

# Estimasi Variabel Dinamik Kapal Menggunakan Metode Kalman Filter

Nathanael Leon Gozali<sup>1)</sup>, Aulia Siti Aisjah<sup>1)</sup>, dan Erna Apriliani<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Jurusan Teknik Fisika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

<sup>2)</sup>Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: auliasa@ep.its.ac.id, april@matematika.its.ac.id

**Abstrak**—Sebuah sistem pengendalian kapal dituntut untuk memiliki akurasi yang tinggi. Hal ini dituntut dengan adanya sistem pengendalian otomatis yang dibuat dengan menjadikan *feedback* dari alat ukur sebagai nilai yang mempengaruhi pengendali. Dengan alat ukur yang memiliki *noise* dan sistem yang memiliki *noise* sehingga tidak sesuai dengan perancangan sistem tersebut menjadi penyebab ketidaktepatan dalam pengendalian kapal. Meskipun *noise* bernilai kecil namun dalam waktu yang lama dan terus menerus terakumulasi sehingga pengendalian tidak berjalan dengan baik. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang sebuah estimator Kalman Filter pada kondisi *noise* dari alat ukur, *noise* dari sistem kapal dan ketidaktepatan dalam pemodelan. Metode Kalman Filter yang digunakan adalah metode Kalman Filter diskrit linier karena model dinamika kapal telah dilinierisasi dan didiskritisasi terlebih dahulu. Variabel dinamik kapal yang diestimasi untuk keperluan steering adalah dinamika sway-yaw dengan variabel kecepatan sudut, posisi sudut dan kecepatan arah sway. Perancangan sistem berdasarkan spesifikasi kapal perang kelas SIGMA Extended. Berdasarkan hasil simulasi, estimator yang dirancang mampu memberikan nilai estimasi pada ketiga variabel dinamika kapal dengan persentase integral absolute error dari sistem dengan *noise* sistem dan *noise* pengukuran sebesar 0,41% untuk variabel yaw, 4,30% untuk yaw-rate dan 6,78% untuk sway-rate.

**Kata Kunci**—Kalman Filter, sistem pengendalian, *noise*, Christensen dan Blanke, Kapal Perang Kelas SIGMA Extended.

## I. PENDAHULUAN

SEBUAH kapal laut dalam melakukan pelayarannya membutuhkan suatu sistem pengendali gerak. Pengendalian ini digunakan untuk menjaga suatu kapal dalam lintasan tertentu. Dalam waktu 30 tahun terakhir ini terdapat suatu peningkatan dari permintaan terhadap akurasi dan keandalan yang lebih baik dari suatu sistem pengendali gerak. Pada kapal laut modern biasanya dilengkapi dengan sistem pengendali gerak yang baik. Sistem pengendali gerak tersebut memiliki tugas yang berbeda berdasarkan dari operasi yang dilakukan. Beberapa variabel yang dikendalikan meliputi posisi, kecepatan dan arah gerak kapal [1].

Dalam pelayaran dan pengendalian kapal terdapat banyak kesulitan yang perlu diatasi sebelum kapal dapat dikendalikan sesuai keinginan, yaitu *noise*. *Noise* tersebut dapat berupa *noise* internal dan eksternal. *Noise* alat ukur misalnya berasal dari interaksi kompas dengan medan magnet yang dihasilkan oleh motor. Sementara *noise* sistem dihasilkan dari arus dan gelombang laut, cuaca, angin yang mengganggu posisi kapal. *Noise-noise* tersebut dapat menyebabkan tidak terkendalinya kapal dengan tepat khususnya pada waktu cuaca laut yang

ekstrem [2]. Dengan adanya *noise* tersebut maka perlu dilakukan suatu tindakan untuk membuang *noise* tersebut. Hal paling sederhana dalam melakukan mengurangi *noise* tersebut adalah mengambil rata-rata dari beberapa sampel konsekuen, namun pendekatan sederhana tersebut tidak bekerja untuk sebagian besar masalah di kehidupan nyata. Maka diperlukan suatu pendekatan yang lebih canggih.

Untuk mengatasi *noise* dalam pelayaran suatu kapal dapat diatasi dengan sistem pengendalian yang dilengkapi dengan suatu estimator. Estimator digunakan untuk memberikan prediksi terhadap variabel-variabel pada kapal akibat *noise* yang terjadi. Prediksi tersebut dapat menjadi suatu acuan dalam sistem pengendalian modern sebagai masukkan dari sebuah pengendali. Salah satu algoritma untuk melakukan estimasi pada suatu sistem keadaan dari model dinamik diperkenalkan oleh [3]. Algoritma ini disebut sebagai filter kalman, yaitu suatu algoritma yang dapat diimplementasikan pada suatu model dinamik linier. Dengan menggunakan Filter Kalman dapat dilakukan estimasi terhadap variabel posisi dan kecepatan kapal sebagai variabel yang dapat dijadikan acuan terhadap keterkendalian kapal. Keunggulan Filter Kalman adalah kemampuan mengestimasi suatu keadaan berdasarkan data yang minim [4].

Dengan adanya suatu estimasi terhadap variabel dinamik dari kapal dapat dilakukan pengendalian yang lebih baik sehingga kapal dapat melakukan fungsinya dengan lebih baik dalam menghindari permasalahan umum berupa *noise* yang tidak dapat dihindari.

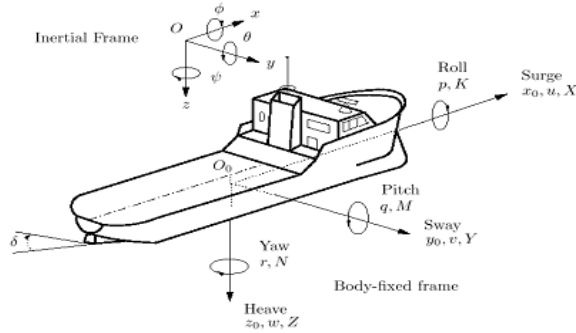
## II. DASAR TEORI

### A. Model Dinamika Kapal

Model dinamik kapal merupakan suatu hasil dari ilmu statika dan dinamika. Dimana statika digunakan saat kapal mempertahankan posisinya dan bergerak dengan kecepatan konstan dan dinamika saat kapal melakukan akselerasi. Model matematika ini diawali dengan penemuan Archimedes terhadap gerakan hidrostatis yang menjadi dasar statika pada suatu kendaraan laut. Secara dinamika dirumuskan oleh Newton mengenai dinamika gerak yang terbagi menjadi kinematika dan kinetika. Pada model dinamik kapal dirumuskan sebagai suatu rigid body dengan 6 derajat kebebasan. Derajat kebebasan kapal ini terdiri dari 3 derajat kebebasan terhadap sumbu x,y,z dan 3 derajat kebebasan lainnya mengacu kepada arah rotasi dan orientasi dari kapal. Keenam derajat kebebasan dari kapal laut biasa disebut sebagai : *Surge*, *Sway*, *Heave*, *Roll*, *Pitch*, *Yaw*. Derajat kebebasan ini juga biasa disebut sebagai komponen gerak. Komponen gerak dari kapal dengan 6 komponen gerak dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1.  
Derajat Kebebasan Kapal [5]

DOF	Gerakan	Gaya dan Momen	Kecepatan linear dan Anguler	Posisi dan Sudut Euler
1	Gerak arah-x (surge)	X	U	X
2	Gerak arah-y (sway)	Y	V	Y
3	Gerak arah-z (heave)	Z	W	Z
4	Rotasi sumbu-x (roll)	K	P	$\Phi$
5	Rotasi sumbu-y (pitch)	M	Q	$\Theta$
6	Rotasi sumbu-z (yaw)	N	r	$\Psi$



Gambar.1. Notasi dan gerakan standart pada kapal

Model dinamika kapal didapatkan dari pendekatan yang dilakukan oleh Christensen dan Blanke adalah persamaan berikut:<sup>[6]</sup>

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{r} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ r \\ \psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ 0 \end{bmatrix} \delta \quad (1)$$

**B. Algoritma Kalman Filter**

Kalman Filter adalah suatu metode yang membantu dalam melakukan estimasi terhadap suatu keadaan dari suatu hasil pengukuran yang terdapat *noise*.<sup>[7]</sup> Langkah dalam algoritma Kalman Filter dimulai dari tahap prediksi dan dilanjutkan dengan tahap koreksi. Tahap prediksi adalah suatu tahapan untuk mengubah suatu keadaan menjadi keadaan berikutnya dengan mengabaikan *error* yang ada. Algoritma Kalman Filter dimulai dengan pemodelan dinamika kapal :

$$\begin{aligned} x_k &= Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} & (2) \\ z_k &= Hx_k + v_k & (3) \end{aligned}$$

Dilanjutkan dengan tahap prediksi. Pada tahap ini dilakukan prediksi terhadap variabel dinamik kapal dengan pendekatan terhadap model dinamika kapal:

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^- &= A\hat{x}_{k-1} + Bu_k & (4) \\ P_k^- &= AP_{k-1}A^T + Q & (5) \end{aligned}$$

Tahap selanjutnya dilakukan koreksi terhadap prediksi yang telah dilakukan dengan nilai keluaran dari model sistem pengukuran:

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} & (6) \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) & (7) \\ P_k &= (I - K_k H)P_k^- & (8) \end{aligned}$$

**III. METODE PENELITIAN**

Berikut ini adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini :

**A. Pemodelan Dinamika Kapal**

Model dinamika kapal didapatkan dari pendekatan yang dilakukan oleh Christensen dan Blanke, berikut ini persamaan ruang keadaan dari kapal perang kelas SIGMA Extended:

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{r} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,315 & -0,563 & 0 \\ -2,905 & -1,835 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ r \\ \psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,6 \\ -5,345 \\ 0 \end{bmatrix} \delta$$

Untuk diterapkan pada metode Kalman Filter, persamaan di atas perlu dilakukan proses diskritisasi. Sehingga persamaan di atas menjadi persamaan :

$$\begin{bmatrix} v \\ r \\ \psi \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 0,997 & -0,004 & 0 \\ -0,025 & 0,984 & 0 \\ 0 & 0,0087 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ r \\ \psi \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} 5,236 \times 10^{-3} \\ -0,047 \\ 0 \end{bmatrix} \delta + w_k$$

Dengan model sistem pengukuran sebagai berikut :

$$z_k = [0 \quad 0 \quad 1] \begin{bmatrix} v \\ r \\ \psi \end{bmatrix}_k + v_k$$

Parameter w dan v merupakan *noise* pada model sistem dan model pengukuran sistem :

$$w_k \sim N(0, Q); v_k \sim N(0, R)$$

**B. Pemodelan Estimator**

Pemodelan dapat dimulai dengan melakukan inisialisasi pada masukkan estimator berupa kovariansi awal dan nilai estimasi mula-mula.<sup>[8]</sup>

$$\begin{aligned} P_0 &= P_{x0} \\ \hat{x}_0 &= x_0 \end{aligned}$$

Dilanjutkan dengan melakukan pemodelan tahap prediksi yang berasal dari hasil linierisasi dari model dinamika kapal:

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^- &= \hat{x}_{k-1} + \bar{b}u_k \\ P_k^- &= \bar{A}P_{k-1}\bar{A}^T + Q \end{aligned}$$

Hasil tahap prediksi perlu dibandingkan dengan hasil sistem pengukuran agar menjadi suatu nilai residu pengukuran yang merupakan koreksi dari nilai terprediksi. Persamaan koreksi telah ditulis dalam persamaan (6), (7) dan (8). Nilai P dapat diberikan nilai yang kecil jika estimasi awal yang diberikan dipercaya, namun jika estimasi awal tidak pasti maka diberikan kovariansi yang besar. Nilai Q dan R ditentukan dari membandingkan nilai *noise* yang pantas untuk keluaran dari model dinamika sebesar  $10^{-6}$ .

**IV. ANALISA DATA DAN PEMBAHASAN**

**A. Kondisi I**

Pada pengujian ini diberikan suatu simulasi dari dinamika *sway-yaw* kapal tanpa ada *noise* pengukuran dan *noise* pada sistem dengan sudut *rudder* 2 derajat sebagai masukkan dari model kapal dan pemodelan estimator. Dengan demikian diperoleh grafik dari posisi sudut, *sway-rate* dan *yaw-rate* hasil estimasi, pengukuran dan aktual membentuk grafik yang sama. Kondisi I disimulasikan untuk memberikan gambaran dari respon sistem dan parameter yang sama akan digunakan

pada kondisi berikutnya dengan beberapa penggantian parameter tertentu.

**B. Kondisi II**

Kondisi II dimuati *noise* pengukuran dengan  $R = 10^{-6}$ . Dengan adanya *noise* pengukuran mengakibatkan terjadinya simpangan pada grafik estimasi dan grafik pengukuran terhadap nilai aktual pada ketiga variabel.

Pada kondisi 2 dapat terlihat adanya osilasi di awal estimasi pada gambar 3. Dengan adanya *noise* pada sistem pengukuran dari model Kalman Filter tetap dapat melakukan estimasi seperti terlihat pada gambar. Hal ini terjadi pula pada variabel  $v$  dan  $\psi$ .

**C. Kondisi III**

Dimuati *noise* alat ukur dan juga *noise* sistem. Dengan adanya *noise* pada sistem mengakibatkan grafik lebih banyak mengalami osilasi karena *noise* sistem menyebabkan perubahan nilai aktual bukan hanya nilai yang terukur. Pada kondisi 3 dimuati *noise* sistem yang sama besarnya dengan *noise* pengukuran  $Q = R = 10^{-6}$ . Meskipun dimuati *noise* pada sistem dan pengukuran Kalman Filter tetap dapat melakukan estimasi meskipun waktu osilasi lebih panjang sampai mendapatkan estimasi yang baik.

**D. Kondisi IV**

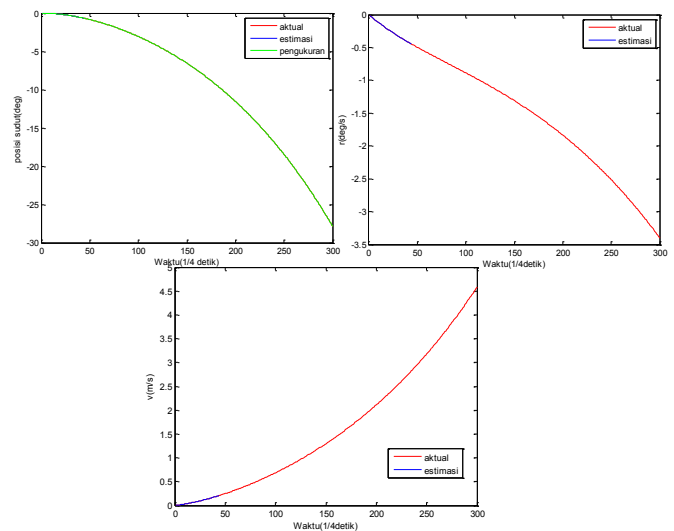
Kondisi IV dimuati *noise* pengukuran dengan  $R = 10^{-6}$  disertai dengan inialisasi estimasi awal yang tidak tepat sebesar  $[0,05 \ 0,05 \ 0,05]^T$ . Meskipun dimuati *noise* pengukuran disertai inialisasi yang tidak tepat Kalman Filter tetap mampu memberikan estimasi meskipun disertai dengan osilasi yang besar pada waktu awal yang disebabkan oleh adanya inialisasi yang lebih tinggi dibanding dengan nilai aktual. Meskipun demikian hasil estimasi menjadi konvergen seiring dengan perubahan nilai *Kalman Gain*.

**E. Kondisi V**

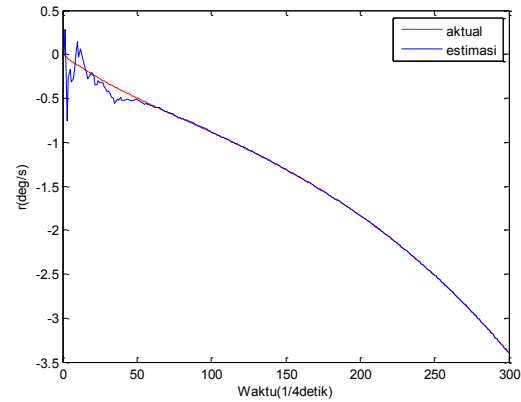
Kondisi V dimuati *noise* pengukuran, *noise* sistem dengan  $Q = R = 10^{-6}$  disertai dengan inialisasi estimasi awal yang tidak tepat sebesar  $[0,05 \ 0,05 \ 0,05]^T$ . Hasil dari estimasi yang diperoleh adalah adanya osilasi yang besar pada awal estimasi yang lebih besar dibandingkan dengan kondisi IV. Hal ini disebabkan karena adanya perubahan pada nilai aktual yang menyebabkan perubahan nilai terukur yang menjadi faktor koreksi pada saat Kalman Filter melakukan *measurement update*. Dengan adanya perubahan ini Kalman Filter tidak dapat mengikuti dengan baik pada awal estimasi sehingga terjadi osilasi besar akibat kesalahan inialisasi ditambah dengan faktor *noise* dari sistem.

**F. Kondisi VI**

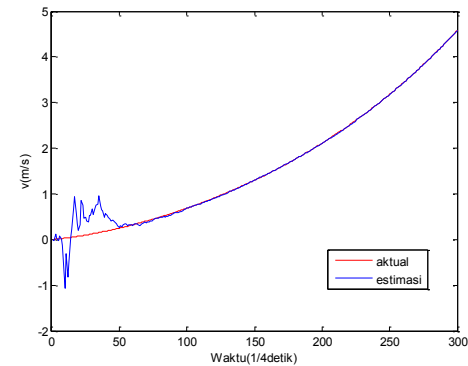
Kondisi VI dimuati *noise* pengukuran, *noise* sistem dengan  $Q = R = 10^{-6}$  dan diasumsikan suatu pemodelan sistem yang tidak sama dengan sistem aslinya dengan parameter  $A + \Delta A$  dan  $b + \Delta b$  dengan perbedaan yang kecil. Dengan adanya model yang tidak sesuai Kalman Filter tetap dapat melakukan estimasi yang baik pada variabel  $\psi$  namun tidak pada variabel  $v$  dan  $r$ . Hal ini disebabkan variabel  $v$  dan  $r$  tidak mendapatkan nilai koreksi dari alat ukur karena pada model telah diasumsikan bahwa hanya variabel  $\psi$  yang terukur oleh alat ukur.



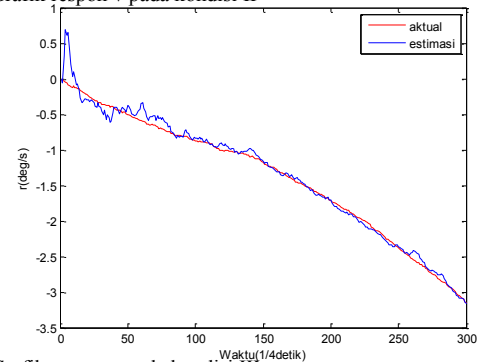
Gambar.2. Grafik respon  $\psi, v$  dan  $r$  pada kondisi I



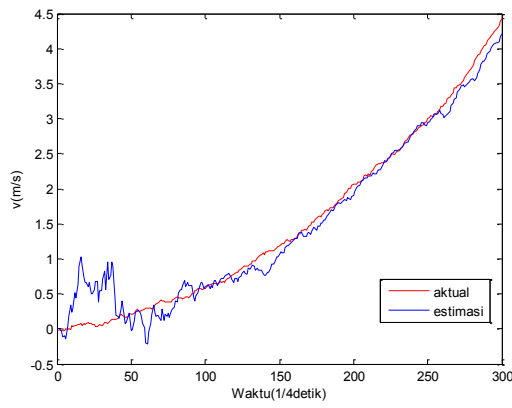
Gambar.3. Grafik respon  $r$  pada kondisi II



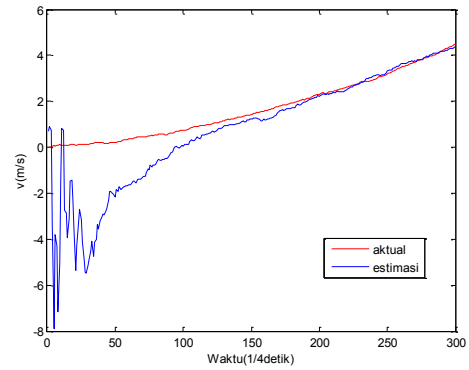
Gambar.4. Grafik respon  $v$  pada kondisi II



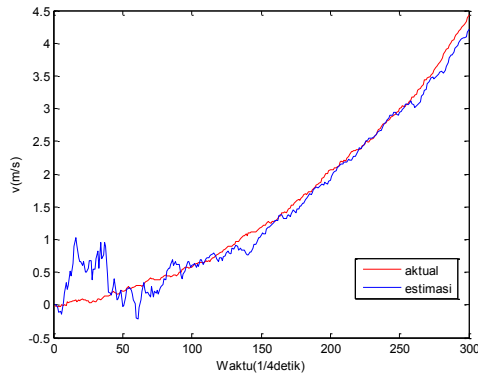
Gambar.5. Grafik respon  $r$  pada kondisi III



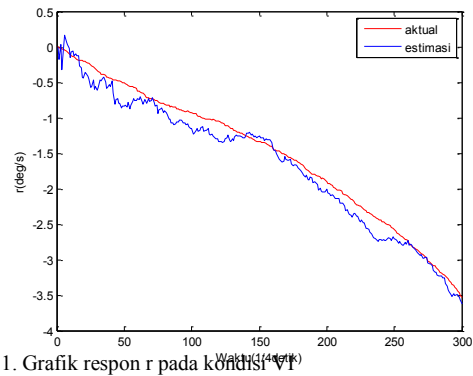
Gambar.6. Grafik respon v pada kondisi III



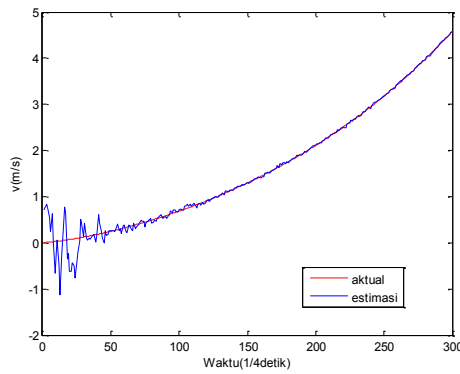
Gambar.10. Grafik respon v pada kondisi V



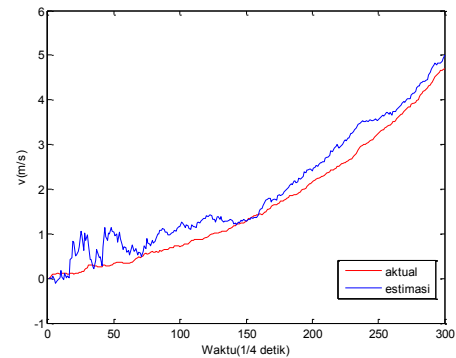
Gambar.7. Grafik respon r pada kondisi IV



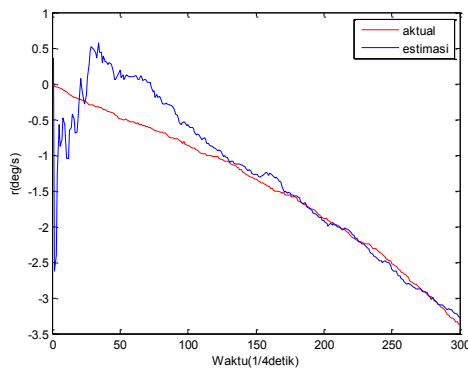
Gambar.11. Grafik respon r pada kondisi VI



Gambar.8. Grafik respon v pada kondisi IV



Gambar.12. Grafik respon v pada kondisi VI



Gambar.9. Grafik respon r pada kondisi V

G. Pemberian inisialisasi kovariansi awal optimal

Pada algoritma Kalman Filter terjadi *update* secara rekursif pada nilai Kalman Gain melalui *update* pada nilai kovariansi dari estimator. Nilai Kalman Gain akan statis pada saat tercapai nilai kovariansi yang optimal pada estimator. Nilai kovariansi tersebut mempengaruhi seberapa cepat Kalman Filter memberikan estimasi yang baik yang ditandai dengan sedikitnya jumlah osilasi yang terjadi pada hasil estimasi. Pada bagian ini akan diberikan nilai kovariansi yang optimal hasil iterasi pada kondisi II dan III sebagai nilai inisial dari kovariansi estimator maka diperoleh grafik sebagai berikut [9]:

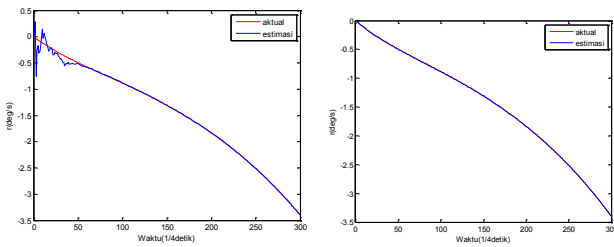
V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dapat dibuat kesimpulan sebagai berikut:

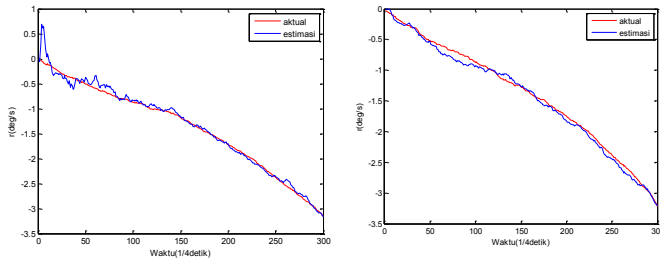
- Metode Kalman Filter dapat digunakan untuk sebagai suatu observer yang mampu memberikan estimasi 3 variabel dinamik kapal meskipun terdapat *noise* system, *noise* pengukuran, kesalahan inialisasi estimasi dan ketidaktepatan pemodelan.
- Kalman Filter dapat melakukan estimasi pada dinamika Sway-Yaw kapal dengan sistem yang memuat *noise* pengukuran maupun *noise* pada sistem itu sendiri dengan persentase IAE rata-rata sebesar 0,41% untuk variabel *yaw*, untuk variabel *yaw-rate* 4,30% sebesar dan 6,78% untuk variabel *sway-rate*.
- Nilai terestimasi sebagai keluaran dari Kalman Filter dengan parameter kovariansi pengukuran sama dengan kovariansi dari *noise* sistem selalu menghasilkan nilai yang lebih baik dibandingkan dengan hasil pengukuran dapat ditunjukkan dari perbandingan persentase IAE antara nilai terestimasi dan nilai terukur
- Kalman Filter dapat melakukan estimasi dengan keadaan inialisasi tidak tepat meskipun terdapat osilasi pada awal estimasi dan disertai persentase IAE yang besar akibat osilasi tersebut sebesar 0,44% untuk variabel *yaw*, untuk variabel *yaw-rate* sebesar 14,9% dan 47,03% untuk variabel *sway-rate*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Thor I. Fossen dan Tristan Perez “*Kalman Filtering for Positioning and Heading Control of Ships and Offshore Rigs*”, *Control System Magazine* (2009),PP.32-46
- [2] Achmad Ichwan, Apriliani, E. 2010 “*Estimasi Posisi dan Kecepatan Kapal Selam Menggunakan Metode Extended Kalman Filter*” (2010). ITS Surabaya.
- [3] Kalman, R. E. 1960. “*A New Approach to Linier Filtering And Prediction Problems*”. *Journal of Basic Engineering*, 82 (Series D): 35-45. ASME
- [4] Masduki, A. dan Apriliani, E. 2008, “*Estimation of Surabaya River Water Quality Using Kalman Filter Algorithm*”, *The Journal for Technology and Science*, Vol. 19, No. 3, pp. 87 – 91
- [5] Fossen, T.I., *Guidance and Control of Ocean Vehicles*, USA: John Willey & Sons, Inc, 1994, pp. 1-292
- [6] Lewis, E.V., *Principles of Naval Architecture Second Revision Volume III*. Jersey City: The Society of Naval Architects and Marine Engineers 601 Pavonia Avenue, 1989, pp.14-40.
- [7] Grewal, Mohinder S. Weill, Lawrence R. Andrews, Angus P. 2008. *Kalman Filtering Theory and Practice Using MATLAB*, USA: John Willey & Sons, Inc. pp 210 – 288.
- [8] Greg Welch, Bishop, G. 2006.” *An Introduction to the Kalman Filter*”, University of North Carolina, UNC-Chapel Hill, TR 95-041
- [9] Lewis, F.L. 2008.”*Optimal and Robust Estimation With an Introduction to Stochastic Control Theory*” Taylor & Francis Group pp.59-149



Gambar.13. Grafik respon r sebelum (kir i) dan sesudah (kanan) pemberian nilai kovariansi optimal pada kondisi II



Gambar.14. Grafik respon r sebelum (kiri) dan sesudah (kanan) pemberian nilai kovariansi optimal pada kondisi III

Tabel 2. Persentase Integral Time Absolute Error Ketiga Variabel

Kondisi	ITAE	ITAE	ITAE
	$\psi$	$v$	$r$
I	0%	0%	0%
II	0,1%	2,93%	1,02%
III	0,31%	8,96%	2,06%
IV	0,41%	6,78%	4,30%
V	0,44%	47,03%	14,90%
VI	0,39%	14,57%	9,82%

Dari kedua gambar di atas dapat dilihat bahwa waktu yang dibutuhkan oleh estimator dengan memberikan nilai inialisasi kovariansi awal optimal akan memberikan waktu yang lebih singkat untuk mendapatkan estimasi yang optimal.

H. Kinerja Estimator Kalman Filter

Untuk menilai kinerja dari Kalman Filter maka akan dinyatakan dalam persentase rata-rata dari nilai IAE. Nilai IAE dicari secara rata-rata karena *noise* yang dibangkitkan merupakan *noise* yang bersifat acak.

Dari table di atas dapat dinyatakan bahwa Kalman Filter memberikan estimasi terbaik pada kondisi II di saat hanya dimuati *noise* pengukuran dan memberikan estimasi dengan IAE terbesar pada kondisi V yaitu pada saat diberikan inialisasi awal secara sembarang dan ditambah dengan adanya *noise* sistem.