

FILTER KALMAN UNTUK ESTIMASI DAYA PADA KOMUNIKASI BERGERAK

Rini Puji Astutik
astutik_rpa@umg.ac.id

Program Studi Teknik Elektro Universitas Muhammadiyah Gresik

Abstrak

Dalam Komunikasi bergerak, keakuratan estimasi daya lokal rata-rata (*Shadow*) pada *mobile station* sangat penting kegunaannya seperti dalam pengontrolan daya, hal ini karena berfluktuatifnya daya terima *mobile station*.

Pada Penelitian ini akan dibahas Filter Kalman skalar untuk estimasi daya lokal rata-rata (*Shadow*) dengan perhitungan yang sedikit kompleks. Untuk menganalisis kemampuan filter Kalman digunakan perbandingan melalui analisis “Mean Square Error” dengan estimator lain yaitu *Sample Average*.

Dari analisa menunjukkan hasil bahwa filter Kalman hampir dalam semua kondisi selalu mempunyai unjuk kerja lebih bagus dibanding estimator *Sample Average*. Dimana unjuk kerja estimator *Sample Average* akan menurun dengan cepat ketika ukuran *window* menyimpang melebihi range tertentu.

Kata kunci : filter kalman, komunikasi bergerak.

I. PENDAHULUAN

Seiring dengan meningkatnya pendapatan masyarakat dan *mobilitas* yang tinggi, menyebabkan berpindahnya trend sistem komunikasi dari yang *fixed* ke *mobile*. Sistem komunikasi bergerak tidak terlepas dari adanya fenomena alam yaitu fading. Dengan adanya fading dan pergerakan *mobile station* menyebabkan daya yang diterima *mobile station* berfluktuatif sehingga diperlukan estimasi dan prediksi dari daya lokal rata-rata yang akurat. Hal ini yang melatarbelakangi penulis untuk menyusun penelitian ini.

Timbul suatu permasalahan dimana saat ini banyak dari sistem komunikasi bergerak komersial menggunakan estimator *Sample Average* yang mempunyai unjuk kerja bertambah baik pada range *window* tertentu dan memburuk saat melebihi range tersebut. Kemudian permasalahan dibatasi dengan menganggap daya *mobile station* yang dibentuk dari 2 macam fading diasumsikan tidak berkorelasi.

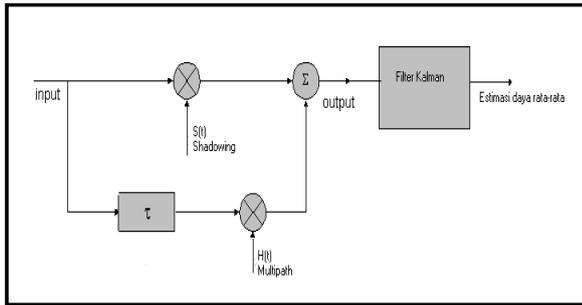
Dalam penelitian ini akan dibahas suatu estimator berdasar filter Kalman yang bertujuan untuk mengestimasi daya pada komunikasi bergerak terutama estimasi daya lokal rata-rata dengan perhitungan yang sedikit kompleks melalui analisa “Mean Square Error” (MSE). Dan juga menyelidiki bagaimana unjuk kerja filter Kalman jika dibanding dengan estimator *Sample Average*.

II. PEMODELAN SISTEM ESTIMASI

2.1. Sistem Estimasi

Dalam persoalan estimasi yang biasa kita jumpai terdapat 3 jenis yaitu *filtering*, *smoothing* dan *prediction*. Dalam penelitian ini proses estimasi ditekankan pada jenis *filtering* yaitu apabila saat estimasi diinginkan bertepatan dengan waktu saat pengukuran terakhir

Sistem estimasi dengan berdasar filter Kalman dapat digambarkan seperti gambar 2.1 dimana daya terima sebelumnya dipengaruhi oleh *small scale fading (Multipath)* yaitu fluktuasi daya yang cepat pada skala kecil dikarenakan pantulan lintasan jamak suatu gelombang transmisi oleh penghambur lokal seperti rumah-rumah, gedung-gedung dan bangunan lain atau oleh halangan lain seperti hutan (pepohonan) yang mengelilingi suatu *mobile station* yang bergerak tetapi tidak oleh gunung atau bukit yang terletak diantara lokasi *base station* dan *mobile station*. dan *large scale fading (Shadowing)* yaitu fluktuasi daya yang lambat pada *path loss* skala besar dikarenakan oleh *obstacle* dalam lintasan propagasi antara *mobile station* dan *base station*.



Gambar 2.1 Sistem estimasi filter Kalman

2.2. Pemodelan Sistem Estimasi

Sebelum masuk ke pemodelan sistem perlu dijelaskan sedikit tentang notasi yang akan dipergunakan sistem dalam penelitian ini sebagai berikut.

- Notasi $\log(\cdot)$ melambangkan logaritma berbasis 10.
 - $\ln(\cdot)$ melambangkan logaritma berbasis e.
 - $E[\cdot]$ melambangkan ekspektasi secara matematis untuk semua variable random didalam kurung.
 - $r_{x(t)} := E[x(t)x(t+\tau)]$ melambangkan fungsi autokorelasi.
 - $c_x(\tau) := r_{x(\tau)} - (E[x(t)])^2$ melambangkan fungsi kovarian pada τ
- Model perkalian yang banyak digunakan untuk daya yang diterima $p(t)$ pada *mobile station* untuk sistem komunikasi bergerak diberikan

$$p(t) = |h(t)|^2 s(t) \dots\dots\dots(2.1)$$

dimana $|h(t)|^2$ adalah fluktuasi daya yang cepat yang disebabkan oleh *Multipath*, $s(t)$ adalah fluktuasi daya yang lambat yang dikarenakan oleh *Shadowing* dan kedua proses tersebut diasumsikan *Statistically Independent*. Pada umumnya jika $E[|h(t)|^2]$ adalah konstan, kemudian terserap dalam $s(t)$ sehingga dapat diasumsikan bahwa $E[|h(t)|^2] = 1$ untuk penyederhanaan.

Untuk lebih menyederhanakan dalam sistem digital, pengukuran daya dibentuk dalam *decibel* (dB) yang memperbolehkan jangkauan dinamik yang lebar dari level daya. Hubungan model domain logaritma diperoleh dari persamaan (2.1) adalah

$$P(t) = S(t) + H(t) \dots\dots\dots(2.2)$$

Dimana $P(t) = 10\log[p(t)]$, $S(t) = 10\log[s(t)]$, dan $H(t) = 10\log[|h(t)|^2]$. Fokus dari penelitian ini adalah pada model terakhir dikarenakan kebanyakan dari sistem seperti kontrol daya yang mengandalkan pada perkiraan dari daya *shadow* dalam dB.

Permasalahan kemudian dapat dirumuskan sebagai berikut Diberikan $\{P(t)\}_{t=0}^{t_0}$ untuk mengestimasi $S(t_0)$. Dalam domain waktu diskrit, kita ingin memperkirakan $S(n) = S(nT_s)$ dalam basis dari $P(i) = P(iT_s)$, $i=0,1,\dots, n$ dimana T_s adalah periode sampling.

Untuk menyelesaikan permasalahan, dibutuhkan harga statistik dari $h(t)$ dan $S(t)$. Dalam prakteknya model berikut dari *multipath* $h(t)$ biasanya dipakai

$$h(t) = \lim_{R \rightarrow \infty} \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R b_r e^{j(\omega_D \cos(\theta_r)t + \phi_r)} \dots\dots\dots(2.3)$$

dimana $\omega_D = 2\pi v/\lambda$ adalah penyebaran Doppler, λ adalah panjang gelombang yang berkaitan dengan frekuensi carrier, v adalah *magnitude* dari kecepatan pada *mobile station*, R adalah angka dari *independent scatterers* (biasanya $R=20$ sudah cukup untuk memberikan pendekatan yang bagus) b_r adalah *gain*, $\{\theta_r\}_{r=1}^R$ adalah sudut antara gelombang datang dan antena *mobile station* diasumsikan berdistribusi uniform $(-\pi, \pi)$ dan $\{\phi_r\}_{r=1}^R$ variable acak phase, juga berdistribusi uniform $(-\pi, \pi)$.

Hal ini dapat ditunjukkan bahwa model persamaan (2.3) dapat secara tidak langsung dinyatakan berdistribusi Reyleigh dan pdf dari $H(t)$ diberikan oleh

$$f_H = \frac{\ln(10)}{10} \exp\left(\frac{\ln(10)}{10} x - \exp\left(\frac{\ln(10)}{10} x\right)\right) \dots\dots\dots(2.4)$$

Rata-rata dari H(t) dapat dihitung dari persamaan (2.4) sebagai berikut

$$\bar{H} = E[H(t)] = \frac{10\gamma}{\ln(10)} \dots\dots\dots(2.5)$$

dimana $\gamma=0.577216\dots$ adalah konstanta euler .

Dengan menggunakan persamaan (2.3) diperoleh covarian dari H(t) sebagai berikut

$$c_H(\tau) = E[H(t+\tau)H(t)] - \bar{H}^2 = \left(\frac{10}{\ln(10)}\right)^2 \sum_{k=1}^{\infty} \frac{J_0^{2k}(\omega D \tau)}{k^2} \dots\dots\dots(2.6)$$

dimana J_0 adalah fungsi Bessel jenis pertama orde nol dan varian H(t) kemudian diperoleh saat $\tau = 0$ sebagai berikut $\sigma_H^2 = [10/\ln(10)]^2(\pi^2/6)$. Meskipun persamaan (2.6) hanya disarankan untuk proses sample *multipath* ($H(nT_s)$) yang diasumsikan mendekati tidak berkorelasi terhadap periode sampling T_s yang relatif besar.

Asumsi yang lebih kuat berikut ini biasa dipakai.

- *Asumsi A*: proses sample *Multipath* ($H(nT_s)$) diberikan persamaan (2.4) dan *independent* terhadap proses *Shadow* $S(nT_s)$
 Satu dari dua asumsi alternatif biasanya dipakai untuk proses *Shadow*
- *Asumsi B*: Proses *Shadow* $S(n)$ adalah konstan selama window tertentu.
- *Asumsi C*: Proses *Shadow* $S(n)$ mengikuti model *autoregressive* (AR) orde pertama .
 Dalam prakteknya asumsi C lebih realistis dan termasuk dalam asumsi B, sebab $S(t)$ konstan dapat dianggap sebagai kasus yang ekstrim dari model AR setara untuk koefisien $a = 1$ dan $\sigma_s = 0$.

Model *auto regressive* orde pertama (AR (1)) untuk proses *Shadow*, fungsi autokovarian dari $S(t)$ dalam daerah *urban* dan *suburban* adalah sebagai berikut

$$c_s(\tau) = \sigma_s^2 \exp(-v|\tau|/X_c) \dots\dots\dots(2.7)$$

dimana σ_s melambangkan varian *shadow* dan X_c adalah jarak efektif korelasi yang merupakan kunci atribut daerah *wireless*. Dimana X_c didapat seperti ditunjukkan pada

$$X_c = -\frac{D}{\ln(\epsilon_D)} \geq 0$$

dimana ϵ_D adalah koefisien korelasi dari proses shadow antara 2 titik yang berjarak D. X_c biasanya dalam range antara 10 m (daerah *urban*) dan 500 m (daerah *suburban*). Nilai σ_s juga tergantung pada lingkungan. Dalam daerah *suburban* nilai typicalnya 8dB sementara dalam lingkungan *urban* kira-kira 4 dB

Model AR(1) untuk proses *Shadow* diperoleh sebagai berikut

$$S(n) = a S(n-1) + \phi(n) \dots\dots\dots(2.8)$$

Dimana $S(n)=S(nT_s)$, $\phi(n)$ adalah *noise white Gaussian* dengan *mean* nol dan varian $\sigma_\phi^2 = (1-a^2)\sigma_s^2$ dan $S[0] \sim N(\mu_s, \sigma_s^2)$. Koefisien a diperoleh sebagai berikut

$$a = \exp(-vT_s/X_c)$$

kemudian pada¹ diperoleh

$$E[S(n)] = a^n \mu_s$$

$$c_s(n+k, n) = a^{2n+k} \sigma_s^2 + \sigma_\phi^2 a^k \sum_{l=0}^{n-1} a^{2l} \dots\dots k \geq 0$$

$$Var(S(n)) = c_s(n, n) = a^{2n} \sigma_s^2 \sum_{l=0}^{n-1} a^{2l} \dots\dots\dots(2.9)$$

Dapat dicatat bahwa mean $E[S(n)]$ turun secara monoton saat n naik. Parameter diset (σ_s^2, T_s, v, X_c) mendefinisikan proses *Shadow* secara statistik orde 2. Untuk penyederhanaan kita asumsikan bahwa $\mu_s=0$ kemudian

$$E[S(n)] = 0$$

Saat $n \rightarrow \infty$ didapatkan

$$c_s(n+k, n) \rightarrow \sigma_s^2 a^k = c_s(k) = r_s(k), \dots\dots k \geq 0 \dots\dots\dots(2.10)$$

¹S. M. Kay, "Fundamentals of Statistical Signal Processing". EnglewoodCliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993, vol. 1.hal. 422-423

III. PROSES ESTIMASI DAYA PADA KOMUNIKASI BERGERAK

3.1 Pendahuluan

Berikut ini akan dijelaskan bagaimana proses estimasi dilakukan berdasarkan pemodelan sistem yang telah diuraikan sebelumnya baik untuk estimator *Sample Average* yang sebagai pembanding maupun estimator filter Kalman sendiri.

Proses estimasi baik untuk *Sample Average* maupun filter Kalman mengambil asumsi untuk dua daerah yang berbeda yaitu daerah *urban* dan *suburban* dimana diasumsikan *mobile station* bergerak dengan kecepatan konstan yaitu 20 Km\jam. Untuk daerah *urban* diambil harga $\sigma_s=4$ dB, jarak efektif korelasi $X_c=10$ m, sedang untuk daerah *suburban* diambil harga $\sigma_s=10$ dB, jarak efektif korelasi $X_c=500$ m. Sedangkan periode sampling yang digunakan adalah $T_s=0,054$ detik untuk periode sampling yang besar, $T_s=0,01$ detik untuk periode sampling yang kecil, dan $T_s=0,001$ detik untuk periode sampling yang sangat kecil. Selain itu juga dengan mempertimbangkan perubahan kecepatan *mobile station* dari 20 Km\jam sampai 80 Km\jam khusus untuk filter Kalman yang akan dibandingkan dengan tanpa mempertimbangkan perubahan kecepatan tersebut.

Dari asumsi yang ada untuk daerah *urban* koefisien $a = 0,9704$ saat $T_s=0,054$ detik, dan $0,9945$ untuk $T_s=0,01$ detik. Dan pada daerah *suburban* $a = 0,9998$ saat $T_s=0,054$ detik.

3.2. Estimator *Sample Average*

Estimator *Sample Average* adalah suatu estimator berdasar window. Estimator ini bekerja bagus dengan anggapan bahwa proses *shadow* adalah konstan selama window rata-rata, dalam hal ini unjuk kerja meningkat saat ukuran window bertambah.

3.2.1. Model Estimasi pada Estimator *Sample Average*

Dalam asumsi A dan B estimator *Sample average* bekerja bagus tetapi perlu dicatat bahwa kedua asumsi menetapkan syarat-syarat yang bertentangan dalam prakteknya, karena membuat T_s besar berlawanan dengan asumsi dari proses *shadow* yang konstan. Ketika proses *shadow* bervariasi ikut diperhitungkan, unjuk kerja dari estimator ini sangat memburuk ketika ukuran window bertambah melebihi nilai tertentu.

Untuk membanding estimator *Sample Average* dan estimator filter Kalman maka proses *Shadow* secara praktis mengikuti model AR(1) sehingga didapat *Least Square Error* (LSE) sebagai berikut

$$LSE = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L [S(n) - \hat{S}(n)]^2$$

Sebagai kriteria unjuk kerja, dimana $\hat{S}(n)$ adalah estimator dari $S(n)$ dan L adalah total sample ($L \neq$ ukuran window N).

Untuk estimator *Sample Average*, secara teori diperoleh sebagai berikut

$$\lim_{L \rightarrow \infty} E[LSE] = \sigma_s^2 \left[\frac{N-1}{N} - \frac{2}{N^2} \frac{a - Na^N + (N-1)a^{N+1}}{(1-a)^2} \right] + \frac{c_a(0)}{N} + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{N-i}{N^2} \right) c_a(iT_s) \quad (3.1)$$

dimana N adalah ukuran window.

3.2.2. Proses Estimasi pada Estimator *Sample Average*

Pada estimator *Sample Average* ini untuk memudahkan pengamatan diambil ukuran window N yang berbeda untuk daerah *urban* dan *suburban*. Pada daerah *urban* diambil $N=2$ sampai $N=27$, sedangkan untuk daerah *suburban* diambil $N=9$ sampai $N=81$.

Kemudian dengan asumsi yang ada dan persamaan (3.1) yang merupakan unjuk kerja *Sample Average* juga ukuran window yang diambil diperoleh grafik yang menunjukkan bagaimana unjuk kerja dari *Sample Average*. Unjuk kerja ini yang akan menjadi pembanding dari estimator berdasar filter Kalman.

3.3. Estimator Filter Kalman

Berdasarkan model AR(1) untuk proses *shadow* $S(t)$, filter Kalman skalar berdasarkan pendekatan untuk estimasi daya lokal dari sinyal yang diganggu oleh *noise white* Gaussian dimana sinyal dikarakteristikan oleh model Auto Regressive yang dinamik dengan *white* Gaussian sebagai pengendali *noise*.

3.3.1. Model Estimasi pada Filter Kalman

Filter Kalman skalar diringkas dalam table 3.1, dimana estimator dari $S(n)$ berdasarkan $\{P(i)\}_{i=0}^n$ dilambangkan sebagai $\hat{S}(n|n)$, $\hat{S}(n|n-1)$ adalah satu langkah prediksi dari $P(n)$, $M(n|n-1)$ adalah satu langkah prediksi minimum MSE pada saat n , dan $M(n|n)$ adalah MMSE pada saat n . $K(n)$ adalah gain Kalman.

Tabel 3.1 Algoritma Filter Kalman

Rumusan	Keterangan
$\hat{S}(n n-1) = a^2 \hat{S}(n-1 n-1)$	Prediksi Filtering
$M(n n-1) = E[(S(n) - \hat{S}(n n-1))^2]$ $= a^2 M(n-1 n-1) + \sigma_\phi^2$	Prediksi Minimum MSE
$K(n) = \frac{M(n n-1)}{\sigma_u^2 + M(n n-1)}$	Gain filter Kalman
$\hat{S}(n n) = \hat{S}(n n-1) + K(n)(P(n) - \hat{S}(n n-1))$	Filtering
$M(n n) = E[(S(n) - \hat{S}(n n))^2] = (1 - K(n))M(n n-1)$	Minimum MSE

Dimana bentuk yang mendekati dari $P(n)$ dalam table 3.1 berdasar statistik orde kedua adalah sebagai berikut

$$r_p(mT_s) = E[P(nT_s)P(nT_s + mT_s)]$$

$$\dots\dots\dots = c_H(mT_s) + (\bar{H} + \mu_S)^2 + \sigma_S^2 \exp(-vmT_s / X_c) \dots\dots\dots(3.2)$$

Parameter σ_H diberikan dalam bagian II dapat di hitung sebelumnya dan $\sigma_\phi^2 = (1 - a^2)\sigma_S^2$. Kita asumsikan bahwa variasi kanal adalah yang paling utama dikarenakan perubahan kecepatan pergerakan v dan jarak korelasi X_c , maka hanya variasi dari a yang dipertimbangkan

Dengan mengikuti model yang sama yaitu AR(1), untuk LSE (Least Square Error) filter Kalman dari MSEnya adalah sebagai berikut

$$E[LSE] = \frac{1}{L} E \left[\sum_{n=1}^L (S(n) - \hat{S}(n|n))^2 \right] = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L M(n|n) \dots\dots\dots(3.3)$$

Dalam keadaan stationer, bentuk Filter Kalman secara teori diperoleh saat $M(n|n) \rightarrow M(\infty)$ untuk L mendekati ∞ dimana untuk $M(\infty)$ diperoleh sebagai berikut

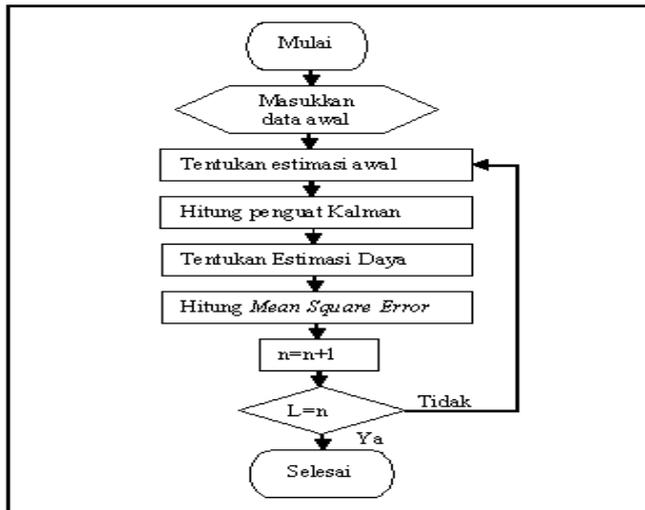
$$\lim_{L \rightarrow \infty} E[LSE] = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L M(\infty)$$

$$\dots = \sqrt{1 - a^2} \frac{\sqrt{(1 - a^2)(\sigma_S^2 + \sigma_H^2)^2 + 4a^2\sigma_S^2\sigma_H^2} - (\sqrt{1 - a^2})(\sigma_S^2 + \sigma_H^2)}{2a^2} \dots(3.4)$$

3.3.2. Proses Estimasi pada Estimator Filter Kalman

Untuk proses estimasi filter Kalman dengan algoritma yang teringkas dalam table 3.1, dapat digambarkan seperti pada gambar 3.1. yaitu diagram alir filter Kalman.

Untuk mengetahui unjuk kerja filter Kalman, diambil sejumlah data *mean square error*, kemudian berdasarkan persamaan (3.3) diambil nilai rata-ratanya.



Gambar 3.1. Diagram alir Proses Estimasi Filter Kalman

dimana L adalah total sample.

Untuk estimator filter Kalman berdasarkan algoritma seperti table 3.1 dijelaskan sebagai berikut

Pertama-tama diketahui

$$M(0|0) = \sigma_s^2 = 4^2 = 16$$

$$\sigma_\phi^2 = \sigma_s^2(1 - a^2) = 16(1 - 0,9704^2) = 0,9332$$

$$\sigma_H^2 = c_H(0) = \left(\frac{10}{\ln 10}\right)^2 \left(\frac{\pi}{6}\right)^2 = 31,0235$$

Untuk n=1 didapat MSE sebagai berikut

$$M(1|0) = a^2 M(0|0) + \sigma_\phi^2 = 0,9704^2(16) + 0,9332 = 16$$

$$K(1) = \frac{M(1|0)}{\sigma_H^2 + M(1|0)} = \frac{16}{31,0235 + 16} = 0,34$$

$$M(1|1) = (1 - K(1))M(1|0) = (1 - 0,34) \cdot 16 = 10,5561$$

untuk n selanjutnya mempunyai langkah yang sama dengan diatas dan LSE diperoleh sesuai persamaan (3.3)

IV. ANALISA HASIL ESTIMASI FILTER KALMAN

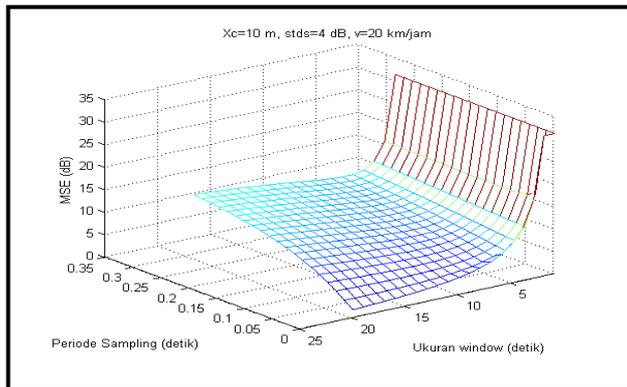
4.1. Pendahuluan

Pada bab ini akan dibahas tentang persoalan estimasi yang salah satunya adalah sistem *filtering*.

Sebelum menganalisa filter kalman, akan dibahas bagaimana unjuk kerja estimator *Sample Average*. Unjuk kerja *Sample Average* secara teori diperoleh dari persamaan (3.1), untuk N yang tetap saat $T_s \rightarrow \infty$ maka $a \rightarrow \text{nol}$ dan $c_H(iT_s)$ akan sangat kecil sehingga persamaan (3.1) akan *konvergen* dengan limit mendekati harga

$$\frac{N-1}{N} \sigma_s^2 + \frac{c_H(0)}{N}$$

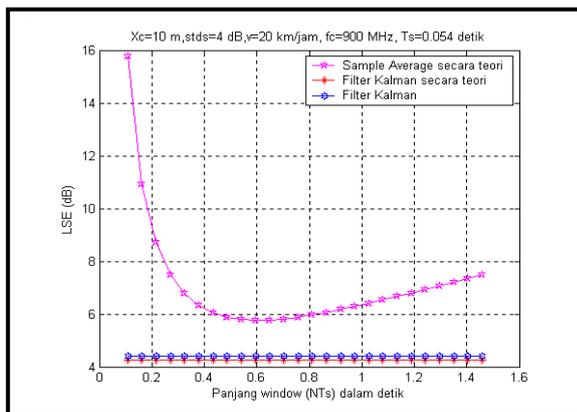
Saat N=1 persamaan (3.1) *konvergen* dengan nilai konstan $c_H(0)$ sama dengan σ_H^2 didapat kurang lebih 31 hal ini terlihat pada gambar 4.1, yang menggambarkan unjuk kerja estimator *Sample Average* dalam MSE sesuai persamaan (3.1) dengan T_s dan N



Gambar 4.1. Unjuk Kerja *Sample Average* dengan T_s dan N pada daerah *urban*

4.2. Perbandingan Filter Kalman dengan *Sample Average*

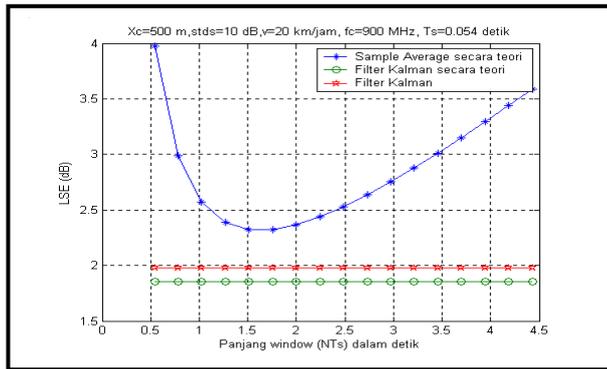
Pada sub bagian ini akan dianalisa untuk daerah *urban* dan *suburban*. Berdasarkan persamaan (3.1) untuk estimator *Sample Average* secara teori, persamaan (3.4) untuk estimator filter Kalman secara teori dan estimator filter Kalman berdasarkan algoritma dengan perhitungan yang telah diulas diatas diperoleh grafik seperti gambar 4.2. untuk perbandingan pada daerah *urban*



Gambar 4.2. Perbandingan unjuk kerja dalam daerah *urban* dengan T_s yang besar

Dari perhitungan grafik diatas diperoleh LSE untuk estimator *Sample Average* saat $N=2 \rightarrow LSE=15,7684$ dan $N=27 \rightarrow LSE=7,4779$. Sedangkan untuk filter Kalman secara teori diperoleh $LSE=4,2741$ dan berdasar algoritma diperoleh $LSE=4,4058$ dimana nilai terlihat mendekati nilai secara teorinya. Dari grafik tersebut terlihat unjuk kerja filter Kalman lebih baik dibanding *Sample Average* yang mana terlihat bertambah baik dengan meningkatnya ukuran window dari $N=2 \sim 11$ dengan LSE terkecil 5,765 kemudian menurun saat $N=12 \rightarrow LSE=5,7772$ dan makin menurun dengan bertambahnya ukuran window.

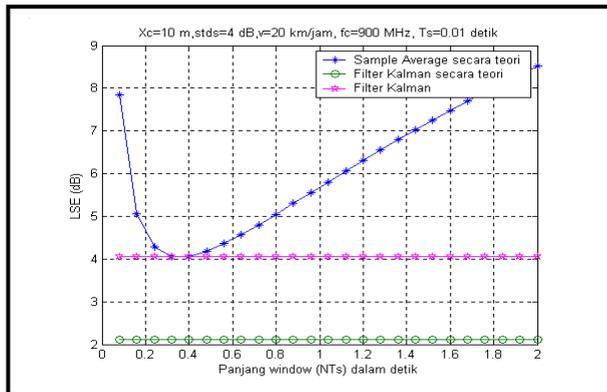
Kemudian untuk daerah *suburban* diperoleh grafik seperti gambar dibawah



Gambar 4.3. Perbandingan unjuk kerja dalam daerah *Suburban* dengan T_s yang besar

Dengan X_c yang lebih besar membuat proses *Shadow* $S(n)$ tampak lebih konstan karena a menjadi mendekati 1, sehingga pada awalnya unjuk kerja *Sample Average* meningkat (bertambah baik) seiring dengan bertambahnya ukuran window dan hal ini terjadi dalam range yang lebih lebar yaitu sampai $N=27$. Karena proses *Shadow* bervariasi pada akhirnya unjuk kerja akan memburuk ketika ukuran window melebihi nilai tertentu ($N>27$). Sedangkan unjuk kerja filter Kalman masih lebih baik dibanding daerah *urban*.

Untuk T_s yang kecil yaitu 0,01 detik pada daerah *urban* diperoleh grafik seperti dibawah



Gambar 4.4. Perbandingan unjuk kerja dalam daerah *urban* dengan T_s yang kecil

Unjuk kerja filter Kalman secara teori berdasar persamaan (3.4) pada gambar 4.4 terlihat lebih baik dibanding unjuk kerja filter Kalman secara teori pada gambar 4.2 (yaitu dengan asumsi daerah yang sama tetapi dengan T_s yang lebih besar). Dalam kenyataannya yaitu unjuk kerja berdasarkan algoritma terlihat berbeda secara signifikan dari teorinya. Sehingga dengan T_s yang kecil filter Kalman secara teori tidak dapat memberikan estimasi LSE yang akurat, dan dari hasil estimasi menunjukkan bahwa estimator filter Kalman masih hampir selalu memberikan LSE yang minimum dibanding estimator *Sample Average*.

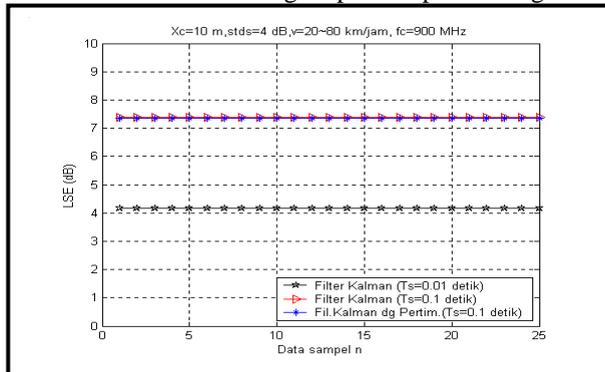
4.3. Estimasi Daya dengan Mempertimbangkan Kecepatan *Mobile Station*

Estimasi filter Kalman dengan mempertimbangkan kecepatan *mobile station* dalam daerah *urban* digambarkan bahwa perubahan nilai a hanya dipengaruhi oleh perubahan kecepatan *mobile station* yang bergerak dalam hal ini antara 20 Km/jam sampai 80 Km/jam.

Pada T_s yang kecil yaitu 0,01 detik, dengan kecepatan antara 20 ~ 80 Km/jam diperoleh nilai a antara 0,9945 ~ 0,9780 sehingga terlihat bahwa nilai a bervariasi hanya 2% dari nilai a yang terkecil. Pada T_s yang besar yaitu 0,1 detik dengan asumsi yang sama diperoleh nilai a antara 0,9460 ~ 0,8007 sehingga terlihat bahwa nilai a bervariasi 18%, nilai ini terlihat lebih besar dari saat $T_s=0,01$ detik.

Untuk filter Kalman dengan periode sampling kecil dan periode sampling besar yang tanpa mempertimbangkan kecepatan *mobile station*, nilai a diperoleh dari rata-rata pada range a . Sehingga diperoleh gambar 4.5 dengan $LSE=7,3581$ untuk unjuk kerja filter Kalman dengan mempertimbangkan kecepatan dan $LSE=7,3779$ untuk yang tanpa mempertimbangkan kecepatan. Jika T_s yang lebih kecil tanpa mempertimbangkan kecepatan diperoleh $LSE=4,1526$.

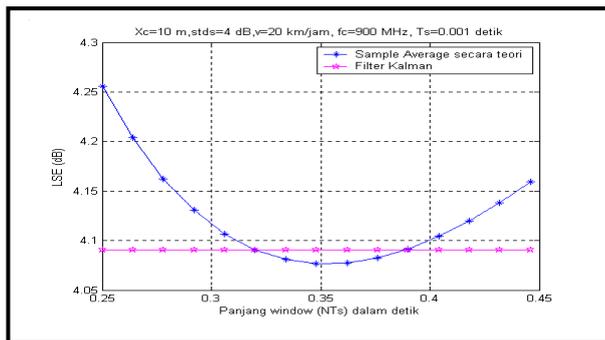
Dan dapat diamati bahwa unjuk kerja estimasi filter Kalman dengan dan tanpa mempertimbangkan kecepatan *mobile station* dengan periode sampling yang sama yaitu $T_s=0,1$ detik terlihat unjuk kerja dengan mempertimbangkan kecepatan *mobile station* hanya sedikit lebih baik sekitar 0.3 % dibanding tanpa mempertimbangkan kecepatan *mobile station*



Gambar 4.5. Perbandingan unjuk kerja filter Kalman dengan mempertimbangkan kecepatan pada *mobile station*

4.4. Perbandingan Unjuk Kerja Filter Kalman dan *Sample Average* dengan T_s yang Sangat Kecil

Sejauh ini perbandingan unjuk kerja kedua estimator yaitu filter Kalman dan *Sample Average* dengan periode sampling tidak begitu kecil. Secara teori dapat diketahui unjuk kerja LSE dari filter Kalman dapat menjadi lebih baik dan lebih baik lagi saat T_s menjadi lebih kecil dan lebih kecil lagi. Tetapi tidak begitu jika berdasarkan algoritma seperti terlihat pada gambar 4.6.



Gambar 4.6. Perbandingan Unjuk kerja dengan periode sampling sangat kecil

Grafik diatas menunjukkan bahwa dengan periode sampling yang sangat rendah yaitu 0,001 detik filter Kalman memberikan LSE yang sedikit buruk dibandingkan dengan unjuk kerja LSE terbaik yang dicapai oleh estimator *Sample Average*. Hal ini dikarenakan saat T_s beranjak turun drastis, korelasi antar sample *Multipath* $H(n)$ ikut diperhitungkan. Koefisien korelasi ditentukan oleh kovarian $H(n)$ pada saat periode sampling tersebut dibagi oleh varian dari $H(n)$, sehingga diperoleh saat $T_s=0,1$ detik koefisien korelasi antar sample $H(n)$ kurang dari 0,1, padahal ketika $T_s=0,01$ detik koefisien korelasi kira-kira 0,4. Nilai ini akan bertambah sampai 0,9794 ketika $T_s=0,001$ detik yang mengakibatkan filter Kalman sangat terganggu karena tingginya korelasi $H(n)$.

V. PENUTUP

5.1. Kesimpulan

1. Dengan filter Kalman, didapat estimasi daya pada komunikasi bergerak dengan error yang hampir selalu memberikan nilai yang paling kecil, dibanding estimator *Sample Average*.
2. Dengan memperhitungkan variasi kecepatan *mobile station* dalam algoritma filter Kalman, hanya sedikit berpengaruh dalam memperbaiki unjuk kerja dari estimator filter Kalman dibanding tanpa memperhitungkan variasi kecepatan.
3. Unjuk kerja dari estimator filter Kalman akan lebih jelek dari estimator *Sample Average* pada daerah tertentu dengan mengambil waktu sampling terlalu kecil yaitu $T_s=0,001$ detik, Ini

terjadi karena proses *Multipath* yang diasumsikan tidak berkorelasi akan menjadi berkorelasi dengan kecilnya waktu sampling.

5.2. Saran

1. Pembuatan simulasi dari daya terima yang dapat dibandingkan berdasar pengukuran.
2. Dengan data secara simulasi dan real dapat dibuktikan keakuratan filter Kalman dalam memprediksikan daya terima pada sistem komunikasi bergerak.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- Ismail, Nashrudin. (1998). *Kanal Rayleigh Fading pada Komunikasi CDMA*. Elektro Indonesia. edisi ke-12, Maret 1998
- S., M., Kay. (1993). *Fundamentals of Statistical Signal Processing*. EnglewoodCliffs. NJ: Prentice-Hall. vol. 1.
- Tao, Jiang. Nicholas, D., Sidiropoulos and Giorgios, B., Giannakis. (2003). *Kalman filtering for power in mobile communications*. IEEE Transaction on Wireless communications, vol.2, no.1, Januari 2003