

Rician 衰落通道下可重構智慧反射面盲蔽波束成型

Blind Beamforming for Reconfigurable Intelligent Surface in Rician Fading Channel

組員: 陳俊綜

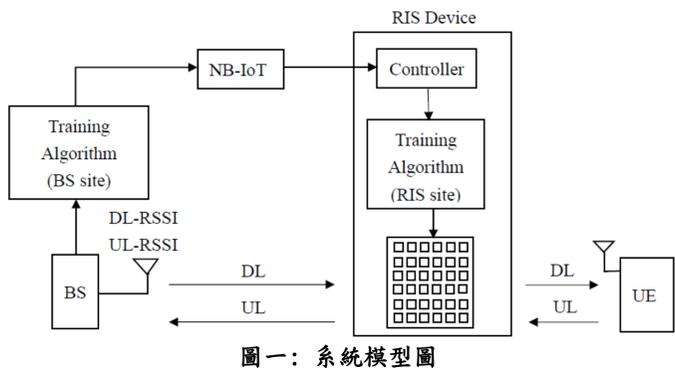
指導教授: 邱茂清

背景

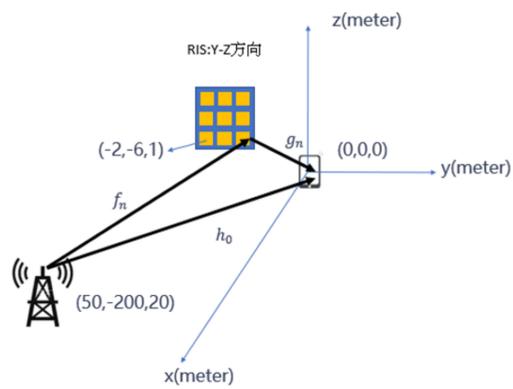
可重構智慧反射面(Reconfigurable Intelligent Surface, 簡稱 RIS), 是一種近年來在通訊領域非常有前景並被高度關注和研究的科技, RIS的出現為解決5G、6G 中因其物理特性所帶來的大量部署基地台的需求以及高額維護成本等問題提出了一個解方。RIS 的特別之處在於其由大量的低成本被動反射元件組成, 並可以獨立控制每個被動元件, 調整經過每個元件之反射訊號的相位移(Phase shift), 最終使得接收訊號最大化。

此次實現四種盲蔽波束成型(Blind Beamforming)演算法, 意即不藉由需繁雜計算才能取得的通道資訊推估相位移, 而是由接收訊號之統計特徵取得, 最後繪出圖表, 對其結果進行比較, 觀察是否能有效解決問題並達到提升通訊系統整體效能的效果。

實作方法



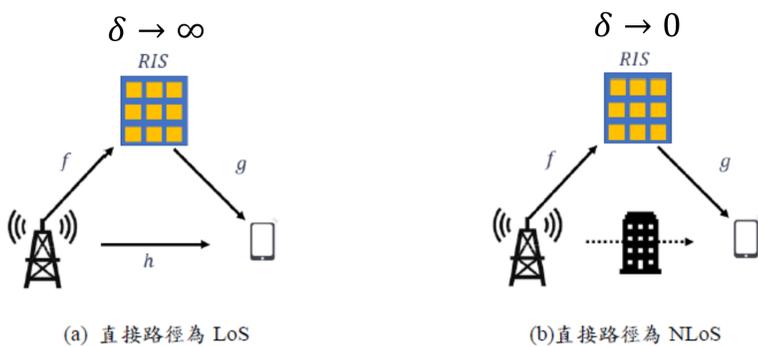
使用MATLAB模擬上述點對點(SISO)無線通訊系統, 包含通道模型建立、傳輸訊號及雜訊產生、相位移隨機樣本(碼簿)生成、四種演算法實現(RMS、CSM、GRMS、GCSM)及最佳相位解生成、元件數量對SNR結果圖生成。情境架構如下:



利用Rician通道模型的特性, 調整下式中的參數 δ , 改變直接通道 h_0 的性質(LoS v.s. NLoS), 觀察演算法的不同表現。

$$h_0 = \sqrt{\gamma_{00}} \left(\sqrt{\frac{\delta_{00}}{1 + \delta_{00}}} \bar{h}_0 + \sqrt{\frac{1}{1 + \delta_{00}}} \tilde{h}_0 \right)$$

γ : pathloss、 δ : Rician factor、 \bar{h}_0 : normalized complex constant
 \tilde{h}_0 : complex gaussian random variable



圖三: 直接路徑性質示意圖

演算法介紹

1、Random-Max Sampling (RMS)

嘗試T組相位移的隨機樣本, 使得接收訊號SNR之相位移組即為最佳解。

2、Conditional Sample Mean (CSM)

藉由CSM估計該相位移之接收訊號條件期望值(Conditional Mean), 使得CSM最大者即為該元件相位移。

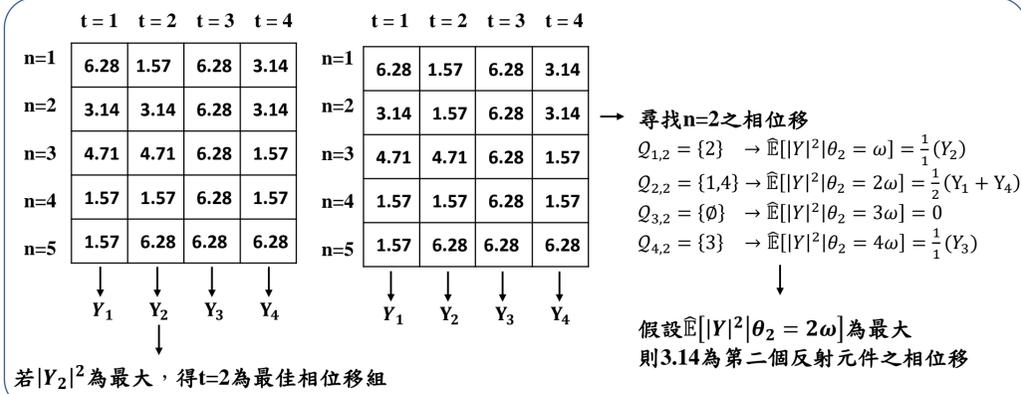
$$\hat{\mathbb{E}}[|Y|^2 | \theta_n = k\omega] = \frac{1}{|Q_{k,n}|} \sum_{t \in Q_{k,n}} |Y_t|^2$$

3、Grouping Method

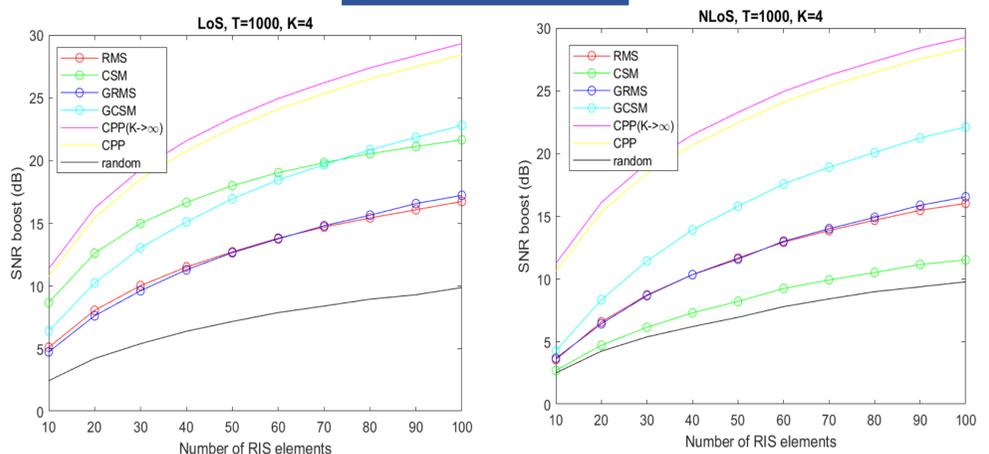
解決CSM方法因直接路徑被阻擋時表現不佳之問題。將元件分成G群, 輪流最佳化各群, 其餘元件相位移固定, 補償直接路徑 h_0 。

下為 $T = 4, N = 5, K = 4$ 之各演算法示意:

(T: 隨機樣本數、N: 元件數量、K: 相位移量化階數)



結果展示



在直接路徑沒被阻隔時(LoS), CSM演算法表現得更有優勢, 在 $N=100$ 時, CSM較RMS佳29.34%。在直接路徑被嚴重阻擋的情況下(NLoS), CSM表現得比RMS差, 甚至跟隨機相位移之情況接近, 可使用GCSM解決此問題, 並且SNR高於RMS約37.96%

結論

這次專題研究深入認識RIS在通訊網路發展的重要性以及相關演算法, 也藉由在實作中遇到問題以及解決問題釐清了很多觀念, 期望未來能以此次的經驗為基礎, 探索新的方法, 發現新的演算法並且運用在RIS上, 或是能夠改良現有演算法進一步提升效能。

在模擬的方面可以擴展至更加複雜的通訊場景, 像是探討多用戶或是在動態環境的情況, 以此更加貼近實際情況, 評估演算法的實際應用的實用性以及穩定性。