

# AIOps 應用實踐與發展趨勢

資訊處

陳彥閔

中華民國 114 年 6 月

作者任職於中央銀行資訊處，本文內容純屬個人意見，與服務單位無關，如有錯誤，概由作者負責。

## 摘要

隨著企業數位轉型浪潮加速推進，IT 營運的複雜度與即時性需求正以前所未有的速度攀升。傳統監控與管理方法已無法因應現代 IT 架構中龐大數據量與異常事件的爆發式增長。AIOps (Artificial Intelligence for IT Operations) 因此應運而生，成為連結人工智慧與 IT 營運流程的智慧中樞，藉由機器學習、大數據分析與自動化技術，實現監控數據的洞察、異常事件的預測，以及系統故障的即時處理。

本文旨在系統性探討 AIOps 的技術基礎、核心架構與導入策略，並深入分析企業在實施過程中所面臨的技術挑戰、組織整合問題及文化轉型需求。研究亦探討 AIOps 應用於事件關聯、異常偵測、根因分析與智慧修復等場景的實務效益，輔以成熟度模型與治理架構建議，提出具體可行的導入藍圖與策略建議。

在技術發展層面，AIOps 正邁向強化學習、圖神經網路與聯邦學習等先進架構的深度融合，並延伸應用至資安、客戶體驗與業務決策等多元領域。未來，AIOps 不僅是提升 IT 維運效率的利器，更將成為實現企業「數據驅動決策」與「智慧營運韌性」的關鍵支柱。

本研究希冀為政策制定者、企業決策者與 IT 專業人員提供一套兼具學理與實務的 AIOps 全貌觀點，協助組織建立具備敏捷性、可觀察性與自動修復能力的智慧營運體系，搶佔數位競爭先機。

## 目次

|                             |    |
|-----------------------------|----|
| 一、緒論 .....                  | 1  |
| 1.1 背景與研究動機 .....           | 1  |
| 1.2 研究目的與問題 .....           | 1  |
| 1.3 研究方法與結構概述 .....         | 2  |
| 二、AIOps 的技術基礎與演進 .....      | 2  |
| 2.1 AIOps 的起源與定義演化 .....    | 2  |
| 2.2 AIOps 架構組成與模組功能 .....   | 4  |
| 2.3 自動化成熟度與演進階段 .....       | 4  |
| 2.4 技術整合與實施重點 .....         | 5  |
| 三、AIOps 應用領域解析與功能導向實踐 ..... | 6  |
| 3.1 應用分類概述 .....            | 6  |
| 3.2 事件關聯與告警降噪 .....         | 7  |
| 3.3 異常偵測與趨勢預測 .....         | 8  |
| 3.4 根因分析與因果推論 .....         | 10 |
| 3.5 自動回應與智慧修復 .....         | 11 |
| 四、AIOps 導入挑戰與建議 .....       | 12 |
| 4.1 技術導入挑戰 .....            | 12 |
| 4.2 組織推動障礙 .....            | 13 |
| 4.3 推動建議 .....              | 14 |
| 五、AIOps 導入策略與治理架構建議 .....   | 16 |
| 5.1 導入藍圖規劃 .....            | 16 |
| 5.2 治理架構建置 .....            | 17 |
| 5.3 風險控管設計 .....            | 17 |
| 5.4 組織與流程整合 .....           | 18 |

|                         |    |
|-------------------------|----|
| 5.5 組織文化與能力建設 .....     | 19 |
| 六、AIOps 發展趨勢與未來展望 ..... | 19 |
| 6.1 技術演進趨勢 .....        | 19 |
| 6.2 應用層擴展與垂直深化 .....    | 20 |
| 6.3 管理與治理模式的重構 .....    | 21 |
| 6.4 從 AI 輔助到人機共融 .....  | 21 |
| 6.5 未來展望 .....          | 22 |
| 七、參考文獻 .....            | 23 |

# 一、緒論

## 1.1 背景與研究動機

在資訊科技與營運高度融合的當代，企業 IT 基礎架構的複雜性與規模已達到前所未見的地步。從傳統資料中心轉變到混合雲、多雲環境，數位資產遍佈，大量異質數據充斥，使得 IT 營運面臨嚴峻挑戰。尤其在企業數位轉型的進程下，IT 作業不僅需支撐業務持續運作，更需轉型為即時決策、智慧反應的支援核心。然而，傳統的監控與管理方法，如規則式告警、靜態儀表板與人工調查，已難以因應系統高速變動與事件暴增的趨勢。

為此，「人工智慧 IT 營運」(Artificial Intelligence for IT Operations, AIOps) 概念於 2016 年由 Gartner 提出，融合機器學習 (Machine Learning, ML)、大數據分析與自動化技術，旨在從龐大的 IT 數據中自動發掘事件、預測異常、實施回應動作，進而強化系統的可觀測性與復原力。

AIOps 不再是未來式的構想，而是現今企業面對營運可持續性 (Resilience)、服務等級協定 (Service Level Agreement, SLA) 達成、工程人力最佳化的可行解方。

## 1.2 研究目的與問題

本論文旨在系統性探討 AIOps 的核心技術基礎、實務導入挑戰與未來發展趨勢，進一步解答以下研究問題：

1. AIOps 於技術與應用層面，提供哪些具體的智能化能力？
2. 現實導入過程中，企業可能面對哪些組織性、文化性與技術性挑戰？

3. 隨著 AI 與 ITSM (IT Service Management, 資訊科技服務管理)、SRE (Site Reliability Engineering, 網站可靠性工程)、MLOps 的深度融合, AIOps 未來可能發展出何種新形態?

透過彙整多篇學術、白皮書、研究報告之理論與實證探討, 本研究期能構建一套理論紮實且具實務應用價值的 AIOps 全貌觀點, 並為企業、學界與政策制定者提供一套全面理解 AIOps 的理論基礎與應用藍圖。

### 1.3 研究方法與結構概述

本文共分為七章, 其結構如下:

- 第 1 章: 緒論。
- 第 2 章: AIOps 的技術基礎與演進。
- 第 3 章: AIOps 應用領域解析與功能導向實踐。
- 第 4 章: AIOps 導入挑戰與建議。
- 第 5 章: AIOps 導入策略與治理架構建議。
- 第 6 章: AIOps 發展趨勢與未來展望。
- 第 7 章: 參考文獻。

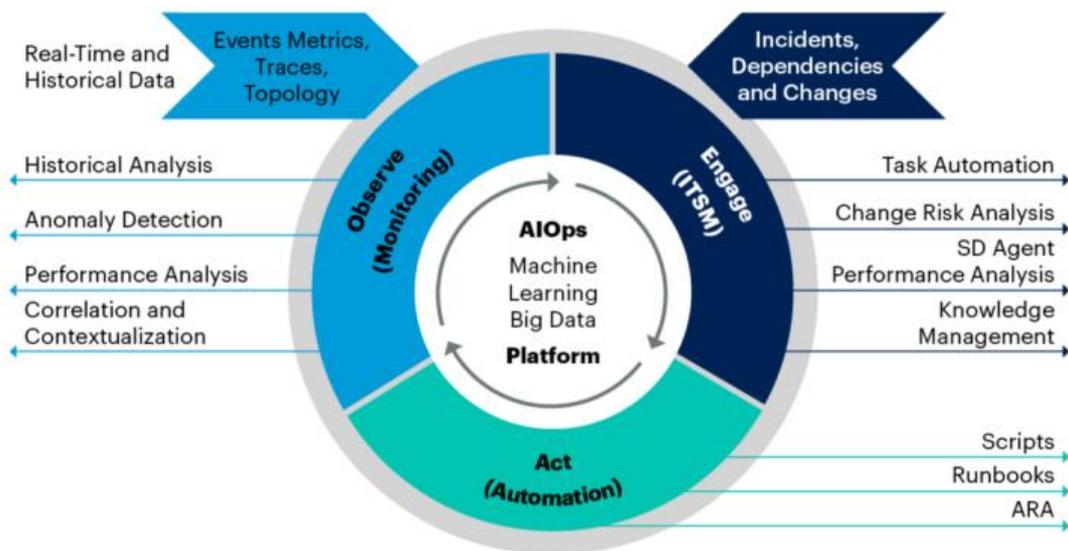
## 二、AIOps 的技術基礎與演進

### 2.1 AIOps 的起源與定義演化

AIOps 最初於 2016 年由 Gartner 所提出, 早期定義為「演算法驅動的 IT 營運」, 並於 2017 年正式命名為「人工智慧 IT 營運」, 以強調其運用

AI 技術自動化資料處理與作業決策之能力。其核心目標是整合機器學習、大數據分析、事件關聯與自動化回應機制，強化 IT 系統的可視性與行動力。

AIOps 的本質不僅是工具組合或平台，而是一種智慧化營運的新典範。其目的在於將龐大且雜亂的監控資料轉化為可行動的洞察，縮短事件處理時間（Mean Time to Resolution, MTTR）、減少誤報率，並提升營運穩定性。根據 Gartner 所提出的 AIOps 平台模型，整體運作可分為三大環節：Observe（觀察）、Engage（介入）、Act（執行），如圖 1 所示。



X

圖 1 AIOps 平台與自動化任務對應架構 (source: Gartner)

平台核心以大數據與機器學習引擎為基礎，透過上述三層模組驅動整體 ITOM (IT Operations Management, IT 營運管理) 自動化流程，並整合 ITSM 工具與 CI/CD (Continuous Integration/Continuous Delivery or Deployment) 流程管理平台，形成一個閉環式智慧營運架構。

## 2.2 AIOps 架構組成與模組功能

一個成熟的 AIOp 系統，通常包含資料整合、資料分析與學習、事件關聯與決策、自動化執行、可觀測性與視覺化等五大模組，各模組相互協作，構成資料流與行動流的雙向驅動系統。

首先，**資料整合模組**從多元資料源（如應用日誌、系統指標、事件告警）收集資料，並進行清理與格式轉換。支援 Kafka、Fluentd 等流程處理平台以維持資料之即時性。接續的**資料分析與學習模組**透過機器學習技術執行異常偵測、趨勢預測與根因分析。常用技術包括 Autoencoder、Random Forest、LSTM（Long Short-Term Memory）及 NLP（Natural Language Processing）模型，用於結構化與非結構化數據處理，當模型產出異常訊號後，**事件關聯與決策模組**接手進行事件彙整與上下文判讀，該模組使用規則引擎與統計模型，整合多筆事件訊息後進行重複數據刪除（DeDuplicate）、降噪（Noise Reduction）與分類。再由決策引擎根據 SLA、業務重要性與上下文資料，提供事件優先順序與應對建議。緊接著**自動化執行模組**根據決策結果，觸發實際行動，此模組整合 DevOps 工具鏈與 RPA（Robotic Process Automation）技術，自動啟動修復流程、執行命令腳本、調整資源配置，實現智能自癒與業務不中斷。最後，**可觀測性與視覺化模組**將 Logs、Metrics、Traces 或 Events 與拓撲資訊整合呈現，支援即時視覺化監控、歷史追蹤、使用者互動與儀表板自訂。透過這五大模組形成從資料收集、洞察分析、策略制定到自動化執行的全流程閉環，是當代智慧 IT 營運的技術基石。

## 2.3 自動化成熟度與演進階段

依據 IBM 所提出的五層自動化架構，AIOps 自動化能力可被歸類為以下層級：

| 層級     | 自動化能力  | 特徵描述                 |
|--------|--------|----------------------|
| L1：基礎層 | 人工操作   | 完全依賴人力監控與決策          |
| L2：管理層 | 資訊聚合   | 系統提供資訊彙整，協助人力判斷      |
| L3：預測層 | 智能建議   | 系統進行異常預測與處置建議        |
| L4：適應層 | 自動處理   | 系統可依規則或模型自動執行動作      |
| L5：自治層 | 策略導向決策 | 系統可根據策略與 KPI 自我調整與學習 |

成熟度模型有助於企業評估現況並規劃導入策略，從初階監控逐步邁向完全智慧營運。企業導入時，建議採用漸進式演進策略，避免一次就投入全部資源的投資風險與系統性的抗拒，目前多數商用 AIOps 工具落在 L3 至 L4 階段，而 L5 則是中長期發展方向。

## 2.4 技術整合與實施重點

AIOps 並非獨立運作的技術體系，而是與以下領域密切整合：

- ITSM 系統（如 ServiceNow）：做為事件、工單與變更管理的流程引擎；
- Observability 工具（如 Prometheus、Elastic、Datadog）：提供原始資料與指標輸入；
- CI/CD 平台：如 GitOps、Ansible、Jenkins，實現修復與部署行動自動化；
- MLOps/ModelOps：進行模型的版本控管、偏差偵測與治理。

因此，AIOps 的實施除須掌握核心技術外，更須注重跨系統整合能力與流程再設計，才能真正發揮效益。AIOps 的價值，在於建構一套可觀察、可預測、可回應的營運架構，將繁瑣的 IT 營運流程轉化為可標準化與自動化的工作鏈。從平台架構、模組劃分到成熟度模型，AIOps 已形成一套具備技術穩定性與產業可行性的系統體系。對企業而言，導入 AIOps 不只是技術升級，更是邁向資料驅動決策與營運智慧化的必經之路。

### 三、AIOps 應用領域解析與功能導向實踐

#### 3.1 應用分類概述

AIOps 的實作核心，並非單一模型或平台，而是涵蓋多層次技術能力與應用模組的系統架構。根據研究與業界實踐觀察，AIOps 功能可依據其目標、資料處理方式與導出結果，進一步劃分為事件關聯與告警降噪、異常偵測與行為預測、根因辨識與衝擊評估、智慧決策與自動化修復、持續學習與人機協作等五大關鍵模組，構成一個由觀察到行動，依序為 Observe、Analyze、Decide、Act、Learn 的連貫流程。

##### (一) 事件關聯與告警降噪 (Event Correlation & Noise Reduction)

透過關聯演算法與拓撲圖譜，自動聚合來自不同來源但實為同一根因的事件訊號，降低重複告警與人為判斷負擔。該模組結合時間序列處理、資源依賴分析與規則學習，為整體分析流程建立可解釋性基礎。

##### (二) 異常偵測與行為預測 (Anomaly Detection & Predictive Analytics)

利用統計分析、機器學習與深度學習模型，辨識指標偏離常態之狀況。其技術基礎包括多變量分析、時間序列預測（如 LSTM）、Autoencoder 與離群值檢測演算法等，支援即時預警與行為走勢預估。

##### (三) 根因辨識與衝擊評估 (Root Cause Identification & Impact Analysis)

對異常訊號進行上下游因果關聯推斷，並根據服務拓撲結構評估潛在衝擊。典型方法包括因果圖、貝氏網路、圖神經網路等，並可結合歷史事件相似度分析與故障重現模擬。

#### (四) 智慧決策與自動化修復 (Automated Decision & Remediation)

將模型推論結合行為政策引擎 (Policy Engine) 與自動化腳本平台，進行修復建議生成、修復策略 (Runbook) 推薦，甚至觸發自動擴容、重啟或資源調整行動，形成閉環處理流程。

#### (五) 持續學習與人機協作 (Continuous Learning & Human-in-the-loop)

實作中，所有模組應支援持續學習與人工回饋機制，例如標記誤判告警、模型精度監控、決策覆核機制等，確保模型與策略可持續調整與演進，並符合治理需求。

這些功能模組雖各自獨立，但彼此相互依賴。企業可依照成熟度模型與現有 IT 架構狀態分階段導入，從可視化與告警優化出發，逐步擴展至決策自動化與智慧回饋。

### 3.2 事件關聯與告警降噪

在企業 IT 營運環境中，大量告警訊息的湧現往往並非代表大量異常事件，而是系統過度敏感或事件重複通報所致。過多的告警會導致工程師忽略真正關鍵訊號，增加誤判與延遲回應風險。AIOps 透過事件關聯與告警降噪技術，協助自動過濾非必要訊號、整合相似事件、建立事件語意關係，進而顯著降低告警數量並提升回應效率。

事件關聯的關鍵在於辨識多個看似獨立的告警，實際上可能源於同一異常根因。平台會利用事件時間、資源拓撲、服務依賴關係與歷史處理紀錄，進行聚合與分類。例如，當資料庫逾時、應用層錯誤與 CPU 負載異常

同時出現時，系統能推斷其為單一資源異常的延伸反應，將其視為一組事件處理單元。

告警降噪則著重於過濾冗餘、低風險或不具影響力的訊號。AIOps 常採用基於規則的過濾器（如靜態白名單）、時間窗合併（Sliding Window Aggregation），或使用機器學習模型自動判別異常告警的真實性與優先順序。較進階的平台則會整合告警歷史接納率、處理結果與模型信心分數來動態調整告警等級。

透過這些機制，事件關聯模組能將上百則告警濃縮為數個可處理事件群組，並為每個群組加上關聯指標、影響評估與優先建議，協助團隊快速聚焦。這不僅可減少資訊過載，也提升了事件回應流程的標準化程度與智慧化潛力。

未來的事件關聯與降噪技術將進一步導入因果圖分析、圖神經網路與跨模組語意融合能力，使事件推理更具深度與可解釋性，並支援多層次告警視覺化與自動工單開立邏輯，強化從監控到修復的自動化鏈結。

### 3.3 異常偵測與趨勢預測

異常偵測是 AIOps 的關鍵應用之一，主要目的在於自動識別 IT 系統中產生之偏離正常行為的訊號，避免系統故障或效能劣化。此模組需處理高頻、多變的資料流，常見資料來源包括 CPU 使用率、記憶體佔用、交易延遲與網路流量等時間序列指標。

目前主流技術包括統計模型（如 Z-score、IQR（Interquartile Range））、無監督學習（如 Isolation Forest、Autoencoder）與深度學習模型（如 LSTM、GRU（Gated Recurrent Unit）），可依據資料特性與場景需求選擇應用方式。其中，使用如 TFT（Temporal Fusion Transformer）之

Transformer 架構進行多變量序列建模，已逐步進入 AIOps 實務領域。TFT 能整合靜態特徵與時間序列輸入，並具備動態特徵選擇與長期依賴建模能力，特別適合處理 IT 營運資料中「多指標交互影響」與「異常預兆訊號分散」的情境，可同時支援異常偵測與趨勢預測同步執行。

趨勢預測功能則進一步強化 AIOps 的預防性能力，可用於預測資源壓力、容量瓶頸或 SLA 偏移。常見方法如整合移動平均自迴歸模型（Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA）、Prophet 或 LSTM，適合建立資源利用與效能行為的短中期預測模型。其中，Prophet 具備強化季節性與假期效應建模的能力，適合週期性明確、可解釋性要求高的系統行為預測；而 LSTM（長短期記憶網路）則屬於深度學習架構，能捕捉複雜的非線性時間依賴關係，特別適用於具高變異性與長期依賴特性的基礎設施監控數據。預測結果可用來驅動動態擴容、維運排程調整與預警提示等決策動作，實現更具前瞻性的 IT 營運管理。

導入異常偵測與預測模組時，須特別注意資料品質、異常定義與模型可解釋性。由於異常偵測與趨勢預測模型需依賴大量標註資料以進行有效訓練與校正，若缺乏人員提供真實異常樣本或驗證模型輸出，將可能導致模型誤判頻繁（例如將正常波動誤判為異常），進而產生高比例的誤報與漏報。長期下來，工程團隊對模型建議將逐漸失去信任，進一步影響模型的採用率與優化潛力。為避免此一情形，AIOps 平台應設計具備人機交互回饋機制，透過人工標記真實事件、即時驗證模型結果與引入 SHAP（SHapley Additive exPlanations），SHAP 能量化每個特徵對模型預測結果的貢獻，讓系統能清楚呈現「模型為何判斷為異常」的依據，有助於提升模型透明度與準確度，進而鞏固人機信任基礎與持續改善預測品質並強化決策可信度。

總結來說，異常偵測與趨勢預測模組已從輔助監控工具進化為 AIOps 中樞功能，其精準性與可行動性將直接影響整體平台效能與商業價值實現。

### 3.4 根因分析與因果推論

根因分析是 AIOps 平台邁向智慧決策的核心功能，其目標在於協助營運團隊快速鎖定事件發生的源頭，減少處理時間與誤判風險。相較於傳統事後回顧式分析，AIOps 採用即時資料與模型推論方式，在事件發生當下預測最可能的異常來源與傳播路徑。

典型實作流程包括事件聚合、關聯建模與因果推論。事件聚合後，平台會結合服務拓撲結構、歷史事件樣態與資源依附關係，透過模式比對與相似度計算來進行初步篩選。常用技術包含圖神經網路、知識圖譜、貝氏網路等方法。

為了辨識「異常在哪裡開始」與「如何擴散」，AIOps 平台會建立多維關聯圖，並評估事件的時間序列關係與上下游節點狀態。透過觀察事件觸發順序、依存關係與歷史回報結果，系統可推導出可能的根因清單並進行信心評分排序。

在某些 AIOps 平台中，根因分析結果會直接連結到工單系統，提示處理人員最佳處理順序與回應建議。若搭配因果圖與模型解釋機制（如 SHAP 或 Attention Heatmap），更能增強模型透明度與使用者信任。

實務上，根因分析模組的效能依賴於資料品質、服務拓撲的準確性與事件紀錄的完整性。若拓撲資訊不足或事件回報不及時，模型預測容易出現偏差。因此企業在部署此模組前，應同步建構服務依賴圖譜並優化事件回饋機制，確保模型能進行有效因果推論。

根因分析的進階發展方向包括即時因果診斷、跨模組根因視覺化與自動化工單觸發。這不僅提升營運效率，更讓 IT 團隊從「問題修復者」轉型為「風險預測者」與「策略調度者」。

### 3.5 自動回應與智慧修復

智慧修復是 AIOps 執行的關鍵模組，其目標在於將異常判斷與根因推論結果，轉化為具體的處理建議或自動化動作。相較於傳統由人員分析再下指令的方式，AIOps 可根據預定策略與模型結果，即時建議解法或主動執行修復腳本，顯著降低 MTTR（Mean Time to Resolution）與人工干預負擔。

常見的智慧修復行為包含：重啟服務、切換流量路由、釋放緩衝資源、啟用擴容機制、通知指定處理單位，或自動建立工單。這些動作通常透過整合現有 ITSM 平台、資源編排工具（如 Ansible、Terraform）或容器管理系統（如 Kubernetes）實作。

AIOps 平台會根據事件類型、風險等級與歷史處理紀錄，套用對應的修復策略。為了避免誤判與風險擴散，AIOps 系統多採「建議 + 人工審核」或「策略白名單 + 自動觸發」兩種模式運作，並提供回滾機制與行為審計紀錄，強化可控性與合規性。

此外，行動建議模組可透過強化學習或決策樹方式，自動從歷史回應中學習最常被採納的修復方式，逐步演化為自適應策略引擎。當結合模型信心水準與決策風險評估指標後，平台能更準確地決定是否執行修復，或交由人工確認。

在導入智慧修復時，建議企業先針對高頻但低風險事件進行自動化處理，例如磁碟空間清理、容器自動重啟或暫時性資源壅塞處理，作為逐步

開展的起點。隨著模型成熟度與組織信任提升，再推動進入關鍵資源層級的全自動化行動。

總結來說，智慧修復不只是技術自動化，更是一種策略治理機制。當模型建議、決策邏輯與操作行為三者能夠閉環對應，企業 IT 營運將邁向「感知即行動」的自治階段，實現真正具回應速度與彈性韌性的數位營運體系。

## 四、AIOps 導入挑戰與建議

### 4.1 技術導入挑戰

AIOps 雖具備高度潛力與價值，但實際導入過程中，企業常面臨多項技術與架構層級挑戰：

#### (一) 資料整合與治理困難

AIOps 的效能高度依賴資料品質與一致性，而現代企業常採用多元監控系統與分散式平台，資料格式、頻率、粒度與存取權限皆不一致，導致無法有效進行特徵工程或模型訓練。特別是日誌資料與事件資料格式不標準、時戳錯置、缺乏 Trace ID 等情形，使得資料關聯與模型學習受限。

#### (二) 模型選型與準確性落差

導入 AIOps 往往需選用機器學習或深度學習模型進行異常偵測與行為預測。然而，不同場域資料分布異質，單一模型難以泛化應對所有場景，常出現假陽性過高或無法偵測突發性異常等情況。此外，缺乏高品質標註資料亦會限制模型表現。

#### (三) 平台整合與可擴展性問題

AIOps 需與既有 ITSM、監控、資安、防火牆與容器平台整合，對 API、事件匯流排與 Webhook 機制要求甚高。若現有系統不支援標準協議，將使平台整合成本大幅提高。特別是在多雲與混合雲環境下，須額外處理跨網域認證與資料同步挑戰。

#### (四) 演算法解釋性與決策可控性

對於業務營運屬高度敏感的金融、電信或製造業而言，AIOps 提出的建議或自動決策若無法清楚解釋其邏輯與依據，將難以獲得執行單位信任。黑箱模型雖預測力強，卻可能因缺乏可解釋性而在實務上受限。

## 4.2 組織推動障礙

AIOps 雖具備強大的技術潛力，但實際推動過程中，其成敗往往取決於組織層面的整合力與文化調適能力，而非單一技術能力。企業在導入過程中，常面臨以下二項關鍵障礙：

### (一) 跨部門協作機制不足

AIOps 的導入需要橫跨資料科學、系統工程與業務營運等多職能團隊通力合作，若企業未建置具制度性的跨部門溝通平台，容易造成技術團隊與應用場景脫節，進而降低落地速度與品質。缺乏跨部門機制也會導致責任模糊、預算歸屬不明與專案進度不一致等問題。例如模型效能不佳時，可能陷入「數據不夠好 vs 模型不夠準」的互相推責，失去持續優化的契機。

### (二) 文化轉型與人員抗拒

AIOps 的推動實質牽涉角色轉換與心態重塑。從傳統人工監控轉為機器判斷與自動修復，勢必挑戰現有 SOP 與人員職責。工程人員可能因技能斷層或決策權限模糊而產生焦慮，甚至對模型建議抱持懷疑與排

斥心態。此現象在缺乏明確教育訓練與激勵制度下尤其明顯，導致平台雖建置完成，實際採用率與反饋參與度偏低，最終失去閉環調整與效益累積的機會。

從技術落地轉向文化認同，是 AIOps 導入過程中的關鍵分水嶺，多數企業在啟動初期遭遇部門間抗拒與人員質疑，即便系統預測準確、建議合理，若無使用意願與行動配合，也難以實現營運價值。這種信任落差來自對自動化的不確定性、角色邊界模糊與知識斷裂的焦慮感。AIOps 的推動往往牽涉傳統運維人員轉型為資料分析師或模型校正者，這對於技能轉換與心理接受度是巨大考驗。若企業缺乏工作再設計策略與能力重塑資源，則將產生技能斷層、信任滑坡與制度空轉的風險。

### 4.3 推動建議

AIOps 的導入不僅是技術整合挑戰，更是治理重構與文化演進的實踐場域。前述分析指出，企業在實施 AIOps 過程中，常面臨資料品質不一、模型難以泛化、平台整合困難，以及部門協作與文化抗拒等技術與組織雙重挑戰。若缺乏明確的制度設計與跨部門協同機制，極易淪為單點部署、難以規模化的試驗性專案。本節提出下列六項建議，協助企業建立可持續推動 AIOps 的制度基礎：

#### (一) 建立資料標準化與治理制度

AIOps 成效的關鍵取決於資料的完整性、一致性與可用性。企業應優先建立統一的資料治理規範，包括監控指標、日誌與事件資料的命名規則、時間戳格式、資料類型與存取權限，並整合資料血緣追蹤與清洗流程，以支援模型訓練與稽核需求。

#### (二) 推動模型生命週期管理

企業應導入 MLOps 流程，強化模型從開發到部署再到監控與退場的全生命週期管理。具體措施包括：模型版本控制、偏差偵測、性能衰退監控、定期 Retraining 機制，以及結合 SHAP、LIME 等解釋工具，以提升模型的透明度與信任度。

### (三) 建構分層風險控管與人機協同流程

為降低自動化帶來的決策風險，建議企業根據事件風險等級與模型信心水平，設計差異化的處理流程，低風險事件由系統自動處理；中風險事件交由模型建議搭配人工覆核；高風險事件則須經人工決策與雙重審核。此一架構能在提升效率的同時，保留必要的人工控管與責任歸屬。

### (四) 成立跨部門 AIOps 推動小組

推動 AIOps 須建立專責組織機制，例如 AIOps 專案辦公室或卓越中心（Center of Excellence, CoE），由 IT、資安、資料科學與業務部門組成核心成員，並由高層主管擔任發起人與資源支持者。此小組應負責策略規劃、資源協調、績效追蹤與成果擴散，確保 AIOps 導入具備橫向動能與縱向落地能力。

### (五) 建立信任建構與能力培訓機制

治理不應止於架構設計，更需深化至文化與人才層面。企業應定期辦理模型解釋工作坊、AI 操作模擬課程與人機協作實務訓練，協助運維與開發人員理解 AIOps 系統邏輯。另可透過參與式設計與錯誤回報機制，促進團隊對模型的信任與接受度，逐步建立數據驅動決策的組織文化。

### (六) 採取逐步遞進的導入架構

組織應採取逐步遞進的導入架構，從事件可視化與告警降噪開始，過渡到異常偵測與根因分析，再進入建議行動與修復自動化階段。期間應結合人工覆核流程、透明的模型追蹤機制與錯誤回饋管道，強化「人機協作」的信任基礎。

## 五、AIOps 導入策略與治理架構建議

AIOps 的導入不僅是技術工程問題，更涉及組織治理與策略協同。前章雖提出多項技術與組織性挑戰，但若無明確的導入策略、治理模式與績效衡量機制，即便平台建置完成，也難以產生持久且可擴展的營運價值。為克服實務導入中的痛點，並最大化 AIOps 所能帶來的預測性營運、資源最佳化與風險管控效益，本章將從企業實務視角出發，提出導入藍圖規劃、治理架構建置、風險控管設計、組織與流程整合、組織文化與能力建設等五大導入策略與治理架構建議，以協助企業有效整合 AIOps 進入營運體系。

### 5.1 導入藍圖規劃

AIOps 技術的複雜度不容低估，若未經妥善規劃，極易導致部署進度延宕、部門協作中斷與資源重工。因此，導入策略應依據企業 IT 架構成熟度與數據治理能力，制定逐步推進的藍圖。根據研究與實務觀察，AIOps 的導入通常可劃分為：資料整併與可視化、異常偵測與事件分析、自動化處理與決策驅動、閉環學習與自治優化等四個階段。

第一階段資料整併與可視化，重點在於觀察面向的強化，透過整合 Logs、Metrics、Traces 或 Events 等多源資料，建構統一資料管線與可視化儀表板，建立全域監控基礎。第二階段異常偵測與事件分析，導入事件關聯與異常偵測技術，協助從告警洪水中提取實質異常，並以圖論、時間序列建模等方式進行行為預測與根因研判。第三階段自動化處理與決策驅動，

透過 Runbook 自動化與策略引擎，實現異常對應行動的即時觸發，涵蓋資源調度、自動擴容、重啟服務等動作。最終階段閉環學習與自治優化，為模型與策略的動態優化，形成數據驅動、模型調整、結果回饋的自治循環。

階段式導入的優點在於風險可控、成果可量化、回報可追蹤，並可隨不同場域與產業需求調整推進順序與部署方式，是企業實踐 AIOps 的推薦路徑。

## 5.2 治理架構建置

有效的治理體系是確保 AIOps 穩定落地與持續營運的核心支撐。AIOps 涉及技術部署、數據應用與行為驅動三大層面，須透過明確的治理角色分工與制度設計，確保技術發展與組織策略保持一致。

因此，治理體系可分為三層。第一層為策略層，設置 AIOps 專案督導委員會（Steering Committee），由 CIO、CTO、資安長與業務高管組成，負責規劃推動節奏、資源配置與 KPI 設定。第二層為技術層，由跨部門組成的 AIOps 技術小組負責資料建模、平台設計與模型訓練，並主導實作與測試流程。第三層為控管層，由法遵、稽核與資安單位負責審核模型偏誤、資料合規與操作稽核等，落實模型治理與風險控管。

良好的治理架構應具備以下特徵：高層支持、跨部門協作、權責清晰、可持續迭代。治理會議應定期召開，審視模型表現、資源投入與策略成效，建立從部署到監督的完整治理閉環。

## 5.3 風險控管設計

AIOps 模型具備推理與決策能力，若缺乏風險與合規設計，將可能導致錯誤決策放大效應。企業應依據模型置信度、服務等級與事件敏感度等要素，設計分級控制策略。

建議以風險等級劃分模型行為觸發閾值。例如，低風險事件（如 CPU 使用率微幅偏高）可自動觸發系統回應；中風險事件（如多重 API 錯誤）可交由人機協同處理；高風險事件（如核心服務宕機）則應由人員手動操作並須經雙重審核。此外，模型建議結果應具備可解釋性，使用如 SHAP、LIME、注意力熱圖等工具，輔助工程師了解模型依據與邏輯，有助於信任建構與誤判糾正。

風控架構亦應包含完整的模型審核與行為記錄系統，記載模型輸出、採取行動與處理結果，用以支援責任追溯與模型優化。針對資料合規，企業應落實資料分類與訪問控管，符合 GDPR、ISO 27001 等國際標準。

#### 5.4 組織與流程整合

AIOps 觸及運維、資料、開發、資安等多個部門，若無整合協作機制，易淪為「單點導入、無法擴散」的困境。企業應透過流程梳理與責任矩陣，明確各角色定位與作業分工。

資料工程師負責建構與維運資料管線（Data Pipeline），確保資料品質與實時性；機器學習工程師負責設計、訓練與更新模型，持續監控效能與精確度；IT Ops 團隊根據模型建議採取行動，並回饋模型預測結果的正確性。資安與稽核部門負責界定操作邊界、驗證合規性與處理模型失誤事件。

流程層面應設計跨部門的「異常處理協作流」，包含：模型預警、事件驗證、處理建議產生、自動或人工執行、結果回饋、模型再訓練。此流程應有版本控制、審核節點與結果回寫機制，實現行動與模型之間的雙向連動。

## 5.5 組織文化與能力建設

AIOps 的導入，不只是技術轉型，更是組織文化的挑戰。若員工無法理解 AI 系統邏輯與行為，將難以產生信任，更遑論依賴或採納。因此，企業必須透過文化與能力雙軌策略，推動人機協作共融。

高層應公開聲明 AIOps 為公司轉型重要項目，將其績效納入營運報表與部門考核，釋出明確訊號。中層主管應成為推動者而非阻力來源，參與建模流程、測試模型成果，並鼓勵所屬團隊主動使用平台與提供意見。

同時，應針對不同角色設計訓練計畫。對 IT Ops 提供模型判讀與行為操作課程，對 DevOps 提供整合 API 與平台自動化課程，對資料科學家提供實際 IT 場域資料集與異常標註技巧。企業亦可設立內部 AIOps 實驗室，作為模型驗證與跨部門協作的創新場域。

## 六、AIOps 發展趨勢與未來展望

隨著企業 IT 架構朝向雲原生、多混合雲與分散式微服務快速演進，傳統 IT 運維手段已難以因應系統複雜度與事件數量的爆炸性成長。AIOps 作為結合機器學習、資料分析與自動化流程的新興架構，正逐步由輔助型工具邁向營運決策的中樞地位。根據多家研究機構與實務企業觀察，其導入深度與策略定位正快速躍升，預示 AIOps 將不僅止於 IT 效率提升，更將成為企業數位轉型關鍵動力之一。

### 6.1 技術演進趨勢

技術層面上，AIOps 正朝向更高階、更整合的智能體系發展。首先，在模型層級上，從過往單變量統計分析，進化至多變量時間序列建模與深度學習架構的應用，例如 LSTM、TFT（Temporal Fusion Transformer）等

模型日益普及於異常預測與容量趨勢判斷。這些模型具備捕捉長期依賴關係與多來源訊號交互關聯的能力，可大幅提升預測精準度。

其次，在資料處理層，強調即時性與語意理解的架構正在成為標準，資料血緣（Data Lineage）、事件語意解析（Event Semantics）與圖神經網路（Graphic Neural Network, GNN）於根因推論中的應用已現雛形。資料不再只是被動輸入模型的原料，而是形成即時更新的服務拓撲知識圖譜，支撐模型更動態地因應環境變化。

再者，AIOps 正從模型即服務（Model-as-a-Service）向智能即平台（Intelligence-as-a-Platform）演進。透過與 CI/CD、容器管理、雲資源編排與 ITSM 系統深度整合，使 AIOps 成為企業數位骨幹的運行中樞，而非獨立附加工具。平台型設計不僅強調技術彈性，更能支持多用戶、分層自治與治理合規等商業需求。

## 6.2 應用層擴展與垂直深化

AIOps 的應用正由核心營運場景延伸至多種營運與策略決策領域。其一，在資訊安全領域，AIOps 開始與 SOAR（Security Orchestration, Automation and Response）平台融合，實現跨域的資安異常偵測、行為分析與應變自動化。資安事件與系統事件在實務中往往具有交錯影響，AIOps 若能納入資安訊號，將有助於跨領域因果推論與聯防機制建立。

其二，AIOps 亦逐漸滲透至業務營運層面，於客戶體驗保障（Customer Experience Assurance）、合約履約監控、數位產品效能評估等場景已可見到相關運用。例如，當系統異常將可能導致服務延遲或 SLA 違約時，AIOps 可提前預警並自動執行資源重分配以避免客戶流失。

此外，金融、電信與製造業等資料密集型產業，已開始探索將 AIOps 擴展至跨場域預測與風險決策支援。例如電信商導入 AIOps 分析基地台健康狀態與使用模式，預測故障並安排維護排程；製造業則應用於產線設備異常與資源調度決策。

### 6.3 管理與治理模式的重構

隨著 AIOps 導入規模擴大，治理模式正從專案型治理轉為平台治理與企業治理整合。專案型治理多由技術部門主導，缺乏長期維運策略與橫向資源配置權限，易導致落地受限。而平台治理則強調模型生命週期管理（ML Lifecycle Management）、資料治理與風險分級制度，搭配 KPI 驅動的營運評估機制，實現模型效能與業務成果的連結。

未來的 AIOps 治理將更強調「AI 行為監理（AI Behavior Auditing）」，包括模型行為透明度、可追溯性（Traceability）、決策合規性與道德準則嵌入。尤其面對歐盟 AI Act、美國 NIST AI 標準等全球監管趨勢，AIOps 平台必須能夠支持模型版本控管、風險標籤、行為審計與責任追溯，確保其不成為企業內部風險的黑盒來源。

同時，AIOps 也須擁抱「治理即代碼」（Governance-as-Code）與「風險即策略」（Risk-as-Policy）的設計思維，將治理規範與運營邏輯內嵌於平台行為與決策流程中，實現治理與執行一體化，達成即時調控與策略落地的雙重效果。

### 6.4 從 AI 輔助到人機共融

AIOps 的角色正在從「輔助式工具」進化為「共生式決策體」。未來 AIOps 將不僅分析數據與提出建議，更將與人類工程師共同參與決策過程。這種「人機共融」不僅包含資訊共享與角色分工，更強調人類對 AI 的校

準（Alignment）與干預能力，以及 AI 對人類操作行為的強化（Augmentation）與支援。

人機互信將成為 AIOps 成敗的關鍵。企業導入須設計多層次交互界面與回饋機制，讓使用者能理解模型推理邏輯、質疑其建議、並以經驗回饋修正模型行為。同時，AIOps 應具備行為學習能力，能從使用者操作中萃取偏好與決策模式，逐步建立共同語言與操作默契。

在技能轉型方面，IT 團隊將從單純的監控與修復角色轉變為「AI 指揮官」，負責評估模型建議、設計觸發策略、監督行為結果並引導模型學習。AIOps 將促使維運人員向資料驅動與決策導向的方向轉型，開啟全新職能定位。

## 6.5 未來展望

未來 AIOps 將朝向平台智能化、應用場景多樣化、治理制度標準化三大方向發展。在技術面，將融合強化學習、自監督學習（Self-supervised Learning）、聯盟式學習（Federated Learning）等新興 AI 技術，以強化模型在低監督、多用戶與跨域資料場景下的適應能力。

在平台設計面，AIOps 將進一步內嵌於企業操作系統（Enterprise Operating System）之中，與 ERP（Enterprise Resource Planning）、CRM（Customer Relationship Management）、HRM（Human Resource Management）等核心應用打通邊界，使技術營運與商業決策實現動態連動。在治理面，未來數年內，全球標準組織與監管機構將針對 AIOps 發布更具體的指引與要求，包括模型審核、資料來源審計、行為透明度與責任問責等面向。

總體而言，AIOps 不再是選配功能，而將成為企業持續營運韌性（Resilience）、創新靈活性（Agility）與風險治理能力的核心支柱。組織若能掌握其技術潛力並搭配前瞻治理策略，將在數位營運轉型浪潮中搶得競爭先機。

## 七、參考文獻

- [1] Onkamo, M., & Rahman, S. M. T. (2023). *Artificial Intelligence for IT Operations – Basic Guide to Start with AIOps*. LUT University.
- [2] Locher, M. G. (2023). *Optimizing IT Operations with AIOps*. Zurich University of Applied Sciences.
- [4] Ganek, A. G., & Corbi, T. A. (2003). *The dawning of the autonomic computing era*. IBM Systems Journal, 42/1, 5–18.
- [6] Kleewein, J., Ghosh, S., Ahmed, T., Shetty, M., Nath, S., Zimmermann, T., Zhang, X., Kang, Y., Lin, Q., & Zhang, D. (2022). *Towards Highly Reliable Services with AIOps*. Microsoft Research.
- [7] McCreadie, R., Soldatos, J., Fuerst, J., Argerich, M. F., Kousiouris, G., Totow, J.-D., Nieto, A. C., Navidad, B. Q., Kyriazis, D., Macdonald, C., & Ounis, I. (2022). Leveraging Data Driven Infrastructure Management to Facilitate AIOps for Big Data Applications and Operations. In E. Curry, S. Auer, A. J. Berre, A. Metzger, M. S. Perez, & S. Zillner (Eds.), *Technologies and Applications for Big Data Value* (pp. 135–158). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-78307-5\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-78307-5_7)
- [8] IBM Institute for Business Value. (2025). *Orchestrating Agentic AI for Intelligent Business Operations*.

- [9] Floridi, L. (2014). *The 4th revolution: How the infosphere is reshaping human reality*. Oxford Univ. Press.
- [10] Prasad, P., Byrne, P., & Siegfried, G. (05 / 2022). *Market Guide for AIOps Platforms* (G00750431). Gartner, Inc.
- [11] Arya, V., Shanmugam, K., Aggarwal, P., Wang, Q., Mohapatra, P., & Nagar, S. (01022021). Evaluation of Causal Inference Techniques for AIOps. In J. Haritsa, S. Roy, M. Gupta, S. Mehrotra, B. V. Srinivasan, & Y. Simmhan (Eds.), *8th ACM IKDD CODS and 26th COMAD* (pp. 188–192). ACM.
- [12] Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765–4774.