企業級 **MLOps** 堆疊解析：**IBM Watson ModelOps** 與 **Databricks**

**MLOps** 基礎建設比較分析

第一章：泛化型 **MLOps** 核心骨架

**1.1 MLOps** 的定義與核心價值

機器學習營運（Machine Learning Operations, MLOps）已成為機器學習工程的核心職能，其主要目標是簡化機器學習模型進入生產環境的流程，並在後續進行維護和監控1。

MLOps 融合了機器學習（ML）、開發維運（DevOps）以及資料工程（Data Engineering）的最

佳實踐3，旨在自動化並管理整個機器學習生命週期2。

MLOps 的核心價值主要體現在三個方面：提升效率、增強可擴展性以及降低風險1。效率的提升來自於更快的模型開發速度、更高品質的模型產出以及更迅速的部署與生產流程。可擴展性則意味著能夠有效管理成千上萬個模型，實現持續整合、持續交付與持續部署。風險

降低則透過提高透明度、確保合規性以及對潛在問題的快速反應來實現。將機器學習模型

產品化本身是一項艱鉅的任務，涉及資料擷取、資料準備、模型訓練、模型調校、模型部署、

模型監控、可解釋性等多個複雜環節，且需要資料工程、資料科學、機器學習工程等不同團

隊之間的緊密協作和嚴謹的營運紀律1。

對「簡化流程」、「協同合作」和「營運紀律」的強調，揭示了 MLOps 不僅僅是一套技術堆疊，更代表著一種文化和流程上的轉變。其價值不僅在於成功部署模型，更在於能夠重複、可靠

且大規模地進行部署。這一點可以從以下幾個方面得到印證：首先，多個參考資料一致提及

協同合作、流程簡化和營運層面的重要性1。其次，機器學習產品化的困難1源於技術複雜

性和組織壁壘。再者，MLOps 借鑒了 DevOps 的理念1，而 DevOps 本身就是一種文化和

流程的革新。因此，成功採納 MLOps 意味著團隊協作方式和機器學習生命週期管理方式

的轉變，而不僅僅是引進新工具，這對組織的變革管理具有深遠影響。

此外，MLOps 在降低風險方面的貢獻，特別是應對監管審查和確保合規性方面1，意味著

MLOps 基礎建設必須從設計之初就內建可審計性和可追溯性，而非事後補救。這使得治理功能成為核心的基礎建設考量。參考資料1明確指出 MLOps 與「監管審查」及「符合組織

或行業政策」相關聯。同時，9強調「合規性與治理」是 MLOps 的一項優勢，包括管理資料存

取、確保模型透明度和偏差檢測。因此，那些將治理功能深度整合到其架構中（例如，透過

全面的元資料管理、所有產物的版本控制以及可審計的管線）的 MLOps 平台，將更能適應

受監管行業的需求，這也直接影響到日誌記錄、元資料儲存和存取控制等基礎建設的選擇。

**1.2 MLOps** 生命周期與關鍵階段 **(**基礎建設焦點**)**

MLOps 的生命週期涵蓋了從概念到生產部署及後續維護的完整過程，其關鍵階段主要包

括：資料擷取與準備（Data Ingestion & Preparation）、模型訓練與調校（Model Training & Tuning / Experimentation）、模型審查與治理（Model Review & Governance）、模型部署（

Model Deployment / Inference & Serving）、模型監控（Model Monitoring）以及自動化模

型再訓練（Automated Model Retraining）1。從基礎建設的角度來看，每個階段都需要相應

的系統和工具支持，例如用於資料擷取的資料管線、用於訓練的運算資源、用於儲存模型的

登錄檔、用於部署的服務基礎建設以及用於監控的儀表板等。Google 提出的 MLOps 成熟度等級（0級：手動流程；1級：機器學習管線自動化；2級：CI/CD 自動化）清晰地描繪了在這些階段實現自動化的進程4。

這些生命週期階段並非嚴格的線性關係，而是高度迭代的。這意味著 MLOps 基礎建設必

須支持快速的意見回饋循環和階段間的無縫轉換，例如監控結果觸發再訓練，或實驗結果

直接輸入新的部署候選版本。參考資料1將 MLOps 描述為包含「實驗、迭代和持續改進」的過程。1提到「自動化模型再訓練——創建警示和自動化機制以採取糾正措施」。15討論了「持續 X」（CI、CD、CT、持續監控）的概念，其中系統中任何地方的變更都會觸發整個管線的相應動作。因此，MLOps 平台需要強大的協同調度（Orchestration）和事件驅動能力，而不僅僅是順序性的批次處理。基礎建設必須足夠靈活，以應對這些動態的工作流程。

本報告雖將特徵管理和資料探勘的具體演算法抽象化，但支撐這些抽象過程的基礎建設

（例如，用於特徵工程的可擴展資料處理、分散式訓練環境、用於一致性特徵存取的特徵儲存庫）仍然至關重要。MLOps 生命週期依然依賴這些底層能力的穩健性。使用者查詢明確指出要抽象化特徵管理和資料探勘，但專注於基礎建設。然而，1等資料仍將「資料準備與

特徵工程」及「模型訓練與調校」列為 MLOps 的核心階段。即使具體技術不在討論範圍內，MLOps 平台也必須提供基礎建設（如運算、儲存、資料存取 API、特徵儲存庫4）來高效且可重複地執行這些任務。因此，對 IBM 和 Databricks 的評估必須考量其基礎建設如何促進這些抽象化的資料和訓練階段，重點關注可擴展性、版本控制以及與 MLOps 管線其餘部分

的整合。

**1.3** 核心組件設計原則：領域驅動與資料驅動

在 MLOps 的組件設計中，結合領域驅動設計（Domain-Driven Design, DDD）與資料驅動設計（Data-Driven Design）的原則至關重要。領域驅動設計強調根據特定業務領域的需求、語言和背景來客製化 MLOps 組件和工作流程，例如金融領域可能需要特定的資料驗證規則、公平性指標或模型類型19。相對地，資料驅動設計則側重於根據資料本身的特性、

流程和生命週期來設計 MLOps 組件，強調可適應不同資料類型和來源的通用、可重用管線和組件1。

純粹的資料驅動 MLOps 方法可能產生通用解決方案，但缺乏特定業務問題所需的細微差

別理解（例如，金融領域的特定監管約束可能無法被通用管線捕獲）。反之，純粹的領域驅動

方法可能導致企業內部解決方案碎片化且難以重用。理想狀態是在兩者間取得平衡。20討

論了模型治理原則如何應用於不同行業，但每個行業都有其「自身的風險、法規和優先事

項」，這暗示了領域特定的需求，例如醫療保健行業需要符合 HIPAA。同時，23指出領域專家對於理解業務問題和資料局限性至關重要。通用的 MLOps 工具（資料驅動），如 MLflow 25，提供了廣泛的適用性，但其有效使用通常需要領域特定的配置（例如，自訂指標、特定的

驗證規則）。因此，MLOps 基礎建設應提供一套核心的、資料驅動的、可重用的組件（例如，

用於版本控制、協同調度），這些組件可以輕鬆地進行客製化或擴展，以包含領域特定的邏

輯和治理規則。

在 MLOps 組件設計中，對領域驅動與資料驅動的側重選擇，會顯著影響 MLOps 資產的可

重用性以及新使用案例的導入速度。一個允許在資料驅動核心之上創建領域特定範本或

「藍圖」的平台，或許能兼顧兩者的優點。8提到 MLOps 透過涵蓋資料管理、模型部署和持續監控來簡化機器學習生命週期，這些都是資料驅動的考量。而27則談到 MLOps 可能揭

示「不同使用者出於多種使用案例存取資料的需求」，這可能是領域特定的。採用「範本」或

「藍圖」的方法，可以在實現標準化（資料驅動）的同時，為特定領域提供客製化能力，這與28

中提到的「可重用模式」思想一致。因此，在評估平台時，一個關鍵考量是它們如何方便地支

持通用（資料驅動）管線組件和領域特定配置、策略及指標的程式碼化和重用。

**1.4 MLOps** 基礎建設的核心考量

建構 MLOps 基礎建設時，需全面考量多個核心要素，以確保系統的穩健性、效率和可持續性。普遍的考量因素包括：全面的自動化流程、對所有關鍵產物（程式碼、資料、模型）的版本控制、持續整合/持續交付（CI/CD）管線、端到端的監控機制、系統的可擴展性、結果的可重複性、團隊協作的便利性、嚴格的安全性以及完善的治理框架2。採用基礎建設即程式碼

（Infrastructure as Code, IaC）的方法，有助於創建可重複部署的環境15。此外，容器化技術（如 Docker、Kubernetes）則為確保執行環境的一致性和提升系統可擴展性提供了有力支持3。

「版本化一切」的原則是 MLOps 的基石，並對基礎建設產生深遠影響。這不僅要求對程式

碼進行版本控制，更延伸至大型資料集、模型（包括二進制文件、元資料、參數）乃至管線配置。傳統的 Git 工具難以勝任此任務，因此需要專門的系統來管理這些多樣化的產物。2等資料均強調了對資料和模型進行版本控制的重要性。傳統 Git 並不擅長處理大型二進制文件（模型）或海量資料集，因此需要 DVC 4或特定平台的解決方案。因此，MLOps 基礎建設必須包含或整合專門的版本控制系統，以應對所有關鍵產物的版本管理需求，這將影響儲

存選擇和元資料管理策略。

自動化、基礎建設即程式碼（IaC）與容器化技術之間的協同作用，揭示了成熟 MLOps 基礎建設致力於實現開發、測試和生產環境之間的「環境一致性」。這能最大限度地減少「在我機器上可以運作」的問題，並確保經過測試的內容即是最終部署的內容。15將自動化與 IaC 聯繫起來，以實現可重複和一致部署的基礎建設。12強調容器化對於一致執行環境的重要性。12提到「開發和生產環境使用相同的技術堆疊」以及「透過提供容器映像或虛擬機器來重現結果」作為 MLOps 原則。36 (Databricks) 和37 (MLOps Level 1) 也強調跨環境的一致管線實施。因此，評估 MLOps 平台的一個關鍵標準是其以程式化方式定義、管理和複製整個環

境（包括依賴項、配置、基礎建設）的能力，從而確保整個生命週期的一致性。

**1.4.1** 資料層基礎建設

資料層是 MLOps 的基石，其基礎建設設計需關注以下方面：

● 資料擷取與管線 **(Data Ingestion & Pipelines):**需要自動化、可擴展且可靠的資料管 線，以處理來自不同來源的資料1。

● 資料驗證 **(Data Validation):**包含資料綱要驗證（Schema Validation）、統計特性檢查（Statistical Property Checks）和資料品質檢查9。可利用 Great Expectations、Deequ 等工具41。

● 資料版本控制 **(Data Versioning):**追蹤資料集的變更，以確保可重複性和必要時的回 滾4。可考慮 DVC、LakeFS 等工具29。

● 特徵儲存庫基礎建設 **(Feature Store Infrastructure):**作為一個中央化的儲存庫，用

於儲存、管理、版本化並提供特徵，以確保訓練和推論過程中使用特徵的一致性，從而

減少訓練-服務偏差（Training-Serving Skew）4。

● 元資料管理 **(Metadata Management):**捕獲關於資料來源、轉換過程、版本資訊和 品質的元資料4。

● 資料治理與安全 **(Data Governance & Security):**實施存取控制、確保資料隱私並符 合相關法規要求2。

在領域驅動設計方面，可能需要基於領域知識自訂驗證規則（例如金融交易的限額），並將特徵定義與業務概念相連結。資料驅動設計則可能側重於通用的資料品質指標閾值（如空值百分比）和可重用的特徵轉換組件。

儘管試算表等辦公工具可能在企業初期用於特徵定義或元資料追蹤4，但 MLOps 平台應能

從這些外部來源擷取或連結元資料，或提供更強大的內部元資料管理功能以取代此類手動

方法4。

在特徵工程（本報告中已抽象化）之前，對「原始」或「已清理」資料層進行穩健的資料驗證和

版本控制，意味著資料層本身必須高度可靠且可審計。特徵儲存庫隨後建立在這個可信的

資料基礎之上。12等資料強調資料驗證是最佳實踐，而9則著重資料完整性。9強調資料版

本控制對可重複性的重要性。特徵儲存庫16依賴一致且版本化的輸入資料來計算特徵。因

此，一個關鍵的基礎建設能力是確保進入特徵工程過程的資料的完整性和譜系，而不僅僅是特徵本身。這意味著在源資料層級就需要進行穩健的資料品質檢查和版本控制。

將資料治理9直接整合到資料層基礎建設中（例如，透過具有存取控制的目錄服務），比將

治理作為一個獨立的外部流程更為有效。這種主動的治理方法簡化了合規性，並降低了與

資料濫用相關的風險。53提到了 AWS Control Tower 和 Service Catalog 用於治理，16 (Databricks Feature Store) 提到了 ACL 和譜系，58 (Unity Catalog) 強調了集中式存取控

制和審計。如果治理是事後考慮的，那麼在龐雜的資料環境中一致地執行策略將變得更加

困難。在資料創建/儲存時（例如，在資料目錄或特徵儲存庫中）整合治理，可以自動應用策略。因此，那些將治理控制直接嵌入其資料管理組件（如 Databricks 中的 Unity Catalog 或IBM Knowledge Catalog）的 MLOps 平台，提供了更簡化和安全的資料層。

雖然試算表43可能在某些企業工作流程中用於初步的特徵構思或元資料記錄，但依賴它們

來管理關鍵的、可審計的 MLOps 元資料是一個顯著的反模式，因為它們缺乏版本控制、可擴展性和整合能力。MLOps 平台應旨在擷取這些資訊或提供更優越的替代方案。試算表缺乏 MLOps 所需的強大版本控制、並行存取控制和程式化整合能力32。MLOps 強調自動化和可重複性2，這很難透過手動管理試算表來實現。專用的元資料儲存庫4和特徵儲存庫16

旨在克服這些限制。因此，雖然承認業務使用者可能在試算表中初步定義特徵，但 MLOps

基礎建設應提供機制，以便在受治理和版本化的系統中匯入、正規化和管理這些元資料。目標是擺脫將試算表作為 MLOps 產物「唯一真實來源」的做法。

**1.4.2** 實驗與訓練層基礎建設

實驗與訓練是 MLOps 生命週期中的核心環節，其基礎建設需支持高效迭代和結果追蹤：

● 實驗追蹤 **(Experiment Tracking):**記錄模型訓練過程中的參數、程式碼版本、評估指標、產出物以及環境配置，以確保可重複性並支持比較分析8。常用的工具有 MLflow、Weights & Biases、Comet ML 25。

● 關鍵追蹤參數 **(Key Parameters to Track):**包括超參數、模型性能指標（如準確率、精確率、召回率、F1 分數、AUC）、訓練參數（如訓練週期數、損失函數）、硬體使用情況、資料集版本、程式碼版本以及運行元資料（如時間戳、持續時間）60。

● 命名規範 **(Naming Conventions):**對實驗、運行、模型、專案、版本和日期等採用一致的命名規範，以避免混淆並確保組織性5。可借鑒物料清單（Bill of Materials, BOM）或產品設計規格（Product Design Specification, PDS）的原則來指導產物的命名和元資料管理18。

● 視覺化儀表板 **(Visualization Dashboards):**用於比較不同實驗、展示學習曲線、指標與參數的關係圖、超參數重要性分析、混淆矩陣歷史記錄以及平行座標圖等35。

● 運算資源 **(Compute Resources):**提供可擴展的訓練運算資源，包括 CPU、GPU、 TPU，可以是無伺服器運算或託管叢集49。

在領域驅動設計方面，實驗追蹤可能包含領域特定的關鍵績效指標（KPI）或定性評估標準，

視覺化儀表板也可能針對特定問題類型進行客製化（例如，自然語言處理與電腦視覺使用

不同的圖表）。資料驅動設計則可能採用標準化的指標集追蹤所有實驗，並使用通用的視覺

化範本。

有效的實驗追蹤基礎建設不僅僅是記錄資訊，更重要的是實現結果的可發現性、可比較性和可重現性。這意味著元資料儲存庫必須是可查詢的，並且使用者介面必須支持豐富的比較功能。56強調了比較和重現結果的需求，而59則將「概覽」和「比較」列為追蹤的主要優

勢。使用試算表進行手動追蹤56很快就會變得難以管理。諸如 MLflow 25和 W&B 34之類的工具提供了專門用於搜尋、篩選和視覺化實驗資料的使用者介面和 API，63 (ZenML) 也強

調了儀表板內的比較功能。因此，實驗追蹤的基礎建設必須包括一個強大的後端（用於元資料的資料庫/儲存）和一個功能強大的前端（用於查詢和視覺化的使用者介面/API），才能真

正支持機器學習開發的迭代特性。

將物料清單（BOM）65或產品設計規格（PDS）18的原則應用於 MLOps 產物命名和元資料策

略，可以顯著增強可追溯性和依賴管理。這意味著實驗、資料集、特徵和模型不僅僅是臨時

命名，而是遵循一種結構化的約定，反映其組成、譜系和預期用途，就像製造產品中的組件一樣。BOM 提供了構建產品所需的所有組件及其關係的層次列表，確保了依賴關係和版本的清晰度67。這與 ML 產物直接類似：模型依賴於特定的資料集版本、特徵工程程式碼版本和超參數配置。PDS 文件定義了產品的所有需求和規格，確保所有利益相關者的清晰度69。對於 MLOps 產物，這轉化為涵蓋用途、性能預期、約束、資料綱要等的綜合元資料。43提

倡清晰的命名約定（專案、模型、版本、日期）。透過 BOM/PDS 原則擴展這一點，將意味著在產物名稱或強制性元資料標籤中包含源資料集、關鍵特徵、實驗 ID 甚至目標部署環境的

識別碼。例如，模型名稱可以是 [專案名稱]\_[模型類型]\_[目標領域]\_[資料集版本]\_\_[模型

版本]。PDS 式文件中的特徵元資料將詳細說明其定義、來源、轉換邏輯、預期統計特性和業務相關性。因此，MLOps 平台應支持所有產物的高度結構化和可執行的元資料綱要，並且其命名約定應有助於輕鬆解析產物的上下文和依賴關係，類似於 BOM 如何幫助理解產

品的組裝。這提高了可審計性、偵錯能力以及變更影響分析的效率。

**1.4.3** 模型管理層基礎建設

模型管理是 MLOps 的核心環節，其基礎建設需確保模型的整個生命週期得到有效控制和

追蹤：

● 模型登錄檔 **(Model Registry):**一個中央化的儲存庫，用於儲存、版本化、管理和追蹤 模型及其生命週期的不同階段（例如，開發中、測試中、生產中、已封存）1。

● 模型版本控制 **(Model Versioning):**追蹤模型的不同迭代版本，包括演算法、超參數

和訓練資料的變更9。

● 元資料標準 **(Metadata Standards):**為每個模型捕獲全面的元資料，包括版本號、訓

練資料譜系、性能指標、參數、作者、環境資訊、依賴項、輸入/輸出綱要（簽名）、標籤和

文檔12。

● 模型譜系 **(Model Lineage):**能夠將模型追溯到產生它的實驗、資料和程式碼1。

● 治理 **(Governance):**實施基於角色的存取控制（RBAC）以及模型階段轉換的審批工作

流程36。

在領域驅動設計方面，模型元資料可能包含領域特定的合規性檢查或適用性評估，階段轉

換的審批流程也可能需要領域專家的參與。資料驅動設計則可能採用基於通用性能指標的

標準化模型審批標準和通用的模型卡片範本。

模型登錄檔不僅僅是儲存空間，它更是一個關鍵的治理和營運中心。其管理生命週期階段

並與 CI/CD 整合以實現自動化部署的能力，是 MLOps 的核心。26描述了模型登錄檔支持

版本控制、元資料和生命週期管理（階段轉換）。1提到使用 MLflow（包含登錄檔）來「管理模型產物及其生命週期中的轉換」。將模型從「測試中」轉換到「生產中」的能力26明顯與部署

管線相關聯。因此，模型登錄檔的基礎建設必須支持強大的 API，以便與 CI/CD 系統整合，

從而實現已驗證模型的自動化提升和部署，並強制執行這些轉換的治理策略。

儲存在模型登錄檔中的「模型簽名」（輸入/輸出綱要）77概念，對於下游的部署和監控至關重要。它作為一種契約，確保服務基礎建設能夠正確處理請求和回應，並且監控工具可以驗證資料的一致性。77詳細說明了模型簽名作為 MLflow 模型元資料的一部分，定義了輸入/輸出綱要。對於自動化部署80，服務環境需要知道預期的資料格式。對於監控輸入/輸出資料漂移82，需要一個參考綱要。因此，模型登錄檔基礎建設應強制或強烈建議包含模型簽名。

這些元資料成為強大部署和監控組件的關鍵依賴項，從而提高系統的可靠性。

**1.4.4 CI/CD** 與管線自動化基礎建設

CI/CD 與管線自動化是實現 MLOps 敏捷性和可靠性的核心，其基礎建設需涵蓋：

● **ML** 工作流程自動化 **(Automation of ML Workflow):**從資料擷取、預處理、模型訓 練、測試到部署的整個流程自動化5。

● 持續整合 **(Continuous Integration, CI):**定期合併程式碼變更，並自動執行程式碼 測試、資料驗證和模型驗證1。

● 持續交付**/**部署 **(Continuous Delivery/Deployment, CD):**自動部署新訓練或已驗 證的模型或預測服務1。

● 持續訓練 **(Continuous Training, CT):**根據觸發條件（如新資料、性能下降）自動重新 訓練模型1。

● 管線協同調度 **(Pipeline Orchestration):**用於定義、管理和執行這些自動化工作流程的工具（例如 Jenkins、GitLab CI、AWS CodePipeline、Azure DevOps、Airflow、Kubeflow、Databricks Workflows）1。

● **CI/CD** 中的測試標準 **(Testing Standards in CI/CD):**   
○ 資料驗證 **(Data Validation):**資料綱要檢查12、統計特性檢查（例如，使用 KS 檢 定、PSI 進行漂移檢測，閾值如 PSI > 0.25 表示顯著漂移）12、空值容忍度44。

○ 模型評估 **(Model Evaluation):**針對基準資料集的性能評估，需滿足預定義的指 標/閾值（例如，分類問題 F1 分數 > 0.7，迴歸問題 RMSE < X）12。

○ 公平性測試 **(Fairness Testing):**採用如人口統計均等（Demographic Parity）、均等化機率（Equalized Odds）、差異性影響比率（Disparate Impact Ratio，例如 > 0.8）等指標12。

○ 程式碼組件的整合測試、單元測試12。

● 晉級的驗收標準 **(Acceptance Criteria for Promotion):**基於資料品質指標、模型性 能閾值、公平性評估結果以及業務 KPI 影響37。

在領域驅動設計方面，CI/CD 管線可能包含領域特定的合規性檢查或針對領域特定黃金資

料集的驗證，驗收標準也深受領域專家意見的影響。資料驅動設計則可能採用標準化的管

線範本和通用的測試階段，驗收標準基於一般的統計量測。

在 CI/CD 中進行全面的自動化測試對於 MLOps 而言是不可或缺的，並且其範圍遠超出典

型的軟體單元測試。它必須涵蓋資料、模型行為和公平性，以反映機器學習系統獨特的失效

模式。9等資料都強調了在機器學習的 CI/CD 中進行自動化測試的必要性。提及的特定機器學習相關測試包括資料驗證9、模型驗證/性能12和公平性37。與傳統軟體不同，機器學習模型可能因資料漂移或內在偏差而「失效」，而不僅僅是程式碼錯誤。因此，MLOps 的CI/CD 基礎建設必須原生支持或易於整合這些多種類型的測試。協同調度工具需要管理測

試執行、結果匯總以及基於這些機器學習特定測試的決策門控。

作為 CI/CD/CT 循環一部分的「持續訓練（CT）」概念1，意味著 MLOps 管線基礎建設必須足夠穩健且具成本效益，以應對頻繁的、自動化的再訓練週期，且可能涉及大型資料集。這對運算資源管理和排程具有重大影響。CT 被視為保持模型更新的核心 MLOps 原則1。再訓

練可能非常耗費資源，特別是對於複雜模型或大型資料集。自動化此過程意味著基礎建設

必須有效地處理資源的配置、執行和解除配置。因此，MLOps 平台需要在其管線自動化基礎建設中具備複雜的作業排程、資源分配（如果適用，包括 GPU 管理）和成本優化功能，以使 CT 實用且可持續。這也與監控密切相關，因為再訓練觸發器86通常來自監控警示。

**1.4.5** 部署與服務層基礎建設

模型的部署與服務是 MLOps 將價值付諸實踐的關鍵階段，其基礎建設需考量：

● 部署策略 **(Deployment Strategies):**如金絲雀部署（Canary）、藍綠部署（  
Blue/Green）、影子模式（Shadow Mode）、A/B 測試等，以確保安全穩健地推出新模型版本9。

● 服務基礎建設 **(Serving Infrastructure):**提供 REST API 以進行即時推論，以及批次 轉換（Batch Transform）功能以進行離線預測1。

● 容器化 **(Containerization):**將模型及其依賴項打包（例如使用 Docker），以實現可移 植性和可擴展性3。

● 可擴展性與性能 **(Scalability & Performance):**能夠處理不同負載量，並保持低延遲 的回應9。

● **API** 設計最佳實踐 **(API Design Best Practices):**   
○ 清晰的端點（Endpoints）、適當的請求類型（GET、POST）、資料格式（JSON）80。○ 輸入/輸出綱要（Input/Output Schemas）：針對不同資料類型，如圖像（分類115，分 割78）、文字（情感分析115；命名實體識別78）、表格資料77、音訊78、時間序列77。

○ 錯誤處理（Error Handling）：標準 HTTP 狀態碼、結構化的錯誤回應（RFC 9457）、 清晰的錯誤訊息109。

○ 身份驗證與安全（Authentication & Security）106。

○ 版本控制（Versioning）107。

● **API** 文件 **(API Documentation):**提供全面、清晰的文件，包含範例、端點詳細說明、 參數、身份驗證方法、錯誤代碼以及預處理注意事項9。

在領域驅動設計方面，API 端點可能圍繞特定業務操作設計（例如 /approve\_loan 而非通用

的 /predict），錯誤訊息也可能針對領域上下文進行客製化。資料驅動設計則可能採用具有彈性輸入綱要的通用 /predict 端點和標準化的錯誤代碼。

模型服務 API 的設計（包括輸入/輸出綱要、錯誤處理）是一個關鍵介面，直接影響與消費應用程式的整合便利性以及機器學習服務的穩健性。標準化的綱要是至關重要的。107強調清

晰的 API 設計以簡化整合。77 (MLflow) 和115 (Vertex AI, OpenAI) 展示了使用 JSON 綱要定義輸入/輸出的範例，而79討論了綱要驅動的 AI 元資料。119強調結構化錯誤回應和清晰訊息的重要性。因此，MLOps 平台應提供工具或強制實踐來定義和驗證 API 綱要。這確保

了模型和消費者之間的資料契約是明確的，從而減少整合錯誤並提高可維護性。

在服務基礎建設中支持多種部署策略（如金絲雀部署、藍綠部署）9不僅是為了營運安全，也使得能夠在生產環境中進行持續實驗和資料驅動的模型選擇。104詳細介紹了 A/B 測試和影子測試作為在生產環境中比較模型版本的方法。這些策略允許將即時流量路由到新的候選模型，同時最大限度地降低風險。收集到的意見回饋（性能指標、業務 KPI）可以用來決定最終推廣哪個模型。因此，服務基礎建設需要足夠複雜，以管理流量分配、多個模型版本的隔離部署以及比較指標的收集，從而有效地將實驗階段以受控方式擴展到生產環境。

**1.4.6** 監控與治理層基礎建設

模型的持續監控與有效治理是確保 MLOps 系統長期穩定和可靠運作的保障，其基礎建設

應包含：

● 模型監控 **(Model Monitoring):**追蹤模型性能（準確率、精確率、召回率、F1 分數等）、 營運指標（延遲、吞吐量、錯誤率）、資料漂移、概念漂移和預測漂移1。

● 漂移檢測 **(Drift Detection):**   
○ 資料漂移 **(Data Drift):**輸入資料分佈的變化 P(X)。檢測方法包括 KS 檢定、PSI、 Jensen-Shannon 距離、Bhattacharyya 距離82。驗收標準例如 PSI > 0.25 表示顯 著漂移89，或對新的類別值或超出範圍的數值發出警示132。

○ 概念漂移 **(Concept Drift):**輸入特徵與目標變數之間關係 P(Y|X) 的變化。通常透 過模型性能下降但無顯著資料漂移來檢測9。驗收標準例如準確率下降超過 X% 19

。

○ 預測漂移 **(Prediction Drift):**模型輸出分佈的變化82。

● 性能監控與驗收標準 **(Performance Monitoring & Acceptance Criteria):**追蹤準確率、精確率、召回率、F1 分數、延遲等。設定警示閾值（例如，準確率下降 > 10%，延遲 > 200ms）19。

● 業務 **KPI** 影響監控 **(Business KPI Impact Monitoring):**將模型性能與業務指標（如 收入、客戶流失率、詐欺檢測率）相關聯4。根據業務影響定義閾值和警示102。

● 警示與自動化 **(Alerting & Automation):**針對漂移、性能下降或 KPI 影響發出通知； 自動觸發再訓練機制1。

● 治理框架 **(Governance Framework):**包含政策、角色、職責、審計追蹤、合規性（如 GDPR、HIPAA）以及道德 AI（公平性、透明度、問責制）1。

● 可解釋性與透明度 **(Explainability & Transparency):**提供工具和方法來理解模型 的決策過程1。

在領域驅動設計方面，治理政策、公平性指標和可解釋性標準由領域專家根據特定行業法

規（如金融業的 OCC 指南，醫療保健業的 HIPAA）定義20，風險評估也針對特定領域進行客製化。資料驅動設計則可能採用通用的漂移檢測閾值和標準化的模型性能報告。

有效的監控不僅僅是追蹤模型指標，還需要一個整體視角，將模型行為與資料品質以及最

終的業務 KPI 聯繫起來。這需要一個整合的監控基礎建設。102強調透過將模型性能與業務KPI 聯繫起來實現「業務影響一致性」。100也討論了業務 KPI。19將資料漂移、概念漂移和模

型性能聯繫起來。模型指標（例如準確率）的下降可能是由上游資料品質問題或業務背景的

轉變引起的，而不僅僅是模型過時。因此，監控基礎建設應能從各種來源擷取和關聯指標：

資料管線（品質、漂移）、模型服務（性能、延遲）以及潛在的業務系統（KPI）。這有助於更準

確地進行根本原因分析。

MLOps 中的治理正從被動的、以合規為重點的活動演變為主動的、「倫理嵌入設計（ethics-by-design）」方法。這意味著治理框架和支持性基礎建設必須深度嵌入整個機器學習生命週期，領域專家在定義政策和標準方面扮演著至關重要的角色。20指出：「隨著人工

智慧的普及，模型治理也成為倫理人工智慧的基礎。它提供了一種將公平性、問責制和透明

度嵌入到各種使用案例的模型設計和部署中的方法。」以及「倫理嵌入設計。倫理考量，包括

公平性和偏見檢測，越來越多地被納入驗證工作流程中。」21強調 MLOps 中的 AI 治理對於問責制、信任和公平結果至關重要，涉及自動化審計、可解釋性、偏見檢測以及遵守倫理/法律標準。23強調領域專家在理解資料局限性和在特定情境下定義公平性的作用。因此，MLOps 治理基礎建設不僅應提供審計和報告工具，還應能夠在整個開發和營運生命週期

中實現領域特定倫理指南、公平性約束和可解釋性要求的程式碼化和自動化執行。這需要

靈活的策略引擎和用於領域專家輸入的整合點。

第二章：**IBM Watson ModelOps** 深度解析

**2.1 IBM Watson ModelOps** 平台概覽与定位

IBM Watson ModelOps 通常作為 IBM AI 與資料平台的核心組成部分，圍繞 IBM Cloud Pak for Data 145和 watsonx 139進行構建。其市場定位明確指向企業級 AI 應用，特別強調治理、風險管理和生命週期自動化10。IBM 的目標客戶群體廣泛，涵蓋金融服務（BFSI）、醫療保健、零售、製造和電信等行業20。該平台旨在簡化從資料收集到治理和監控的整個機器

學習生命週期4。在 IBM 的語境下，ModelOps 被視為一個更廣泛的概念，涵蓋所有 AI 模型的營運化，而 MLOps 則更側重於機器學習模型141。

IBM 的 MLOps 策略顯然是針對具有嚴格治理和合規需求的大型企業，尤其是在受監管行業。這體現在其工具套件（例如 AI Factsheets、Watson OpenScale）以及對信任和透明度的強調上。20等資料一致地強調 AI 治理、風險管理、公平性和可解釋性是 IBM 產品的核心

特性。其目標行業如金融服務和醫療保健20均受到高度監管。ModelOps（更廣泛的治理）和 MLOps（機器學習特定）之間的區別141表明 IBM 旨在提供一個全面的治理框架。因此，那些優先考慮強大治理、可審計性和倫理 AI 考量（尤其是在受監管領域）的組織，會發現IBM 的定位具有吸引力，即使這可能意味著更結構化（且可能更複雜）的設置。

IBM 將「ModelOps」視為比 MLOps 更廣泛的概念141，這表明其戰略目標是管理除傳統機器學習模型之外更廣泛的 AI 資產（例如，基於規則的系統、優化模型、知識圖譜）。這可以為擁有多樣化 AI 計畫的企業提供更統一的治理平台，但也可能意味著在純 MLOps 平台中常見的一些機器學習特定優化功能可能不那麼突出。Gartner 對 ModelOps 的定義（常與IBM 相關聯）包含了廣泛的 AI 和決策模型141。142和143明確指出 ModelOps 服務於企業，而 MLOps 服務於資料科學家，ModelOps 涵蓋所有 AI 和分析模型。這種更廣泛的範圍意味著底層基礎建設和工具必須足夠靈活，以適應不同模型類型及其獨特的生命週期需求。因此，儘管 IBM 提供了全面的治理能力，但在評估其平台時，可能需要仔細考量其 MLOps 組件是否像那些專注於 MLOps 的平台一樣，針對機器學習特定工作流程（例如，快速實

驗、特定的機器學習函式庫整合）進行了深度優化。

**2.2** 核心組件及其基礎建設設計

**2.2.1** 資料層：**IBM Knowledge Catalog** 作為特徵儲存與資料治理

IBM Knowledge Catalog 在 Watson ModelOps 生態系統中扮演著特徵儲存庫和資料治理的雙重角色，旨在組織和共享資料資產，並提供 AI 驅動的搜尋功能145。配合 Data Refinery 工具，使用者可以從多樣化的資料來源存取和精煉資料145。IBM 強調為資料科學團隊提供高品質、受治理的資料145，以應對企業在存取高品質資料和實現模型建構營運化方面面臨

的挑戰159。

重點功能：

IBM Knowledge Catalog 的主要優勢在於其集中的治理能力、強化的資料可發現性、促進團隊協作，以及對底層實體資料位置的抽象化處理 145。

局限與挑戰：

儘管 IBM Knowledge Catalog 被定位為特徵儲存庫，但與專用特徵儲存解決方案（如 16 中所述）相比，其在特徵版本控制、確保線上/離線一致性以及為特徵提供低延遲服務等關鍵特徵儲存庫能力方面的具體細節，在提供的資料中並未得到同等程度的明確闡述。37 指出了一般 MLOps 面臨的挑戰，如性能退化和需要自動再訓練，而特徵儲存庫有助於緩解這些問題。此外，160 列出了一些與 Watson Machine Learning (WML) / Watson Studio 資料相關的一般性限制，例如儲存卷掛載問題和大型有效負載處理問題。

IBM Knowledge Catalog 的核心優勢在於其治理和元資料管理能力，使其成為資料發現和合規性的堅實基礎。然而，若要將其視為 MLOps 意義上高效能的「特徵儲存庫」（需要低延遲服務、嚴格的版本控制以防止訓練-服務偏差），則需要仔細評估其與專用特徵儲存技術的差距。145強調 IBM Knowledge Catalog 在組織、共享和治理資料資產方面的作用，並輔以 AI 驅動的搜尋功能，這與資料編目和治理功能高度契合。相比之下，專用的特徵儲存庫（如 Databricks Feature Store16）專門解決線上/離線一致性、特徵版本控制和機器學習低

延遲服務等問題。關於 IBM Knowledge Catalog 的描述更側重於發現和治理，而非即時機器學習推論所需的效能服務方面。因此，儘管該產品在資料治理方面表現出色，但使用者可能需要評估 IBM Knowledge Catalog 是否能獨自滿足專業 MLOps 特徵儲存庫的所有需求

，尤其是在高吞吐量、低延遲的服務場景下，或者是否需要額外補充。

IBM 旨在透過 Knowledge Catalog 解決「存取高品質資料」的挑戰159，這表明許多企業在資料孤島和資料品質不一致方面面臨困境。一個受治理的目錄是關鍵的第一步，但 MLOps 管線仍然依賴於上游穩健的資料工程實踐（由 Data Refinery 等工具支持145），才能將真正「高品質」的資產填充到目錄中。159明確將「存取高品質資料」列為一項挑戰。目錄使資料可被發現和治理，但它本身並不創造高品質資料；它反映的是輸入其中的資料品質。Data Refinery 145被作為「存取和精煉資料」的工具，表明在資產準備好進入目錄和用於機器學習之前，資料準備的必要性。因此，IBM MLOps 堆疊中資料層的成功不僅取決於 Knowledge Catalog，還取決於資料準備工具和流程的有效使用，以確保目錄中的資產適用於機器學習

目的。基礎建設必須支持這些資料精煉工作流程的規模化運作。

**2.2.2** 實驗與訓練：**Watson Studio, AutoAI, JupyterLab** 的協同與自動化

IBM 在實驗與訓練層面提供了以 Watson Studio 為核心的協作平台，整合了 AutoAI、Notebooks（支援 Jupyter、R）、SPSS Modeler 以及與 VS Code 等 IDE 的集成能力145。AutoAI 工具旨在自動化演算法選擇、特徵工程、候選管線生成以及超參數優化等繁瑣任務145。該平台亦支持主流的開源框架，如 PyTorch、TensorFlow 和 scikit-learn 148，並具備聯邦學習能力145。

重點功能：  
Watson Studio 的主要優勢在於其提供了廣泛的工具集，能夠滿足不同技能水平使用者的需求（從視覺化建模到程式碼優先，再到全自動化）。AutoAI 顯著提升了自動化水平。平台內建的專案協作功能也促進了團隊合作 145。

局限與挑戰：

● **AutoAI** 限制：目前不支援雙位元組字元集；與 AutoAI 模型進行程式化互動時，建議使用 REST API 而非 Python 客戶端，因後者所需 API 尚未普遍可用161。透過管線節點刪除 AutoAI 實驗可能不會實際刪除資產161。

● **Watson Studio** 專案限制：一個專案中無法同時運行多個 RStudio 會話；大型專案的匯入/匯出可能存在問題，特定資產（如 Cognos 儀表板）的處理也有特殊性；Git 整合存在一些細微差別165。

● 深度學習實驗限制：在 Git 專案中使用儲存卷進行深度學習實驗不受支援；對 IBM Power (ppc64le) 和 Z (s390x) 平台的深度學習作業支援有限160。

● 一般 **MLOps** 市場挑戰：較高的實施成本、缺乏熟練的勞動力以及與現有 IT 系統的整 合難度166。

● **Watson Orchestrate** 限制：（與工作流程自動化相關，可能用於由模型構建的技能）

在權杖過期處理、大數據量輸入超時、憑證類型、技能流程的多輪對話以及變數傳遞等

方面存在限制167。

IBM 的實驗與訓練策略旨在透過 Watson Studio 提供豐富的整合環境，結合 AutoAI 的強大自動化能力以及對程式碼優先方法（Jupyter、VS Code）的開放性，從而平衡不同團隊的需求。然而，這也可能在管理這些不同模式之間的交互作用時引入複雜性。145展示了

Watson Studio 中多樣化的工具（AutoAI、Notebooks、SPSS Modeler、IDE）。AutoAI 的目的是加速實驗並自動化常見任務146。已知的限制160通常涉及這些組件之間的交互或特定

的進階使用案例。因此，儘管提供了靈活性，使用者必須仔細規劃其工作流程，以利用每種

工具的優勢（例如，使用 AutoAI 進行基準測試，使用 Notebooks 進行自訂開發），並意識到

特定場景下潛在的整合挑戰或限制。基礎建設必須支持這些多樣化的運算和環境需求。

圍繞 AutoAI 程式化互動的限制（建議使用 REST API 而非 Python 客戶端161）以及透過管線刪除 AutoAI 資產的問題161，可能會阻礙以 AutoAI 為中心的工作流程的完整 CI/CD 自動化。這表明儘管 AutoAI 在模型生成方面功能強大，但將其整合到完全自動化的 MLOps 管線中可能需要變通方法或依賴於較不直接的控制機制。161明確指出：「要以程式化方式與

AutoAI 模型互動，請使用 REST API 而非 Python 客戶端。支持 AutoAI 所需的 Python 客戶端 API 目前尚未普遍可用。」161提到透過管線節點刪除 AutoAI 實驗可能不會刪除底層資產。完整的 MLOps 自動化（根據4的第 2 級）在很大程度上依賴於程式化控制和無縫的管線執行。因此，旨在實現涉及 AutoAI 實驗深度自動化的團隊，需要考慮當前的 API 環境以及某些生命週期操作潛在的手動步驟或自訂腳本，這將影響其自動化基礎建設的設計。

**2.2.3** 模型管理：**AI Factsheets** 與模型庫存

IBM 在模型管理層面提供了 AI Factsheets 和模型庫存（Model Inventory）等關鍵組件，旨在加強模型的治理與追蹤。AI Factsheets（可作為 watsonx.governance 的一部分或獨立

服務）用於追蹤模型生命週期的詳細資訊、元資料、譜系、目的、資料特性以及相關事件，以

滿足治理和合規性要求139。模型庫存則與 AI Factsheets 相關聯，用於組織機器學習模型及其對應的概況介紹144。此外，目錄中的模型使用案例（Model Use Cases）也用於追蹤模型的歷史和性能145。

重點功能：

這些組件的核心優勢在於其對透明度、可審計性和治理的強力支持。AI Factsheets 提供了一個集中的模型事實視圖，有助於滿足合規性需求 140。

局限與挑戰：

AI Factsheets 的有效性取決於在整個生命週期中對資訊的一致和準確記錄。儘管部分過程可以自動化，但仍可能需要手動輸入或整合。根據 144，模型庫存僅追蹤那些透過與模型使用案例明確關聯的模型。除了 MLOps 的一般性挑戰外，提供的資料中未詳細說明 AI Factsheets 本身的特

定限制。

AI Factsheets 代表了一種「治理優先」的模型管理方法。它們旨在透過提供全面的審計追蹤來滿足風險和合規利益相關者的需求，而不僅僅是作為資料科學家的技術登錄檔。140強

調 AI Factsheets 在追蹤生命週期事件、事實和細節以實現治理、合規和透明度方面的作

用。捕獲的資訊（目的、譜系、資料特性149）與審計員和監管機構的要求一致。144明確指出：

「利用治理功能建立流程，以管理從資料科學家到 ModelOps 管理員的溝通流程。」因此，支持 AI Factsheets 的基礎建設必須確保安全、不可變的日誌記錄，並提供專為非技術利益

相關者以及技術使用者量身定制的強大報告功能。

模型庫存依賴於「透過將模型與模型使用案例相關聯來明確追蹤」144，這意味著組織內部需

要有紀律的流程。如果這種關聯沒有得到一致的執行，模型庫存將不完整，從而削弱其治理

目的。這突顯了如果管理不善，可能會出現流程瓶頸或故障點。該註釋144明確說明了此先

決條件。在擁有眾多團隊和模型的大型組織中，確保每個相關模型都正確關聯到一個使用案例，需要強有力的內部政策以及潛在的自動化檢查或提醒。如果此步驟是手動的或容易被忽略，模型治理的「單一事實來源」可能會受到損害。因此，儘管 AI Factsheets 提供了強

大的功能，但其成功實施依賴於明確定義和嚴格執行的模型註冊和使用案例關聯操作程

序。MLOps 平台應盡可能使這種關聯過程無縫且自動化。

**2.2.4 CI/CD** 與管線：**Orchestration Pipelines**

IBM Orchestration Pipelines 旨在自動化端到端的 MLOps 流程，包括資料擷取、訓練、部署和更新144。它提供了一個圖形化介面，用於組裝和配置管線144，目標是使 ModelOps 流程更簡單且可重複144。此外，cpdctl 命令列工具也可用於管理模型生命週期和自動化流程145。

重點功能：

其主要優勢在於視覺化的管線建構能力和複雜工作流程的自動化 144。

局限與挑戰：

● 節點限制：每個管線的節點數量存在限制（標準節點 120 個，循環中所有迭代的節點總數 600 個）161。整體節點限制取決於配置（小型：600，中型：1200，大型：4800 個標準節點）174。

● 匯入管線：匯入的管線可能需要進行配置更改174。

● 命名約定：輸入和輸出名稱必須採用小寫蛇形命名法（lower\_snake\_case）174。● 相容性：與 OpenShift Pipelines 不相容164。

● 負載問題：大負載的作業運行可能因在 etcd 中創建過多物件而導致叢集存取問題164

。

● 快取問題：在管線版本更改時重置快取與「最新」版本作業配置不相容；從 5.1.0 之前的 版本升級後快取不會恢復161。

● 一般 **MLOps** 管線挑戰：整合不同工具、技能差距、可擴展性問題28。

IBM 的 Orchestration Pipelines 旨在透過視覺化介面簡化複雜的 MLOps 自動化，這可能

降低了那些對純程式碼管線定義不太熟悉的團隊的入門門檻。然而，已記錄的節點限制和

依賴配置的容量表明，非常大型或眾多複雜的管線可能會遇到擴展性限制。144強調了圖形

化介面以及使流程更簡單的目標。161詳細說明了每個管線的特定節點限制以及基於配置大

小（小型、中型、大型）的總體限制。164提到了大負載下潛在的叢集存取問題。因此，儘管設

計上對使用者友好，但在企業級部署中，需要仔細規劃底層基礎建設容量和管線複雜性，以

避免性能瓶頸或達到硬性限制。

與 OpenShift Pipelines 的不相容性164以及 Orchestration Pipelines 利用 Tekton（164中提到的 Tekton 任務失敗暗示了這一點）的事實表明，IBM 正在 Kubernetes/OpenShift 原生功能的基礎上提供自己的協同調度層。這可以提供與其他 Cloud Pak for Data 服務更緊密的整合，但可能會限制那些已經大量投入原生 OpenShift Pipelines 或其他 CNCF 標準工作流程引擎的團隊的靈活性。164明確指出：「IBM Orchestration Pipelines 與 OpenShift Pipelines 不相容……這兩種服務不相容且利用相同的資源。」164還提到「如果已對命名空間應用配額，則 Pipelines Redis Pod 可能無法啟動或無法運行 Tekton 任務」，這表明 Tekton 是底層機制的一部分。Tekton 是一個常見的 Kubernetes 原生 CI/CD 框架。專有的協同調

度層通常在其生態系統內提供更好的整合，但可能導致供應商鎖定或與外部工具的互通性

挑戰。因此，組織必須權衡 IBM 整合管線體驗的優勢與可能需要遵循特定協同調度範式的潛在需求，特別是如果他們現有的 CI/CD 基礎建設基於不同的工具。

**2.2.5** 部署與服務：**Deployment Spaces** 與 **watsonx.ai Runtime**

IBM 透過 Deployment Spaces 和 watsonx.ai Runtime 提供模型的部署與服務能力。Deployment Spaces 用於組織和管理資產在 AI 生命週期中（開發、測試、生產階段）的存取144。Watson Machine Learning 則用於部署模型、腳本和函數175，並提供一鍵式整合以簡化模型的部署和操作148。watsonx.ai Runtime 負責模型的運行和評分，其計費方式基於容量單位小時（Capacity Unit Hours, CUH）或針對基礎模型的權杖消耗量150。此外，IBM Watson NLP 等服務也可以利用 KServe ModelMesh 部署到 OpenShift 環境中176。

重點功能：

該部署架構的優勢在於透過 Deployment Spaces 實現了分階段的部署管理，並提供了靈活的watsonx.ai Runtime 計費模式。同時，對 KServe 的支持也為 Kubernetes 原生部署提供了可能性。

局限與挑戰：

● 模型部署規模限制：模型部署的大小限制取決於所使用的框架和模型類型160。

● 儲存卷掛載： Watson Machine Learning 對於基於 Python 的運行時（包括 R-script、SPSS Modeler、Spark 和 Decision Optimization）的線上和批次部署，不支援儲存卷的自動掛載。可行的解決方法是使用 ibm-watson-machine-learning Python 客戶端庫中的下載方法160。

● 大型內聯負載：使用大型內聯負載的批次部署作業可能會卡在啟動或運行狀態，建議 改用資料引用160。

● 平台相容性：在 s390x 叢集上部署於 x86/ppc 平台上訓練的模型可能因位元組順序 問題需要重新訓練160。

● **watsonx.ai Runtime** 限制：存在區域要求（必須與 Watson Studio 位於同一區域）；部

署在閒置一段時間後會自動休眠（免費方案 24 小時，付費方案 120 小時），導致休眠後首次評分請求會有延遲，某些框架在休眠後首次評分可能出現 504 錯誤163。此外，每個方案 ID 存在速率限制150。

IBM 的部署基礎建設，透過 Deployment Spaces 和 watsonx.ai Runtime，旨在支持受治理

和分階段的模型推出，符合企業變更管理實踐。然而，圍繞模型大小、儲存掛載和運行時行

為（休眠、區域性）的實際限制需要仔細的營運規劃。144描述了 Deployment Spaces 用於管理資產通過開發、測試和生產階段，並具有不同的存取控制，這意味著一個結構化的、受治理的部署過程。150詳細說明了 watsonx.ai Runtime 方案和營運行為，如休眠和區域依賴性。160列出了關於模型大小、儲存存取和平台相容性的若干實際限制。因此，儘管該框架支

持企業的控制需求，但營運團隊必須意識到這些約束，並相應地設計其部署和服務策略（例

如，對大型批次負載使用資料引用，預熱休眠的端點，確保服務的區域一致性）。

將 Watson NLP 部署到使用 KServe ModelMesh 的 OpenShift 的選項176，表明 IBM 正在為其 AI 服務採用更雲端原生、以 Kubernetes 為中心的部署模式。從長遠來看，這可以提供更大的靈活性和互通性，但最初可能與更傳統的 Cloud Pak for Data 部署機制並存。176提供了一個使用 KServe ModelMesh 在 OpenShift 上部署 Watson NLP 的詳細範例，OpenShift 是 Kubernetes 的一個發行版。KServe 是 Kubernetes 上無伺服器機器學習推論的標準。這與 Cloud Pak for Data 中更整合的 Watson Machine Learning 部署形成對比。採用 KServe 表明對利用模型服務開放標準的開放態度，這可以提高可移植性並減少供應商鎖定。因此，投資於 Kubernetes 的企業應關注 IBM 在 KServe 和 ModelMesh 採用方面的策略，因為這可能意味著向更開放和靈活的部署基礎建設轉變，從而可能將 IBM 的

生態系統與更廣泛的雲端原生環境連接起來。

**2.2.6** 監控與治理：**Watson OpenScale** 與 **watsonx.governance**

IBM 在模型的監控與治理層面，主要倚賴 Watson OpenScale 和 watsonx.governance。Watson OpenScale 旨在提供可信和透明的 AI 分析，能夠檢測並緩解模型的偏見和漂移，提升預測的品質與準確性，解釋模型交易，並執行假設分析（what-if analysis）20。值得注意的是，Watson OpenScale 支援監控部署在第三方供應商（如 AWS 或 Microsoft Azure）的外部模型139。watsonx.governance 則專注於監控、維護、自動化和治理生產環境中的機器學習及生成式 AI 模型，追蹤資產、評估合規性並管理風險139。這些服務與 AI Factsheets、Watson Studio 和 Watson Machine Learning 等服務緊密整合139。

重點功能：

IBM 提供了一套全面的工具，用於處理偏見、漂移、可解釋性以及整體 AI 治理。其支援混合雲和多雲環境下的模型監控。

局限與挑戰 **(Watson OpenScale -** 177**):**

● **SHAP** 全局解釋：配置 SHAP 全局解釋時，樣本大小會影響 Watson OpenScale 在特 定時間段內生成解釋的數量。若嘗試為大樣本量生成多個解釋，Watson OpenScale

可能無法處理交易。若為多個 Watson OpenScale 訂閱配置解釋，且部署包含 20 個 或更少特徵，則必須為樣本大小和擾動次數設定指定預設值。  
● **IAM** 存取群組： Watson OpenScale 不支援 IAM 存取群組。

● 模型預測資料類型：不支援模型預測資料類型為二進制的模型，必須將其更改為字串

或整數類型。

● 漂移檢測：僅支援結構化資料的漂移檢測。分類模型支援資料和準確率漂移，但迴歸

模型僅支援資料漂移。不支援 Python 函數的漂移檢測。

● **XGBoost** 框架支援：對於分類問題，二元分類支援 binary:logistic 邏輯迴歸函數（輸 出為 True 的機率）；多類別分類支援 multi:softprob 函數（結果包含每個資料點屬於每

個類別的預測機率）。

● 非結構化資料：公平性和漂移指標不支援非結構化（圖像或文字）資料類型。

● 欄位命名：資料集中的欄位名稱若包含等號（=），會導致可解釋性問題並產生錯誤。● 部署環境：資料庫和 IBM Watson Machine Learning 實例必須部署在同一帳戶中。● 資料庫支援： Watson OpenScale 使用 PostgreSQL 或 Db2 資料庫儲存模型相關資 料。不支援 Lite Db2 方案；免費 Lite 方案資料庫不符合 GDPR 規定，若模型處理 PII， 需使用符合 GDPR 的資料庫。

● 測試資料上傳：為預生產模型評估上傳的測試資料若超過  
payload-logging-service-api Pod 的預設最大資料大小（10485760 位元組），可能導致錯誤。需調整 ADDITIONAL\_JVM\_OPTIONS 環境變數中的  
-Dservice.defaults.import.max\_csv\_line\_length 選項值。

● 負載分析：為正確處理負載分析，Watson OpenScale 不支援負載中包含雙引號（"）的

欄位名稱。

● **SPSS** 模型解釋性：不支援僅返回獲勝類別機率的 SPSS 多類別模型的可解釋性。● 圖像分類負載：對於 IBM Watson Machine Learning，發送到負載日誌記錄的圖像分 類模型的評分輸入不得超過 1MB。為避免超時，圖像不得超過 100x100x3 像素，且必

須順序發送。

● 外部演算法支援：目前版本的 Watson OpenScale 不支援 Amazon SageMaker BlazingText 演算法的輸入負載格式。

● **IAM** 整合問題：啟用 IAM 整合時，打開 Watson OpenScale 實例可能失敗177。● 警示通知問題：若使用者被邀請為部署空間的管理員並將指標閾值違規結果發送到其 電子郵件地址，嘗試查看模型詳細資訊可能會失敗177。

IBM 的監控和治理層（OpenScale、watsonx.governance）在其既定目標方面異常全面，特

別是在公平性、可解釋性和生命週期治理方面。這與其企業和受監管行業的焦點一致。然而

，OpenScale 的大量特定限制178表明實際實施可能很複雜，並且可能需要仔細關注資料類型、模型框架和輸入格式。139中描述的 OpenScale 功能集（偏見、漂移、可解釋性）和watsonx.governance 140的功能集廣泛，並解決了關鍵的負責任 AI 問題。178和178中的限制列表非常具體，涵蓋了從資料類型（二進制預測、用於公平性/漂移的非結構化資料）到框架支持（XGBoost 細節、SPSS 多類別）和輸入約束（欄位名稱中的等號、負載大小）的各個

方面。這表明儘管願景是全面的，但當前實施存在許多邊緣情況和特定要求，使用者必須加以應對。因此，使用者必須根據其特定的模型類型、資料格式和期望的分析來徹底審查OpenScale，以確保相容性並避免意外的障礙。用於 OpenScale 的日誌記錄和資料準備基

礎建設需要遵守這些約束。

Watson OpenScale 能夠監控部署在外部平台（AWS、Azure 139）上的模型，這使其有潛力成為擁有異構機器學習部署環境的企業的集中式治理和監控平台。如果它能夠克服整合的複雜性並在不同平台上提供一致的指標收集，這將是一個顯著的差異化優勢。139明確指出

支持 AWS 或 Azure 上的外部模型。許多大型企業的機器學習計畫分佈在不同的雲端供應商或本地系統中。一個能夠跨越這些環境的集中式監控和治理工具將解決企業 AI 治理的主要痛點。因此，IBM 支持 OpenScale 監控外部模型的策略對於多雲企業而言是一個強大的價值主張。關鍵挑戰將是與這些外部模型服務環境整合的穩健性和易用性，以及確保指

標解釋的一致性。

**2.3** 關鍵優勢

IBM Watson ModelOps 平台在企業級 AI 營運方面展現出多項關鍵優勢：

● 端到端的治理與信任機制：平台高度重視 AI Factsheets、Watson OpenScale 等工具的應用，致力於實現模型的透明度、公平性、可解釋性以及完整的生命週期追蹤10。這

對於身處嚴格監管環境的行業至關重要。

● 混合雲**/**多雲架構的靈活性： Cloud Pak for Data 的架構支持在多種雲環境及本地部署，並可透過 KServe 等組件在 OpenShift 上進行部署146。與 Valohai 在 OCI 上的整合也體現了這一點57。

● 全面的工具套件： Watson Studio 提供了從 AutoAI、Notebooks 到視覺化建模工具等 多樣化的選擇，以滿足不同使用者角色的需求145。

● 高度自動化能力： AutoAI 加速了模型的快速開發，而 Orchestration Pipelines 則實現 了 MLOps 工作流程的自動化144。

● 專為企業設計：平台在安全性、可擴展性（在一定限制內）以及管理多樣化 AI 資產方 面，均為滿足大型組織的需求而設計105。

IBM 的主要優勢在於其對 AI 治理的整體方法，以及其滿足複雜企業環境需求的能力，特別是那些具有嚴格監管要求和混合雲/多雲部署需求的企業。對 AI Factsheets、OpenScale 和整體治理敘事的持續強調20，結合 Cloud Pak for Data 架構146和 OpenShift 支持176，有力地支持了這一點。雖然其他平台也提供 MLOps 功能，但 IBM 在企業級治理方面的深度

似乎是其核心差異化因素。

**2.4** 主要侷限與挑戰

儘管 IBM Watson ModelOps 具備諸多優勢，但在實際應用中仍面臨一些侷限與挑戰：

● 複雜性與學習曲線：由於平台工具集的廣泛性以及其企業級定位，使用者可能會面臨

較高的複雜度和較陡峭的學習曲線（這也是 MLOps 領域的普遍挑戰105，並可從眾多

特定限制中推斷出來）。

● 特定組件的限制：如前文所述，AutoAI、Watson Studio 專案、WML 部署、  
Orchestration Pipelines 和 Watson OpenScale 等組件均存在一些特定的使用限制和已知問題150。

● 成本考量：企業級平台的授權和使用成本可能較高。例如，AWS Marketplace 上Cloud Pak for Data 的定價顯示其月度費用不菲181，watsonx.ai Runtime 的不同方案也有各自的成本結構150。一般而言，ModelOps 的實施成本可能偏高166。

● 與非 **IBM** 生態系統的整合：儘管 Watson OpenScale 支援監控外部模型，但平台與IBM 生態系統內部組件的整合自然最為緊密。將分散的第三方工具整合到 IBM 的協同調度和治理框架中可能會遇到挑戰（這也是 MLOps 的普遍挑戰105）。

● 性能**/**可擴展性約束： Orchestration Pipelines 的節點數量限制174，以及處理大負載時 可能出現的問題160，都可能對性能和可擴展性構成約束。

IBM Watson ModelOps 採用的主要挑戰可能在於其被感知的複雜性和成本，以及需要應

對一系列特定組件限制，這些限制可能需要針對某些使用案例採取變通方法。該平台在治

理方面的優勢伴隨著仔細規劃和潛在專業技能的需求。眾多組件及其各自記錄的限制160

表明其營運層面相當可觀。高昂的成本也有所提及150。這種組合對於較小型組織或尋求非

常敏捷、結構化程度較低的 MLOps 的組織而言，可能構成障礙。

**2.5** 注意項目

在實施 IBM Watson ModelOps 時，需特別注意以下事項，以確保項目的順利推進和預期

效益的實現：

● 詳細評估組件限制：針對具體的應用場景，務必仔細評估各核心組件（如 AutoAI、 Watson Studio、WML、Orchestration Pipelines、Watson OpenScale）的已知限制和

特定行為，確保其能滿足需求。

● 基礎建設容量規劃：充分考慮管線的複雜度、資料量和模型大小，提前規劃並配置足夠的基礎建設容量，特別是針對 Orchestration Pipelines 的節點限制和大規模資料/模型處理的資源需求160。

● 團隊技能培養：投入資源進行團隊培訓，使其熟悉 IBM 的相關工具以及 MLOps/ModelOps 的核心流程與最佳實踐105。

● 區域依賴性與服務配置管理：仔細管理服務的區域依賴性（例如 watsonx.ai Runtime 的區域要求163）和各項服務的配置細節。

● 治理流程的建立與執行：建立清晰的模型註冊流程，確保模型與 AI Factsheets/使用 案例正確關聯，以實現全面的治理覆蓋144。

● 資料相容性驗證：針對 Watson OpenScale 的監控功能，需特別注意所用資料類型和 格式的相容性，避免因不匹配導致監控失效或結果不準確178。

成功實施 IBM Watson ModelOps 需要一種戰略性方法，優先理解其組件的特定約束，並

將其與穩健的內部流程（尤其是在治理和生命週期管理方面）相結合。它並非適用於所有場

景的「即插即用」解決方案。

第三章：**Databricks MLOps** 深度解析

**3.1 Databricks MLOps** 平台概覽与定位

Databricks MLOps 解決方案植根於其核心的 Lakehouse 平台，旨在統一資料分析與人工智慧工作負載。該平台強調以資料為中心，利用 Apache Spark、Delta Lake 和 MLflow 等開源技術構建，並提供一個高度協作的環境1。Databricks 的市場定位主要面向需要處理大

規模資料的機器學習應用，並吸引那些熟悉或偏好使用開源工具的技術團隊。其核心理念

是透過單一平台管理從資料工程、機器學習到商業智慧的完整資料生命週期，從而簡化MLOps 流程並加速價值實現16。

Databricks 平台的 MLOps 功能旨在提供一個端到端的解決方案，涵蓋資料準備、模型訓練、部署和監控等所有階段1。透過與其 Lakehouse 架構的深度整合，Databricks 致力於

消除傳統資料倉儲和資料湖之間的隔閡，為機器學習提供一個統一的資料基礎。這種方法

有助於減少資料移動和複製所帶來的複雜性和延遲，確保模型訓練和推論使用一致且最新

的資料36。此外，平台對 MLflow 的原生支持，使其在實驗追蹤、模型版本控制和模型登錄管理方面具有顯著優勢，促進了機器學習工作流程的可重複性和標準化25。Databricks 的協作特性，如共享 Notebooks 和統一的存取控制（透過 Unity Catalog），進一步增強了資料科學家、機器學習工程師和維運團隊之間的協同工作效率1。

對於那些尋求在雲端環境（AWS, Azure, GCP 184）中構建可擴展、高效能且治理良好的機器學習應用的企業而言，Databricks 提供了一個極具吸引力的選擇。其平台設計充分考慮了

企業級需求，如安全性、資料治理和合規性，同時保留了開源生態系統的靈活性和創新性。

**3.2** 核心組件及其基礎建設設計

**3.2.1** 資料層：**Unity Catalog** 與 **Feature Store**

Databricks 的資料層基礎建設以 Unity Catalog 和 Feature Store 為核心，共同為 MLOps

提供強大的資料治理和特徵管理能力。

**Unity Catalog**是 Databricks 的統一資料治理解決方案，為 Lakehouse 中的所有資料和AI 資產（包括資料表、檔案、機器學習模型和特徵）提供集中的存取控制、審計、譜系追蹤和資料發現功能16。它透過一個跨工作空間的元資料層，使組織能夠實施一致的資料治理策略。Unity Catalog 的主要優勢在於其能夠為資料和 AI 資產提供統一的治理框架，簡化了權限管理和合規性。然而，其使用對計算資源和 Databricks Runtime 版本有一定要求，且受管資料表目前主要支援 Delta Lake 格式58。截至 2025 年初，Unity Catalog 已在多個雲區域正式可用，並支援跨雲資料治理，例如從 Azure Databricks 存取 AWS S3 資料186。

**Databricks Feature Store**與 Unity Catalog 深度整合，提供了一個用於創建、儲存、發

現、共享和提供機器學習特徵的中央化平台1。它旨在解決特徵工程中的常見挑戰，如特徵

重用性低、訓練與服務之間特徵計算不一致（Training-Serving Skew）等問題。Feature Store 支援特徵的自動化譜系追蹤、版本控制，並能將特徵發佈到低延遲的線上儲存庫以供即時推論使用，同時也支援批次推論的特徵檢索16。其主要優勢在於與 Lakehouse 的無縫整合，以及透過自動化特徵檢索和譜系追蹤簡化 MLOps 工作流程。使用 Feature Store 的前提是工作空間已啟用 Unity Catalog，並且需要特定版本的 Databricks Runtime 189。

Unity Catalog 的引入，特別是其對模型（Models in Unity Catalog）的治理能力，相較於傳統的 Workspace Model Registry，提供了更強大和集中的模型生命週期管理76。模型作為Unity Catalog 中的一等公民，可以繼承其所在目錄和綱要的權限設置，實現跨工作空間的

模型發現和共享，並與資料譜系緊密結合。這意味著模型的存取控制、審計和譜系追蹤都統

一在 Unity Catalog 的框架下，極大地增強了 MLOps 的治理能力和透明度。

**3.2.2** 實驗與訓練：**MLflow Tracking** 與 **Notebooks**

Databricks 平台上的實驗與訓練主要圍繞 MLflow Tracking 和協作式 Notebooks 展開，

為資料科學家提供了強大且靈活的環境。

**MLflow Tracking**是 Databricks MLOps 的核心組件之一，用於全面追蹤機器學習實驗的各個方面1。它允許使用者記錄參數、程式碼版本、指標、標籤和產出物（如模型、圖表、資料檔案）。MLflow 實驗（Experiments）和運行（Runs）的組織方式有助於管理和比較不同訓練嘗試的結果，從而優化模型性能。Databricks 提供了託管的 MLflow Tracking 伺服器，並在Databricks Runtime for Machine Learning (Databricks Runtime ML) 叢集中預裝了MLflow。其優勢包括作為開源標準的廣泛接受度、全面的追蹤能力以及自動記錄（  
Autologging）功能，簡化了許多常見機器學習框架的追蹤過程。然而，需要注意的是，自2024 年 3 月 27 日起，MLflow 對參數、標籤、指標步驟總數以及實驗運行總數施加了配額限制，超出限制可能需要調整記錄策略或刪除不再需要的運行25。

**Databricks Notebooks**為模型開發提供了互動式且協作的環境1。資料科學家可以在Notebooks 中使用 Python、Scala、SQL 和 R 等語言編寫程式碼，進行資料探索、特徵工程、模型訓練和評估。Notebooks 支援與版本控制系統（如 Git，透過 Databricks Repos）的整合，並能直接與 MLflow Tracking 和模型登錄檔等其他 MLOps 組件交互。協作功能允許多個使用者同時編輯和評論 Notebooks，促進團隊合作。

在基礎建設層面，Databricks 提供了可擴展的運算資源（叢集），可以根據訓練任務的需求進行配置，包括使用 GPU 進行深度學習。Databricks Runtime ML 環境預裝了常用的機器學習函式庫，簡化了環境設置183。透過 MLflow Tracking，所有實驗的元資料和產出物都可

以被可靠地儲存和管理，確保了實驗的可重複性和可追溯性。

**3.2.3** 模型管理：**Models in Unity Catalog (**取代 **Workspace Model Registry)**

Databricks 透過**Models in Unity Catalog**實現了對機器學習模型生命週期的集中管理

和治理，這是對先前 Workspace Model Registry 功能的重大升級和整合26。將模型管理納

入 Unity Catalog 的統一治理框架，為 MLOps 帶來了顯著的優勢。

Models in Unity Catalog 允許使用者將訓練好的 MLflow 模型註冊到一個三層命名空間（

catalog.schema.model）中，從而實現跨工作空間的模型發現、共享和存取控制188。每個註冊的模型可以擁有多個版本，每個版本都記錄了其來源（例如，產生該模型的 MLflow 實驗和運行）、參數、指標和產出物。這種詳細的譜系追蹤對於模型的再現性和審計至關重要。

與傳統的 Workspace Model Registry 相比，Models in Unity Catalog 的主要優勢在於其與資料治理的深度整合76。模型作為 Unity Catalog 中的一個物件，可以應用與資料資產相

同的治理策略，例如基於角色的存取控制（RBAC）和審計日誌。這意味著可以精細地控制誰可以查看、使用或管理模型及其版本。此外，模型可以透過別名（aliases）來標記其部署狀

態（例如，champion、challenger），簡化了 CI/CD 流程中的模型部署和版本切換188。

基礎建設方面，Models in Unity Catalog 依賴於已啟用的 Unity Catalog 元儲存庫（metastore）。模型元資料和指向模型產出物（通常儲存在雲端儲存中）的指標都由 Unity

Catalog 管理。為了與 Models in Unity Catalog 交互，計算資源（如叢集或 SQL 倉儲）必須

配置為具有對 Unity Catalog 的存取權限，並且通常需要使用較新版本的 Databricks

Runtime ML 188。

儘管 Models in Unity Catalog 提供了強大的功能，但也存在一些前提條件和限制。例如，工作空間必須啟用 Unity Catalog，並且某些功能可能對 Databricks Runtime 版本有特定

要求188。對於尚未遷移到 Unity Catalog 的工作空間，仍可使用傳統的 Workspace Model

Registry，但 Databricks 官方推薦使用 Models in Unity Catalog 以獲得更佳的治理和整合

體驗188。

**3.2.4 CI/CD** 與管線：**Databricks Workflows** 與 **MLOps Stacks**

Databricks 透過 Databricks Workflows 和 MLOps Stacks 為 MLOps 的 CI/CD 和管線自

動化提供了強大的基礎建設支持。

**Databricks Workflows**是一個完全託管的協同調度服務，用於在 Databricks 平台上運行

多任務工作流程36。它可以協同調度各種任務，包括執行 Databricks Notebooks、Python 腳本、SQL 查詢、Delta Live Tables (DLT) 管線等。對於 MLOps 而言，Workflows 可以用

來自動化整個機器學習生命週期，從資料擷取和預處理、特徵工程、模型訓練和評估，到模

型部署和監控。Workflows 支援基於時間的排程和事件驅動的觸發器（例如，新資料到達時

觸發），並提供條件執行、參數

引用的著作

1. [MLOps Definition and Benefits | Databricks](https://www.databricks.com/glossary/mlops), 檢索日期：6月 2, 2025， [https://www.databricks.com/glossary/mlo](https://www.databricks.com/glossary/mlops)ps

2. [Discover what MLOps is | 9 key principles - S](https://www.sumologic.com/glossary/mlops/)umo Logic, 檢索日期：6月 2, 2025， [https://www.sumologic.com/glossary/mlops](https://www.sumologic.com/glossary/mlops/)/   
3. [Introduction to MLOps | Paperspace Blog,](https://www.sumologic.com/glossary/mlops/) 檢索日期：6月 2, 2025，  
 [https://blog.paperspace.com/introduction-to-mlop](https://blog.paperspace.com/introduction-to-mlops/)s/   
4. [What Is MLOps? Why It Matters, and How to Implem](https://blog.paperspace.com/introduction-to-mlops/)ent It - Veritis, 檢索日期：6月 [2, 2025](https://www.veritis.com/blog/what-is-mlops-why-mlops-and-how-to-implement-it/)，  
 [https://www.veritis.com/blog/what-is-mlops-why-mlops-and-how-to-impleme](https://www.veritis.com/blog/what-is-mlops-why-mlops-and-how-to-implement-it/)nt [-it/](https://www.veritis.com/blog/what-is-mlops-why-mlops-and-how-to-implement-it/)   
5. [ML](https://www.veritis.com/blog/what-is-mlops-why-mlops-and-how-to-implement-it/)Ops: What It I[s, Why It Matters, and How to Implement It - Zen](https://www.zenml.io/blog/mlops-what-why-how)ML Blog, 檢索日 期：6月 2, 2025，[https://www.zenml.io/blog/mlops-what-why-ho](https://www.zenml.io/blog/mlops-what-why-how)w   
6. [Discover what mlops is | 9 key principles - S](https://www.sumologic.com/glossary/mlops)[umo Logic,](https://www.zenml.io/blog/mlops-what-why-how) 檢索日期：[6](https://www.zenml.io/blog/mlops-what-why-how)月 2, 2025， [https://www.sumologic.com/glossary/mlop](https://www.sumologic.com/glossary/mlops)s   
7. [Transitioning from MLOps to LLMOps: Navig](https://www.sumologic.com/glossary/mlops)ating the Unique Challenges of Large [Language Models - MDPI,](https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/87) 檢索日期：[6](https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/87)月 [2,](https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/87) 2025，  
 [https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/8](https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/87)7   
8. [MLOps Principles for the Enterprise: Makin](https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/87)g Machine Learning Work - Ideas2IT, 檢 索日期：[6](https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operations)月 [2, 2025](https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operations)，  
 [https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operation](https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operations)s 9. [MLOps best practices - Harness Developer Hub,](https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operations) 檢索日期：[6](https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operations)月 [2, 2025](https://www.ideas2it.com/blogs/mlops-principles-machine-learning-operations)，  
 [https://developer.harness.io/docs/continuous-integration/development-guides/m](https://developer.harness.io/docs/continuous-integration/development-guides/mlops/mlops-best-practices/)l [ops/mlops-best-practices/](https://developer.harness.io/docs/continuous-integration/development-guides/mlops/mlops-best-practices/)   
10. [What is MLOps? - IBM,](https://developer.harness.io/docs/continuous-integration/development-guides/mlops/mlops-best-practices/) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/think/topics/mlops)月 [2, 2](https://www.ibm.com/think/topics/mlops)025，  
 [https://www.ibm.com/think/topics/mlo](https://www.ibm.com/think/topics/mlops)ps   
11. [Concept | Definition, challenges, and pri](https://www.ibm.com/think/topics/mlops)nciples of MLOps - Dataiku Knowledge [Base,](https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops-definition.html) 檢索日期：[6](https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops-definition.html)月 [2, 2025](https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops-definition.html)，  
 [https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops](https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops-definition.html)-d [efinition.html](https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops-definition.html)   
12. [MLOps Princi](https://knowledge.dataiku.com/latest/mlops-o16n/architecture/concept-mlops-definition.html)[ples,](https://ml-ops.org/content/mlops-principles) 檢索日期：[6](https://ml-ops.org/content/mlops-principles)月 [2, 2025](https://ml-ops.org/content/mlops-principles)，  
 [https://ml-ops.org/content/mlops-principle](https://ml-ops.org/content/mlops-principles)s   
13. [Survey of Machine Learning Lifecycle - ML4](https://ml-ops.org/content/mlops-principles)[Devs,](https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cycle/) 檢索日期：[6](https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cycle/)月 [2, 2025](https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cycle/)，  
 [https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cy](https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cycle/)c [le/](https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cycle/)   
14. [M](https://www.ml4devs.com/en/articles/mlops-survey-of-machine-learning-life-cycle/)LOps Components Machine Learning Life Cycle | GeeksforGeeks, 檢索日期：6月 [2, 2025](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-components-machine-learning-life-cycle/)，  
 [https://www.geeksforgeeks.org/mlops-components-machine-learning-life-cycle](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-components-machine-learning-life-cycle/)/ 15. [What is MLOps? - Machine Learning Operations Explained - AWS,](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-components-machine-learning-life-cycle/) 檢索日期：[6](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-components-machine-learning-life-cycle/)月 [2,](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-components-machine-learning-life-cycle/) 2025，[https://aws.amazon.com/what-is/mlop](https://aws.amazon.com/what-is/mlops/)s/   
16. [Databr](https://www.databricks.com/product/feature-store)[icks Feature Store,](https://aws.amazon.com/what-is/mlops/) 檢索日期：[6](https://aws.amazon.com/what-is/mlops/)月 [2, 2025](https://aws.amazon.com/what-is/mlops/)，  
 [https://www.databricks.com/product/feature-sto](https://www.databricks.com/product/feature-store)re   
17. [Scalable AI Workflows: MLOps Tools Guide - Pron](https://www.databricks.com/product/feature-store)[od Bharatiya's Blog,](https://data-intelligence.hashnode.dev/mlops-open-source-guide) 檢索日期：6 月 2, 2025，[https://data-intelligence.hashnode.dev/mlops-open-source-gui](https://data-intelligence.hashnode.dev/mlops-open-source-guide)de 18. [MLOps | PDF | Version Control | Metadata - Scribd,](https://www.scribd.com/document/728862492/MLOps) 檢索日期：[6](https://data-intelligence.hashnode.dev/mlops-open-source-guide)月 [2, 2025](https://data-intelligence.hashnode.dev/mlops-open-source-guide)， [https://www.scribd.com/document/728862492/MLOp](https://www.scribd.com/document/728862492/MLOps)s   
19. [Decodi](https://www.scribd.com/document/728862492/MLOps)[ng MLOps: Key Concepts & Practices Explained - Dataik](https://www.dataiku.com/stories/detail/decoding-mlops/)u, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://www.dataiku.com/stories/detail/decoding-mlops](https://www.dataiku.com/stories/detail/decoding-mlops/)/

20. [What Is Model Governance? | IBM,](https://www.ibm.com/think/topics/model-governance) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/think/topics/model-governance)月 [2, 20](https://www.ibm.com/think/topics/model-governance)25，  
 [https://www.ibm.com/think/topics/model-governanc](https://www.ibm.com/think/topics/model-governance)e   
21. [(PDF) AI Governance in MLOps: Compliance, Fairness,](https://www.ibm.com/think/topics/model-governance) and Transparency - [ResearchGate,](https://www.researchgate.net/publication/388661015_AI_Governance_in_MLOps_Compliance_Fairness_and_Transparency) 檢索日期：[6](https://www.researchgate.net/publication/388661015_AI_Governance_in_MLOps_Compliance_Fairness_and_Transparency)月 [2, 2025](https://www.researchgate.net/publication/388661015_AI_Governance_in_MLOps_Compliance_Fairness_and_Transparency)，  
 [https://www.researchgate.net/publication/388661015\_AI\_Governance\_in\_MLOps](https://www.researchgate.net/publication/388661015_AI_Governance_in_MLOps_Compliance_Fairness_and_Transparency)\_ [Compliance\_Fairness\_and\_Transparency](https://www.researchgate.net/publication/388661015_AI_Governance_in_MLOps_Compliance_Fairness_and_Transparency)   
22. [The Unified Control Framework: Establis](https://www.researchgate.net/publication/388661015_AI_Governance_in_MLOps_Compliance_Fairness_and_Transparency)hing a Common Foundation for   
 Enterprise AI Governan[ce, Risk Management and Regulato](https://arxiv.org/html/2503.05937v1)ry Compliance - arXiv, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://arxiv.org/html/2503.05937](https://arxiv.org/html/2503.05937v1)v1   
23. Scale W[ith Confidence](https://www.dataiku.com/stories/detail/understanding-responsible-ai/): [Understanding Responsible AI - Da](https://arxiv.org/html/2503.05937v1)[taiku,](https://www.dataiku.com/stories/detail/understanding-responsible-ai/) 檢索日期：[6](https://www.dataiku.com/stories/detail/understanding-responsible-ai/)月 2, 2025，[https://www.dataiku.com/stories/detail/understanding-responsible-a](https://www.dataiku.com/stories/detail/understanding-responsible-ai/)i/ 24. The 5 k[ey principles of MLOps for successful application - Ciklum,](https://www.dataiku.com/stories/detail/understanding-responsible-ai/) 檢索日期：6月 [2, 2025](https://www.ciklum.com/resources/blog/the-5-key-principles-of-mlops-for-successful-application)，  
 [https://www.ciklum.com/resources/blog/the-5-key-principles-of-mlops-for-su](https://www.ciklum.com/resources/blog/the-5-key-principles-of-mlops-for-successful-application)cc [essful-application](https://www.ciklum.com/resources/blog/the-5-key-principles-of-mlops-for-successful-application)   
25. [Track model deve](https://www.ciklum.com/resources/blog/the-5-key-principles-of-mlops-for-successful-application)lopment using MLflow - Azure Databricks - Learn Microsoft, 檢 索日期：[6](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tracking)月 [2, 2025](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tracking)，  
 [https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tr](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tracking)acking   
26. [MLflow Model Registry,](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tracking) 檢索日期：[6](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tracking)月 [2, 2025](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/mlflow/tracking)，  
 [https://mlflow.org/docs/latest/model-regi](https://mlflow.org/docs/latest/model-registry)stry   
27. [Transforming](https://mlflow.org/docs/latest/model-registry) [AI Excellence: Empowering with MLOps Mastery](https://intellias.com/empowering-ai-with-mlops/) - Intellias, 檢索日期 ：6月 2, 2025，[https://intellias.com/empowering-ai-with-mlops](https://intellias.com/empowering-ai-with-mlops/)/   
28. A Multivocal Li[terature Review of MLOps Tools and Features - F](https://intellias.com/empowering-ai-with-mlops/)[abio Palo](https://fpalomba.github.io/pdf/Conferencs/C69.pdf)mba, 檢 索日期：6月 2, 2025，[https://fpalomba.github.io/pdf/Conferencs/C69.p](https://fpalomba.github.io/pdf/Conferencs/C69.pdf)df   
29. 10 MLOps Best Pract[ices Every Team Should Be Using - Mission Cloud S](https://fpalomba.github.io/pdf/Conferencs/C69.pdf)ervices, 檢索日期：[6](https://www.missioncloud.com/blog/10-mlops-best-practices-every-team-should-be-using)月 [2, 2025](https://www.missioncloud.com/blog/10-mlops-best-practices-every-team-should-be-using)，  
 [https://www.missioncloud.com/blog/10-mlops-best-practices-every-team-shou](https://www.missioncloud.com/blog/10-mlops-best-practices-every-team-should-be-using)l [d-be-using](https://www.missioncloud.com/blog/10-mlops-best-practices-every-team-should-be-using)   
30. [Continuous](https://www.missioncloud.com/blog/10-mlops-best-practices-every-team-should-be-using) Integration and Continuous Deployment (CI/CD) in MLOps |   
 [GeeksforGeeks,](https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deployment-ci-cd-in-mlops/) 檢索日期：[6](https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deployment-ci-cd-in-mlops/)月 [2, 2025](https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deployment-ci-cd-in-mlops/)，  
 [https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deploy](https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deployment-ci-cd-in-mlops/)m [ent-ci-cd-in-mlops/](https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deployment-ci-cd-in-mlops/)   
31. [MLOps Pipeline: Imp](https://www.geeksforgeeks.org/continuous-integration-and-continuous-deployment-ci-cd-in-mlops/)lementing Efficient Machine Learning Operations -   
 [GeeksforGeeks,](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machine-learning-operations/) 檢索日期：[6](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machine-learning-operations/)月 [2, 2025](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machine-learning-operations/)，  
 [https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machi](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machine-learning-operations/)ne- [learning-operations/](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machine-learning-operations/)   
32. [Intro to MLOps: Data](https://www.geeksforgeeks.org/mlops-pipeline-implementing-efficient-machine-learning-operations/) and Model Versioning - Weights & Biases - Wandb, 檢索日期 ：[6](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-data-and-model-versioning/)月 [2, 2025](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-data-and-model-versioning/)，  
 [https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-data-and-model-versioning](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-data-and-model-versioning/)/ 33. [Machine Learning Model Versioning: Top Tools & Best Practices - lakeFS,](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-data-and-model-versioning/) 檢索日期 ：6月 2, 2025，[https://lakefs.io/blog/model-versionin](https://lakefs.io/blog/model-versioning/)g/   
34. 25 Top [MLOps](https://www.datacamp.com/blog/top-mlops-tools) [Tools You Need to Know in 2025 - Data](https://lakefs.io/blog/model-versioning/)[Ca](https://www.datacamp.com/blog/top-mlops-tools)mp, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://www.datacamp.com/blog/top-mlops-too](https://www.datacamp.com/blog/top-mlops-tools)ls   
35. [Experi](https://ijirt.org/publishedpaper/IJIRT178149_PAPER.pdf)[ment Tracking and Optimisation Using Mlops - IJIR](https://www.datacamp.com/blog/top-mlops-tools)T, 檢索日期：6月 2, 2025， [https://ijirt.org/publishedpaper/IJIRT178149\_PAPER.p](https://ijirt.org/publishedpaper/IJIRT178149_PAPER.pdf)df

36. [MLOps workflows on Databricks,](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workflow) 檢索日期：[6](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workflow)月 [2, 2025](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workflow)，  
 [https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workfl](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workflow)ow 37. [What is MLOps? Benefits, Challenges & Best Practices - lakeFS,](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workflow) 檢索日期：[6](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/mlops/mlops-workflow)月 2, 2025，[https://lakefs.io/mlops](https://lakefs.io/mlops/)/   
38. MLOps [Pipeline: Types, Comp](https://lakefs.io/mlops/)[onents & Best P](https://lakefs.io/mlops/mlops-pipeline/)ractices - lakeFS, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://lakefs.io/mlops/mlops-pipeline](https://lakefs.io/mlops/mlops-pipeline/)/   
39. A Com[prehensive Guide on How to Build an](https://lakefs.io/mlops/mlops-pipeline/) [MLOps Pipeline - SoluLa](https://www.solulab.com/how-to-build-mlops-pipeline/)b, 檢索日期： 6月 2, 2025，[https://www.solulab.com/how-to-build-mlops-pipelin](https://www.solulab.com/how-to-build-mlops-pipeline/)e/   
40. MLOps Best [Practices and How to Apply Them - DataCamp,](https://www.solulab.com/how-to-build-mlops-pipeline/) 檢索日期：6月 2, [2025](https://www.datacamp.com/blog/mlops-best-practices-and-how-to-apply-them)，  
 [https://www.datacamp.com/blog/mlops-best-practices-and-how-to-apply-th](https://www.datacamp.com/blog/mlops-best-practices-and-how-to-apply-them)em 41. [Data Quality and MLOps: Deploying Reliable ML Models in Production -](https://www.datacamp.com/blog/mlops-best-practices-and-how-to-apply-them)   
 [Provectus,](https://provectus.com/blog/data-quality-mlops-ml-production/) 檢索日期：[6](https://provectus.com/blog/data-quality-mlops-ml-production/)月 [2, 2025](https://provectus.com/blog/data-quality-mlops-ml-production/)，  
 [https://provectus.com/blog/data-quality-mlops-ml-productio](https://provectus.com/blog/data-quality-mlops-ml-production/)n/   
42. [9 MLOps Best Practices And How To Apply Them - Neurond AI,](https://provectus.com/blog/data-quality-mlops-ml-production/) 檢索日期：6月 2, 2025，[https://www.neurond.com/blog/mlops-best-practic](https://www.neurond.com/blog/mlops-best-practices)es   
43. MLOps [Checklist – 10 Best Practices for a Successful Model](https://www.neurond.com/blog/mlops-best-practices) [Deployment -](https://neptune.ai/blog/mlops-best-practices)  Neptune.ai, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://neptune.ai/blog/mlops-best-practice](https://neptune.ai/blog/mlops-best-practices)s 44. Best Practices for Creating Automa[ted ML Workflows - A Comprehensive Guid](https://neptune.ai/blog/mlops-best-practices)e [for Developers - MoldStud,](https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-workflows-a-comprehensive-guide-for-developers) 檢索日期：[6](https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-workflows-a-comprehensive-guide-for-developers)月 [2, 2025](https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-workflows-a-comprehensive-guide-for-developers)，  
 [https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-wo](https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-workflows-a-comprehensive-guide-for-developers)rk [flows-a-comprehensive-guide-for-developers](https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-workflows-a-comprehensive-guide-for-developers)   
45. [Data Quality Checks: Best Practices & Example](https://moldstud.com/articles/p-best-practices-for-creating-automated-ml-workflows-a-comprehensive-guide-for-developers)s - Pantomath, 檢索日期：6月 2, [2025](https://www.pantomath.com/data-pipeline-automation/data-quality-checks)，  
 [https://www.pantomath.com/data-pipeline-automation/data-quality-check](https://www.pantomath.com/data-pipeline-automation/data-quality-checks)s 46. [13 ML Operations - Machine Learning Systems,](https://www.pantomath.com/data-pipeline-automation/data-quality-checks) 檢索日期：[6](https://www.pantomath.com/data-pipeline-automation/data-quality-checks)月 [2, 2025](https://www.pantomath.com/data-pipeline-automation/data-quality-checks)，  
 [https://mlsysbook.ai/contents/core/ops/ops.ht](https://mlsysbook.ai/contents/core/ops/ops.html)ml   
47. [A Multivocal Review of MLOps Practices, Challe](https://mlsysbook.ai/contents/core/ops/ops.html)[nges and](https://arxiv.org/html/2406.09737v2) Open Issues - arXiv, 檢 索日期：6月 2, 2025，[https://arxiv.org/html/2406.09737](https://arxiv.org/html/2406.09737v2)v2   
48. What is an MLOps Fr[amework and 8 Steps to Build Your](https://arxiv.org/html/2406.09737v2) Own - Control Plane, 檢索 日期：[6](https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framework)月 [2, 2025](https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framework)，  
 [https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framewo](https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framework)rk 49. [MLOps Best Practices - MLOps Gym: Crawl | Databricks Blog,](https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framework) 檢索日期：[6](https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framework)月 [2,](https://controlplane.com/community-blog/post/what-is-an-mlops-framework) 2025，[https://www.databricks.com/blog/mlops-best-practices-mlops-gym-cra](https://www.databricks.com/blog/mlops-best-practices-mlops-gym-crawl)wl 50. [MLOps](https://ml-ops.org/content/model-governance) [and Model Governance,](https://www.databricks.com/blog/mlops-best-practices-mlops-gym-crawl) 檢索日期：[6](https://www.databricks.com/blog/mlops-best-practices-mlops-gym-crawl)月 [2, 2025](https://www.databricks.com/blog/mlops-best-practices-mlops-gym-crawl)，  
 [https://ml-ops.org/content/model-governan](https://ml-ops.org/content/model-governance)ce   
51. [Integrating MLOps into Your Data Annotation P](https://ml-ops.org/content/model-governance)ipeline for Continuous Model [Improvement,](https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-approach/) 檢索日期：[6](https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-approach/)月 [2, 2025](https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-approach/)，  
 [https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-appro](https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-approach/)a [ch/](https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-approach/)   
52. [Int](https://keylabs.ai/blog/integrating-annotation-into-mlops-a-step-by-step-approach/)egrating Annotation into Your MLOps Pipeline - FlexiBench, 檢索日期：6月 2, [2025](https://www.flexibench.io/blog/integrating-annotation-into-your-mlops-pipeline)，  
 [https://www.flexibench.io/blog/integrating-annotation-into-your-mlops-pipeli](https://www.flexibench.io/blog/integrating-annotation-into-your-mlops-pipeline)ne 53. [Management and Governance - Machine Learning Best Practices for Public](https://www.flexibench.io/blog/integrating-annotation-into-your-mlops-pipeline)  Sector Organizations - AWS Documentation, 檢索日期：6月 2, 2025，

[https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/ml-best-practices-public-secto](https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/ml-best-practices-public-sector-organizations/management-and-governance.html)  [r-organizations/management-and-governance.html](https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/ml-best-practices-public-sector-organizations/management-and-governance.html)   
54. [What is MLOps? Aligning Machine Learning Operatio](https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/ml-best-practices-public-sector-organizations/management-and-governance.html)ns with Business Goals | [Tribe AI,](https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefits-and-risks) 檢索日期：[6](https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefits-and-risks)月 [2, 2025](https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefits-and-risks)，  
 [https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefit](https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefits-and-risks)s- [and-risks](https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefits-and-risks)   
55. [MLOps: A](https://www.tribe.ai/applied-ai/understanding-mlops-key-components-benefits-and-risks) Comprehensive Guide on Best Practices - Satori Cyber, 檢索日期：6月 [2, 2025](https://satoricyber.com/dataops/mlops-a-comprehensive-guide-on-best-practices/)，  
 [https://satoricyber.com/dataops/mlops-a-comprehensive-guide-on-best-practi](https://satoricyber.com/dataops/mlops-a-comprehensive-guide-on-best-practices/)c [es/](https://satoricyber.com/dataops/mlops-a-comprehensive-guide-on-best-practices/)   
56. [Yo](https://satoricyber.com/dataops/mlops-a-comprehensive-guide-on-best-practices/)[ur Ultimate Guide to ML Experiment Tracking - Comet,](https://www.comet.com/site/lp/ultimate-guide-to-ml-experiment-tracking/) 檢索日期：[6](https://www.comet.com/site/lp/ultimate-guide-to-ml-experiment-tracking/)月 [2, 2](https://www.comet.com/site/lp/ultimate-guide-to-ml-experiment-tracking/)025， [https://www.comet.com/site/lp/ultimate-guide-to-ml-experiment-tracking](https://www.comet.com/site/lp/ultimate-guide-to-ml-experiment-tracking/)/ 57. [Extending OCI with Enterprise MLOps - Valohai Integration Now Available -](https://www.comet.com/site/lp/ultimate-guide-to-ml-experiment-tracking/) [Oracle Blogs,](https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-integration-available) 檢索日期：[6](https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-integration-available)月 [2, 2025](https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-integration-available)，  
 [https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-in](https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-integration-available)te [gration-available](https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-integration-available)   
58. [What is Unity Cat](https://blogs.oracle.com/cloud-infrastructure/post/enterprise-mlops-valohai-integration-available)[alog? | Databricks Documentation,](https://docs.databricks.com/en/data-governance/unity-catalog/index.html) 檢索日期：[6](https://docs.databricks.com/en/data-governance/unity-catalog/index.html)月 [2, 2025](https://docs.databricks.com/en/data-governance/unity-catalog/index.html)， [https://docs.databricks.com/en/data-governance/unity-catalog/index.ht](https://docs.databricks.com/en/data-governance/unity-catalog/index.html)ml 59. [Intro to MLOps: Machine Learning Experiment Tracking - Weights & Biases](https://docs.databricks.com/en/data-governance/unity-catalog/index.html) - [Wandb,](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-tracking/) 檢索日期：[6](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-tracking/)月 [2, 2025](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-tracking/)，  
 [https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-trac](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-tracking/)ki [ng/](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-tracking/)   
60. [Exp](https://wandb.ai/site/articles/intro-to-mlops-machine-learning-experiment-tracking/)eriment Tracking in [Machine Learning - Everything You Need to Know](https://viso.ai/deep-learning/experiment-tracking/) - viso.ai, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://viso.ai/deep-learning/experiment-trackin](https://viso.ai/deep-learning/experiment-tracking/)g/ 61. Top MLOps Tools Guide[: Weights & Biases, Comet and More - Unite.AI,](https://viso.ai/deep-learning/experiment-tracking/) 檢索日期： [6](https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more/)月 [2, 2025](https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more/)，  
 [https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more](https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more/)/ 62. [Top 10 MLOps Tools to Learn in 2025 - ProjectPro,](https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more/) 檢索日期：[6](https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more/)月 [2, 2025](https://www.unite.ai/top-mlops-tools-guide-weights-biases-comet-and-more/)，  
 [https://www.projectpro.io/article/best-mlops-tools-/57](https://www.projectpro.io/article/best-mlops-tools-/574)4   
63. [New Dashboard Feature: Compare Your Experiments - Z](https://www.projectpro.io/article/best-mlops-tools-/574)enML Blog, 檢索日期：6月 [2, 2025](https://www.zenml.io/blog/new-dashboard-feature-compare-your-experiments)，  
 [https://www.zenml.io/blog/new-dashboard-feature-compare-your-experimen](https://www.zenml.io/blog/new-dashboard-feature-compare-your-experiments)ts 64. [MLOps Best Practices: 7 Important Rules You Need to Follow - Veritone,](https://www.zenml.io/blog/new-dashboard-feature-compare-your-experiments) 檢索日期 ：[6](https://www.veritone.com/blog/mlops-best-practices-7-important-rules-you-need-to-follow/)月 [2, 2025](https://www.veritone.com/blog/mlops-best-practices-7-important-rules-you-need-to-follow/)，  
 [https://www.veritone.com/blog/mlops-best-practices-7-important-rules-you-ne](https://www.veritone.com/blog/mlops-best-practices-7-important-rules-you-need-to-follow/)  [ed-to-follow/](https://www.veritone.com/blog/mlops-best-practices-7-important-rules-you-need-to-follow/)   
65. [AI/ML in Kube](https://www.veritone.com/blog/mlops-best-practices-7-important-rules-you-need-to-follow/)[rnetes Best Practices: The Essentials - Wiz,](https://www.wiz.io/academy/ai-ml-kubernetes-best-practices) 檢索日期：6月 2, 2025， [https://www.wiz.io/academy/ai-ml-kubernetes-best-practice](https://www.wiz.io/academy/ai-ml-kubernetes-best-practices)s   
66. [Atlas: A Framework for ML Lifecycle Provenance & Transparen](https://www.wiz.io/academy/ai-ml-kubernetes-best-practices)cy - arXiv, 檢索日期 ：6月 2, 2025，[https://arxiv.org/html/2502.19567v](https://arxiv.org/html/2502.19567v2)2   
67. What is a [Sof](https://jfrog.com/learn/sdlc/sbom/)t[ware Bill of Materials (SBOM)? Best](https://arxiv.org/html/2502.19567v2) Practices - JFrog, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://jfrog.com/learn/sdlc/sbom](https://jfrog.com/learn/sdlc/sbom/)/   
68. What is a [Bill of Materials (BOM) and How D](https://jfrog.com/learn/sdlc/sbom/)o You Create One? - Arena Solutions, 檢索日期：[6](https://www.arenasolutions.com/resources/category/bom-management/creating-a-bill-of-materials/)月 [2, 2025](https://www.arenasolutions.com/resources/category/bom-management/creating-a-bill-of-materials/)，  
 [https://www.arenasolutions.com/resources/category/bom-management/creatin](https://www.arenasolutions.com/resources/category/bom-management/creating-a-bill-of-materials/)g

[-a-bill-of-materials/](https://www.arenasolutions.com/resources/category/bom-management/creating-a-bill-of-materials/)   
69. [What Is A Product D](https://www.arenasolutions.com/resources/category/bom-management/creating-a-bill-of-materials/)esign Specification (PDS)? - Technical Foam Services, 檢索日 期：[6](https://technicalfoamservices.co.uk/blog/what-is-a-product-design-specification-pds/)月 [2, 2025](https://technicalfoamservices.co.uk/blog/what-is-a-product-design-specification-pds/)，  
 [https://technicalfoamservices.co.uk/blog/what-is-a-product-design-specifica](https://technicalfoamservices.co.uk/blog/what-is-a-product-design-specification-pds/)tion [-pds/](https://technicalfoamservices.co.uk/blog/what-is-a-product-design-specification-pds/)   
70. [Desig](https://technicalfoamservices.co.uk/blog/what-is-a-product-design-specification-pds/)n specification | What is a Product Design Specifications, 檢索日期：6月 2, [2025](https://www.stan.vision/journal/what-is-a-product-design-specification-and-how-to-write-it)，  
 [https://www.stan.vision/journal/what-is-a-product-design-specification-and-](https://www.stan.vision/journal/what-is-a-product-design-specification-and-how-to-write-it)how [-to-write-it](https://www.stan.vision/journal/what-is-a-product-design-specification-and-how-to-write-it)   
71. [How to ma](https://www.stan.vision/journal/what-is-a-product-design-specification-and-how-to-write-it)ke and use BOM (Bill of Materials) dependencies in Android projects - [YouTube,](https://www.youtube.com/watch?v=3t1RhxVRUu0) 檢索日期：[6](https://www.youtube.com/watch?v=3t1RhxVRUu0)月 [2, 2025](https://www.youtube.com/watch?v=3t1RhxVRUu0)，  
 [https://www.youtube.com/watch?v=3t1RhxVRUu](https://www.youtube.com/watch?v=3t1RhxVRUu0)0   
72. [(PDF) Machine learning in design for additive man](https://www.youtube.com/watch?v=3t1RhxVRUu0)ufacturing: A state-of-the-art discussion for a support tool in product design lifecycle - ResearchGate, 檢索日期 ：[6](https://www.researchgate.net/publication/389589936_Machine_learning_in_design_for_additive_manufacturing_A_state-of-the-art_discussion_for_a_support_tool_in_product_design_lifecycle)月 [2, 2025](https://www.researchgate.net/publication/389589936_Machine_learning_in_design_for_additive_manufacturing_A_state-of-the-art_discussion_for_a_support_tool_in_product_design_lifecycle)，  
 [https://www.researchgate.net/publication/389589936\_Machine\_learning\_in\_desi](https://www.researchgate.net/publication/389589936_Machine_learning_in_design_for_additive_manufacturing_A_state-of-the-art_discussion_for_a_support_tool_in_product_design_lifecycle)g [n\_for\_additive\_manufacturing\_A\_state-of-the-art\_discussion\_for\_a\_support\_tool](https://www.researchgate.net/publication/389589936_Machine_learning_in_design_for_additive_manufacturing_A_state-of-the-art_discussion_for_a_support_tool_in_product_design_lifecycle)  [\_in\_product\_design\_lifecycle](https://www.researchgate.net/publication/389589936_Machine_learning_in_design_for_additive_manufacturing_A_state-of-the-art_discussion_for_a_support_tool_in_product_design_lifecycle)   
73. [Machine Learning Tutorial | G](https://www.researchgate.net/publication/389589936_Machine_learning_in_design_for_additive_manufacturing_A_state-of-the-art_discussion_for_a_support_tool_in_product_design_lifecycle)[eeksforGeeks,](https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/) 檢索日期：6月 2, 2025，  
 [https://www.geeksforgeeks.org/machine-learnin](https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/)g/   
74. [What Are Machine Learning Performance Metrics?](https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/) - Pure Storage, 檢索日期：6月 [2, 2025](https://www.purestorage.com/knowledge/machine-learning-performance-metrics.html)，  
 [https://www.purestorage.com/knowledge/machine-learning-performance-metr](https://www.purestorage.com/knowledge/machine-learning-performance-metrics.html)ic [s.html](https://www.purestorage.com/knowledge/machine-learning-performance-metrics.html)   
75. [Mode](https://www.purestorage.com/knowledge/machine-learning-performance-metrics.html)[l Management in MLOPs | GeeksforGeeks,](https://www.geeksforgeeks.org/model-management-in-mlops/) 檢索日期：[6](https://www.geeksforgeeks.org/model-management-in-mlops/)月 2, 2025，  
 [https://www.geeksforgeeks.org/model-management-in-mlop](https://www.geeksforgeeks.org/model-management-in-mlops/)s/   
76. [MLflow on Databricks: Benefits, Capabilities & Quick Tutorial -](https://www.geeksforgeeks.org/model-management-in-mlops/) lakeFS, 檢索日期：6 月 2, 2025，[https://lakefs.io/blog/databricks-mlflo](https://lakefs.io/blog/databricks-mlflow/)[w/](https://mlflow.org/docs/latest/model)   
77. MLflow Mod[els,](https://lakefs.io/blog/databricks-mlflow/) 檢索日期：[6](https://lakefs.io/blog/databricks-mlflow/)月 [2, 2025](https://lakefs.io/blog/databricks-mlflow/)，[https://mlf](https://lakefs.io/blog/databricks-mlflow/)l[ow.org/docs/latest/model](https://mlflow.org/docs/latest/model) 78. [MLflow Models — MLflow 2.3.1 docu](https://mlflow.org/docs/2.3.1/models.html)me[ntation,](https://mlflow.org/docs/latest/model) 檢索日期：[6](https://mlflow.org/docs/latest/model)月 [2, 2025](https://mlflow.org/docs/latest/model)，  
 [https://mlflow.org/docs/2.3.1/models.ht](https://mlflow.org/docs/2.3.1/models.html)ml   
79. [Schema-Driven AI Metadata with Apicuri](https://mlflow.org/docs/2.3.1/models.html)[o Registry,](https://www.apicur.io/blog/2025/05/02/schema-drive-ai-metadata) 檢索日期：[6](https://www.apicur.io/blog/2025/05/02/schema-drive-ai-metadata)月 2, 2025， [https://www.apicur.io/blog/2025/05/02/schema-drive-ai-metada](https://www.apicur.io/blog/2025/05/02/schema-drive-ai-metadata)ta   
80. [Sharing Insights on ML Model Deployment : r/mlops - Reddit,](https://www.apicur.io/blog/2025/05/02/schema-drive-ai-metadata) 檢索日期：6月 2, [2025](https://www.reddit.com/r/mlops/comments/193yve0/sharing_insights_on_ml_model_deployment/)，  
 [https://www.reddit.com/r/mlops/comments/193yve0/sharing\_insights\_on\_ml\_m](https://www.reddit.com/r/mlops/comments/193yve0/sharing_insights_on_ml_model_deployment/)od [el\_deployment/](https://www.reddit.com/r/mlops/comments/193yve0/sharing_insights_on_ml_model_deployment/)   
81. [Best Tools For M](https://www.reddit.com/r/mlops/comments/193yve0/sharing_insights_on_ml_model_deployment/)[L Model Serving - Neptune.ai,](https://neptune.ai/blog/ml-model-serving-best-tools) 檢索日期：6月 2, 2025，  
 [https://neptune.ai/blog/ml-model-serving-best-too](https://neptune.ai/blog/ml-model-serving-best-tools)ls   
82. [A Guide to MLOps Model Monitoring for Tracking ML](https://neptune.ai/blog/ml-model-serving-best-tools) Model Performance - [EasyFlow.tech,](https://easyflow.tech/mlops-model-monitoring/) 檢索日期：[6](https://easyflow.tech/mlops-model-monitoring/)月 [2, 2025](https://easyflow.tech/mlops-model-monitoring/)，  
 [https://easyflow.tech/mlops-model-monitorin](https://easyflow.tech/mlops-model-monitoring/)g/   
83. [Introduction to Databricks Lakehouse Monitorin](https://easyflow.tech/mlops-model-monitoring/)g - Learn Microsoft, 檢索日期：6月 [2, 2025](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/lakehouse-monitoring/)，  
 [https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/lakehouse-monitorin](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/lakehouse-monitoring/)g/

84. What are continuous integration and continuous delivery (CI/CD) in machine [learning? | articles – Weights & Biases - Wandb,](https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-continuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw) 檢索日期：[6](https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-continuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw)月 [2, 2025](https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-continuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw)，  
 [https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-](https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-continuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw)c [ontinuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw](https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-continuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw) 85. [What is MLOps? A Guide to Machine Learning Operations | JFrog ML - Qwa](https://wandb.ai/wandb/articles/reports/What-are-continuous-integration-and-continuous-delivery-CI-CD-in-machine-learning---VmlldzoxMDg5NDQ1Mw)k, 檢 索日期：6月 2, 2025，[https://www.qwak.com/post/what-is-mlop](https://www.qwak.com/post/what-is-mlops)s   
86. [Optimized Retraining](https://www.barbara.tech/blog/optimized-retraining-guide-for-mlops) [Guide for MLOps - barbara.tech,](https://www.qwak.com/post/what-is-mlops) 檢索日期：[6](https://www.barbara.tech/blog/optimized-retraining-guide-for-mlops)月 2, 2025， [https://www.barbara.tech/blog/optimized-retraining-guide-for-mlo](https://www.barbara.tech/blog/optimized-retraining-guide-for-mlops)ps   
87. [MLOps Stacks: model development process as code - Azure Databric](https://www.barbara.tech/blog/optimized-retraining-guide-for-mlops)ks | [Microsoft Learn,](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/mlops-stacks) 檢索日期：[6](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/mlops-stacks)月 [2, 2025](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/mlops-stacks)，  
 [https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/mlops-stacks)mlop [s-stacks](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/mlops-stacks)   
88. [TrueFou](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/mlops/mlops-stacks)ndr[y vs Databricks: MLOps & LLMOps Platform](https://www.truefoundry.com/vs/databricks) Comparison, 檢索日期：6 月 2, 2025，[https://www.truefoundry.com/vs/databric](https://www.truefoundry.com/vs/databricks)ks   
89. [How To Det](https://symufolk.com/detect-and-handle-data-drift-in-ml/)[ect And Handle Data Drift In ML | SymuFolk,](https://www.truefoundry.com/vs/databricks) 檢索日期：6月 2, 2025， [https://symufolk.com/detect-and-handle-data-drift-in](https://symufolk.com/detect-and-handle-data-drift-in-ml/)-ml/   
90. [Introducing MLOps - it social,](https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%E2%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf) 檢索日期：[6](https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%E2%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf)月 [2, 2025](https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%E2%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf)，  
 [https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%](https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%E2%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf)E2 [%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf](https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%E2%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf)   
91. [Detecting & Handling Data Drift in Production - MachineLearnin](https://itsocial.fr/wp-content/uploads/2021/04/Comment-mettre-%C3%A0-l%E2%80%99%C3%A9chelle-le-Machine-Learning-en-entreprise.pdf)gMastery.com, 檢 索日期：[6](https://machinelearningmastery.com/detecting-handling-data-drift-in-production/)月 [2, 2025](https://machinelearningmastery.com/detecting-handling-data-drift-in-production/)，  
 [https://machinelearningmastery.com/detecting-handling-data-drift-in-product](https://machinelearningmastery.com/detecting-handling-data-drift-in-production/)io [n/](https://machinelearningmastery.com/detecting-handling-data-drift-in-production/)   
92. [In](https://machinelearningmastery.com/detecting-handling-data-drift-in-production/)troduction to MLOps concepts from design to metrics - KodeKloud Notes, 檢索 日期：[6](https://notes.kodekloud.com/docs/AWS-Certified-AI-Practitioner/Fundamentals-of-AI-and-ML/Introduction-to-MLOps-concepts-from-design-to-metrics)月 [2, 2025](https://notes.kodekloud.com/docs/AWS-Certified-AI-Practitioner/Fundamentals-of-AI-and-ML/Introduction-to-MLOps-concepts-from-design-to-metrics)，  
 [https://notes.kodekloud.com/docs/AWS-Certified-AI-Practitioner/Fundament](https://notes.kodekloud.com/docs/AWS-Certified-AI-Practitioner/Fundamentals-of-AI-and-ML/Introduction-to-MLOps-concepts-from-design-to-metrics)als- [of-AI-and-ML/Introduction-to-MLOps-concepts-from-design-to-metrics](https://notes.kodekloud.com/docs/AWS-Certified-AI-Practitioner/Fundamentals-of-AI-and-ML/Introduction-to-MLOps-concepts-from-design-to-metrics) 93. [Top 9 Performance Metrics In Machine Learning & How To Use Them - Spo](https://notes.kodekloud.com/docs/AWS-Certified-AI-Practitioner/Fundamentals-of-AI-and-ML/Introduction-to-MLOps-concepts-from-design-to-metrics)t [Intelligence,](https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-learning/) 檢索日期：[6](https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-learning/)月 [2, 2025](https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-learning/)，  
 [https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-lear](https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-learning/)ni [ng/](https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-learning/)   
94. [Eva](https://spotintelligence.com/2024/03/12/performance-metrics-in-machine-learning/)[luation Metrics in Machine Learning | GeeksforGeeks,](https://www.geeksforgeeks.org/metrics-for-machine-learning-model/) 檢索日期：[6](https://www.geeksforgeeks.org/metrics-for-machine-learning-model/)月 2, 2025， [https://www.geeksforgeeks.org/metrics-for-machine-learning-model](https://www.geeksforgeeks.org/metrics-for-machine-learning-model/)/   
95. [Fairness Metrics – Demographic Parity, Equalized Odds - GeeksforGe](https://www.geeksforgeeks.org/metrics-for-machine-learning-model/)eks, 檢索日 期：[6](https://www.geeksforgeeks.org/fairness-metrics-demographic-parity-equalized-odds/)月 [2, 2025](https://www.geeksforgeeks.org/fairness-metrics-demographic-parity-equalized-odds/)，  
 [https://www.geeksforgeeks.org/fairness-metrics-demographic-parity-equalized](https://www.geeksforgeeks.org/fairness-metrics-demographic-parity-equalized-odds/)- [odds/](https://www.geeksforgeeks.org/fairness-metrics-demographic-parity-equalized-odds/)   
96. [Core](https://www.geeksforgeeks.org/fairness-metrics-demographic-parity-equalized-odds/) [Components of an AI Evaluation System - Walturn,](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system) 檢索日期：[6](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system)月 [2, 2025](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system)， [https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-syst](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system)em 97. [Fairness in Machine Learning | dida blog,](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system) 檢索日期：[6](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system)月 [2, 2025](https://www.walturn.com/insights/core-components-of-an-ai-evaluation-system)，  
 [https://dida.do/blog/fairness-in-](https://dida.do/blog/fairness-in-ml)ml   
98. [Applying fairness testing to AutoA](https://dida.do/blog/fairness-in-ml)[I experiments - IBM,](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluating-autoai-experiments-fairness) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluating-autoai-experiments-fairness)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluating-autoai-experiments-fairness)， [https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluat](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluating-autoai-experiments-fairness)in [g-autoai-experiments-fairness](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluating-autoai-experiments-fairness)   
99. [How to test the fairness of ML](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=learning-evaluating-autoai-experiments-fairness) models? The 80% rule to measure the disparate

|  |  |
| --- | --- |
| [impact,](https://www.giskard.ai/knowledge/how-to-test-ml-models-5-the-80-rule-to-measure-disparity) 檢索日期：[6](https://www.giskard.ai/knowledge/how-to-test-ml-models-5-the-80-rule-to-measure-disparity)月 [2, 2025](https://www.giskard.ai/knowledge/how-to-test-ml-models-5-the-80-rule-to-measure-disparity)， [https://www.giskard.ai/knowledge/how-to-test-ml-models-5-the-80-rule-to-m](https://www.giskard.ai/knowledge/how-to-test-ml-models-5-the-80-rule-to-measure-disparity)e [asure-disparity](https://www.giskard.ai/knowledge/how-to-test-ml-models-5-the-80-rule-to-measure-disparity) | |
| 100. | 15 Essential MLOps KPIs To Track For Business Success - EasyFlow.tech, 檢索 |
| 日期：6月 2, 2025，[https://easyflow.tech/mlops-k](https://easyflow.tech/mlops-kpis/)pis/ | |
| 101. | MLOps Gu[ide 2](https://www.tredence.com/mlops-101)[023-24: Decoding Machine Learn](https://easyflow.tech/mlops-kpis/)ing Ops | Tredence, 檢索日期 |
| ：6月 2, 2025，[https://www.tredence.com/mlops-1](https://www.tredence.com/mlops-101)01 | |
| 102. | ML Observability | Fiddler AI | Documentation, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://docs.fiddler.ai/glossary/product-concepts/ml-observabi](https://docs.fiddler.ai/glossary/product-concepts/ml-observability)lity | |
| 103. | [AI Observability: A Complete Guide to Monitoring Model Perfo](https://docs.fiddler.ai/glossary/product-concepts/ml-observability)[rmanc](https://galileo.ai/blog/ai-observability)e in |
| Production, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://galileo.ai/blog/ai-observabili](https://galileo.ai/blog/ai-observability)ty | |
| 104. | MLOps deployment best practices for real-time inference model serving |
| endpoints with Amazon SageMaker | AWS Machine Learning Blog, 檢索日期：6月[2, 2025](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/mlops-deployment-best-practices-for-real-time-inference-model-serving-endpoints-with-amazon-sagemaker/)， [https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/mlops-deployment-best-prac](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/mlops-deployment-best-practices-for-real-time-inference-model-serving-endpoints-with-amazon-sagemaker/)ti [ces-for-real-time-inference-model-serving-endpoints-with-amazon-sagemaker/](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/mlops-deployment-best-practices-for-real-time-inference-model-serving-endpoints-with-amazon-sagemaker/) | |
| 105. | [MLOps tools and challenges: Selecting the right stack for enterprise AI -](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/mlops-deployment-best-practices-for-real-time-inference-model-serving-endpoints-with-amazon-sagemaker/) |
| [TechNode Global,](https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-right-stack-for-enterprise-ai/) 檢索日期：[6](https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-right-stack-for-enterprise-ai/)月 [2, 2025](https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-right-stack-for-enterprise-ai/)， [https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-](https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-right-stack-for-enterprise-ai/)ri [ght-stack-for-enterprise-ai/](https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-right-stack-for-enterprise-ai/) | |
| 106. | [Deploy models using Mo](https://technode.global/2025/03/05/mlops-tools-and-challenges-selecting-the-right-stack-for-enterprise-ai/)saic AI Model Serving - Databricks Documentation, 檢 |
| 索日期：[6](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/)月 [2, 2025](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/)， [https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-servin](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/)g/ | |
| 107. | Everything You Need to Know When Assessing API Design for ML Models Skills |
| [- Alooba,](https://www.alooba.com/skills/concepts/systems-architecture-71/api-design-for-ml-models/) 檢索日期：[6](https://www.alooba.com/skills/concepts/systems-architecture-71/api-design-for-ml-models/)月 [2, 2025](https://www.alooba.com/skills/concepts/systems-architecture-71/api-design-for-ml-models/)， [https://www.alooba.com/skills/concepts/systems-architecture-71/api-design-fo](https://www.alooba.com/skills/concepts/systems-architecture-71/api-design-for-ml-models/)r-[ml-models/](https://www.alooba.com/skills/concepts/systems-architecture-71/api-design-for-ml-models/) | |
| 108. | Detect NLP data drift using custom Amazon SageMaker Model Monitor - AWS, |
| 檢索日期：[6](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/detect-nlp-data-drift-using-custom-amazon-sagemaker-model-monitor/)月 [2, 2025](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/detect-nlp-data-drift-using-custom-amazon-sagemaker-model-monitor/)， [https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/detect-nlp-data-drift-using](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/detect-nlp-data-drift-using-custom-amazon-sagemaker-model-monitor/)-cus [tom-amazon-sagemaker-model-monitor/](https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/detect-nlp-data-drift-using-custom-amazon-sagemaker-model-monitor/) | |
| 109. | APIs for Model Serving - Made With ML by Anyscale, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://madewithml.com/courses/mlops/ap](https://madewithml.com/courses/mlops/api/)i/ | |
| 110. | [Create custom model serving endpoints](https://madewithml.com/courses/mlops/api/) - Databricks Documentation, 檢索日 |
| 期：[6](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/create-manage-serving-endpoints)月 [2, 2025](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/create-manage-serving-endpoints)， [https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/create-ma](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/create-manage-serving-endpoints)n [age-serving-endpoints](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/create-manage-serving-endpoints) | |
| 111. | [Manage model serv](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/create-manage-serving-endpoints)ing endpoints - Azure Databricks | Microsoft Learn, 檢索日 |
| 期：[6](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/model-serving/manage-serving-endpoints)月 [2, 2025](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/model-serving/manage-serving-endpoints)， [https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/model-ser](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/model-serving/manage-serving-endpoints)vi [ng/manage-serving-endpoints](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/model-serving/manage-serving-endpoints) | |
| 112. | [Python API Frameworks Co](https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/machine-learning/model-serving/manage-serving-endpoints)mpared: What's Best for Your Model Serving or |
| [Backend?,](https://dev.to/ahmedrauhan/python-api-frameworks-compared-whats-best-for-your-model-serving-or-backend-1kpo) 檢索日期：[6](https://dev.to/ahmedrauhan/python-api-frameworks-compared-whats-best-for-your-model-serving-or-backend-1kpo)月 [2, 2025](https://dev.to/ahmedrauhan/python-api-frameworks-compared-whats-best-for-your-model-serving-or-backend-1kpo)， [https://dev.to/ahmedrauhan/python-api-frameworks-compared-whats-best-for](https://dev.to/ahmedrauhan/python-api-frameworks-compared-whats-best-for-your-model-serving-or-backend-1kpo)-[your-model-serving-or-backend-1kpo](https://dev.to/ahmedrauhan/python-api-frameworks-compared-whats-best-for-your-model-serving-or-backend-1kpo) | |

|  |  |
| --- | --- |
| 113. | MLOps Model Serving with API - Machine learning & Generative AI - YouTube, |
| 檢索日期：6月 2, 2025，[https://www.youtube.com/watch?v=QKn\_mS9f1](https://www.youtube.com/watch?v=QKn_mS9f1H0)H0 | |
| 114. | [ML model service API - Viam Documentation,](https://docs.viam.com/dev/reference/apis/services/ml/) 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://docs.viam.com/dev/reference/apis/services/m](https://docs.viam.com/dev/reference/apis/services/ml/)l/ | |
| 115. | [Prepare image training data for classification | Ver](https://docs.viam.com/dev/reference/apis/services/ml/)tex AI | Google Cloud, 檢索 |
| 日期：[6](https://cloud.google.com/vertex-ai/docs/image-data/classification/prepare-data)月 [2, 2025](https://cloud.google.com/vertex-ai/docs/image-data/classification/prepare-data)， [https://cloud.google.com/vertex-ai/docs/image-data/classification/prepare-](https://cloud.google.com/vertex-ai/docs/image-data/classification/prepare-data)data | |
| 116. | Structured outputs on Databricks, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/structure](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/structured-outputs)d-[outputs](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/model-serving/structured-outputs) | |
| 117. | [How JSON Schema Works for LLM Data - Ghost,](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/) 檢索日期：[6](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/)月 [2, 2025](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/)， |
| [https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/)/ | |
| 118. | [Trained models | Elastic Docs,](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/) 檢索日期：[6](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/)月 [2, 2025](https://latitude-blog.ghost.io/blog/how-json-schema-works-for-llm-data/)， |
| [https://www.elastic.co/docs/explore-analyze/machine-learning/data-frame-analy](https://www.elastic.co/docs/explore-analyze/machine-learning/data-frame-analytics/ml-trained-models)t [ics/ml-trained-models](https://www.elastic.co/docs/explore-analyze/machine-learning/data-frame-analytics/ml-trained-models) | |
| 119. | Best Practices for Consistent API Error Handling | Zuplo Blog, 檢索日期：6月 2, |
| 2025，[https://zuplo.com/blog/2025/02/11/best-practices-for-api-error-handli](https://zuplo.com/blog/2025/02/11/best-practices-for-api-error-handling)ng | |
| 120. | AI M[L API Documentation: Guide & Best Practices 2025 - BytePlus,](https://zuplo.com/blog/2025/02/11/best-practices-for-api-error-handling) 檢索日期：6 |
| 月 2, 2025，[https://www.byteplus.com/en/topic/5369](https://www.byteplus.com/en/topic/536971)71 | |
| 121. | AI API Documentation Template: Best Tools & Practices 2025 - BytePlus, 檢索 |
| 日期：6月 2, 2025，[https://www.byteplus.com/en/topic/5374](https://www.byteplus.com/en/topic/537452)52 | |
| 122. | OpenAI: Compl[etion and generation Collection Template -](https://www.byteplus.com/en/topic/537452) Postman, 檢索日期 |
| ：[6](https://postman.com/templates/collections/openai-completion-and-generation/)月 [2, 2025](https://postman.com/templates/collections/openai-completion-and-generation/)， [https://postman.com/templates/collections/openai-completion-and-generatio](https://postman.com/templates/collections/openai-completion-and-generation/)n/ | |
| 123. | [The Ultimate API Documentation Checklist - ReadMe: Resource Library,](https://postman.com/templates/collections/openai-completion-and-generation/) 檢索日 |
| 期：[6](https://readme.com/resources/the-ultimate-api-documentation-checklist)月 [2, 2025](https://readme.com/resources/the-ultimate-api-documentation-checklist)， [https://readme.com/resources/the-ultimate-api-documentation-checklis](https://readme.com/resources/the-ultimate-api-documentation-checklist)t | |
| 124. | Model Documentation Template: A Comprehensive Guide - BytePlus, 檢索日 |
| 期：6月 2, 2025，[https://www.byteplus.com/en/topic/51650](https://www.byteplus.com/en/topic/516501)1 | |
| 125. | List objects in [an image in JSON format | Generative AI o](https://www.byteplus.com/en/topic/516501)n Vertex AI - Google |
| [Cloud,](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6) 檢索日期：[6](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6)月 [2, 2025](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6)， [https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionve](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6)r [texai-gemini-controlled-generation-response-schema-6](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6) | |
| 126. | [Structured Outputs - OpenAI API,](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6) 檢索日期：[6](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6)月 [2, 20](https://cloud.google.com/vertex-ai/generative-ai/docs/samples/generativeaionvertexai-gemini-controlled-generation-response-schema-6)[25](https://platform.openai.com/docs/guides/structured-outputs)， |
| [https://platform.openai.com/docs/guides/structured-outpu](https://platform.openai.com/docs/guides/structured-outputs)ts | |
| 127. | MLOps Principles and How to Implement Them - Neptune.ai, 檢索日期：6月 2, |
| 2025，[https://neptune.ai/blog/mlops-principle](https://neptune.ai/blog/mlops-principles)s | |
| 128. | ML[Ops and Data Drift Detection: Ensuring](https://neptune.ai/blog/mlops-principles) Accurate ML Model Performance - |
| [DataHeroes,](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/) 檢索日期：[6](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/)月 [2, 2025](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/)， [https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-m](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/)l[-model-performance/](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/) | |
| 129. | [Data drift detecti](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/)on and mitigation: A comprehensive MLOps approach for |
| real-time system[s - International Journal of Science and Research Archi](https://ijsra.net/sites/default/files/IJSRA-2024-0724.pdf)ve, 檢索日期：6月 2, 2025，[https://ijsra.net/sites/default/files/IJSRA-2024-0724.p](https://ijsra.net/sites/default/files/IJSRA-2024-0724.pdf)df | |
| 130. | Machine Lear[ning Model Monitoring: Best Practices | Dysnix,](https://ijsra.net/sites/default/files/IJSRA-2024-0724.pdf) 檢索日期：6月 2, |

|  |  |
| --- | --- |
| 2025，[https://dysnix.com/blog/ml-model-monitoring-in-productio](https://dysnix.com/blog/ml-model-monitoring-in-production)n | |
| 131. | [Monitoring ML models using MLOps - Billennium,](https://billennium.com/monitoring-ml-models-using-mlops/) 檢索日期：[6](https://dysnix.com/blog/ml-model-monitoring-in-production)月 [2](https://dysnix.com/blog/ml-model-monitoring-in-production), 2025， |
| [https://billennium.com/monitoring-ml-models-using-mlops](https://billennium.com/monitoring-ml-models-using-mlops/)/ | |
| 132. | What is data drift in ML, and how to detect and handle it - Evidently AI, 檢索日 |
| 期：6月 2, 2025，[https://www.evidentlyai.com/ml-in-production/data-dri](https://www.evidentlyai.com/ml-in-production/data-drift)ft | |
| 133. | [Stage 9. Model Monitoring (MLOps) - Omniverse,](https://www.gaohongnan.com/operations/machine_learning_lifecycle/09_model_monitoring.html) 檢索日期：[6](https://www.gaohongnan.com/operations/machine_learning_lifecycle/09_model_monitoring.html)月 [2, 2025](https://www.gaohongnan.com/operations/machine_learning_lifecycle/09_model_monitoring.html)， |
| [https://www.gaohongnan.com/operations/machine\_learning\_lifecycle/09\_model](https://www.gaohongnan.com/operations/machine_learning_lifecycle/09_model_monitoring.html)\_ [monitoring.html](https://www.gaohongnan.com/operations/machine_learning_lifecycle/09_model_monitoring.html) | |
| 134. | [What is conc](https://www.gaohongnan.com/operations/machine_learning_lifecycle/09_model_monitoring.html)ept drift in ML, and how to detect and address it - Evidently AI, 檢 |
| 索日期：6月 2, 2025，[https://www.evidentlyai.com/ml-in-production/concept-dr](https://www.evidentlyai.com/ml-in-production/concept-drift)ift | |
| 135. | Databricks MLOps: Simplifying Your Machine Learning Operations - |
| [HatchWorks,](https://hatchworks.com/blog/databricks/databricks-mlops/) 檢索日期：[6](https://hatchworks.com/blog/databricks/databricks-mlops/)月 [2, 2025](https://hatchworks.com/blog/databricks/databricks-mlops/)， [https://hatchworks.com/blog/databricks/databricks-mlop](https://hatchworks.com/blog/databricks/databricks-mlops/)s/ | |
| 136. | [dataheroes.ai,](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DLeibler,the%20presence%20of%20data%20drift.) 檢索日期：[6](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DLeibler,the%20presence%20of%20data%20drift.)月 [2, 2025](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DLeibler,the%20presence%20of%20data%20drift.)， |
| [https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurat](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DLeibler,the%20presence%20of%20data%20drift.)e-ml[-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DL eibler,the%20presence%20of%20data%20drift.](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DLeibler,the%20presence%20of%20data%20drift.) | |
| 137. | [4. Governance - What Is MLOps? [Book] - O'](https://dataheroes.ai/blog/mlops-and-data-drift-detection-ensuring-accurate-ml-model-performance/#:~:text=These%20methods%20include%20Kullback%2DLeibler,the%20presence%20of%20data%20drift.)Reilly Media, 檢索日期：6月 2, |
| [2025](https://www.oreilly.com/library/view/what-is-mlops/9781492093626/ch04.html)， [https://www.oreilly.com/library/view/what-is-mlops/9781492093626/ch04.htm](https://www.oreilly.com/library/view/what-is-mlops/9781492093626/ch04.html)l | |
| 138. | [MLOps and Model Governance - INNOQ,](https://www.oreilly.com/library/view/what-is-mlops/9781492093626/ch04.html) 檢索日期：[6](https://www.oreilly.com/library/view/what-is-mlops/9781492093626/ch04.html)月 [2, 2025](https://www.oreilly.com/library/view/what-is-mlops/9781492093626/ch04.html)， |
| [https://www.innoq.com/en/articles/2022/01/mlops-model-governance](https://www.innoq.com/en/articles/2022/01/mlops-model-governance/)/ | |
| 139. | [Watson OpenScale - IBM,](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-watson-openscale) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-watson-openscale)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-watson-openscale)， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-watson-open](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-watson-openscale)sc [ale](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-watson-openscale) | |
| 140. | [IBM watsonx.governance use case — Docs,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-watsonx-gov.html?context=wx) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-watsonx-gov.html?context=wx)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-watsonx-gov.html?context=wx)， |
| [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-cas](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-watsonx-gov.html?context=wx)e-w [atsonx-gov.html?context=wx](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-watsonx-gov.html?context=wx) | |
| 141. | [en.wikipedia.org,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-watsonx-gov.html?context=wx) 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://en.wikipedia.org/wiki/ModelOps#:~:text=ModelOps%20(model%20operat](https://en.wikipedia.org/wiki/ModelOps#:~:text=ModelOps%20(model%20operations%20or%20model,%2C%20optimization%2C%20linguistic%20and%20agent%2D)i [ons%20or%20model,%2C%20optimization%2C%20linguistic%20and%20agent% 2D](https://en.wikipedia.org/wiki/ModelOps#:~:text=ModelOps%20(model%20operations%20or%20model,%2C%20optimization%2C%20linguistic%20and%20agent%2D) | |
| 142. | MLOps vs ModelOps, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://www.modelop.com/ai-lifecycle-automation/modelops/mlops-vs-modelo](https://www.modelop.com/ai-lifecycle-automation/modelops/mlops-vs-modelops)p [s](https://www.modelop.com/ai-lifecycle-automation/modelops/mlops-vs-modelops) | |
| 143. | MLOps vs. ModelOps: What's the Difference? - Signity Solutions, 檢索日期：6 |
| 月 2, 2025，[https://www.signitysolutions.com/blog/mlops-vs-modelo](https://www.signitysolutions.com/blog/mlops-vs-modelops)ps | |
| 144. | Managin[g the AI Lifecycle with ModelOps - Docs | IBM Cloud Pak for](https://www.signitysolutions.com/blog/mlops-vs-modelops) Data as a |
| [Service,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html?context=cpdaas) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html?context=cpdaas)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html?context=cpdaas)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-ov erview.html?context=cpdaas](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html?context=cpdaas) | |
| 145. | [Data Science and MLOps](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html?context=cpdaas) [use case - IBM,](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-science-mlops-use-case) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-science-mlops-use-case)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-science-mlops-use-case)， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-scie](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-science-mlops-use-case)nc [e-mlops-use-case](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-science-mlops-use-case) | |
| 146. | [IBM Watson Stu](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=cases-data-science-mlops-use-case)dio, 檢索日期：6月 2, 2025， |

|  |  |
| --- | --- |
| [https://www.ibm.com/products/watson-studi](https://www.ibm.com/products/watson-studio)o | |
| 147. | [IBM Cloud Pak for Data,](https://www.ibm.com/products/watson-studio) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/products/watson-studio)月 [2, 20](https://www.ibm.com/products/watson-studio)[25](https://www.ibm.com/products/cloud-pak-for-data)， |
| [https://www.ibm.com/products/cloud-pak-for-dat](https://www.ibm.com/products/cloud-pak-for-data)a | |
| 148. | Top Machine Learning Software for IBM Watson in 2025 - Slashdot, 檢索日期：6 |
| 月 2, 2025，[https://slashdot.org/software/machine-learning/for-ibm-watso](https://slashdot.org/software/machine-learning/for-ibm-watson/)n/ | |
| 149. | [AI Factsheets - IBM,](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-ai-factsheets) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-ai-factshee](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)ts | |
| 150. | watsonx.ai Runtime service plans - IBM, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/saas?topic=cloud-watsonxai-runtime-pl](https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/saas?topic=cloud-watsonxai-runtime-plans)a [ns](https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/saas?topic=cloud-watsonxai-runtime-plans) | |
| 151. | Bes[t AI Platforms for Developers and Enterprises in 2025,](https://eureka.patsnap.com/blog/best-ai-platforms-2025/) 檢索日期：6月 2, |
| 2025，[https://eureka.patsnap.com/blog/best-ai-platforms-2](https://eureka.patsnap.com/blog/best-ai-platforms-2025/)025/ | |
| 152. | IBM [watsonx,](https://eureka.patsnap.com/blog/best-ai-platforms-2025/) 檢索日期：[6](https://eureka.patsnap.com/blog/best-ai-platforms-2025/)月 [2, 2025](https://eureka.patsnap.com/blog/best-ai-platforms-2025/)，[https://www.ibm.com/watson](https://www.ibm.com/watsonx)x |
| 153. | [IBM watsonx.governance,](https://www.ibm.com/products/watsonx-governance) 檢索日期：6月 [2, 2025](https://www.ibm.com/watsonx)， |
| [https://www.ibm.com/products/watsonx-governan](https://www.ibm.com/products/watsonx-governance)ce | |
| 154. | The Rise of ModelOps Market: A $29.5 billion Industry Dominated by IBM (US), |
| Google (US) and SAS Institute (US) | MarketsandMarkets - GlobeNewswire, 檢索日期：[6](https://www.globenewswire.com/news-release/2024/07/09/2910495/0/en/The-Rise-of-ModelOps-Market-A-29-5-billion-Industry-Dominated-by-IBM-US-Google-US-and-SAS-Institute-US-MarketsandMarkets.html)月 [2, 2025](https://www.globenewswire.com/news-release/2024/07/09/2910495/0/en/The-Rise-of-ModelOps-Market-A-29-5-billion-Industry-Dominated-by-IBM-US-Google-US-and-SAS-Institute-US-MarketsandMarkets.html)， [https://www.globenewswire.com/news-release/2024/07/09/2910495/0/en/The-Ri](https://www.globenewswire.com/news-release/2024/07/09/2910495/0/en/The-Rise-of-ModelOps-Market-A-29-5-billion-Industry-Dominated-by-IBM-US-Google-US-and-SAS-Institute-US-MarketsandMarkets.html)s [e-of-ModelOps-Market-A-29-5-billion-Industry-Dominated-by-IBM-US-Google-US-and-SAS-Institute-US-MarketsandMarkets.html](https://www.globenewswire.com/news-release/2024/07/09/2910495/0/en/The-Rise-of-ModelOps-Market-A-29-5-billion-Industry-Dominated-by-IBM-US-Google-US-and-SAS-Institute-US-MarketsandMarkets.html) | |
| 155. | [Abusing MLOps platforms to compromise ML](https://www.globenewswire.com/news-release/2024/07/09/2910495/0/en/The-Rise-of-ModelOps-Market-A-29-5-billion-Industry-Dominated-by-IBM-US-Google-US-and-SAS-Institute-US-MarketsandMarkets.html) models and enterprise data |
| [lakes | IBM,](https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromise-ml-models-enterprise-data-lakes) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromise-ml-models-enterprise-data-lakes)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromise-ml-models-enterprise-data-lakes)， [https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromis](https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromise-ml-models-enterprise-data-lakes)e-ml[-models-enterprise-data-lakes](https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromise-ml-models-enterprise-data-lakes) | |
| 156. | [Definition of Artificial Intell](https://www.ibm.com/think/x-force/abusing-mlops-platforms-to-compromise-ml-models-enterprise-data-lakes)igence Model Operationalization (ModelOps) - |
| [Gartner Information Technology Glossary,](https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intelligence-model-operationalization-modelops-) 檢索日期：[6](https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intelligence-model-operationalization-modelops-)月 [2, 2025](https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intelligence-model-operationalization-modelops-)， [https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intellige](https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intelligence-model-operationalization-modelops-)nc [e-model-operationalization-modelops-](https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intelligence-model-operationalization-modelops-) | |
| 157. | [Data Science and MLOps use case —](https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/artificial-intelligence-model-operationalization-modelops-) Docs | IBM watsonx Code Assistant, 檢索 |
| 日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=wca)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=wca)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-cas](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=wca)e-d [ata-science.html?context=wca](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=wca) | |
| 158. | [Governance and Catalog | IBM,](https://www.ibm.com/products/knowledge-catalog) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/products/knowledge-catalog)月 [2,](https://www.ibm.com/products/knowledge-catalog) 2025， |
| [https://www.ibm.com/products/knowledge-catal](https://www.ibm.com/products/knowledge-catalog)og | |
| 159. | Data Science and MLOps use case - Docs | IBM Cloud Pak for Data as a |
| [Service,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=cpdaas&locale=wfcJaI2p) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=cpdaas&locale=wfcJaI2p)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=cpdaas&locale=wfcJaI2p)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-ca](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=cpdaas&locale=wfcJaI2p)se-d [ata-science.html?context=cpdaas&locale=wfcJaI2p](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?context=cpdaas&locale=wfcJaI2p) | |
| 160. | Known issues and limitations for Watson Machine Learning - IBM, 檢索日期：6 |
| 月 [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-machine-learning)， [https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-machi](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-machine-learning)ne-[learning](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-machine-learning) | |
| 161. | Known issues and limitations — Docs | IBM watsonx, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/know](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/known-issues.html?context=wx)n-issu | |

|  |  |
| --- | --- |
| [es.html?context=wx](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/known-issues.html?context=wx) | |
| 162. | [Compare IBM W](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/known-issues.html?context=wx)atson Studio vs. Streamlit in 2025 - Slashdot, 檢索日期：6月 2, |
| [2025](https://slashdot.org/software/comparison/IBM-Watson-Studio-vs-Streamlit/)， [https://slashdot.org/software/comparison/IBM-Watson-Studio-vs-Stream](https://slashdot.org/software/comparison/IBM-Watson-Studio-vs-Streamlit/)lit/ | |
| 163. | [Known issues and limitations — Docs | IBM watsonx,](https://slashdot.org/software/comparison/IBM-Watson-Studio-vs-Streamlit/) 檢索日期：[6](https://slashdot.org/software/comparison/IBM-Watson-Studio-vs-Streamlit/)月 [2, 202](https://slashdot.org/software/comparison/IBM-Watson-Studio-vs-Streamlit/)5， |
| [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/known-](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/known-issues.html?context=wx&audience=wdp&pos=2)issu [es.html?context=wx&audience=wdp&pos=2](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/known-issues.html?context=wx&audience=wdp&pos=2) | |
| 164. | Known issues and limitations for Orchestration Pipelines - IBM, 檢索日期：6月 |
| [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-orchestration-pipelines)， [https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-orchestration-pi](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-orchestration-pipelines)p [elines](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-orchestration-pipelines) | |
| 165. | Known issues and limitations for Watson Studio and supplemental services - |
| [IBM,](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-studio) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-studio)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-studio)， [https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-stud](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-studio)io | |
| 166. | [ModelOps Market Size, Share | CAGR of](https://market.us/report/modelops-market/) 39.2%, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://market.us/report/modelops-market](https://market.us/report/modelops-market/)/ | |
| 167. | [Known issues and limitations - IBM,](https://market.us/report/modelops-market/) 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/watson-orchestrate/current?topic=notes](https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/watson-orchestrate/current?topic=notes-known-issues-limitations)-[known-issues-limitations](https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/watson-orchestrate/current?topic=notes-known-issues-limitations) | |
| 168. | Documentation | IBM Data Science Best Practices - IBM's GitHub repository, |
| 檢索日期：[6](https://ibm.github.io/data-science-best-practices/documentation.html)月 [2, 2025](https://ibm.github.io/data-science-best-practices/documentation.html)， [https://ibm.github.io/data-science-best-practices/documentation.ht](https://ibm.github.io/data-science-best-practices/documentation.html)ml | |
| 169. | Managing the AI Lifecycle with ModelOps - Docs | IBM Cloud Pak for Data as a |
| [Service,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html)-ov [erview.html](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/modelops-overview.html) | |
| 170. | 檢索日期：[1](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)月 [1, 1970](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-ai-facts](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)h [eets](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-ai-factsheets) | |
| 171. | [D](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-ai-factsheets)ata Science and MLOps use case - Docs | IBM Cloud Pak for Data as a |
| [Service,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr)case-d [ata-science.html?locale=tr](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr) | |
| 172. | 檢索日期：[1](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr)月 [1, 1970](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/getting-started/use-case-data-science.html?locale=tr)， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=pipelines-creati](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=pipelines-creating)ng | |
| 173. | Known issues and limitations - IBM, 檢索日期：6月 2, 2025， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/saas?topic=overview-known-issues-limi](https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/saas?topic=overview-known-issues-limitations)ta [tions](https://www.ibm.com/docs/en/watsonx/saas?topic=overview-known-issues-limitations) | |
| 174. | Watson Pipelines requirements and limits - Docs | IBM Cloud Pak for Data as a |
| [Service,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-orchestration-limits.html) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-orchestration-limits.html)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-orchestration-limits.html)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-orchestr](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-orchestration-limits.html)ati [on-limits.html](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-orchestration-limits.html) | |
| 175. | Deploying models with Watson Machine Learning — Docs - IBM Cloud Pak for |
| [Data,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overview.html?context=dph&audience=wdp) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overview.html?context=dph&audience=wdp)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overview.html?context=dph&audience=wdp)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overvi](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overview.html?context=dph&audience=wdp)ew.h | |

|  |  |
| --- | --- |
| [tml?context=dph&audience=wdp](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overview.html?context=dph&audience=wdp) | |
| 176. | [Deploying IBM Watson NLP to](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/analyze-data/ml-overview.html?context=dph&audience=wdp) OpenShift using KServe Modelmesh | Adam de |
| [Leeuw,](https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Modelmesh-OpenShift/) 檢索日期：[6](https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Modelmesh-OpenShift/)月 [2, 2025](https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Modelmesh-OpenShift/)， [https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Mode](https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Modelmesh-OpenShift/)l [mesh-OpenShift/](https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Modelmesh-OpenShift/) | |
| 177. | [Known issues](https://www.deleeuw.me.uk/posts/Deploying-IBM-Watson-NLP-to-KServe-Modelmesh-OpenShift/) and limitations for Watson OpenScale - IBM, 檢索日期：6月 2, |
| [2025](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-openscale)， [https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-open](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-openscale)scal [e](https://www.ibm.com/docs/en/software-hub/5.1.x?topic=issues-watson-openscale) | |
| 178. | Known issues and limitations for Watson OpenScale - Docs - IBM Cloud Pak |
| [for Data,](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-known-issues.html) 檢索日期：[6](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-known-issues.html)月 [2, 2025](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-known-issues.html)， [https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-known-issues](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-known-issues.html).h [tml](https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-known-issues.html) | |
| 179. | [IBM Watson Studio,](https://www.ibm.com/cloud/watson-openscale) 檢索日期：[6](https://www.ibm.com/cloud/watson-openscale)月 [2, 2025](https://www.ibm.com/cloud/watson-openscale)， |
| [https://www.ibm.com/cloud/watson-openscal](https://www.ibm.com/cloud/watson-openscale)e | |
| 180. | 檢索日期：1月 1, 1970， |
| [https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-watson-](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-watson-openscale)o [penscale](https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/5.1.x?topic=services-watson-openscale) | |
| 181. | IBM [Cloud Pak for Data - AWS Marketplace - Amazon.com,](https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycfss) 檢索日期：[6](https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycfss)月 2, |
| 2025，[https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycf](https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycfss)ss | |
| 182. | Pro[s And Cons Of Using Databricks - Visual Flow,](https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycfss) 檢索日期：[6](https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycfss)月 [2, 2025](https://aws.amazon.com/marketplace/pp/prodview-dccy2mt7ycfss)， |
| [https://visual-flow.com/blog/pros-and-cons-of-using-databr](https://visual-flow.com/blog/pros-and-cons-of-using-databricks)icks | |
| 183. | Machine Learning with Unity Catalog on Databricks: Best Practices, 檢索日期： |
| [6](https://www.databricks.com/blog/machine-learning-unity-catalog-databricks-best-practices)月 [2, 2025](https://www.databricks.com/blog/machine-learning-unity-catalog-databricks-best-practices)， [https://www.databricks.com/blog/machine-learning-unity-catalog-databricks-](https://www.databricks.com/blog/machine-learning-unity-catalog-databricks-best-practices)be [st-practices](https://www.databricks.com/blog/machine-learning-unity-catalog-databricks-best-practices) | |
| 184. | Azure Databricks vs. AWS Databricks: Which One Should You Choose? - |
| [Bizmetric,](https://www.bizmetric.com/azure-databricks-vs-aws-databricks-which-one-should-you-choose/) 檢索日期：[6](https://www.bizmetric.com/azure-databricks-vs-aws-databricks-which-one-should-you-choose/)月 [2, 2025](https://www.bizmetric.com/azure-databricks-vs-aws-databricks-which-one-should-you-choose/)， [https://www.bizmetric.com/azure-databricks-vs-aws-databricks-which-one-s](https://www.bizmetric.com/azure-databricks-vs-aws-databricks-which-one-should-you-choose/)ho [uld-you-choose/](https://www.bizmetric.com/azure-databricks-vs-aws-databricks-which-one-should-you-choose/) | |
| 185. | [Mosaic AI Gateway - Databricks,](https://www.databricks.com/product/ai-gateway) 檢索日期：[6](https://www.databricks.com/product/ai-gateway)月 2, 2025， |
| [https://www.databricks.com/product/ai-gatew](https://www.databricks.com/product/ai-gateway)ay | |
| 186. | [Announcing the General Availability of cross-](https://www.databricks.com/product/ai-gateway)cloud data governance | |
| [Databricks Blog,](https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud-data-governance) 檢索日期：[6](https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud-data-governance)月 [2, 2025](https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud-data-governance)， [https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud](https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud-data-governance)-d [ata-governance](https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud-data-governance) | |
| 187. | [Announcing](https://www.databricks.com/blog/announcing-general-availability-cross-cloud-data-governance) the General Availability of cross-cloud data governance - Public, |
| 檢索日期：[6](https://ebs.publicnow.com/view/F6D25962425FBC49D8B74BD312FB3E11E5C45BE6)月 [2, 2025](https://ebs.publicnow.com/view/F6D25962425FBC49D8B74BD312FB3E11E5C45BE6)， [https://ebs.publicnow.com/view/F6D25962425FBC49D8B74BD312FB3E11E5C45](https://ebs.publicnow.com/view/F6D25962425FBC49D8B74BD312FB3E11E5C45BE6)BE [6](https://ebs.publicnow.com/view/F6D25962425FBC49D8B74BD312FB3E11E5C45BE6) | |
| 188. | Manage model lifecycle in Unity Catalog - Databricks Documentation, 檢索日 |
| 期：[6](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/manage-model-lifecycle)月 [2, 2025](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/manage-model-lifecycle)， [https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/manage-model-lifecyc](https://docs.databricks.com/aws/en/machine-learning/manage-model-lifecycle)le | |
| 189. | Feature engineering and serving | Databricks Documentation, 檢索日期：6月 2, |
| 2025，[https://docs.databricks.com/en/machine-learning/feature-store/index.ht](https://docs.databricks.com/en/machine-learning/feature-store/index.html)ml | |

|  |  |
| --- | --- |
| 190. | Track model development using MLflow | Databricks Documentation, 檢索日期 |
| ：6月 2, 2025，[https://docs.databricks.com/en/mlflow/tracking.ht](https://docs.databricks.com/en/mlflow/tracking.html)ml | |
| 191. | Mana[ge model lifecycle using the Workspace Model Registry ...,](https://docs.databricks.com/en/mlflow/model-registry.html) 檢索日期：6月 |
| 2, 2025，[https://docs.databricks.com/en/mlflow/model-registry.](https://docs.databricks.com/en/mlflow/model-registry.html)html | |
| 192. | Orche[stration using Databricks Jobs | Databricks Documentation](https://docs.databricks.com/en/mlflow/model-registry.html), 檢索日期：6 |
| 月 2, 2025，[https://docs.databricks.com/en/workflows/index.](https://docs.databricks.com/en/workflows/index.html)html | |