

## PENGARUH NILAI VARIANS DAN STEP SIZE TERHADAP MEAN SQUARE DEVIATION PADA LEAST MEAN SQUARE FILTER ADAPTIF

Luther Pagiling<sup>1</sup>

### ABSTRACT

*Variant value and step size effect of an adaptive filter are required to know how system to work, how fast the reachable system stability and how big adaptive filter can be able to eliminate the noise. At LMS adaptive, all of variants value stability systems reached and assess variant of input influence mean square deviation (MSD) convergence.*

*Stability of system reached at value of step size, correlation matrix ( R ), and to the number of certain element weight vector. Normalization data convergence by MSD is compared to bigger of linear error convergence from MSD, that way the things of compared to bigger MSD simulation convergence of MSD Theory. MSD Convergence compare diametrical with input variant value and assess step size.*

**Key words:** *Least Mean Square Adaptive, Mean Square Deviation, Konvergensi, Transien*

### INTISARI

Pengaruh nilai varians dan step size dari filter adaptif diperlukan untuk mengetahui unjuk-kerja sistem, seberapa cepat stabilitas sistem dicapai dan seberapa besar filter adaptif mengurangi noise. Pada *Least Mean Square*(LMS) adaptif untuk semua nilai varians stabilitas sistem tercapai, nilai varians masukan mempengaruhi *mean square deviation* (MSD) konvergensi. Stabilitas sistem tercapai pada nilai *step size* ( $\mu$ ), Matriks Korelasi (R), dan banyaknya elemen vektor bobot tertentu. MSD konvergensi data normalisasi lebih besar dibandingkan MSD konvergensi error linear, demikian halnya MSD konvergensi simulasi lebih besar dibandingkan MSD teori. MSD konvergensi berbanding lurus dengan nilai varians masukan dan nilai *step size*.

**Kata Kunci :** *Least Mean Square Adaptif, Mean Square Deviation, Konvergen, Transien*

### PENDAHULUAN

Sistem adaptif adalah suatu sistem yang dapat menyesuaikan diri terhadap adanya berbagai perubahan pada masukan, keluaran, dan gangguan perubahan baik luar maupun dalam sistem, dengan tujuan agar sistem dapat bekerja secara optimal.

Dalam banyak kasus sistem adaptif memerlukan waktu untuk proses adaptasi, yang sering dijumpai antara lain untuk pemodelan dan identifikasi sistem adaptif, prediksi, kendali adaptif, penghapusan derau (*noise*), dan antena larik adaptif.

Inti proses adaptasi adalah pengolahan yang mempunyai sejumlah parameter yang diubah-ubah dalam rangka adaptasi, adanya algoritma yang mengatur prosedur penambahan parameter, diberikannya isyarat pembanding agar keluaran proses adaptif disesuaikan dengan yang diinginkan, adanya masukan yang

menggerakkan proses-proses adaptif untuk beradaptasi, dan adanya isyarat galat untuk memantau dan menginisiasi algoritma pengatur adaptasi prosesornya.

Keberhasilan suatu filter adaptif dapat diketahui dari seberapa cepatnya dapat beradaptasi berdasar karakteristik sinyal masukan dan sebaik apa filter tersebut dapat menghapus derau. Pengukuran tampilan tapis adaptif dalam hal unjuk-kerja (*performance*) transien dan *performance steady state filter* tersebut merupakan hal yang sangat penting. *Performance* transien dipengaruhi oleh algoritma yang digunakan, hal ini terjadi karena setiap skema adaptif yang berbeda memiliki persamaan *update* yang berbeda pula dan setiap kasus adaptif membutuhkan argumen dan asumsi yang berbeda. Analisis transien dari filter adaptif diperlukan untuk mengetahui parameter yang mempengaruhi unjuk-kerja sistem, seberapa cepat stabilitas sistem dicapai

<sup>1</sup> Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik Universitas Haluoleo Kendari

dan seberapa besar filter adaptif mengurangi noise.

Dalam metode analisis data galat nonlinear yang dilinearkan untuk proses adaptasi yang mempunyai nilai *error* nonlinear besar mengalami kegagalan dalam hal menggambarkan *performace* sistem, hal ini berdasar pada penentuan nilai galat secara tepat (Sethares dkk, 1992).

Asumsi independen pada regresi sinyal input *adaptive filter* sering digunakan pada analisis *adaptive filter*. *Noise* Gaussian sering dibatasi oleh adanya iid gaussian, walaupun sifat *gaussian* tidak terlalu lazim seperti asumsi iid pada *noise*, bahkan untuk analisis algoritma adaptif (Al-Naffouri dkk, 1998).

Analisis *performance adaptive filter* dapat dilakukan dengan menunjukkan selisih dan *recursion mean* khususnya untuk data yang nonlinear, disamping itu pemilihan nilai-nilai bobot matriks dapat digunakan secara luas untuk melakukan pengukuran *performance* (Al-Naffouri dkk, 1998).

Filter adaptif sering digunakan dalam lingkungan nonstasionar, ketika filter adaptif dibutuhkan untuk jalur (*track*) dengan variasi waktu dalam suatu sistem atau *channel* (Yousef dkk, 2002).

Sudah merupakan hal umum pada analisis galat bobot dengan menggunakan asumsi-asumsi statistis regresi rangkaian *noise* dan kuantisasi *error*, yaitu elemen vektor galat bobot bergabung secara gaussian untuk menjadi valid secara asimtotis, lebih valid lagi bahwa asumsi tersebut sama validnya pada tahap awal dan tahap akhir proses adaptasi (Hubscher dkk, 2003).

Inti proses Adaptasi adalah: pengolahan yang mempunyai sejumlah parameter (bobot) yang diubah-ubah dalam rangka adaptasi, adanya Algoritma yang mengatur prosedur perubahan parameter, diberikannya isyarat pembandingan (yang diinginkan) agar keluaran proses adaptif disesuaikan dengan syarat masukan, adanya isyarat galat untuk memantau dan menginisialisasi algoritma pengatur adaptasi prosesornya, adanya masukan yang menggerakkan/mendrive proses adaptif untuk beradaptasi.

Secara substantif isyarat masukan  $u_k$  berupa runtun derau putih, maka keluaran  $v_k$  terharap yang diinginkan (pembandingan)  $d_k$  ada selisih atau galat sebesar:

$$\varepsilon_k = d_k - v_k \dots\dots\dots(1)$$

Karena proses adaptasi diusahakan agar  $v_k$  menjadi sama dengan atau praktis sama dengan  $d_k$ , maka keberhasilan atau saat adaptasi tercapai berdasar nilai galat yang ideal sama dengan nol atau dalam praktek nilai galat kecil yang dapat diterima. Namun adanya sifat acak pada isyarat masukan maupun pada  $d_k$  maka nilai galat juga bersifat acak atau bervariasi bebas terhadap waktu, karena itu diambil nilai merata yang dapat berarti galat nilai terharapnya (*expected*) sebesar:

$$E\{\varepsilon_k^2\} = \int_0^\infty \varepsilon^2 f(\varepsilon) d\varepsilon$$

$$= E\{(d_k - v_k)^2\}$$

$$= E\{d_k^2 - 2d_k v_k + v_k^2\} \quad (2)$$

dengan:  $v_k = \bar{W}^T U_k$  sehingga:

$$E\{\varepsilon_k^2\} = E\{d_k^2 - 2d_k(\bar{W}^T U_k) + (\bar{W}^T U_k)^2\}$$

$$= E\{d_k^2 - 2d_k \bar{W}^T U_k + \bar{W}^T U_k \cdot \bar{W}^T U_k\}$$

$$= E\{d_k^2\} - 2\bar{W}^T E\{d_k U_k\} + \bar{W}^T E\{U_k U_k^T\} \bar{W}$$

$$\dots\dots\dots(3)$$

dengan :  $E\{d_k^2\}$  = nilai berharap rata-rata  $d_k$

$E\{d_k U_k\}$  = korelasi antara  $d_k$  dan  $u_k$

$$E\{d_k U_k\} = E[d_k U_{0k} \quad d_k U_{1k} \quad d_k U_{2k} \quad \dots\dots]$$

$$dkU_{Lk}]^T = \bar{P} = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ P_k \end{bmatrix}$$

$$E\{U_k U_k^T\} = E = \begin{bmatrix} U_k \\ U_{k-1} \\ U_{k-2} \\ \vdots \\ U_{k-l} \end{bmatrix} [U_k \ U_{k-1} \ U_{k-2} \ \dots]$$

$U_{k-l} = \bar{R}$  (matriks korelasi)  
sehingga galat kuadrat rerata:  
 $\xi = E\{\varepsilon_k^2\} = E\{d_k^2\} - 2\bar{W}^T \bar{P}^T + \bar{W}^T \bar{R}$   
 $\bar{W} \dots \dots \dots (4)$

Gradien dari MSE didefinisikan:

$$\nabla \triangleq \frac{\partial \xi}{\partial W} = \left[ \frac{\partial \xi}{\partial w_0} \quad \frac{\partial \xi}{\partial w_1} \quad \dots \quad \frac{\partial \xi}{\partial w_L} \right]^T$$

$$= 2RW - 2P$$

Dengan tujuan adaptasi yang menghasilkan galat kuadrat rerata minimum (tergantung nilai-nilai bobot  $W$ ), maka secara analisis *minimum mean square error* tercapai bila  $(\partial \xi / \partial W) = 0$ , yang sekaligus tahap uji teoritis adanya galat minimum atau kemampuan beradaptasi, dengan asumsi :

$R =$  non singular  
 $W^*$  = wiener weight vektor  
didapat :

$$W^* = R^{-1}P$$

Maka

$$\xi_{\min} = E[d_k^2] + W^{*T} R W^* - 2P^T W^*$$

$$= E[d_k^2] + [R^{-1}P]^T R R^{-1}P - 2P^T R^{-1}P$$

$$= E[d_k^2] - P^T R^{-1}P$$

$$= E[d_k^2] - P^T W^*$$

Untuk mendapatkan eigen value dan eigen vector digunakan persamaan karakteristik sebagai berikut:

$$[R - \lambda I] Q_n = 0$$

Untuk mencari solusi nilai eigen dan vektor eigen jika dan hanya jika :

$$\det[R - \lambda I] = 0$$

persamaan diatas disebut persamaan karakteristik dari  $R$ , dan nilai eigennya adalah  $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ , sehingga diperoleh :

$$R Q_n = \lambda_n Q_n$$

Vektor  $Q_n$  adalah eigen vektor ke-n dari matriks  $R$  dan berasiasi dengan  $\lambda_n$

$$R [Q_0 \ Q_1 \ \dots \ Q_L] = \begin{bmatrix} \lambda_0 & \dots & 0 \\ \vdots & \lambda_1 & \vdots \\ & & \ddots \\ 0 & \dots & \lambda_L \end{bmatrix}$$

Dan dapat ditulis :

$$R Q = Q \Lambda \text{ atau } R = Q \Lambda Q$$

Dalam penelitian ini dilaksanakan mengikuti prosedur berikut:

1 Pengaruh varians terhadap MSD dengan data normalisasi dan error nonlinear.

Pada bagian ini akan disimulasikan kurve pembelajaran LMS filter adaptif dengan prosedur sebagai berikut:

- Langkah 1. Menginisialisasi  $N, M, w_0, \sigma$ , nilai eigen,  $L, w$ , dan  $u$ .
- Langkah 2. Menghitung nilai MSD untuk data dinormalisasi mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .
- Langkah 3. Menghitung nilai MSD untuk galat nonlinear mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .
- Langkah 4. Menampilkan kurve pembelajaran.
- Langkah 5. Ulangi langkah 1 sampai langkah 4 untuk nilai varians: 0,0005, 0,001, 0,005, 0,01, 0,5, 1, 2, 3, 4, 4,005, 4,04, 4,042, 4,0425, 4,0429, 4,042935, 4,042936, 4,042637, 4,04295, 4,05, 5, dan 10.
- Langkah 6. Buat grafik MSD konvergensi versus Varians.
- Langkah 7. Buat grafik Laju konvergensi

2 Pengaruh *step size*(ukuran langkah) terhadap MSD dengan data normalisasi dan *error* nonlinear.

Pada bagian ini akan disimulasikan kurve pembelajaran LMS filter adaptif dengan prosedur sebagai berikut:

- Langkah 1. Menginisialisasi  $N, M, w_0, \sigma$ , nilai eigen,  $L, w$ , dan  $u$ .
- Langkah 2. Menghitung nilai MSD untuk data dinormalisasi mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .
- Langkah 3. Menghitung nilai MSD untuk galat nonlinear mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .
- Langkah 4. Menampilkan kurve pembelajaran.

Langkah 5. Ulangi langkah 1 sampai langkah 4 untuk nilai *step size*: -0,00001, -0,0001, -0,001, -0,01, -0,1, 0,0005, 0,005, 0,05, 0,09, 0,1, 0,104, 0,105, 0,106, 0,107, 0,1085, 0,1086, 0,1087, 0,109, 0,11, 0,12, 0,125, 0,2, 0,5, dan 1

Langkah 6. Buat grafik MSD konvergens versus *step size*.

Langkah 7. Buat grafik Laju konvergens.

3. Pengaruh varians terhadap MSD dengan membandingkan teori dan simulasi.

Untuk mengetahui pengaruh varians terhadap unjuk kerja LMS filter dengan cara menganalisa pengaruh nilai varians terhadap MSD dengan menggunakan algoritma:

Langkah 1. Menginisialisasi  $N, M, w_0, \sigma$ , nilai eigen,  $L, w$ , dan  $u$ .

Langkah 2. Menghitung nilai MSD menurut teori mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .

Langkah 3. Menghitung nilai MSD untuk simulasi mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .

Langkah 4. Menampilkan kurve pembelajaran.

Langkah 5. Ulangi langkah 1 sampai langkah 4 untuk nilai varians: 0,0005, 0,001, 0,005, 0,01, 0,5, 1, 2, 3, 4, 4,005, 4,04, 4,042, 4,0425, 4,0429, 4,042935, 4,042936, 4,042637, 4,04295, 4,05, 5, dan 10.

Langkah 6. Buat grafik MSD konvergens versus Varians.

4. Pengaruh *step size* terhadap MSD dengan membandingkan teori dan simulasi.

Untuk mengetahui pengaruh *step size* terhadap unjuk kerja LMS filter dengan cara menganalisa pengaruh nilai *step size* terhadap MSD dengan menggunakan algoritma:

Langkah 1. Menginisialisasi  $N, M, w_0, \sigma$ , nilai eigen,  $L, w$ , dan  $u$ .

Langkah 2. Menghitung nilai MSD menurut teori mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .

Langkah 3. Menghitung nilai MSD untuk simulasi mulai dari iterasi 0 sampai  $N$ .

Langkah 4. Menampilkan kurve pembelajaran.

Langkah 5. Ulangi langkah 1 sampai langkah 4 untuk nilai *step size*: -0,00001, -0,0001, -0,001, -0,01, -0,1, 0,0005, 0,005, 0,05, 0,09, 0,1, 0,104, 0,105, 0,106, 0,107, 0,1085, 0,1086, 0,1087, 0,109, 0,11, 0,12, 0,125, 0,2, 0,5, dan 1

Langkah 6. Buat grafik MSD konvergens versus *step size*.

## PEMBAHASAN

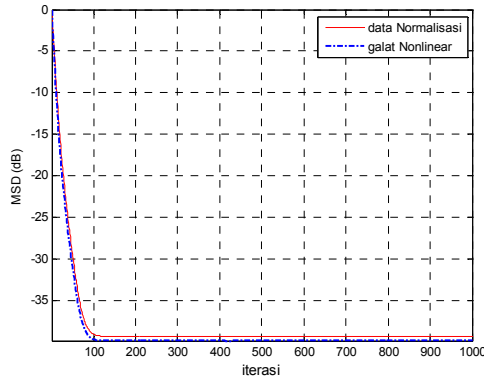
1. Pengaruh varians terhadap MSD dengan data normalisasi dan *error* non-linear.

Pengaruh nilai varians unit input terhadap unjuk-kerja LMS adaptif filter menunjukkan stabilitas tercapai untuk semua nilai varians, makin besar nilai varians maka makin besar pula nilai *mean square deviation* konvergens, hal ini menunjukkan varians berbanding lurus dengan MSD konvergens.

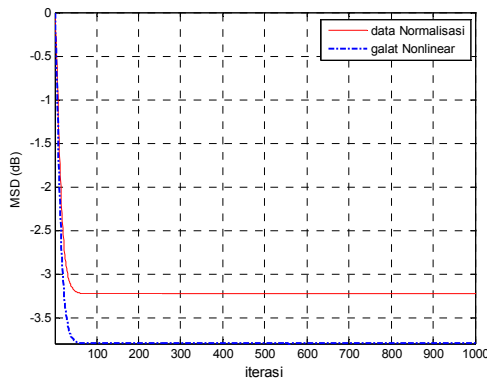
Kurve pembelajaran untuk nilai varians yang sama, MSD konvergens dari data yang dinormalisasi lebih besar dibandingkan error nonlinear dengan selisih rata-rata 0,485417 dB. Untuk varians 0,0005 MSD konvergens data normalisasi -38,30dB, sedangkan Galat nonlinear MSD konvergensnya -38,33 dB.

Pengaruh nilai varians terhadap unjukkerja transien LMS adaptif filter. Untuk varians 0,005 sampai 2 kurve pembelajaran berbentuk eksponensial negatif dan konvergens pada MSD tertentu. Untuk varians 3 sampai dengan varian 10 kurva pembelajarannya terjadi proses transisi keeksponensial positif dan konvergens pada MSD tertentu, pada varians 3 untuk data normalisasi mula-mula kurve pembelajarannya turun sampai -1,6 dB kemudian naik secara eksponensial positif hingga dicapai konvergens pada MSD -1,49dB, sedangkan untuk galat nonlinear kurve pembelajarannya diawal iterasi turun hingga -3dB kemudian naik secara eksponensial positif hingga tercapai konvergens pada MSD -2,04dB. Pada varians 10 proses transisi tidak terjadi tetapi kurve pembelajarannya berbentuk eksponensial positif, untuk data normalisasi MSD konvergensnya 3,29

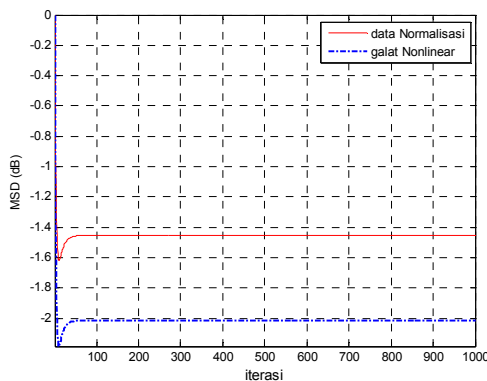
dB sedangkan galat noliner MSD konvergensnya 2,84 dB , hal ini dapat dilihat pada Gambar 1.



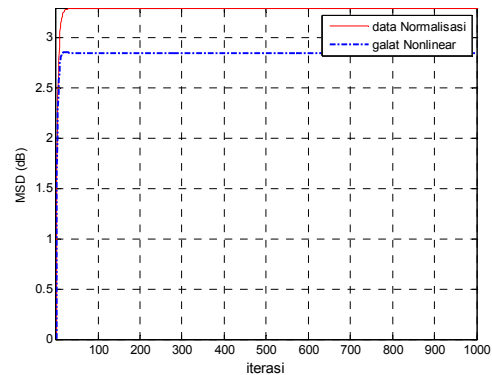
(a)  $\sigma = 0,0005$



(b)  $\sigma = 2$



(c)  $\sigma = 3$



(d)  $\sigma = 10$

Gambar 1. Kurve Pembelajaran pengaruh Varians terhadap MSD untuk  $\mu = 0,05$

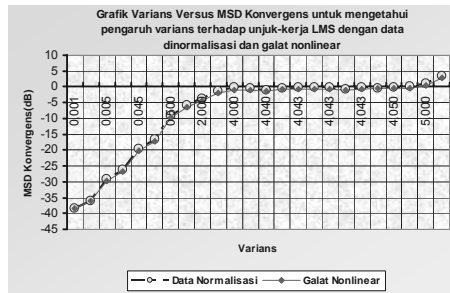
Pengaruh Varians terhadap MSD menunjukkan makin besar nilai varians makin besar pula nilai MSD konvergensnya, dimana MSD konvergens untuk data normalisasi lebih besar dibandingkan MSD konvergens galat nonlinear untuk semua nilai varians. Unjuk kerja transient LMS dengan data normalisasi dan error nonlinearitas konvergens pada iterasi antara 64 sampai dengan 122, dengan rata-rata laju konvergens untuk data normalisasi pada iterasi 86 dan error Nonlinear pada iterasi 84, hal ini dapat dilihat pada Gambar 2.

## 2. Pengaruh *step size* terhadap MSD dengan data normalisasi dan *error* nonlinear

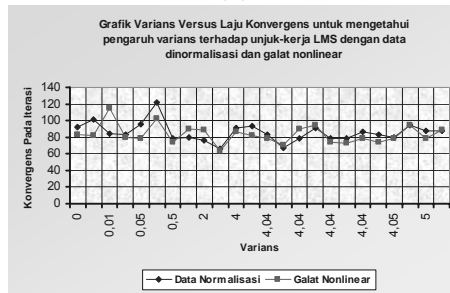
Stabilitas dari LMS filter adaptif tercapai jika dan hanya jika nilai step size nya lebih besar dari nol dan lebih kecil dari  $1/\lambda_{maks}$ . Pada Gambar 3 dapat ditunjukkan bahwa pada  $\lambda_{maks}=5$  dan  $\mu = 0,0005$  kurve pembelajaran untuk data normalisasi dan nonlinear berimpit serta mulai konvergens pada MSD -38,2dB, sedangkan pada  $\mu = 0,005$  kurve pembelajarannya mulai konvergens pada MSD -43dB.

Untuk *step size* 0,05 sampai dengan 0,11 kurve pembelajaran untuk data normalisasi MSD konvergens lebih besar dibandingkan MSD konvergens nonlinear dengan selisih rata-rata 3,06 dB. Pada  $\mu = 0,05$  untuk data normalisasi MSD konvergensnya -26,1 dB sedang

galat nonlinear MSD konvergensnya -29,8dB, sedangkan pada  $\mu=0,11$  untuk data normalisasi MSD konvergensnya -23,7dB dan galat nonlinear MSD konvergensnya -29,2dB .

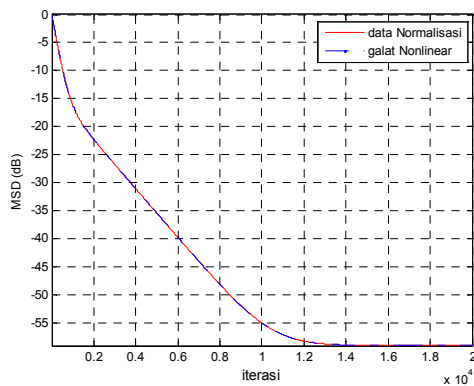


(a)

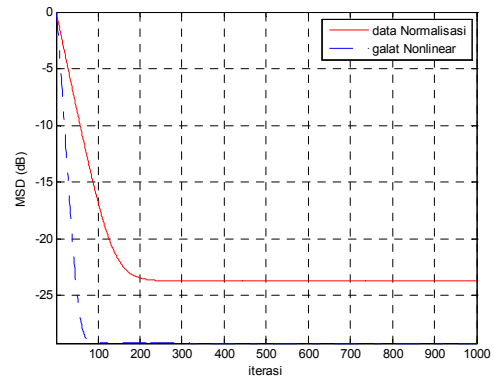


(b)

Gambar 2. (a) Grafik MSD konvergens versus Varians (b) Grafik Laju Konvergens versus Varians



(a)  $\mu = 0,0005$



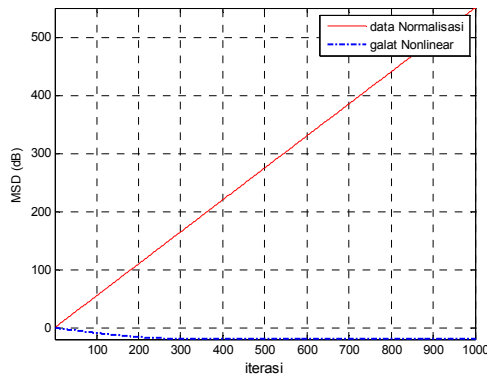
(b)  $\mu = 0,11$

Gambar 3 Kurve Pembelajaran pengaruh *step size* MSD dimana stabilitas tercapai untuk  $\sigma = 0,001$

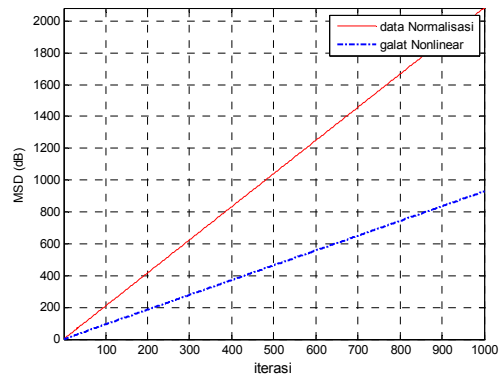
Pada *step size* 0,12 dan 0,125 dapat diketahui untuk data normalisasi stabilitas tidak tercapai sedang galat nonlinear stabilitas sistem tercapai pada MSD -27,1dB dan -25,5dB, hal ini ditunjukkan pada Gambar 4. Stabilitas tidak tercapai pada *step size* -0,1, -0,001, -0,0001, dan -0,00001( lebih kecil dari nol), hal ini disebabkan dengan tidak dicapainya MSD konvergens dimana kurve pembelajarannya linear terhadap iterasi. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 5

Demikian halnya untuk *step size* lebih besar dari 0,2, 0,5, dan 1 kurve pembelajaran data normalisasi dan nonlinear tidak konvergens melainkan MSD naik secara linear, dimana stabilitas tercapai jika *step size* lebih kecil dari 0,2 ( $1/\lambda_{maks}$ ), untuk jelasnya dapat dilihat pada Gambar 6.b.

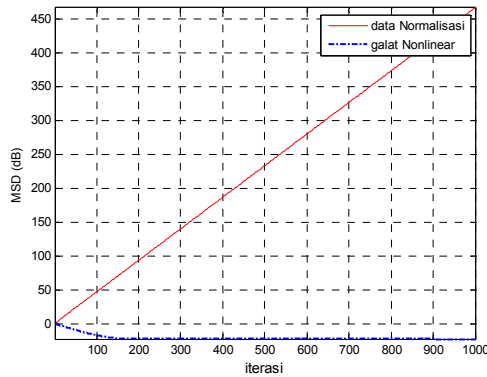
Dengan mengubah nilai  $\lambda_{maks}$  menjadi 0,2, maka untuk  $\mu= 2$  stabilitas LMS adaptive filter dicapai dan konvergen pada MSD -30dB pada iterasi 300, dimana pada  $\lambda_{maks} = 5$  stabilitas tidak dicapai (Gambar 5), untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 6.



(a)  $\mu = 0,12$

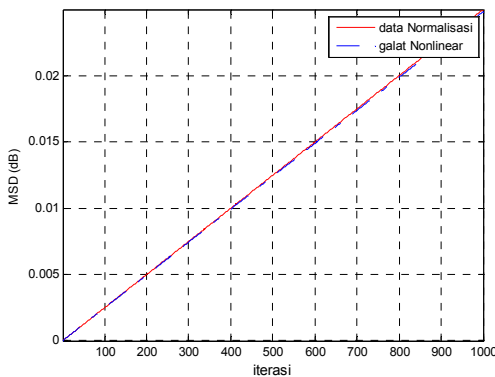


(b)  $\mu = 0,2$



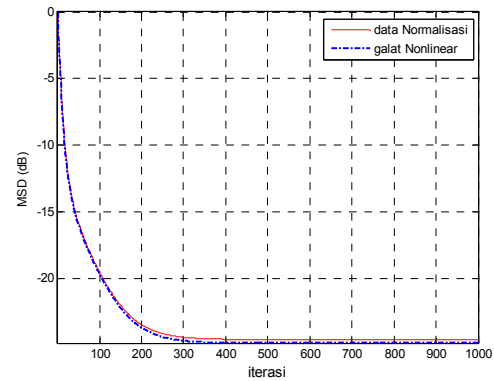
(b)  $\mu = 0,125$

Gambar 4 Kurve Pembelajaran pengaruh *step size* terhadap MSD dimana stabilitas tercapai untuk  $\sigma = 0,001$



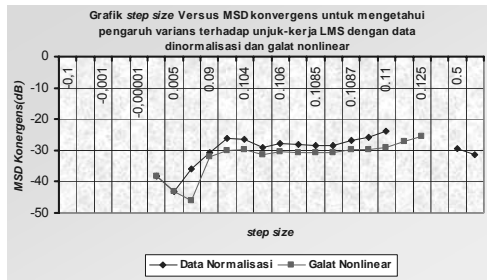
(a)  $\mu = -0,000001$

Gambar 5 Kurve Pembelajaran pengaruh *step size* terhadap MSD dimana stabilitas tidak tercapai untuk  $\sigma = 0,001$

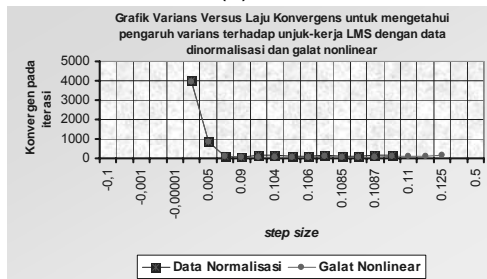


Gambar 6 Kurve Pembelajaran untuk  $\sigma = 0,001$ ,  $\mu = 2$  dan  $\lambda_{maks} = 0,2$

Hubungan MSD konvergens dengan *step size* menunjukkan kecenderungan makin besar *step size* maka makin besar pula nilai MSD konvergen, untuk *step size* yang sama data normalisasi MSD konvergensnya lebih besar dibandingkan MSD konvergens galat nonlinear, hal ini ditunjukkan grafik MSD konvergen versus *step size* pada Gambar 7.



(a)



(b)

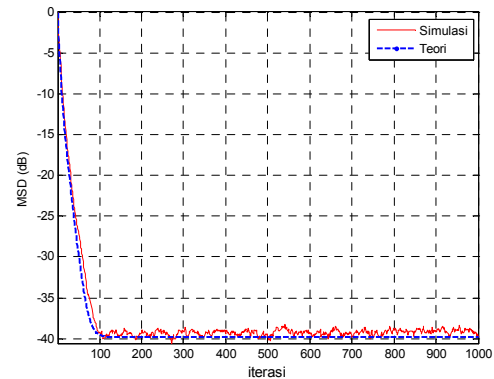
Gambar 7 (a) Grafik MSD konvergensi versus *step size* untuk mengetahui pengaruh *step size* terhadap MSD (b) Grafik Laju konvergensi versus *step size* untuk mengetahui pengaruh *step size* terhadap MSD

3. Pengaruh varians terhadap MSD dengan membandingkan simulasi dan teori

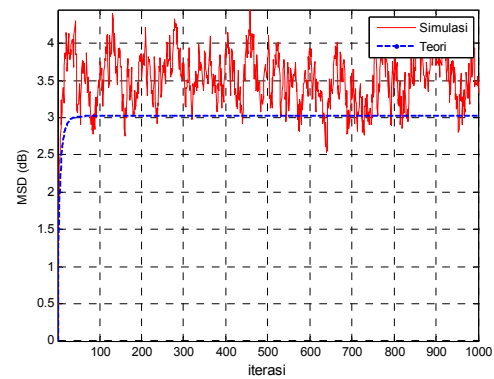
Pengaruh nilai varians terhadap unjuk kerja LMS adaptif filter, dimana MSD konvergensi simulasi lebih besar dibandingkan MSD konvergen teori dengan selisih rata-rata 0,49dB, untuk varians 0,0005 perbedaan MSD konvergensi simulasi -38,95dB dan teori MSD konvergensi -39,80dB, sedangkan untuk varians 10 selisih MSD konvergensi adalah 1 dB dimana MSD konvergensi simulasi 4,35 dB sedang MSD konvergensi teori 3,35 dB.

Pada Gambar 9 dapat diketahui hubungan varians dengan MSD konvergensi, yaitu makin besar varian maka makin besar pula MSD konvergennya. MSD konvergensi simulasi lebih besar dibandingkan MSD konvergensi teori dengan selisih rata-rata 0,49 dB.

4. Pengaruh *Step size* terhadap MSD dengan membandingkan simulasi dan teori

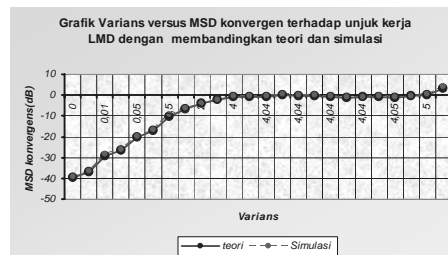


(a)



(b)

Gambar 8 Kurve Pembelajaran untuk mengetahui pengaruh nilai varians terhadap MSD dengan membandingkan simulasi dan teori: (a)  $\sigma = 0,0005$ , (b)  $\sigma = 10$



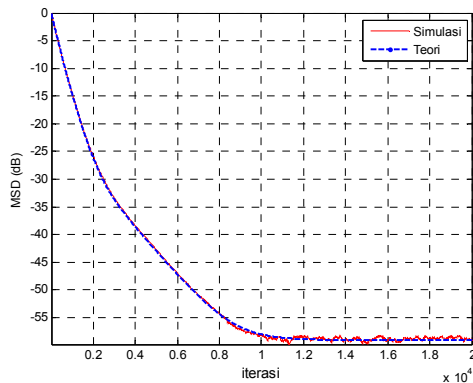
Gambar 9 Grafik varians versus MSD konvergensi terhadap unjuk kerja LMS dengan membandingkan teori dan simulasi

Untuk *step size* 0,0005, 0,005, 0,05, 0,09, 0,1, 0,104, 0,105, 0,106, 0,107, 0,1085, 0,1087, 0,109, 0,11, 0,12, dan 0,125 konvergensi terpenuhi pada

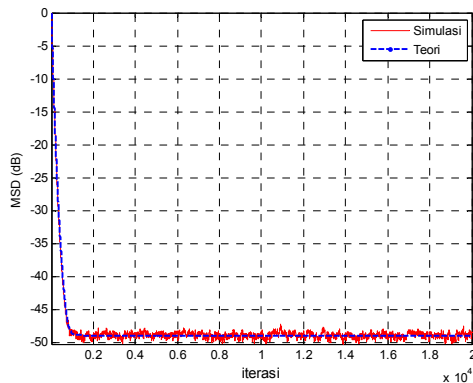


iterasi dan MSD yang bervariasi baik simulasi maupun teori. MSD konvergensi simulasi relatif lebih besar daripada MSD konvergensi teori dengan selisih rata-rata 5,194dB, dimana semakin kecil nilai *step size* maka MSD konvergensi semakin kecil (relatif sama) dan stabilitas lambat dipenuhi seperti pada  $\mu = 0,0005$  konvergensi pada iterasi ke 16200 pada MSD konvergensi teori dan simulasi sama yaitu -58,79dB, untuk  $\mu = 0,005$  konvergensi pada iterasi ke 3029 dan MSD konvergensi simulasi dan teori sama yaitu -48,85 dB.

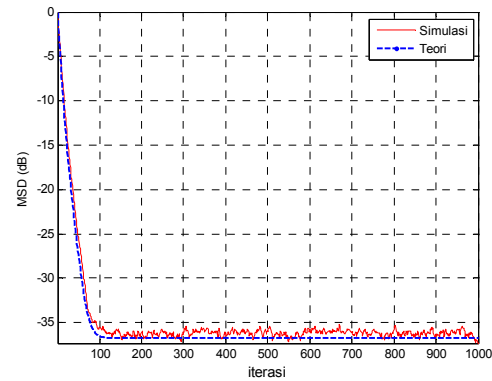
Pada *step size* 0,05 selisih MSD konvergensi simulasi dan MSD konvergensi teori sebesar 0,32 dB, dimana MSD konvergensi simulasi -37,12dB sedangkan MSD konvergensi teori -37,44 dB, Untuk  $\mu = 0,125$  selisih MSD konvergensi simulasi dan MSD konvergensi teori sebesar 5,54dB, untuk lebih jelasnya lihat Gambar 10.



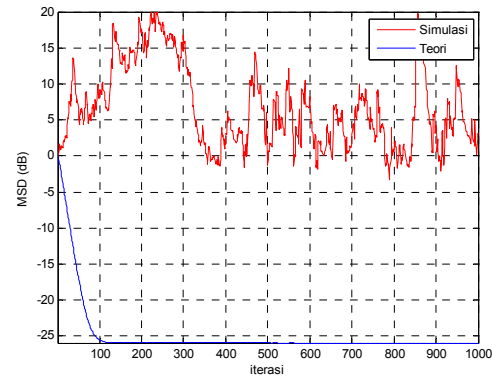
(a)  $\mu = 0,0005$



(b)  $\mu = 0,005$



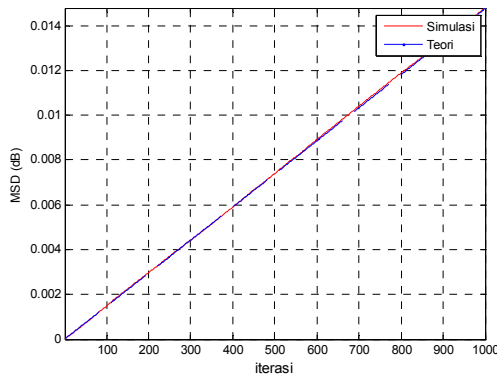
(c)  $\mu = 0,05$



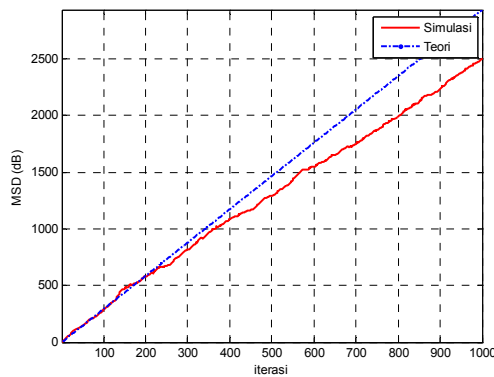
(d)  $\mu = 0,125$

Gambar 10. Kurve pembelajaran pada saat stabilitas tercapai (konvergensi).

Untuk *step size* lebih kecil dari nol (bernilai negatif) maka stabilitas tidak tercapai, hal ini dapat dilihat dari kurve pembelajaran hubungan antara MSD dengan banyaknya pembelajaran (iterasi) berupa garis linear, makin banyak pembelajarannya maka makin besar pula MSD, demikian halnya untuk *step size* 0,2, 0,5, dan 1 ( $\mu \geq 1/\lambda_{maks}$ ) maka stabilitas MSD tidak tercapai (tidak konvergensi pada MSD tertentu), hal ini dikarenakan syarat konvergensi tidak terpenuhi. Dimana kurve pembelajarannya menunjukkan untuk simulasi dan teori makin banyak pembelajaran maka makin besar nilai MSD, untuk lebih jelasnya lihat Gambar 11



(a)  $\mu = -0,000001$

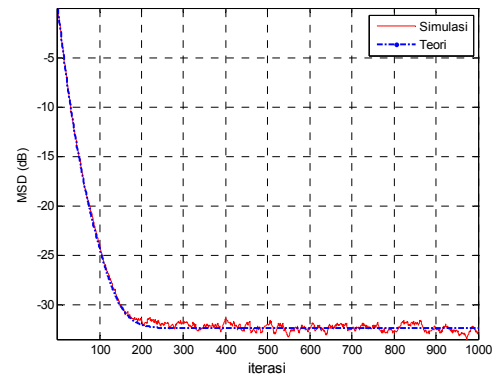


(b)  $\mu = 0,2$

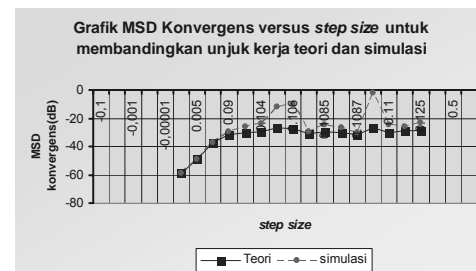
Gambar 11 Kurve pembelajaran pada saat stabilitas tidak tercapai (tidak konvergens)

Dengan mengubah  $\lambda_{maks} = 0,5$  maka untuk  $\mu = 0,2$ ,  $\mu=0,5$  dan  $\mu= 1$  kurva pembelajarannya konvergens , sedang pada  $\lambda_{maks}= 5$  untuk *step size* yang sama tidak konvergen hal ini dapat dilihat pada Gambar 13.

Pada Gambar 13 dapat dilihat Grafik MSD Konvergens versus *step size*, pada  $\mu < 0$  dan  $\mu \geq 0,2$  MSD konvergens tidak dicapai , sedang untuk *step size* antara 0,005 sampai 0,125 MSD konvergens tercapai pada nilai MSD tertentu, dari grafik menunjukkan makin besar *step size* maka nilai MSD konvergen simulasi dan teori makin besar.



Gambar 12. Kurve Pembelajaran untuk  $\sigma = 0,001$ ,  $\mu = 0.2$  dan  $\lambda_{maks} = 0,5$



Gambar 13 Grafik MSD konvergens versus *step size* untuk membandingkan teori dan simulasi.

## KESIMPULAN

Nilai Varians mempengaruhi unjuk kerja filter adaptif LMS, hal ini ditunjukkan dengan makin besar nilai varian maka MSD konvergensnya makin besar, sedang laju konvergensnya cenderung tidak dipengaruhi.

Unjuk kerja LMS adaptif filter benar akan konvergen jika dan hanya jika  $0 < \mu < (1/\lambda_{maks})$ , pada saat konvergen jika nilai *step size* makin besar maka nilai MSD konvergensnya makin besar pula. Sedangkan pengaruh *step size* terhadap laju konvergens adalah berbanding terbalik, yaitu makin besar *step size* maka makin kecil laju konvergens.

Untuk data normalisasi dan data nonlinear dipeoleh hasil-hasil stabilitas dengan ekspresi bentuk tertutup pada MSD.

Sebelum menerapkan filter adaptif LMS dalam suatu sistem, maka perlu diperhatikan parameter yang mempengaruhi unjukkerja filter adaptif LMS agar stabilitas tercapai. Perlunya pene-

litian lebih lanjut untuk Algoritma filter adaptif yang lain.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Al-Naffouri, T.Y. A. Zerguine, and M. Bettayeb, 1998, "Convergence Analysis of The LMS Algoritma with general error nonlinearity and an iid input", Proc Asilomar Conf Signal, system, Comput, Vol 1, hal 556- 559.
- Al-Naffouri, T.Y. dan Ali .H.Sayed , 2003, "Transient Anslysis of Data Normalized Adaptive Filters", IEEE Transaction on signal processing, vol.51 No.3, hal 639-652.
- Haykin, S ,1996, "Adaptive Filte Theory Third Edition", Prentice Hall International, Inc, New Jersey.
- Hubscher, P.I. and J.C.M. Bermdez, 2003, "An Improved Statistical Analysis of Least mean Fourth (L-MF) Adaptive Algoritma", IEEE Transaction On Signal Processing, Vol 51. No.3, hal 664-671.
- Sethares, W, 1992, " Adaptive Algoritma with nonlinear data and error function", IEEE Transaction On Signal Processing, Vol .40, hal 2199-2206.
- Yousef, N.R dan Ali H Sayed, 2001, " A Unified Approach to the Steady- Stete and tracking of a-daptive filter", IEEE Transaction on signal processing, vol.49 No. 2, hal 314-324
- Yousef, N.R dan Ali H. Sayed, 2002. "Ability of Adaptive Filters to Track Carrier offsets and channel nonstationarities", IEEE Transaction on signal processing, vol.50 No.7, hal 1533-1543
- Widrow, B. dan S.D. Stearns, 1985, "Adaptive Sinal Processing", Prentice-Hall, Inc, Englewood Cliffs.