

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：Simulation Of End-to-End Learning for RIS Aided Communication Systems
指導教師：劉建興
專題學生：資工 3B 411170341 林家峻 s1117034@o365st.pu.edu.tw
繳交日期：114/4/1

二、內容包括：

● 摘要

隨著無線通信技術的進步，可重構智能表面（Reconfigurable Intelligent Surface, RIS）因其能動態調整傳播環境而備受矚目。傳統方法依賴交替優化設計主動與被動波束成形，但易陷入局部最優，影響性能。近期，端到端（End-to-End, E2E）學習框架利用深度神經網絡（DNN）和小批量梯度下降（MBGD）實現全局優化，顯著提升系統性能。然而，DNN 在處理具空間結構的數據時，無法有效捕捉局部特徵與空間相關性，限制了其潛力。

本計畫書提出以卷積神經網絡（Convolutional Neural Network, CNN）取代 DNN，優化 RIS 輔助通信系統的 E2E 學習框架。CNN 在圖像處理與模式識別中擅長提取局部特徵與空間不變性，這些優勢使其在處理 MIMO 信號等無線通信場景中更具潛力。我們預期 CNN 能更精確地建模信號處理流程，降低誤比特率（BER）並提升信噪比（SNR）。

● 進行方法及步驟

1. 方法概述：

• 系統模型與數據生成

- 構建一個 RIS 輔助的多輸入多輸出（MIMO）通信系統模型，包括基站（BS）、RIS 和用戶端。
- 通過模擬生成大量的信道數據（如信道矩陣 \mathbf{H} 、 \mathbf{F} 、 \mathbf{G} ），用於訓練和測試 CNN 模型。
- 隨機生成訓練用的比特流 b ，並通過系統模型生成對應的接收信號 y ，以支持監督學習。

CNN 架構設計

- **基站端 CNN**：設計一個 CNN，將輸入的比特流 b 映射到傳輸信號 x 。該網絡將包含多個卷積層提取比特流的局部特徵，並通過全連接層生成傳輸信號。
- **用戶端 CNN**：設計另一個 CNN，將接收信號 y 映射到軟比特流 \hat{b} 。此網絡同樣使用卷積層處理接收信號的空間特徵。
- **RIS 參數優化**：將 RIS 的被動波束成形矩陣 Θ 視為可訓練參數，與 CNN 參數聯合優化。

損失函數與優化

- 使用交叉熵損失函數衡量預測的軟比特流 \hat{b} 與真實比特流 b 的差異。
- 採用 Adam 優化器，通過反向傳播算法同時更新 CNN 權重和 RIS 參數。

訓練與驗證

- 將數據集分為訓練集和驗證集，進行模型訓練。
- 監控訓練過程中的損失和誤比特率（BER）性能，調整超參數以優化結果。
- 使用驗證集評估模型的泛化能力，確保其在未見過的數據上表現良好。

性能評估

- 與傳統的深度神經網絡（DNN）加最大比值分集（MGBD）方法比較，評估 BER 和信噪比（SNR）的改進。
- 分析 CNN 在不同 RIS 單元數量和信道條件下的性能表現。

2. 預計可能遭遇之困難及解決途徑。

數據生成與模擬的複雜性

- 生成大量信道數據需要精確的信道模型和模擬工具，可能耗費大量計算資源和時間。
- 確保模擬數據的真實性和多樣性，避免模型過擬合於特定信道條件。

CNN 架構設計的挑戰

- 通信信號與圖像數據特性不同，設計適合的 CNN 架構具有一定難度。
- 需要確定合適的卷積核大小、層數和激活函數，以有效提取信號的空間特徵。
- 處理複數域信號（通信信號通常為複數形式）對 CNN 設計提出額外要求。

訓練過程的穩定性

- 深層 CNN 可能出現梯度消失或爆炸問題，影響訓練穩定性。
- RIS 參數的幅度約束（例如 $\beta_n \in [0, 1]$ ）需要特殊處理，以確保訓練過程中參數有效。

計算資源的需求

- 訓練大型 CNN 模型和高維信道數據需要大量計算資源。
- 同時優化 RIS 參數和 CNN 權重會增加訓練的複雜度和時間。

模型的泛化能力

- 確保模型在不同信道條件和 RIS 配置下表現良好，而不僅限於訓練數據。
- 在信道變化和動態環境中，模型的適應性和魯棒性是一個挑戰。

與傳統方法的比較

- 準確實現傳統 DNN+MGBD 方法進行公平比較具有一定難度。
- 解釋 CNN 相對於 DNN 的性能優勢需要深入的理論分析和實驗驗證。

- **設備需求** (硬體及軟體需求)

桌機

MATLAB

Python

Pytorch

- **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	數量	單 價	小 計	備 註
				臺幣(元)	臺幣(元)	
個人電腦	專案之進行	部	1	80000	80000	自行負擔
筆記型電腦	專案之進行	部	1	50000	50000	自行負擔
桌上型主機	專案之進行	部	2	30000	60000	由系上實驗室提供
雷射印表機	文件整理及列印等	部	1	5000	5000	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
雜支費	印刷費、文具等	批	1	1000	1000	自行負擔
MATLAB 訂閱	專案之進行	年	1	10000	10000	由系上實驗室提供
共 計					211000	

- **工作分配** (詳述參與人員分工)

計劃構思：林家峻 負責構思計劃以及評估其可行性

報告撰寫：林家峻 負責撰寫報告及彙報

代碼編寫及除錯：林家峻 負責撰寫以以卷積神經網絡 (Convolutional Neural Network, CNN) 取代 DNN，優化 RIS 輔助通信系統的 E2E 學習框架。

驗證資料之收集：林家峻 負責評估模型的泛化能力以及資料的正確性，確保其在未見過的數據上表現良好。

● 預期完成之工作項目及具體成果

- BER 降低：較 DNN+MGBD 降低 10-20%。
- SNR 增益：BER 為 10^{-4} 時提升 0.5-1 dB。
- 訓練效率：訓練週期減少 30%。

依據：CNN 在圖像任務中的成功經驗與初步模擬結果顯示其潛力。

(* 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 Times12 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。