

課程名稱：17825_Deploying AI in Real-World Robots 課程摘要

本摘要由 Gemini AI 協助生成，僅供參考

1. 適合對象與能力門檻

- **適合族群：**進階技術人員、機器人學研究人員與開發者（本課程內容專注於波士頓動力（Boston Dynamics）在機器人領域的強化學習（Reinforcement Learning）、模型預測控制（MPC）以及最新發布的 Spot RL Researcher Kit，能協助研究者突破開發極限）。
- **能力門檻：**進階（預期具備控制工程、模型預測控制（MPC）、機器人學基礎以及強化學習（RL）的概念背景）。

2. 課程核心大綱與架構圖

- **章節架構：**
 - **章節一：波士頓動力的發展歷史與三大產品線** — 介紹公司發展歷程，以及 Spot（移動機器人）、Stretch（搬運機器人）與 Atlas（人形研究平台）的核心應用與價值。
 - **章節二：硬體與軟體整合與 Model-Based Control（MPC）** — 探討高度整合軟硬體帶來的優勢，以及如何利用 MPC 控制器實現 Atlas 的極限動作（如跳躍、翻滾、舞蹈）與複雜物件處置。
 - **章節三：強化學習（RL）於 Spot 機器人的商業化實戰** — 解析如何將 RL 與 MPC 結合，解決工業環境中的邊緣情境（如濕滑地面、障礙物），並降低 25% 計算負擔與降低跌倒率。
 - **章節四：Spot RL Researcher Kit 發表與未來展望** — 介紹與 NVIDIA 合作開發的開發者套件、低階 API 開放，以及未來軟體驅動機器人進化的潛力。

3. 必備前置知識清單

- **機器人控制理論（如 MPC）：**需了解模型預測控制（Model Predictive Control）的運作機制與動態運動學基礎。
- **強化學習（Reinforcement Learning）：**需理解 Policy 訓練、Simulation to Real（Sim-to-Real）轉移與參數調優之概念。

- **機器視覺與感知 (Vision-Driven Autonomy)**：需具備圖像分割、物體辨識與環境感知的基礎概念。

4. 專有名詞與概念辭典

- **MPC (Model Predictive Control, 模型預測控制)**：一種透過即時優化物理模型來預測並控制機器人未來的動態與軌跡之技術，是波士頓動力產品的核心控制演算法。
- **RL (Reinforcement Learning, 強化學習)**：透過試錯與獎勵機制訓練 AI 策略 (Policy) 的技術；課堂中特別用於調整 MPC 的控制參數，以應對 hand-tune 難以解決的極端滑動或複雜地形情境。
- **Sim-to-Real Gap (模擬至真實世界落差)**：指在模擬環境中訓練好的 AI 模型轉移到真實物理機器人時產生的表現落差；波士頓動力透過高精度的軟硬體整合極力縮小此落差。
- **Spot RL Researcher Kit**：波士頓動力與 NVIDIA 合作推出的全新研究套件，結合 Jetson AGX Orin 運算平台並開放低階 API，供研究人員開發自訂控制策略。

5. 課程學習職能對照

- **對應職能名稱**：機器人控制工程師 / AI 機器人演算法研發工程師 / 具體化人工智慧 (Embodied AI) 研究員
- **主要工作任務/能力指標**：
 - [分析與決策能力] 能分析機器人在複雜實體環境（如高風險工業區、濕滑地面）中的動態失敗風險，並選擇結合 MPC 與 RL 的混合控制策略。
 - [工具操作與執行能力] 能運用 NVIDIA 開發工具鏈、模擬器（如 Omniverse/Isaac Sim）與低階 API，進行機器人運動策略的訓練、部署與硬體迴路測試 (HIL Testing)。