
Localization using Hybrid Wi-Fi / Bluetooth RSS dataset estimator

Docente:

Domenico Ciuonzo

Studenti:

Mario Gabriele Carofano

Oleksandr Sosovskyy



Introduzione

1

Motivazioni

2

Stato dell'arte

3

Caratterizzazione del dataset

4

Lo stimatore WLLS

5

Altri stimatori: WLLS_L e WLLS_LL

6

Altri stimatori: ML

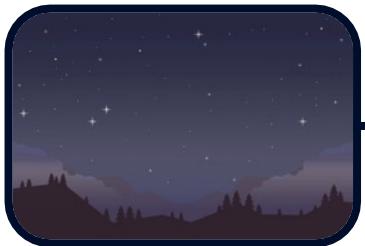
7

Conclusioni

8

Introduzione

Costellazioni



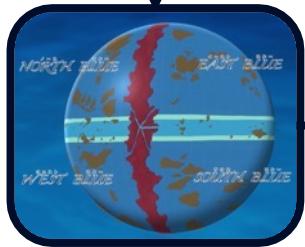
Bussole



Vivere card



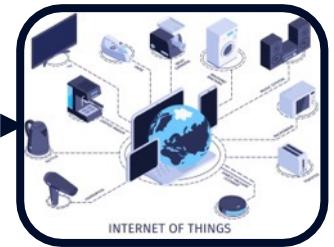
Mappe



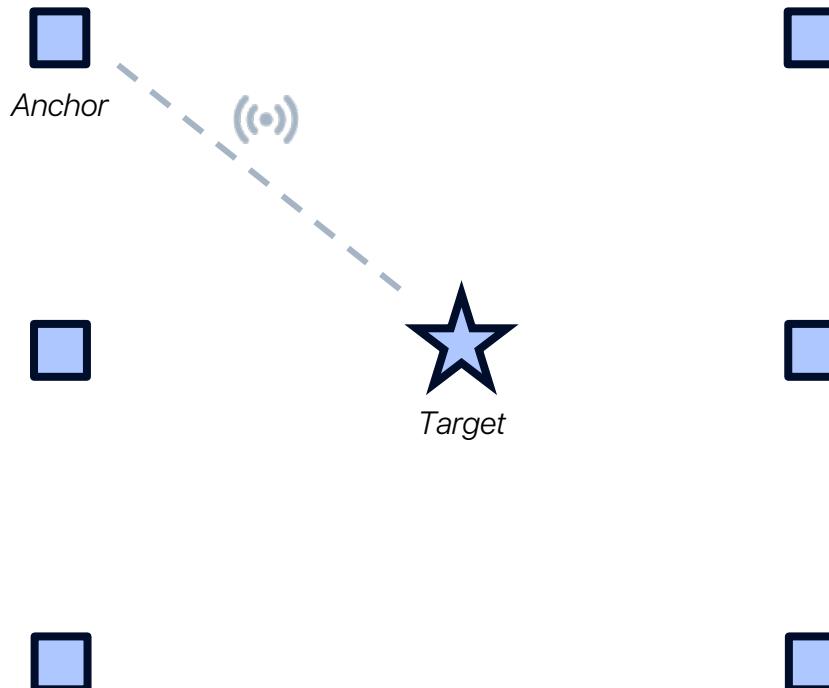
GPS



Internet of Things



Introduzione



Introduzione

WLLS

Weighted Linear Least Squares

ML

Maximum Likelihood

Motivazioni



P1

*A Hybrid
WiFi/Bluetooth
RSS Dataset with
Application to
Multilateration-Based
Localization*

*di G. Pettorru, V. Pilloni e M.
Martalò*



P2

*Linear least squares
localization in
sensor networks*

di Y. Wang

**P3**

*Statistical modeling
and estimation of
censored pathloss
data*

*di C. Gustafson, T. Abbas, D.
Bolin e F. Tufvesson*

**P4**

*Handbook of
position location*

IEEE Press

Motivazioni



T1

Caratterizzazione statistica dei valori RSS in termini di media, mediana, varianza e distribuzione.



T2

Stima dell'esponente di "path loss" e della distanza di riferimento sfruttando un modello lineare.



T3

Sviluppo dello stimatore WLLS proposto da «P1».

Motivazioni



T4

*Sviluppo degli estimatori
WLLS alternativi,
proposti in «P2».*



T5

*Sviluppo di uno
stimatore ML,
come consigliato
in «P4».*



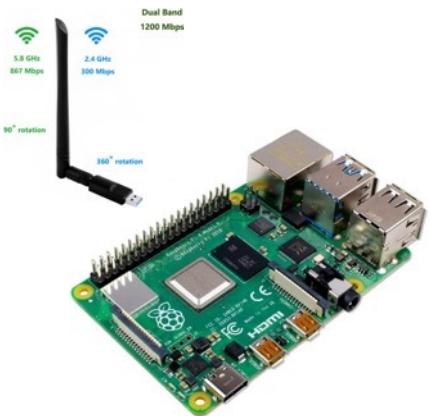
T6

*Confronto delle
prestazioni ottenute
dallo stesso estimatore
in scenari diversi.*

Stato dell'arte

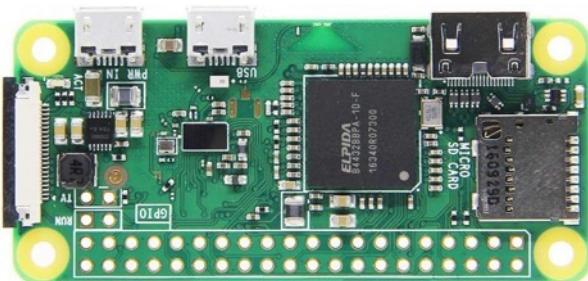
Hardware

Target



*Raspberry Pi 4 Modello B
(con adattatore esterno Realtek
RTL8812BU USB WiFi)*

Anchor

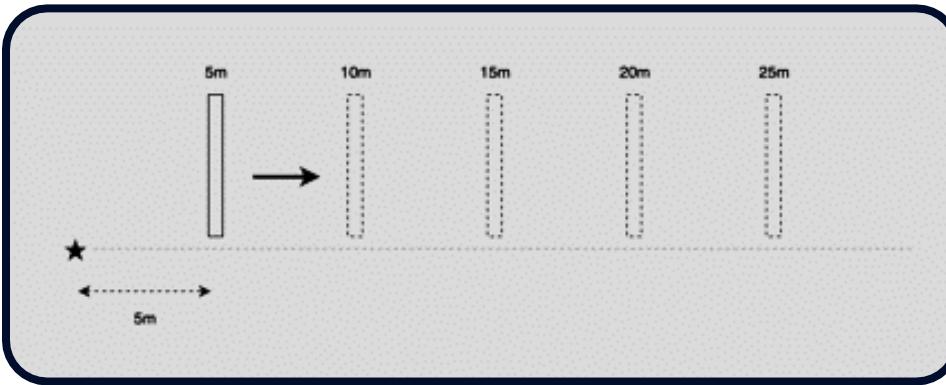


Raspberry Pi Zero W

[Raspberry Pi 4 Modello B \(4GB\) : Amazon.it: Informatica](#)
[Realtek RTL8812BU USB WiFi Adattatore 1200Mbps: Amazon.it: Informatica](#)
[Raspberry Pi Zero W \(Wireless\) \(modello 2017\) : Amazon.it: Informatica](#)

Stato dell'arte

Modelli di path loss



Setup sperimentale per lo scenario 0

n

Path loss exponent

p_0

*Potenza ricevuta alla
distanza di riferimento*

Stato dell'arte

Modelli di path loss

$$p_{i,k} = p_0 - 10n \log_{10}(d_i) + \varepsilon_{i,k}$$

Path loss model da «P1»

$$PL(d) = PL(d_0) + 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + \Psi_\sigma$$

$$d \geq d_0$$

Path loss model da «P3»

$$y = X\alpha + \epsilon$$

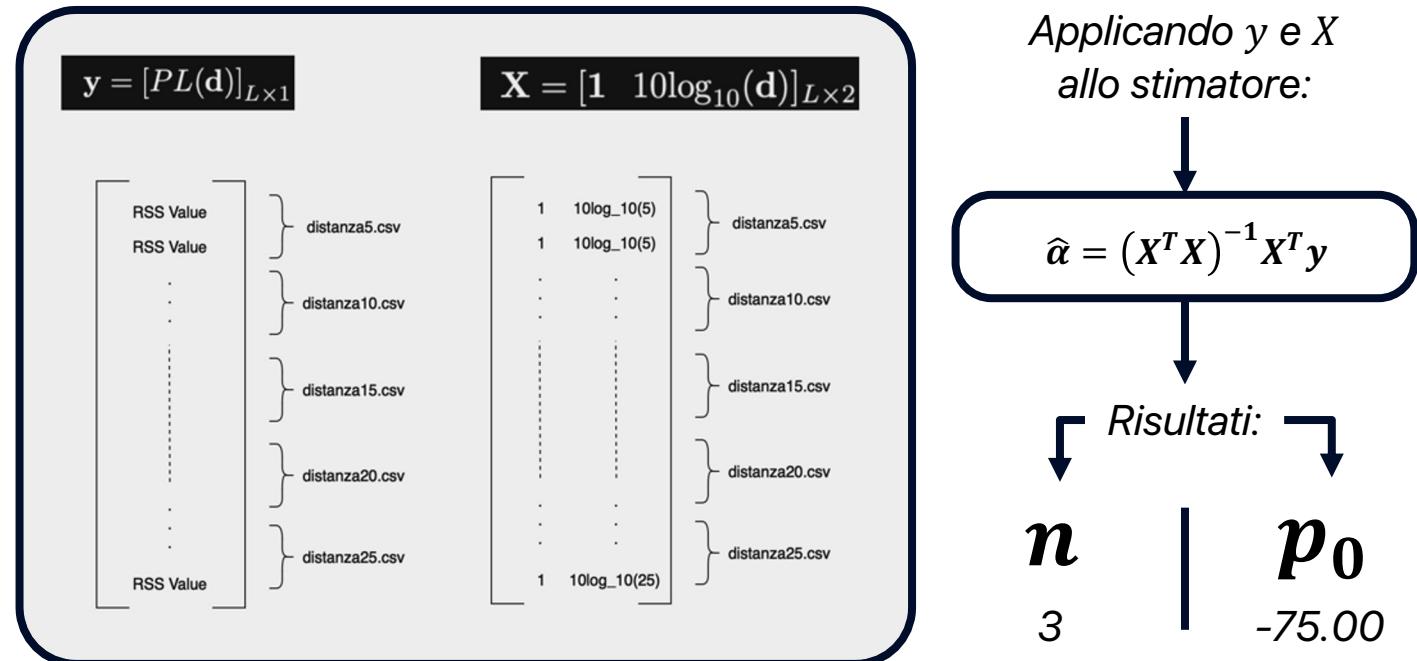
$$y = [PL(d)]_{L \times 1}$$

$$X = [1, 10 \log_{10} d]_{L \times 2}$$

$$\alpha = [PL(d_0), n]^T$$

Stato dell'arte

Modelli di path loss



Caratterizzazione del dataset

Gli scenari



Scenario A

6 anchor

Outdoor

Niente ostruzioni

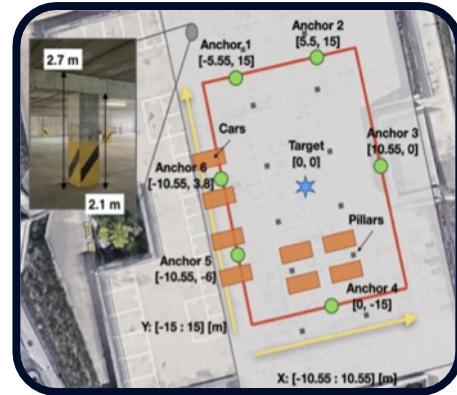


Scenario B

7 anchor

Outdoor

NLOS su anchor 3, 4



Scenario C

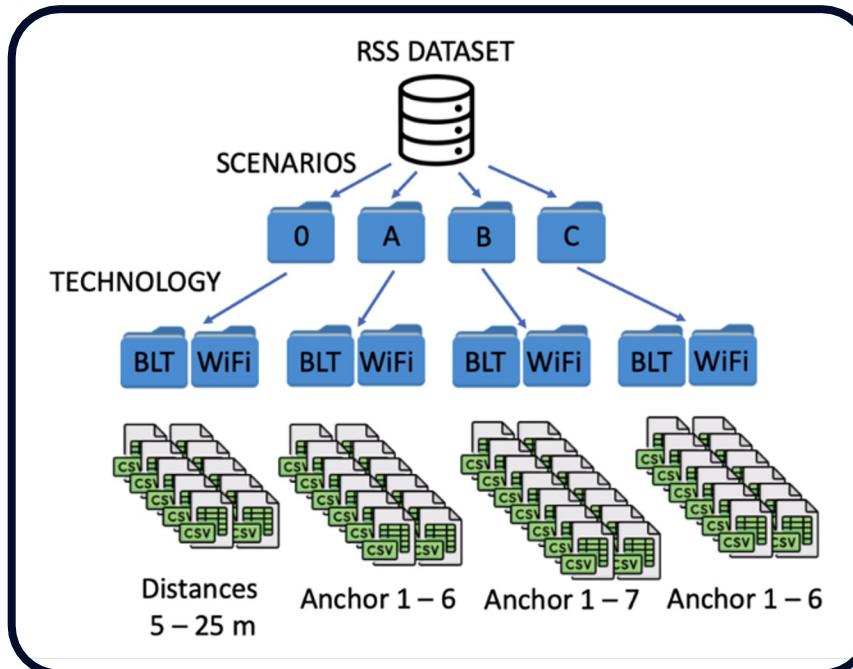
6 anchor

Indoor

NLOS su anchor 4, 5, 6

Caratterizzazione del dataset

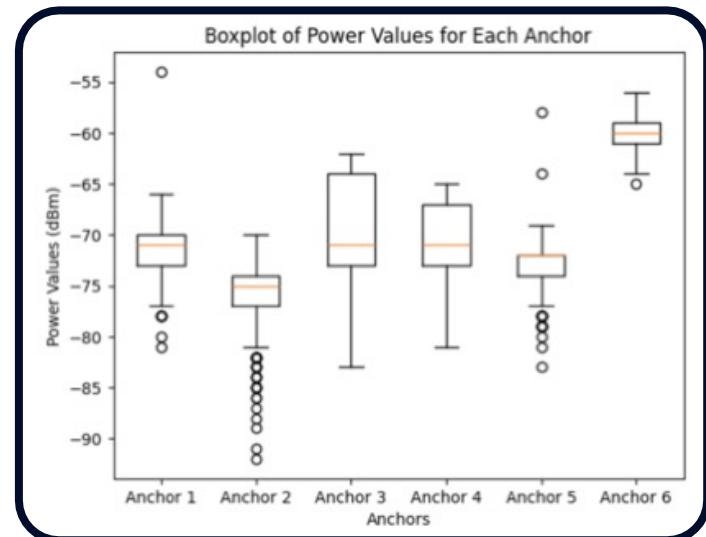
Organizzazione



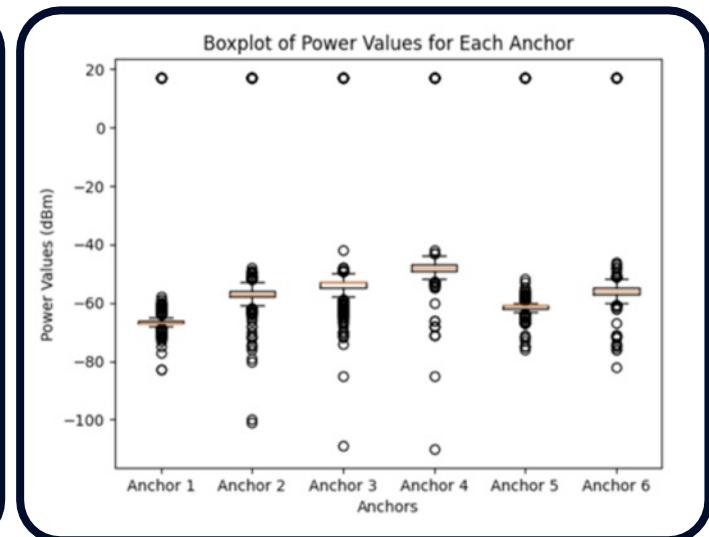
Gerarchia delle directory del dataset

Caratterizzazione del dataset

Scenario A



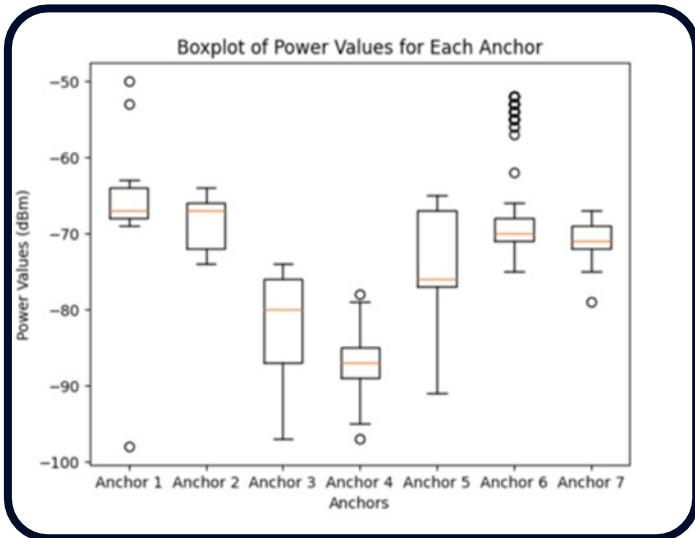
Distribuzione dei valori RSS delle anchor con tecnologia Bluetooth nello scenario A



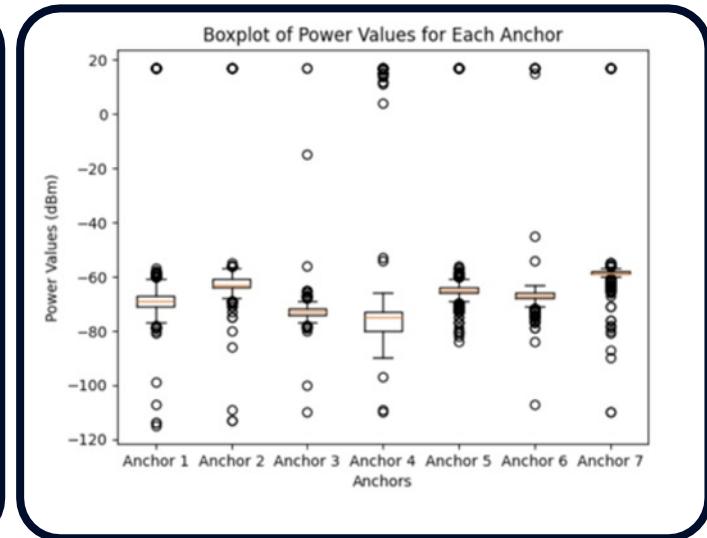
Distribuzione dei valori RSS delle anchor con tecnologia WiFi nello scenario A

Caratterizzazione del dataset

Scenario B



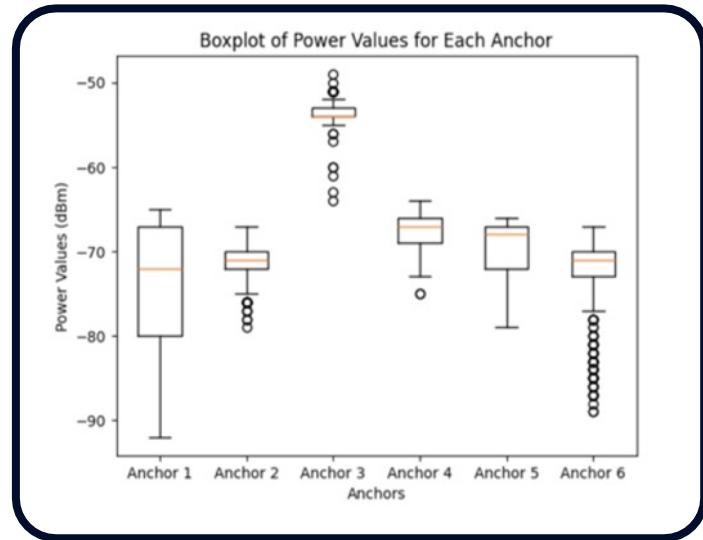
Distribuzione dei valori RSS delle anchor con tecnologia Bluetooth nello scenario B



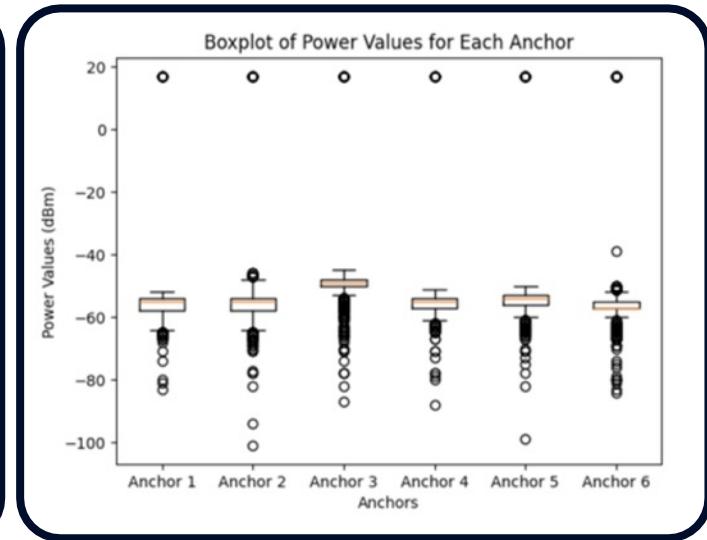
Distribuzione dei valori RSS delle anchor con tecnologia WiFi nello scenario B

Caratterizzazione del dataset

Scenario C



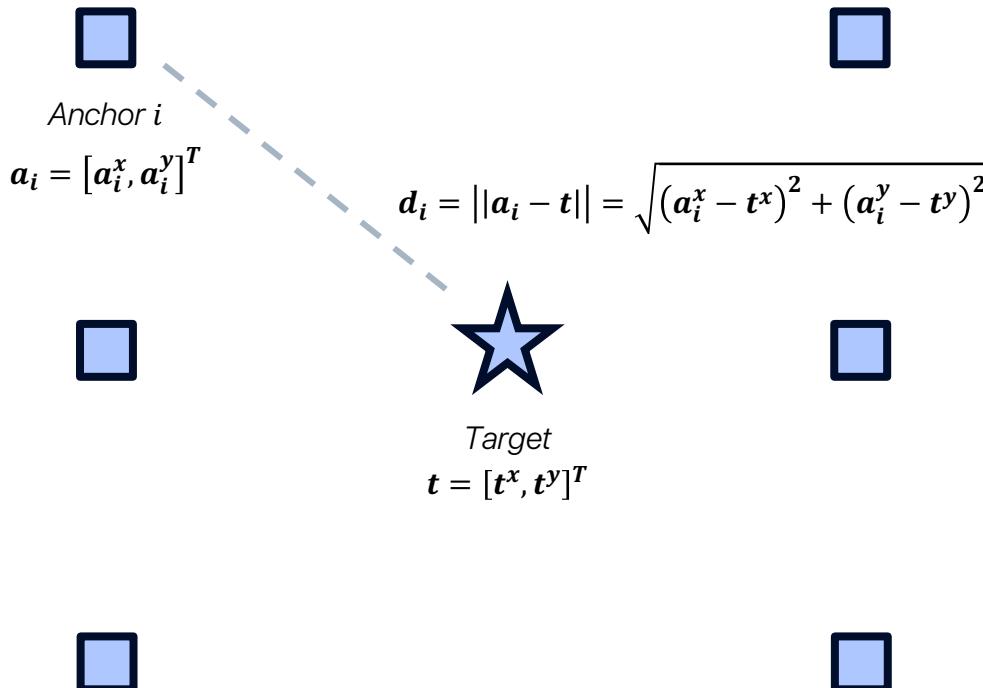
Distribuzione dei valori RSS delle anchor con tecnologia Bluetooth nello scenario C



Distribuzione dei valori RSS delle anchor con tecnologia WiFi nello scenario C

Lo stimatore WLLS

Schema esecutivo



Lo stimatore WLLS

Schema esecutivo

Collezionare
 K misure di
valori RSS.

Calcolare la
media.

Calcolare la
stima della
distanza \hat{d}_i .

Risolvere il
sistema di
equazioni e
ottenere la
stima della
posizione del
target \hat{t} .

Lo stimatore WLLS

Calcolo della stima della distanza

$$p_{i,k} = p_0 - 10n \log_{10}(d_i) + \varepsilon_{i,k}$$

Modello di path loss standard

$$\bar{p}_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p_{i,k}$$

$$\bar{p}_i = p_0 - 10n \log_{10}(d_i) + \varepsilon_i$$

Calcolo della media

$$\widehat{d}_i = 10^{\frac{p_0 - \bar{p}_i}{10n}}$$

Calcolo della stima della distanza

Lo stimatore WLLS

Risoluzione del sistema di equazioni

$$\sqrt{(a_i^x - t^x)^2 + (a_i^y - t^y)^2} = d_i$$



$$-2a_i^x t^x - 2a_i^y t^y + (t^x)^2 + (t^y)^2 = d_i^2 - (a_i^x)^2 - (a_i^y)^2$$



$$A\hat{\rho} = b$$

$$\hat{\rho} = [t^x, t^y, R]^T \quad R = (t^x)^2 + (t^y)^2$$

Lo stimatore WLS

Risoluzione del sistema di equazioni

$$A\hat{\varrho} = b$$

$$\hat{\varrho} = [t^x, t^y, R]^T$$

$$R = (t^x)^2 + (t^y)^2$$

$$A = \begin{bmatrix} -2a_1^x, & -2a_1^y, & 1 \\ -2a_2^x, & -2a_2^y, & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ -2a_N^x, & -2a_N^y, & 1 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} \widehat{d_1}^2 - (a_1^x)^2 - (a_1^y)^2 \\ \widehat{d_2}^2 - (a_2^x)^2 - (a_2^y)^2 \\ \dots \\ \widehat{d_N}^2 - (a_N^x)^2 - (a_N^y)^2 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\varrho} = (A^T W A)^{-1} \cdot A^T W b$$

Lo stimatore WLS

Risoluzione del sistema di equazioni

$$\hat{\varrho} = (A^T W A)^{-1} \cdot A^T W b$$

$$W = \begin{bmatrix} \frac{1}{\widehat{d}_1^4 \cdot \exp\left(\frac{\sigma^2}{4.715n^2}\right) \cdot \left[\exp\left(\frac{\sigma^2}{4.715n^2}\right) - 1\right]} & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\widehat{d}_N^4 \cdot \exp\left(\frac{\sigma^2}{4.715n^2}\right) \cdot \left[\exp\left(\frac{\sigma^2}{4.715n^2}\right) - 1\right]} \end{bmatrix}$$

Matrice diagonale W dei pesi ottenuta dall'inverso della varianza di \widehat{d}_i^2

Lo stimatore WLLS

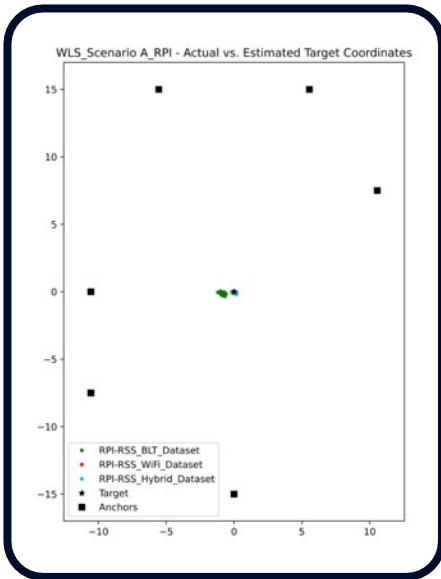
Confronto delle prestazioni

$$\Theta = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{burst}}} \cdot \sum_{l=1}^{N_{\text{burst}}} \|t - \hat{t}_l\|^2}$$

RMSE (Root Mean Square Error)

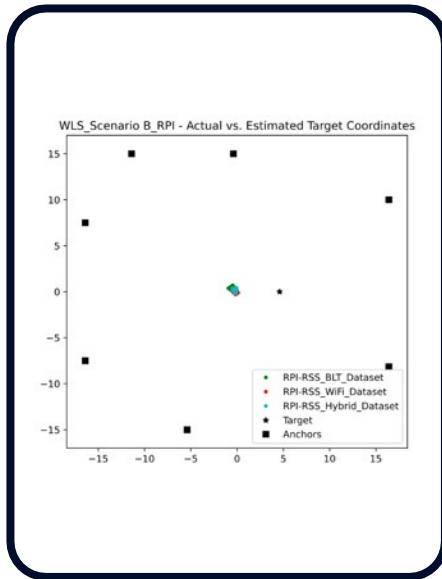
Lo stimatore WLLS

Risultati



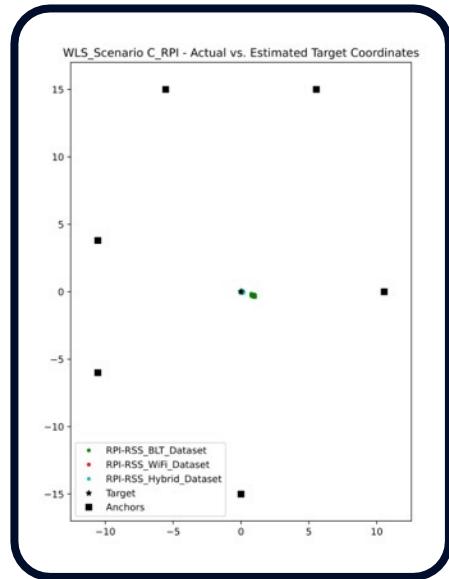
Scenario A

ΘW	ΘB	ΘH
0.106 m	0.847 m	0.129 m



Scenario B

ΘW	ΘB	ΘH
4.854 m	5.15 m	4.881 m



Scenario C

ΘW	ΘB	ΘH
0.084 m	0.913 m	0.095 m

Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

WLLS_I

WLLS_II

Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

OS_WLLS_I

One Step

TS_WLLS_I

Two Step

WLLS_II

Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore «One Step» WLLS_I

$$\hat{\varrho} = (A^T W^{-1} A)^{-1} \cdot A^T W^{-1} b$$

$$\hat{\varrho} = [t^x, t^y, R]^T$$

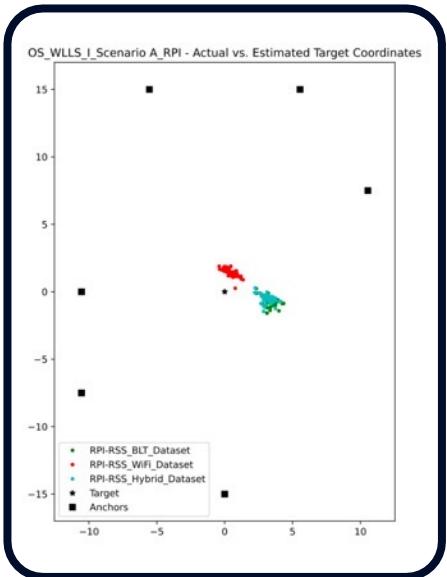
$$A = \begin{bmatrix} -2a_1^x, & -2a_1^y, & 1 \\ -2a_2^x, & -2a_2^y, & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ -2a_N^x, & -2a_N^y, & 1 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} \widehat{d_1}^2 - (a_1^x)^2 - (a_1^y)^2 \\ \widehat{d_2}^2 - (a_2^x)^2 - (a_2^y)^2 \\ \dots \\ \widehat{d_N}^2 - (a_N^x)^2 - (a_N^y)^2 \end{bmatrix}$$

$$W = 4 \cdot \text{diag}(\sigma^2 \widehat{d_1}^2, \sigma^2 \widehat{d_2}^2, \dots, \sigma^2 \widehat{d_N}^2)$$

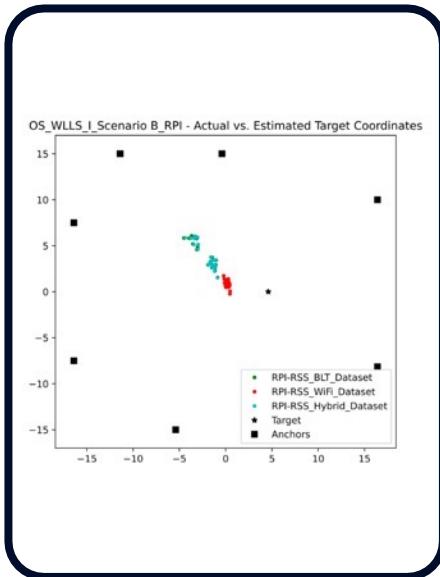
Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore «One Step» WLLS_I



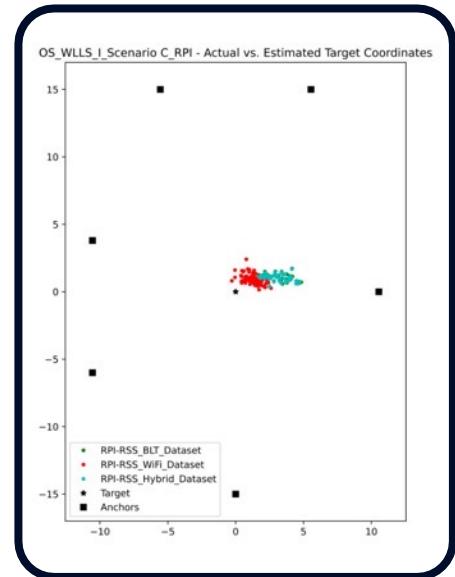
Scenario A

ΘW	ΘB	ΘH
1.558 m	3.469 m	3.253 m



Scenario B

ΘW	ΘB	ΘH
4.55 m	8.037 m	8.029 m



Scenario C

ΘW	ΘB	ΘH
1.697 m	3.469 m	3.415 m

Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore «Two Step» WLLS_I

$$\hat{t} = [\text{sgn}(\hat{\varrho}_1) \cdot \sqrt{\hat{z}_1}, \text{sgn}(\hat{\varrho}_2) \cdot \sqrt{\hat{z}_2}]^T$$

$$\hat{z} = (G^T \Phi^{-1} G)^{-1} \cdot G^T \Phi^{-1} h$$

$$h = [\hat{\varrho}_1^2, \hat{\varrho}_2^2, \hat{\varrho}_3]^T$$

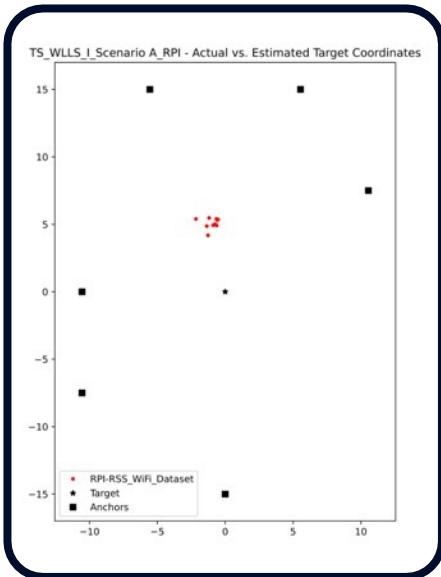
$$\Phi = K (A^T W^{-1} A)^{-1} K$$

$$G = \begin{bmatrix} 1, & 0 \\ 0, & 1 \\ 1, & 1 \end{bmatrix}$$

$$K = \text{diag}(2\hat{\varrho}_1, 2\hat{\varrho}_2, 1)$$

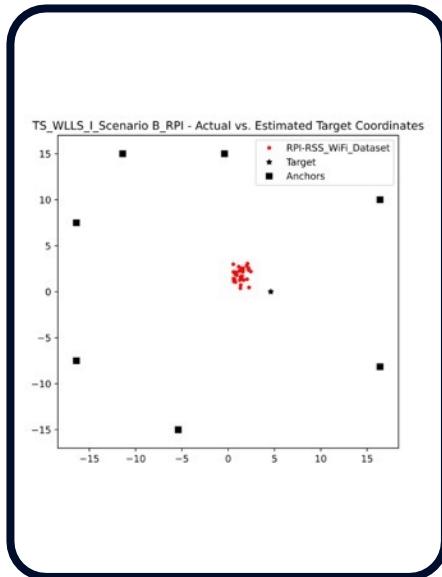
Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore «Two Step» WLLS_I



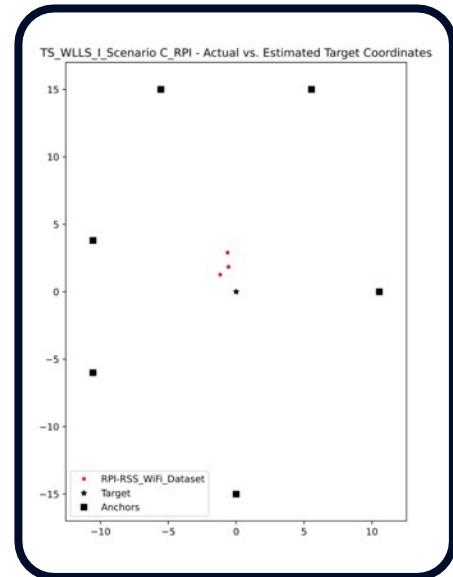
Scenario A

ΘW	ΘB	ΘH
5.218 m	-	-



Scenario B

ΘW	ΘB	ΘH
3.86 m	-	-



Scenario C

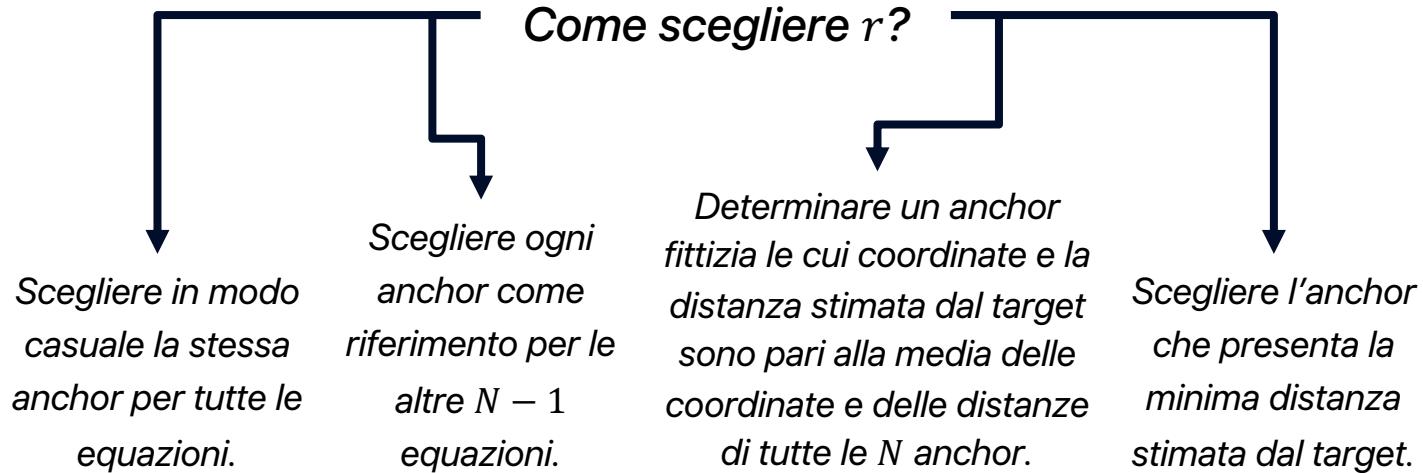
ΘW	ΘB	ΘH
2.276 m	-	-

Altri stimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore WLLS_II

$$2(x_i - x_r)x + 2(y_i - y_r)y = d_r^2 - d_i^2 - k_r + k_i$$

$$k_i \doteq x_i^2 + y_i^2$$



Altri estimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore WLLS_II

$$\hat{\varrho} = (A^T W^{-1} A)^{-1} \cdot A^T W^{-1} b$$

$$A = 2 \begin{bmatrix} x_1 - x_r, & y_1 - y_r \\ x_2 - x_r, & y_2 - y_r \\ \dots & \dots \\ x_N - x_r, & y_N - y_r \\ r = 0 \end{bmatrix}$$

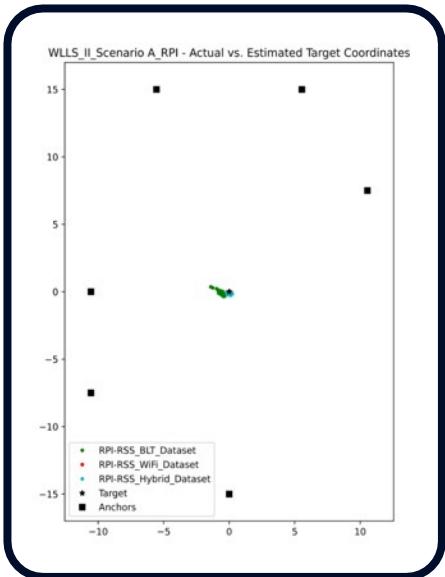
$$b = \begin{bmatrix} \widehat{d}_r^2 - \widehat{d}_1^2 - k_r + k_1 \\ \widehat{d}_r^2 - \widehat{d}_{r-1}^2 - k_r + k_{r-1} \\ \widehat{d}_r^2 - \widehat{d}_{r+1}^2 - k_r + k_{r+1} \\ \dots \\ \widehat{d}_r^2 - \widehat{d}_N^2 - k_r + k_N \end{bmatrix}$$

$$k_i \doteq x_i^2 + y_i^2, \quad r = 0$$

$$W = 4\widehat{d}_r^2\sigma^2 + 2\sigma^2 + I(i,j) (4\widehat{d}_i^2 + 2\sigma^2)$$

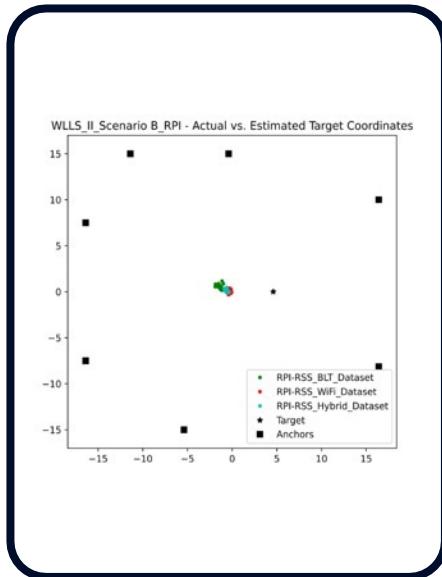
Altri estimatori: WLLS_I e WLLS_II

Lo stimatore WLLS_II



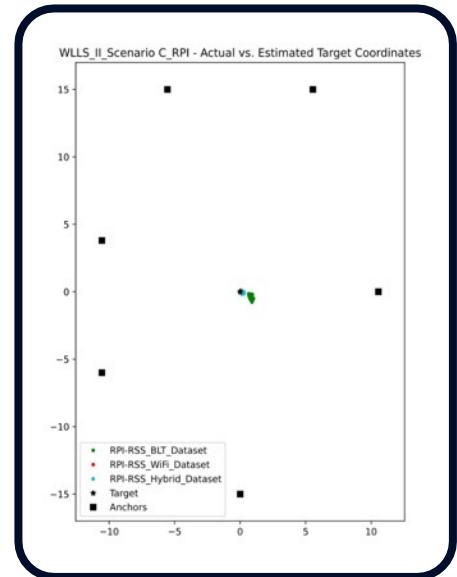
Scenario A

$$\begin{array}{c|c|c} \Theta W & \Theta B & \Theta H \\ 0.151\text{ m} & 0.671\text{ m} & 0.187\text{ m} \end{array}$$



Scenario B

$$\begin{array}{c|c|c} \Theta W & \Theta B & \Theta H \\ 4.96\text{ m} & 6.025\text{ m} & 5.224\text{ m} \end{array}$$



Scenario C

$$\begin{array}{c|c|c} \Theta W & \Theta B & \Theta H \\ 0.084\text{ m} & 0.912\text{ m} & 0.209\text{ m} \end{array}$$

Altri stimatori: ML

Passaggi di calcolo

$$\bar{p}_i = p_0 - 10n \log_{10}(d_i) + \varepsilon_i$$

$$\bar{p}_i \sim (p_0 - 10n \log_{10}(\|a_i - t\|), \sigma^2)$$

$$f(p; t) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{\frac{N}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N (\bar{p}_i - \lambda_i)^2 \right)$$

$$\lambda_i = p_0 - 10n \log_{10}(\|a_i - t\|)$$

Altri stimatori: ML

Passaggi di calcolo

$$\operatorname{argmax}_t \log f(p; t) = -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N (\bar{p}_i - \lambda_i)^2$$

$$\lambda_i = p_0 - 10n \log_{10}(\|a_i - t\|)$$

$$\operatorname{argmin}_t \left\| \begin{pmatrix} \bar{p}_1 - \lambda_1 \\ \bar{p}_2 - \lambda_2 \\ \dots \\ \bar{p}_N - \lambda_N \end{pmatrix} \right\|$$

$$\lambda_i = p_0 - 10n \log_{10}(\|a_i - t\|)$$

Altri stimatori: ML

Passaggi di calcolo

```
lambda_values =  
    np.array([  
        constants.REFERENCE_POWER - (  
            10 * constants.PATH_LOSS_EXPONENT *  
            np.log10(np.linalg.norm(  
                np.array(anchor) -  
                np.array(coordinates)  
            ))  
        )  
        for anchor in anchors_coordinates  
    ])
```

```
final_sum = np.linalg.norm(powers - lambda_values)
```

```
objective_result =  
    final_sum / pow(constants.STANDARD_DEVIATION, 2)
```

Altri stimatori: ML

Calcolo dell'argmin con «grid search»

```
grid_values = np.linspace(-15, 15, grid_size)
grid_coordinates = [
    (x, y)
    for x in grid_values
    for y in grid_values
]
```

```
results = [
    objective_function(coords)
    for coords in grid_coordinates
]
```

```
min_index = np.argmin(results)
target_coordinates = grid_coordinates[min_index]
return target_coordinates
```

Altri stimatori: ML

Calcolo dell'argmin con «algoritmo di Nelder-Mead»

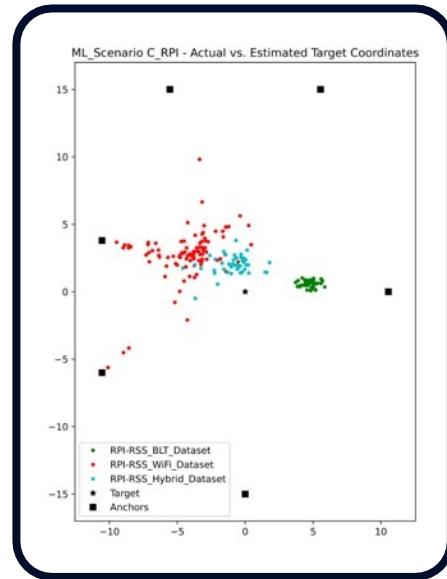
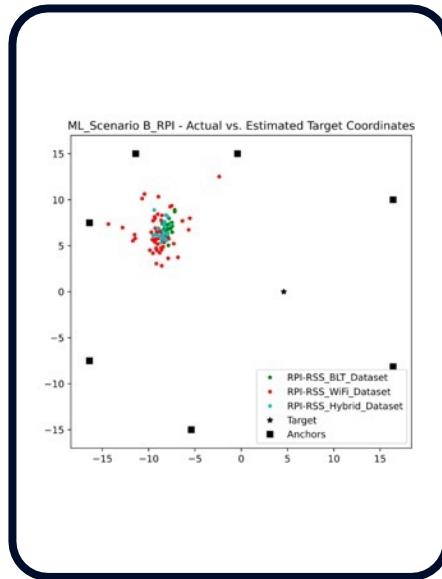
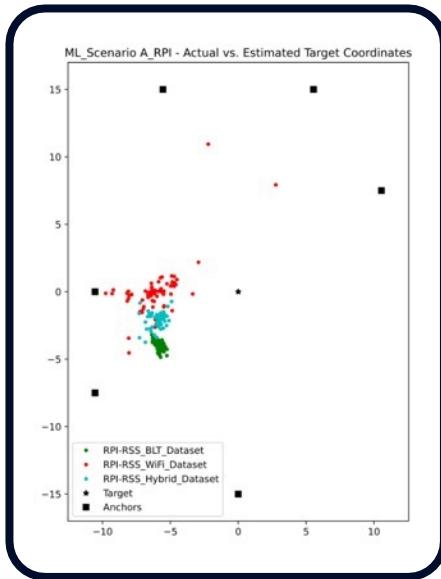
```
initial_guess = [1, 2]
```

```
result = minimize(  
    objective_function,  
    initial_guess,  
    method='Nelder-Mead'  
)
```

```
target_coordinates = result.x  
return target_coordinates
```

Altri stimatori: ML

Risultati



Scenario A

$$\begin{array}{c|c|c} \Theta W & \Theta B & \Theta H \\ 6.632\text{ m} & 7.117\text{ m} & 6.377\text{ m} \end{array}$$

Scenario B

$$\begin{array}{c|c|c} \Theta W & \Theta B & \Theta H \\ 15.13\text{ m} & 14.347\text{ m} & 14.655\text{ m} \end{array}$$

Scenario C

$$\begin{array}{c|c|c} \Theta W & \Theta B & \Theta H \\ 5.871\text{ m} & 4.84\text{ m} & 2.639\text{ m} \end{array}$$

Conclusioni



Gli stimatori WLLS proposti da «P1» e «P2», su tecnologia ibrida, tendono a offrire una stima molto simile rispetto alle altre tecnologie.



In base alla funzione di path loss scelta, i risultati possono variare drasticamente.



Lo stimatore ML offre prestazioni di gran lunga peggiori degli altri, a causa delle forti assunzioni del modello.



Il WiFi tende ad avere una maggior varianza rispetto al Bluetooth, ma offre un'accuracy migliore.

Conclusioni

Sviluppi futuri



Riprovare gli esperimenti con hardware più preciso e specifico per la localizzazione.



Provare funzioni di path loss diverse e approcci alternativi all'RSS (es. TOA, AOA, ...).



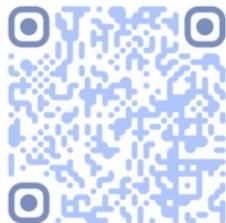
Provare lo scenario con tecnologia ibrida proposto da «P1» su estimatori di tipo diverso.



Ricalibrare le variabili del modello (es. n , p_0 e σ) per lo stimatore ML e valutare come cambiano le prestazioni.

Grazie!

Repository:



[https://github.com/mgcarofano/hybrid-wifi-blt-
rss-dataset-estimator](https://github.com/mgcarofano/hybrid-wifi-blt-rss-dataset-estimator)

