

IMPLEMENTASI DAN APLIKASI PENYARING KALMAN PADA PENGOLAHAN SINYAL SUARA

Muhammad Subali

Program Diploma Ilmu Komputer, Universitas Gunadarma
Jln Margonda Raya No 100 Pondok Cina Depok
subali@staff.gunadarma.ac.id

ABSTRAK

Pengolahan sinyal suara memegang peranan penting dalam teknologi pemrosesan perkataan, sintesis perkataan, dan pengkodean perkataan sebagai inti pengembangan teknologi multimedia. Penelitian mengenai bidang ini telah dilakukan dengan berbagai metode. Salah satu metode yang digunakan adalah dengan menggunakan metode penyaring Kalman. Pada awalnya penyaring Kalman banyak digunakan pada bidang pengolahan data dan penentuan lokasi suatu sistem dinamik linear dengan cara mengestimasi ruang keadaan yang dimiliki sistem. Oleh karena itu sinyal suara yang memiliki karakteristik non stasioner dapat diaplikasikan pada penyaring Kalman untuk mengestimasi koefisien yang membentuk ruang keadaan sinyal suara. Dengan mengetahui ruang keadaan sinyal, akan diperoleh sinyal suara rekonstruksi yang sama dengan sinyal asli. Pada penelitian ini telah dirancang suatu aplikasi pengolahan sinyal suara menggunakan penyaring Kalman untuk membuat sinyal suara rekonstruksi yang sama dengan sinyal asli. Pada tahap awal dilakukan pengujian aplikasi pada sinyal random untuk mengestimasi koefisien pembentuknya. Pengujian ini berhasil mengestimasi koefisien pembentuk sinyal, sehingga pada tahap kedua aplikasi ini dapat digunakan pada sinyal suara sehingga menghasilkan sinyal suara rekonstruksi yang sama dengan sinyal asli. Dengan penentuan inisialisasi parameter kovarian kesalahan proses dan kovarian kesalahan pengukuran yang tepat dihasilkan kembali sinyal suara rekonstruksi yang baru yang nilainya sama dengan sinyal asli.

Kata kunci: orde, iterasi, koefisien

PENDAHULUAN

Pengolahan sinyal suara memegang peranan sangat penting yang mencakup ke berbagai bidang aplikasi yang melingkupi pengkodean perkataan, sintesis perkataan, dan pengenalan perkataan. Dengan berkembangnya metode pengolahan sinyal digital seiring dengan perkembangan teknologi komputer, pengolahan sinyal suara menjadi lebih mudah untuk dikerjakan. Beberapa metode telah dilakukan untuk mendapatkan sinyal suara dengan kualitas yang lebih baik dari sinyal asli. Metode yang pertama kali digunakan adalah dengan menggunakan metode penyaring Wiener stasioner. Tetapi karena sinyal suara tidak dapat digolongkan dalam suatu sinyal yang stasioner maka pada beberapa penelitian penyaring Wiener tidak menunjukkan hasil yang cukup memuaskan. Pada penelitian selanjutnya dikembangkan metode non stasioner penyaring Wiener untuk pengolahan sinyal suara yang dirancang dengan memecah sinyal suara menjadi *short time speech segment* (20-30 ms) yang menunjukkan adanya peningkatan kinerja

tetapi diiringi dengan penurunan kecepatan proses komputasi Maybeck (1979). Pada perkembangan selanjutnya diperkenalkan penyaring Kalman yang memperkenankan pengolahan data non stasioner.

Sebelumnya penyaring Kalman telah dikenal pada sistem navigasi dan sistem radar karena output penyaring Kalman menghasilkan nilai estimasi posisi suatu benda yang cukup akurat Maybeck (1979). Nilai akurasi estimasi yang cukup baik ini juga mendorong perkembangan penggunaan penyaring Kalman dalam proses pengolahan sinyal suara, dimana estimasi yang dihasilkan diharapkan dapat merekonstruksi sinyal suara.

Pada penelitian ini dilakukan simulasi pemrosesan rekonstruksi sinyal suara dengan membuat variasi parameter yang signifikan dalam penyaring Kalman. Beberapa sampel sinyal suara asli yang telah direkam sebelumnya akan diolah dengan menggunakan penyaring Kalman sehingga didapat sinyal rekonstruksi yang keluarannya sama dengan sinyal asli.

Komputasi Penyaring Kalman

Bila didefinisikan \hat{x}_k^- adalah status perkiraan awal dan \hat{x}_k adalah status perkiraan akhir pada k , maka kesalahan perkiraan awal dan akhir dapat didefinisikan dengan

$$e_k^- \equiv x_k - \hat{x}_k^- \quad (1)$$

$$e_k \equiv x_k - \hat{x}_k \quad (2)$$

Sehingga didapat ragam kesalahan perkiraan awal P_k^- adalah

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}] \quad (3)$$

dan posteriori kovarians kesalahan P_k adalah

$$P_k = E[e_k e_k^T] \quad (4)$$

Nilai estimasi \hat{x}_k didapat dari kombinasi linear \hat{x}_k^- dan perbedaan nilai pengukuran sebenarnya z_k dan nilai prediksi $H\hat{x}_k^-$ yang dinyatakan pada persamaan berikut ini.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (5)$$

$$(z_k - H\hat{x}_k^-) = \text{residu} \quad (6)$$

Nilai residu merefleksikan adanya deviasi antara nilai prediksi pengukuran $H\hat{x}_k^-$ dan nilai pengukuran sebenarnya z_k . Jika nilai residu sama dengan nol, maka nilai prediksi $H\hat{x}_k^-$ sama dengan nilai pengukuran sebenarnya z_k .

$K = \text{gain / blending factor}$, didefinisikan dengan :

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (7)$$

$$= \frac{P_k^- H^T}{HP_k^- H^T + R} \quad (8)$$

Dengan melihat persamaan di atas bila nilai kovarian kesalahan pengukuran R mendekati nol, maka nilai $gain$ K dinyakan sebagai

$$\lim_{R \rightarrow 0} K_k = H_{-1} \quad (9)$$

Pada keadaan sebaliknya, bila nilai *priori estimate kovarians kesalahan PK* mendekati nilai nol, maka $gain$ K dinyatakan sebagai

$$\lim_{P_k \rightarrow 0} K_k = 0 \quad (10)$$

Sehingga nilai \hat{x}_k sama dengan nilai estimasi sebelumnya \hat{x}_k^-

Pada persamaan *AutoRegresive* (AR) yang merepresentasikan sinyal suara, koefisien parameter AR akan membentuk ruang keadaan x_k . Persamaan sinyal yang ditunjukkan Persamaan (11), dikonversi ke dalam persamaan AR, sehingga diperoleh Persamaan (12).

$$y_k = \left(\frac{1}{1 - \sum_{i=1}^N a_i z^{-i}} \right) v(k) \quad (11)$$

$$y_k = a_1 y_{k-1} + a_2 y_{k-2} + a_3 y_{k-3} + \dots + a_n y_{k-n} + v(k) \quad (12)$$

Simbol k menunjukkan jumlah iterasi, y_k merupakan sampling sinyal input, y_{k-n} adalah sampling ke $(n-1)$ sinyal input, a_n merupakan koefisien penyaring Kalman ke n , dan $v(k)$ adalah sinyal eksitasi. Untuk menerapkan penyaring Kalman pada pernyataan di atas dapat dilakukan dalam persamaan yang telah dibahas pada bab 2 : Dengan mendefinisikan H^T_{k-1} sebagai vektor baris, maka :

$$H^T_{k-1} = [y_{k-1} \ y_{k-2} \ \dots \ \dots \ y_{k-n}] \quad (13)$$

dan vektor ruang keadaan pada iterasi ke k adalah

$$x_k = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ \dots \\ a_n \end{pmatrix} \quad (14)$$

Dimana nilai x_k selalu diperbaharui menurut iterasi ke- k . Untuk membentuk kembali persamaan (12), maka nilai pengukuran $z_k = y_k$, sehingga

$$z_k = H^T_{k-1} x_k + v_k \quad (15)$$

dengan mengacu pada Kalman (1992) yang membahas aplikasi penyaring Kalman sebagai metode *predictor-corrector* pada sinyal non stasioner, maka terdapat beberapa tahap pemrograman yang harus dikerjakan. Tahap

pertama adalah menentukan nilai Kalman gain pada iterasi ke- k , K_k . Nilai ini didapat dari persamaan $H^T P_{k-1}$ di atas dan inialisasi parameter yang telah ditentukan.

$$K_k = P_{k-1} H_{k-1} [H_{k-1}^T P_{k-1} H_{k-1} + R]^{-1} \quad (16)$$

K_k = Kalman gain, P_{k-1} = ragam kesalahan sebelumnya, R = ragam gangguan pengukuran. Tahap kedua adalah menentukan koefisien

Kalman dengan menentukan vektor ruang keadaan x_k , dimana I = matriks identitas.

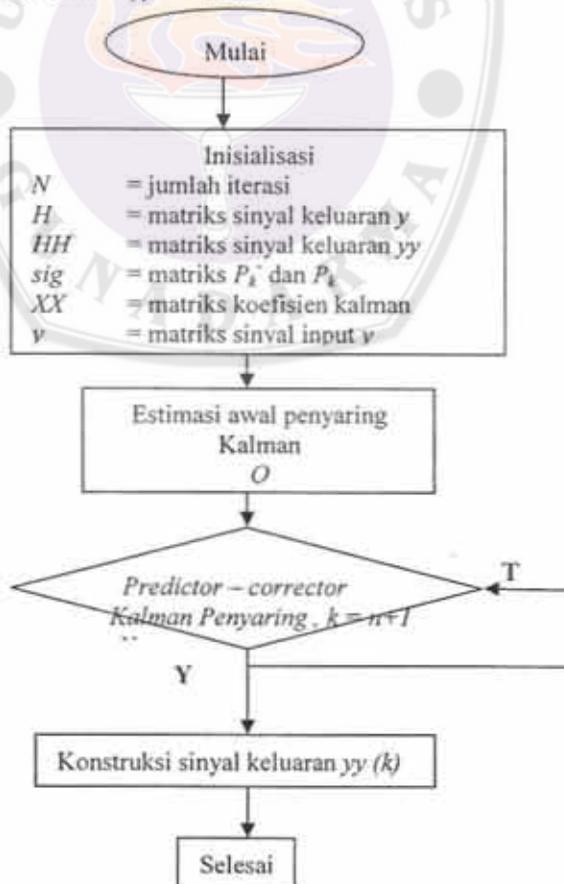
$$x_k = [I - K_k H^T] x_{k-1} + K_k z_k \quad (17)$$

Tahap ketiga adalah menentukan kovarians kesalahan nilai akhir P_k

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} H_{k-1} [H_{k-1}^T P_{k-1} H_{k-1} + R]^{-1} H_{k-1}^T P_{k-1} + Q \quad (18)$$

Ketiga tahap tersebut membentuk metode prediktor-korektor yang dipenuhi oleh penyaring Kalman. Dengan nilai prediksi awal yang telah ditentukan maka penyaring Kalman dapat mengestimasi koefisien Kalman yang membentuk Persamaan (12). Sinyal rekonstruksi yang terbentuk yy akan

membentuk nilai baru yang secara bertahap mempunyai nilai yang sama dengan sinyal asli y . Perhitungan penyaring Kalman pada pengolahan sinyal di atas dibentuk dalam diagram alir pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram alir proses estimasi penyaring Kalman

Tahapan yang dilakukan pada simulasi adalah sebagai berikut :

1. Simulasi pertama dilakukan untuk membuktikan bahwa penyaring Kalman dapat digunakan untuk mengestimasi koefisien Kalman pada orde 5 dengan melewati sinyal random yang dibangkitkan Matlab dalam suatu penyaring AR.
2. Simulasi kedua dilakukan untuk menguji persamaan AR orde 5, 6, dan 7 dalam memperoleh nilai koefisien yang sama .
3. Simulasi ketiga adalah menguji aplikasi penyaring Kalman dalam menentukan koefisien pada iterasi yang berbeda.
4. Simulasi keempat adalah mengaplikasikan penyaring Kalman pada sampel sinyal suara 'ca', 'p', dan 'e' yang direkam dari perangkat lunak *Text To Speech*, TTS Indo dalam

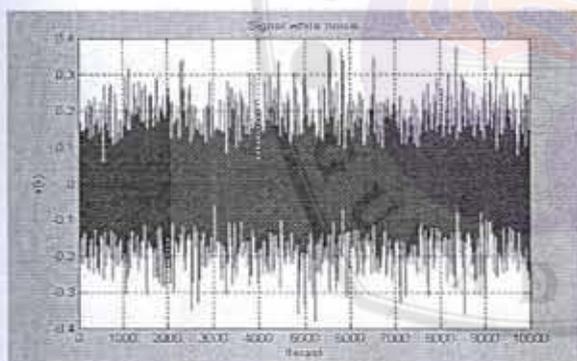
format file wav. Sinyal suara tersebut kemudian diestimasi oleh penyaring Kalman untuk mendapatkan nilai koefisien Kalman sehingga diperoleh kembali sinyal rekonstruksi yang sama dengan sinyal input. Sebelumnya dilakukan *tuning* parameter kovarian noise process P dan kovarian noise pengukuran R untuk mengetahui nilai yang tepat dalam rekonstruksi sinyal tersebut.

Aplikasi penyaring Kalman pada penentuan koefisien Kalman

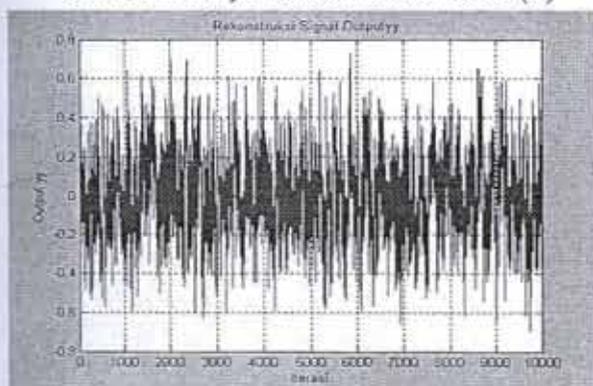
Koefisien Kalman orde 5

Pada tahap pertama ditentukan secara sembarang nilai koefisien Kalman yang diujikan pada suatu persamaan AR orde 5. Sinyal y_k yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 3.

$$y_k = 0,8y_{k-1} - 0,2y_{k-2} + 0,6y_{k-3} - 0,7y_{k-4} + 0,4y_{k-5} + v(k) \quad (19)$$



Gambar 2. Sinyal random white noise $v(k)$



Gambar 3. Sinyal $y(k)$.

Estimasi pertama menghasilkan koefisien Kalman yaitu -0.8. Pada estimasi pertama nilai koefisien mendekati nilai yang diinginkan mulai iterasi ke 1000-2000. Estimasi ke-2 dan ke-3 menghasilkan masing-masing koefisien 0.2 dan -0.6. Pada estimasi ini nilai koefisien mendekati nilai yang diinginkan mulai iterasi ke 1000 - 2000. Estimasi ke-4 dan ke-5 menghasilkan masing - masing koefisien 0.7 dan -0.4. Pada estimasi ini nilai koefisien juga mendekati nilai yang diinginkan mulai iterasi ke 1000 - 2000. Secara rinci, dibawah ini adalah tabel yang terdiri dari estimasi koefisien Kalman orde 5 mulai dari iterasi 1188 s/d 1193, dimana koefisien Kalman mulai mendekati nilai yang diinginkan.

Dari hasil simulasi diperoleh kembali 5 koefisien Kalman orde 5 untuk memperoleh kembali sinyal y_k , dengan hasil yang mendekati nilai yang diinginkan pada iterasi antara 1000 - 2000. Koefisien Kalman yang didapat digunakan untuk membentuk vektor ruang keadaan x_k .

Tabel 1.
Koefisien Kalman orde 5 mulai dari iterasi 1188 s/d 1193

Iterasi ke	1188	1189	1190	1191	1192	1193
Koef 1	-0.81981	-0.82077	-0.81942	-0.82009	-0.81664	-0.81707
Koef 2	0.20329	0.20226	0.20261	0.20024	0.19993	0.20268
Koef 3	-0.62222	-0.62204	-0.62095	-0.6228	-0.62163	-0.62114
Koef 4	0.73961	0.73848	0.73792	0.73522	0.73539	0.73689
Koef 5	-0.39072	-0.39175	-0.39024	-0.38989	-0.3875	-0.38705

Koefisien Kalman orde 6

Dengan cara yang sama pada orde 5, pada tahap kedua ini dilakukan pengujian

estimasi penyaring Kalman suatu persamaan AR dengan orde 6. Persamaan AR tersebut adalah:

$$y_k = 0,1y_{k-1} - 0,6y_{k-2} - 0,1 y_{k-3} - 0,5 y_{k-4} - 0,4 y_{k-5} - 0,6 y_{k-6} + v(k) \quad (20)$$

Estimasi ke 1 sampai dengan ke 6 menghasilkan masing-masing nilai koefisien ke 1 sampai dengan ke 6 seperti yang telah ditentukan sebelumnya dan mendekati nilai yang diinginkan mulai iterasi antara 600 – 800.

Secara rinci, Tabel 2 terdiri dari estimasi koefisien Kalman orde 6 mulai dari iterasi 611 s/d 616, dimana nilai koefisien Kalman mendekati nilai yang diinginkan.

Tabel 2.
Koefisien Kalman orde 6 mulai dari iterasi 611 s/d 616

Iterasi ke	611	612	613	614	615	616
Koef 1	-0.094096	-0.093705	-0.09542	-0.095491	-0.095451	-0.092205
Koef 2	0.55611	0.55882	0.55891	0.558	0.55693	0.55754
Koef 3	-0.089265	-0.090467	-0.089563	-0.089536	-0.096726	-0.095461
Koef 4	0.49806	0.49793	0.49747	0.49791	0.498	0.50146
Koef 5	-0.41814	-0.42017	-0.42054	-0.42077	-0.41673	-0.41627
Koef 6	0.54589	0.54631	0.54581	0.54571	0.54393	0.54065

Koefisien Kalman orde 7

Untuk menguji aplikasi penyaring Kalman pada orde yang lebih tinggi dilakukan pengujian

kembali dengan menentukan koefisien penyaring Kalman pada orde 7. Persamaan AR yang digunakan ditunjukkan Persamaan (21).

$$y_k = 0.7y_{k-1} - 0.3y_{k-2} + 0.6y_{k-3} - 0.8y_{k-4} + 0.5y_{k-5} - 0.5y_{k-6} + 0.4y_{k-7} + v(k) \quad (21)$$

Estimasi ke 1 sampai dengan ke 7 menghasilkan masing-masing nilai koefisien Kalman yang mencapai nilai yang diinginkan pada iterasi antara 2000 – 3000. Nilai lengkapnya dapat dilihat pada Tabel 3.

Dari ketiga tahapan simulasi yang sudah dilakukan, diketahui bahwa penyaring Kalman dapat diaplikasikan untuk menentukan koefisien Kalman pada berbagai variasi orde persamaan AR.

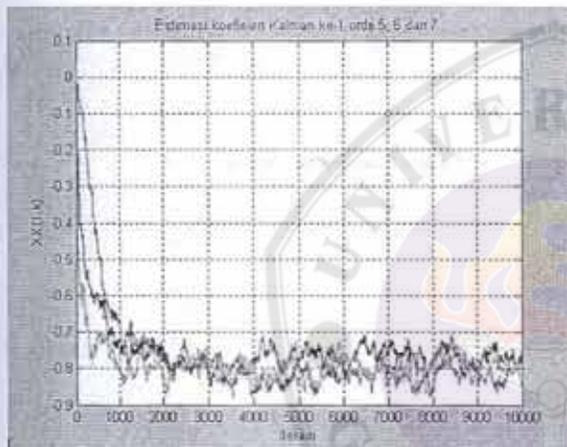
Pengujian penentuan orde persamaan AR

Simulasi kedua adalah menguji persamaan AR orde 5, 6, dan 7 dalam mencapai nilai koefisien yang sama untuk menentukan orde persamaan AR yang akan digunakan dalam penelitian ini. Pengujian pertama dilakukan untuk menentukan koefisien kalman ke-1 yang nilainya ditentukan secara sembarang yaitu -0,8. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa persamaan AR orde 5 lebih cepat mendekati nilai yang diinginkan yaitu -0,8 seperti yang

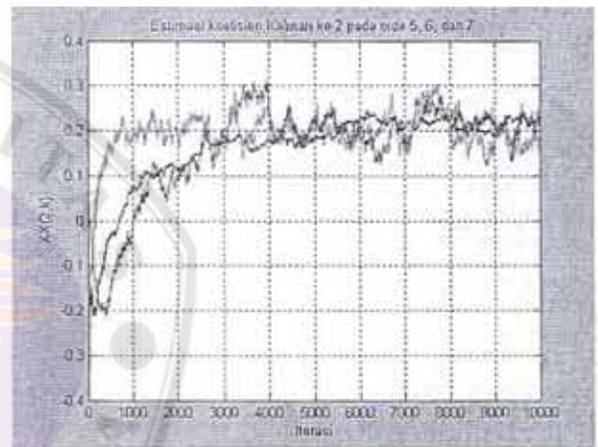
dapat dilihat pada Gambar 4. Warna hijau adalah orde 6 dan merah adalah orde 7. menunjukkan persamaan AR orde 5, biru

Tabel 3
Koefisien Kalman orde 6 mulai dari iterasi 2051 s/d 2056

Iterasi ke	2051	2052	2053	2054	2055	2056
Koef 1	-0.69136	-0.69197	-0.69081	-0.6805	-0.68171	-0.67957
Koef 2	0.27115	0.27176	0.27383	0.26847	0.27167	0.27217
Koef 3	-0.53858	-0.53956	-0.54214	-0.54293	-0.54422	-0.54765
Koef 4	0.79176	0.78979	0.79405	0.79264	0.79221	0.79232
Koef 5	-0.4888	-0.48907	-0.48252	-0.48267	-0.48345	-0.48161
Koef 6	0.4746	0.47631	0.47692	0.46735	0.46759	0.46815
Koef 7	-0.35541	-0.354	-0.36051	-0.35761	-0.36014	-0.35923



Gambar 4. Estimasi koefisien Kalman ke-1 pada orde 5, 6, dan 7

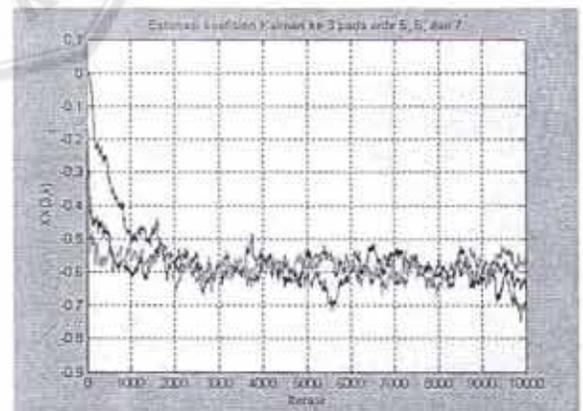


Gambar 5. Estimasi koefisien Kalman ke-2 pada orde 5, 6, dan 7

Pengujian kedua dilakukan untuk menentukan koefisien kalman ke-2 yang nilainya ditentukan secara sembarang yaitu 0,2. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa persamaan AR orde 5 lebih cepat mendekati nilai yang diinginkan yaitu 0,2., seperti yang dapat dilihat pada Gambar 5.

Pengujian ketiga dilakukan untuk menentukan koefisien kalman ke-3 yang nilainya ditentukan secara sembarang yaitu -0,6. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa persamaan AR orde 5 lebih cepat mendekati nilai yang diinginkan yaitu -0,6 (Gambar 6).

Dari ke-3 pengujian di atas maka untuk simulasi penyaring Kalman pada penelitian ini akan digunakan persamaan AR orde 5.



Gambar 6. Estimasi koefisien Kalman ke-3 pada orde 5, 6, dan 7

Aplikasi penyaring Kalman pada penentuan koefisien Kalman orde 5 pada 7 iterasi

Pada penelitian pendahuluan ditemukan bahwapenyaring Kalman dapat teruji dengan

baik dalam mengestimasi koefisien Kalman pada berbagai orde dengan kecepatan yang lebih baik pada persamaan orde 5. Kali ini penyaring Kalman diujicoba kembali untuk menentukan koefisien pada iterasi yang berbeda pada suatu sinyal. Dari hasil ini didapatkan suatu kesimpulan bahwa penyaring Kalman dapat diaplikasikan pada sinyal suara yang fungsinya berubah terhadap waktu.

Lima kelompok penyaring Kalman orde 5 ditentukan nilainya masing – masing secara

sembarang. Iterasi 1-2000 menggunakan Persamaan (22), iterasi 2001-4000 menggunakan Persamaan (23), iterasi 4001-6000 menggunakan Persamaan (24), iterasi 6001-8000 menggunakan Persamaan (25), iterasi 8001-10000 menggunakan Persamaan (26), iterasi 10001-12000 menggunakan Persamaan (27), dan iterasi 12001-14000 menggunakan Persamaan (28). Tabel 4. di bawah ini terdiri dari rincian koefisien Kalman yang digunakan untuk 7 iterasi.

$$y_k = 0,6y_{k-1} - 0,2y_{k-2} + 0,6y_{k-3} - 0,5y_{k-4} + 0,5y_{k-5} + v(k) \tag{22}$$

$$y_k = 0,4y_{k-1} - 0,5y_{k-2} + 0,2y_{k-3} - 0,7y_{k-4} - 0,1y_{k-5} + v(k) \tag{23}$$

$$y_k = 0,3y_{k-1} - 0,8y_{k-2} + 0,5y_{k-3} - 0,3y_{k-4} - 0,4y_{k-5} + v(k) \tag{24}$$

$$y_k = 0,4y_{k-1} - 0,5y_{k-2} + 0,2y_{k-3} - 0,6y_{k-4} + 0,1y_{k-5} + v(k) \tag{25}$$

$$y_k = 0,4y_{k-1} - 0,6y_{k-2} + 0,1y_{k-3} - 0,3y_{k-4} + 0,4y_{k-5} + v(k) \tag{26}$$

$$y_k = 0,3y_{k-1} - 0,8y_{k-2} + 0,4y_{k-3} - 0,3y_{k-4} + 0,4y_{k-5} + v(k) \tag{27}$$

$$y_k = 0,2y_{k-1} - 0,7y_{k-2} + 0,3y_{k-3} - 0,2y_{k-4} + 0,4y_{k-5} + v(k) \tag{28}$$

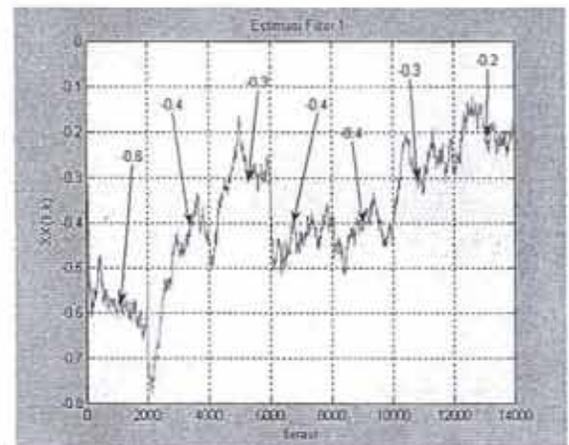
Tabel 4
Rincian koefisien Kalman yang digunakan untuk 7 iterasi.

	Koef 1	Koef 2	Koef 3	Koef 4	Koef 5
Iterasi 1-2000	-0,6	0,2	-0,6	0,5	-0,5
Iterasi 2001-4000	-0,4	0,5	-0,2	0,7	0,1
Iterasi 4001-6000	-0,3	0,8	-0,5	0,3	-0,4
Iterasi 6001-8000	-0,4	0,5	-0,2	0,6	0,1
Iterasi 8001-10000	-0,4	0,6	-0,1	0,3	-0,4
Iterasi 10001-12000	-0,3	0,8	-0,4	0,3	-0,4
Iterasi 12001-14000	-0,2	0,7	-0,3	0,2	-0,4

Hasil yang didapat menunjukkan bahwa kelima koefisien Kalman pada masing-masing iterasi diperoleh kembali seperti yang ditunjukkan Gambar 7 sampai 11, sehingga penyaring Kalman dapat diaplikasikan pada sinyal suara yang mempunyai fungsi yang berubah terhadap waktu.

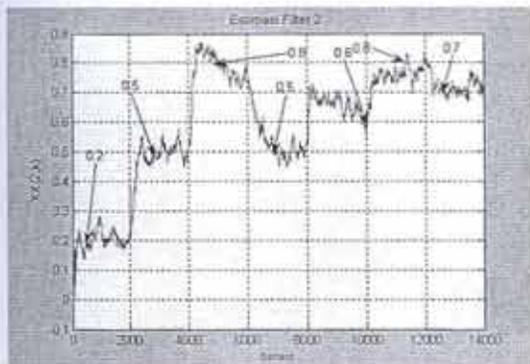
Aplikasi penyaring Kalman pada sinyal suara

Pada simulasi ini digunakan tiga (3) sampel sinyal suara 'ca', 'p' dan 'e'. Ketiga sinyal ini menggunakan inisialisasi penyaring Kalman orde 5 dan variasi nilai Q pada R yang berbeda yang ditentukan secara sembarang untuk

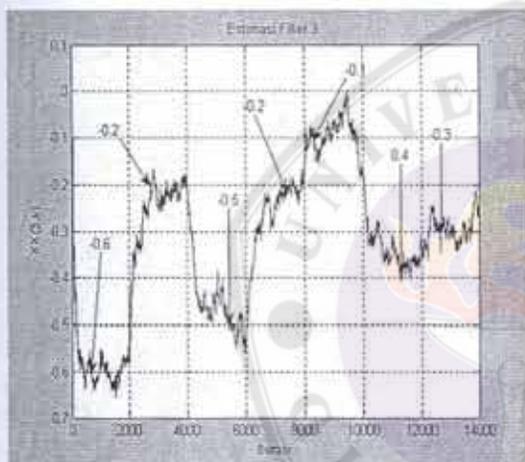


Gambar 7. Estimasi koefisien Kalman ke -1

mengetahui hubungan antara hasil rekonstruksi sinyal suara terhadap nilai Q dan R.



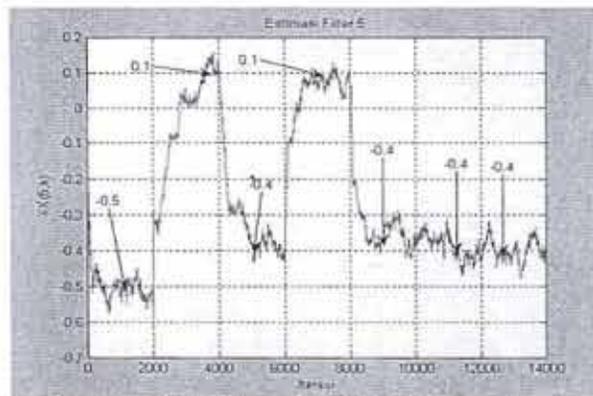
Gambar 8. Estimasi koefisien Kalman ke -2



Gambar 9. Estimasi koefisien Kalman ke -3

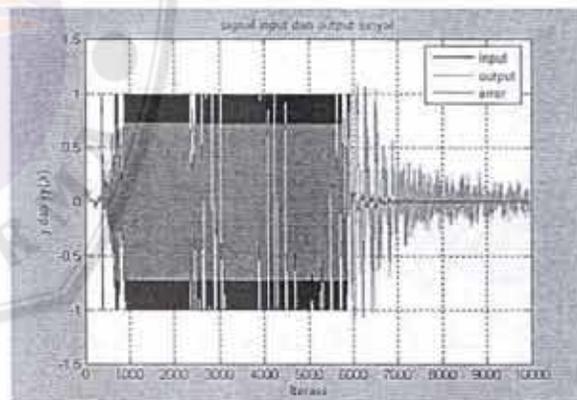


Gambar 10. Estimasi koefisien Kalman ke -4



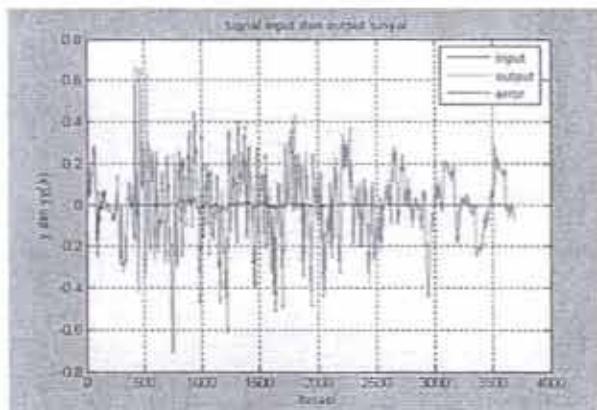
Gambar 11. Estimasi koefisien Kalman ke -5

Pada sinyal suara 'ca,' dengan inialisasi kovarian noise proses Q, dan kovarian noise pengukuran R masing-masing adalah $Q = 0.01$ dan $R = 0.0001$, diperoleh kembali sinyal rekonstruksi q, seperti yang ditunjukkan Gambar 12. Dari selisih nilai antara sinyal output dan sinyal input yang ditandai dengan garis merah terdapat degradasi pada sinyal awal rekonstruksi.



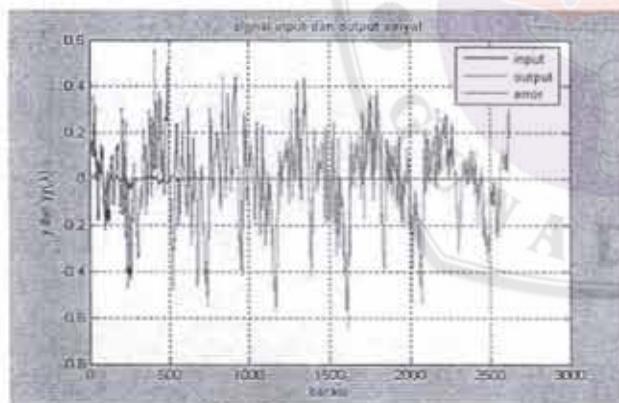
Gambar 12. Sinyal input dan output 'Ca' pada $Q = 0.1$ dan $R = 0,00001$

Pada sinyal suara 'p,' dengan inialisasi kovarian noise proses Q, dan kovarian noise pengukuran R masing-masing $Q = 0,1$ dan $R = 0,0001$, diperoleh kembali sinyal rekonstruksi p (Gambar 13). Dari selisih nilai antara sinyal output dan sinyal input yang ditandai dengan garis merah terdapat degradasi pada sinyal awal rekonstruksi.



Gambar 13. Sinyal Input dan Output sinyal p pada $Q = 0,1$ dan $R = 0,0001$

Pada sinyal suara 'e,' dengan inisialisasi kovarian noise proses Q , dan kovarian noise proses pengukuran R masing-masing adalah $Q = 0,1$ dan $R = 0,01$, diperoleh kembali sinyal rekonstruksi e. Dari selisih nilai antara sinyal output dan sinyal input yang ditandai dengan garis merah terdapat degradasi pada kondisi awal sinyal rekonstruksi (Gambar 14).

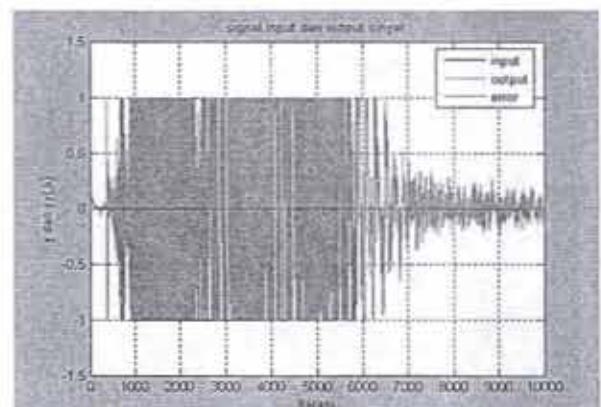


Gambar 14. Sinyal Input dan Output sinyal e pada $Q = 0.1$ dan $R = 0.001$

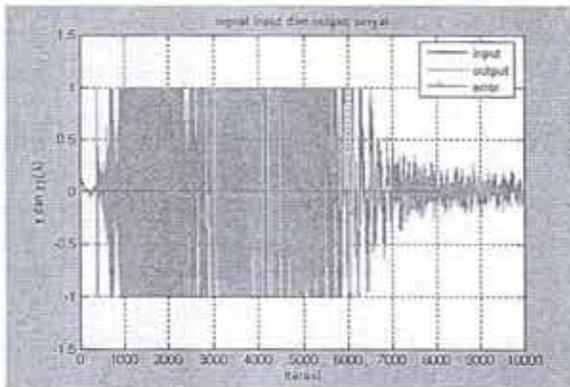
Dengan adanya ketiga kasus di atas didapatkan bahwa terjadi degradasi sinyal rekonstruksi dengan menurunnya respon sinyal untuk menyamai sinyal suara yang asli. Nilai parameter awal kovarian kesalahan proses, Q dan kovarian kesalahan pengukuran, R merupakan salah satu parameter karakteristik yang membentuk estimasi penyaring Kalman, sehingga inisialisasi kedua parameter tersebut akan mempengaruhi kecepatan respon penyaring Kalman dalam mengestimasi sinyal

rekonstruksi. Dengan dasar tersebut dilakukan kembali inisialisasi parameter untuk ketiga sinyal suara dengan tuning pada nilai yang berbeda dari sebelumnya.

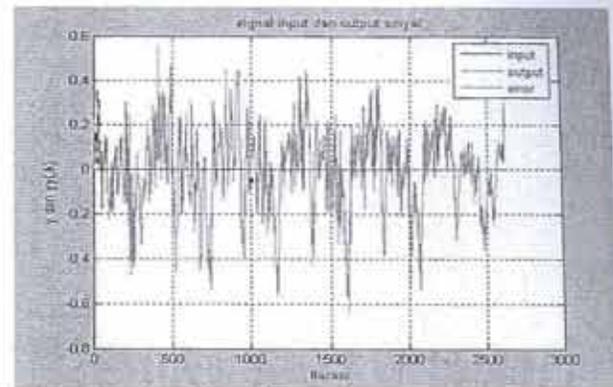
Hasil yang didapat menunjukkan adanya peningkatan kecepatan respon sinyal rekonstruksi seperti yang terlihat pada Gambar 15-20. Tuning pertama dilakukan pada sinyal 'Ca' dengan tuning parameter pada nilai Q yang tetap yaitu $= 0,1$ dan $R = 0,001$ yang menghasilkan sinyal rekonstruksi dengan peningkatan kecepatan respon, seperti pada Gambar 15. Tuning kedua pada sinyal q dilakukan dengan tuning parameter $Q = 0,001$ dan nilai $R = 0,00001$ yang menghasilkan sinyal rekonstruksi dengan peningkatan kecepatan respon, seperti pada Gambar 16. Tuning pada sinyal p dilakukan dengan tuning parameter $Q = 0,1$ dan $R = 0,001$ yang menghasilkan sinyal rekonstruksi dengan peningkatan respon rekonstruksi, seperti pada Gambar 17. Tuning kedua pada sinyal p dilakukan dengan tuning parameter $Q = 0,00001$ dan $R = 0,0001$ yang menghasilkan sinyal rekonstruksi dengan peningkatan kecepatan respon, seperti pada Gambar 18. Tuning ke-3 dilakukan pada sinyal e dengan tuning parameter $Q = 0,1$ dan $R = 0,001$ yang menghasilkan sinyal rekonstruksi dengan peningkatan kecepatan respon, seperti pada Gambar 19. Tuning kedua pada sinyal q dilakukan dengan tuning parameter $Q = 0,0001$ dan $R = 0,001$ yang menghasilkan sinyal rekonstruksi dengan peningkatan kecepatan respon, seperti pada Gambar 20



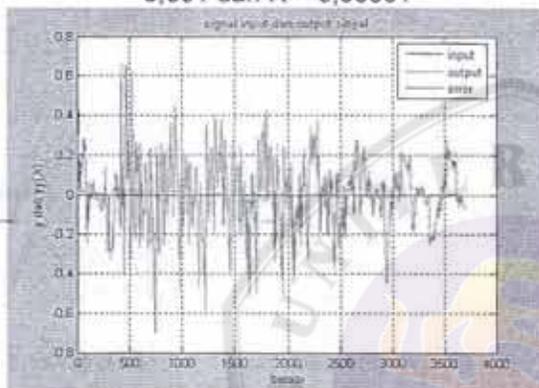
Gambar 15. Sinyal input dan output 'ca' pada $Q = 0,1$ dan $R = 0,001$



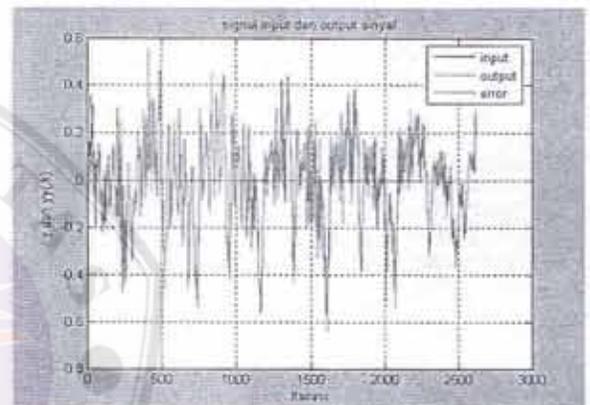
Gambar 16. Sinyal input dan output 'ca' pada $Q = 0,001$ dan $R = 0,00001$



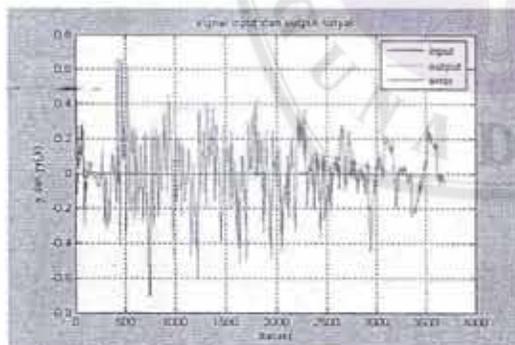
Gambar 19. Sinyal input dan output 'e' pada $Q = 0,1$ dan $R = 0,1$



Gambar 17. Sinyal input dan output 'p' pada $Q = 0,1$ dan $R = 0,1$



Gambar 20. Sinyal input dan output 'e' pada $Q = 0,00001$ dan $R = 0,001$



Gambar 18. Sinyal input dan output 'p' pada $Q = 0,00001$ dan $R = 0,0001$

Dari ketiga pengamatan di atas diketahui bahwa proses tuning parameter Q dan R mempunyai pengaruh dalam kecepatan proses rekonstruksi sinyal yang diinginkan. Karakteristik tuning Q dan R juga tergantung dari karakteristik setiap jenis sinyal suara.

Kesimpulan

Pada penelitian ini telah dilakukan aplikasi pengolahan sinyal suara menggunakan penyaring Kalman dengan beberapa tahap pengujian. Pengujian tahap pertama berhasil mengestimasi koefisien Kalman orde 5,6, dan 7. Dari pengujian tersebut penyaring Kalman dapat digunakan untuk mengestimasi koefisien dengan berbagai variasi orde. Pengujian kedua, penyaring Kalman dapat digunakan untuk mengestimasi koefisien Kalman orde 5 dengan 7 iterasi yang berbeda. Hal ini menjelaskan penyaring Kalman dapat digunakan pada bentuk sinyal yang berubah terhadap waktu, salah satu contohnya adalah sinyal suara. Pada pengujian terakhir penyaring Kalman langsung diaplikasikan dalam membuat sinyal rekonstruksi yang mempunyai sinyal keluaran yang sama dengan sinyal aslinya. Pada tahap

ini proses kecepatan respon rekonstruksi sinyal ditentukan oleh 2 parameter inialisasi kovarian kesalahan proses Q dan kovarian kesalahan pengukuran R. Kecepatan respon yang diinginkan dapat diperoleh dengan melakukan tuning parameter Q dan R. Nilai Q dan R yang sesuai tergantung dari karakteristik masing masing sinyal suara.

Saran

Penelitian ini masih dibatasi dengan nilai kovarian kesalahan proses Q dan R yang konstan. Pada prakteknya nilai Q dan R selalu berubah setiap kali pengukuran. Oleh karena itu diperlukan penelitian lebih lanjut mengenai karakteristik sinyal suara dan noise, dalam hal ini adalah sinyal gaussian white noise. Sinyal suara yang diujikan dapat digantikan dengan sinyal suara yang membentuk kalimat untuk membuat penelitian lebih lanjut mengenai karakteristik sinyal suara. Pengembangan lebih lanjut tentang penyaring Kalman dapat diaplikasikan pada bidang pengolahan sinyal suara untuk sintesis perkataan dengan menghitung joint cost antara gabungan fonem yang berbeda dengan estimasi penyaring Kalman pada setiap unit fonem dan menghitung nilai kesalahan terkecil untuk menggabungkan sebuah unit bunyi.

DAFTAR PUSTAKA

Anonim.

[Http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/kalman_penyearing/kalman-1.html#pgfid-11839](http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/kalman_penyearing/kalman-1.html#pgfid-11839)

Bc.Jan Kybic, *Kalman Filtering and Speech Enhancement*, Ecole Polytechnique Federale De Laussane, 1998

Ghannot, Sharron.David Burshtein,Ehud Weinstein, *Iterative and sequential Kalman Penyaring-Based Speech Enhancement Algorithms*, IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol 6, No.4, July, 1998.

Kalman Filtering 2nd, John Wiley and Sons, Inc., 1992.

KK Paliwal, *A Linear Phase FIR Penyaring Design For Speech Enhancement*, in: IT Young et.al, North England ,Sept 1986.

KK Paliwal, Anjan Basu, *A Speech Enhancement Method Based On Kalman Filtering*, Computer System and Communication Group, Tata Institute of Fundamental Research, Homi Bhaba Road, Bombay, India

M.S. Grewal, A.P Andrews, *Kalman Filtering Theory and Practice Using Matlab 2nd edition*, John Wiley & Sons, Canada, 2001, pp 15-17

Maybeck, S Peter, *Stochastic Models, Estimation, and Control Volume 1*, Academic Press, NewYork, 1979.

Yong How Tong, *Pemrosesan perkataan Using Kalman Filtering*, Electrical Engineering Thesis, department of Electrical Engineering University of Queensland, 2001