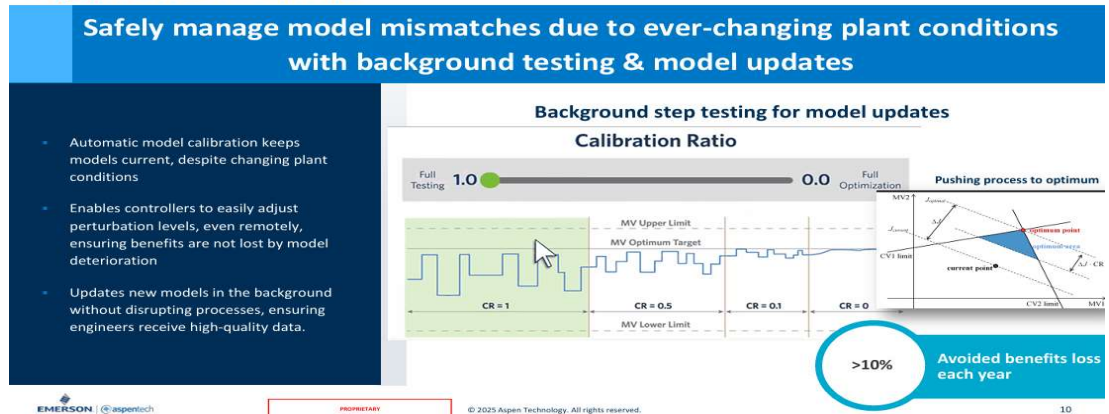
A

spen DMC3 仍採用多變量預測控制（MPC）與過往歷史數據去建構出各個單元的

APC 控制，它同時控制多個變數（溫度、壓力、流量、品質指標），讓製程穩定、推至極限，降低能耗與品質變異，為更高層的智慧化最佳化（如 Aspen GDOT）打下地基，除此之外，Aspen DMC3 有引入幾項智慧化的功能，協助人員在建立或是使用 APC 時，能更為順暢和便利。

1. 背景自動校模 (Background Adaptive Calibration)

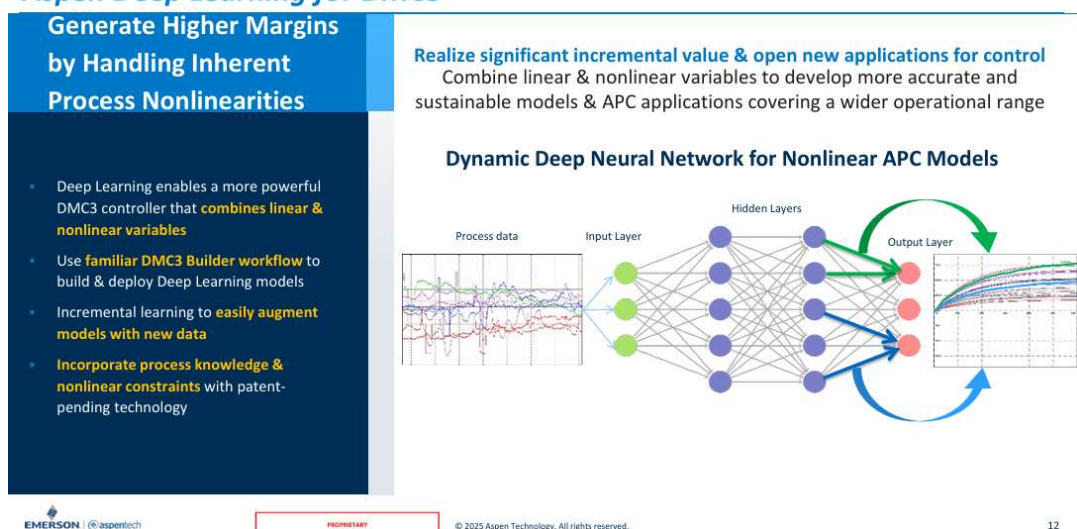
Enable Background Model Updates While Simultaneously Optimizing Aspen DMC3™: Calibrate



如上圖，傳統 APC 需要中斷控制、人工進行階梯測試才能更新模型；而 DMC3 允許在背景進行自動校模，操作者還可遠端調整校正比例量。背景自動校模功能會持續收集操作資料、不打斷生產即完成背景階梯測試與模型更新，讓控制模型長期保持準確，達到最優化控制，這項功能通常可避免每年 10% 以上的效益流失。

2. 深度學習 APC (Deep Learning for Nonlinear Behavior)

Generate Higher Margins with a More Powerful DMC3 Controller
Aspen Deep Learning for DMC3™

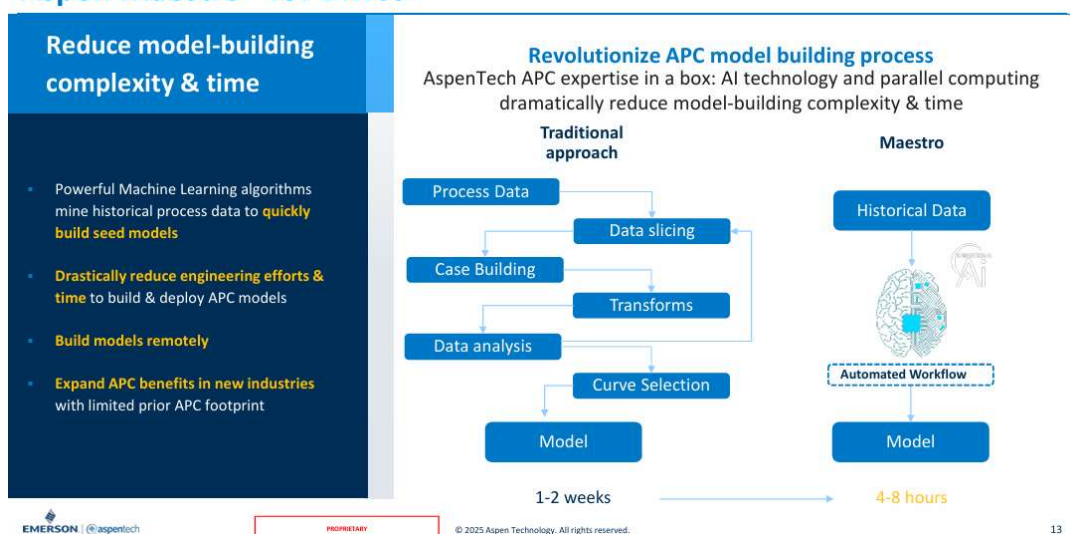


如上圖所示，傳統 MPC 是線性模型，只能在「操作點附近」準確預測；而 DMC3 將深度神經網路（DNN）整合入控制器中，能夠捕捉裂解、反應、

分餾等系統的非線性行為的操作模式，建立非線性模型，使得 APC 控制策略可以在更廣闊的操作範圍內保持穩定與最佳化。

3. Maestro：機器學習種子模型（ML Seed Modeling）

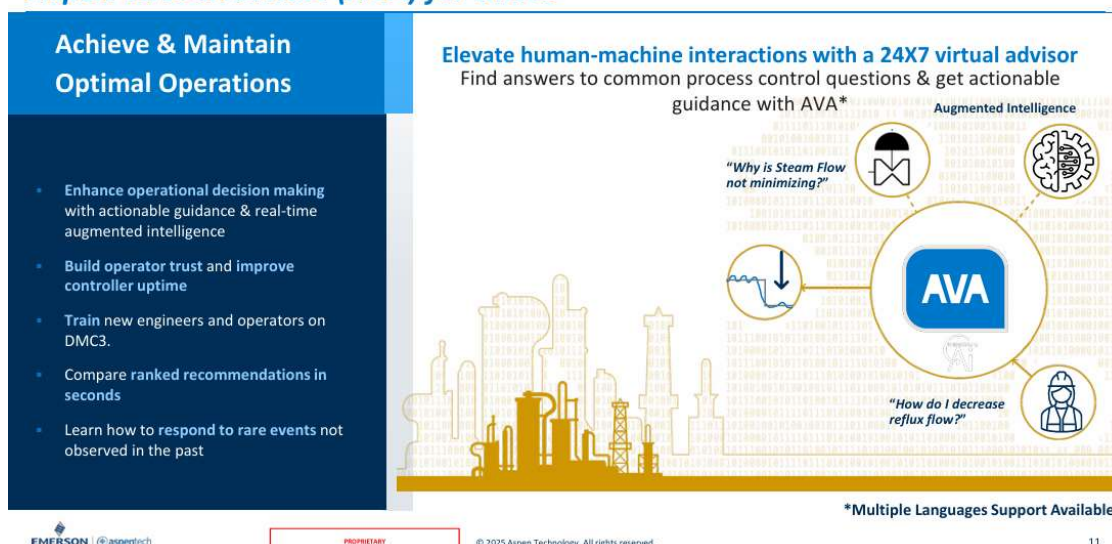
Aspen Maestro™ for DMC3



Maestro 能利用歷史操作資料自動挖掘變數關聯性，生成初步「種子模型」，讓工程師在數小時內完成模型建置。相較於過去要花 1-2 週進行測試與建模，時間大幅縮短至 4-8 小時，讓 APC 導入成本與週期顯著下降。

4. 虛擬顧問（Aspen Virtual Advisor, AVA）

Enable Operators & Engineers to Make the Best Control Decisions Aspen Virtual Advisor (AVA) for DMC3™



如上圖，AVA 是一個智慧顧問，可透過問答式介面協助操作員或工程師解釋 APC 狀態，例如：

「為什麼現在蒸氣用量沒有最小化？」「如何讓回流比下降而不影響品質？」

AVA 會根據控制器狀態與資料模型給出具體建議，甚至提供改進步驟，幫助新進操作員理解 APC 行為，提升 APC 上線率與信任度。

5. Aspen GDOT (Real Time Optimization, RTO)

Dynamically Optimize Multiple Units in Real Time Aspen GDOT™

V15™

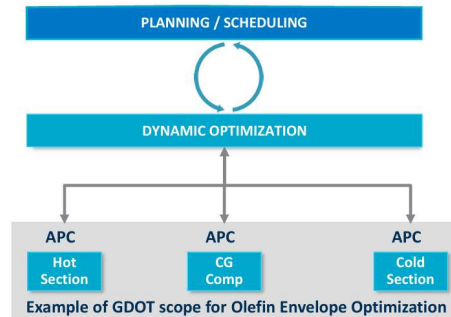
Minimize Margin Leakage

Benefits

- Maximize margins by coordinating and optimizing multiple units, applications or columns in real time
- Minimize product giveaway and maximize valuable products
- Improve energy efficiency and reduce emissions
- Aligns planning objectives and economics with operations through consistent models
- Accelerate value delivery with new web-based intuitive flowsheet environment

Closed Loop Dynamic Optimization 24x7:

Aspen GDOT™ enables planning, scheduling & APC layers to work, adapt and optimize together at same frequencies as APC

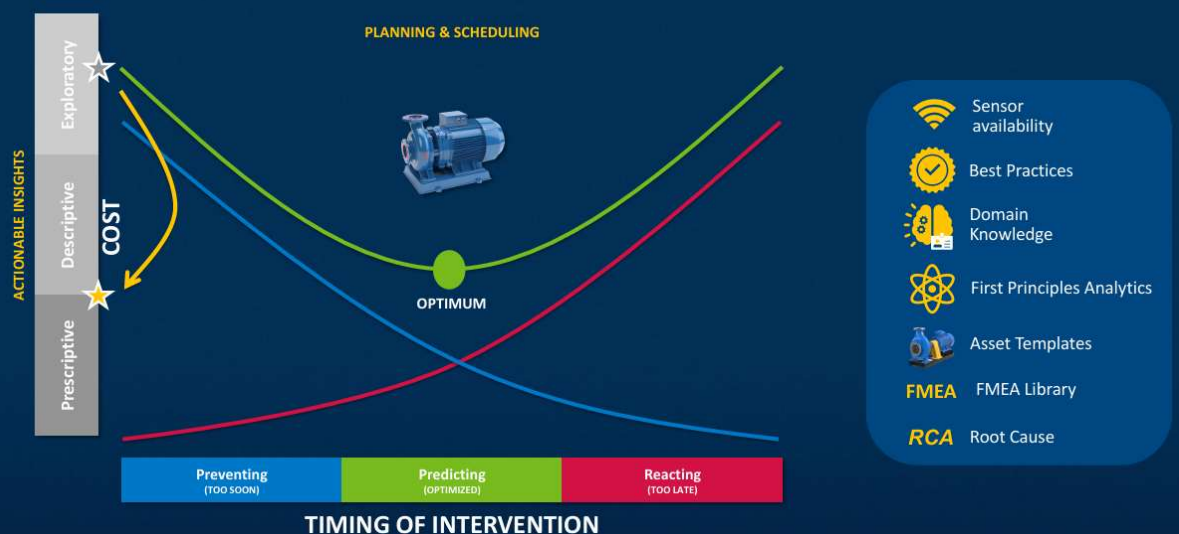


如上圖，在傳統的工廠操作中，規劃（Planning）會在日或週的尺度設定目標，APC 則負責控制單一製程穩定。Aspen GDOT 的設計理念是要把這兩個世界「即時連接起來」，形成一個持續自我調整的經濟導航系統。

換句話說：APC 控制「如何運轉得穩」，Aspen GDOT 決定「該往哪個方向最賺」。Aspen GDOT 在工廠中以閉迴路運行，不間斷地根據現場狀態、能耗、原料、價格、約束條件，動態修正最經濟的操作目標，再把這些目標即時下傳給各單元的 APC 控制器執行。

5. Aspen Mtell(Advanced Equipment Analytics, 高階設備預知維護分析)：

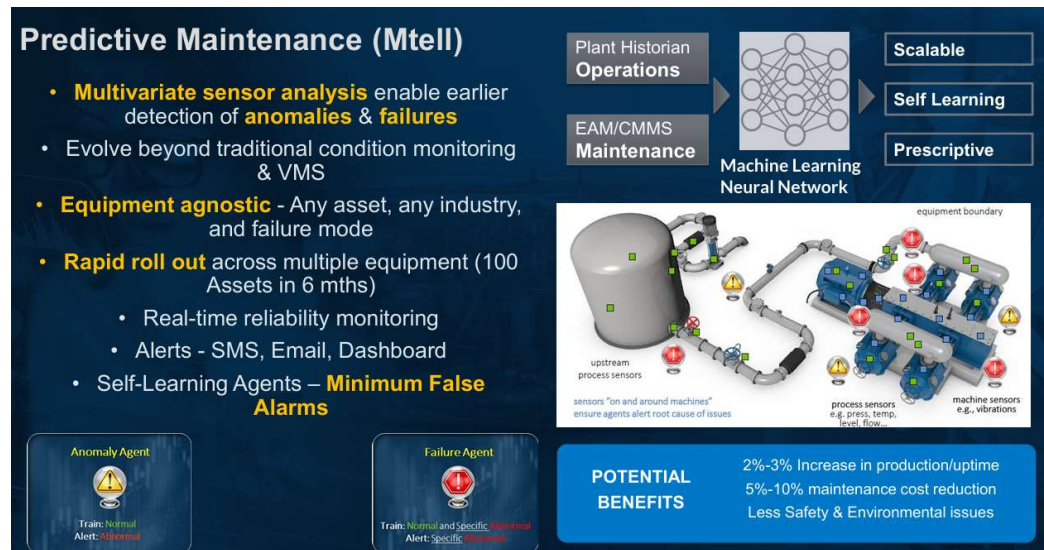
Effectively Managing Capital Assets



如

上圖，Aspen Mtell 是一個以 機器學習 (ML) 與人工智慧 (AI) 為核心的預測性維護系統，目標是讓工廠從傳統的「反應式維修 (Too Late)」與「預防式維修 (Too Soon)」進化到「最佳化維修 (Optimized)」的層級，接下來將介紹 Aspen Mtell 四個核心的特色，來說明該系統如何達到這點的。

1. 智慧代理 (AI/ML Agents) 運作原理

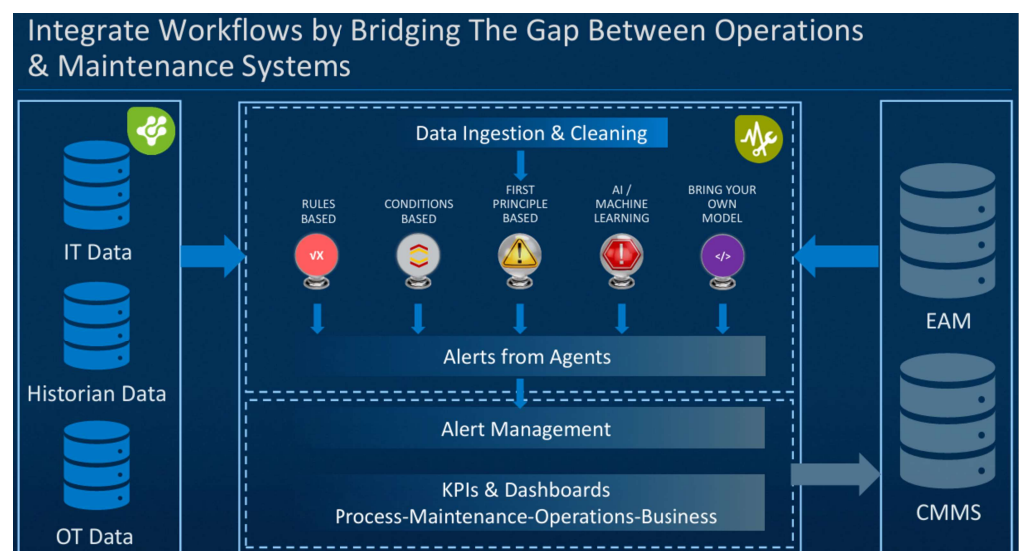


如上圖，Mtell 的核心是以多變量感測器分析方式 (Multivariate Sensor Analysis) 來即時偵測設備異常或退化跡象，並建構多層次的 AI/ML 代理 (Agents)，這些代理會長期學習設備運行資料、形成「失效特徵模型」，進而達成：

(1) Failure Agents：辨識並學習特定失效模式的資料特徵，能在相似情況重現前提前預警。

(2) Anomaly Agents：持續監測設備是否脫離正常操作範圍，一旦偏離立即發出警報。

這些代理每天、每分鐘持續分析資料流，預測「何時、何種故障會發生，以及應如何避免」，達到自我學習與持續改善的目標，並能顯著降低誤報率，這樣的機制可在故障發生前數週提出預警，避免非計畫停機，並降低維修成本 5 - 10%，提升生產可用率 2 - 3%。



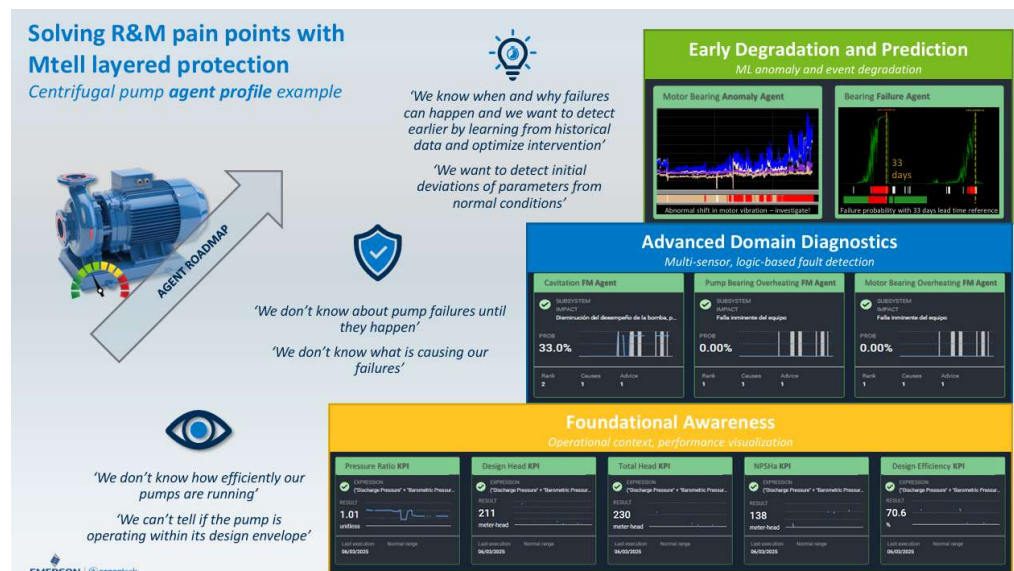
2. 跨系統整合與工作流程連結

如上圖，Aspen Mtell 能橋接 Operations 與 Maintenance 系統之間的斷層，形成完整的工作流程整合：

- (1)系統可結合 IT（企業資訊）、OT（操作技術）及 Historian 資料。
- (2)支援多種診斷方式：Rule-based、Condition-based、First-Principles-based 及 AI/ML-based。
- (3)所有警報皆可透過 Dashboard、Email 或 SMS 傳達，並直接觸發 EAM/CMMS 維修工單。

這讓維護決策能夠以資料驅動（Data-Driven）為基礎，並具備可追溯性與行動導向的警報管理流程

3. 層級化的設備保護策略（Layered Protection）



如

上圖，Mtell 採用分層的智慧監控設計，針對每個設備建立 Agent Profile，例如「離心泵浦」案例：

- (1)基礎認知（Foundational Awareness）：監控效率、揚程、NPSHa 等

KPI，確保操作在設計範圍內。

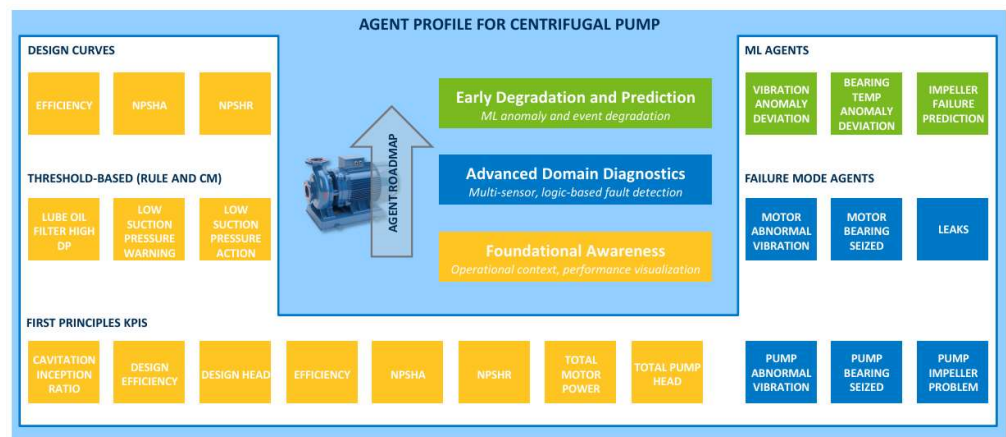
- (2)高階診斷（Advanced Domain Diagnostics）：多感測器邏輯運算，辨識如軸承卡死、葉輪故障、異常振動等。

- (3)早期劣化預測（Early Degradation Prediction）：利用 ML 模型偵測微小異常趨勢，提供 20 – 78 天的提前預警。

此層級化設計可針對單一設備同時部署數十個代理，形成完整的健康監測矩陣，確保操作安全與連續性。

3. 內建 FMEA 與資產範本 (Agent profile)

Agent profile for a centrifugal pump



如

上圖，Aspen Mtell 內建行業資產範本與 FMEA 資料庫，可快速導入 Pump、Compressor、Heat Exchanger 等關鍵設備的推薦感測項與 KPI。這使系統在部署初期就具備可靠的失效邏輯 (Cause → Effect → Remedy Mapping)，能指導工程師以標準化方式進行分析。

優點包括：

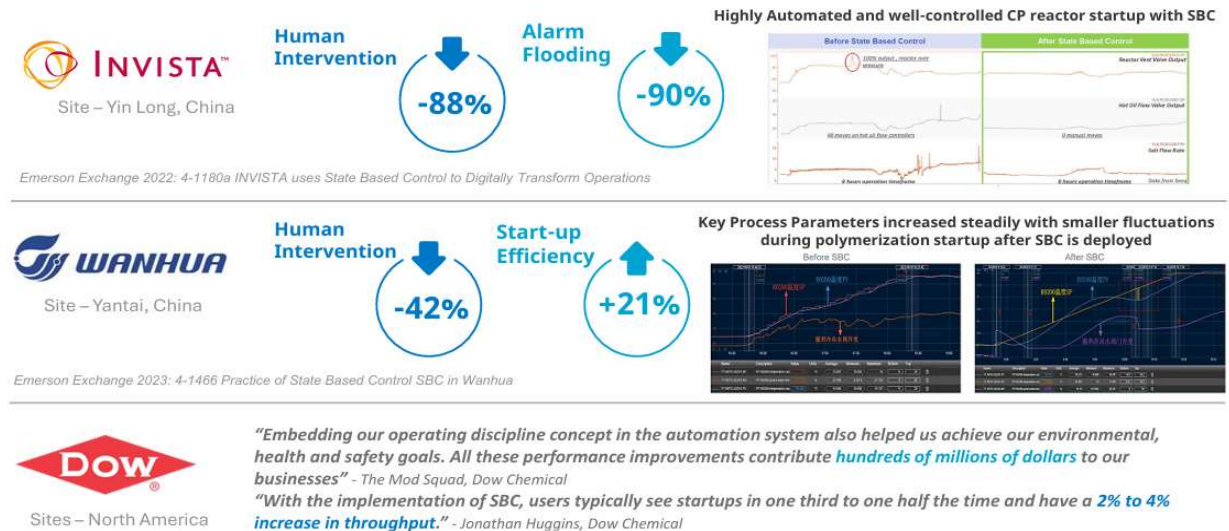
- (1)快速部署：100 台設備可於 6 個月內上線。
- (2)降低人為知識門檻：透過標準化 FMEA 與 模板導入，加速組織內知識傳承。

三、具體成效

此次參訪，Emerson 公司向我們展示知名石化業者在國外工廠使用自主化工廠的績效如下，請見下方相關說明：

1. 基於狀態操作(State-Based Control, SBC)使用的成效：

Proven Result of DeltaV Sites with State Base Control



如上圖最上方所示，Invista（英威達，中國銀龍廠）在其聚合反應器導入 DeltaV 的 State-Based Control（SBC），實現高度自動化與程序一致化的開車控制。導入後：

- (1)人為介入次數降低 88%
- (2)警報洪流（Alarm Flooding）減少 90%

右上方的圖表顯示，導入 SBC 前，反應器啟動過程中警報頻繁且需多次人工操作；導入後，開車程序自動執行，警報大幅減少，顯示製程受控且平穩。此案例證明：SBC 能原本仰賴操作員經驗的程序轉為「自動化邏輯控制」，顯著提升安全與效率。

如上圖中間所示，Wanhua（萬華化學，中國煙台廠）在聚合製程中導入 SBC 後，關鍵效益如下：

- (1)人為介入降低 42%
- (2)開車效率提升 21%

中間的趨勢圖比較導入前後的聚合反應起始曲線得到：

在導入前，溫度與壓力變化劇烈、啟動時間長；導入後，參數變化趨於平穩，波動明顯縮小，表示系統能自動辨識狀態條件並順利進入穩態生產階段。

如上圖最下方所示，Dow Chemical（陶氏化學，美國廠區）表示，將操作紀律（Operating Discipline）概念嵌入自動化系統後，不僅改善操作績效，也同時實現了環安衛（EHS）與生產目標，他們指出：

「這些效能改善為企業帶來了數以億計美元的價值。」

「導入 SBC 後，開車時間縮短至原來的 1/3~1/2，整體產能提升約 2%至 4%。」
此案例顯示 SBC 不僅提升操作一致性與安全，也直接帶來可量化的經濟效益。

2. Aspen DMC3 和 Aspen GDOT 使用的成效：

Aspen GDOT™ Applications & Typical Post Audit Benefits				
Industry	Refining			Olefins
Use Case	Distillate Processing	Naphtha Processing	H ₂ & Utility Systems	Olefins Plant
Benefit	Increase diesel production by 10% and reduce quality giveaway	Increase aromatics yield by 5% & reduce gasoline quality giveaway	Reduce fuel gas & H ₂ losses by 50%+	Increase throughput by 2-5%; Improve yield by 1-2%
Value (Profit)	\$4M to \$10M / year	\$1.5M to \$3M+ / year	\$1M to \$3M+ / year	\$6 to \$10 / MT
Value (Sustainability)	CO ₂ emissions reduction by up to 44KT/yr.	CO ₂ emissions reduction by up to 37KT/yr.	Reduce H ₂ losses by 50%+ & reduce fuel gas consumption.	2% to 3% reduction in specific energy consumption



© 2024 Aspen Technology, Inc. All rights reserved. 42

如上圖所示，諸多石化業者多用 Aspen GDOT 把計畫/排程與 Aspen DMC3 的即時運行連動，形成的經濟優化，因而出現上面所列的「增產、降耗、減碳、增利」的效益，得到效益如下：

(1)煉油－中間餾分 (Distillate Processing)

- 效益：柴油產量提升約 10%，並降低品質過度給予 (quality giveaway)。
- 年度利潤：400 萬~1,000 萬美元/年。
- 永續：二氧化碳減排最高 44 千噸/年。

(2)煉油－石腦油路線 (Naphtha Processing)

- 效益：芳香烴收率 +5%，並降低汽油品質給予。
- 年度利潤：150 萬~300 萬+ 美元/年。
- 永續：二氧化碳減排最高 37 千噸/年。

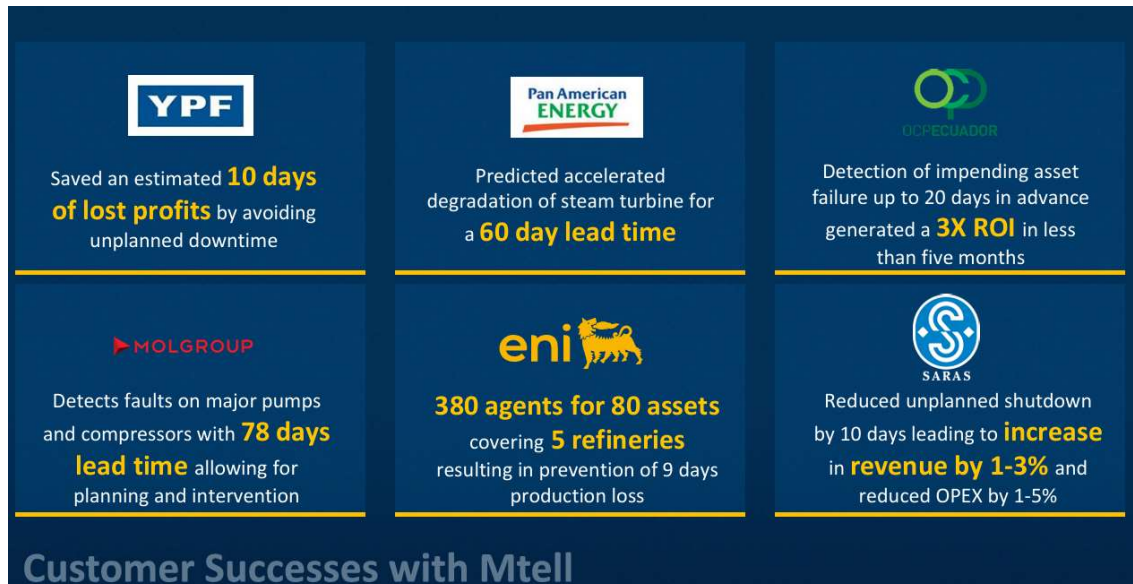
(3)煉油－氫氣與公用系統 (H₂ & Utility Systems)

- 效益：燃料氣與氫損失降低 50% 以上。
- 年度利潤：100 萬~300 萬+ 美元/年。
- 永續：同時降低 H₂ 損失 50%+ 並減少燃料氣消耗。

(4)烯烴工廠 (Olefins Plant)

- 效益：整體產能 +2~5%、收率 +1~2%。
- 年度利潤：以產量計，每噸增加 6~10 美元。
- 永續：比能耗下降 2~3%。

3. Aspen Mtell 使用的成效：



如

上圖，Aspen Mtell 是一套結合 AI 與機器學習 (ML) 的預測性維護平台，其核心功能包括自我學習代理 (Agents)，能辨識設備的失效特徵、預測何時可能發生問題，並自動通知操作與維護團隊進行預防性處置。

從實際案例來看，Mtell 的效益十分顯著：

阿根廷國營石油公司 YPF 透過 Mtell 避免非計畫停機，節省約 10 天的生產損失；阿根廷的能源企業 Pan American Energy 預測汽輪機退化達 60 天提前期；厄瓜多爾輸油公司 OCPEcuador 則提前 20 天偵測到設備故障，於五個月內達成 3 倍投資報酬率。

匈牙利的跨國石油與天然氣公司 MOL Group 在主要泵浦與壓縮機上偵測異常，達到 78 天提前預警；義大利能源巨頭 Eni 部署了 380 個代理監控 80 項資產，成功避免 9 天的生產中斷；而義大利煉油與能源公司 SARAS 則將非計畫停機縮短 10 天，使 營收提升 1 - 3%、營運成本降低 1 - 5%。

四、心得及建議

本次赴 Emerson 新加坡基地參訪，深刻體認到該公司在「自主化工廠 (Autonomous Operation)」推動上的完整藍圖與執行深度。Emerson 結合 AspenTech 技術，透過 Boundless Automation 架構，形成從智慧感測、控制、即時優化至企業決策的閉環系統，使工廠具備自我感知、自我判斷、自我行動與自我優化的能力。其成功關鍵在於以資料整合為核心、以 AI 與機器學習為驅動，並透過模組化工具（如 DMC3、GDOT、Mtell）將控制與決策數位化、標準化，最終實現跨單元經濟最佳化與預測性維護的協同效益。

以具體應用而言，Emerson 展示多家國際石化業者的實績，例如 Invista 導入 State-Based Control 後操作介入次數減少 88%、警報洪流降低 90%；Dow Chemical 則藉此將開車時間縮短至原來的 1/3 至 1/2，產能提升約 2% 至 4%。另一方面，Aspen GDOT 能實現全廠經濟導航，使煉油與烯烴產線達到能源利用率提升與碳排減量並行的目標；而 Aspen Mtell 則以 AI 預測模型成功協助多家業者提前數週偵測設備劣化，顯著降低非計畫停機與維修成本。這些成功案例顯示，Emerson 的自主營運策略不僅是單點技術導入，而是以數據治理、AI 模型與動態模擬為基礎的整體性工廠轉型方案。

相較之下，中油林園廠目前的智慧化發展已有初步成果。新三輕組導入高階程序控制 (APC) 以穩定製程，達到操作參數的一致化與能源使用最佳化；公用組則已建立能源管理系統 (EMS)，以協助統合各單元能耗資訊並提升能源使用效率。設備維護方面，新三輕組與四輕組的關鍵壓縮機已導入 AVEVA Predictive Analytics 進行預知維護，廠商正依據軟體內的設備模板調整模型以提升預測準確度(煉研所發包)；同時，亦正與中鼎工程洽談在新三輕組建立 Digital Twin (數位孿生) 技術，為未來製程模擬與操作訓練奠定基礎。整體而言，林園廠的發展方向與 Emerson 所展示的自主化藍圖在策略上相符，皆朝向以資料驅動的智慧決策、預測性維護及全廠最佳化為長期目標。然而，目前仍屬於「系統分散、功能分層」的階段，尚待建立跨層級的整合與閉環回饋機制。

綜合觀察，林園廠若欲邁向自主化營運，建議可分三階段推動：

- (1)第一階段，強化基礎數據治理與標準化建模。應建立橫跨 IT/OT 層的資料中樞，整合 DCS、EMS、CMMS 與歷史數據，確保工業 AI 模型可持續學習與驗證。
- (2)第二階段，逐步導入 RTO 與跨單元優化系統。可參考 Aspen GDOT 的概念，將 APC 所維持的穩定製程與生產計畫連動，實現製程與經濟指標的動態平衡，進一步提升產能與能源效率。
- (3)第三階段，導入預測性維護與數位孿生整合。可將 AVEVA Predictive Analytics 與未來的 Digital Twin 平台串接，建立動態模擬與實際狀態之映射模型，透過虛擬試車與 AI 模擬預測達到操作決策輔助的功能。