

# Estimasi Lokasi Relatif Sensor pada Jaringan Sensor Nirkabel Menggunakan Metode Maximum Likelihood Estimation dan Cramer-Rao Bound

Prima Kristalina<sup>1,2</sup>

Wirawan<sup>2</sup>

Gamantyo Hendranto<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Jurusan Teknik Telekomunikasi Politeknik Elektronika Negeri Surabaya ITS

[prima@eepis-its.edu](mailto:prima@eepis-its.edu)

<sup>2</sup> Laboratorium Komunikasi Multimedia

Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember

[wirawan@its.ac.id](mailto:wirawan@its.ac.id)

<sup>3</sup> Laboratorium Antena dan Propagasi

Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember

[gamantyo@ee.its.ac.id](mailto:gamantyo@ee.its.ac.id)

## ABSTRAK

Pada Jaringan Sensor Nirkabel, lokasi sensor yang tidak diketahui keberadaannya dapat diestimasi dengan pengukuran jarak relatif terhadap sensor anchor-nya. Teknik lokalisasi sensor ini didasarkan pada perkiraan jarak berbasis kuat sinyal yang diterima (RSS) atau waktu kedatangan sinyal (TOA). Hasil perkiraan ini akan menghasilkan error yang tidak bisa dihindari. Untuk itu perlu dilakukan estimasi kesalahan posisi masing-masing sensor. Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) menyeleksi nilai-nilai dari parameter-parameter model, dan memaksimalkan fungsi likelihood-nya, sedangkan metode Cramer-Rao bound digunakan untuk mengestimasi lower bound dari sebuah obyek yang dicari.

Dari implementasi algoritma penghitungan kesalahan posisi sensor untuk dua jenis perkiraan jarak dapat ditunjukkan bahwa semakin banyak sensor yang tidak dikenal tersebar pada sebuah lokasi, semakin sempit jarak antar mereka, maka semakin mengecil lower bound yang dihasilkan dengan CRB, namun nilai estimasi kesalahan dengan MLE meningkat. Kenaikan koefisien path loss pada RSS menyebabkan penyempitan lower bound CRB sehingga mempersulit penentuan lokasi relatif.

**Kata Kunci :** Lokalisasi, kesalahan posisi, MLE, Lower Bound

## 1. PENDAHULUAN

Teknik lokalisasi keberadaan obyek menjadi issue penting terutama dalam aplikasi-aplikasi *tracking* dimana sinyal GPS tidak mampu menjangkau obyek tersebut, seperti *tracking security* (lokalisasi keberadaan seseorang yang punya otentikasi pada daerah sekuriti tinggi), aplikasi medis (lokalisasi keberadaan pasien di

rumah sakit), *search and rescue* (komunikasi dengan pemadam kebakaran atau regu SAR saat terjadi bencana alam), sistem militer, *home appliance* dan sebagainya.

Jaringan Sensor Nirkabel menjadi sebuah pilihan untuk mengimplementasikan sistem komunikasi dengan obyek yang bergerak, dimana posisi keberadaan obyek tersebut berada di sebuah wilayah tertentu. Pemakaian teknologi JSN didasarkan pada efisiensi peralatan dengan lingkup area yang tidak terlalu besar. Di dalam aplikasi JSN ini, akurasi posisi dari sensor-sensor yang tersebar menjadi fokus utama, selain paket data hasil sensing yang dikirim ke fusion center [1].

Beberapa penelitian tentang jaringan sensor nirkabel sebelumnya menyebutkan bahwa untuk menghemat energi, tidak semua sensor perlu mengirimkan informasinya ke *fusion center*, cukup diwakili beberapa sensor terdekatnya yang memiliki informasi sejenis, sehingga tidak semua sensor akan kehilangan supply daya secara bersamaan. Dari pemikiran ini, teretus topik tentang *clustering* sensor [2,3].

Pengiriman hasil sensing data tanpa mengetahui informasi posisi sensor adalah hal yang tidak bermanfaat. Ditinjau dari beberapa pertimbangan (misal : harga, ukuran maupun supply daya), hanya sedikit dari sekian banyak node sensor yang tersebar tersebut yang diketahui posisi pastinya. Node-node tersebut dinamakan *anchor node*. Node sensor yang lain harus mengestimasi posisinya tanpa berinteraksi langsung dengan node-node *anchor*. Untuk estimasi ini perlu ada kerjasama kooperatif antara semua sensor yang terlibat [4].

Teknik lokalisasi sensor biasanya didasarkan pada perkiraan jarak berbasis kuat sinyal yang diterima (RSS) atau waktu kedatangan sinyal (TOA) [5]. Hasil perkiraan ini akan menghasilkan *error* yang tidak bisa dihindari. Untuk itu perlu dilakukan estimasi kesalahan posisi masing-masing sensor. Metode *Maximum*

*Likelihood Estimation* (MLE) adalah metode yang dikenal dalam penetapan model data secara statistik. Metode ini menyeleksi nilai-nilai dari parameter-parameter model, dan memaksimalkan fungsi *likelihood*-nya. Metode MLE akan memberikan pendekatan estimasi yang akurat sepanjang kasusnya terdefinisi dengan baik dan terdistribusi normal [6]. Metode penentuan estimasi yang lain adalah *Cramer-Rao Bound* (CRB). Metode ini digunakan jika dihasilkan *unbiased estimator*. Metode Cramer-Rao digunakan untuk mendapatkan batasan yang lebih rendah (*Lower Bound*) dari *Unbiased Estimator*, sehingga diperoleh hasil yang efisien [7].

Penelitian ini mencoba menguji performansi dua algoritma estimasi lokasi sensor yang diusulkan oleh [8]. Penelitian tersebut menguji reliabilitas hasil simulasi dengan Matlab dan membandingkannya dengan hasil pengukuran langsung berbasis RSS dan TOA.

Pada penelitian ini dilakukan simulasi pemodelan dengan Matlab, data diuji beberapa kali dengan jumlah iterasi, jumlah *blindfolded* sensor dan nilai standard deviasi dan koefisien *path loss* bervariasi. Semua parameter ini diujicoba terhadap nilai RMS kesalahan posisi sensor yang dihasilkan simulasi, dengan menggunakan metode MLE dan CRB, baik melalui pengukuran RSS maupun TOA.

Penjelasan pada paper ini dibagi sebagai berikut : seksi 2 menjelaskan sekilas tentang metode perkiraan jarak berbasis RSS dan TOA, seksi 3 menjelaskan penurunan MLE dan CRB untuk kasus lokalisasi kooperatif antar sensor. Seksi 4 menunjukkan hasil simulasi beserta analisisnya, dan kesimpulan diberikan pada seksi 5.

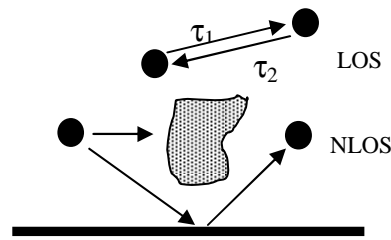
## 2. METODE PERKIRAAN JARAK

### a) Perkiraan Jarak berbasis TOA (*Time of Arrival*)

Pada metode ini, sebuah sensor mengukur jarak dengan sensor yang lain dengan mengestimasi delay propagasi sinyal dalam udara bebas, dimana sinyal-sinyal radio ditransmisikan dalam kecepatan cahaya yang konstan. Gambar 1 menunjukkan model pengukuran berbasis TOA, pada bidang *Line of Sight* (LOS) maupun *Non Line of Sight* (NLOS). Performansi pengukuran jarak berbasis TOA tergantung pada kemampuan *Direct Path* (DP) sinyalnya. Saat DP tersebut ada, misalkan pada kasus LOS jarak dekat, akan menghasilkan estimasi yang akurat. Begitu pula sebaliknya [9]. Yang perlu diperhatikan dalam pengukuran TOA ini adalah sinkronisasi antar node kirim dan terima.

### b) Perkiraan Jarak berbasis RSS (*Received Signal Strength*)

Perkiraan jarak menggunakan RSS dilakukan dengan *sense* sinyal yang diterima

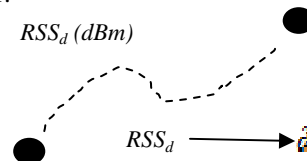


Gambar 1. Perkiraan Jarak berbasis TOA antar 2 sensor

dan mengukur daya total yang diterima, yang bisa menghasilkan sebuah estimasi jarak antara obyek target dan sensor lokasi. Rata-rata daya RSS pada jarak tertentu diberikan sebagai :

$$RSS_d = \sum_{t=1}^T |\alpha_t^2(t)|^2 \quad (1)$$

dimana  $\alpha$  menyatakan amplitudo sinyal datang. Gambar 2 menunjukkan teknik ranging menggunakan RSS. Pengukuran rata-rata RSS tidak bergantung pada *bandwidth* peralatan pengukur.



Gambar 2. Perkiraan Jarak berbasis RSS untuk mengestimasi jarak dari sinyal yang diterima oleh sebuah sensor

Model statistik secara umum untuk menghitung RSS pada jarak  $d$  diberikan sebagai :

$$RSS_d = 10 \log_{10} P_r = 10 \log_{10} P_t - 10 \gamma \log_{10} d + X \quad (2)$$

dimana  $P_t$  adalah daya yang dikirimkan,  $d$  adalah jarak antara transmitter dan receiver,  $\gamma$  disebut gradient jarak-daya, dan  $X$  adalah variable log normal acak yang merepresentasikan komponen *shadow fading*. Selama teknik RSS ini tidak bisa mengenali nilai  $\gamma$  dan  $X$ , maka perhitungan jarak lokasi sensor tidak setepat perhitungan dengan memakai TOA.

## 3. ESTIMASI LOKASI RELATIF

Patwari et.al mengasumsikan sebuah jaringan dengan  $m$  reference node (*anchor*) dan  $n$  *blindfolded*, dimana parameter device  $\gamma$  adalah  $[z_1, \dots, z_{m+n}]$ , dan pada sistim dua dimensi dinyatakan sebagai  $z_i = [x_i, y_i]^T$ . Lokasi relatif yang berhubungan dengan estimasi koordinat *blindfolded node* dinyatakan sebagai  $\theta = [\theta_x, \theta_y]$ , dengan :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_n &= [x_1, \dots, x_n], \\ \mathbf{y}_n &= [y_1, \dots, y_n] \end{aligned} \quad (3)$$

Sedangkan koordinat *reference node* adalah  $[x_{n+1}, \dots, x_{n+m}, y_{n+1}, \dots, y_{n+m}]$ . Jika sebuah himpunan *blindfolded node* ( $i$ ), yaitu  $H(i)=\{j$ ; *node j membuat pasangan dengan node i*}. Sesuai aturan, sebuah node tidak bisa berpasangan dengan dirinya sendiri, sehingga  $i \notin H(i)$  dan secara simetri : jika  $j \in H(i)$  maka  $i \in H(j)$ .

Pada kasus TOA,  $X_{i,j}=T_{i,j}$  adalah hasil pengukuran TOA antara node  $i$  dan node  $j$  (dalam satuan detik), dan dalam kasus RSS,  $X_{i,j} = P_{i,j}$  adalah hasil pengukuran daya yang diterima oleh node  $i$  dimana daya tersebut dikirim oleh node  $j$ . Dengan asumsi dasar bahwa  $T_{i,j}$  terdistribusi Gaussian dengan *mean*  $d_{i,j}/c$  dan *varians*  $\sigma_T^2$  dan ditunjukkan dengan persamaan :

$$\begin{aligned} T_{i,j} &\sim \mathcal{N}\left(\frac{d_{i,j}}{c}, \sigma_T^2\right), \\ d_{i,j} &= d(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j) = \|\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_j\|^{1/2} \end{aligned} \quad (4)$$

Di mana  $c$  adalah kecepatan propagasi, dan varian  $\sigma_T^2$  bukan fungsi dari  $d_{i,j}$ . Diasumsikan bahwa  $P_{i,j}$  adalah log-normal; dan variable  $P_{i,j}(\text{dBm}) = 10\log_{10} P_{i,j}$  adalah Gaussian, maka :

$$\begin{aligned} P_{i,j}(\text{dBm}) &\sim \mathcal{N}(\bar{P}_{i,j}(\text{dBm}), \sigma_{dB}^2) \\ \bar{P}_{i,j}(\text{dBm}) &= P_0(\text{dBm}) - 10n_p \log_{10}(d_{i,j}/d_0) \end{aligned} \quad (5)$$

Dimana  $\bar{P}_{i,j}(\text{dBm})$  adalah daya rata-rata (dalam dBmW),  $\sigma_{dB}^2$  adalah *varians shadowing*, dan  $P_0(\text{dBm})$  adalah daya diterima (dalam dBmW) dengan jarak referensi  $d_0$ . Biasanya  $d_0 = 1$  m, dan  $P_0$  dihitung dari persamaan *free space path loss* [10]. Eksponen *path loss*  $n_p$  adalah sebuah fungsi lingkungan. Berdasarkan persamaan (5), density  $P_{i,j}$  adalah :

$$\begin{aligned} f_{P|Y}(P_{i,j}|Y) &= \frac{10/\log_{10}}{\sqrt{2\pi\sigma_{dB}^2}} \frac{1}{P_{i,j}} \exp\left[-\frac{b}{\sigma_{dB}^2} \left(\log \frac{d_{i,j}^2}{\hat{d}_{i,j}^2}\right)^2\right] \\ b &= \left(\frac{10n_p}{\sigma_{dB}\log_{10}}\right)^2 \\ \hat{d}_{i,j} &= d_0 \left(\frac{P_0}{P_{i,j}}\right)^{1/n_p} \end{aligned} \quad (6)$$

dimana  $\hat{d}_{i,j}$  adalah MLE dari jarak  $d_{i,j}$  saat diberikan daya  $P_{i,j}$ . Baik  $P_{i,j}$  maupun  $T_{i,j}$  tidak diasumsikan sebagai variable acak ergodik. Pada kenyataannya hasil pengukuran dari lingkungan dengan *shadowing* yang menyebabkan error nilai TOA tidak berubah setiap waktu. Jika jaringan yang dibuat ini diimplementasikan pada lingkungan lain yang mempunyai koordinat node relative yang sama, maka estimator koordinat unbiased-nya bisa

di-*lower bound* kan dengan CRB yang tersedia. Semua asumsi-asumsi model di atas diturunkan dari eksperimen yang sudah dilakukan oleh Patwari et.al.

Tabel 1. Nilai parameter perkiraan jarak [8]

Metode	Parameter	Keterangan
RSS (indoor)	$\sigma_{dB}^2$ $n_p$	- Varians <i>shadowing</i> (15,36 dB <sup>2</sup> ) - Koefisien path loss (3,2 untuk area parkir, 4 untuk rumah)
TOA (outdoor)	$\sigma_T^2$	- Varians TOA (37 ns <sup>2</sup> )

### Estimasi Lokasi Dua Dimensi

*Fisher Information Matrix* (FIM) untuk hasil pengukuran RSS dan TOA dua dimensi dinyatakan sebagai :

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_R &= \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{Rxx} & \mathbf{F}_{Rxy} \\ \mathbf{F}_{Rxy}^T & \mathbf{F}_{Ryy} \end{bmatrix} \\ \mathbf{F}_T &= \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{Txx} & \mathbf{F}_{Txy} \\ \mathbf{F}_{Txy}^T & \mathbf{F}_{Tyy} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

Dengan  $\mathbf{F}_R$  adalah FIM untuk pengukuran RSS, masing-masing elemen dapat diturunkan dengan persamaan berikut:

$$\begin{aligned} [\mathbf{F}_{Rxx}]_{k,l} &= \begin{cases} b \sum_{i \in H(k)} \frac{(x_k - x_i)^2}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^4} & k = l \\ -bI_{H(k)}(l) \frac{(x_k - x_i)^2}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^4} & k \neq l \end{cases} \\ [\mathbf{F}_{Rxy}]_{k,l} &= \begin{cases} b \sum_{i \in H(k)} \frac{(x_k - x_i)(y_k - y_i)}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^4} & k = l \\ -bI_{H(k)}(l) \frac{(x_k - x_i)(y_k - y_i)}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^4} & k \neq l \end{cases} \\ [\mathbf{F}_{Ryy}]_{k,l} &= \begin{cases} b \sum_{i \in H(k)} \frac{(y_k - y_i)^2}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^4} & k = l \\ -bI_{H(k)}(l) \frac{(y_k - y_i)^2}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^4} & k \neq l \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

Sedangkan  $\mathbf{F}_T$  adalah FIM untuk pengukuran TOA, masing-masing elemen dapat diturunkan dengan persamaan berikut:

$$[\mathbf{F}_{Txx}]_{k,l} = \begin{cases} \frac{1}{c^2\sigma_T^2} \sum_{i \in H(k)} \frac{(x_k - x_i)^2}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^2} & k = l \\ -\frac{1}{c^2\sigma_T^2} I_{H(k)}(l) \frac{(x_k - x_i)^2}{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_i\|^2} & k \neq l \end{cases}$$

$$\begin{aligned}
[\mathbf{F}_{Txy}]_{k,l} &= \begin{cases} \frac{1}{c^2 \sigma_T^2} \sum_{i \in \mathcal{H}(k)} \frac{(x_k - x_i)(y_k - y_i)}{\|z_k - z_i\|^2} & k = l \\ -\frac{1}{c^2 \sigma_T^2} J_{\mathcal{H}(k)}(l) \frac{(x_k - x_i)(y_k - y_i)}{\|z_k - z_i\|^2} & k \neq l \end{cases} \\
[\mathbf{F}_{Tyy}]_{k,l} &= \begin{cases} \frac{1}{c^2 \sigma_T^2} \sum_{i \in \mathcal{H}(k)} \frac{(y_k - y_i)^2}{\|z_k - z_i\|^2} & k = l \\ -\frac{1}{c^2 \sigma_T^2} J_{\mathcal{H}(k)}(l) \frac{(y_k - y_i)^2}{\|z_k - z_i\|^2} & k \neq l \end{cases} \quad (9)
\end{aligned}$$

Dengan  $\mathbf{F}_R \propto n_p^2 / \sigma_{dB}^2$  dan  $\mathbf{F}_T \propto 1/c^2 \sigma_T^2$ . Kuantitas-kuantitas SNR ini secara langsung mempengaruhi CRB. Pada pengukuran TOA, nilai masing-masing  $\mathbf{F}_T$  tidak mengandung satuan jarak, sehingga sistim dapat diskala tanpa perubahan CRB sepanjang kedudukan geometris dari node-nodenya sama. Namun hal ini tidak berlaku bagi pengukuran RSS. Pada pengukuran RSS, ada nilai  $d^4$  pada penyebutnya, sehingga penskalaan sistim sangat bergantung pada factor jarak. Dengan kondisi ini dapat dikatakan bahwa pengukuran TOA cocok digunakan untuk jaringan dengan jumlah node yang jarang, sementara untuk jaringan dengan kepadatan node yang tinggi, pengukuran dengan metode RSS lebih disarankan.

Anggap  $\hat{x}_i$  dan  $\hat{y}_i$  adalah *unbiased estimator* untuk  $x_i$  dan  $y_i$ . Untuk kasus pengukuran TOA, *trace covariant* dari estimasi lokasi dinyatakan sebagai :

$$\begin{aligned}
\sigma_i^2 &\equiv \text{tr}\{\text{cov}_\theta(\hat{x}_i, \hat{y}_i)\} \\
&= \text{var}_\theta(\hat{x}_i) + \text{var}_\theta(\hat{y}_i) \\
&\geq \left( [\mathbf{F}_{Txx} \quad \mathbf{F}_{Txy} \quad \mathbf{F}_{Tyy}^{-1} \quad \mathbf{F}_{Txy}^T]^{-1} \right)
\end{aligned}$$

#### Maximum Likelihood Estimation

Untuk nilai  $n$  dan  $m$ , dalam pengukuran TOA, didapatkan persamaan MLE sebagai berikut :

$$\hat{\theta}_T = \underset{\{z_i\}}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{m+n} \sum_{j \in \mathcal{H}(i)} \left( cT_{i,j} - d(z_i, z_j) \right)^2 \quad (10)$$

dimana  $z_i = [x_i, y_i]^T$ . Sedangkan MLE dalam pengukuran RSS dinyatakan sebagai :

$$\hat{\theta}_R = \underset{\{z_i\}}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{m+n} \sum_{j \in \mathcal{H}(i)} \left( \ln \frac{d_{ij}^2}{d^2(z_i, z_j)} \right)^2 \quad (11)$$

Dari persamaan (10) dan (11) di atas, dapat dilihat bahwa MLE dengan pengukuran RSS akan dibiarkan, sedangkan dengan TOA tidak. Untuk jumlah *reference node* dan *blindfolded node* = 1 akan didapatkan nilai estimasi jarak antar dua *device* sebagai berikut :

$$\mathbb{E}[d_{1,2}] = C d_{1,2}$$

$$\text{dimana } C = \exp \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{\ln(10)}{10} \frac{\sigma_{dB}}{n_p} \right)^2 \right] \quad (12)$$

Untuk kanal tertentu, nilai  $C \approx 1,2$  berarti menambah bias jarak 20 %. Persamaan (11) bisa dimodifikasi dengan penambahan nilai C supaya terjadi pengurangan bias, sehingga menjadi :

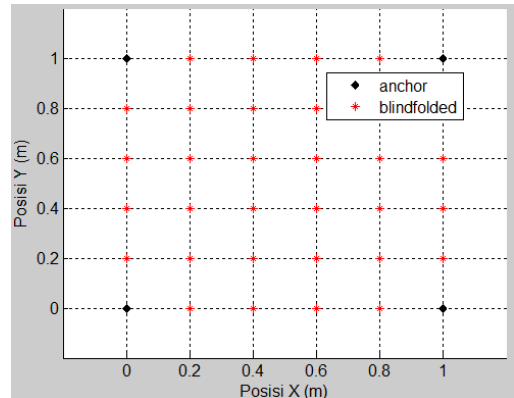
$$\hat{\theta}_R = \underset{\{z_i\}}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{m+n} \sum_{j \in \mathcal{H}(i)} \left( \ln \frac{d_{ij}^2 / C^2}{d^2(z_i, z_j)} \right)^2 \quad (13)$$

Jadi, jika dalam simulasi diberikan jumlah *reference node*  $m = 4$  dan *blindfolded node*,  $n = 1$ , maka yang terjadi adalah apabila jarak *blindfolded* berada di dekat salah satu *reference node* (yang berarti menjauhi ke 3 *reference node* yang lain), maka ketiga *reference node* tersebut hanya menerima sedikit informasi dari *blindfolded node* itu, dan bisa dinyatakan bahwa *blindfolded node* tersebut dilokalisir di sekitar *reference node* yang terdekat (dalam lingkaran sekitar *reference node* yang terdekat, dengan *gradient norm* bias mendekati 1.

#### 4. HASIL SIMULASI

Simulasi dilakukan dengan Matlab. Ukuran ruang *default* adalah 1x1 m. Jumlah *reference node* = 4, diletakkan di koordinat tepi-tepi ruang [(0,0),(0,1),(1,0),(1,1)]. Jumlah *blindfolded node* bervariasi, mulai dari 3. Dimana posisi dari *blindfolded node* berada di sela-sela *reference node*. Gambar 3 menunjukkan posisi awal dari *reference* dan *blindfolded node*. Jika jumlah grid adalah  $g$ , maka jumlah *blindfolded node*  $n = (g^2) - 4$ .

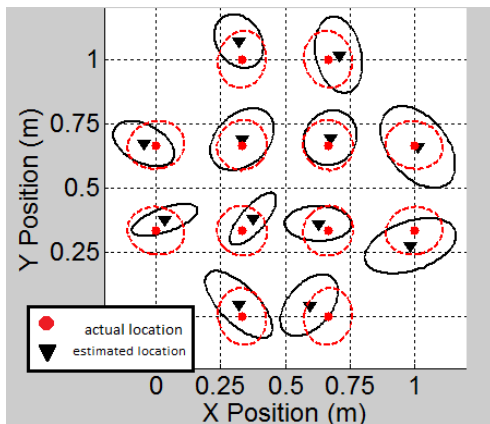
Simulasi dijalankan dengan  $t$  kali iterasi. Hasil yang didapatkan adalah estimasi posisi *blindfolded node* setelah dicari dengan metode MLE. Hasil simulasi dengan jumlah *blindfolded node*,  $n = 12$  ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 3. Posisi awal *reference node* dan *blindfolded node*

Simulasi dilakukan untuk mencari nilai RMS kesalahan posisi, yaitu estimasi kesalahan perhitungan lokasi antar node, berdasarkan jumlah

*blindfolded node* yang disebar ( $n$ ), jumlah iterasi ( $t$ ), standart deviasi jarak ( $\sigma_r$ ) dan koefisien path loss ( $n_p$ ). Hasil simulasi diberikan dalam bentuk grafik dan analisa.

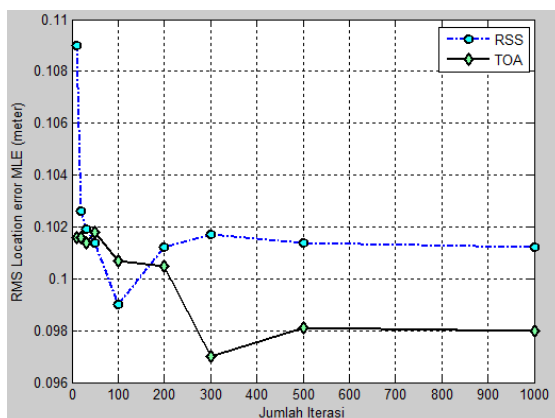


Gambar 4. Hasil running simulasi untuk  $m=4, n=12, t=10$

### 1. Konvergensi nilai RMS Kesalahan Posisi

Nilai ini diukur saat jumlah *reference node* = 4, jumlah *blindfolded node* = 21, ukuran ruang =  $1 \times 1$ ,  $\frac{\sigma_{dE}}{n_p} = 1,7$  (untuk RSS) dan  $\sigma_D = 0,2$

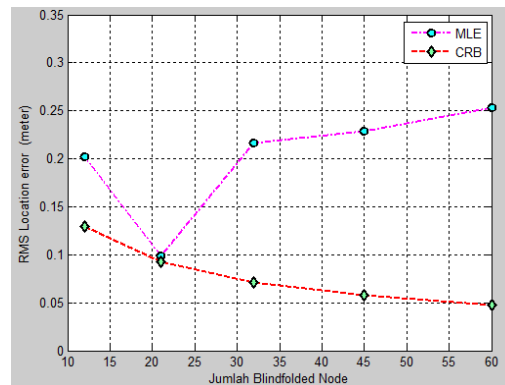
(untuk TOA). Dari hasil simulasi didapatkan nilai RMS (*root mean square*) kesalahan posisi dengan MLE, dimana untuk pengukuran RSS mempunyai rata-rata 0,102 meter, sedangkan pada pengukuran jarak dengan TOA mempunyai rata-rata 0,1 meter. Nilai rata-rata terendah untuk kedua pengukuran tersebut dicapai saat iterasi dilakukan sebanyak 100 kali. Secara keseluruhan nilai estimasi dengan pengukuran TOA lebih kecil dibandingkan dengan pengukuran RSS. Ini disebabkan karena parameter kanal dari TOA lebih kecil daripada parameter kanal RSS (dinyatakan dengan  $\sigma_D$  untuk TOA dan  $\frac{\sigma_{dE}}{n_p}$  untuk RSS). Selain itu penghitungan dengan MLE pada RSS dibiaskan (11).



Gambar 5. Grafik Jumlah iterasi terhadap nilai RMS dari estimasi MLE

### 2. Jumlah blindfolded-MLE/CRB

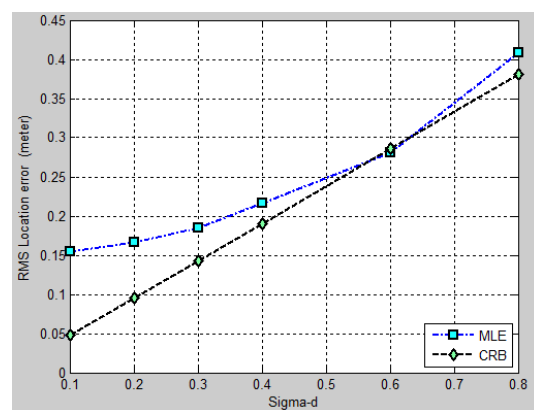
Masih dengan nilai parameter seperti eksperimen sebelumnya, dengan jumlah *blindfolded node* bervariasi. Dari hasil simulasi didapatkan bahwa semakin banyak *blindfolded node* yang disebar, semakin besar nilai MLE, namun nilai CRB semakin sedikit. Artinya, estimasi dengan MLE semakin tidak akurat, sementara lokalisasi dengan CRB semakin menyempit. Kondisi yang sama dihasilkan, baik untuk pengukuran dengan RSS maupun TOA.



Gambar 6. Grafik Jumlah *blindfolded node* terhadap nilai MLE dan CRB

### 3. Pengaruh Standard Deviasi pengukuran TOA

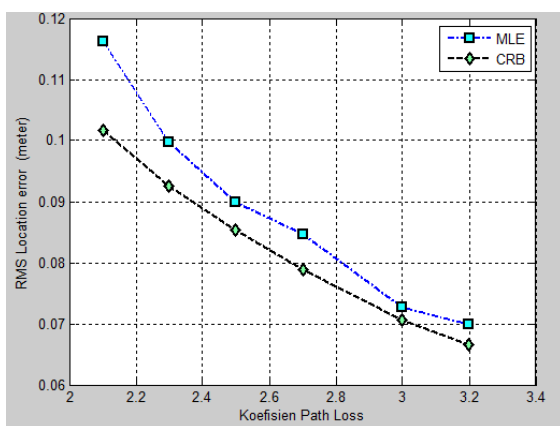
Simulasi dilakukan dengan 4 buah *reference node*, 21 *blindfolded node*, iterasi sebanyak 50 kali. Dari hasil simulasi didapatkan bahwa semakin besar nilai standard deviasi, semakin besar nilai MLE dan CRB yang didapat. Standart deviasi menyatakan jarak antara sensor kirim dan terima. Semakin besar jarak antar mereka, semakin besar pula *lower bound*, baik pada metode MLE maupun CRB. Namun konsekuensinya adalah nilai RMS kesalahan posisi juga semakin besar. Standar deviasi terbaik yang menghasilkan kesalahan posisi terkecil adalah 0,2 sampai 0,4m (sama dengan delay waktu kedatangan yaitu sekitar 6,1 ns).



Gambar 7. Grafik Sigma-d terhadap nilai MLE dan CRB pada pengukuran TOA

#### 4. Pengaruh Koefisien Path Loss pada pengukuran RSS

Simulasi dilakukan dengan 21 *blindfolded node*, iterasi=50 kali, daya sinyal yang diterima=3,92 dB, dengan  $d_0 = 1\text{m}$ . Hasil simulasi menunjukkan bahwa semakin besar koefisien *path loss* diberikan, nilai RMS kesalahan posisi untuk MLE maupun CRB cenderung menurun. Ini berarti bahwa dengan daya sinyal yang diterima konstan, kenaikan eksponen *path loss* menyebabkan penyempitan di masing-masing komponen FIM pada persamaan (8) semakin besar, sehingga RMS kesalahan posisi untuk MLE maupun CRB cenderung menurun. Keadaan ini juga menyebabkan *lower bounding* cenderung menyempit sehingga penentuan lokasi relatif menjadi semakin sulit.



Gambar 8 . Grafik koefisien Path loss terhadap nilai MLE dan CRB pada pengukuran RSS

#### 4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan dapat dinyatakan bahwa parameter kanal sangat mempengaruhi besarnya perhitungan estimasi kesalahan posisi, dimana estimasi dengan perkiraan jarak dengan metoda TOA lebih kecil dibandingkan dengan RSS. Selain itu semakin banyak *blindfolded node* yang disebar, semakin sempit jarak antar mereka, maka semakin mengecil *lower bound* yang dihasilkan dengan CRB, namun nilai estimasi kesalahan posisi dengan MLE meningkat. Dengan daya sinyal diterima yang konstan, kenaikan koefisien *path loss* pada RSS menyebabkan nilai estimasi kesalahan posisi menurun, kondisi ini berakibat *lower bounding* cenderung menyempit sehingga mempersulit penentuan lokasi relatif.

#### 5. REFERENSI

[1] Davide Dardari, Chia-Chin Chong, Damien B. Jourdan, Lorenzo Mucchi, *Cooperative Localization in Wireless Ad Hoc and Sensor Networks*, EURASIP Journal on Advances in

Signal Processing, Vol.2008, Article ID 353289, 2 pages.

- [2] Adel Amin Abdel Azim Youssef, *SALAM: A Scalable Anchor-Free Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks*, Dissertation submitted to the Faculty of the Graduate School of the University of Maryland, CP, in partial fulfillment for the degree of Doctor of Philosophy, 2006.
- [3] S. Banerjee and S. Khuller. *A clustering scheme for hierarchical control in multi-hop wireless networks*. In *IEEE INFOCOM*, 2001
- [4] [Qicai Shi, N.Patwari, S. Kyperountas, N.Correal, *Cooperative Localization in Wireless Sensor Networks*, IPCOM000183809D, IP.com Electronic Publication, 2009
- [5] Guoqiang Mao, Baris Fidan, editors, *Localization Algorithms and Strategies for Wireless Sensor Networks*, Information Science Reference, pp 33-53,2009
- [6] Johann Pfanzagl, R. Hamboker, *Parametric Statistical Theory*, Berlin: Walter de Gryter, pp 207-208,1994
- [7] Kay, S. M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. Prentice Hall. p. 47, 1993
- [8] Neal Patwari, Alfred O.Hero III, Matt Perkins, Neiyer S.Correal, Robert J. O. Dea, *Relative Localization Estimation in Wireless Sensor Networks*, IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 51, No. 8, pp 2137-2148,2003.
- [9] Nayef Alsindi, *Indoor Cooperative Localization for Ultra Wideband Wireless Sensor Networks*, A Dissertation submitted to the Faculty of the Worcester Polytechnic Institute in partial fulfillment of the Philosophy in Electrical and Computer Engineering, pp 16-21, 2008
- [10] T.S. Rappaport, *Wireless Communications : Principle and Practice*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1996.