

# Pitch

羅文均

---

# Paper

**AIRMap — AI-Generated Radio Maps for Wireless Digital Twins**

# Problem

1

要解決的核心問題：

在Wireless digital twin，要在毫秒內、**又準又快**地產生整個區域的無線電環境圖 (radio map)，例如路徑增益 / 路徑損耗。

- 傳統 **ray tracing** 雖然**準**，但太**慢**、又仰賴精細 3D 模型與正確材料/天線參數。#**不夠及時**
- **統計模型**雖然**快**，但難以捕捉真實城市中複雜、site-specific 的傳播效應。#**不夠精細**

2

為什麼重要：

未來 5G/6G + O-RAN / Digital Twin，需要在 **sub-10 ms** 的時間內完成無線通道估測，才能支援

- dApp 等 near real-time 控制 (beam 管理、資源分配)
- LOS block 預測、預先換 beam / handover
- 預先緩衝 (pre-caching)、避免斷線等服務品質控制。

#**追求準確、延遲低、可靠，愈接近真實越好**

3

為什麼困難：

- **準確 vs 延遲** 的 trade-off：越準的模型 (ray tracing、實測) 通常越慢、成本越高。
- 城市環境**幾何複雜**、材料性質不明，ray tracing 需要**大量細節**才能對齊實測。
- 若每次都用 ray tracing 重新模擬，根本跟不上 O-RAN dApp (sub-10 ms) 的要求。

#**準確跟延遲的取捨**

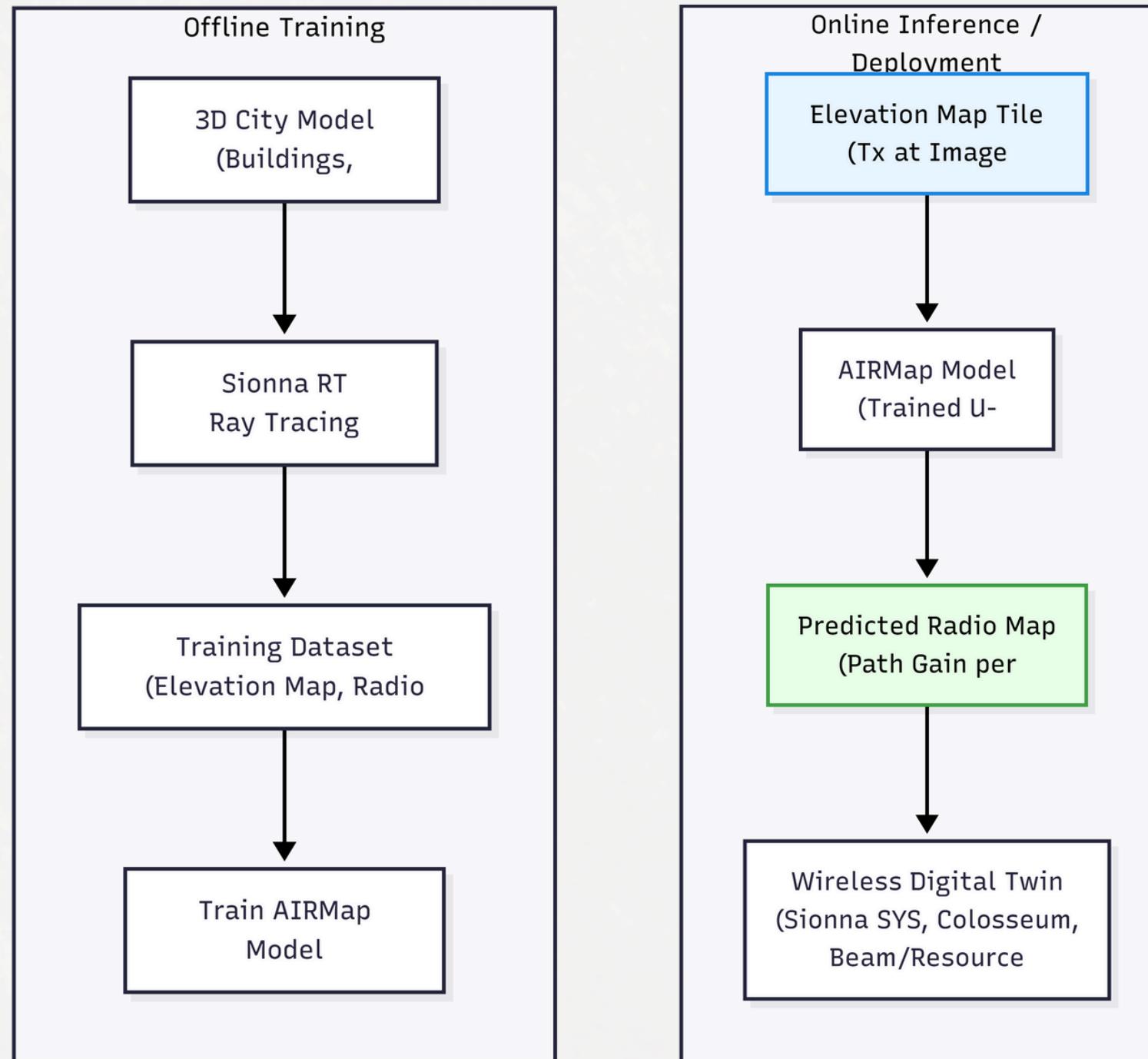
# Disadvantage

三類傳統 channel 模型

Statistical / stochastic models	Measurement-based models	Deterministic ray tracing
通用、簡單  對特定場域 (site-specific) 常不準，因為用的是 <b>平均化</b> 的統計假設。 很難反映真實城市裡的建築細節與遮蔽。	最貼近真實環境。  量測成本高、人工重，且環境一變就要重量測。 <b>很難在動態環境 (車流、人流、施工) 中持續維護。</b>	在給定足夠細節時，site-specific accuracy 高。
		在大範圍、動態場景下仍耗時，不適合即時。 需要非常精確的 3D map、材料、天線圖樣；一旦材料/天線設錯，與實測會有 <b>系統性誤差</b> 。 事先離線 precompute 全區 radio map 需要大量儲存空間，而且環境一變就失效。 論文也用實測對照 ray tracing，發現即使用「高細節設定」(高深度、含繞射)，預測路徑增益仍與實測有明顯偏差，最大相關係數也只有約 0.4 左右，顯示單靠校正參數的 ray tracing 很難完全貼合真實環境。

# System Model

- 從真實城市的 3D CITY MODEL 出發，包含建物與地形高度。
- 丟進 SIONNA RT RAY TRACING ENGINE，產生對應的 WIRELESS RADIO MAP (例如 PATH GAIN)。
- 組成大量 (ELEVATION MAP, RADIO MAP) 的訓練資料集。
- 用這些資料訓練一個深度學習模型 AIRMAP (U-NET)。  
→ 這一塊是「作者怎麼準備資料、把問題 FORMALIZE 成 ELEVATION → RADIO MAP 的 MAPPING」。



- 線上時，只需要輸入一張 ELEVATION MAP TILE，TX 固定放在影像中心。
- 送進已訓練好的 AIRMAP MODEL。
- 一次輸出整個區塊的 PREDICTED RADIO MAP，再提供給 WIRELESS DIGITAL TWIN 的各種應用 (像 SIONNA SYS 做系統模擬、COLOSSEUM 實體測試床、或是 O-RAN 裡的 BEAM/資源控制)。

# Proposed Method

## (1) 核心概念：AIRMAP + 單輸入 U-NET

- AIRMap：以 **U-Net** 為核心的深度學習框架，只用**單通道 elevation map**作為輸入，就能估測 radio map。
- 架構基於 PMNET 改良：
  - **Encoder** 使用殘差 **block + Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP)**，捕捉**多尺度**空間特徵。
  - **Decoder** 是 **U-shape** 結構，透過 skip connections 將**高解析度資訊帶回**，用來重建 **2D path gain map**。

## (2) 大規模資料集與多尺度訓練

- 使用 Boston 區域 3D city model，隨機挑選 12,000 個 TX 位置，範圍 500 m – 3 km square，經旋轉 / 翻轉擴增成 60,000 筆 dataset。
- 每筆樣本包含：
  - elevation map
  - 對應的 ray traced path-gain radio map
- 透過不同空間尺度（解析度可變），讓模型學會從局部到大範圍的傳播行為。

# Proposed Method

## (3) CALIBRATION / TRANSFER LEARNING

- 先在 SIMULATION DATASET 上 PRETRAIN，學會一般性的 PROPAGATION PATTERN。
- 再用少量實測（只用 20% 實測點、並做地理分區 TRAIN/TEST SPLIT）做 FINE-TUNING：
  - 搭配加權 LOSS，對實測點給較大的權重，修正 SIMULATION-TO-REALITY GAP。

## (4) 效能指標

- 模型層面的指標：
  - PATH GAIN 預測的 RMSE < 5 DB，測試資料上 MEDIAN ERROR 約 4.43%，PATH GAIN 範圍 -150 ~ -50 DB。
  - 單次推論時間約 4.2 MS (NVIDIA L40S)，比 GPU 加速 RAY TRACING 快超過 7000×。
  - 模型參數量約 37.6M，但仍可在 L40S 上達成 SUB-5 MS INFERENCE。
- 系統層面的指標 (經 SIONNA SYS / COLOSSEUM 驗證)：
  - 在 SIONNA SYS 上，雖然 PATH GAIN 誤差約 10%，但
    - SHANNON CAPACITY
    - LINK ADAPTATION 後的 SPECTRAL EFFICIENCY
    - BLER
    - 幾乎與 MEASUREMENT-BASED CHANNEL 嚴格對齊 (ECDF 幾乎 0 誤差)。
  - 在 COLOSSEUM 上，與真實量測相比，CALIBRATED U-NET 的 RSRP RMSE 約 8.86 DB，且能穩定建立連線，而未校正模型與純 RAY TRACING 在相同設定下無法成功連線。

# Result

如何證明有效

1

## RAY TRACING 參數分析與 DATASET 生成

- 先系統性掃描 SIONNA RT 的參數 (最大反射深度、是否啟用繞射)。
- 找到一組「甜蜜點」設定：有繞射、 $\text{PATH DEPTH} \approx 10$ ，能在保持足夠高 FIDELITY 的同時，把每張 RADIO MAP 的生成時間控制在約 30 秒，適合做大量資料集。
- 並用 ECDF / RMSE 對照不同設定的 TRADE-OFF，說明選這個設定的理由。

2

## 模型準確度

- 在 5-FOLD CROSS VALIDATION 下，TEST SET 的 PATH GAIN PREDICTION MEDIAN ERROR  $\approx 4.43\%$ 。
- 以圖 (FIG. 10) 比較：

第一列：ELEVATION MAP

第二列：U-NET 預測的 RADIO MAP

第三列：RAY TRACING GROUND TRUTH

可以看到在 OPEN AREA / DENSE URBAN 都能 CAPTURE 主路徑與遮蔽形狀。

# Result-con

如何證明有效

3

## CALIBRATION + 系統層評估

1.CALIBRATION 效果：校正後模型在「實測 VS 模擬」 GAP 上明顯比 RAY TRACING 小。

- 將 U-NET 在 SIMULATION 上 PRETRAIN，再用 20% 實測點 FINE-TUNE。
- 做 100 次不同 TRAIN/TEST SPLIT，計算 ERROR 的 ECDF：
  - 純 RAY TRACING 的 ERROR 中位數約 49%
  - 未校正 U-NET 約 8.7%
  - 校正後 U-NET 約 10% (但型態不一樣)

2.SIONNA SYS 系統層指標

- 使用同一條實測軌跡，分別以
  - RAY TRACING
  - 未校正 U-NET
  - 校正 U-NET

作為 CHANNEL 模型，計算：SHANNON CAPACITY、LINK ADAPTATION EFFICIENCY、BLER  
結果：CALIBRATED U-NET 在這三個指標的誤差中位數幾乎是 0%，表示雖然 PATH GAIN 有些誤差，  
但對系統層行為幾乎無影響。

# Result-con

如何證明有效

3

## CALIBRATION + 系統層評估

### 3.COLOSSEUM 實體 TESTBED

- 把 U-NET 部署在 COLOSSEUM：
  - elevation map 預處理 < 20m s
  - U-Net 推論約 4 ms
  - 透過 MQTT 把 CHANNEL TAP 傳給 MASSIVE CHANNEL EMULATOR (MCHEM)。
- 跑 OPENAIRINTERFACE (OAI) 實驗，針對不同 CHANNEL 模型：
  - RAY TRACING / UNCALIBRATED U-NET 在相同設定下無法維持連線。
  - Calibrated U-Net 的 RSRP pattern 與真實量測非常接近， $RMSE \approx 8.86\text{dB}$ 。