# 靜宜大學資訊工程學系畢業專題計畫書

### 一、封面內容包括:

專題名稱:資訊年齡

指導教師:劉建興

專題學生:

<系級><學號><姓名><Email>

資工三 A 411147699 陳鈺憲 jason93051062@gmail.com

資工三 A 411147534 張皓閔 hank2324650@gmail.com

資工三 A 411147291 李語桐 yutongleehs@gmail.com

繳交日期:2025/4/1

#### 二、內容包括:

#### ● 摘要

(請專題內容作一概述,作品的背景資料,完成此作品的動機,敘述專題作品的目的)

本專題計畫旨在復現並改進一項針對應用分數階深度強化學習(Fractional DRL)來優化行動邊緣運算(MEC)系統中的資訊時效性(Age of Information, AoI),以確保用戶獲得最新的數據並提升系統效率的<del>移動邊緣計算(Mobile Edge Computing, MEC)</del>應用的研究,該研究主要探討**計算密集型即時應用(如自動駕駛)中的資訊及時性問題**,並透過**分數深度強化學習(Fractional Deep Reinforcement** 

Learning, DRL) 框架來優化任務更新與卸載策略,進而最小化資訊的新鮮度(Age-of-Information, AoI)。

本專題的動機來自於 MEC 在 5G 及下一代網路環境中的潛力,尤其是在資源受限的移動設備上,如何有效減少計算延遲並提升資訊處理 效率。我們希望透過復現該研究,深入理解 DRL 在 MEC 任務調度中的應用,並探討其優缺點。

最終,我們希望透過此專題不僅掌握 MEC 與 DRL 在計算資源管理中的核心技術,也能為該領域提供更高效、動態適應的解決方案。

#### ● 進行方法及步驟

1. 請細述本計畫採用之方法與原因:

本專題的第一階段將復現原論文的方法,包括建立 MEC 環境、訓練 DRL 模型、模擬動態任務卸載策略,並驗證其效能。

隨後,我們將根據實驗結果分析現有方法的改進空間,例如提升 AOI 最佳化效果、降低計算成本、增加適用場景(如智能交通或工業物聯網),進一步優化技術,使其更具實用價值。

2. 預計可能遭遇之困難及解決途徑:

困難 1:分數目標的處理複雜性。

解決途徑:利用 Dinkelbach 方法將分數目標轉化為可處理的強化學習問題,並引入線性收斂條件保障算法效率。

困難 2:混合動作空間的優化挑戰。

解決途徑: 將問題分解為離散(卸載)與連續(更新)的子問題,分別採用 D3QN 和 DDPG 技術進行解決。

困難 3:分布式決策中設備間非協調問題。

解決途徑: 設計基於局部資訊的分布式算法,減少設備間的相互依賴。

## ● 設備需求 (硬體及軟體需求)

軟體:

AnyDesk

Ubuntu

Spyder

Python

硬體:

電腦一台

● 經費預算需求表 (執行中所需之經費項目單價明細)

#### 編列預算範本

項目名稱	說明	單位		單 價	小 計	備 註	
				臺幣(元)	臺幣(元)		
個人電腦	專案之進行		部	1	0	0	由系上實驗室 提供
消耗性器材	印表機消耗材料、紙張等		批	1	5000	5000	由系上實驗室 提供
消耗性器材	光碟片、隨身碟、外接硬码	<b>紫等</b>	批	1	3000	3000	自行負擔

雜支費	比賽報名費、APP上架費、國	批	1	10000	10000	自行負擔
	内差旅費、論文發表費等					
雜支費	印刷費、文具等	批	1		500	自行負擔
	     共	計			18500	

#### ● 工作分配 (詳述參與人員分工)

張皓閱:進度監控、撰寫程式

李語桐:系統整合與測試、撰寫程式

陳鈺憲:數據擷取、撰寫程式

#### ● 預期完成之工作項目及具體成果

#### 1. 預期完成的工作項目:

- ●復現並驗證分數深度強化學習(Fractional Deep Reinforcement Learning, DRL)在移動邊緣計算(MEC)中的應用,並分析其 收斂性與穩定性。
- ●重新實作 基於 D3QN 和 DDPG 的聯合優化演算法,確保其在不同模擬環境中的適用性與效能表現。
- ●通過模擬測試,實現動態與分布式的 AoI 最小化調度策略,並驗證其在不同應用場景(如智慧交通、物聯網)中的表現。
- ●分析現有方法的潛在改進點,探討可能的優化策略(如提升學習效率、降低計算成本或適應更多應用場景)。

#### 2. 具體成果:

•理論貢獻:復現並驗證分數強化學習框架,評估其線性收斂性與優勢,並探討可能的改進方法。

- ●演算法性能:透過實驗比較原始模型與改進後的版本,評估 AoI 降低幅度、計算資源使用效率,以及不同優化策略對系統表現的影響。
- ●應用價值:提供一種更高效的 MEC 動態調度方法,並探索其在不同應用場景(如自動駕駛、智慧城市、邊緣 AI)中的潛力,提升 資訊新鮮度與系統效能。

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

- (\* 書面審查文件至少為2頁。不含封面,請依上述格式撰寫。)
- (\* 字型: 「本文」使用「標楷體及 Times 12 點」; 行距 1.5。

「標題」使用「**粗體標楷體及 Times14 點**」; 行距 1.5。)

(\* 上下左右的邊界至多2.5公分,至少1公分。