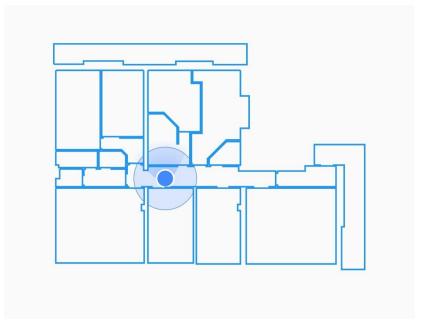
# LOCALIZZAZIONE INDOOR BASATA SU BEACON BLUETOOTH A BASSA POTENZA ATTRAVERSO TECNICHE DI DEEP LEARNING

Relatore: Prof. GianLuigi Ferrari Candidato: Marco Pampaloni

Anno Accademico: 2019/2020 24 Luglio 2020



- I sistemi di Localizzazione Indoor sono oggetto di interesse in vari contesti:
  - Navigazione guidata in edifici complessi
  - Gestione dei flussi
  - Contingentazione
- Diverse soluzioni al problema:
  - Tecnologie e sensori ad-hoc
  - Utilizzo di segnali wireless preesistenti



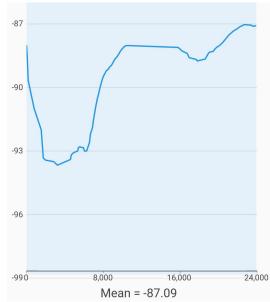


- La soluzione proposta sfrutta i segnali emessi da Beacon BLE e i relativi valori RSSI
- I Beacon sono disposti all'interno dell'edificio

 I segnali vengono raccolti registrandone la propogazione poll'edificie

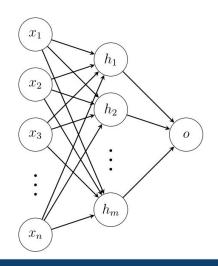
propagazione nell'edificio

- Si cerca di trovare un modello che utilizzi i valori RSSI per predire la posizione dell'utente
- Vari approcci possibili:
  - Machine Learning
  - Triangolazione (poco efficace)



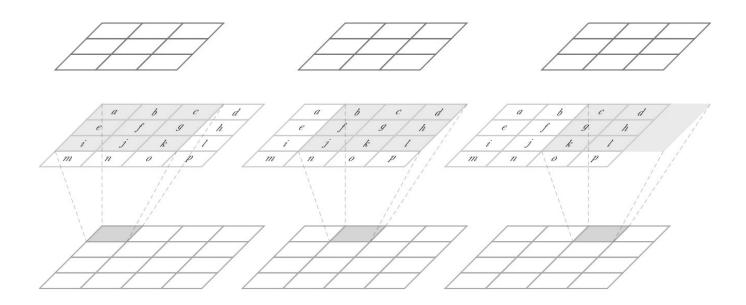


- Il Deep Learning è un insieme di tecniche e algoritmi capaci di approssimare funzioni in modo automatico
- Una rete neurale è un modello matematico capace di apprendere dai dati
- La soluzione proposta utilizza una serie di reti neurali convoluzionali (CNN) e di multi layer perceptron (MLP)





- Le reti neurali convoluzionali (CNN) applicano l'operazione di convoluzione all'input
- Vengono prodotte diverse feature map a partire da un input (in figura l'applicazione di un filtro bidimensionale)





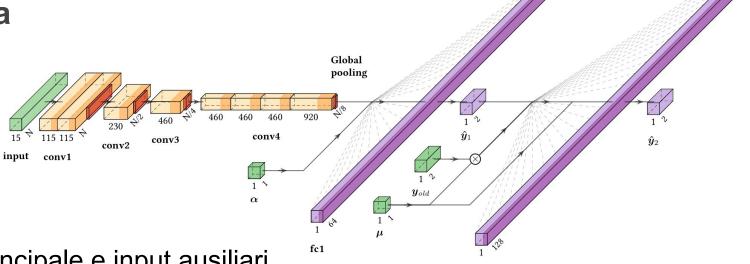
- È proposto un sistema di localizzazione indoor basato su Machine Learning e sui segnali emessi dai Beacon BLE
- Il sistema prototipale è stato testato presso i locali dell'ASL Toscana Nord Ovest di Pisa e del Consorzio Metis
- Nell'edificio dell'ASL sono stati installati 15 Beacon e sono stati raccolti i campionamenti per parte del primo piano dello stabile
- I Beacon sono dei microcontrollori ESP32 singolarmente programmati per emettere segnali broadcast BLE con una frequenza di 50Hz



## **Architettura**

#### Laurea Triennale in Informatica

Topologia della rete neurale sviluppata



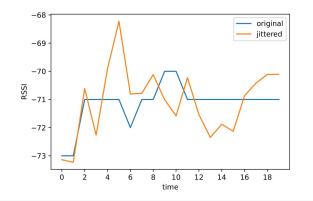
- Input principale e input ausiliari
  - $\circ$  Sensore magnetico ( $\alpha$ )
  - Posizione precedente dell'utente (y<sub>old</sub>)
  - Coefficiente memoria residua (μ)
- Layer convoluzionali
- Output principale e output ausiliario

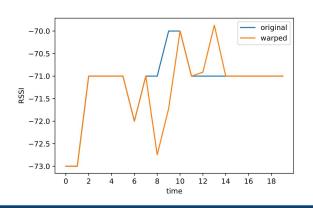


- Per sviluppare e addestrare la rete neurale è stato utilizzato TensorFlow:
  - Permette di definire funzionalmente architetture neurali complesse
  - Consente di calcolare automaticamente la derivata di grafi di computazione e applicare il metodo del gradiente per l'addestramento
- Sono state sfruttate le risorse di calcolo gratuite di Google Colab e quelle a pagamento di altri provider (cloud GPU)
- È stato utilizzato TensorFlow Lite per la compressione del modello e il deploy sull'applicativo mobile



- Varie criticità dovute all'approccio data-driven della soluzione proposta:
  - Difficoltà nella raccolta dati (dataset limitato)
  - Dati incostanti (rumore di fondo e perturbazione dei segnali)
- Vengono proposte varie tecniche di arricchimento dei dati per risolvere questi problemi



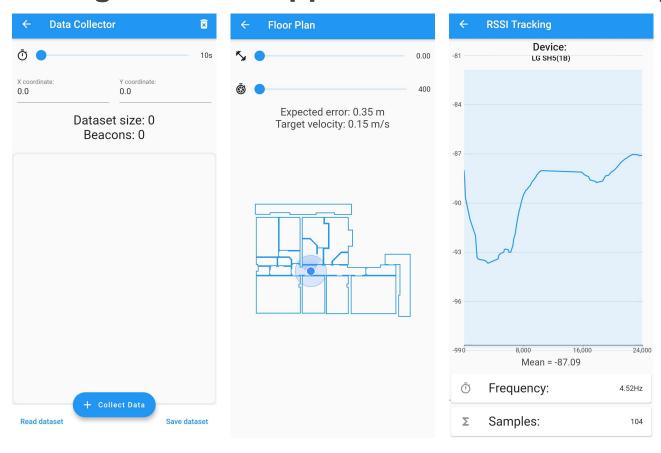




- I segnali wireless sono naturalmente soggetti a rumore
- Questo fa sì che l'output del modello subisca delle fluttuazioni
- Possibili soluzioni:
  - Campionamento con Sliding Window
  - Utilizzo di sensori inerziali
  - Filtro di Kalman
- L'uso di un filtro di Kalman, insieme ai dati dell'accelerometro, permette di migliorare la stabilità del modello



### Interfaccia grafica dell'applicazione Mobile Sviluppata

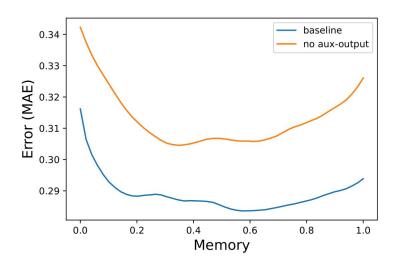


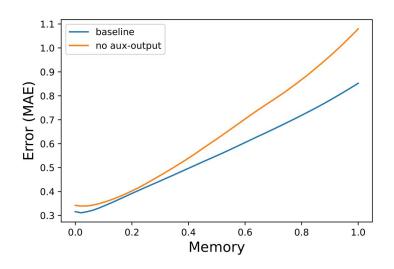


# Risultati Sperimentali

#### Laurea Triennale in Informatica

Modello	MAE	RMSE	MaxAE
Baseline Ensemble	$0.3070 \\ 0.2592$	$0.6716 \\ 0.5536$	3.001 $2.4693$







- Il sistema di localizzazione indoor sviluppato ha mostrato come il Deep Learning possa essere una valida opzione in questo contesto
- L'addestramento del modello di ML è praticabile anche su hardware relativamente economico
  - Soluzioni di cloud computing a basso costo sono una valida alternativa al problema dell'addestramento
- Alcune criticità sono emerse durante lo sviluppo del sistema:
  - Difficoltà nella raccolta dati (dispendiosa)
  - Necessità di introdurre tecniche di stabilizzazione



- Il modello di machine learning esposto ha permesso di progettare un sistema di localizzazione indoor con una precisione media di circa 30cm
- L'utilizzo di un ensemble di modelli ha ridotto l'errore medio a circa 26cm
- La stabilità del sistema e le risorse richieste per utilizzarlo lo rendono fruibile su sistemi mobile con ridotte capacità computazionali
- La raccolta dei dati rimane la principale criticità dei sistemi di ML. Un approccio sintetico di generazione dei segnali (simulatore BLE) è una possibile soluzione al problema



Ringrazio il Consorzio Metis per avermi permesso di lavorare in autonomia a questo progetto.

Grazie per l'attenzione.

