

**MODELING ROLL MOTION OF FLOATING PRODUCTION  
UNIT (FPU) USING ARIMA, ANFIS AND HYBRID ARIMA-  
ANFIS**

**Name** : Naufal Hamdi  
**NRP** : 1310 100 025  
**Majors** : Statistics  
**Supervisor** : Dr. Suhartono, M.Sc  
**Co. Supervisor** : Baharuddin Ali, ST, M.Eng

**ABSTRACT**

*One of the problems on Floating Production Unit ( FPU ) is roll motion that may endanger when it exceeds the standard limit. Therefore, we need to predict roll motion using ARIMA method, ANFIS, and Hybrid ARIMA - ANFIS. Using roll motion simulation data with the FPU size scale of 1:50, the type of wave spectrum used Jonswap Spectrum with significant wave height of 2.4 meters and a peak period of 6.6 seconds. While the direction of the wave which is used by 90<sup>0</sup> irregular wave conditions. The prediction model used the ARIMA model , ANFIS and ARIMA - ANFIS Hybrid afterwards comparing the accuracy of these model. The results of the analysis indicate that the predicted results ARIMA models, ANFIS and ARIMA - Hybrid ANFIS can reconstruct the actual data, but the ARIMA and ANFIS models have greater degree percentages of accuracy than all stages that determined.*

**Keywords:** *Floating Production Unit, roll, spectrum, irregular, jonswap, ARIMA, ANFIS, hybrid*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**PEMODELAN SIMULASI GERAK *ROLL* PADA *FLOATING PRODUCTION UNIT* (FPU) MENGGUNAKAN ARIMA, ANFIS DAN HIBRIDA ARIMA-ANFIS**

**Nama** : Naufal Hamdi  
**NRP** : 13010 100 025  
**Jurusan** : Statistika  
**Pembimbing** : Dr. Suhartono, M.Sc  
**Co. Pembimbing** : Baharuddin Ali, ST, M.Eng

**ABSTRAK**

Salah satu permasalahan pada *Floating Production Unit* (FPU) yaitu adanya gerak *roll* yang dapat membahayakan apabila gerak *roll* tersebut melebihi batas standar. Oleh karena itu, perlu adanya prediksi gerak *roll* FPU dengan menggunakan metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS. Data yang digunakan merupakan data simulasi gerak *roll* dengan skala ukuran FPU sebesar 1:50, jenis spektrum gelombang yang digunakan yaitu *Spectrum Jonswap* dengan tinggi gelombang signifikan sebesar 2,4 meter dan *peak periode* sebesar 6,6 detik. Sedangkan arah gelombang yang digunakan sebesar  $90^0$  pada kondisi gelombang *irregular*. Model prediksi yang digunakan yaitu model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS setelah itu membandingkan tingkat akurasi dari ketiga model tersebut. Hasil analisis yang diperoleh menunjukkan bahwa hasil prediksi model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS dapat merekonstruksi data aktual secara baik, tetapi model ARIMA dan ANFIS mempunyai persentase tingkat akurasi yang lebih tinggi dari semua tahapan yang ditentukan.

**Kata kunci:** *Floating Production Unit, roll, spectrum, ireegular, Jonswap, ARIMA, ANFIS, Hibrida*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

## LEMBAR PENGESAHAN

# PEMODELAN SIMULASI GERAK ROLL PADA FLOATING PRODUCTION UNIT (FPU) MENGUNAKAN ARIMA, ANFIS DAN HIBRIDA ARIMA-ANFIS

## TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Kelulusan  
di Program Studi Strata Satu Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**NAUFAL HAMDI**  
NRP 1310 100 025

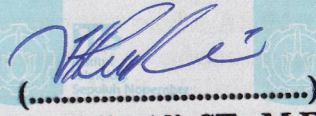
Disetujui oleh

Pembimbing



**Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.**  
NIP. 19710929 199512 1 001

Co. Pembimbing



**Baharuddin Ali, ST., M.Eng.**  
NIP. 19710816 199703 1 005

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS



**Dr. Muhammad Mashuri, MT**  
NIP. 19620408 198701 1 001

Surabaya, Februari 2014

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Judul	Halaman
Lampiran 1	Data Gerak <i>Roll</i> .....	79
Lampiran 2	Program dan Model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS .....	80
Lampiran 3	Model ARIMA Untuk Data Gerak <i>Roll</i> FPU .....	83
Lampiran 4	Struktur Jaringan ANFIS Pada Data Sudut Gerak <i>Roll</i> .....	93
Lampiran 5	Box Cox Plot Pada Semua Data Gerak <i>Roll</i> .....	95

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
2.1	Arsitektur Jaringan ANFIS.....	13
2.2	Mode Gerak Kapal.....	17
3.1	Flow Chart Peramalan Model ARIMA... ..	22
3.2	Flow Chart Peramalan Model ANFIS... ..	23
3.3	Flow Chart Peramalan Model Hibrida ARIMA-ANFIS... ..	24
3.2	Flow Chart Peramalan Model ANFIS... ..	25
4.1	Time Series Plot Gerak Roll Pada Data Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)....	27
4.2	Plot ACF Data Gerak Roll Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)....	29
4.3	Plot PACF Data Gerak Roll Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)....	27
4.4	Plot ACF Residual Data Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)....	40
4.5	Perbandingan Ramalan Data <i>Outsampel</i> Model ARIMA dengan Data Aktual Pada Data Gerak <i>Roll</i> Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e).....	44
4.6	Struktur ANFIS Gerak <i>Roll</i> Ketiga... ..	45
4.7	Grafik RMSE Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Pertama... ..	50
4.8	Grafik RMSE Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Kedua... ..	51
4.9	Grafik RMSE Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Ketiga.....	52
4.10	Grafik RMSE Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Keempat.....	53



4.11	Grafik RMSE Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Kelima.....	54
4.12	Perbandingan Ramalan Data <i>Outsampil</i> Model ANFIS dengan Data Aktual Pada Data Gerak <i>Roll</i> Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e).....	55
4.13	Struktur Residual ANFIS Gerak <i>Roll</i> Pertama.....	61
4.14	Perbandingan Ramalan Data <i>Outsampil</i> dengan Data Aktual (a) dan Nilai RMSE yang Dihasilkan (b) Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Pertama.....	62
4.15	Perbandingan Ramalan Data <i>Outsampil</i> dengan Data Aktual (a) dan Nilai RMSE yang Dihasilkan (b) Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Kedua.....	63
4.16	Perbandingan Ramalan Data <i>Outsampil</i> dengan Data Aktual (a) dan Nilai RMSE yang Dihasilkan (b) Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Ketiga.....	64
4.17	Perbandingan Ramalan Data <i>Outsampil</i> dengan Data Aktual (a) dan Nilai RMSE yang Dihasilkan (b) Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Data Gerak <i>Roll</i> Kelima.....	65

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

## KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah kehadirat Allah *Ta'ala*, Tuhan semesta alam atas segala ridho, rahmat, nikmat, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul:

### **PEMODELAN SIMULASI GERAK *ROLL* PADA *FLOATING PRODUCTION UNIT* (FPU) MENGGUNAKAN ARIMA, ANFIS DAN HIBRIDA ARIMA-ANFIS**

Sholawat serta salam senantiasa penulis curahkan kepada junjungan Nabi besar Muhammad *shallallaahu 'alaihi wa sallam* beserta para keluarga serta sahabatnya yang telah memberi petunjuk kepada penulis khususnya dan seluruh umat manusia dalam menapaki jalan kehidupan sehingga selalu berada di jalan serta arah yang diridhoi oleh Allah.

Selesainya laporan Tugas Akhir ini tidak lepas dari bimbingan serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Moh Amin, Ibu Salamatul Fariyah dan Mas Imam Shofwan, yang selalu siap memberikan segenap cinta, doa, dan dukungan tanpa henti.
2. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, M.T. selaku Ketua Jurusan Statistika ITS dan juga selaku dosen wali.
3. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc dan Baharuddin Ali, ST., M.Eng selaku pembimbing yang telah sabar membimbing dan mengarahkan penulis selama penyusunan laporan Tugas Akhir.
4. Ibu Dra. Lucia Aridinanti, MT, selaku koordinator Tugas Akhir.
5. Bapak Dr. Setiawan dan Ibu Endah Kusriani, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran hingga selesainya Tugas Akhir ini.
6. Bapak Kresnayana Yahya, M.Sc atas bantuannya selama kuliah di jurusan Statistika ITS

7. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu-ilmu yang tiada ternilai harganya dan segenap karyawan jurusan Statistika ITS.
8. Untuk para sahabat sekaligus penasehat hidup Nugroho Manggala Putra dan Novan Asmaranda yang telah memberikan petunjuk dan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan tugas akhir.
9. Untuk teman-teman fungsionaris HIMASTA-ITS 2012-2013 yang telah bekerjasama membangun HIMASTA dan menjalankan roda organisasi bersama.
10. Semua teman-teman seperjuangan “PW 109” khususnya Novri, Dita, Inayah, Anggrek, Mas Galon, Firda, Mbah, Fian, Imam, dan Aqik.
11. Spesial terima kasih untuk Bunga Nevrieda Nandasari yang telah memberikan semangat dan nasehat selama 3,5 tahun menjalani perkuliahan. *I Still Love You*
12. Keluarga tercinta Sigma 21 yang tidak dapat disebutkan satu-persatu, yang telah memberikan kehangatan serta kenyamanan dalam kebersamaan kepada penulis selama ini.

Dengan selesainya laporan ini, penulis menyadari bahwa penelitian Tugas Akhir ini masih belum sempurna, jika masih ada kekurangan diharapkan saran dan kritik agar dapat mengembangkan penelitian ini. Semoga memberi manfaat kepada penulis, pembaca, dan peneliti selanjutnya. *Amin.*

Surabaya, Januari 2014

Penulis

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Eksplorasi minyak merupakan aktifitas pertambangan yang dilakukan hampir di semua negara untuk memenuhi kebutuhan energi. Khusus untuk kegiatan eksplorasi minyak di dasar laut dibutuhkan *Floating Production Unit (FPU)* atau *Floating Production Storage Offloading (FPSO)* sebagai anjungan.FPU merupakan sebuah fasilitas terapung atau kapal yang fungsinya bukan sebagai alat transportasi, yang dioperasikan di suatu perairan selama berpuluh-puluh tahun yang digunakan untuk menerima dan memproses minyak dan gas bumi yang berasal dari dasar laut (*Korean Register of Shipping*, 2013).

Setiap struktur terapung yang bergerak di atas permukaan lautselalu mengalami gerakan-gerakanosilasi,salah satunya yaitu gerakan *roll*.Gerakan *roll* merupakan gerakan kapal yang mengelilingi sumbu X, ketika terjadi *roll* bagian sisi kanan maka kapal bergerak ke sebelah kiri yang berulang-ulang secara bergantian (Manik,2007).

Kegiatan eksplorasi minyak dan gas akan terganggu apabila terjadi sudut gerak *roll* di luar batas yang ditentukan pada anjungan seperti FPSO atau FPU. Sahlan, Arifin, dan Wibowo (2012) menjelaskan bahwa gerakan FPSO yang berlebihan dapat berdampak pada menurunnya aktifitas produksi minyak dan gas, atau bahkan dapat membahayakan awak kapal yang bekerja di atas kapal serta menyebabkan terjadinya kegagalan pada sistem tambat kapal. *The Society of Naval Architecture and Marine Engineers (SNAME) Texas Section* (2010) juga mendeskripsikan efek dari gerak *roll* dapat merusak konstruksi bangunan kapal, mengganggu koneksirisers, kenyamanan awak kapal menjadi terganggu, kecelakaan pada pendaratan helikopter, dan terjadinya *sloshing* pada *Liquefied Natural Gas (LNG)*. Oleh karena itu,

perlu adanya penelitian tentang pemodelan dan prediksi sudut gerak *roll* pada FPU.

Penelitian tentang pemodelan gerak *roll* pada FPU ataupun kapal di Indonesia selama ini hanya menggunakan metode numerik. Salah satu pemodelan gerak *roll* pada FPU dilakukan oleh Ali, Arifin, dan Jamaluddin (2013) yaitu melakukan studi eksperimen *seakeeping* pada FPU menggunakan *White Noise Spectrum*. Walaupun telah ada penelitian tentang studi gerak FPU, tetapi prediksi gerak *roll* secara akurat sulit dilakukan (SNAME Texas Section, 2010). Dibutuhkan metode alternatif yang belum pernah dilakukan di Indonesia untuk memodelkan dan memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU, salah satunya yaitu dengan pemodelan secara statistik.

Beberapa penelitian tentang gerak *roll* kapal di luar negeridilakukan menggunakan metode komputasi dan statistik. Khan, Bil, Marion, dan Crozier (2004) melakukan analisis prediksi simulasi gerak kapal menggunakan model ANN dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ANN yang digunakan mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik daripada model ARIMA pada periode waktu 10 detik pertama. Penelitian selanjutnya juga dilakukan oleh Khan, Bil, dan Marion (2009) tentang peramalan gerak *roll* kapal menggunakan model ANN berbasis kombinasi dekomposisi *singular value* dan algoritma genetika. Hasil yang didapatkan bahwa teknik dekomposisi dapat menyelesaikan persamaan yang kompleks dan dapat memprediksi gerak *roll* kapal secara baik.

Pada penelitian ini, model yang akan digunakan yaitu model ARIMA, model *Adaptive Neural Fuzzy Inference System* (ANFIS), dan model Hibrida ARIMA-ANFIS untuk memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU. Model ARIMA mempunyai kelebihan untuk meramalkan proses yang bersifat linier. Sedangkan model ANFIS banyak digunakan untuk meramalkan proses yang bersifat non linier. Selain itu, model ANFIS pernah digunakan oleh Santos, Lopez, dan de la Cruz (2005) untuk memprediksi simulasi gerak *heave* dan *pitch* pada kapal feri. Hasil penelitian

menunjukkan model ANFIS dapat merekonstruksi dengan baik pola data simulasi gerak *heave* dan *pitch* dan dapat memprediksi kedua gerak tersebut pada kondisi ombak regular. Penggunaan model Hibrida ARIMA-ANFIS didasarkan oleh penelitian Zhang (2003) bahwa *series* data di dunia nyata jarang ditemukan yang murni hanya bersifat linier ataupun non linier saja.

Penelitian menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS juga pernah dilakukan oleh Valentine (2013) untuk meningkatkan prediksi energi listrik yang dihasilkan PLTN di Kaskade Citarum. Hasil yang diperoleh membuktikan bahwa model Hibrida ARIMA-ANFIS memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi pada periode-periode tertentu untuk meramalkan energi listrik yang dihasilkan PLTN di Kaskade Citarum. Hasil penelitian Valentine (2013) sesuai dengan hasil kompetisi *forecasting* (M3 *Competition*) yang dilakukan oleh Makridakis dan Hisbon (2000) yang menjelaskan bahwa gabungan beberapa model menjadi satu model memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model individu. Oleh karena itu, peneliti ingin membuktikan tingkat akurasi model hibrida dibandingkan dengan model individu untuk memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka rumusan permasalahan yang akan diselesaikan dalam penelitian tugas akhir ini adalah:

1. Bagaimana karakteristik dari simulasi sudut gerak *roll* pada FPU?
2. Bagaimana bentuk model ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS yang sesuai untuk memodelkan dan memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU?
3. Model manakah yang terbaik untuk memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada rumusan masalah yang akan diselesaikan, tujuan penelitian yang ingin dicapai dalam tugas akhir ini adalah:

1. Mengetahui karakteristik dari simulasi sudut gerak *roll* pada FPU.
2. Mengetahui bentuk model ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS yang sesuai untuk memodelkan dan memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU.
3. Mengetahui model terbaik untuk memprediksi sudut gerak *roll* pada FPU.

### 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang akan didapatkan dari penelitian ini adalah :

1. Sebagai dasar rekomendasi pada proses produksi FPU baik dari sisi desain maupun alat peredam gerak *roll* yang akan dibeli sesuai dengan hasil prediksi gerak *roll* sehingga dapat memperlancar kegiatan eksplorasi minyak.
2. Mampu mengimplementasikan metode *time series* selama masa perkuliahan khususnya yang terkait pada bidang hidrodinamika.
3. Memberikan informasi serta alternatif metode peramalan dan pemodelan gerak kapal pada Laboratorium Hidrodinamika Indonesia-Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (LHI-BPPT) sebagai dasar untuk membuat suatu kebijakan dan keputusan tertentu.

### 1.5 Batasan Masalah

Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data simulasi gerak *roll* pada sumbu  $90^0$ . Pada model ANFIS, banyaknya jumlah keanggotaan yang digunakan sebanyak 2 dan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi*. Model *time series* yang digunakan yaitu *univariate time series*.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

Model *time series* yang digunakan untuk memprediksi gerak *roll* pada FPU yaitu model ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS.

#### 2.1 *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Model ARIMA merupakan gabungan antara model AR orde  $p$  dan model MA orde  $q$  yang diikuti oleh proses *differencing* orde  $d$ . Secara umum, model ARIMA dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006)

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.1)$$

dengan

$$\phi_p(B) : 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) : 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$(1 - B)^d Z_t : \textit{differencing non-musiman orde } d.$$

Khusus untuk kasus data yang mempunyai pola musiman, maka model ARIMA musiman didapatkan dari gabungan model AR musiman orde  $P$  dan model MA musiman orde  $Q$  yang diikuti oleh *differencing* musiman orde  $D$ . Model ARIMA musiman dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006)

$$\Phi_P(B^s)(1 - B^s)^D b_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.2)$$

dengan :

$$\Phi_P : 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}$$

$$\Theta_Q : 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_Q B^{Qs}$$

$$(1 - B^s)^D : \textit{differencing musiman orde } D.$$

Kombinasi model (2.1) dengan model (2.2) dikenal dengan model *Box-Jenkins multiplicative seasonal ARIMA* (Wei, 2006)

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.3)$$

Penentuan model ARIMA yang digunakan untuk meramalkan suatu data dikenal dengan prosedur *Box-Jenkins*. Terdapat empat tahapan pada prosedur *Box-Jenkins* yaitu tahap identifikasi, estimasi parameter, cek diagnosa, dan peramalan.

### 2.1.1 Identifikasi

Identifikasi merupakan suatu tahapan pemeriksaan apakah suatu data telah stasioner dalam varians dan *mean*. Jika data tidak stasioner dalam varians maka perlu dilakukan transformasi *Box-Cox*, sedangkan untuk data tidak stasioner dalam *mean* maka dilakukan proses *differencing*.

Suatu data dikatakan stasioner dalam varians jika nilai varians dari data tersebut tidak dipengaruhi oleh deret waktu. Apabila terjadi data yang tidak stasioer dalam varians maka perlu dilakukan transformasi agar varians data menjadi stasioner. Transformasi yang sering digunakan yaitu *Box-Cox Transformation*

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.4)$$

Untuk nilai *lambda* tertentu maka digunakan transformasi yang disajikan pada Tabel 2.1

**Tabel 2.1.** Transformasi *Box-Cox*

$\lambda$	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0,0	$\text{Ln } Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	$Z_t$ (tidak ditransformasi)

Data dikatakan tidak stasioner dalam *mean* jika nilai *mean* data dipengaruhi oleh deret waktu. Data dikatakan stasioner dalam

*mean* bila fluktuasi data berada di sekitar garis sejajar dengan sumbu waktu ( $t$ ) atau disekitar nilai *mean* yang konstan. Data yang tidak stasioner dalam *mean* perlu dilakukan proses *differencing*. Rumus differencing secara matematika ditulis sebagai berikut

$$a_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.5)$$

Suatu proses yang stasioner  $\{Z_t\}$  mempunyai nilai *mean*  $E(Z_t) = \mu$  dan  $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$  yang konstan serta  $Cov(Z_t, Z_s)$  yang fungsinya hanya berbeda dalam waktu  $|t - s|$ . Kovarians diantara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  adalah

$$\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.6)$$

dan korelasi antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  adalah

$$\hat{\rho}_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} \quad (2.7)$$

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, \quad (2.8)$$

Sebagai fungsi dari  $k$  maka  $\gamma_k$  disebut fungsi autokovarians dan  $\rho_k$  disebut fungsi autokorelasi (ACF) pada analisis *time series*.

Suatu proses stasioner dapat diketahui dari fungsi autokovarians  $\gamma_k$  dan fungsi autokorelasi  $\rho_k$  yaitu

1.  $\gamma_0 = Var(Z_t)$  ;  $\rho_0 = 1$
2.  $|\gamma_k| \leq \gamma_0$  ;  $|\rho_k| \leq 1$
3.  $\gamma_k = \gamma_{-k}$  ;  $\rho_k = \rho_{-k}$  untuk semua  $k$ .

Perhitungan nilai PACF dimulai dari menghitung  $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$ , sedangkan untuk menghitung  $\hat{\phi}_{kk}$  dengan menggunakan perumusan sebagai berikut:

dan 
$$\hat{\varphi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\varphi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\varphi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.9)$$

$$\hat{\varphi}_{k+1,j} = \hat{\varphi}_{kj} - \hat{\varphi}_{k+1,k+1} \hat{\varphi}_{k,k+1-j} \quad j=1,2,\dots,k \quad (2.10)$$

Secara keseluruhan berdasarkan pola ACF dan PACF, penentuan orde dari model MA(q), AR(p), dan ARMA(p,q) ditampilkan pada tabel 2.2

**Tabel 2.2.**Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR(p)	Menurun secara eksponensial	Memotong pada lag p
MA(q)	Memotong pada lag q	Menurun secara eksponensial
ARMA(p,q)	Menurun secara eksponensial	Menurun secara eksponensial

### 2.1.2 Estimasi Parameter

Setelah menemukan model dugaan maka langkah selanjutnya yaitu melakukan estimasi parameter model. Terdapat beberapa metode estimasi yang digunakan untuk pemodelan ARIMA, yaitu metode momen, *least squares estimation*, *maximum likelihood*, dan *unconditional least square* (Cryer,2008; Wei,2006).

Metode estimasi parameter yang sering digunakan yaitu metode *least square estimation*. Metode *least square estimation* dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat *error* (Cryer, 2008). Misalkan untuk model AR(1) maka *least square estimation* dapat ditulis sebagai berikut

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.11)$$

Berdasarkan metode *least square estimation*, estimasi  $\phi$  dan  $\mu$  dilakukan dengan meminimumkan  $S(\phi, \mu)$ . Oleh karena itu, perlu

dilakukan *differential* terhadap  $\mu$  dan  $\phi$  kemudian disamakan dengan nol

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi_1) = 0 \quad (2.12)$$

Diperoleh nilai estimasi parameter untuk  $\mu$  untuk model AR(1) sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(n-1)(1-\phi_1)} \left[ \sum_{t=2}^n Z_t - \phi_1 \sum_{t=2}^n Z_{t-1} \right] \quad (2.13)$$

Untuk  $n$  yang sangat besar, maka persamaan (2.13) dapat ditulis sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \frac{1}{1-\phi_1} (\bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}) = \bar{Z} \quad (2.14)$$

Dengan cara yang sama, operasi turunan terhadap  $\phi_1$  adalah sebagai berikut

$$\frac{\partial S}{\partial \phi_1} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi_1(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0 \quad (2.15)$$

Diperoleh nilai estimasi parameter untuk  $\phi_1$  untuk model AR(1) sebagai berikut

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.16)$$

Setelah parameter diestimasi, maka dilakukan uji signifikansi parameter agar model peramalan dapat dilakukan. Adapun pengujian signifikansi parameter yaitu sebagai berikut (Wei, 2006)

$$H_0 : \phi_i = 0$$

$$H_1 : \phi_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

dan

$$H_0 : \theta_j = 0$$

$$H_1 : \theta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, q$$

Statistik uji yang digunakan untuk model AR( $p$ ) yaitu sebagai berikut

$$t_{hit} = \frac{\hat{\phi}_p}{s.e(\hat{\phi}_p)} \quad . \quad (2.17)$$

Sedangkan statistik uji yang digunakan untuk model MA( $q$ ) yaitu sebagai berikut

$$t_{hit} = \frac{\hat{\theta}_p}{s.e(\hat{\theta}_q)} \quad . \quad (2.18)$$

Tolak  $H_0$  jika nilai  $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$  atau jika  $p\text{-value} < \alpha$ , yang berarti bahwa parameter model signifikan dengan  
 $n$  : banyaknya observasi  
 $p$  : jumlah parameter yang diestimasi.

### 2.1.3 Cek Diagnosa

Setelah parameter dari model signifikan maka perlu dilakukan pengujian terhadap residual untuk mengetahui ketepatan model tersebut. Pemeriksaan residual terbagi menjadi dua bagian, yaitu pemeriksaan residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

Residual model dikatakan *white noise* jika residual telah memenuhi asumsi identik (variasi residual homogen) dan independen

(antar residual tidak berkorelasi). Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \rho_i \text{ yang tidak sama dengan nol, } i = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji :

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K (n - k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.19)$$

Daerah penolakan :  $Q > \chi_{\alpha, K-m}^2$

dimana:

n : banyaknya residual

k : lag ke-k

m : jumlah parameter.

Asumsi lain yang harus dipenuhi yaitu residual berdistribusi normal. Pengujian kenormalan dapat dihitung dengan menggunakan *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$D_{\text{hitung}} = \text{maksimum } |F_0(x) - S_N(x)|$

dimana :

$F_0(x)$  : fungsi yang dihipotesiskan yaitu berdistribusi normal

$S_N(x)$  : fungsi distribusi kumulatif dari data asal

Daerah penolakan: Tolak  $H_0$  jika  $D_{\text{hitung}} > D_{\alpha, n}$ .

Dalam analisis *time series*, terdapat banyak model yang digunakan untuk meramal data pada periode tertentu. Oleh karena itu, dibutuhkan kriteria untuk menentukan model yang terbaik. Kriteria *Root Mean Square Error* (RMSE) menggunakan data *out sample* dipilih untuk penentuan model terbaik. Model yang terbaik memiliki nilai RMSE yang paling kecil. Kriteria RMSE dapat ditulis sebagai berikut

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} \quad (2.20)$$

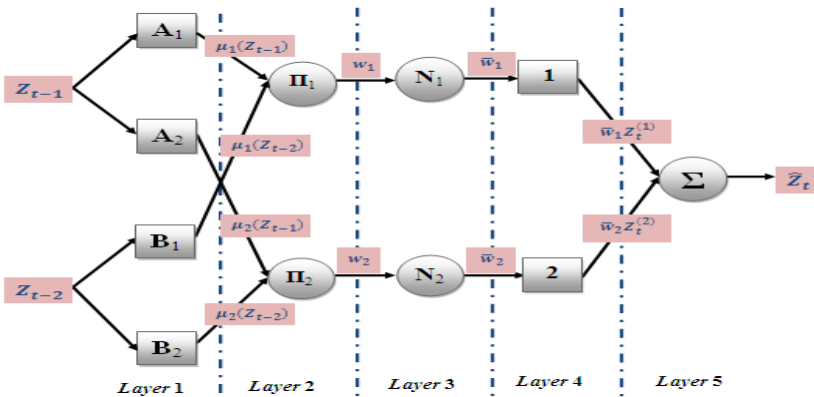
dengan

- $Z_t$  : data aktual
- $\hat{Z}_t$  : data hasil peramalan
- $n$  : banyaknya observasi.

## 2.2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS) merupakan gabungan dari Artificial Neural Network (ANN) dan Fuzzy Inference Systems (FIS) yang dirancang oleh Jang pada tahun 1992. Struktur dari ANFIS menggunakan aturan *if-else* dan pasangan data input-output yang berupa *fuzzy* dan mengelaborasi algoritma *neural network* dalam menjalankannya.

Arsitektur ANFIS Sugeno terdiri atas lima lapisan dan setiap lapisan terdapat node yang dapat dilihat pada Gambar 2.1



**Gambar 2.1.** Arsitektur Jaringan ANFIS

Terdapat dua macam node yaitu node adaptif (bersimbol kotak) dan node tetap (bersimbol lingkaran) dimana  $O_{ij}$  adalah output



dari masing-masing lapisan ( $j = \text{banyak lapisan} = 1, 2, 3, 4, 5$  dan  $i = \text{banyak aturan} = 1, 2$ ). Fungsi dari setiap lapisan akan dijelaskan sebagai berikut.

### Lapisan 1 (Fuzzifikasi)

Ouput node pada lapisan ini adalah keanggotaan nilai yang berasal dari sampel input dan fungsi keanggotaan yang digunakan. Secara sederhana terdapat struktur  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$  yang diasumsikan sebagai node input,  $A_i(Z_{t-1})$  dan  $B_i(Z_{t-2})$  merupakan label linguistik adalah output dari masing-masing lapisan ( $j = \text{banyak lapisan} = 1, 2, 3, 4, 5$  dan  $i = \text{banyak aturan} = 1, 2$ ). Secara matematis fungsi node tersebut dapat ditulis sebagai berikut

$$\begin{aligned} O_{1,1t} &= \mu_{A1}(Z_{t-1}) \\ O_{1,2t} &= \mu_{A2}(Z_{t-1}) \\ O_{1,3t} &= \mu_{B1}(Z_{t-2}) \\ O_{1,3t} &= \mu_{B2}(Z_{t-2}) \end{aligned} \quad (2.21)$$

Terdapat berbagai jenis fungsi keanggotaan  $\mu_A(x_t)$  dan  $\mu_B(x_t)$  seperti fungsi keanggotaan *Gauss*, *Gbell*, *Psig*, *Pi*, *Trapezoid* dan masih terdapat jenis fungsi keanggotaan lainnya. Fungsi  $\mu(x)$  dengan menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gbell* dapat ditulis sebagai berikut

$$\mu_A(x_t) = \frac{1}{1 + \left\{ \frac{x_t - c_i}{a_i} \right\}^{2b_i}} \quad (2.22)$$

dimana  $a_i, b_i$ , dan  $c_i$  merupakan parameter premise

### Lapisan 2 (Operasi logika fuzzy)

Setiap node pada lapisan ini adalah node tetap berlabel  $\Pi$  dengan outputnya adalah hasil dari masukan

$$\begin{aligned} O_{2,1t} &= w_{1t} = \mu_{A1}(Z_{t-1})\mu_{B1}(Z_{t-2}) \\ O_{2,1t} &= w_{2t} = \mu_{A2}(Z_{t-1})\mu_{B2}(Z_{t-2}) \end{aligned} \quad (2.23)$$

Untuk  $t$  (banyaknya pengamatan) =  $1, 2, \dots, n$

### Lapisan 3 (*Normalized firing strength*)

Node pada lapisan 3 merupakan node tetap berlabel  $N$ . Masing-masing node menampilkan derajat pengaktifan ternormalisasi.

$$\begin{aligned} O_{3,1t} &= w_{1t}^* = \frac{w_{1t}}{w_{1t} + w_{2t}} \\ O_{3,2t} &= w_{2t}^* = \frac{w_{2t}}{w_{1t} + w_{2t}} \end{aligned} \quad (2.24)$$

dimana  $w_{it}^*$  adalah nilai derajat pengaktifan ternormalisasi dimana  $t = 1, 2, \dots, n$

### Lapisan 4 (*Defuzzifikasi*)

Output dari setiap node pada lapisan 4 merupakan hasil dari derajat pengaktifan ternormalisasi dan polinomial orde pertama

$$\begin{aligned} O_{4,1t} &= w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (\alpha_1 Z_{t-1} + \beta_1 Z_{t-2} + \gamma_1) \\ O_{4,2t} &= w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (\alpha_2 Z_{t-1} + \beta_2 Z_{t-2} + \gamma_2) \end{aligned} \quad (2.25)$$

### Lapisan 5 (*Perhitungan output*)

Node tunggal dari Lapisan ini adalah node tetap berlabel  $\Sigma$  yang menghitung output keseluruhan sebagai penjumlahan semua sinyal yang datang

$$O_{5t} = \hat{Z}_t = w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)} \quad (2.26)$$

Parameter ANFIS dapat dipisahkan menjadi dua, yaitu parameter premis dan konsekuensi yang dapat diadaptasikan dengan pelatihan hibrida. Pelatihan hibrida dilakukan dalam dua langkah yaitu langkah maju dan langkah mundur

- a) Pada langkah maju parameter premis tetap, sedangkan parameter konsekuensi diidentifikasi dengan metode LSE (*Least Squares Estimator*).
- b) Pada langkah mundur sinyal residual antara keluaran yang diinginkan dan keluaran actual dirambatkan mundur sedangkan parameter premis diperbarui dengan metode penurunan gradient.

### 2.3 Hibrida ARIMA-ANFIS

Model hibrida adalah suatu metode kombinasi dari satu atau lebih dua model dalam fungsi suatu sistem. Model hibrida digunakan karena dalam dunia nyata jarang ditemukan kejadian *time series* yang murni bersifat linier ataupun non linier (Zhang, 2003). Secara umum kombinasi dari model *time series* yang memiliki struktur autokorelasi linier dan non linier dapat dituliskan sebagai berikut.

$$f = L_t + N_t \quad (2.27)$$

dimana  $L_t$  menunjukkan komponen linier dan  $N_t$  menunjukkan komponen non linier. Model ARIMA digunakan untuk menyelesaikan kasus yang linier, dimana residual dari model yang linier masih mengandung informasi hubungan non linier. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut.

$$e_t = Z_t - \hat{L}_t \quad (2.28)$$

dimana  $\hat{L}_t$  adalah nilai *forecast* pada waktu t dan  $Z_t$  adalah data awal waktu ke-t. Langkah selanjutnya adalah memodelkan residual dari model ARIMA menggunakan model ANFIS.

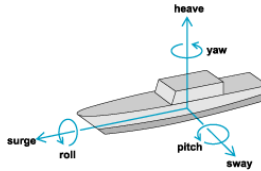
Hasil ramalan dari metode ANFIS kemudian dikombinasikan dengan hasil ramalan dari model ARIMA. Secara matematis, hasil ramalan secara keseluruhan yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (2.29)$$

$\hat{Z}_t$  merupakan hasil peramalan yang merupakan gabungan nilai ramalan dari model ARIMA dan ramalan nilai model ANFIS.

## 2.4 Gerak *Roll*

Dalam bidang hidrodinamika, suatu benda yang mengapung mengalami gerakan osilasi. Gerak osilasi merupakan gerak bolak-balik benda di sekitar suatu titik setimbang dengan lintasan yang sama secara periodik. Gerakan osilasi kapal terdiri dari 6 gerakan yang terdiri dari 3 gerakan translasi dan 3 gerakan rotasional.



**Gambar 2.2** Enam Gerak Gerak Kapal

Salah satu gerakan pada kapal yaitu gerak *roll* yang merupakan salah satu gerak rotasional pada sumbu-x. Secara matematis, gerakan *roll* dapat didefinisikan sebagai berikut (Cueva & Faria, 2008)

$$I \cdot \ddot{\theta} + B \cdot \dot{\theta} + C \cdot \theta = M(t) \quad (2.35)$$

dengan

$\theta$  : sudut *roll*

$\dot{\theta}$  : *differential* orde 1 terhadap waktu, misalnya kecepatan sudut

$\ddot{\theta}$  : *differential* orde 2 terhadap waktu, misalnya percepatan sudut

$I$  : momen inersia gerakan *roll*

$B \cdot \dot{\theta}$  : *nonlinear damping moment*

$C \cdot \theta$  : *nonlinier restoring moment*

$M(t)$  : *exciting moment* pada gelombang.

Salah satu penelitian gerak *roll* dilakukan oleh Khan, Bil, Marion, dan Crozier (2004) menggunakan model *univariate* dan *multivariate* ARIMA dan model ANN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *univariate* ARIMA yang diperoleh yaitu ARIMA (15,0,1), sedangkan model *multivariate* ARIMA yang diperoleh yaitu ARIMA (10,1,0). Khusus untuk model *multivariate* variabel yang digunakan untuk menganalisis gerak *roll* yaitu gerak *pitch* dan kecepatan angin. Hasil akhir penelitian Khan, Bil, Marion, dan Crozier (2004) menunjukkan bahwa model ANN mempunyai tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model *univariate* atau *multivariate* ARIMA. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Khan, Bil, dan Marion (2009) menggunakan model ANN untuk memprediksi gerak *roll* kapal. Data yang digunakan sebanyak 666 gerak *roll* pada frekuensi yang sama sebesar 15 Hz. Untuk pemodelan digunakan sebanyak 486 data *training* dan 180 data untuk validasi model. Hasil yang didapatkan bahwa arsitektur ANN dapat merekonstruksi dengan baik gerak *roll* pada selang waktu antara detik ke-160 sampai detik ke-180. Secara umum, model ANN dapat memprediksi gerak *roll* kapal pada kondisi amplitudo yang besar.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

Model *time series* yang digunakan untuk memprediksi gerak *roll* pada FPU yaitu model ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS.

#### 2.1 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan gabungan antara model AR orde  $p$  dan model MA orde  $q$  yang diikuti oleh proses *differencing* orde  $d$ . Secara umum, model ARIMA dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006)

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.1)$$

dengan

$$\phi_p(B) : 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) : 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$(1 - B)^d Z_t : \textit{differencing non-musiman orde } d.$$

Khusus untuk kasus data yang mempunyai pola musiman, maka model ARIMA musiman didapatkan dari gabungan model AR musiman orde  $P$  dan model MA musiman orde  $Q$  yang diikuti oleh *differencing* musiman orde  $D$ . Model ARIMA musiman dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006)

$$\Phi_P(B^s)(1 - B^s)^D b_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.2)$$

dengan :

$$\Phi_P : 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}$$

$$\Theta_Q : 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_Q B^{Qs}$$

$$(1 - B^s)^D : \textit{differencing musiman orde } D.$$

Kombinasi model (2.1) dengan model (2.2) dikenal dengan model *Box-Jenkins multiplicative seasonal ARIMA* (Wei, 2006)

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.3)$$

Penentuan model ARIMA yang digunakan untuk meramalkan suatu data dikenal dengan prosedur *Box-Jenkins*. Terdapat empat tahapan pada prosedur *Box-Jenkins* yaitu tahap identifikasi, estimasi parameter, cek diagnosa, dan peramalan.

### 2.1.1 Identifikasi

Identifikasi merupakan suatu tahapan pemeriksaan apakah suatu data telah stasioner dalam varians dan *mean*. Jika data tidak stasioner dalam varians maka perlu dilakukan transformasi *Box-Cox*, sedangkan untuk data tidak stasioner dalam *mean* maka dilakukan proses *differencing*.

Suatu data dikatakan stasioner dalam varians jika nilai varians dari data tersebut tidak dipengaruhi oleh deret waktu. Apabila terjadi data yang tidak stasioer dalam varians maka perlu dilakukan transformasi agar varians data menjadi stasioner. Transformasi yang sering digunakan yaitu *Box-Cox Transformation*

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.4)$$

Untuk nilai *lambda* tertentu maka digunakan transformasi yang disajikan pada Tabel 2.1

**Tabel 2.1.** Transformasi *Box-Cox*

$\lambda$	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0,0	$\text{Ln } Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	$Z_t$ (tidak ditransformasi)

Data dikatakan tidak stasioner dalam *mean* jika nilai *mean* data dipengaruhi oleh deret waktu. Data dikatakan stasioner dalam

*mean* bila fluktuasi data berada di sekitar garis sejajar dengan sumbu waktu ( $t$ ) atau disekitar nilai *mean* yang konstan. Data yang tidak stasioner dalam *mean* perlu dilakukan proses *differencing*. Rumus differencing secara matematika ditulis sebagai berikut

$$a_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.5)$$

Suatu proses yang stasioner  $\{Z_t\}$  mempunyai nilai *mean*  $E(Z_t) = \mu$  dan  $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$  yang konstan serta  $Cov(Z_t, Z_s)$  yang fungsinya hanya berbeda dalam waktu  $|t - s|$ . Kovarians diantara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  adalah

$$\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.6)$$

dan korelasi antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  adalah

$$\hat{\rho}_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} \quad (2.7)$$

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, \quad (2.8)$$

Sebagai fungsi dari  $k$  maka  $\gamma_k$  disebut fungsi autokovarians dan  $\rho_k$  disebut fungsi autokorelasi (ACF) pada analisis *time series*.

Suatu proses stasioner dapat diketahui dari fungsi autokovarians  $\gamma_k$  dan fungsi autokorelasi  $\rho_k$  yaitu

1.  $\gamma_0 = Var(Z_t)$  ;  $\rho_0 = 1$
2.  $|\gamma_k| \leq \gamma_0$  ;  $|\rho_k| \leq 1$
3.  $\gamma_k = \gamma_{-k}$  ;  $\rho_k = \rho_{-k}$  untuk semua  $k$ .

Perhitungan nilai PACF dimulai dari menghitung  $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$ , sedangkan untuk menghitung  $\hat{\phi}_{kk}$  dengan menggunakan perumusan sebagai berikut:



dan 
$$\hat{\varphi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\varphi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\varphi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.9)$$

$$\hat{\varphi}_{k+1,j} = \hat{\varphi}_{kj} - \hat{\varphi}_{k+1,k+1} \hat{\varphi}_{k,k+1-j} \quad j=1,2,\dots,k \quad (2.10)$$

Secara keseluruhan berdasarkan pola ACF dan PACF, penentuan orde dari model MA( $q$ ), AR( $p$ ), dan ARMA( $p,q$ ) ditampilkan pada tabel 2.2

**Tabel 2.2.**Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR( $p$ )	Menurun secara eksponensial	Memotong pada lag $p$
MA( $q$ )	Memotong pada lag $q$	Menurun secara eksponensial
ARMA( $p,q$ )	Menurun secara eksponensial	Menurun secara eksponensial

### 2.1.2 Estimasi Parameter

Setelah menemukan model dugaan maka langkah selanjutnya yaitu melakukan estimasi parameter model. Terdapat beberapa metode estimasi yang digunakan untuk pemodelan ARIMA, yaitu metode momen, *least squares estimation*, *maximum likelihood*, dan *unconditional least square* (Cryer,2008; Wei,2006).

Metode estimasi parameter yang sering digunakan yaitu metode *least square estimation*. Metode *least square estimation* dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat *error* (Cryer, 2008). Misalkan untuk model AR(1) maka *least square estimation* dapat ditulis sebagai berikut

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.11)$$

Berdasarkan metode *least square estimation*, estimasi  $\phi$  dan  $\mu$  dilakukan dengan meminimumkan  $S(\phi, \mu)$ . Oleh karena itu, perlu

dilakukan *differential* terhadap  $\mu$  dan  $\phi$  kemudian disamakan dengan nol

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi_1) = 0 \quad (2.12)$$

Diperoleh nilai estimasi parameter untuk  $\mu$  untuk model AR(1) sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(n-1)(1-\phi_1)} \left[ \sum_{t=2}^n Z_t - \phi_1 \sum_{t=2}^n Z_{t-1} \right] \quad (2.13)$$

Untuk  $n$  yang sangat besar, maka persamaan (2.13) dapat ditulis sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \frac{1}{1-\phi_1} (\bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}) = \bar{Z} \quad (2.14)$$

Dengan cara yang sama, operasi turunan terhadap  $\phi_1$  adalah sebagai berikut

$$\frac{\partial S}{\partial \phi_1} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi_1(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0 \quad (2.15)$$

Diperoleh nilai estimasi parameter untuk  $\phi_1$  untuk model AR(1) sebagai berikut

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.16)$$

Setelah parameter diestimasi, maka dilakukan uji signifikansi parameter agar model peramalan dapat dilakukan. Adapun pengujian signifikansi parameter yaitu sebagai berikut (Wei, 2006)

$$H_0 : \phi_i = 0$$

$$H_1 : \phi_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

dan

$$H_0 : \theta_j = 0$$

$$H_1 : \theta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, q$$

Statistik uji yang digunakan untuk model AR( $p$ ) yaitu sebagai berikut

$$t_{hit} = \frac{\hat{\phi}_p}{s.e(\hat{\phi}_p)} \quad . \quad (2.17)$$

Sedangkan statistik uji yang digunakan untuk model MA( $q$ ) yaitu sebagai berikut

$$t_{hit} = \frac{\hat{\theta}_p}{s.e(\hat{\theta}_q)} \quad . \quad (2.18)$$

Tolak  $H_0$  jika nilai  $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$  atau jika  $p\text{-value} < \alpha$ , yang berarti bahwa parameter model signifikan dengan  
 $n$  : banyaknya observasi  
 $p$  : jumlah parameter yang diestimasi.

### 2.1.3 Cek Diagnosa

Setelah parameter dari model signifikan maka perlu dilakukan pengujian terhadap residual untuk mengetahui ketepatan model tersebut. Pemeriksaan residual terbagi menjadi dua bagian, yaitu pemeriksaan residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

Residual model dikatakan *white noise* jika residual telah memenuhi asumsi identik (variasi residual homogen) dan independen

Setelah parameter diestimasi, maka dilakukan uji signifikansi parameter agar model peramalan dapat dilakukan. Adapun pengujian signifikansi parameter yaitu sebagai berikut (Wei, 2006)

$$H_0 : \phi_i = 0$$

$$H_1 : \phi_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

dan

$$H_0 : \theta_j = 0$$

$$H_1 : \theta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, q$$

Statistik uji yang digunakan untuk model AR( $p$ ) yaitu sebagai berikut

$$t_{hit} = \frac{\hat{\phi}_p}{s.e(\hat{\phi}_p)} \quad . \quad (2.17)$$

Sedangkan statistik uji yang digunakan untuk model MA( $q$ ) yaitu sebagai berikut

$$t_{hit} = \frac{\hat{\theta}_p}{s.e(\hat{\theta}_q)} \quad . \quad (2.18)$$

Tolak  $H_0$  jika nilai  $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$  atau jika  $p\text{-value} < \alpha$ , yang berarti bahwa parameter model signifikan dengan  
 $n$  : banyaknya observasi  
 $p$  : jumlah parameter yang diestimasi.

### 2.1.3 Cek Diagnosa

Setelah parameter dari model signifikan maka perlu dilakukan pengujian terhadap residual untuk mengetahui ketepatan model tersebut. Pemeriksaan residual terbagi menjadi dua bagian, yaitu pemeriksaan residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

Residual model dikatakan *white noise* jika residual telah memenuhi asumsi identik (variasi residual homogen) dan independen

(antar residual tidak berkorelasi). Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \rho_i \text{ yang tidak sama dengan nol, } i = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji :

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K (n - k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.19)$$

Daerah penolakan :  $Q > \chi_{\alpha, K-m}^2$

dimana:

n : banyaknya residual

k : lag ke-k

m : jumlah parameter.

Asumsi lain yang harus dipenuhi yaitu residual berdistribusi normal. Pengujian kenormalan dapat dihitung dengan menggunakan *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$D_{hitung} = \text{maksimum } |F_0(x) - S_N(x)|$

dimana :

$F_0(x)$  : fungsi yang dihipotesiskan yaitu berdistribusi normal

$S_N(x)$  : fungsi distribusi kumulatif dari data asal

Daerah penolakan: Tolak  $H_0$  jika  $D_{hitung} > D_{\alpha, n}$ .

Dalam analisis *time series*, terdapat banyak model yang digunakan untuk meramal data pada periode tertentu. Oleh karena itu, dibutuhkan kriteria untuk menentukan model yang terbaik. Kriteria *Root Mean Square Error* (RMSE) menggunakan data *out sample* dipilih untuk penentuan model terbaik. Model yang terbaik memiliki nilai RMSE yang paling kecil. Kriteria RMSE dapat ditulis sebagai berikut

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} \quad (2.20)$$

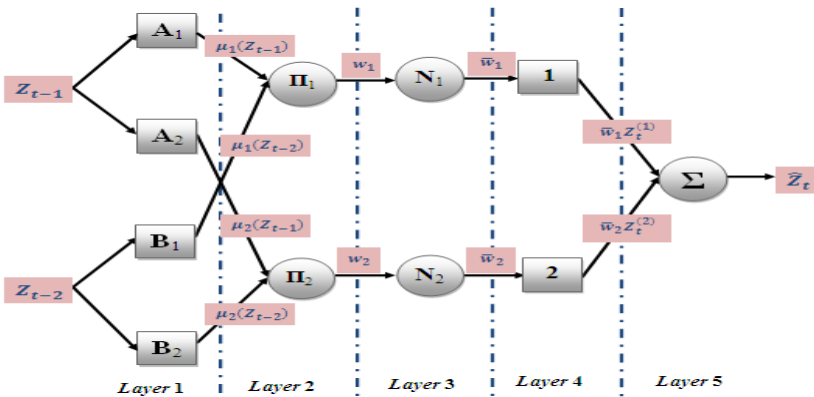
dengan

- $Z_t$  : data aktual
- $\hat{Z}_t$  : data hasil peramalan
- $n$  : banyaknya observasi.

## 2.2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS) merupakan gabungan dari Artificial Neural Network (ANN) dan Fuzzy Inference Systems (FIS) yang dirancang oleh Jang pada tahun 1992. Struktur dari ANFIS menggunakan aturan *if-else* dan pasangan data input-output yang berupa *fuzzy* dan mengelaborasi algoritma *neural network* dalam menjalankannya.

Arsitektur ANFIS Sugeno terdiri atas lima lapisan dan setiap lapisan terdapat node yang dapat dilihat pada Gambar 2.1



**Gambar 2.1.** Arsitektur Jaringan ANFIS

Terdapat dua macam node yaitu node adaptif (bersimbol kotak) dan node tetap (bersimbol lingkaran) dimana  $O_{ij}$  adalah output

dari masing-masing lapisan ( $j = \text{banyak lapisan} = 1, 2, 3, 4, 5$  dan  $i = \text{banyak aturan} = 1, 2$ ). Fungsi dari setiap lapisan akan dijelaskan sebagai berikut.

### Lapisan 1 (Fuzzifikasi)

Ouput node pada lapisan ini adalah keanggotaan nilai yang berasal dari sampel input dan fungsi keanggotaan yang digunakan. Secara sederhana terdapat struktur  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$  yang diasumsikan sebagai node input,  $A_i(Z_{t-1})$  dan  $B_i(Z_{t-2})$  merupakan label linguistik adalah output dari masing-masing lapisan ( $j = \text{banyak lapisan} = 1, 2, 3, 4, 5$  dan  $i = \text{banyak aturan} = 1, 2$ ). Secara matematis fungsi node tersebut dapat ditulis sebagai berikut

$$\begin{aligned} O_{1,1t} &= \mu_{A1}(Z_{t-1}) \\ O_{1,2t} &= \mu_{A2}(Z_{t-1}) \\ O_{1,3t} &= \mu_{B1}(Z_{t-2}) \\ O_{1,3t} &= \mu_{B2}(Z_{t-2}) \end{aligned} \quad (2.21)$$

Terdapat berbagai jenis fungsi keanggotaan  $\mu_A(x_t)$  dan  $\mu_B(x_t)$  seperti fungsi keanggotaan *Gauss*, *Gbell*, *Psig*, *Pi*, *Trapezoid* dan masih terdapat jenis fungsi keanggotaan lainnya. Fungsi  $\mu(x)$  dengan menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gbell* dapat ditulis sebagai berikut

$$\mu_A(x_t) = \frac{1}{1 + \left\{ \frac{x_t - c_i}{a_i} \right\}^{2b_i}} \quad (2.22)$$

dimana  $a_i, b_i$ , dan  $c_i$  merupakan parameter premise

### Lapisan 2 (Operasi logika fuzzy)

Setiap node pada lapisan ini adalah node tetap berlabel  $\Pi$  dengan outputnya adalah hasil dari masukan

$$\begin{aligned} O_{2,1t} &= w_{1t} = \mu_{A1}(Z_{t-1})\mu_{B1}(Z_{t-2}) \\ O_{2,1t} &= w_{2t} = \mu_{A2}(Z_{t-1})\mu_{B2}(Z_{t-2}) \end{aligned} \quad (2.23)$$

Untuk  $t$  (banyaknya pengamatan) =  $1, 2, \dots, n$

### Lapisan 3 (*Normalized firing strength*)

Node pada lapisan 3 merupakan node tetap berlabel  $N$ . Masing-masing node menampilkan derajat pengaktifan ternormalisasi.

$$\begin{aligned} O_{3,1t} &= w_{1t}^* = \frac{w_{1t}}{w_{1t} + w_{2t}} \\ O_{3,2t} &= w_{2t}^* = \frac{w_{2t}}{w_{1t} + w_{2t}} \end{aligned} \quad (2.24)$$

dimana  $w_{it}^*$  adalah nilai derajat pengaktifan ternormalisasi dimana  $t = 1, 2, \dots, n$

### Lapisan 4 (*Defuzzifikasi*)

Output dari setiap node pada lapisan 4 merupakan hasil dari derajat pengaktifan ternormalisasi dan polinomial orde pertama

$$\begin{aligned} O_{4,1t} &= w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (\alpha_1 Z_{t-1} + \beta_1 Z_{t-2} + \gamma_1) \\ O_{4,2t} &= w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (\alpha_2 Z_{t-1} + \beta_2 Z_{t-2} + \gamma_2) \end{aligned} \quad (2.25)$$

### Lapisan 5 (*Perhitungan output*)

Node tunggal dari Lapisan ini adalah node tetap berlabel  $\Sigma$  yang menghitung output keseluruhan sebagai penjumlahan semua sinyal yang datang

$$O_{5t} = \hat{Z}_t = w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)} \quad (2.26)$$

Parameter ANFIS dapat dipisahkan menjadi dua, yaitu parameter premis dan konsekuensi yang dapat diadaptasikan dengan pelatihan hibrida. Pelatihan hibrida dilakukan dalam dua langkah yaitu langkah maju dan langkah mundur



- a) Pada langkah maju parameter premis tetap, sedangkan parameter konsekuensi diidentifikasi dengan metode LSE (*Least Squares Estimator*).
- b) Pada langkah mundur sinyal residual antara keluaran yang diinginkan dan keluaran actual dirambatkan mundur sedangkan parameter premis diperbarui dengan metode penurunan gradient.

### 2.3 Hibrida ARIMA-ANFIS

Model hibrida adalah suatu metode kombinasi dari satu atau lebih dua model dalam fungsi suatu sistem. Model hibrida digunakan karena dalam dunia nyata jarang ditemukan kejadian *time series* yang murni bersifat linier ataupun non linier (Zhang, 2003). Secara umum kombinasi dari model *time series* yang memiliki struktur autokorelasi linier dan non linier dapat dituliskan sebagai berikut.

$$f = L_t + N_t \quad (2.27)$$

dimana  $L_t$  menunjukkan komponen linier dan  $N_t$  menunjukkan komponen non linier. Model ARIMA digunakan untuk menyelesaikan kasus yang linier, dimana residual dari model yang linier masih mengandung informasi hubungan non linier. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut.

$$e_t = Z_t - \hat{L}_t \quad (2.28)$$

dimana  $\hat{L}_t$  adalah nilai *forecast* pada waktu t dan  $Z_t$  adalah data awal waktu ke-t. Langkah selanjutnya adalah memodelkan residual dari model ARIMA menggunakan model ANFIS.

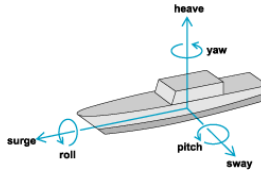
Hasil ramalan dari metode ANFIS kemudian dikombinasikan dengan hasil ramalan dari model ARIMA. Secara matematis, hasil ramalan secara keseluruhan yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (2.29)$$

$\hat{Z}_t$  merupakan hasil peramalan yang merupakan gabungan nilai ramalan dari model ARIMA dan ramalan nilai model ANFIS.

## 2.4 Gerak *Roll*

Dalam bidang hidrodinamika, suatu benda yang mengapung mengalami gerakan osilasi. Gerak osilasi merupakan gerak bolak-balik benda di sekitar suatu titik setimbang dengan lintasan yang sama secara periodik. Gerakan osilasi kapal terdiri dari 6 gerakan yang terdiri dari 3 gerakan translasi dan 3 gerakan rotasional.



**Gambar 2.2** Enam Gerak Gerak Kapal

Salah satu gerakan pada kapal yaitu gerak *roll* yang merupakan salah satu gerak rotasional pada sumbu-x. Secara matematis, gerakan *roll* dapat didefinisikan sebagai berikut (Cueva & Faria, 2008)

$$I \cdot \ddot{\theta} + B \cdot \dot{\theta} + C \cdot \theta = M(t) \quad (2.35)$$

dengan

$\theta$  : sudut *roll*

$\dot{\theta}$  : *differential* orde 1 terhadap waktu, misalnya kecepatan sudut

$\ddot{\theta}$  : *differential* orde 2 terhadap waktu, misalnya percepatan sudut

$I$  : momen inersia gerakan *roll*

$B \cdot \dot{\theta}$  : *nonlinear damping moment*

$C \cdot \theta$  : *nonlinier restoring moment*

$M(t)$  : *exciting moment* pada gelombang.

Salah satu penelitian gerak *roll* dilakukan oleh Khan, Bil, Marion, dan Crozier (2004) menggunakan model *univariate* dan *multivariate* ARIMA dan model ANN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *univariate* ARIMA yang diperoleh yaitu ARIMA (15,0,1), sedangkan model *multivariate* ARIMA yang diperoleh yaitu ARIMA (10,1,0). Khusus untuk model *multivariate* variabel yang digunakan untuk menganalisis gerak *roll* yaitu gerak *pitch* dan kecepatan angin. Hasil akhir penelitian Khan, Bil, Marion, dan Crozier (2004) menunjukkan bahwa model ANN mempunyai tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model *univariate* atau *multivariate* ARIMA. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Khan, Bil, dan Marion (2009) menggunakan model ANN untuk memprediksi gerak *roll* kapal. Data yang digunakan sebanyak 666 gerak *roll* pada frekuensi yang sama sebesar 15 Hz. Untuk pemodelan digunakan sebanyak 486 data *training* dan 180 data untuk validasi model. Hasil yang didapatkan bahwa arsitektur ANN dapat merekonstruksi dengan baik gerak *roll* pada selang waktu antara detik ke-160 sampai detik ke-180. Secara umum, model ANN dapat memprediksi gerak *roll* kapal pada kondisi amplitudo yang besar.

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian**

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data simulasi yang dilakukan di LHI-BPPT. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah gerak *roll* pada FPU dengan satuan derajat (*degree*). Sudut gerak *roll* yang dihasilkan dari proses simulasi sebanyak 155.946 gerak yang mana pada periode 1 detik menghasilkan rata-rata 15 sudut gerak *roll*. Untuk kemudahan analisis, maka data dibagi menjadi 5 *series* data dengan masing-masing *series* data memuat kurang lebih 30.000 sudut gerak *roll*.

Data gerak *roll* dihasilkan dengan proses simulasi dengan skala ukuran FPU sebesar 1:50, jenis spektrum gelombang yang digunakan yaitu *Spectrum Jonswap* dengan tinggi gelombang signifikan sebesar 2,4 meter dan *peak periode* sebesar 6,6 detik. Sedangkan arah gelombang yang digunakan sebesar  $90^0$  pada kondisi gelombang *irregular*. Proses simulasi gerak *roll* FPU dilakukan selama kurang lebih 25 menit.

#### **3.2 Metode Pengolahan Data**

Sebelum dilakukan analisis, terlebih dahulu data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Dimana data *training* yang digunakan adalah 29.000 data awal pada masing-masing *series* data gerak *roll*, sedangkan 1000 data terakhir digunakan sebagai data *testing*.

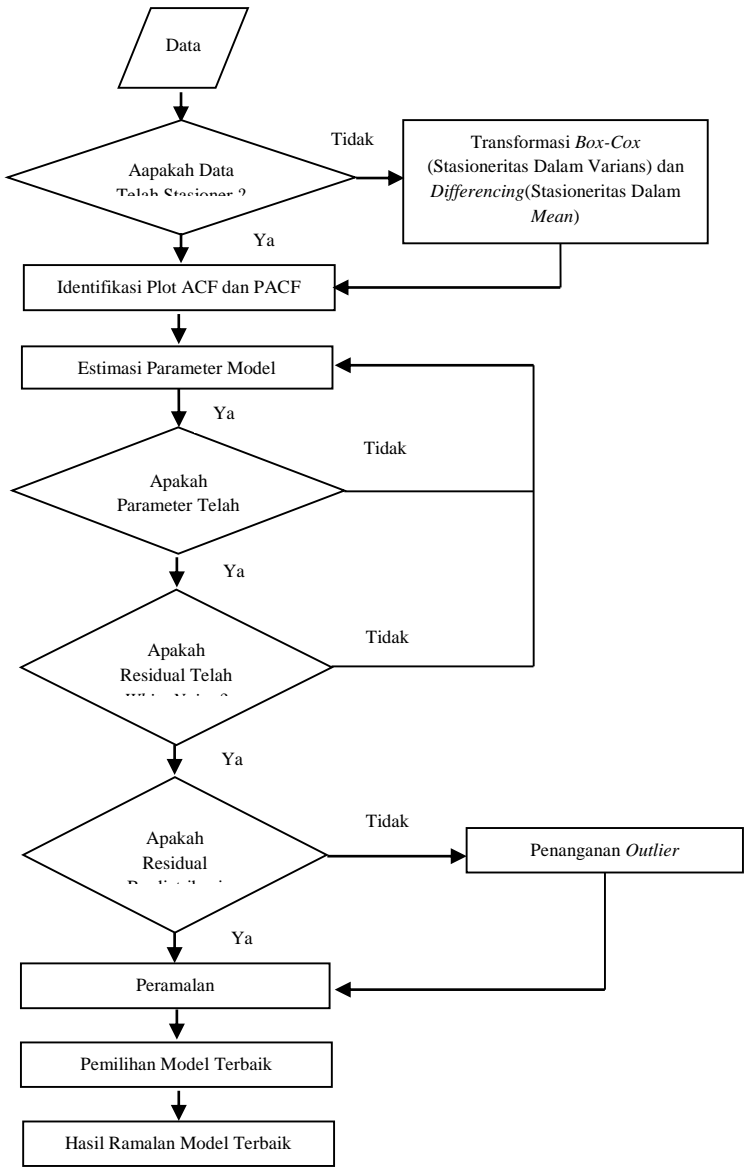
Model yang digunakan pada penelitian ini yaitu model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS. Hasil dari ketiga metode tersebut yang nantinya akan dibandingkan dengan melihat tingkat akurasi prediksi berdasarkan nilai RMSE yang terkecil, karena semakin kecil nilai RMSE maka model dikatakan semakin baik.

Langkah analisis pada penelitian kali ini sebagai berikut.

1. Melakukan prediksi sudut gerak *roll* dengan metode ARIMA melalui prosedur *Box-Jenkins*.
2. Melakukan prediksi sudut gerak *roll* dengan metode ANFIS.
3. Melakukan prediksi sudut gerak *roll* dengan metode Hibrida ARIMA-ANFIS.
4. Membandingkan nilai RMSE dari ketiga metode ARIMA, ANFIS dan hibrida ARIMA-ANFIS. Nilai MAPE dan SMAPE terkecil menunjukkan bahwa model yang digunakan mempunyai tingkat akurasi tertinggi.

Berikut ini adalah langkah-langkah analisis dengan menggunakan prosedur *Box-Jenkins* pada ARIMA.

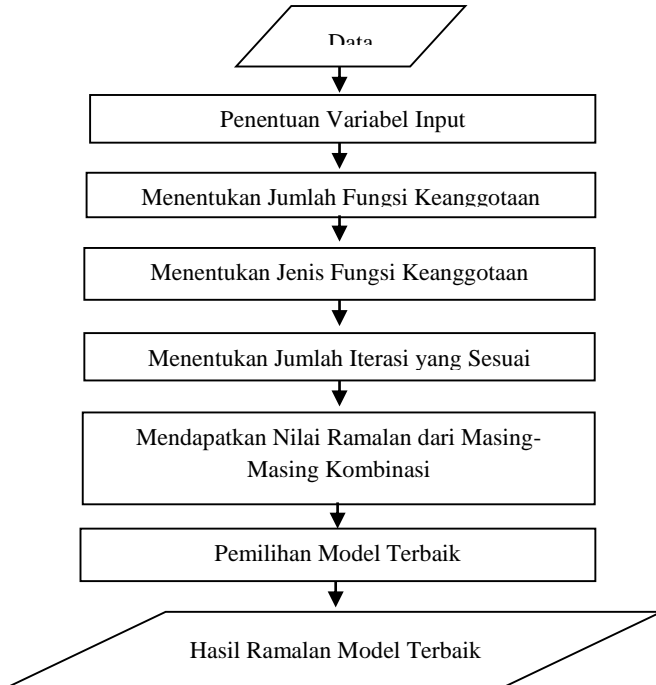
1. Mengidentifikasi model pada data *training* apakah sudah stasioner dalam *mean* dan *varians*. Jika belum stasioner dalam *mean* maka dilakukan *differencing*, sedangkan jika belum stasioner dalam *varians* maka dilakukan transformasi *Box-Cox*.
2. Melihat plot ACF dan PACF berdasarkan data yang sudah stasioner untuk menentukan order  $p$ ,  $d$ ,  $q$  dan  $P$ ,  $D$ ,  $Q$ ,  $S$ .
3. Melakukan uji signifikansi parameter dan estimasi parameter dengan menggunakan statistik uji  $t$ .
4. Melakukan uji kesesuaian model dengan uji *white noise* dan uji normalitas pada residual. Apabila residual belum memenuhi asumsi berdistribusi normal maka dilakukan deteksi *outlier* dan penanganan *outlier* dengan mengikutkan *outlier* di dalam model ARIMA.
5. Melakukan prediksi pada data *testing*, kemudian membandingkan hasil prediksi tersebut berdasarkan nilai RMSE.
6. Pemilihan model terbaik, dimana dilihat dari nilai RMSE terkecil.



**Gambar 3.1.** Flow Chart Peramalan Model ARIMA

Berikut ini adalah langkah-langkah analisis dengan menggunakan metode ANFIS.

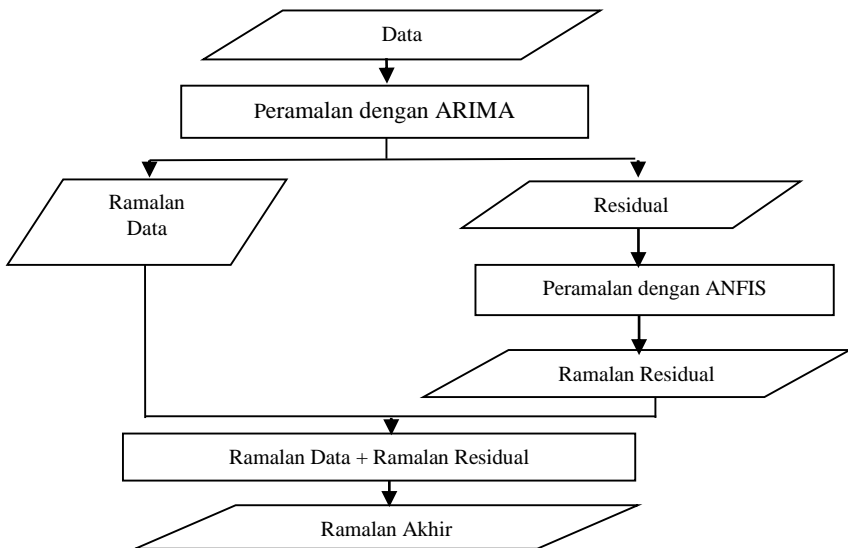
1. Menentukan variabel input berdasarkan *lag* AR yang signifikan pada model ARIMA.
2. Menentukan jumlah fungsi keanggotaan.
3. Menentukan jenis fungsi keanggotaan.
4. Menentukan jumlah iterasi yang akan digunakan untuk mendapatkan parameter ANFIS dengan tingkat kesalahan yang minimum.
5. Mendapatkan nilai ramalan dari masing-masing kombinasi yang dilakukan.
6. Menghitung nilai RMSE hasil peramalan.



**Gambar 3.2.** Flow Chart Peramalan Model ANFIS

Langkah-langkah analisis menggunakan model hibrida ARIMA-ANFIS dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Melakukan pemodelan dan peramalan dengan model ARIMA.
2. Menghitung nilai residual dengan menggunakan model ARIMA.
3. Data yang digunakan sebagai input pada model hibrida ARIMA-ANFIS adalah residual data yang diperoleh dari model ARIMA terbaik.
4. Melakukan peramalan pada data residual dari model ARIMA menggunakan model ANFIS.
5. Hasil peramalan diperoleh dengan menggabungkan hasil peramalan menggunakan model ARIMA dan hasil peramalan menggunakan ANFIS.
6. Menghitung nilai RMSE dari hasil peramalan.



**Gambar 3.3.** Flow Chart Peramalan Model Hibrida ARIMA-ANFIS



*(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)*

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Karakteristik Sudut Gerak *Roll*

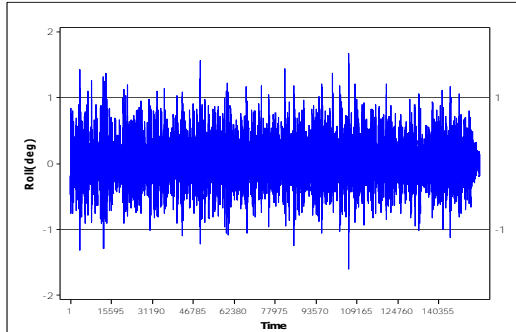
Analisis statistik deskriptif dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui nilai rata-rata, standar deviasi, minimum, dan maksimum pada setiap data sudut gerak *roll*. Hasil dari analisis statistik deskriptif ditampilkan pada Tabel 4.1

**Tabel 4.1** Analisis Statistik Deskriptif Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga dan Keempat

<i>Series</i> Data	Jumlah Data (n)	<i>Mean</i>	StDev	Minimum	Maksimum
Pertama	30000	0,0388	0,3724	-1,3182	1,4288
Kedua	30000	0,0485	0,3756	-1,2254	1,5556
Ketiga	30000	0,0451	0,3391	-1,2463	1,4426
Keempat	30000	0,0557	0,3650	-1,6024	1,6699
Kelima	35946	0,0441	0,3177	-1,1221	1,2005

Berdasarkan Tabel 4.1 didapatkan hasil bahwa nilai rata-rata sudut gerak *roll* terbesar terletak pada data gerak *roll* keempat dengan nilai rata-rata sebesar 0,0557<sup>0</sup>, sedangkan nilai rata-rata sudut gerak *roll* terkecil terletak pada data pertama. Pada bidang perkapalan, sudut gerak *roll* melebihi  $\pm 1^0$  merupakan batas stabilnya gerak *roll* pada FPU. Oleh karena itu, terjadinya sudut gerak *roll* melebihi  $1^0$  berpotensi menyebabkan terganggunya proses eksplorasi minyak karena sistem peralatan baik itu mesin maupun komponen lainnya secara otomatis mati. Berdasarkan Tabel 4.1 didapatkan hasil bahwa semua data sudut gerak *roll* mempunyai besar sudut yang nilainya  $\pm 1^0$  sehingga dapat dikatakan kondisi FPU masih belum stabil.

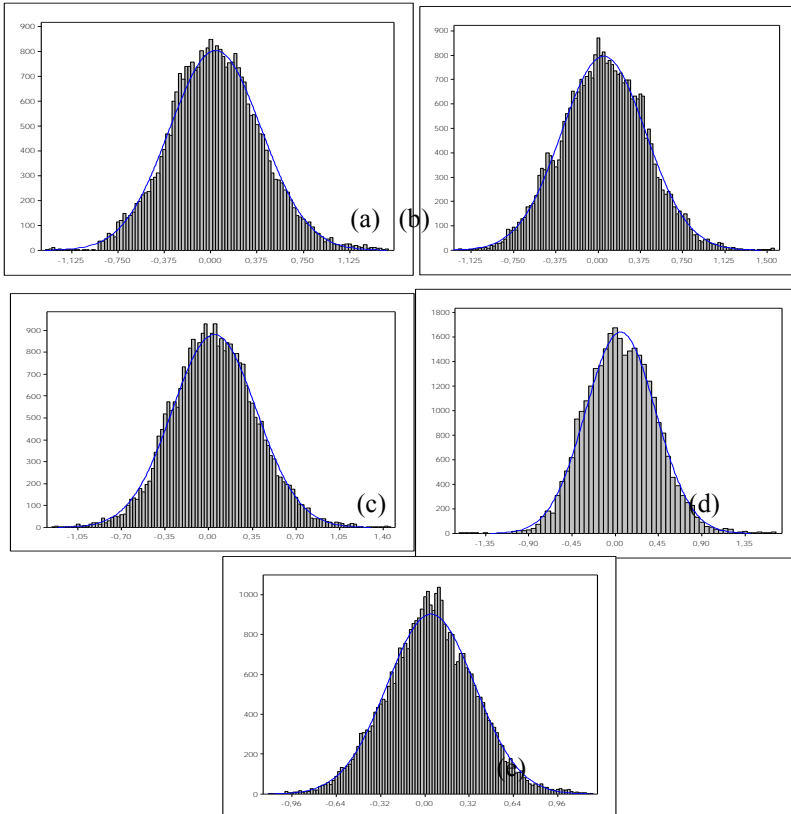
Untuk mengetahui seberapa banyak sudut gerak *roll* yang nilainya melebihi  $1^0$  dengan cara membuat *time series* plot pada data sudut gerak *roll*.



**Gambar 4.1** *Time Series Plot Data Sudut Gerak Roll*

Berdasarkan Gambar 4.1 diketahui bahwa terdapat banyak sudut *roll* yang melebihi  $\pm 1^{\circ}$ . Kondisi sudut *roll* FPU pada Gambar 4.1 berpotensi besar menyebabkan gangguan pada saat eksplorasi minyak baik dari sisi efisiensi, stabilitas maupun keamanan. Oleh karena prediksi sudut gerak *roll* menjadi penting dilakukan agar dapat memprediksi sudut gerak *roll* kedepannya.

Karakteristik data sudut gerak *roll* juga dapat ditampilkan dalam bentuk histogram untuk mengetahui bentuk distribusi data sehingga perkiraan pola distribusi data hasil prediksi dapat teridentifikasi. Gambar 4.2 menunjukkan bahwa pola distribusi data sudut gerak *roll* pertama sampai dengan kelima membentuk pola distribusi normal. Selain itu, kondisi FPU dapat dikatakan relatif stabil karena sebaran data sudut gerak *roll* terletak di sekitar nilai  $0^{\circ}$ . Apabila hasil prediksi sudut gerak *roll* memiliki tingkat akurasi yang baik maka pola distribusi data prediksi akan membentuk pola yang sama dengan Gambar 4.2.



**Gambar 4.2** Histogram Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

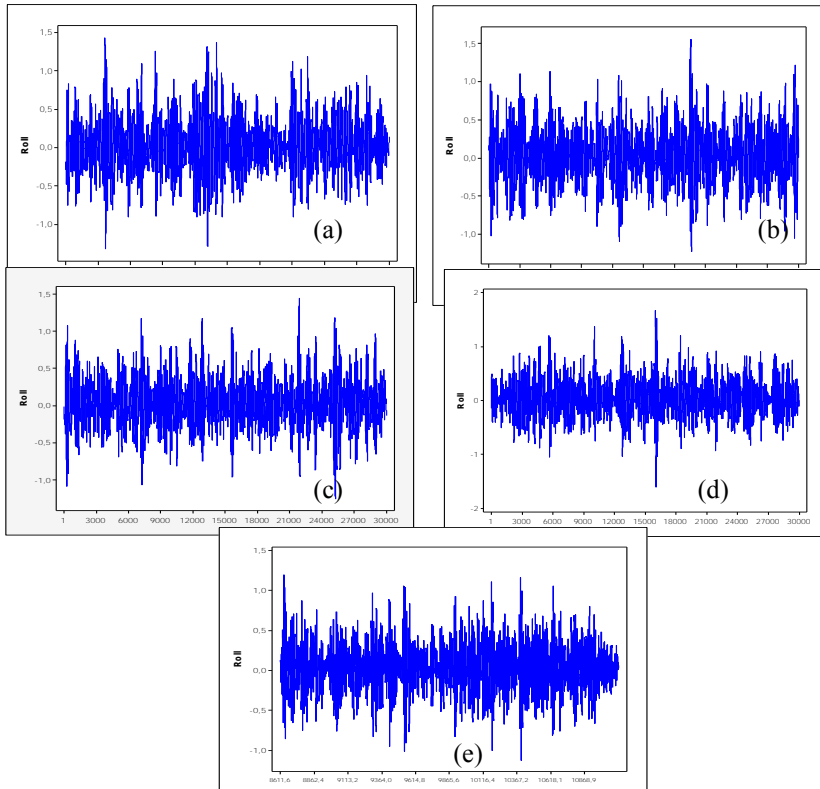
## 4.2 Prediksi Sudut Gerak *Roll* Menggunakan Model ARIMA

Prosedur pemodelan ARIMA dikenal dengan prosedur *ARIMABox-Jenkins* yang terdiri dari 4 tahapan yaitu tahapan identifikasi, estimasi parameter, cek diagnosa, dan peramalan atau prediksi.

### 4.2.1 Identifikasi

Tahapan identifikasi merupakan tahapan untuk mengetahui kestasioneran data dalam varians dan *mean*. Terdapat beberapa cara

yang digunakan untuk mengetahui kestasioneran data dalam *mean*, salah satunya yaitu menggunakan *time series plot*.



**Gambar 4.3** *Time Series Plot* Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

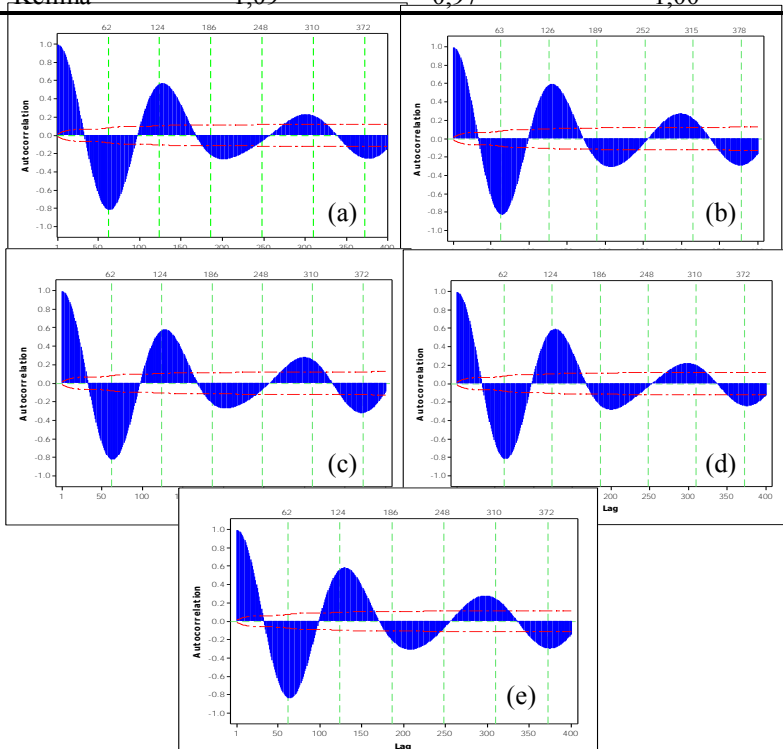
Berdasarkan Gambar 4.3 diketahui bahwa fluktuasi data berada pada nilai tengah data dan pola data tidak membentuk pola *tren*, sehingga dapat disimpulkan bahwa semua *series* data sudut gerak *roll* FPU telah stasioner dalam *mean*.

Kestasioneran data dalam varians dapat diketahui dengan cara menghitung *rounded value* pada plot *Box Cox*. Data dikatakan telah stasioner dalam varians jika *rounded value* bernilai 1 atau selang

kepercayaan nilai  $\lambda$  memuat nilai 1. Berdasarkan Tabel 4.2 didapatkan hasil bahwa semua data sudut gerak *roll* telah stasioner dalam varians karena *rounded value* pada  $\lambda$  bernilai 1.

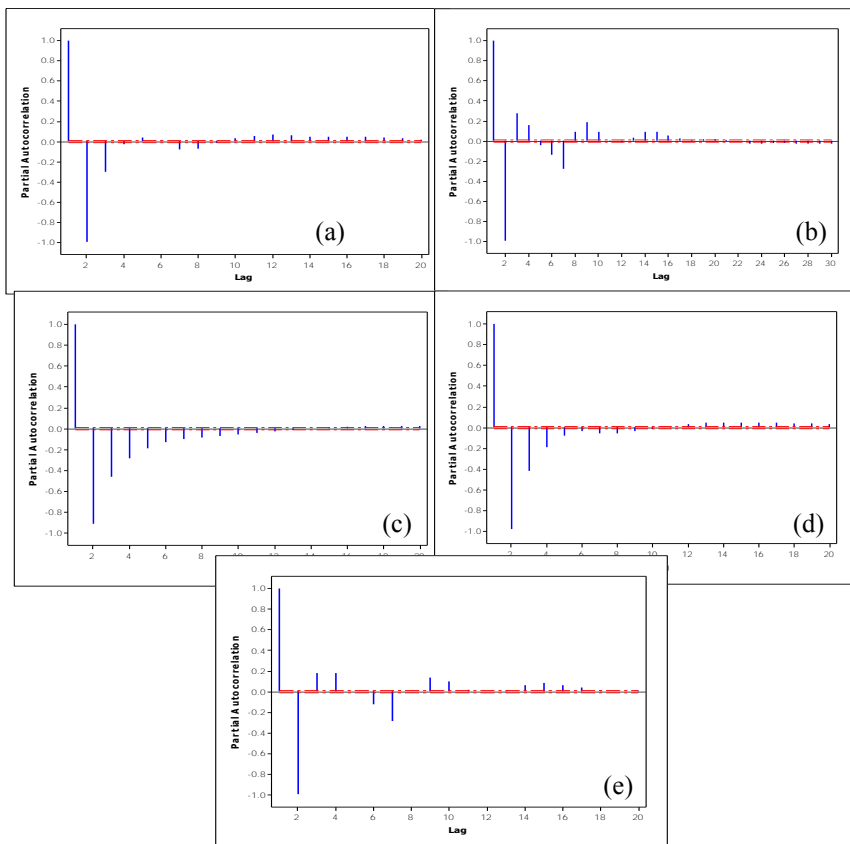
**Tabel 4.2** Nilai Estimasi *Lambda Box Cox* Pada Data Gerak *Roll*

Data Gerak <i>Roll</i>	<i>Lambda</i> ( $\lambda$ )		
	Batas Atas	Batas Bawah	<i>Rounded Value</i>
Pertama	0,98	0,87	0,93
Kedua	1,08	0,96	1,00
Ketiga	1,03	0,91	1,00
Keempat	1,02	0,91	1,00
Kelima	1,09	0,97	1,00



**Gambar 4.4** Plot ACF Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Setelah data telah stasioner dalam *mean* dan varians, maka langkah selanjutnya yaitu membuat plot ACF dan PACF untuk menduga orde model ARIMA. Plot ACF pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa semua data sudut gerak *roll* mempunyai pola yang sama yaitu membentuk gelombang dengan periode yang berbeda pada setiap gelombang serta tidak ditemukan indikasi adanya pola musiman yang jelas.



**Gambar 4.5** Plot PACF Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Plot PACF yang ditampilkan pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa terdapat banyak *lag-lag* yang keluar batas pada semua data gerak *roll*. Hal ini disebabkan karena nilai batas signifikansi yang sangat kecil yang dipengaruhi oleh ukuran data yang sangat besar. Pada data sudut gerak *roll* pertamadan kedua diketahui *lag* 1, *lag* 2 dan *lag* 3 mempunyai nilai lebih tinggi daripada *lag-lag* lainnya. Pada data sudut gerak *roll* ketiga, keempat dan kelima diketahui bahwa *lag* 1 dan *lag* 2 mempunyai nilai yang lebih tinggi daripada *lag-lag* lainnya. Berdasarkan plot ACF dan PACF maka dugaan orde model ARIMA ditampilkan pada Tabel 4.3

**Tabel 4.3**Dugaan Orde Model ARIMA

Gerak <i>Roll</i>	Orde ARIMA		
	p	d	q
Pertama	[1,3]	0	[1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,28,29,30,31,32,33,35,36,37,38,40,41,42,45]
Kedua	3	0	[1,2,3,4,5,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,28,30,31,32,33,34,35,36,37,41,43,44,45]
Ketiga	2	0	[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,25,27,28,29,31,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47]
Keempat	2	0	[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,28,34,35,36,37,38,39,40,45]
Kelima	2	0	[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45]

#### 4.2.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah melalui tahapan identifikasi, tahapan selanjutnya yaitu mengestimasi dan menguji signifikansi parameter pada model dugaan ARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Param-



eter dikatakan telah signifikan jika *P-Value* kurang dari 0,05. Berikut ini merupakan hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter

**Tabel 4.4** Hasil Uji Signifikansi Parameter

<i>Series Data</i>	Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Pertama	$\mu$	1,49203	0,00498	7,76	<0,0001
	$\phi_1$	-0,49571	0,00054	2768,31	<0,0001
	$\phi_3$	0,03862	0,00053	-926,42	<0,0001
	$\theta_1$	-1,10693	0,00589	-187,91	<0,0001
	$\theta_2$	-0,99943	0,00882	-113,35	<0,0001
	$\theta_3$	-1,03932	0,01050	-98,97	<0,0001
	$\theta_4$	-0,89597	0,01203	-74,47	<0,0001
	$\theta_5$	0,39757	0,01361	29,22	<0,0001
	$\theta_6$	0,57269	0,01355	42,28	<0,0001
	$\theta_7$	0,28312	0,01273	22,24	<0,0001
	$\theta_8$	0,17607	0,00926	19,02	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,51649	0,00929	-55,56	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,56740	0,01327	-42,76	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,38277	0,01476	-25,94	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,29854	0,01481	-20,16	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,22153	0,01416	-15,65	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,16253	0,01461	-11,12	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,15148	0,01453	-10,42	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,16211	0,01427	-11,36	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,12914	0,01414	-9,13	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,10166	0,01421	-7,16	<0,0001
	$\theta_{20}$	-0,09813	0,01417	-6,92	<0,0001
	$\theta_{21}$	-0,08635	0,01438	-6,01	<0,0001
	$\theta_{22}$	-0,06058	0,01461	-4,15	<0,0001
	$\theta_{23}$	-0,05556	0,01404	-3,96	<0,0001
	$\theta_{24}$	-0,05523	0,01295	-4,26	<0,0001
	$\theta_{25}$	-0,02986	0,00907	-3,29	<0,0001
	$\theta_{28}$	0,03906	0,00892	4,38	<0,0001
	$\theta_{29}$	0,06977	0,01248	5,59	<0,0001
	$\theta_{30}$	0,04713	0,01400	3,37	<0,0001
	$\theta_{31}$	0,02951	0,01400	2,11	<0,0001
	$\theta_{32}$	0,05043	0,01255	4,02	<0,0001
	$\theta_{33}$	0,02161	0,00878	2,46	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,04249	0,00918	4,63	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,06137	0,01209	5,08	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,05381	0,01261	4,27	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,06789	0,01291	5,26	<0,0001
	$\theta_{39}$	0,06593	0,01159	5,69	<0,0001
	$\theta_{40}$	0,03016	0,01121	2,69	<0,0001
	$\theta_{41}$	0,02233	0,00874	2,55	<0,0001
	$\theta_{42}$	0,01265	0,00592	2,14	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,00894	0,00389	2,29	<0,0001

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

<i>Series Data</i>	Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Kedua	$\mu$	0,04679	0,00439	10,66	<0,0001
	$\phi_1$	2,38903	0,01203	198,60	<0,0001
	$\phi_2$	-1,78542	0,02392	-74,66	<0,0001
	$\phi_3$	0,39498	0,01192	33,14	<0,0001
	$\theta_1$	-0,21287	0,00960	-22,16	<0,0001
	$\theta_2$	-0,43275	0,00964	-44,89	<0,0001
	$\theta_3$	-0,38881	0,01051	-37,01	<0,0001
	$\theta_5$	-0,25786	0,01119	-23,04	<0,0001
	$\theta_7$	0,94262	0,01020	92,41	<0,0001
	$\theta_8$	0,08716	0,00918	9,50	<0,0001
	$\theta_9$	0,02582	0,00895	2,89	0,0039
	$\theta_{10}$	-0,06638	0,00903	-7,35	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,47851	0,00895	-53,47	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,11797	0,00717	-16,46	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,09973	0,00972	-10,26	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,06534	0,00959	-6,81	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,05953	0,00941	-6,33	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,05396	0,00945	-5,71	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,07515	0,00824	-9,12	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,05980	0,00784	-7,62	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,05250	0,00791	-6,64	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,02212	0,00737	-3,00	0,0027
	$\theta_{20}$	-0,02612	0,00738	-3,54	0,0004
	$\theta_{28}$	0,01957	0,00694	2,82	0,0048
	$\theta_{30}$	0,02308	0,00720	3,20	0,0014
	$\theta_{31}$	0,02241	0,00725	3,09	0,0020
	$\theta_{32}$	0,02423	0,00715	3,39	0,0007
	$\theta_{33}$	0,02949	0,00731	4,03	<0,0001
	$\theta_{34}$	0,04249	0,00610	6,96	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,03548	0,00721	4,92	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,03056	0,00859	3,56	0,0004
	$\theta_{37}$	0,03306	0,00696	4,75	<0,0001
	$\theta_{41}$	0,01878	0,00693	2,71	0,0068
	$\theta_{43}$	0,02821	0,00530	5,32	<0,0001
	$\theta_{44}$	0,02931	0,00482	6,08	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,02091	0,00502	4,17	<0,0001
	$\theta_{47}$	0,01766	0,00444	3,97	<0,0001

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

<i>Series Data</i>	Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Ketiga	$\mu$	0,04528	0,00433	10,44	<0,0001
	$\phi_1$	1,99151	0,00068	2890,49	<0,0001
	$\phi_2$	-0,99398	0,00068	-1445,8	<0,0001
	$\theta_1$	-0,59913	0,00589	-101,62	<0,0001
	$\theta_2$	-0,67179	0,00685	-97,97	<0,0001
	$\theta_3$	-0,65154	0,00786	-82,83	<0,0001
	$\theta_4$	-0,51034	0,00816	-62,49	<0,0001
	$\theta_5$	0,73556	0,00943	77,95	<0,0001
	$\theta_6$	0,29854	0,01027	29,07	<0,0001
	$\theta_7$	0,22768	0,00988	23,03	<0,0001
	$\theta_8$	0,12548	0,00882	14,23	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,47572	0,00882	-53,88	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,31237	0,01037	-30,11	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,22817	0,01088	-20,98	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,16102	0,01061	-15,18	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,12404	0,00881	-14,08	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,08905	0,01053	-8,46	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,09141	0,01069	-8,55	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,09499	0,01089	-8,72	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,07867	0,01074	-7,32	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,06927	0,00950	-7,29	<0,0001
	$\theta_{20}$	-0,07065	0,01067	-6,62	<0,0001
	$\theta_{21}$	-0,04092	0,00932	-4,39	<0,0001
	$\theta_{22}$	-0,03307	0,00989	-3,34	0,0159
	$\theta_{23}$	-0,02148	0,00891	-2,41	0,0066
	$\theta_{25}$	0,01751	0,00644	2,72	0,0042
	$\theta_{27}$	0,02103	0,00734	2,86	0,0002
	$\theta_{28}$	0,02760	0,00742	3,72	0,03950
	$\theta_{31}$	0,01346	0,00653	2,06	<0,0001
	$\theta_{34}$	0,03659	0,00724	5,05	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,04684	0,00750	6,25	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,04541	0,00845	5,37	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,03673	0,00805	4,56	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,04806	0,00702	6,84	<0,0001
	$\theta_{42}$	0,02451	0,00540	4,53	<0,0001
	$\theta_{44}$	0,02940	0,00444	6,62	<0,0001
$\theta_{45}$	0,01702	0,00388	4,39	<0,0001	
$\theta_{46}$	0,00971	0,00368	2,63	0,0084	

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

<i>Series Data</i>	<i>Parameter</i>	<i>Estimasi</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Keempat	$\mu$	0,05581	0,00498	11,21	<0,0001
	$\phi_1$	1,99107	0,00071	2790,28	<0,0001
	$\phi_2$	-0,99353	0,00071	-1396,5	<0,0001
	$\theta_1$	-0,60745	0,00591	-102,82	<0,0001
	$\theta_2$	-0,66801	0,00693	-96,40	<0,0001
	$\theta_3$	-0,65305	0,00796	-81,98	<0,0001
	$\theta_4$	-0,53892	0,00840	-64,13	<0,0001
	$\theta_5$	0,71084	0,00961	73,93	<0,0001
	$\theta_6$	0,26876	0,01031	26,07	<0,0001
	$\theta_7$	0,16266	0,00992	16,40	<0,0001
	$\theta_8$	0,08068	0,00884	9,13	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,46468	0,00883	-52,64	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,29765	0,01032	-28,84	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,19714	0,01088	-18,12	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,16435	0,01085	-15,14	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,14322	0,00978	-14,66	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,13035	0,01080	-12,07	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,12381	0,01081	-11,45	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,11976	0,01049	-11,41	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,07305	0,01068	-6,84	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,07124	0,01042	-6,84	<0,0001
	$\theta_{20}$	-0,05729	0,01069	-5,36	<0,0001
	$\theta_{21}$	-0,03745	0,01079	-3,47	0,0005
	$\theta_{22}$	-0,03860	0,01024	-3,77	0,0002
	$\theta_{23}$	-0,04935	0,01082	-4,56	<0,0001
	$\theta_{24}$	-0,01850	0,00941	-1,97	0,0494
	$\theta_{25}$	-0,01951	0,00844	-2,31	0,0209
	$\theta_{26}$	-0,01996	0,00711	-2,81	0,0050
	$\theta_{28}$	0,01739	0,00651	2,67	0,0075
	$\theta_{34}$	0,01531	0,00715	2,14	0,0324
	$\theta_{35}$	0,04947	0,00767	6,45	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,05179	0,00795	6,51	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,05007	0,00777	6,44	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,04183	0,00703	5,95	<0,0001
	$\theta_{39}$	0,02903	0,00613	4,73	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,00857	0,00332	2,58	0,0100

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

Series Data	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-Value	p-value
Kelima	$\mu$	0,04460	0,00302	14,75	<0,0001
	$\phi_1$	1,99164	0,00062	3213,72	<0,0001
	$\phi_2$	-0,99398	0,00062	-1605,9	<0,0001
	$\theta_1$	-0,57604	0,00538	-107,03	<0,0001
	$\theta_2$	-0,66048	0,00623	-105,91	<0,0001
	$\theta_3$	-0,66093	0,00722	-91,50	<0,0001
	$\theta_4$	-0,52577	0,00809	-64,98	<0,0001
	$\theta_5$	0,71487	0,00861	83,02	<0,0001
	$\theta_6$	0,27288	0,00931	29,29	<0,0001
	$\theta_7$	0,22434	0,00937	23,94	<0,0001
	$\theta_8$	0,16370	0,00938	17,44	<0,0001
	$\theta_9$	0,04610	0,00935	4,93	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,42497	0,00925	-45,92	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,26879	0,00931	-28,88	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,20964	0,00953	-22,01	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,16896	0,00965	-17,50	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,12658	0,00974	-12,99	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,08629	0,00971	-8,89	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,08835	0,00913	-9,68	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,08134	0,00882	-9,22	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,04570	0,00839	-5,44	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,02417	0,00766	-3,15	0,0016
	$\theta_{20}$	-0,02524	0,00663	-3,81	0,0001
	$\theta_{27}$	0,03120	0,00663	4,70	<0,0001
	$\theta_{28}$	0,05378	0,00766	7,02	<0,0001
	$\theta_{29}$	0,05344	0,00838	6,38	<0,0001
	$\theta_{30}$	0,05687	0,00880	6,46	<0,0001
	$\theta_{31}$	0,06058	0,00909	6,66	<0,0001
	$\theta_{32}$	0,05732	0,00967	5,92	<0,0001
	$\theta_{33}$	0,03829	0,00968	3,95	<0,0001
	$\theta_{34}$	0,03969	0,00957	4,14	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,05653	0,00941	6,01	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,05489	0,00903	6,08	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,05969	0,00926	6,45	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,05170	0,00932	5,54	<0,0001
	$\theta_{39}$	0,04955	0,00932	5,31	<0,0001
	$\theta_{40}$	0,04703	0,00928	5,07	<0,0001
	$\theta_{41}$	0,05848	0,00856	6,83	<0,0001
	$\theta_{42}$	0,04237	0,00806	5,25	<0,0001
	$\theta_{43}$	0,04103	0,00720	5,70	<0,0001
	$\theta_{44}$	0,04061	0,00623	6,52	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,01926	0,00538	3,58	<0,0001

Tabel 4.4 menunjukkan *p-value* dari semua nilai parameter kurang dari 0,05. Oleh karena itu dapat ditarik kesimpulan bahwa pada taraf signifikansi 5% keseluruhan parameter model dugaan ARIMA pada semua data sudut gerak *roll* telah signifikan.

### 4.2.3 Cek Diagnosa

Tahapan cek diagnosa merupakan tahapan pemeriksaan dua asumsi yang harus terpenuhi yaitu residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Berikut ini merupakan hasil pengujian asumsi *white noise* residual model ARIMA pada semua data sudut gerak *roll*

**Tabel 4.5** Hasil Uji Pengujian Asumsi *White Noise* Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Pertama								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	0,001	0,002	0,003	0,003	-0,004	-0,004
12	-	-	-0,004	-0,004	-0,004	0,000	0,001	0,001
18	-	-	0,001	0,001	0,001	0,002	0,000	-0,002
24	-	-	-0,003	-0,004	-0,005	-0,000	0,001	0,001
30	-	-	0,004	0,006	0,001	0,002	0,002	-0,004
36	-	-	-0,005	-0,005	-0,005	-0,005	0,004	0,005
42	21,38	<0,0001	0,008	0,011	0,010	0,005	-0,005	-0,004
48	25,88	0,0005	-0,001	0,005	-0,005	0,005	0,008	-0,005

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Kedua								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
<b>6</b>	-	-	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
<b>12</b>	-	-	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,002
<b>18</b>	-	-	0,002	-0,002	-0,004	0,001	-0,001	-0,006
<b>24</b>	-	-	-0,003	0,010	-0,008	-0,002	0,007	0,006
<b>30</b>	-	-	-0,007	0,009	0,000	-0,006	-0,009	0,001
<b>36</b>	-	-	0,004	0,000	0,013	0,008	0,003	-0,005

**Tabel 4.5 (Lanjutan)** Hasil Uji Pengujian Asumsi *White Noise* Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Kedua								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
42	27,40	0,0001	0,003	0,000	0,001	-0,005	-0,000	0,004
48	45,11	<0,0001	-0,002	0,006	0,010	0,022	-0,001	-0,001
Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Ketiga								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	0,001	0,000	0,001	0,001	0,001	-0,000
12	-	-	0,000	-0,000	-0,000	0,000	0,000	-0,000
18	-	-	0,000	0,001	-0,001	-0,001	-0,003	-0,003
24	-	-	-0,006	0,001	-0,000	-0,000	0,001	0,005
30	-	-	-0,004	-0,001	0,000	-0,006	-0,009	0,000
36	-	-	-0,002	-0,002	0,005	0,009	0,001	0,003
42	13,62	0,0182	-0,002	0,006	-0,001	0,003	-0,007	0,004
48	18,97	0,0616	-0,002	0,003	0,000	0,012	0,005	-0,001
Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Keempat								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	-0,000	-0,001	-0,001	-0,004	0,003	0,004
12	-	-	0,004	0,003	0,005	-0,001	-0,001	-0,001
18	-	-	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,003	-0,003
24	-	-	-0,003	-0,002	-0,004	0,000	-0,000	0,001
30	-	-	-0,007	0,004	-0,007	-0,007	-0,006	-0,001
36	-	0,0001	-0,007	-0,001	0,007	0,000	0,005	0,010
42	-	0,0007	0,015	0,004	0,009	0,004	-0,002	0,001
48	-	0,0017	-0,004	0,004	0,008	0,012	-0,004	0,005

**Tabel 4.5 (Lanjutan)** Hasil Uji Pengujian Asumsi *White Noise* Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

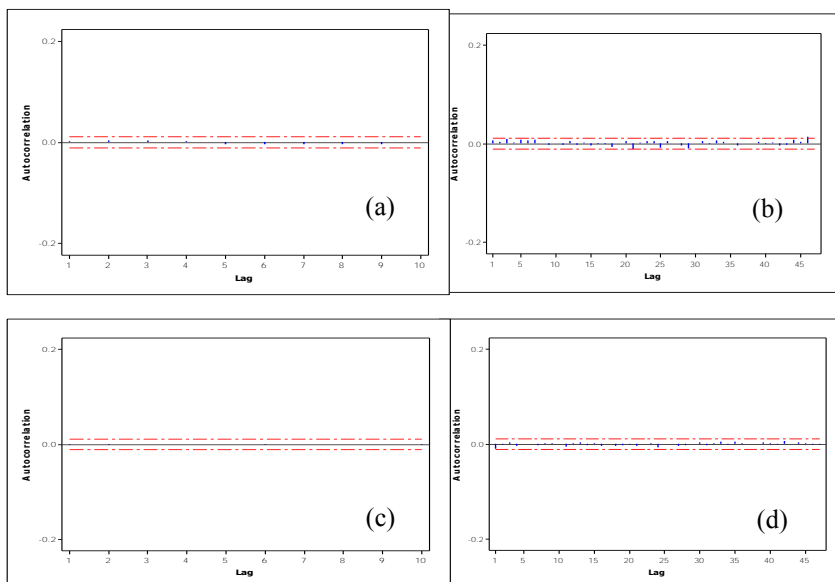
Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Kelima								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	-0,000	-0,000	0,000	0,000	0,000	-0,000
12	-	-	0,000	0,000	-0,000	-0,000	-0,001	0,001
18	-	-	0,001	0,001	-0,001	-0,001	-0,002	-0,001
24	-	-	-0,004	0,000	0,004	0,001	-0,002	0,001
30	-	-	-0,002	-0,004	0,001	0,001	0,001	0,002
36	-	-	0,003	0,002	0,003	0,003	0,004	0,003
42	10,77	0,0010	0,001	0,003	0,006	0,008	0,002	0,008
48	14,90	0,0373	0,008	0,005	0,001	0,000	-0,001	-0,005

Berdasarkan Tabel 4.5 didapatkan hasil hanya residual data sudut gerak *roll* ketiga yang mempunyai *p-value* lebih besar dari 0,05 pada lag 48, sedangkan residual data sudut gerak *roll* lainnya mempunyai *p-value* kurang dari 0,05. Secara teori, nilai batas atas dan batas bawah untuk ACF residual pada kondisi *white noise* sebagai berikut

$$\pm \frac{1,96}{\sqrt{n}} = \pm \frac{1,96}{\sqrt{29000}} = \pm 0,0115$$

Nilai korelasi residual ACF yang ditampilkan pada Tabel 4.5 secara keseluruhan berada diantara nilai batas atas dan batas bawah ACF residual. Hal ini juga dibuktikan pada Gambar 4.6 bahwa *lag-lag* pada plot residual ACF berada dalam batas signifikansi. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan, residual data pertama sampai dengan residual data kelima telah bersifat *white noise*.





**Gambar 4.6**Plot ACF Residual Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a),Kedua (b),Keempat (c) danKelima (d)

Selain residual bersifat *white noise*, asumsi lain yang harus terpenuhi yaitu residual berdistribusi normal. Berdasarkan Tabel 4.6 menunjukkan hasil bahwa semua data sudut gerak *roll* tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Residual tidak berdistribusi normal bisa disebabkan karena terdapat *outlier* pada data pengamatan. *Outlier* tersebut perlu disertakan dalam model agar residual dapat memenuhi asumsi berdistribusi normal. Penyertaan *outlier* dalam model biasa disebut dengan model ARIMAX.

**Tabel 4.6** Hasil Pengujian Kenormalan Residual Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

<i>Series Data</i>	<i>D</i> -hitung	<i>p</i> -value
Pertama	0,233479	<0,01
Kedua	0,045256	<0,01
Ketiga	0,056606	<0,01
Keempat	0,056606	<0,01
Kelima	0,081025	<0,01

Penyebab lainnya yang menyebabkan residual tidak berdistribusi normal yaitu kurva residual tidak membentuk distribusi normal dilihat dari nilai *skewness* dan *kurtosis* yang sangat tinggi sehingga pemodelan ARIMAX tidak dapat digunakan untuk menormalkan residual data.

**Tabel 4.7** Nilai Statistik *Anderson Darling*, *Skewness* dan *Kurtosis* Residual Data Sudu Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Gerak <i>Roll</i>	<i>Anderson Darling</i>		<i>Skewness</i>	Kurtosis
	<i>A-Squared</i>	<i>p</i> -value		
Pertama	4103,19	<0,005	-137,7	21846,8
Kedua	226,66	<0,005	25,71	2331,66
Ketiga	340,81	<0,005	-29,79	2694,42
Keempat	3334,87	<0,005	-127,7	19757,1
Kelima	818,35	<0,005	60,54	7773,10

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa data *outlier* pada seluruh data gerak *roll* tidak bisa ditangani dikarenakan kurva distribusi residual data adalah jenis *Leptokurtik*. Kurva jenis *Leptokurtik* merupakan kurva dengan pola sebaran mempunyai puncak lebih runcing dibandingkan dengan kurva distribusi normal. Hal ini ditandai dengan tingginya nilai *kurtosis* semua residual data gerak *roll*.

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* pertama dapat ditulis sebagai berikut

$$\begin{aligned}
Z_t = & 1,4920 - 0,4957Z_{t-1} + 0,0386Z_{t-3} + 1,1069a_{t-1} \\
& + 0,9994a_{t-2} + 1,0393a_{t-3} + 0,8959a_{t-4} - 0,3975a_{t-5} \\
& + 0,5727a_{t-6} - 0,2831a_{t-7} - 0,1761a_{t-8} + 0,5165a_{t-10} \\
& + 0,5674a_{t-11} + 0,3828a_{t-12} + 0,2985a_{t-13} + 0,2215a_{t-14} \\
& + 0,1625a_{t-15} + 0,1515a_{t-16} + 0,1621a_{t-17} + 0,1291a_{t-18} \\
& + 0,1017a_{t-19} + 0,0981a_{t-20} + 0,0863a_{t-21} + 0,0606a_{t-22} \\
& + 0,0552a_{t-24} + 0,0299a_{t-25} - 0,0391a_{t-28} - 0,0698a_{t-29} \\
& - 0,0471a_{t-30} - 0,0295a_{t-31} - 0,0504a_{t-32} - 0,0216a_{t-33} \\
& - 0,0425a_{t-35} - 0,0614a_{t-36} - 0,0538a_{t-37} - 0,0679a_{t-38} \\
& - 0,0659a_{t-39} - 0,0302a_{t-40} - 0,0223a_{t-41} - 0,0126a_{t-42} \\
& - 0,0089a_{t-45} + a_t
\end{aligned}$$

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* kedua dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
Z_t = & 0,04682 + 2,3890Z_{t-1} - 1,7854Z_{t-2} + 0,3950Z_{t-3} \\
& + 0,2129a_{t-1} + 0,4327a_{t-2} + 0,3888a_{t-3} + 0,2579a_{t-4} \\
& - 0,9426a_{t-5} - 0,0872a_{t-7} - 0,0258a_{t-8} + 0,0664a_{t-9} \\
& + 0,4785a_{t-10} + 0,1180a_{t-11} + 0,0997a_{t-12} + 0,0653a_{t-13} \\
& + 0,0595a_{t-14} + 0,0540a_{t-15} + 0,0751a_{t-16} + 0,0598a_{t-17} \\
& + 0,0525a_{t-18} + 0,0221a_{t-19} + 0,0261a_{t-20} - 0,0196a_{t-28} \\
& - 0,0231a_{t-30} - 0,0224a_{t-31} - 0,0242a_{t-32} - 0,0295a_{t-33} \\
& - 0,0425a_{t-34} - 0,0355a_{t-35} - 0,0306a_{t-36} - 0,0331a_{t-37} \\
& - 0,0188a_{t-41} - 0,0282a_{t-43} - 0,0293a_{t-44} - 0,0209a_{t-45} \\
& - 0,0177a_{t-47} + a_t
\end{aligned}$$

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* ketiga dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
Z_t = & 0,0453 + 1,9915Z_{t-1} - 0,9940Z_{t-2} + 0,5991a_{t-1} \\
& + 0,6718a_{t-2} + 0,6515a_{t-3} + 0,5103a_{t-4} - 0,7356a_{t-5} \\
& - 0,2985a_{t-6} - 0,2277a_{t-7} - 0,1255a_{t-8} + 0,4757a_{t-10} \\
& + 0,3124a_{t-11} + 0,2282a_{t-12} + 0,1610a_{t-13} + 0,1240a_{t-14} \\
& + 0,0890a_{t-15} + 0,0914a_{t-16} + 0,0950a_{t-17} + 0,0787a_{t-18} \\
& + 0,0693a_{t-19} + 0,0706a_{t-20} + 0,0409a_{t-21} + 0,0331a_{t-22} \\
& + 0,0215a_{t-23} - 0,0175a_{t-25} - 0,0210a_{t-27} - 0,0276a_{t-28} \\
& - 0,0135a_{t-31} - 0,0366a_{t-34} - 0,0468a_{t-35} - 0,0454a_{t-36} \\
& - 0,0367a_{t-37} - 0,0481a_{t-38} - 0,0245a_{t-42} - 0,0294a_{t-44}
\end{aligned}$$

$$-0,0170a_{t-45} - 0,0097a_{t-47} + a_t$$

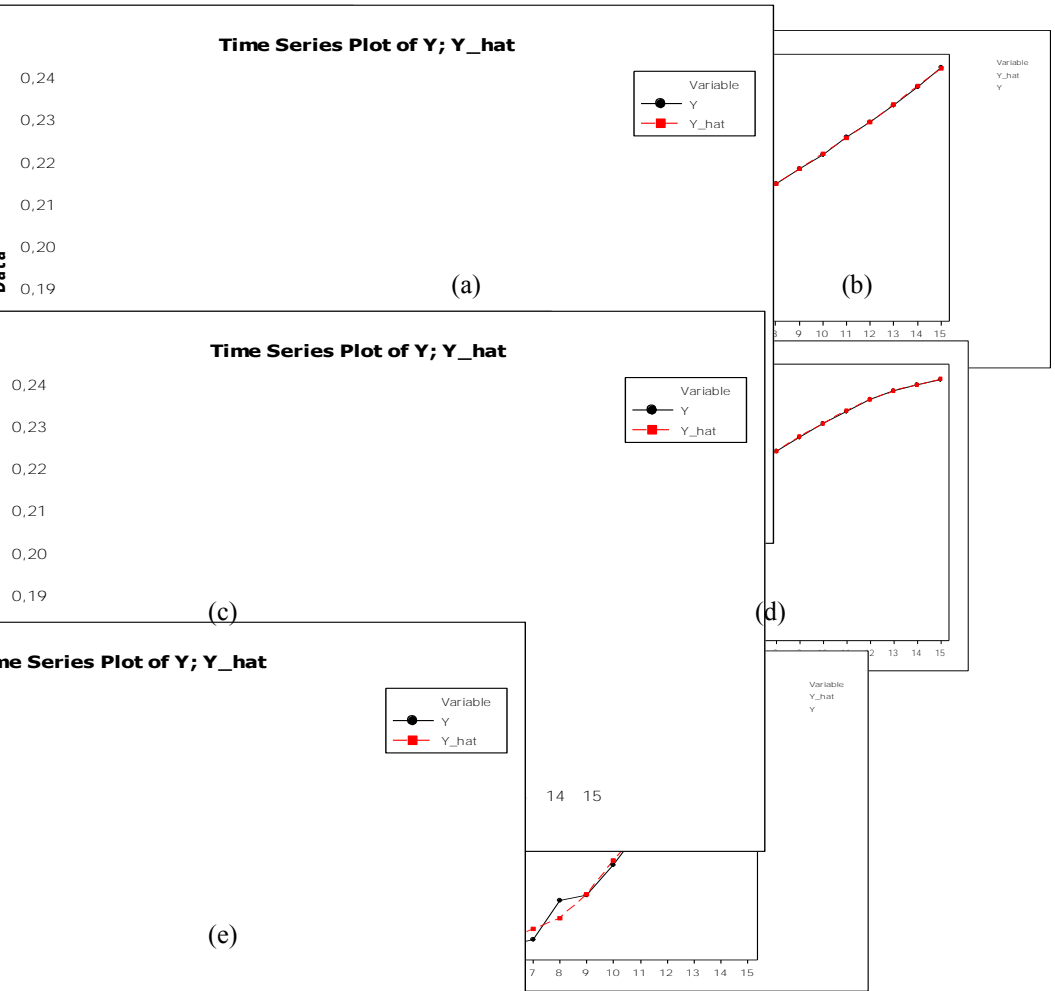
Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* keempat dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_t = & 0,0558 + 1,9911Z_{t-1} - 0,9935Z_{t-2} + 0,6074a_{t-1} \\ & + 0,6680a_{t-2} + 0,6530a_{t-3} + 0,5389a_{t-4} - 0,7108a_{t-5} \\ & - 0,2688a_{t-6} - 0,1627a_{t-7} - 0,0807a_{t-8} + 0,4647a_{t-10} \\ & + 0,2976a_{t-11} + 0,1971a_{t-12} + 0,1643a_{t-13} + 0,1432a_{t-14} \\ & + 0,1303a_{t-15} + 0,1238a_{t-16} + 0,1198a_{t-17} + 0,0730a_{t-18} \\ & + 0,0712a_{t-19} + 0,0573a_{t-20} + 0,0374a_{t-21} + 0,0386a_{t-22} \\ & + 0,0493a_{t-23} + 0,0185a_{t-24} + 0,0195a_{t-25} + 0,0199a_{t-26} \\ & - 0,0174a_{t-28} - 0,0153a_{t-34} - 0,0495a_{t-35} - 0,0518a_{t-36} \\ & - 0,0501a_{t-37} - 0,0418a_{t-38} - 0,0290a_{t-39} - 0,0086a_{t-45} \end{aligned}$$

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* kelima dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_t = & 0,0446 + 1,9916Z_{t-1} - 0,9940Z_{t-2} + 0,5760a_{t-1} \\ & + 0,6605a_{t-2} + 0,6609a_{t-3} + 0,5258a_{t-4} - 0,7149a_{t-5} \\ & - 0,2729a_{t-6} - 0,2243a_{t-7} - 0,1637a_{t-8} - 0,0461a_{t-9} \\ & + 0,4250a_{t-10} + 0,2688a_{t-11} + 0,2096a_{t-12} + 0,1690a_{t-13} \\ & + 0,1266a_{t-14} + 0,0863a_{t-15} + 0,0883a_{t-16} + 0,0813a_{t-17} \\ & + 0,0457a_{t-18} + 0,0242a_{t-19} + 0,0252a_{t-20} - 0,0312a_{t-27} \\ & - 0,0538a_{t-28} - 0,0534a_{t-29} - 0,0569a_{t-30} - 0,0606a_{t-31} \\ & - 0,0573a_{t-32} - 0,0383a_{t-33} - 0,0397a_{t-34} - 0,0565a_{t-35} \\ & - 0,0549a_{t-36} - 0,0597a_{t-37} - 0,0517a_{t-38} - 0,0495a_{t-39} \\ & - 0,0470a_{t-40} - 0,0585a_{t-41} - 0,0424a_{t-42} - 0,0410a_{t-43} \\ & - 0,0406a_{t-44} - 0,0193a_{t-45} + a_t \end{aligned}$$

Tahapan terakhir pada pemodelan ARIMA *Box-Jenkins* yaitu memprediksi data sudut gerak *roll* dengan menggunakan model yang telah didapatkan. Suatu model dikatakan baik apabila hasil prediksi dapat merekonstruksi data aktual secara tepat, salah satunya dapat dilihat dari perbandingan pola data ramalan 1 tahap kedepan dan k-tahap kedepan.



**Gambar 4.7** Perbandingan Ramalan 1 Tahap Kedepan Data *Outsampel* Model ARIMA dengan Data Aktual Pada Data Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Berdasarkan Gambar 4.7 didapatkan hasil bahwa model ARIMA menghasilkan nilai prediksi sudut gerak *roll* yang relatif sama dengan data aktual untuk prediksi 1 tahap kedepan. Hal ini

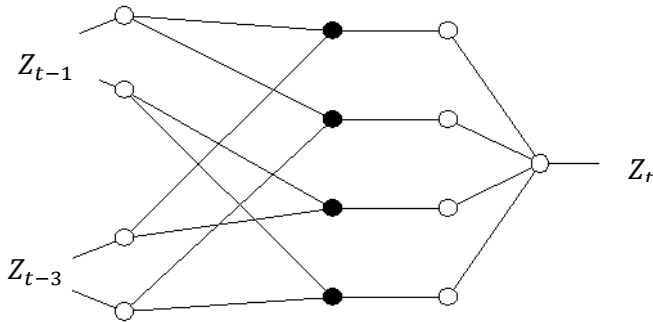


Gambar 4.8 menunjukkan perbandingan antara data *outsampel* dengan data hasil prediksi untuk 150 tahapan kedepan. Pada Gambar 4.8 (a) terlihat bahwa model ARIMA dapat merekonstruksi dengan baik pola data aktual sampai pada 60 tahap kedepan. Gambar 4.8 (b) menunjukkan bahwa data hasil prediksi mempunyai tingkat akurasi yang cukup baik sampai pada 150 tahap kedepan. Gambar 4.8 (c) menunjukkan bahwa data hasil prediksi menghasilkan nilai yang relatif sama dengan data aktual sampai pada 60 tahap kedepan. Gambar 4.8 (d) dan (e) menunjukkan model ARIMA menghasilkan nilai ramalan yang relatif hampir sama dengan data aktual sampai pada 150 tahap kedepan.

### 4.3 Prediksi Gerak *Roll* Menggunakan Model ANFIS

Metode ANFIS merupakan metode yang menggabungkan *Artificial Neural Network* dengan *Fuzzy Inference System* yang merupakan salah satu metode modern yang dikembangkan untuk kasus prediksi atau peramalan. Variabel input pada model ANFIS dipilih berdasarkan *lag-lag* AR yang signifikan dari model ARIMA dan selanjutnya menentukan banyak fungsi keanggotaan dan jenis fungsi keanggotaan yang dipilih.

Metode ANFIS pada penelitian ini menggunakan jumlah fungsi keanggotaan sebanyak 2 dengan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi*. Input yang digunakan pada data gerak *roll* pertama yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-3}$ , untuk data gerak *roll* kedua yaitu  $Z_{t-1}$ ,  $Z_{t-2}$  dan  $Z_{t-3}$ . Untuk data gerak *roll* ketiga input yang digunakan yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$ , gerak *roll* keempat yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$  dan untuk gerak *roll* kelima yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$ . Terdapat 5 tahapan pemodelan menggunakan metode ANFIS yang digambarkan dengan 5 lapisan sesuai Gambar 4.8 yaitu fuzzifikasi, operasi logika *fuzzy*, *normalized firing strength*, defuzzifikasi, dan perhitungan output.



**Gambar 4.9** Struktur ANFIS Gerak *Roll* Pertama

Tahapan fuzzifikasi merupakan suatu proses mengubah himpunan bilangan *crisp* menjadi himpunan bilangan *fuzzy*. Data sudut gerak *roll* pertama, ketiga, keempat dan kelima menghasilkan 4 parameter parameter premis sedangkan data sudut gerak *roll* kedua menghasilkan 6 parameter premis. Berikut ini ditampilkan nilai parameter premis pada lapisan 1 menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gauss* pada data sudut gerak *roll* pertama.

**Tabel 4.8** Nilai Parameter Premis

Input	Parameter	
	$a_i$	$b_i$
Input1mf1(A1)	1,238	-1,303
Input1mf2(A2)	1,166	1,412
Input2mf1(A1)	1,083	-1,337
Input2mf2(A1)	1,157	1,447

Nilai parameter non linier yang dihasilkan pada *layer* 1 selanjutnya digunakan untuk membentuk fungsi keanggotaan. Secara matematis fungsi keanggotaan pada masing-masing input pada data gerak *roll* pertama dapat dituliskan sebagai berikut.



$$\mu_{A1}(Z_{t-1}) = \exp \frac{-(Z_{t-1}-1,238)^2}{2(-1,303)^2} \quad \mu_{A2}(Z_{t-1}) = \exp \frac{-(Z_{t-1}-1,166)^2}{2(1,412)^2}$$

$$\mu_{B1}(Z_{t-3}) = \exp \frac{-(Z_{t-3}-1,083)^2}{2(-1,337)^2} \quad \mu_{B2}(Z_{t-3}) = \exp \frac{-(Z_{t-3}-1,157)^2}{2(1,447)^2}$$

Tahapan selanjutnya pada *layer 2* yaitu proses operasi logika *fuzzy*. Pada *layer 2* biasanya digunakan operator *and* yaitu menggunakan operasi perkalian pada semua input pada *layer 2*. Berikut ini merupakan aturan logika yang terdapat pada *layer 2*

1. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf1) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf1) then (output is  $w_{1t}$ )
2. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf1) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf2) then (output is  $w_{2t}$ )
3. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf2) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf1) then (output is  $w_{3t}$ )
4. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf2) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf2) then (output is  $w_{4t}$ )

Setelah mendapatkan output pada *layer 2* berupa  $w_{it}$  dimana  $i$  merupakan jumlah aturan ( $i = 1,2,3,4$ ) dan  $t$  merupakan jumlah pengamatan ( $t=1,2, \dots, n$ ), maka pada *layer 3* terjadi proses *normalized firing strength*. Output pada *layer 3* merupakan rasio dari  $w_{it}$  dari aturan ke- $i$  terhadap jumlah keseluruhan dari  $w_{it}$  yang disimbolkan dengan  $w_{it}^*$  dan banyaknya output pada *layer 3* sama dengan banyaknya output pada *layer 2*.

**Tabel 4.9** Nilai *Consequent Parameters*

Ouput	Parameter		
	$\alpha_i$	$\beta_i$	$\gamma_i$
Output1mf1	1,469	-0,4936	-0,04358
Output1mf2	2,465	-1,656	1,059
Output1mf3	2,659	-1,855	-1,148
Output1mf5	1,477	-0,459	-0,04341

Tahapan selanjutnya yaitu proses defuzzifikasi yang terjadi pada *layer* 4. Nilai parameter di setiap node pada *layer* 4 merupakan nilai parameter linier atau *consequent parameters* yang ditampilkan pada Tabel 4.9

Penggunaan algoritma *hybrid* diterapkan pada metode ANFIS ini, yaitu mengatur *consequent parameters* secara maju (*forward*) dan akan mengatur *premise parameters* secara mundur (*backward*). Pada langkah maju, input jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan keempat dimana *consequent parameters* diidentifikasi menggunakan metode *least square*.

Nilai *consequent parameters* selanjutnya digunakan untuk proses perhitungan pengembalian himpunan *fuzzy* menjadi bilangan *crisp* yang dijelaskan sebagai berikut

$$\begin{aligned} w_{1t}^* Z_t^1 &= w_{1t}^* (1,469Z_{t-1} - 0,4936Z_{t-3} - 0,04358) \\ w_{2t}^* Z_t^2 &= w_{2t}^* (2,465Z_{t-1} - 1,656Z_{t-3} + 1,059) \\ w_{3t}^* Z_t^3 &= w_{3t}^* (2,659Z_{t-1} - 1,855Z_{t-3} - 1,148) \\ w_{4t}^* Z_t^4 &= w_{4t}^* (1,477Z_{t-1} - 0,459Z_{t-3} - 0,04341) \end{aligned}$$

*Layer* 5 merupakan *layer* terakhir dalam proses ANFIS yang merupakan proses mendapatkan nilai output jaringan ANFIS. Output pada *layer* 5 dihasilkan melalui proses penjumlahan dari semua node pada *layer* 4. Proses perhitungan pada *layer* 5 diurikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \hat{Z}_t &= \sum_{i=1}^8 w_{1t}^* Z_t^{(i)} \\ &= w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)} + w_{3t}^* Z_t^{(3)} + w_{4t}^* Z_t^{(4)} \\ &= w_{1t}^* (1,469Z_{t-1} - 0,4936Z_{t-3} - 0,04358) + w_{2t}^* (2,465Z_{t-1} \\ &\quad - 1,656Z_{t-3} + 1,059) + w_{3t}^* (2,659Z_{t-1} - 1,855Z_{t-3} \\ &\quad - 1,148) + w_{4t}^* (1,477Z_{t-1} - 0,459Z_{t-3} - 0,04341) \end{aligned}$$

dengan :

$$w_{jt}^* = \frac{w_{jt}}{w_{1t} + w_{2t} + w_{3t} + w_{4t}}$$

$$w_{jt} = \mu_j(Z_{t-1})\mu_j(Z_{t-3})$$

$$\mu_j(Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1} - \mu_j^{(1)})^2}{2(\sigma_j^{(1)})^2}}$$

$$\mu_j(Z_{t-3}) = e^{\frac{-(Z_{t-3} - \mu_j^{(2)})^2}{2(\sigma_j^{(2)})^2}}$$

$\mu_j$  : derajat keanggotaan variabel input pada masing-masing jenis dan jumlah fungsi keanggotaan

$\mu_j^{(i)}$  : nilai taksiran rata-rata variabel input  $i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  dengan  $k$  adalah banyaknya variabel input

$\sigma_j^{(i)}$  : nilai taksiran standar deviasi variabel input  $i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  dengan  $k$  adalah banyaknya variabel input

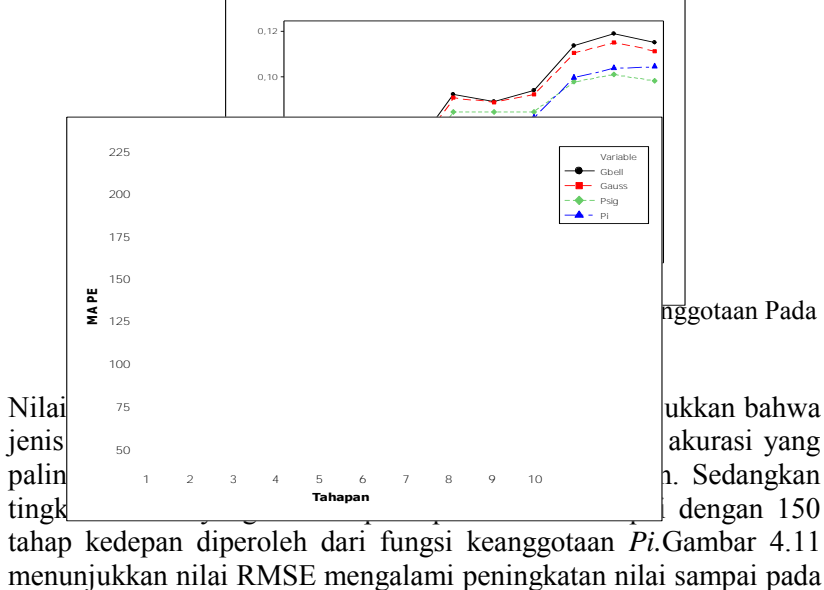
Pada penelitian ini, jenis fungsi keanggotaan yang dipakai tidak hanya fungsi *Gauss*, akan tetapi terdapat jenis fungsi *Gbell*, *Psig* dan *Pi* yang juga digunakan pada model ANFIS ini. Berikut ini ditampilkan kriteria kebaikan model ANFIS dari keempat jenis fungsi keanggotaan berdasarkan nilai RMSE menggunakan data ramalan *outsampel*

Berdasarkan Tabel 4.10 didapatkan hasil bahwa untuk prediksi 30 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* pertama, fungsi *Gbell* memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi daripada jenis fungsi lainnya. Sedangkan pada prediksi 45 sampai 90 tahap kedepan fungsi keanggotaan *Pi* memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi daripada jenis fungsi lainnya. Pada prediksi 105 sampai dengan 150 tahap kedepan fungsi keanggotaan *Psig* memberikan nilai akurasi

yang lebih tinggi daripada jenis fungsi lainnya. Gambar 4.10 menunjukkan nilai RMSE model ANFIS semakin meningkat setiap bertambahnya tahapan prediksi, dimana nilai RMSE terlihat stabil sampai dengan prediksi 45 tahap kedepan pada semua jenis fungsi keanggotaan.

**Tabel 4.10** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Pertama Menggunakan Metode ANFIS

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0258	0,0263	0,0274	0,0275
30	0,0285	0,0299	0,0329	0,0334
45	0,0358	0,0348	0,0329	0,0323
60	0,0681	0,0658	0,0592	0,0563
75	0,0922	0,0907	0,0845	0,0793
90	0,0892	0,0889	0,0845	0,0780
105	0,0940	0,0921	0,0846	0,0820
120	0,1137	0,1104	0,0978	0,0997
135	0,1190	0,1151	0,1010	0,1037
150	0,1152	0,1114	0,0982	0,1044



Nilai jenis paling tinggi

keanggotaan Pada

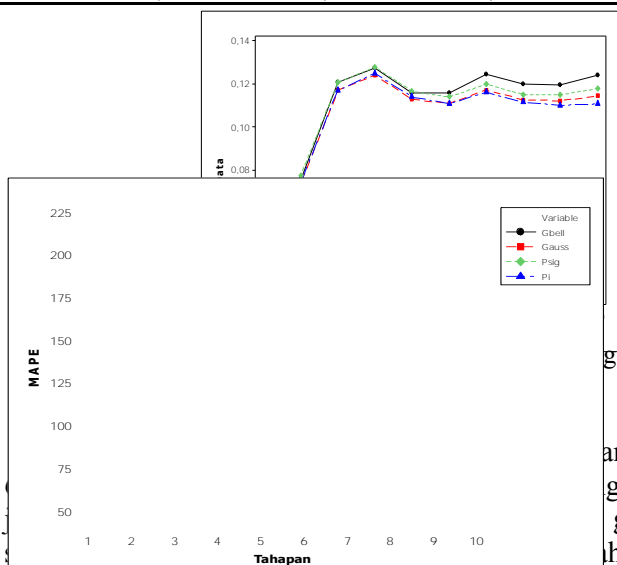
menunjukkan bahwa akurasi yang semakin rendah. Sedangkan dengan 150

tahap kedepan diperoleh dari fungsi keanggotaan *Pi*. Gambar 4.11 menunjukkan nilai RMSE mengalami peningkatan nilai sampai pada

prediksi 45 tahap kedepan dan selanjutnya nilai RMSE stabil mulai pada prediksi 45 sampai dengan 150 tahap kedepan pada semua jenis fungsi keanggotaan.

**Tabel 4.11** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Kedua Menggunakan Metode ANFIS

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0274	0,0269	0,0282	0,0270
30	0,0759	0,0737	0,0776	0,0743
45	0,1205	0,1168	0,1205	0,1169
60	0,1273	0,1239	0,1277	0,1248
75	0,1157	0,1128	0,1165	0,1139
90	0,1158	0,1109	0,1139	0,1108
105	0,1242	0,1171	0,1197	0,1160
120	0,1197	0,1125	0,1150	0,1115
135	0,1196	0,1121	0,1148	0,1100
150	0,1239	0,1143	0,1179	0,1107



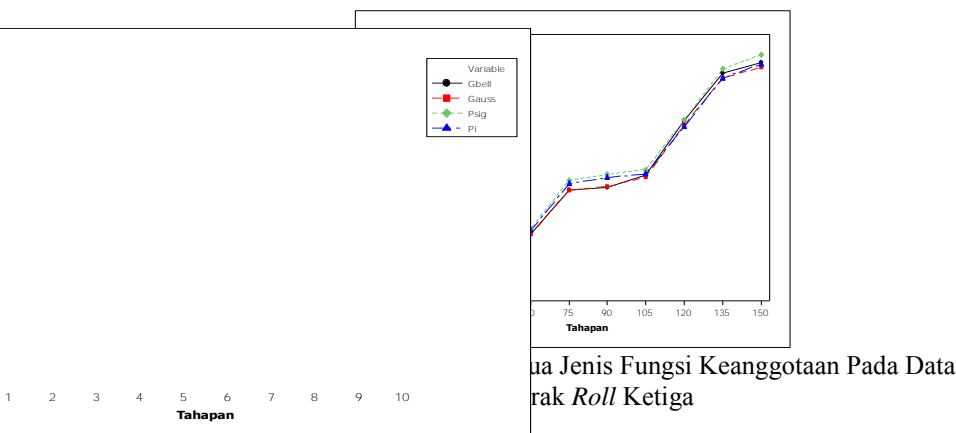
anggotaan Pada Data

an bahwa fungsi g rendah diantara gerak *roll* ketiga h pada prediksi 30 sampai dengan 45 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gbell*, prediksi 60 sampai dengan 75 tahap kedepan diperoleh dari fungsi

*Gauss*, prediksi 90 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gbell*. Nilai RMSE terkecil pada prediksi 105 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gauss*, prediksi 120 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, prediksi 135 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gauss* dan *Pidan* prediksi 150 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gauss*. Gambar 4.12 menunjukkan nilai RMSE meningkat setiap penambahan tahapan prediksi.

**Tabel 4.12** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Ketiga Menggunakan Metode ANFIS

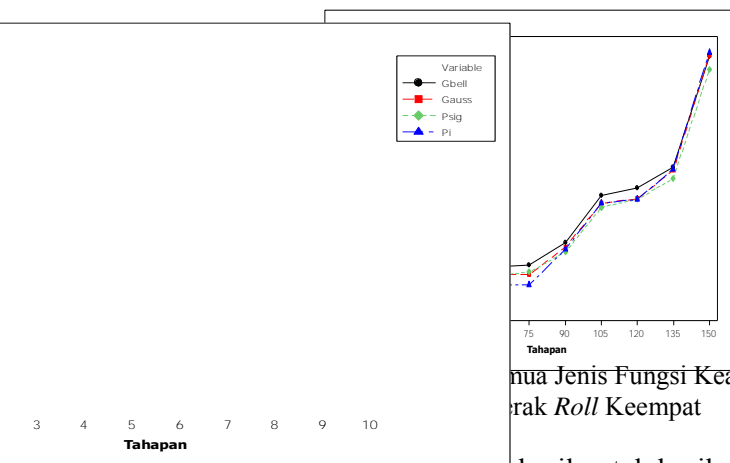
Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0069	0,0069	0,0072	0,0075
30	0,0242	0,0244	0,0307	0,0333
45	0,0319	0,0323	0,0399	0,0444
60	0,0668	0,0658	0,0726	0,0703
75	0,1220	0,1218	0,1344	0,1297
90	0,1252	0,1261	0,1417	0,1375
105	0,1402	0,1381	0,1475	0,1419
120	0,2097	0,2039	0,2104	0,2017
135	0,2694	0,2630	0,2742	0,2630
150	0,2822	0,2766	0,2926	0,2805



Gambar 4.12 Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Ketiga Menggunakan Metode ANFIS

**Tabel 4.13** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tahapan	Fungsi Keaggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0073	0,0068	0,0070	0,0075
30	0,0141	0,0127	0,0121	0,0120
45	0,0187	0,0163	0,0145	0,0130
60	0,0215	0,0178	0,0173	0,0132
75	0,0223	0,0180	0,0191	0,0135
90	0,0318	0,0299	0,0277	0,0290
105	0,0524	0,0492	0,0474	0,0491
120	0,0558	0,0512	0,0509	0,0509
135	0,0651	0,0636	0,0601	0,0642
150	0,1137	0,1139	0,1076	0,1153



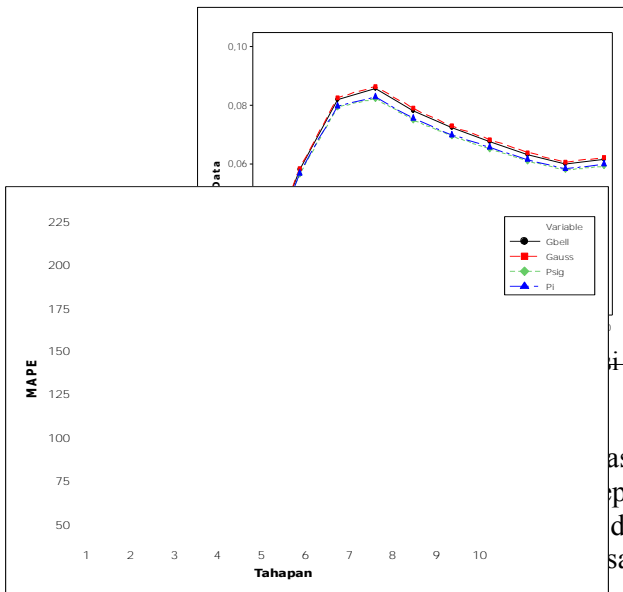
Gambar 4.13 menunjukkan hasil untuk hasil prediksi terbaik data sudut gerak *roll* keempat menggunakan fungsi *Gauss*. Nilai RMSE paling rendah pada prediksi 30 sampai 75 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, pada prediksi 90 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig*, pada prediksi 105 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, pada prediksi 120 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig* dan *Pi* dan untuk prediksi 135 sampai dengan 150 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig*. Sedangkan grafik nilai

hasil untuk hasil prediksi terbaik data sudut gerak *roll* ketiga sampai 15 tahap kedepan menggunakan fungsi *Gauss*. Nilai RMSE paling rendah pada prediksi 30 sampai 75 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, pada prediksi 90 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig*, pada prediksi 105 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, pada prediksi 120 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig* dan *Pi* dan untuk prediksi 135 sampai dengan 150 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig*. Sedangkan grafik nilai

RMSE pada Gambar 4.13 menunjukkan nilai yang stabil sampai prediksi 90 tahap kedepan dan setelah itu terjadi peningkatan yang cukup signifikan mulai dari prediksi 105 tahap kedepan pada semua jenis fungsi keanggotaan.

**Tabel 4.14** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0237	0,0238	0,0232	0,0233
30	0,0579	0,0583	0,0564	0,0567
45	0,0819	0,0826	0,0793	0,0798
60	0,0856	0,0864	0,0823	0,0828
75	0,0782	0,0789	0,0749	0,0754
90	0,0722	0,0729	0,0695	0,0699
105	0,0675	0,0683	0,0651	0,0656
120	0,0631	0,0639	0,0609	0,0614
135	0,0600	0,0606	0,0579	0,0583
150	0,0614	0,0621	0,0592	0,0598

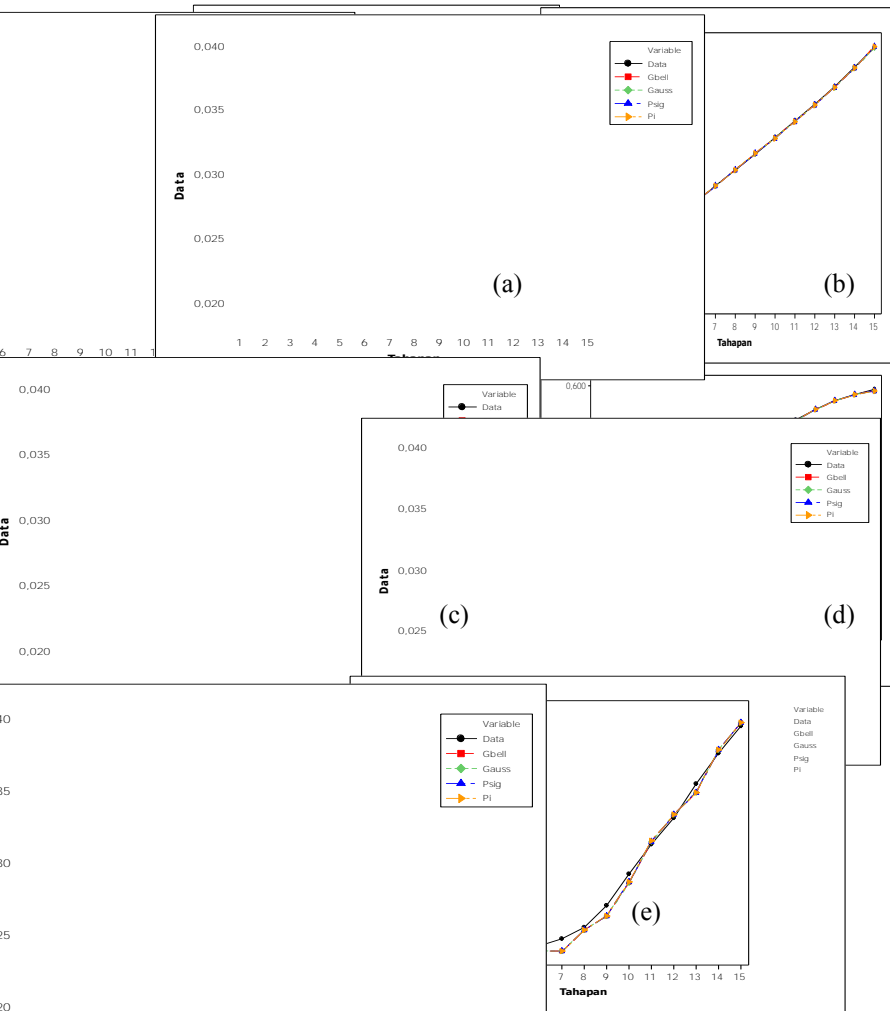


Keanggotaan Pada

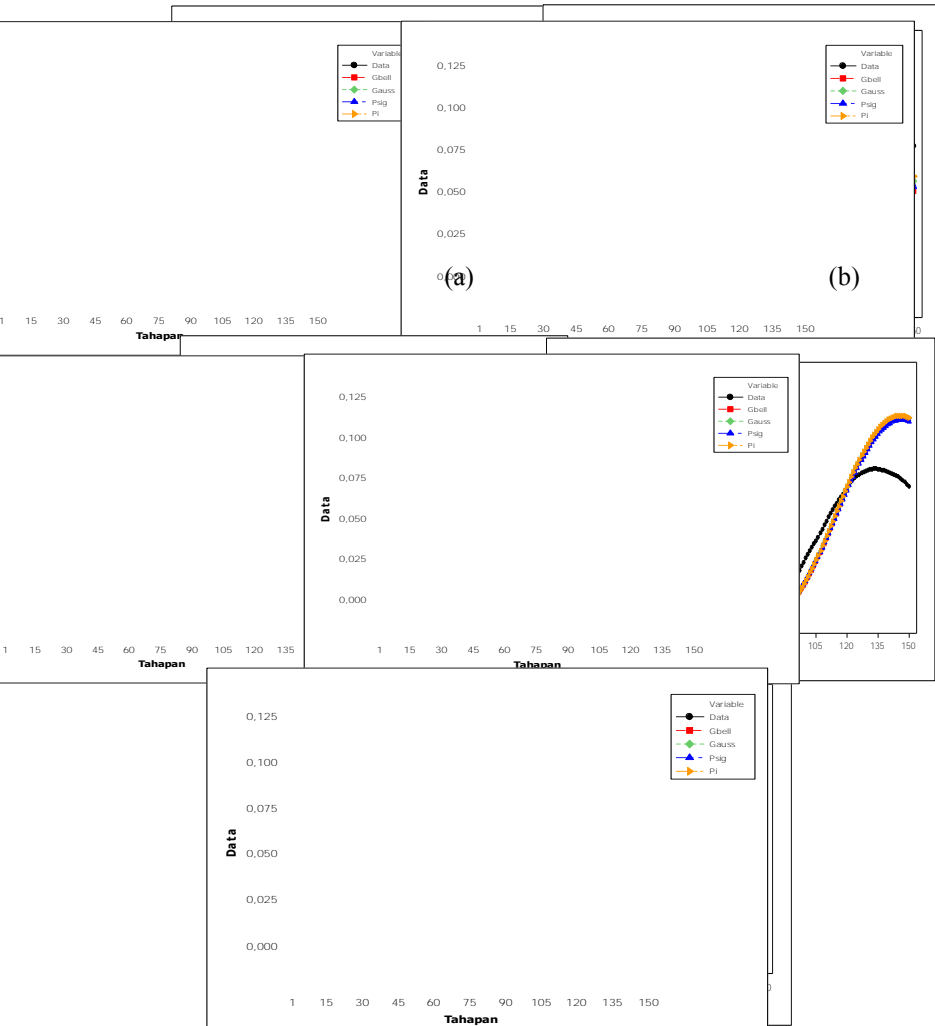
asi ramalan terbaik  
 epan menggunakan  
 ditampilkan pada  
 sampai prediksi 60



tahap kedepan dan setelah itu terjadi penurunan nilai RMSE pada semua jenis fungsi keanggotaan.



**Gambar 4.15** Perbandingan Prediksi Data 1 Tahap Kedepan Menggunakan Model ANFIS Dengan Data Aktual Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)



Gambar 4.15 menunjukkan hasil prediksi 1 tahap kedepan Data *Outsampel* Model ANFIS dengan Data Aktual Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Gambar 4.15 menunjukkan hasil prediksi 1 tahap kedepan pada semua data sudut gerak *roll*. Nilai prediksi sudut gerak

*roll* yang berasal dari pemodelan ANFIS menghasilkan nilai dan pola yang sama dengan data aktual. Jadi dapat disimpulkan bahwa model ANFIS dapat menghasilkan tingkat akurasi yang baik pada prediksi 1 tahap kedepan.

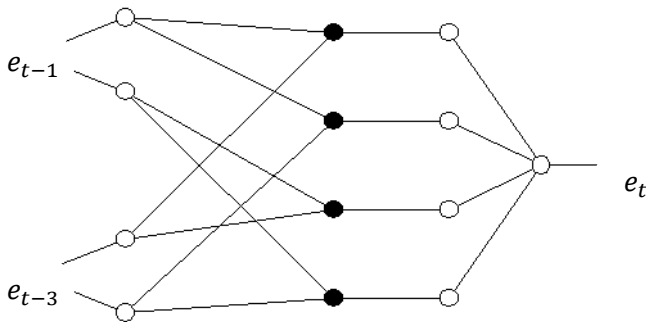
Gambar 4.16 menampilkan perbandingan hasil prediksi 150 tahap kedepan menggunakan model ANFIS dengan data aktual sudut gerak *roll*. Gambar 4.15 (a) menunjukkan hasil prediksi menghasilkan pola yang relatif sama dengan data aktual sampai prediksi 105 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* pertama. Gambar 4.15 (b) menunjukkan hasil prediksi model ANFIS relatif sama dengan data aktual sampai pada 30 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* kedua. Gambar 4.15 (c) menunjukkan hasil prediksi menggunakan model ANFIS menghasilkan nilai yang relatif sama dengan data aktual sampai pada 60 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* ketiga. Gambar 4.15 (d) menunjukkan hasil prediksi menggunakan model ANFIS menghasilkan nilai yang relatif sama dengan data aktual sampai pada 135 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* keempat. Gambar 4.15 (e) menunjukkan model ANFIS dapat merekonstruksi dengan baik data aktual pada data sudut gerak *roll* kelima sampai pada prediksi 150 tahap kedepan

### **4.3 Prediksi Sudut Gerak *Roll* Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS**

Model Hibrida ARIMA-ANFIS merupakan kombinasi dari prediksi menggunakan model ARIMA dengan model ANFIS dimana residual dari model ARIMA dimodelkan dengan metode ANFIS. Residual yang diperoleh dari model ARIMA pada setiap gerak *roll* digunakan sebagai input pada model ANFIS dengan mengikuti lag AR yang signifikan. Banyaknya fungsi keanggotaan sebanyak 2 dengan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi*.

Pada pembahasan ini, model Hibrida ARIMA-ANFIS yang digunakan yaitu data sudut *roll* pertama dengan model ARIMA yang terbentuk yaitu ARIMA ([1,3],0,[1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15

,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,28,29,30,31,32,33,35,36,37,38,40,41,42,45]). Setelah itu, input yang digunakan pada data sudut gerak *roll* pertama yaitu  $e_{t-1}$  dan  $e_{t-3}$ .



**Gambar 4.17** Struktur Residual ANFIS Sudut Gerak *Roll* Pertama

Pada tahapan fuzzifikasi, terbentuk nilai parameter *non linier* dengan menggunakan fungsi keanggotaan *Gauss*. Nilai parameter *non linier* yang dihasilkan ditampilkan pada Tabel 4.15

**Tabel 4.15** Nilai Parameter *Non Linier* Data Residual ARIMA

Input	Parameter	
	$a_i$	$b_i$
Input1mf1(A1)	0,005081	-0,006751
Input1mf2(A2)	0,005081	0,005214
Input2mf1(B1)	0,09841	-0,2265
Input2mf2(B2)	0,09841	0,005214

Nilai parameter *non linier* yang dihasilkan pada *layer* 1 selanjutnya digunakan untuk membentuk fungsi keanggotaan. Secara

matematis fungsi keanggotaan pada masing-masing input pada residual data gerak *roll* pertama dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\mu_{A1}(e_{t-1}) = \exp \frac{-(e_{t-1}-0,00508)^2}{2(-0,006751)^2} \quad \mu_{A2}(e_{t-1}) = \exp \frac{-(e_{t-1}-0,00508)^2}{2(0,005214)^2}$$

$$\mu_{B1}(e_{t-3}) = \exp \frac{-(e_{t-3}-0,09841)^2}{2(0,2265)^2} \quad \mu_{B2}(e_{t-3}) = \exp \frac{-(e_{t-3}-0,09841)^2}{2(-0,005214)^2}$$

Tahapan selanjutnya pada *layer 2* yaitu proses operasi logika *fuzzy*. Berikut ini merupakan aturan logika pada *layer 2*

1. if ( $e_{t-1}$  is input1mf1) and ( $e_{t-7}$  is input2mf1) then (output is  $w_{1t}$ )
2. if ( $e_{t-1}$  is input1mf1) and ( $e_{t-7}$  is input2mf2) then (output is  $w_{2t}$ )
3. if ( $e_{t-1}$  is input1mf2) and ( $e_{t-7}$  is input2mf1) then (output is  $w_{3t}$ )
4. if ( $e_{t-1}$  is input1mf2) and ( $e_{t-7}$  is input2mf2) then (output is  $w_{4t}$ )

Tahapan selanjutnya yaitu proses defuzzifikasi yang terjadi pada *layer 4*. Nilai parameter di setiap node pada *layer 4* merupakan nilai parameter linier atau *consequent parameters*.

**Tabel 4.16** Nilai *Consequent Parameters* Data Residual ARIMA

Output	Parameter		
	$\alpha_i$	$\beta_i$	$\gamma_i$
Output1mf1	-0,06699	0,2236	-0,02952
Output1mf2	-1,071	-0,2059	-0,002057
Output1mf3	-0,04473	0,238	0,116
Output1mf5	-0,5595	0,2844	-0,005322

Nilai *consequent parameters* pada Tabel 4.16selanjutnya digunakan untuk proses perhitungan pengembalian himpunan *fuzzy* menjadi bilangan *crisp* yang dijelaskan sebagai berikut

$$\begin{aligned}w_{1t}^*e_t^1 &= w_{1t}^*(-0,06699e_{t-1} + 0,2236e_{t-7} - 0,02952) \\w_{2t}^*e_t^2 &= w_{2t}^*(-1,071e_{t-1} - 0,2059e_{t-7} - 0,002057) \\w_{3t}^*e_t^3 &= w_{3t}^*(-0,04473e_{t-1} + 0,238e_{t-7} + 0,116) \\w_{4t}^*e_t^4 &= w_{4t}^*(-0,5595e_{t-1} + 0,2844e_{t-7} - 0,005322)\end{aligned}$$

*Layer 5* merupakan *layer* terakhir dalam proses ANFIS yang merupakan proses mendapatkan nilai output jaringan ANFIS. Output pada *layer 5* dihasilkan melalui proses penjumlahan dari semua node pada *layer 4*. Proses perhitungan pada *layer 5* diuraikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\hat{e}_t &= \sum_{i=1}^8 w_{1t}^*e_t^{(i)} \\&= w_{1t}^*e_t^{(1)} + w_{2t}^*e_t^{(2)} + w_{3t}^*e_t^{(3)} + w_{4t}^*e_t^{(4)} \\&= w_{1t}^*(-0,06699e_{t-1} + 0,2236e_{t-3} - 0,02952) + w_{2t}^*(-1,071 \\&e_{t-1} - 0,2059e_{t-3} - 0,00205 + w_{3t}^*(-0,0447e_{t-1} + 0,238 \\&e_{t-3} + 0,116) + w_{4t}^*(-0,559e_{t-1} + 0,2844e_{t-3} - 0,005322\end{aligned}$$

Setelah mendapatkan ramalan residual menggunakan metode ANFIS, langkah selanjutnya yaitu menjumlahkan hasil ramalan ARIMA dengan ramalan residual ANFIS. Model prediksi untuk data sudut gerak *roll* pertama dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}Z_t &= 1,4920 - 0,4957Z_{t-1} + 0,0386Z_{t-3} + 1,1069a_{t-1} \\&+ 0,9994a_{t-2} + 1,0393a_{t-3} + 0,8959a_{t-4} - 0,3975a_{t-5} \\&+ 0,5727a_{t-6} - 0,2831a_{t-7} - 0,1761a_{t-8} + 0,5165a_{t-10} \\&+ 0,5674a_{t-11} + 0,3828a_{t-12} + 0,2985a_{t-13} + 0,2215a_{t-14} \\&+ 0,1625a_{t-15} + 0,1515a_{t-16} + 0,1621a_{t-17} + 0,1291a_{t-18} \\&+ 0,1017a_{t-19} + 0,0981a_{t-20} + 0,0863a_{t-21} + 0,0606a_{t-22} \\&+ 0,0552a_{t-24} + 0,0299a_{t-25} - 0,0391a_{t-28} - 0,0698a_{t-29}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -0,0471a_{t-30} - 0,0295a_{t-31} - 0,0504a_{t-32} - 0,0216a_{t-33} \\
& -0,0425a_{t-35} - 0,0614a_{t-36} - 0,0538a_{t-37} - 0,0679a_{t-38} \\
& -0,0659a_{t-39} - 0,0302a_{t-40} - 0,0223a_{t-41} - 0,0126a_{t-42} \\
& -0,0089a_{t-45} + a_t + w_{1t}^*e_t^{(1)} + w_{2t}^*e_t^{(2)} + w_{3t}^*e_t^{(3)} + w_{4t}^*e_t^{(4)}
\end{aligned}$$

dengan :

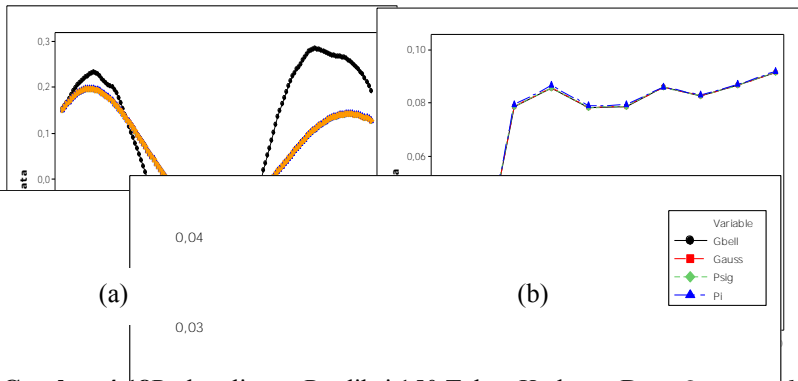
$$w_{jt}^* = \frac{w_{jt}}{w_{1t} + w_{2t} + w_{3t} + w_{4t}}$$

$$\begin{aligned}
w_{jt} &= \mu_j(e_{t-1})\mu_j(e_{t-7}) \\
\mu_j e_{t-1} &= \frac{1}{1 + \left| \frac{e_{t-1} - a_i}{c_i} \right|^{2b_i}} \\
\mu_j e_{t-3} &= \frac{1}{1 + \left| \frac{e_{t-3} - a_i}{c_i} \right|^{2b_i}}
\end{aligned}$$

Langkah selanjutnya yaitu menentukan model terbaik dari masing-masing fungsi keanggotaan menggunakan kriteria RMSE pada data *outsampel*.

**Tabel 4.17** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0195	0,0195	0,0195	0,0195
30	0,0246	0,0246	0,0246	0,0246
45	0,0332	0,0332	0,0332	0,0332
60	0,0749	0,0749	0,0749	0,0749
75	0,1128	0,1128	0,1128	0,1128
90	0,1181	0,1181	0,1181	0,1181
105	0,1121	0,1121	0,1121	0,1121
120	0,1199	0,1199	0,1199	0,1199
135	0,1241	0,1241	0,1241	0,1241
150	0,1221	0,1221	0,1221	0,1221



**Gambar 4.18** Perbandingan Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Dengan Data Aktual (a) dan Grafik Nilai RMSE yang Dihasilkan Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS (b) Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Data Sudut Gerak *Roll* Pertama

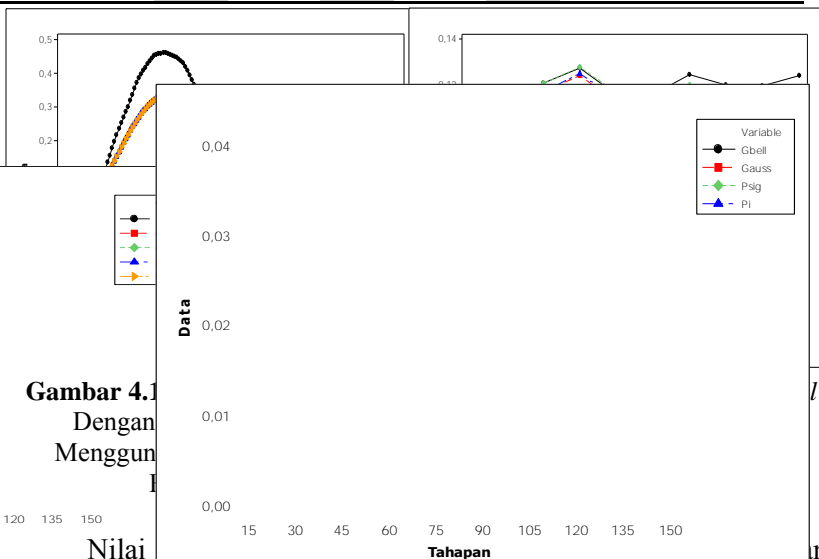
Tabel 4.17 menunjukkan bahwa untuk data sudut gerak *roll* pertama, semua fungsi keanggotaan menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang sama pada 150 tahap kedepan. Berdasarkan Gambar 4.18 (a) tingkat akurasi yang sama pada keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut disebabkan karena nilai prediksi pada semua jenis fungsi keanggotaan menghasilkan nilai yang sama. Grafik RMSE pada Gambar 4.18 (b) menunjukkan nilai RMSE stabil sampai dengan 45 tahap kedepan.

Nilai RMSE yang ditampilkan pada Tabel 4.18 mendapatkan hasil bahwa jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss* dan *Psig* menghasilkan nilai RMSE yang sama besar pada semua tahapan. Gambar 4.19 (a) menunjukkan bahwa prediksi menggunakan keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut menghasilkan nilai yang relatif sama walaupun berdasarkan Tabel 4.17 nilai RMSE menggunakan fungsi *Pi* lebih besar daripada jenis fungsi keanggotaan yang lain. Sedangkan grafik RMSE pada Gambar 4.19 (b) menunjukkan nilai RMSE meningkat sampai pada prediksi 30 tahap kedepan, setelah itu nilai RMSE cenderung stabil sampai pada prediksi 150 tahap kedepan.



**Tabel 4.18** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak Roll Kedua

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0027	0,0027	0,0027	0,0029
30	0,0078	0,0078	0,0078	0,0080
45	0,0787	0,0787	0,0787	0,0794
60	0,0858	0,0858	0,0858	0,0866
75	0,0783	0,0783	0,0783	0,0791
90	0,0788	0,0788	0,0788	0,0793
105	0,0860	0,0860	0,0860	0,0862
120	0,0828	0,0828	0,0828	0,0829
135	0,0868	0,0868	0,0868	0,0870
150	0,0917	0,0917	0,0917	0,0921



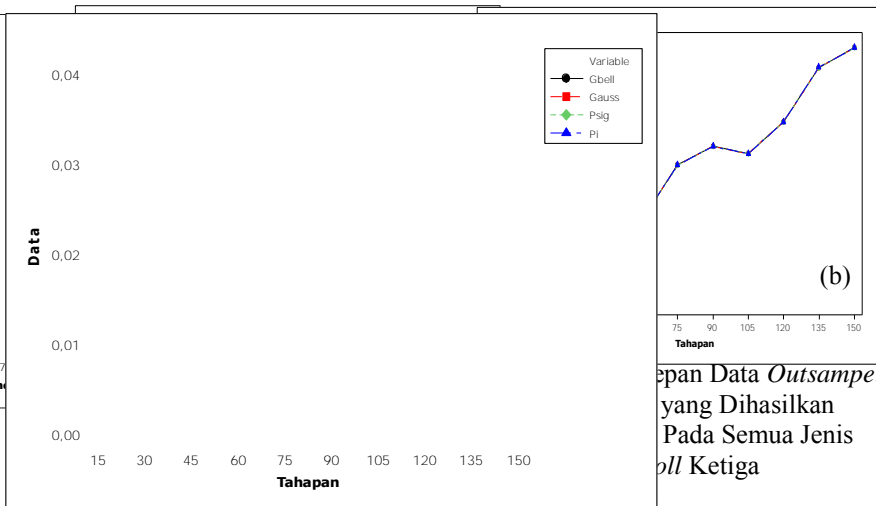
**Gambar 4.1**  
Dengan  
Menggun  
Nilai

bahwa jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss* dan *Psig* menghasilkan nilai RMSE yang sama besar pada semua tahapan prediksi.

**Tabel 4.19** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak Roll Ketiga

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0168	0,0168	0,0168	0,0172
30	0,0475	0,0475	0,0475	0,0479
45	0,0659	0,0659	0,0659	0,0663
60	0,0665	0,0665	0,0665	0,0667
75	0,1117	0,1117	0,1117	0,1116
90	0,1272	0,1272	0,1272	0,1271
105	0,1213	0,1213	0,1213	0,1211
120	0,1478	0,1478	0,1478	0,1478
135	0,1926	0,1926	0,1926	0,1928
150	0,2090	0,2090	0,2090	0,2092

Berdasarkan Gambar 4.20 (a) hasil prediksi menggunakan keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut menghasilkan nilai yang relatif sama walaupun berdasarkan Tabel 4.18 nilai RMSE menggunakan fungsi *Pi* lebih besar daripada jenis fungsi keanggotaan yang lain. Sedangkan grafik RMSE pada Gambar 4.20 (b) menunjukkan nilai RMSE meningkat pada setiap penambahan tahapan prediksi.

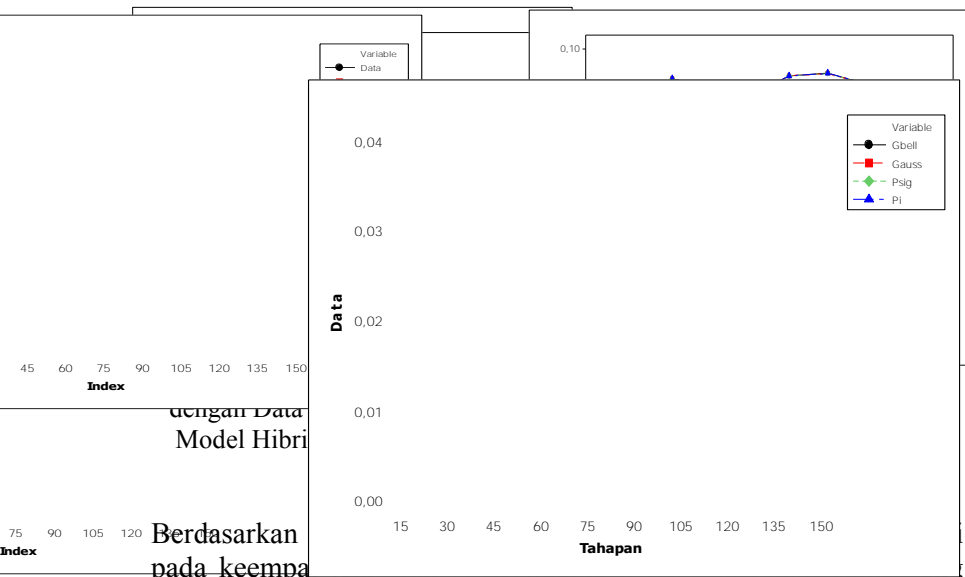


Gambar 4.20 (a) Tahapan Data *Outsample* yang Dihasilkan Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Ketiga

Tabel 4.20 menunjukkan bahwa untuk data sudut gerak *roll* keempat, semua fungsi keanggotaan menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang sama sampai dengan prediksi 150 tahap kedepan.

**Tabel 4.20** Nilai RMSE Ramalan 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0214	0,0214	0,0214	0,0214
30	0,0688	0,0688	0,0688	0,0688
45	0,0900	0,0900	0,0900	0,0900
60	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852
75	0,0839	0,0839	0,0839	0,0839
90	0,0908	0,0908	0,0908	0,0908
105	0,0916	0,0916	0,0916	0,0916
120	0,0880	0,0880	0,0880 </td <td>0,0880</td>	0,0880
135	0,0846	0,0846	0,0846	0,0846
150	0,0858	0,0858	0,0858	0,0858



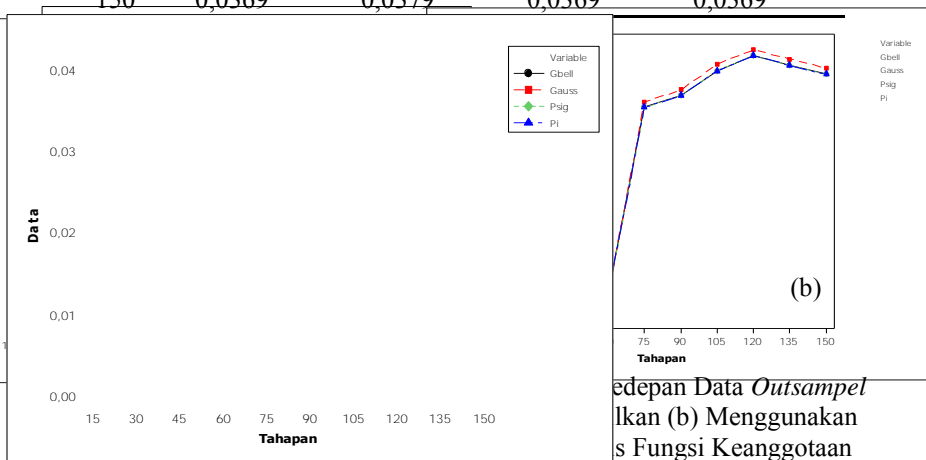
Berdasarkan data pada keempat

disebabkan karena nilai prediksi pada semua jenis fungsi

keanggotaan menghasilkan nilai yang sama. Grafik RMSE pada Gambar 4.21 (b) menunjukkan nilai RMSE stabil mulai pada prediksi 45 tahap kedepan.

**Tabel 4.21** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0047	0,0056	0,0047	0,0047
30	0,0068	0,0078	0,0068	0,0068
45	0,0027	0,0029	0,0027	0,0027
60	0,0028	0,0029	0,0028	0,0028
75	0,0318	0,0326	0,0318	0,0318
90	0,0336	0,0345	0,0336	0,0336
105	0,0375	0,0385	0,0375	0,0375
120	0,0398	0,0407	0,0398	0,0398
135	0,0383	0,0393	0,0383	0,0383
150	0,0369	0,0379	0,0369	0,0369

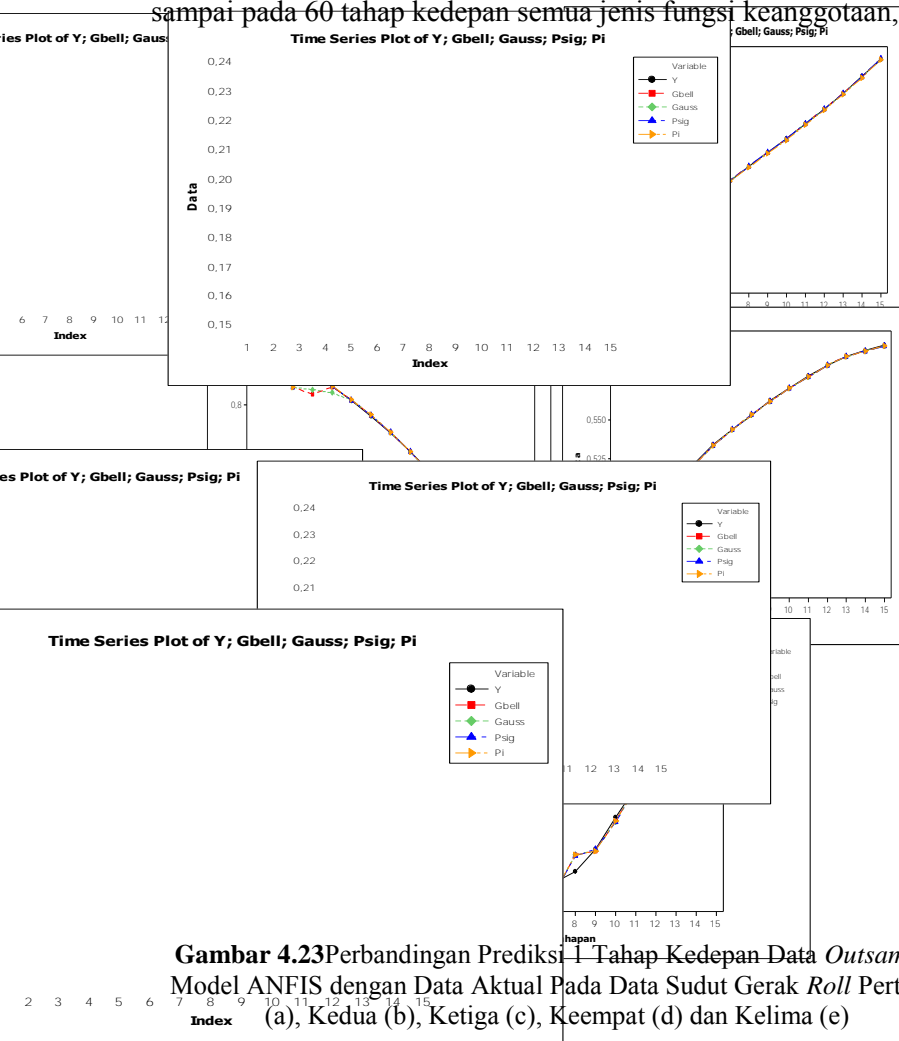


edepan Data *Outsampil*  
 lkan (b) Menggunakan  
 s Fungsi Keanggotaan

Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tabel 4.21 menunjukkan bahwa untuk data sudut gerak *roll* keempat, jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Psig* dan *Pi* menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang sama sampai pada 150 tahap kedepan.

Berdasarkan Gambar 4.22 (a), nilai ramalan pada keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut membentuk pola yang sama. Grafik RMSE pada Gambar 4.22 (b) menunjukkan nilai RMSE stbail sampai pada 60 tahap kedepan semua jenis fungsi keanggotaan,



**Gambar 4.23** Perbandingan Prediksi 1 Tahap Kedepan Data *Outsamplel* Model ANFIS dengan Data Aktual Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Hasil prediksi 1 tahap kedepan menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS yang ditampilkan pada Gambar 4.23 menunjukkan bahwa model Hibrida ARIMA-ANFIS dengan menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi* dapat merekonstruksi pola data aktual dengan baik. Fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu fungsi *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi* khususnya pada data sudut gerak *roll* kedua dan keempat. Untuk data sudut gerak *roll* pertama pada prediksi keduabelas sampai kelimabelas, jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss* dan *Pi* mempunyai tingkat akurasi yang sama dan lebih baik daripada jenis fungsi keanggotaan *Psig*. Pada data sudut gerak *roll* ketiga pada prediksi keempat, jenis fungsi keanggotaan *Psig* dan *Pi* menghasilkan tingkat akurasi yang relatif sama dan lebih baik daripada jenis fungsi keanggotaan *Gauss* dan *Gbell*. Secara keseluruhan, rekonstruksi prediksi menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS yang menghasilkan pola yang sama dengan model ARIMA menunjukkan bahwa hasil prediksi residual dari model ARIMA tidak menghasilkan pengaruh yang signifikan terhadap prediksi data sudut gerak *roll*.

#### **4.4 Perbandingan Tingkat Akurasi Prediksi Gerak *Roll* dengan Metode ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS**

Metode peramalandikatakan baik jika mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model peramalan lainnya. Untuk mengetahui model yang baik digunakan untuk merekonstruksi gerak *roll* pada FPU, maka dilakukan perbandingan nilai RMSE dari model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS.

Berdasarkan Tabel 4.22 didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 60 tahap kedepan dan 120 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA, sedangkan untuk prediksi 75 sampai 105 tahap kedepan dan 135 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS. Dapat disimpulkan untuk prediksi data sudut gerak *roll* pertama pada 60 tahap kedepan dan 120 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode ARIMA, sedangkan untuk 75 sampai

105 tahap kedepan dan 135 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS.

**Tabel 4.22**Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0195	0,0258	0,0195
30	0,0246	0,0285	0,0246
45	0,0332	0,0323	0,0332
60	0,0749	0,0563	0,0749
75	0,1128	0,0793	0,1128
90	0,1181	0,0780	0,1181
105	0,1121	0,0846	0,1121
120	0,1199	0,0978	0,1199
135	0,1241	0,1010	0,1241
150	0,1221	0,0982	0,1221

**Tabel 4.23**Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kedua

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0105	0,0269	0,0027
30	0,0429	0,0737	0,0078
45	0,0786	0,1168	0,0787
60	0,0857	0,1239	0,0858
75	0,0783	0,1128	0,0783
90	0,0788	0,1108	0,0788
105	0,0860	0,1160	0,0860
120	0,0828	0,1115	0,0828
135	0,0868	0,1100	0,0868
150	0,0917	0,1107	0,0917

Berdasarkan Tabel 4.23 didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 30 tahap kedepan menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS, sedangkan untuk prediksi 45 sampai 150

tahap kedepan menggunakan model ARIMA. Dapat ditarik kesimpulan bahwa prediksi 30 tahap kedepan lebih baik menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS, sedangkan untuk 45 sampai 150 tahap kedepan menggunakan model ARIMA.

**Tabel 4.24**Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Ketiga

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0168	0,0069	0,0168
30	0,0475	0,0242	0,0475
45	0,0659	0,0319	0,0659
60	0,0665	0,0658	0,0665
75	0,1117	0,1218	0,1117
90	0,1272	0,1252	0,1272
105	0,1213	0,1381	0,1213
120	0,1478	0,2017	0,1478
135	0,1926	0,2630	0,1926
150	0,2090	0,2766	0,2090

Berdasarkan Tabel 4.24didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 45 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS, sedangkan untukprediksi 60 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.Dapat disimpulkan prediksi data gerak *roll* ketiga untuk 45 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode Hibrida ANFIS, sedangkan untuk 60 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.

Berdasarkan Tabel 4.25 didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 135 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS, sedangkan untuk prediksi 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.Dapat disimpulkan prediksi data sudut gerak *roll* keempat untuk prediksi 135 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode ANFIS, sedangkan untuk prediksi150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.



**Tabel 4.25** Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0214	0,0068	0,0214
30	0,0687	0,0120	0,0688
45	0,0900	0,0130	0,0900
60	0,0851	0,0132	0,0852
75	0,0839	0,0135	0,0839
90	0,0908	0,0277	0,0908
105	0,0916	0,0491	0,0916
120	0,0880	0,0509	0,0880
135	0,0846	0,0601	0,0846
150	0,0858	0,1076	0,0858

**Tabel 4.26** Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0047	0,0232	0,0047
30	0,0068	0,0564	0,0068
45	0,0184	0,0793	0,0027
60	0,0285	0,0823	0,0028
75	0,0318	0,0749	0,0318
90	0,0336	0,0695	0,0336
105	0,0375	0,0651	0,0375
120	0,0398	0,0609	0,0398
135	0,0383	0,0579	0,0383
150	0,0369	0,0592	0,0369

Tabel 4.26 memberikan informasi bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 30 tahap kedepan dan prediksi 75 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA, sedangkan prediksi 45 sampai 60 tahap kedepan menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS. Dapat disimpulkan bahwa prediksi data gerak *roll* kelima

untuk 30 tahap kedepan dan 75 sampai 150 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode ARIMA, sedangkan khusus untuk prediksi 45 sampai 60 tahap kedepan menggunakan metode Hibrida ARIMA-ANFIS.

**Tabel 4.27** Perbandingan Nilai RMSE Prediksi 1 Tahap Kedepan Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Data Gerak Roll	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
Pertama	0,00106	0,00082	0,00123
Kedua	0,00036	0,00036	0,00036
Ketiga	0,00329	0,00073	0,00338
Keempat	0,00048	0,00084	0,00048
Kelima	0,00047	0,00055	0,00046

Tingkat akurasi untuk prediksi 1 tahap kedepan yang ditampilkan pada Tabel 4.27 menunjukkan bahwa model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Model ARIMA mempunyai tingkat akurasi yang terbaik pada data sudut gerak *roll* keempat. Model ANFIS mempunyai tingkat akurasi yang terbaik pada data sudut gerak *roll* pertama dan ketiga, sedangkan model Hibrida ARIMA-ANFIS mempunyai tingkat akurasi terbaik pada data sudut gerak *roll* kelima.

Berdasarkan hasil prediksi 1 tahap kedepan dan 150 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* pertama sampai dengan data kelima, model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS sama-sama menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Hal ini dibuktikan dengan nilai RMSE pada ketiga metode tersebut relatif kecil dan hasil prediksi secara keseluruhan model dapat merekonstruksi pola data aktual. Secara umum, model ARIMA mempunyai tingkat akurasi prediksi yang lebih daripada model ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS. Alasan pemilihan model ARIMA didasarkan pada banyaknya nilai RMSE dari model ARIMA yang relatif lebih kecil daripada hasil dari model ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS untuk prediksi 150-tahap kedepan.



## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Karakteristik Sudut Gerak *Roll*

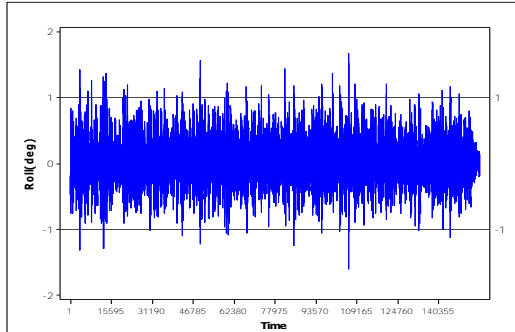
Analisis statistik deskriptif dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui nilai rata-rata, standar deviasi, minimum, dan maksimum pada setiap data sudut gerak *roll*. Hasil dari analisis statistik deskriptif ditampilkan pada Tabel 4.1

**Tabel 4.1** Analisis Statistik Deskriptif Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga dan Keempat

<i>Series</i> Data	Jumlah Data (n)	<i>Mean</i>	StDev	Minimum	Maksimum
Pertama	30000	0,0388	0,3724	-1,3182	1,4288
Kedua	30000	0,0485	0,3756	-1,2254	1,5556
Ketiga	30000	0,0451	0,3391	-1,2463	1,4426
Keempat	30000	0,0557	0,3650	-1,6024	1,6699
Kelima	35946	0,0441	0,3177	-1,1221	1,2005

Berdasarkan Tabel 4.1 didapatkan hasil bahwa nilai rata-rata sudut gerak *roll* terbesar terletak pada data gerak *roll* keempat dengan nilai rata-rata sebesar 0,0557<sup>0</sup>, sedangkan nilai rata-rata sudut gerak *roll* terkecil terletak pada data pertama. Pada bidang perkapalan, sudut gerak *roll* melebihi  $\pm 1^0$  merupakan batas stabilnya gerak *roll* pada FPU. Oleh karena itu, terjadinya sudut gerak *roll* melebihi  $1^0$  berpotensi menyebabkan terganggunya proses eksplorasi minyak karena sistem peralatan baik itu mesin maupun komponen lainnya secara otomatis mati. Berdasarkan Tabel 4.1 didapatkan hasil bahwa semua data sudut gerak *roll* mempunyai besar sudut yang nilainya  $\pm 1^0$  sehingga dapat dikatakan kondisi FPU masih belum stabil.

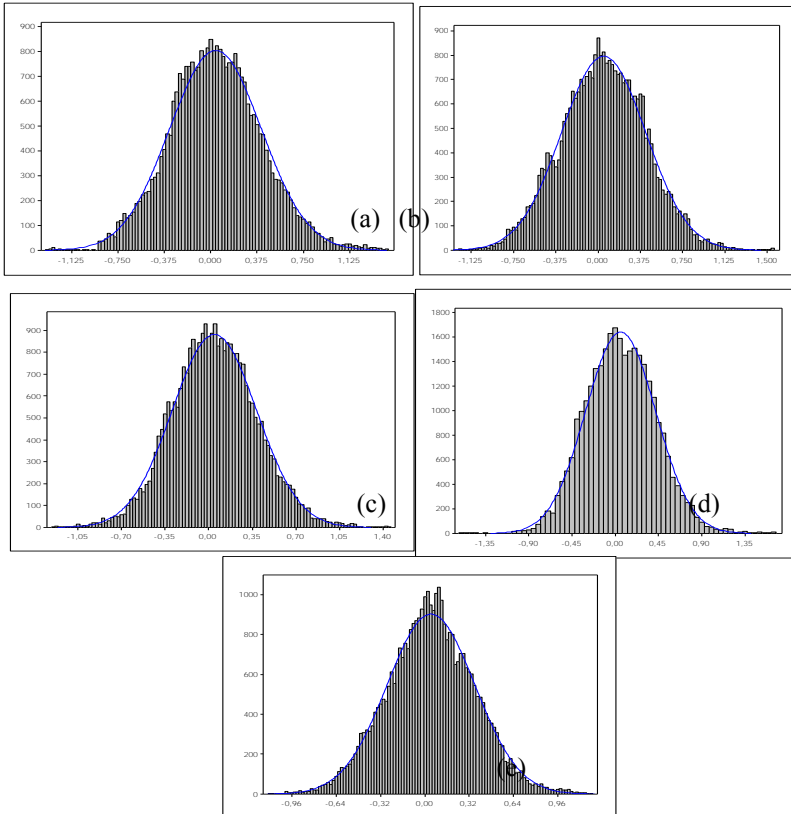
Untuk mengetahui seberapa banyak sudut gerak *roll* yang nilainya melebihi  $1^0$  dengan cara membuat *time series* plot pada data sudut gerak *roll*.



**Gambar 4.1** *Time Series Plot Data Sudut Gerak Roll*

Berdasarkan Gambar 4.1 diketahui bahwa terdapat banyak sudut *roll* yang melebihi  $\pm 1^0$ . Kondisi sudut *roll* FPU pada Gambar 4.1 berpotensi besar menyebabkan gangguan pada saat eksplorasi minyak baik dari sisi efisiensi, stabilitas maupun keamanan. Oleh karena prediksi sudut gerak *roll* menjadi penting dilakukan agar dapat memprediksi sudut gerak *roll* kedepannya.

Karakteristik data sudut gerak *roll* juga dapat ditampilkan dalam bentuk histogram untuk mengetahui bentuk distribusi data sehingga perkiraan pola distribusi data hasil prediksi dapat teridentifikasi. Gambar 4.2 menunjukkan bahwa pola distribusi data sudut gerak *roll* pertama sampai dengan kelima membentuk pola distribusi normal. Selain itu, kondisi FPU dapat dikatakan relatif stabil karena sebaran data sudut gerak *roll* terletak di sekitar nilai  $0^0$ . Apabila hasil prediksi sudut gerak *roll* memiliki tingkat akurasi yang baik maka pola distribusi data prediksi akan membentuk pola yang sama dengan Gambar 4.2.



**Gambar 4.2** Histogram Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

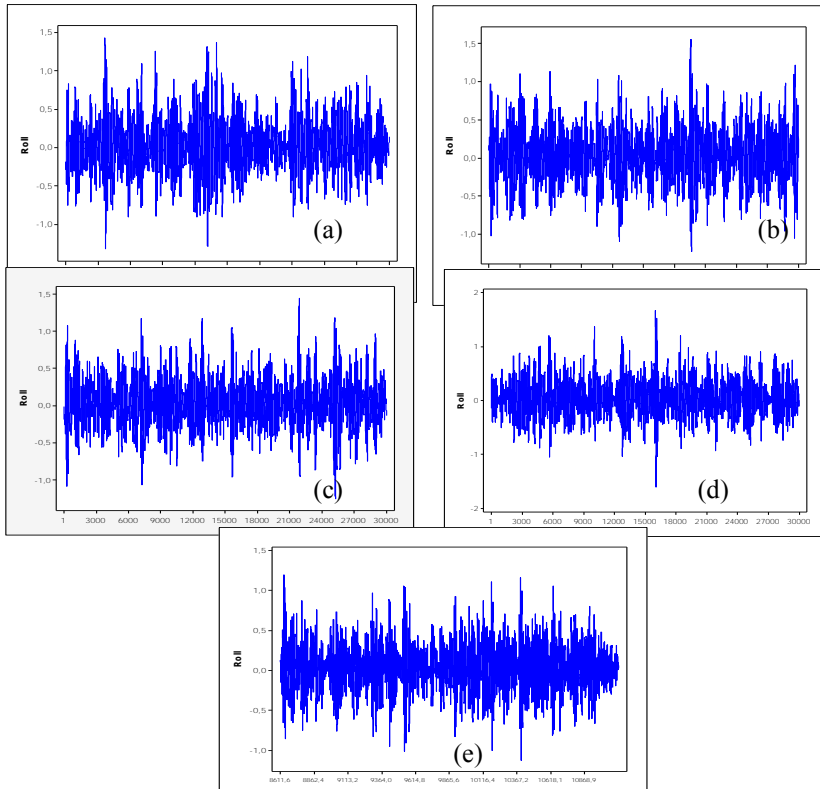
## 4.2 Prediksi Sudut Gerak *Roll* Menggunakan Model ARIMA

Prosedur pemodelan ARIMA dikenal dengan prosedur *ARIMABox-Jenkins* yang terdiri dari 4 tahapan yaitu tahapan identifikasi, estimasi parameter, cek diagnosa, dan peramalan atau prediksi.

### 4.2.1 Identifikasi

Tahapan identifikasi merupakan tahapan untuk mengetahui kestasioneran data dalam varians dan *mean*. Terdapat beberapa cara

yang digunakan untuk mengetahui kestasioneran data dalam *mean*, salah satunya yaitu menggunakan *time series plot*.



**Gambar 4.3** *Time Series Plot* Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

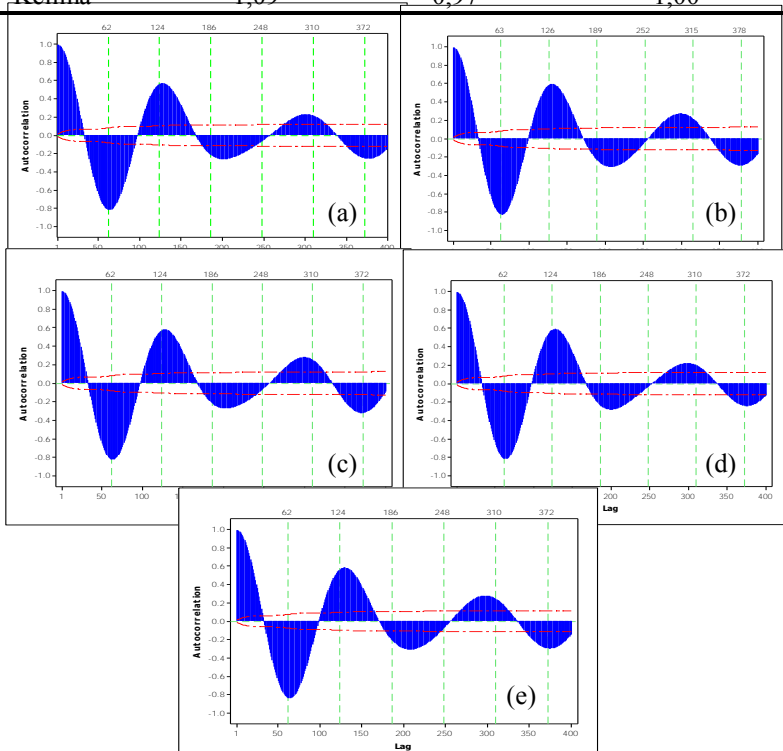
Berdasarkan Gambar 4.3 diketahui bahwa fluktuasi data berada pada nilai tengah data dan pola data tidak membentuk pola *tren*, sehingga dapat disimpulkan bahwa semua *series* data sudut gerak *roll* FPU telah stasioner dalam *mean*.

Kestasioneran data dalam varians dapat diketahui dengan cara menghitung *rounded value* pada plot *Box Cox*. Data dikatakan telah stasioner dalam varians jika *rounded value* bernilai 1 atau selang

kepercayaan nilai  $\lambda$  memuat nilai 1. Berdasarkan Tabel 4.2 didapatkan hasil bahwa semua data sudut gerak *roll* telah stasioner dalam varians karena *rounded value* pada  $\lambda$  bernilai 1.

**Tabel 4.2** Nilai Estimasi *Lambda Box Cox* Pada Data Gerak *Roll*

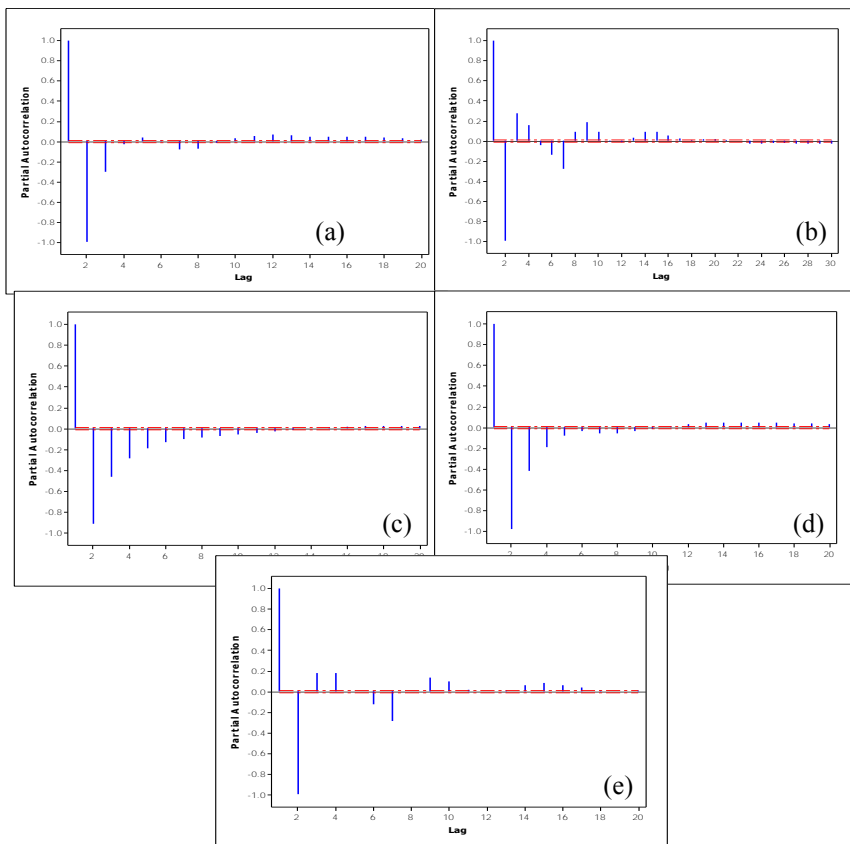
Data Gerak <i>Roll</i>	<i>Lambda</i> ( $\lambda$ )		
	Batas Atas	Batas Bawah	<i>Rounded Value</i>
Pertama	0,98	0,87	0,93
Kedua	1,08	0,96	1,00
Ketiga	1,03	0,91	1,00
Keempat	1,02	0,91	1,00
Kelima	1,09	0,97	1,00



**Gambar 4.4** Plot ACF Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)



Setelah data telah stasioner dalam *mean* dan varians, maka langkah selanjutnya yaitu membuat plot ACF dan PACF untuk menduga orde model ARIMA. Plot ACF pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa semua data sudut gerak *roll* mempunyai pola yang sama yaitu membentuk gelombang dengan periode yang berbeda pada setiap gelombang serta tidak ditemukan indikasi adanya pola musiman yang jelas.



**Gambar 4.5** Plot PACF Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Plot PACF yang ditampilkan pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa terdapat banyak *lag-lag* yang keluar batas pada semua data gerak *roll*. Hal ini disebabkan karena nilai batas signifikansi yang sangat kecil yang dipengaruhi oleh ukuran data yang sangat besar. Pada data sudut gerak *roll* pertamadan kedua diketahui *lag* 1, *lag* 2 dan *lag* 3 mempunyai nilai lebih tinggi daripada *lag-lag* lainnya. Pada data sudut gerak *roll* ketiga, keempat dan kelima diketahui bahwa *lag* 1 dan *lag* 2 mempunyai nilai yang lebih tinggi daripada *lag-lag* lainnya. Berdasarkan plot ACF dan PACF maka dugaan orde model ARIMA ditampilkan pada Tabel 4.3

**Tabel 4.3**Dugaan Orde Model ARIMA

Gerak <i>Roll</i>	Orde ARIMA		
	p	d	q
Pertama	[1,3]	0	[1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,28,29,30,31,32,33,35,36,37,38,40,41,42,45]
Kedua	3	0	[1,2,3,4,5,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,28,30,31,32,33,34,35,36,37,41,43,44,45]
Ketiga	2	0	[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,25,27,28,29,31,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47]
Keempat	2	0	[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,28,34,35,36,37,38,39,40,45]
Kelima	2	0	[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45]

#### 4.2.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah melalui tahapan identifikasi, tahapan selanjutnya yaitu mengestimasi dan menguji signifikansi parameter pada model dugaan ARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Param-

Plot PACF yang ditampilkan pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa terdapat banyak *lag-lag* yang keluar batas pada semua data gerak *roll*. Hal ini disebabkan karena nilai batas signifikansi yang sangat kecil yang dipengaruhi oleh ukuran data yang sangat besar. Pada data sudut gerak *roll* pertamadan kedua diketahui *lag 1*, *lag 2* dan *lag 3* mempunyai nilai lebih tinggi daripada *lag-lag* lainnya. Pada data sudut gerak *roll* ketiga, keempat dan kelima diketahui bahwa *lag 1* dan *lag 2* mempunyai nilai yang lebih tinggi daripada *lag-lag* lainnya. Berdasarkan plot ACF dan PACF maka dugaan orde model ARIMA ditampilkan pada Tabel 4.3

**Tabel 4.3**Dugaan Orde Model ARIMA

Gerak <i>Roll</i>	Orde ARIMA		
	p	d	q
Pertama	[1,3]	0	[1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,28,29,30,31,32,33,35,36,37,38,40,41,42,45]
Kedua	3	0	[1,2,3,4,5,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,28,30,31,32,33,34,35,36,37,41,43,44,45]
Ketiga	2	0	[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,25,27,28,29,31,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47]
Keempat	2	0	[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,28,34,35,36,37,38,39,40,45]
Kelima	2	0	[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45]

#### 4.2.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah melalui tahapan identifikasi, tahapan selanjutnya yaitu mengestimasi dan menguji signifikansi parameter pada model dugaan ARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Param-

eter dikatakan telah signifikan jika *P-Value* kurang dari 0,05. Berikut ini merupakan hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter

**Tabel 4.4** Hasil Uji Signifikansi Parameter

<i>Series Data</i>	Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Pertama	$\mu$	1,49203	0,00498	7,76	<0,0001
	$\phi_1$	-0,49571	0,00054	2768,31	<0,0001
	$\phi_3$	0,03862	0,00053	-926,42	<0,0001
	$\theta_1$	-1,10693	0,00589	-187,91	<0,0001
	$\theta_2$	-0,99943	0,00882	-113,35	<0,0001
	$\theta_3$	-1,03932	0,01050	-98,97	<0,0001
	$\theta_4$	-0,89597	0,01203	-74,47	<0,0001
	$\theta_5$	0,39757	0,01361	29,22	<0,0001
	$\theta_6$	0,57269	0,01355	42,28	<0,0001
	$\theta_7$	0,28312	0,01273	22,24	<0,0001
	$\theta_8$	0,17607	0,00926	19,02	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,51649	0,00929	-55,56	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,56740	0,01327	-42,76	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,38277	0,01476	-25,94	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,29854	0,01481	-20,16	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,22153	0,01416	-15,65	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,16253	0,01461	-11,12	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,15148	0,01453	-10,42	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,16211	0,01427	-11,36	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,12914	0,01414	-9,13	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,10166	0,01421	-7,16	<0,0001
	$\theta_{20}$	-0,09813	0,01417	-6,92	<0,0001
	$\theta_{21}$	-0,08635	0,01438	-6,01	<0,0001
	$\theta_{22}$	-0,06058	0,01461	-4,15	<0,0001
	$\theta_{23}$	-0,05556	0,01404	-3,96	<0,0001
	$\theta_{24}$	-0,05523	0,01295	-4,26	<0,0001
	$\theta_{25}$	-0,02986	0,00907	-3,29	<0,0001
	$\theta_{28}$	0,03906	0,00892	4,38	<0,0001
	$\theta_{29}$	0,06977	0,01248	5,59	<0,0001
	$\theta_{30}$	0,04713	0,01400	3,37	<0,0001
	$\theta_{31}$	0,02951	0,01400	2,11	<0,0001
	$\theta_{32}$	0,05043	0,01255	4,02	<0,0001
	$\theta_{33}$	0,02161	0,00878	2,46	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,04249	0,00918	4,63	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,06137	0,01209	5,08	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,05381	0,01261	4,27	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,06789	0,01291	5,26	<0,0001
	$\theta_{39}$	0,06593	0,01159	5,69	<0,0001
	$\theta_{40}$	0,03016	0,01121	2,69	<0,0001
	$\theta_{41}$	0,02233	0,00874	2,55	<0,0001
	$\theta_{42}$	0,01265	0,00592	2,14	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,00894	0,00389	2,29	<0,0001

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

<i>Series Data</i>	Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Kedua	$\mu$	0,04679	0,00439	10,66	<0,0001
	$\phi_1$	2,38903	0,01203	198,60	<0,0001
	$\phi_2$	-1,78542	0,02392	-74,66	<0,0001
	$\phi_3$	0,39498	0,01192	33,14	<0,0001
	$\theta_1$	-0,21287	0,00960	-22,16	<0,0001
	$\theta_2$	-0,43275	0,00964	-44,89	<0,0001
	$\theta_3$	-0,38881	0,01051	-37,01	<0,0001
	$\theta_5$	-0,25786	0,01119	-23,04	<0,0001
	$\theta_7$	0,94262	0,01020	92,41	<0,0001
	$\theta_8$	0,08716	0,00918	9,50	<0,0001
	$\theta_9$	0,02582	0,00895	2,89	0,0039
	$\theta_{10}$	-0,06638	0,00903	-7,35	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,47851	0,00895	-53,47	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,11797	0,00717	-16,46	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,09973	0,00972	-10,26	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,06534	0,00959	-6,81	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,05953	0,00941	-6,33	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,05396	0,00945	-5,71	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,07515	0,00824	-9,12	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,05980	0,00784	-7,62	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,05250	0,00791	-6,64	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,02212	0,00737	-3,00	0,0027
	$\theta_{20}$	-0,02612	0,00738	-3,54	0,0004
	$\theta_{28}$	0,01957	0,00694	2,82	0,0048
	$\theta_{30}$	0,02308	0,00720	3,20	0,0014
	$\theta_{31}$	0,02241	0,00725	3,09	0,0020
	$\theta_{32}$	0,02423	0,00715	3,39	0,0007
	$\theta_{33}$	0,02949	0,00731	4,03	<0,0001
	$\theta_{34}$	0,04249	0,00610	6,96	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,03548	0,00721	4,92	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,03056	0,00859	3,56	0,0004
	$\theta_{37}$	0,03306	0,00696	4,75	<0,0001
	$\theta_{41}$	0,01878	0,00693	2,71	0,0068
	$\theta_{43}$	0,02821	0,00530	5,32	<0,0001
	$\theta_{44}$	0,02931	0,00482	6,08	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,02091	0,00502	4,17	<0,0001
	$\theta_{47}$	0,01766	0,00444	3,97	<0,0001

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

<i>Series Data</i>	<i>Parameter</i>	<i>Estimasi</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Ketiga	$\mu$	0,04528	0,00433	10,44	<0,0001
	$\phi_1$	1,99151	0,00068	2890,49	<0,0001
	$\phi_2$	-0,99398	0,00068	-1445,8	<0,0001
	$\theta_1$	-0,59913	0,00589	-101,62	<0,0001
	$\theta_2$	-0,67179	0,00685	-97,97	<0,0001
	$\theta_3$	-0,65154	0,00786	-82,83	<0,0001
	$\theta_4$	-0,51034	0,00816	-62,49	<0,0001
	$\theta_5$	0,73556	0,00943	77,95	<0,0001
	$\theta_6$	0,29854	0,01027	29,07	<0,0001
	$\theta_7$	0,22768	0,00988	23,03	<0,0001
	$\theta_8$	0,12548	0,00882	14,23	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,47572	0,00882	-53,88	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,31237	0,01037	-30,11	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,22817	0,01088	-20,98	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,16102	0,01061	-15,18	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,12404	0,00881	-14,08	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,08905	0,01053	-8,46	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,09141	0,01069	-8,55	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,09499	0,01089	-8,72	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,07867	0,01074	-7,32	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,06927	0,00950	-7,29	<0,0001
	$\theta_{20}$	-0,07065	0,01067	-6,62	<0,0001
	$\theta_{21}$	-0,04092	0,00932	-4,39	<0,0001
	$\theta_{22}$	-0,03307	0,00989	-3,34	0,0159
	$\theta_{23}$	-0,02148	0,00891	-2,41	0,0066
	$\theta_{25}$	0,01751	0,00644	2,72	0,0042
	$\theta_{27}$	0,02103	0,00734	2,86	0,0002
	$\theta_{28}$	0,02760	0,00742	3,72	0,03950
	$\theta_{31}$	0,01346	0,00653	2,06	<0,0001
	$\theta_{34}$	0,03659	0,00724	5,05	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,04684	0,00750	6,25	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,04541	0,00845	5,37	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,03673	0,00805	4,56	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,04806	0,00702	6,84	<0,0001
	$\theta_{42}$	0,02451	0,00540	4,53	<0,0001
	$\theta_{44}$	0,02940	0,00444	6,62	<0,0001
$\theta_{45}$	0,01702	0,00388	4,39	<0,0001	
$\theta_{46}$	0,00971	0,00368	2,63	0,0084	

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

<i>Series Data</i>	<i>Parameter</i>	<i>Estimasi</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t-Value</i>	<i>p-value</i>
Keempat	$\mu$	0,05581	0,00498	11,21	<0,0001
	$\phi_1$	1,99107	0,00071	2790,28	<0,0001
	$\phi_2$	-0,99353	0,00071	-1396,5	<0,0001
	$\theta_1$	-0,60745	0,00591	-102,82	<0,0001
	$\theta_2$	-0,66801	0,00693	-96,40	<0,0001
	$\theta_3$	-0,65305	0,00796	-81,98	<0,0001
	$\theta_4$	-0,53892	0,00840	-64,13	<0,0001
	$\theta_5$	0,71084	0,00961	73,93	<0,0001
	$\theta_6$	0,26876	0,01031	26,07	<0,0001
	$\theta_7$	0,16266	0,00992	16,40	<0,0001
	$\theta_8$	0,08068	0,00884	9,13	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,46468	0,00883	-52,64	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,29765	0,01032	-28,84	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,19714	0,01088	-18,12	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,16435	0,01085	-15,14	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,14322	0,00978	-14,66	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,13035	0,01080	-12,07	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,12381	0,01081	-11,45	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,11976	0,01049	-11,41	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,07305	0,01068	-6,84	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,07124	0,01042	-6,84	<0,0001
	$\theta_{20}$	-0,05729	0,01069	-5,36	<0,0001
	$\theta_{21}$	-0,03745	0,01079	-3,47	0,0005
	$\theta_{22}$	-0,03860	0,01024	-3,77	0,0002
	$\theta_{23}$	-0,04935	0,01082	-4,56	<0,0001
	$\theta_{24}$	-0,01850	0,00941	-1,97	0,0494
	$\theta_{25}$	-0,01951	0,00844	-2,31	0,0209
	$\theta_{26}$	-0,01996	0,00711	-2,81	0,0050
	$\theta_{28}$	0,01739	0,00651	2,67	0,0075
	$\theta_{34}$	0,01531	0,00715	2,14	0,0324
	$\theta_{35}$	0,04947	0,00767	6,45	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,05179	0,00795	6,51	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,05007	0,00777	6,44	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,04183	0,00703	5,95	<0,0001
	$\theta_{39}$	0,02903	0,00613	4,73	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,00857	0,00332	2,58	0,0100

**Tabel 4.4 (Lanjutan) Hasil Uji Signifikansi Parameter**

Series Data	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-Value	p-value
Kelima	$\mu$	0,04460	0,00302	14,75	<0,0001
	$\phi_1$	1,99164	0,00062	3213,72	<0,0001
	$\phi_2$	-0,99398	0,00062	-1605,9	<0,0001
	$\theta_1$	-0,57604	0,00538	-107,03	<0,0001
	$\theta_2$	-0,66048	0,00623	-105,91	<0,0001
	$\theta_3$	-0,66093	0,00722	-91,50	<0,0001
	$\theta_4$	-0,52577	0,00809	-64,98	<0,0001
	$\theta_5$	0,71487	0,00861	83,02	<0,0001
	$\theta_6$	0,27288	0,00931	29,29	<0,0001
	$\theta_7$	0,22434	0,00937	23,94	<0,0001
	$\theta_8$	0,16370	0,00938	17,44	<0,0001
	$\theta_9$	0,04610	0,00935	4,93	<0,0001
	$\theta_{10}$	-0,42497	0,00925	-45,92	<0,0001
	$\theta_{11}$	-0,26879	0,00931	-28,88	<0,0001
	$\theta_{12}$	-0,20964	0,00953	-22,01	<0,0001
	$\theta_{13}$	-0,16896	0,00965	-17,50	<0,0001
	$\theta_{14}$	-0,12658	0,00974	-12,99	<0,0001
	$\theta_{15}$	-0,08629	0,00971	-8,89	<0,0001
	$\theta_{16}$	-0,08835	0,00913	-9,68	<0,0001
	$\theta_{17}$	-0,08134	0,00882	-9,22	<0,0001
	$\theta_{18}$	-0,04570	0,00839	-5,44	<0,0001
	$\theta_{19}$	-0,02417	0,00766	-3,15	0,0016
	$\theta_{20}$	-0,02524	0,00663	-3,81	0,0001
	$\theta_{27}$	0,03120	0,00663	4,70	<0,0001
	$\theta_{28}$	0,05378	0,00766	7,02	<0,0001
	$\theta_{29}$	0,05344	0,00838	6,38	<0,0001
	$\theta_{30}$	0,05687	0,00880	6,46	<0,0001
	$\theta_{31}$	0,06058	0,00909	6,66	<0,0001
	$\theta_{32}$	0,05732	0,00967	5,92	<0,0001
	$\theta_{33}$	0,03829	0,00968	3,95	<0,0001
	$\theta_{34}$	0,03969	0,00957	4,14	<0,0001
	$\theta_{35}$	0,05653	0,00941	6,01	<0,0001
	$\theta_{36}$	0,05489	0,00903	6,08	<0,0001
	$\theta_{37}$	0,05969	0,00926	6,45	<0,0001
	$\theta_{38}$	0,05170	0,00932	5,54	<0,0001
	$\theta_{39}$	0,04955	0,00932	5,31	<0,0001
	$\theta_{40}$	0,04703	0,00928	5,07	<0,0001
	$\theta_{41}$	0,05848	0,00856	6,83	<0,0001
	$\theta_{42}$	0,04237	0,00806	5,25	<0,0001
	$\theta_{43}$	0,04103	0,00720	5,70	<0,0001
	$\theta_{44}$	0,04061	0,00623	6,52	<0,0001
	$\theta_{45}$	0,01926	0,00538	3,58	<0,0001



Tabel 4.4 menunjukkan *p-value* dari semua nilai parameter kurang dari 0,05. Oleh karena itu dapat ditarik kesimpulan bahwa pada taraf signifikansi 5% keseluruhan parameter model dugaan ARIMA pada semua data sudut gerak *roll* telah signifikan.

### 4.2.3 Cek Diagnosa

Tahapan cek diagnosa merupakan tahapan pemeriksaan dua asumsi yang harus terpenuhi yaitu residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Berikut ini merupakan hasil pengujian asumsi *white noise* residual model ARIMA pada semua data sudut gerak *roll*

**Tabel 4.5** Hasil Uji Pengujian Asumsi *White Noise* Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Pertama								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	0,001	0,002	0,003	0,003	-0,004	-0,004
12	-	-	-0,004	-0,004	-0,004	0,000	0,001	0,001
18	-	-	0,001	0,001	0,001	0,002	0,000	-0,002
24	-	-	-0,003	-0,004	-0,005	-0,000	0,001	0,001
30	-	-	0,004	0,006	0,001	0,002	0,002	-0,004
36	-	-	-0,005	-0,005	-0,005	-0,005	0,004	0,005
42	21,38	<0,0001	0,008	0,011	0,010	0,005	-0,005	-0,004
48	25,88	0,0005	-0,001	0,005	-0,005	0,005	0,008	-0,005

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Kedua								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
<b>6</b>	-	-	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
<b>12</b>	-	-	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,002
<b>18</b>	-	-	0,002	-0,002	-0,004	0,001	-0,001	-0,006
<b>24</b>	-	-	-0,003	0,010	-0,008	-0,002	0,007	0,006
<b>30</b>	-	-	-0,007	0,009	0,000	-0,006	-0,009	0,001
<b>36</b>	-	-	0,004	0,000	0,013	0,008	0,003	-0,005

**Tabel 4.5 (Lanjutan)** Hasil Uji Pengujian Asumsi *White Noise* Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Kedua								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
42	27,40	0,0001	0,003	0,000	0,001	-0,005	-0,000	0,004
48	45,11	<0,0001	-0,002	0,006	0,010	0,022	-0,001	-0,001
Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Ketiga								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	0,001	0,000	0,001	0,001	0,001	-0,000
12	-	-	0,000	-0,000	-0,000	0,000	0,000	-0,000
18	-	-	0,000	0,001	-0,001	-0,001	-0,003	-0,003
24	-	-	-0,006	0,001	-0,000	-0,000	0,001	0,005
30	-	-	-0,004	-0,001	0,000	-0,006	-0,009	0,000
36	-	-	-0,002	-0,002	0,005	0,009	0,001	0,003
42	13,62	0,0182	-0,002	0,006	-0,001	0,003	-0,007	0,004
48	18,97	0,0616	-0,002	0,003	0,000	0,012	0,005	-0,001
Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Keempat								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	-0,000	-0,001	-0,001	-0,004	0,003	0,004
12	-	-	0,004	0,003	0,005	-0,001	-0,001	-0,001
18	-	-	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,003	-0,003
24	-	-	-0,003	-0,002	-0,004	0,000	-0,000	0,001
30	-	-	-0,007	0,004	-0,007	-0,007	-0,006	-0,001
36	-	0,0001	-0,007	-0,001	0,007	0,000	0,005	0,010
42	-	0,0007	0,015	0,004	0,009	0,004	-0,002	0,001
48	-	0,0017	-0,004	0,004	0,008	0,012	-0,004	0,005

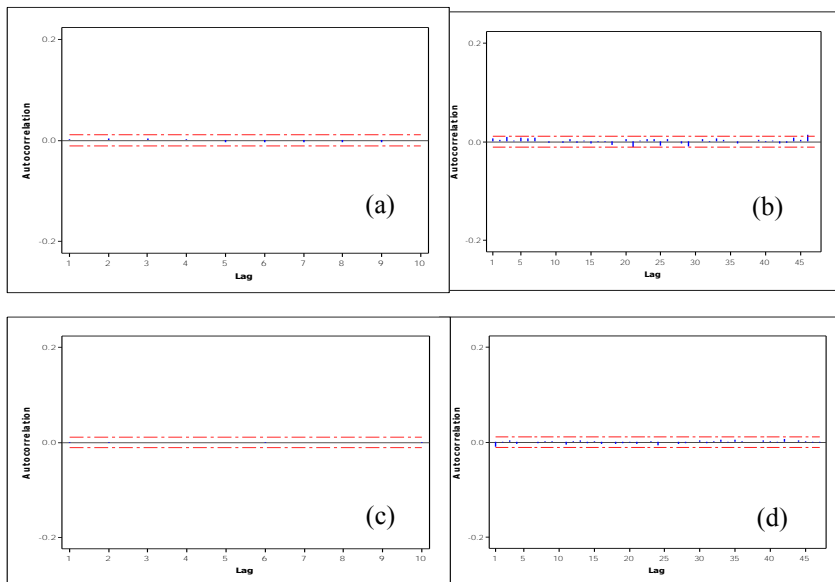
**Tabel 4.5 (Lanjutan)** Hasil Uji Pengujian Asumsi *White Noise* Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Sudut Gerak <i>Roll</i> Kelima								
Lag	$\chi^2$	<i>p-value</i>	<i>Autocorrelation</i>					
6	-	-	-0,000	-0,000	0,000	0,000	0,000	-0,000
12	-	-	0,000	0,000	-0,000	-0,000	-0,001	0,001
18	-	-	0,001	0,001	-0,001	-0,001	-0,002	-0,001
24	-	-	-0,004	0,000	0,004	0,001	-0,002	0,001
30	-	-	-0,002	-0,004	0,001	0,001	0,001	0,002
36	-	-	0,003	0,002	0,003	0,003	0,004	0,003
42	10,77	0,0010	0,001	0,003	0,006	0,008	0,002	0,008
48	14,90	0,0373	0,008	0,005	0,001	0,000	-0,001	-0,005

Berdasarkan Tabel 4.5 didapatkan hasil hanya residual data sudut gerak *roll* ketiga yang mempunyai *p-value* lebih besar dari 0,05 pada lag 48, sedangkan residual data sudut gerak *roll* lainnya mempunyai *p-value* kurang dari 0,05. Secara teori, nilai batas atas dan batas bawah untuk ACF residual pada kondisi *white noise* sebagai berikut

$$\pm \frac{1,96}{\sqrt{n}} = \pm \frac{1,96}{\sqrt{29000}} = \pm 0,0115$$

Nilai korelasi residual ACF yang ditampilkan pada Tabel 4.5 secara keseluruhan berada diantara nilai batas atas dan batas bawah ACF residual. Hal ini juga dibuktikan pada Gambar 4.6 bahwa *lag-lag* pada plot residual ACF berada dalam batas signifikansi. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan, residual data pertama sampai dengan residual data kelima telah bersifat *white noise*.



**Gambar 4.6**Plot ACF Residual Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a),Kedua (b),Keempat (c) danKelima (d)

Selain residual bersifat *white noise*, asumsi lain yang harus terpenuhi yaitu residual berdistribusi normal. Berdasarkan Tabel 4.6 menunjukkan hasil bahwa semua data sudut gerak *roll* tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Residual tidak berdistribusi normal bisa disebabkan karena terdapat *outlier* pada data pengamatan. *Outlier* tersebut perlu disertakan dalam model agar residual dapat memenuhi asumsi berdistribusi normal. Penyertaan *outlier* dalam model biasa disebut dengan model ARIMAX.

**Tabel 4.6** Hasil Pengujian Kenormalan Residual Data Sudut Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

<i>Series Data</i>	<i>D</i> -hitung	<i>p</i> -value
Pertama	0,233479	<0,01
Kedua	0,045256	<0,01
Ketiga	0,056606	<0,01
Keempat	0,056606	<0,01
Kelima	0,081025	<0,01

Penyebab lainnya yang menyebabkan residual tidak berdistribusi normal yaitu kurva residual tidak membentuk distribusi normal dilihat dari nilai *skewness* dan *kurtosis* yang sangat tinggi sehingga pemodelan ARIMAX tidak dapat digunakan untuk menormalkan residual data.

**Tabel 4.7** Nilai Statistik *Anderson Darling*, *Skewness* dan *Kurtosis* Residual Data Sudu Gerak *Roll* Pertama, Kedua, Ketiga, Keempat dan Kelima

Data Gerak <i>Roll</i>	<i>Anderson Darling</i>		<i>Skewness</i>	Kurtosis
	<i>A-Squared</i>	<i>p</i> -value		
Pertama	4103,19	<0,005	-137,7	21846,8
Kedua	226,66	<0,005	25,71	2331,66
Ketiga	340,81	<0,005	-29,79	2694,42
Keempat	3334,87	<0,005	-127,7	19757,1
Kelima	818,35	<0,005	60,54	7773,10

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa data *outlier* pada seluruh data gerak *roll* tidak bisa ditangani dikarenakan kurva distribusi residual data adalah jenis *Leptokurtik*. Kurva jenis *Leptokurtik* merupakan kurva dengan pola sebaran mempunyai puncak lebih runcing dibandingkan dengan kurva distribusi normal. Hal ini ditandai dengan tingginya nilai *kurtosis* semua residual data gerak *roll*.

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* pertama dapat ditulis sebagai berikut

$$\begin{aligned}
Z_t = & 1,4920 - 0,4957Z_{t-1} + 0,0386Z_{t-3} + 1,1069a_{t-1} \\
& + 0,9994a_{t-2} + 1,0393a_{t-3} + 0,8959a_{t-4} - 0,3975a_{t-5} \\
& + 0,5727a_{t-6} - 0,2831a_{t-7} - 0,1761a_{t-8} + 0,5165a_{t-10} \\
& + 0,5674a_{t-11} + 0,3828a_{t-12} + 0,2985a_{t-13} + 0,2215a_{t-14} \\
& + 0,1625a_{t-15} + 0,1515a_{t-16} + 0,1621a_{t-17} + 0,1291a_{t-18} \\
& + 0,1017a_{t-19} + 0,0981a_{t-20} + 0,0863a_{t-21} + 0,0606a_{t-22} \\
& + 0,0552a_{t-24} + 0,0299a_{t-25} - 0,0391a_{t-28} - 0,0698a_{t-29} \\
& - 0,0471a_{t-30} - 0,0295a_{t-31} - 0,0504a_{t-32} - 0,0216a_{t-33} \\
& - 0,0425a_{t-35} - 0,0614a_{t-36} - 0,0538a_{t-37} - 0,0679a_{t-38} \\
& - 0,0659a_{t-39} - 0,0302a_{t-40} - 0,0223a_{t-41} - 0,0126a_{t-42} \\
& - 0,0089a_{t-45} + a_t
\end{aligned}$$

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* kedua dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
Z_t = & 0,04682 + 2,3890Z_{t-1} - 1,7854Z_{t-2} + 0,3950Z_{t-3} \\
& + 0,2129a_{t-1} + 0,4327a_{t-2} + 0,3888a_{t-3} + 0,2579a_{t-4} \\
& - 0,9426a_{t-5} - 0,0872a_{t-7} - 0,0258a_{t-8} + 0,0664a_{t-9} \\
& + 0,4785a_{t-10} + 0,1180a_{t-11} + 0,0997a_{t-12} + 0,0653a_{t-13} \\
& + 0,0595a_{t-14} + 0,0540a_{t-15} + 0,0751a_{t-16} + 0,0598a_{t-17} \\
& + 0,0525a_{t-18} + 0,0221a_{t-19} + 0,0261a_{t-20} - 0,0196a_{t-28} \\
& - 0,0231a_{t-30} - 0,0224a_{t-31} - 0,0242a_{t-32} - 0,0295a_{t-33} \\
& - 0,0425a_{t-34} - 0,0355a_{t-35} - 0,0306a_{t-36} - 0,0331a_{t-37} \\
& - 0,0188a_{t-41} - 0,0282a_{t-43} - 0,0293a_{t-44} - 0,0209a_{t-45} \\
& - 0,0177a_{t-47} + a_t
\end{aligned}$$

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* ketiga dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
Z_t = & 0,0453 + 1,9915Z_{t-1} - 0,9940Z_{t-2} + 0,5991a_{t-1} \\
& + 0,6718a_{t-2} + 0,6515a_{t-3} + 0,5103a_{t-4} - 0,7356a_{t-5} \\
& - 0,2985a_{t-6} - 0,2277a_{t-7} - 0,1255a_{t-8} + 0,4757a_{t-10} \\
& + 0,3124a_{t-11} + 0,2282a_{t-12} + 0,1610a_{t-13} + 0,1240a_{t-14} \\
& + 0,0890a_{t-15} + 0,0914a_{t-16} + 0,0950a_{t-17} + 0,0787a_{t-18} \\
& + 0,0693a_{t-19} + 0,0706a_{t-20} + 0,0409a_{t-21} + 0,0331a_{t-22} \\
& + 0,0215a_{t-23} - 0,0175a_{t-25} - 0,0210a_{t-27} - 0,0276a_{t-28} \\
& - 0,0135a_{t-31} - 0,0366a_{t-34} - 0,0468a_{t-35} - 0,0454a_{t-36} \\
& - 0,0367a_{t-37} - 0,0481a_{t-38} - 0,0245a_{t-42} - 0,0294a_{t-44}
\end{aligned}$$

$$-0,0170a_{t-45} - 0,0097a_{t-47} + a_t$$

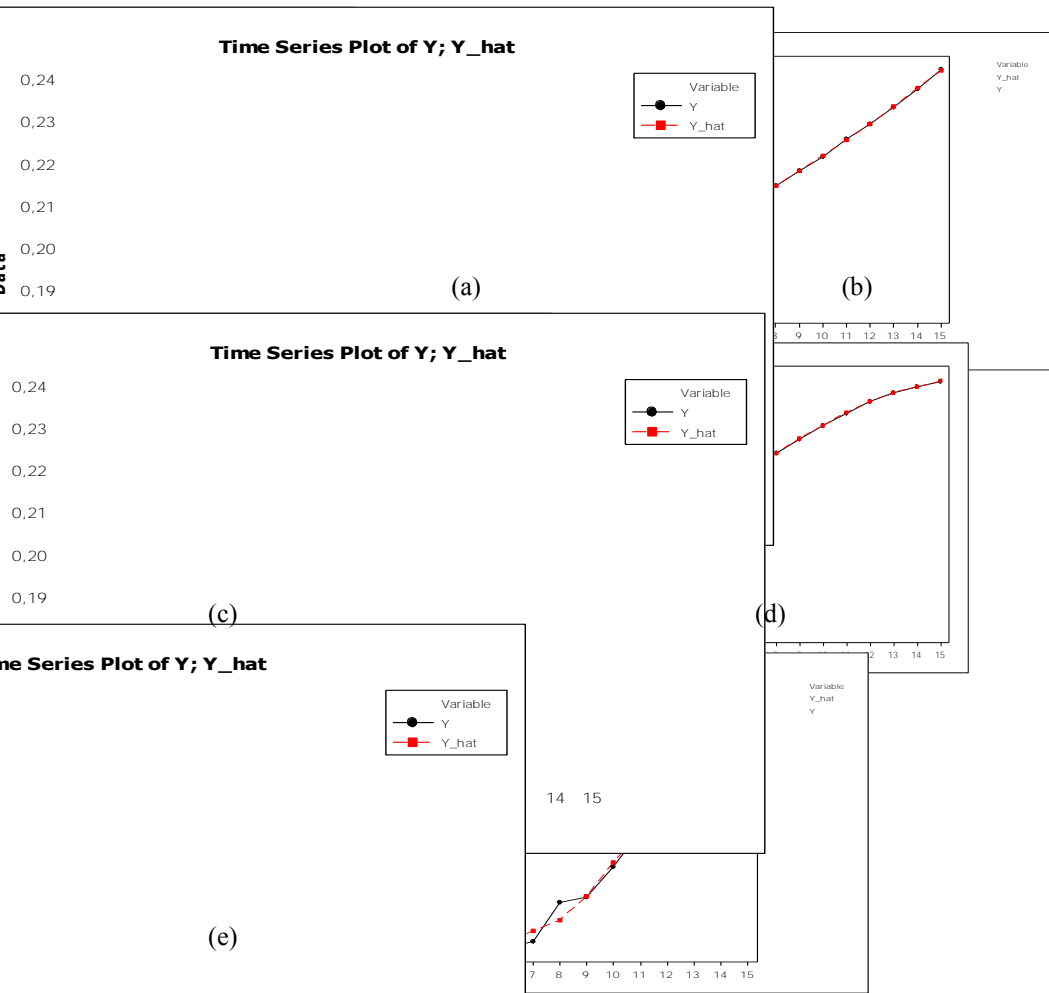
Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* keempat dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_t = & 0,0558 + 1,9911Z_{t-1} - 0,9935Z_{t-2} + 0,6074a_{t-1} \\ & + 0,6680a_{t-2} + 0,6530a_{t-3} + 0,5389a_{t-4} - 0,7108a_{t-5} \\ & - 0,2688a_{t-6} - 0,1627a_{t-7} - 0,0807a_{t-8} + 0,4647a_{t-10} \\ & + 0,2976a_{t-11} + 0,1971a_{t-12} + 0,1643a_{t-13} + 0,1432a_{t-14} \\ & + 0,1303a_{t-15} + 0,1238a_{t-16} + 0,1198a_{t-17} + 0,0730a_{t-18} \\ & + 0,0712a_{t-19} + 0,0573a_{t-20} + 0,0374a_{t-21} + 0,0386a_{t-22} \\ & + 0,0493a_{t-23} + 0,0185a_{t-24} + 0,0195a_{t-25} + 0,0199a_{t-26} \\ & - 0,0174a_{t-28} - 0,0153a_{t-34} - 0,0495a_{t-35} - 0,0518a_{t-36} \\ & - 0,0501a_{t-37} - 0,0418a_{t-38} - 0,0290a_{t-39} - 0,0086a_{t-45} \end{aligned}$$

Model ARIMA untuk data sudut gerak *roll* kelima dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_t = & 0,0446 + 1,9916Z_{t-1} - 0,9940Z_{t-2} + 0,5760a_{t-1} \\ & + 0,6605a_{t-2} + 0,6609a_{t-3} + 0,5258a_{t-4} - 0,7149a_{t-5} \\ & - 0,2729a_{t-6} - 0,2243a_{t-7} - 0,1637a_{t-8} - 0,0461a_{t-9} \\ & + 0,4250a_{t-10} + 0,2688a_{t-11} + 0,2096a_{t-12} + 0,1690a_{t-13} \\ & + 0,1266a_{t-14} + 0,0863a_{t-15} + 0,0883a_{t-16} + 0,0813a_{t-17} \\ & + 0,0457a_{t-18} + 0,0242a_{t-19} + 0,0252a_{t-20} - 0,0312a_{t-27} \\ & - 0,0538a_{t-28} - 0,0534a_{t-29} - 0,0569a_{t-30} - 0,0606a_{t-31} \\ & - 0,0573a_{t-32} - 0,0383a_{t-33} - 0,0397a_{t-34} - 0,0565a_{t-35} \\ & - 0,0549a_{t-36} - 0,0597a_{t-37} - 0,0517a_{t-38} - 0,0495a_{t-39} \\ & - 0,0470a_{t-40} - 0,0585a_{t-41} - 0,0424a_{t-42} - 0,0410a_{t-43} \\ & - 0,0406a_{t-44} - 0,0193a_{t-45} + a_t \end{aligned}$$

Tahapan terakhir pada pemodelan ARIMA *Box-Jenkins* yaitu memprediksi data sudut gerak *roll* dengan menggunakan model yang telah didapatkan. Suatu model dikatakan baik apabila hasil prediksi dapat merekonstruksi data aktual secara tepat, salah satunya dapat dilihat dari perbandingan pola data ramalan 1 tahap kedepan dan k-tahap kedepan.



**Gambar 4.7** Perbandingan Ramalan 1 Tahap Kedepan Data *Outsampel* Model ARIMA dengan Data Aktual Pada Data Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Berdasarkan Gambar 4.7 didapatkan hasil bahwa model ARIMA menghasilkan nilai prediksi sudut gerak *roll* yang relatif sama dengan data aktual untuk prediksi 1 tahap kedepan. Hal ini



dibuktikan dengan hasil prediksi 1 tahap kedepan dapat merekonstruksi dengan baik pola seluruh data aktual sudut gerak roll.

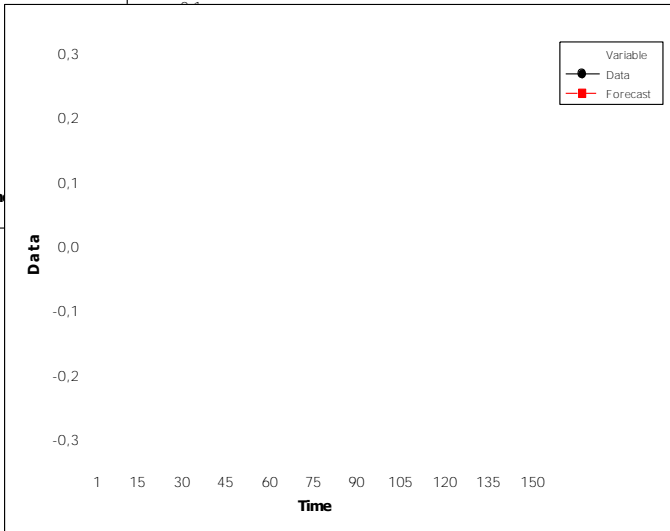
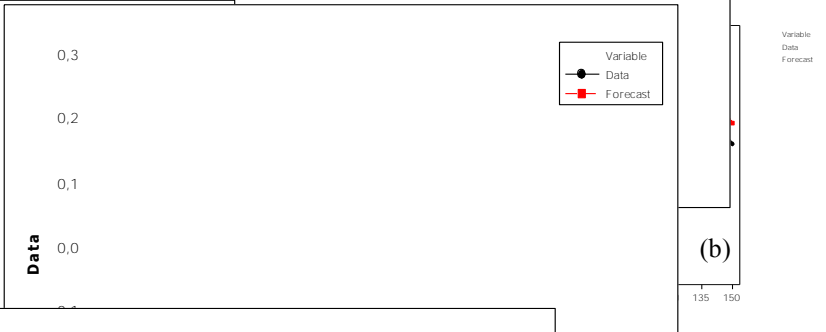
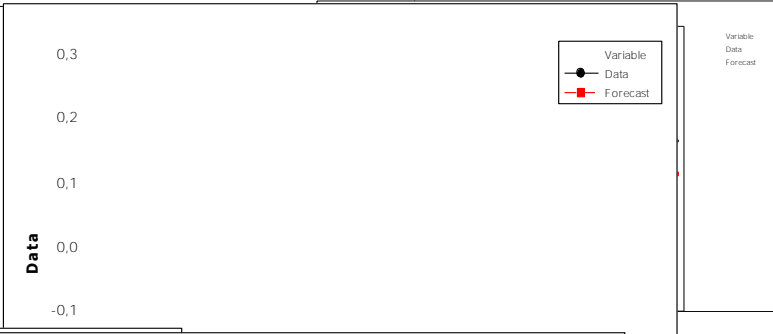


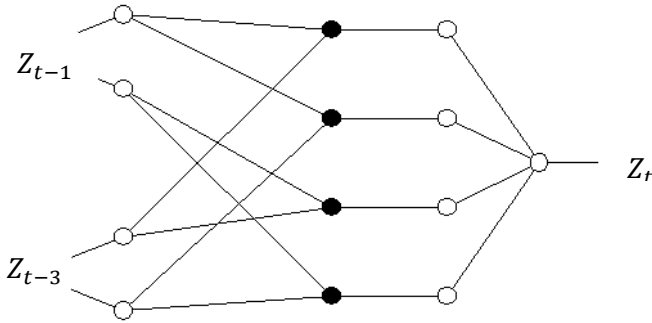
Diagram 1.10. Hasil Data Outsample  
Model Pertama (a), Kedua  
Model (e)

Gambar 4.8 menunjukkan perbandingan antara data *outsampel* dengan data hasil prediksi untuk 150 tahapan kedepan. Pada Gambar 4.8 (a) terlihat bahwa model ARIMA dapat merekonstruksi dengan baik pola data aktual sampai pada 60 tahap kedepan. Gambar 4.8 (b) menunjukkan bahwa data hasil prediksi mempunyai tingkat akurasi yang cukup baik sampai pada 150 tahap kedepan. Gambar 4.8 (c) menunjukkan bahwa data hasil prediksi menghasilkan nilai yang relatif sama dengan data aktual sampai pada 60 tahap kedepan. Gambar 4.8 (d) dan (e) menunjukkan model ARIMA menghasilkan nilai ramalan yang relatif hampir sama dengan data aktual sampai pada 150 tahap kedepan.

### 4.3 Prediksi Gerak *Roll* Menggunakan Model ANFIS

Metode ANFIS merupakan metode yang menggabungkan *Artificial Neural Network* dengan *Fuzzy Inference System* yang merupakan salah satu metode modern yang dikembangkan untuk kasus prediksi atau peramalan. Variabel input pada model ANFIS dipilih berdasarkan *lag-lag* AR yang signifikan dari model ARIMA dan selanjutnya menentukan banyak fungsi keanggotaan dan jenis fungsi keanggotaan yang dipilih.

Metode ANFIS pada penelitian ini menggunakan jumlah fungsi keanggotaan sebanyak 2 dengan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi*. Input yang digunakan pada data gerak *roll* pertama yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-3}$ , untuk data gerak *roll* kedua yaitu  $Z_{t-1}$ ,  $Z_{t-2}$  dan  $Z_{t-3}$ . Untuk data gerak *roll* ketiga input yang digunakan yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$ , gerak *roll* keempat yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$  dan untuk gerak *roll* kelima yaitu  $Z_{t-1}$  dan  $Z_{t-2}$ . Terdapat 5 tahapan pemodelan menggunakan metode ANFIS yang digambarkan dengan 5 lapisan sesuai Gambar 4.8 yaitu fuzzifikasi, operasi logika *fuzzy*, *normalized firing strength*, defuzzifikasi, dan perhitungan output.



**Gambar 4.9** Struktur ANFIS Gerak *Roll* Pertama

Tahapan fuzzifikasi merupakan suatu proses mengubah himpunan bilangan *crisp* menjadi himpunan bilangan *fuzzy*. Data sudut gerak *roll* pertama, ketiga, keempat dan kelima menghasilkan 4 parameter parameter premis sedangkan data sudut gerak *roll* kedua menghasilkan 6 parameter premis. Berikut ini ditampilkan nilai parameter premis pada lapisan 1 menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gauss* pada data sudut gerak *roll* pertama.

**Tabel 4.8** Nilai Parameter Premis

Input	Parameter	
	$a_i$	$b_i$
Input1mf1(A1)	1,238	-1,303
Input1mf2(A2)	1,166	1,412
Input2mf1(A1)	1,083	-1,337
Input2mf2(A1)	1,157	1,447

Nilai parameter non linier yang dihasilkan pada *layer* 1 selanjutnya digunakan untuk membentuk fungsi keanggotaan. Secara matematis fungsi keanggotaan pada masing-masing input pada data gerak *roll* pertama dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\mu_{A1}(Z_{t-1}) = \exp \frac{-(Z_{t-1}-1,238)^2}{2(-1,303)^2} \quad \mu_{A2}(Z_{t-1}) = \exp \frac{-(Z_{t-1}-1,166)^2}{2(1,412)^2}$$

$$\mu_{B1}(Z_{t-3}) = \exp \frac{-(Z_{t-3}-1,083)^2}{2(-1,337)^2} \quad \mu_{B2}(Z_{t-3}) = \exp \frac{-(Z_{t-3}-1,157)^2}{2(1,447)^2}$$

Tahapan selanjutnya pada *layer 2* yaitu proses operasi logika *fuzzy*. Pada *layer 2* biasanya digunakan operator *and* yaitu menggunakan operasi perkalian pada semua input pada *layer 2*. Berikut ini merupakan aturan logika yang terdapat pada *layer 2*

1. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf1) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf1) then (output is  $w_{1t}$ )
2. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf1) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf2) then (output is  $w_{2t}$ )
3. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf2) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf1) then (output is  $w_{3t}$ )
4. if ( $Z_{t-1}$  is input1mf2) and ( $Z_{t-3}$  is input2mf2) then (output is  $w_{4t}$ )

Setelah mendapatkan output pada *layer 2* berupa  $w_{it}$  dimana  $i$  merupakan jumlah aturan ( $i = 1,2,3,4$ ) dan  $t$  merupakan jumlah pengamatan ( $t=1,2, \dots, n$ ), maka pada *layer 3* terjadi proses *normalized firing strength*. Output pada *layer 3* merupakan rasio dari  $w_{it}$  dari aturan ke- $i$  terhadap jumlah keseluruhan dari  $w_{it}$  yang disimbolkan dengan  $w_{it}^*$  dan banyaknya output pada *layer 3* sama dengan banyaknya output pada *layer 2*.

**Tabel 4.9** Nilai *Consequent Parameters*

Ouput	Parameter		
	$\alpha_i$	$\beta_i$	$\gamma_i$
Output1mf1	1,469	-0,4936	-0,04358
Output1mf2	2,465	-1,656	1,059
Output1mf3	2,659	-1,855	-1,148
Output1mf5	1,477	-0,459	-0,04341

Tahapan selanjutnya yaitu proses defuzzifikasi yang terjadi pada *layer* 4. Nilai parameter di setiap node pada *layer* 4 merupakan nilai parameter linier atau *consequent parameters* yang ditampilkan pada Tabel 4.9

Penggunaan algoritma *hybrid* diterapkan pada metode ANFIS ini, yaitu mengatur *consequent parameters* secara maju (*forward*) dan akan mengatur *premise parameters* secara mundur (*backward*). Pada langkah maju, input jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan keempat dimana *consequent parameters* diidentifikasi menggunakan metode *least square*.

Nilai *consequent parameters* selanjutnya digunakan untuk proses perhitungan pengembalian himpunan *fuzzy* menjadi bilangan *crisp* yang dijelaskan sebagai berikut

$$\begin{aligned} w_{1t}^* Z_t^1 &= w_{1t}^* (1,469Z_{t-1} - 0,4936Z_{t-3} - 0,04358) \\ w_{2t}^* Z_t^2 &= w_{2t}^* (2,465Z_{t-1} - 1,656Z_{t-3} + 1,059) \\ w_{3t}^* Z_t^3 &= w_{3t}^* (2,659Z_{t-1} - 1,855Z_{t-3} - 1,148) \\ w_{4t}^* Z_t^4 &= w_{4t}^* (1,477Z_{t-1} - 0,459Z_{t-3} - 0,04341) \end{aligned}$$

*Layer* 5 merupakan *layer* terakhir dalam proses ANFIS yang merupakan proses mendapatkan nilai output jaringan ANFIS. Output pada *layer* 5 dihasilkan melalui proses penjumlahan dari semua node pada *layer* 4. Proses perhitungan pada *layer* 5 diurikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \hat{Z}_t &= \sum_{i=1}^8 w_{1t}^* Z_t^{(i)} \\ &= w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)} + w_{3t}^* Z_t^{(3)} + w_{4t}^* Z_t^{(4)} \\ &= w_{1t}^* (1,469Z_{t-1} - 0,4936Z_{t-3} - 0,04358) + w_{2t}^* (2,465Z_{t-1} \\ &\quad - 1,656Z_{t-3} + 1,059) + w_{3t}^* (2,659Z_{t-1} - 1,855Z_{t-3} \\ &\quad - 1,148) + w_{4t}^* (1,477Z_{t-1} - 0,459Z_{t-3} - 0,04341) \end{aligned}$$

dengan :

$$w_{jt}^* = \frac{w_{jt}}{w_{1t} + w_{2t} + w_{3t} + w_{4t}}$$

$$w_{jt} = \mu_j(Z_{t-1})\mu_j(Z_{t-3})$$

$$\mu_j(Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1} - \mu_j^{(1)})^2}{2(\sigma_j^{(1)})^2}}$$

$$\mu_j(Z_{t-3}) = e^{\frac{-(Z_{t-3} - \mu_j^{(2)})^2}{2(\sigma_j^{(2)})^2}}$$

$\mu_j$  : derajat keanggotaan variabel input pada masing-masing jenis dan jumlah fungsi keanggotaan

$\mu_j^{(i)}$  : nilai taksiran rata-rata variabel input  $i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  dengan  $k$  adalah banyaknya variabel input

$\sigma_j^{(i)}$  : nilai taksiran standar deviasi variabel input  $i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  dengan  $k$  adalah banyaknya variabel input

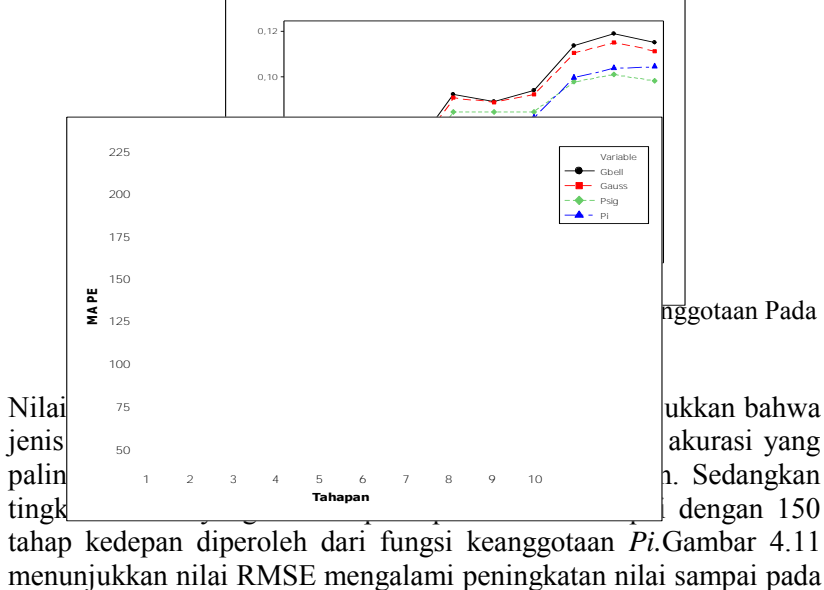
Pada penelitian ini, jenis fungsi keanggotaan yang dipakai tidak hanya fungsi *Gauss*, akan tetapi terdapat jenis fungsi *Gbell*, *Psig* dan *Pi* yang juga digunakan pada model ANFIS ini. Berikut ini ditampilkan kriteria kebaikan model ANFIS dari keempat jenis fungsi keanggotaan berdasarkan nilai RMSE menggunakan data ramalan *outsampel*

Berdasarkan Tabel 4.10 didapatkan hasil bahwa untuk prediksi 30 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* pertama, fungsi *Gbell* memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi daripada jenis fungsi lainnya. Sedangkan pada prediksi 45 sampai 90 tahap kedepan fungsi keanggotaan *Pi* memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi daripada jenis fungsi lainnya. Pada prediksi 105 sampai dengan 150 tahap kedepan fungsi keanggotaan *Psig* memberikan nilai akurasi

yang lebih tinggi daripada jenis fungsi lainnya. Gambar 4.10 menunjukkan nilai RMSE model ANFIS semakin meningkat setiap bertambahnya tahapan prediksi, dimana nilai RMSE terlihat stabil sampai dengan prediksi 45 tahap kedepan pada semua jenis fungsi keanggotaan.

**Tabel 4.10** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Pertama Menggunakan Metode ANFIS

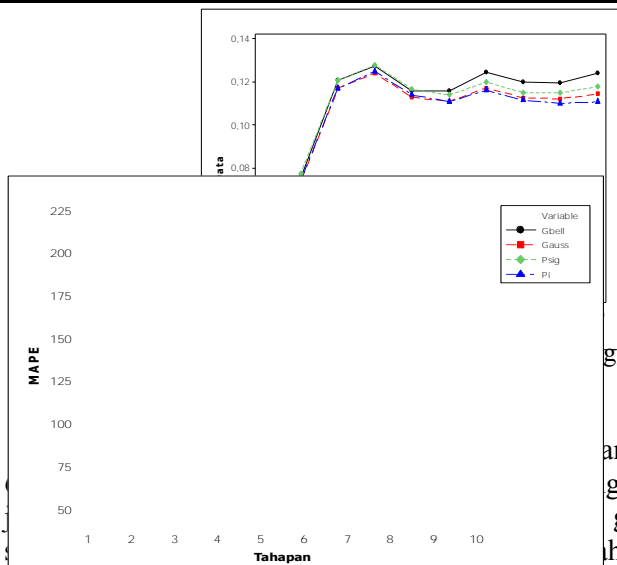
Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0258	0,0263	0,0274	0,0275
30	0,0285	0,0299	0,0329	0,0334
45	0,0358	0,0348	0,0329	0,0323
60	0,0681	0,0658	0,0592	0,0563
75	0,0922	0,0907	0,0845	0,0793
90	0,0892	0,0889	0,0845	0,0780
105	0,0940	0,0921	0,0846	0,0820
120	0,1137	0,1104	0,0978	0,0997
135	0,1190	0,1151	0,1010	0,1037
150	0,1152	0,1114	0,0982	0,1044



prediksi 45 tahap kedepan dan selanjutnya nilai RMSE stabil mulai pada prediksi 45 sampai dengan 150 tahap kedepan pada semua jenis fungsi keanggotaan.

**Tabel 4.11** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Kedua Menggunakan Metode ANFIS

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0274	0,0269	0,0282	0,0270
30	0,0759	0,0737	0,0776	0,0743
45	0,1205	0,1168	0,1205	0,1169
60	0,1273	0,1239	0,1277	0,1248
75	0,1157	0,1128	0,1165	0,1139
90	0,1158	0,1109	0,1139	0,1108
105	0,1242	0,1171	0,1197	0,1160
120	0,1197	0,1125	0,1150	0,1115
135	0,1196	0,1121	0,1148	0,1100
150	0,1239	0,1143	0,1179	0,1107



anggotaan Pada Data

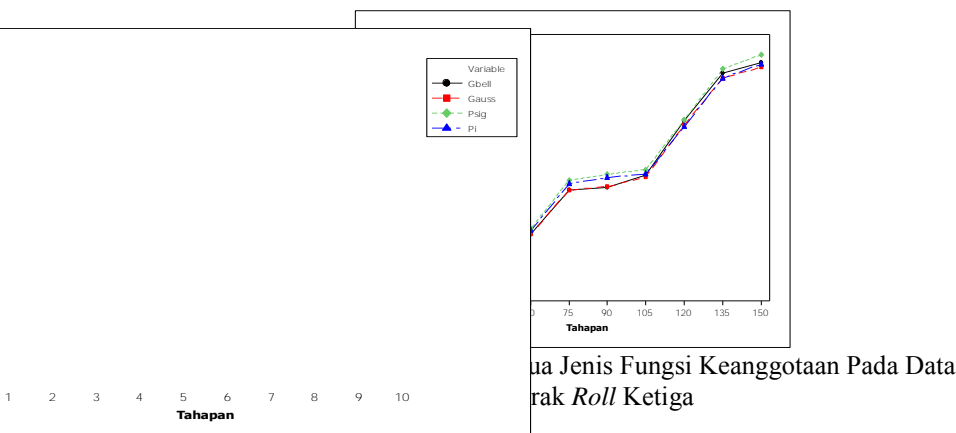
an bahwa fungsi g rendah diantara gerak *roll* ketiga h pada prediksi 30 sampai dengan 45 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gbell*, prediksi 60 sampai dengan 75 tahap kedepan diperoleh dari fungsi



*Gauss*, prediksi 90 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gbell*. Nilai RMSE terkecil pada prediksi 105 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gauss*, prediksi 120 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, prediksi 135 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gauss* dan *Pidan* prediksi 150 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Gauss*. Gambar 4.12 menunjukkan nilai RMSE meningkat setiap penambahan tahapan prediksi.

**Tabel 4.12** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Ketiga Menggunakan Metode ANFIS

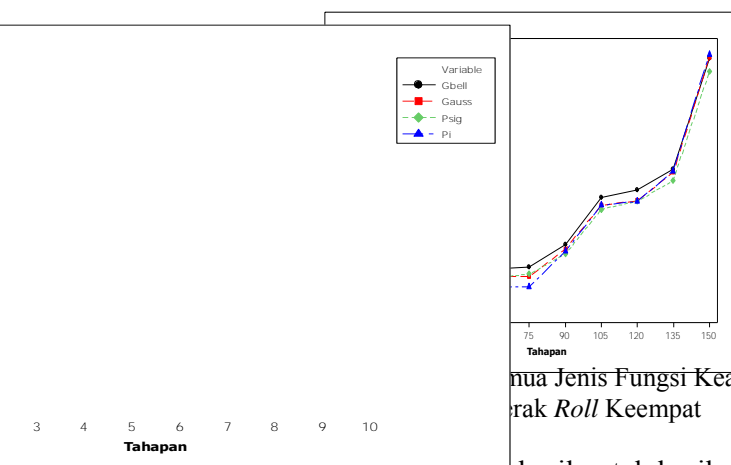
Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0069	0,0069	0,0072	0,0075
30	0,0242	0,0244	0,0307	0,0333
45	0,0319	0,0323	0,0399	0,0444
60	0,0668	0,0658	0,0726	0,0703
75	0,1220	0,1218	0,1344	0,1297
90	0,1252	0,1261	0,1417	0,1375
105	0,1402	0,1381	0,1475	0,1419
120	0,2097	0,2039	0,2104	0,2017
135	0,2694	0,2630	0,2742	0,2630
150	0,2822	0,2766	0,2926	0,2805



Gambar 4.12 Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Sudut Gerak *Roll* Ketiga Menggunakan Metode ANFIS

**Tabel 4.13** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tahapan	Fungsi Keaggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0073	0,0068	0,0070	0,0075
30	0,0141	0,0127	0,0121	0,0120
45	0,0187	0,0163	0,0145	0,0130
60	0,0215	0,0178	0,0173	0,0132
75	0,0223	0,0180	0,0191	0,0135
90	0,0318	0,0299	0,0277	0,0290
105	0,0524	0,0492	0,0474	0,0491
120	0,0558	0,0512	0,0509	0,0509
135	0,0651	0,0636	0,0601	0,0642
150	0,1137	0,1139	0,1076	0,1153



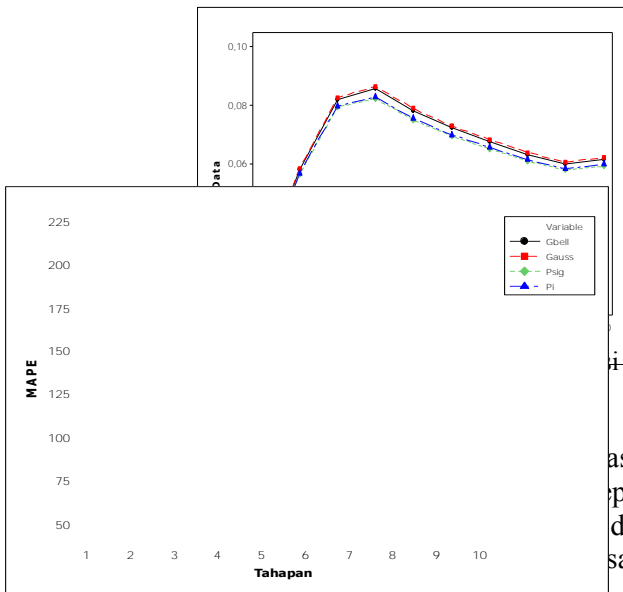
...nua Jenis Fungsi Keaggotaan Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tabel 4.13 menunjukkan hasil untuk hasil prediksi terbaik data sudut gerak *roll* ketiga sampai 15 tahap kedepan menggunakan fungsi *Gauss*. Nilai RMSE paling rendah pada prediksi 30 sampai 75 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, pada prediksi 90 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig*, pada prediksi 105 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Pi*, pada prediksi 120 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig* dan *Pi* dan untuk prediksi 135 sampai dengan 150 tahap kedepan diperoleh dari fungsi *Psig*. Sedangkan grafik nilai

RMSE pada Gambar 4.13 menunjukkan nilai yang stabil sampai prediksi 90 tahap kedepan dan setelah itu terjadi peningkatan yang cukup signifikan mulai dari prediksi 105 tahap kedepan pada semua jenis fungsi keanggotaan.

**Tabel 4.14** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

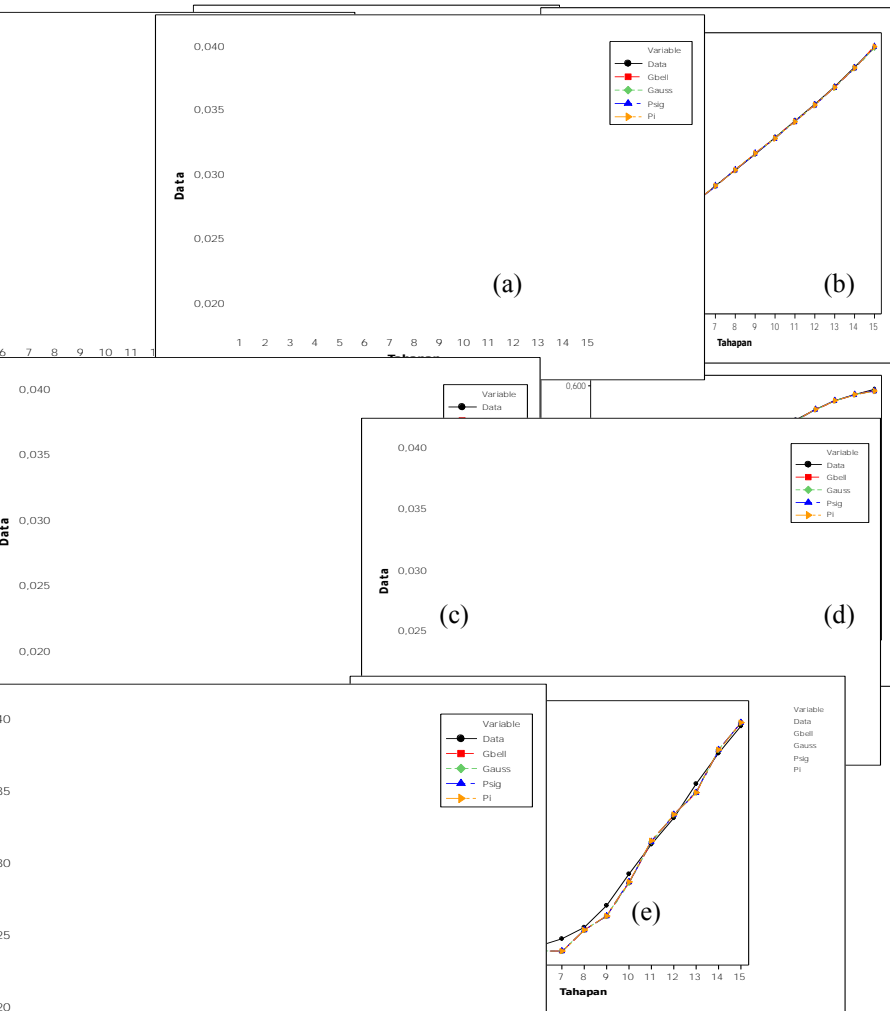
Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0237	0,0238	0,0232	0,0233
30	0,0579	0,0583	0,0564	0,0567
45	0,0819	0,0826	0,0793	0,0798
60	0,0856	0,0864	0,0823	0,0828
75	0,0782	0,0789	0,0749	0,0754
90	0,0722	0,0729	0,0695	0,0699
105	0,0675	0,0683	0,0651	0,0656
120	0,0631	0,0639	0,0609	0,0614
135	0,0600	0,0606	0,0579	0,0583
150	0,0614	0,0621	0,0592	0,0598



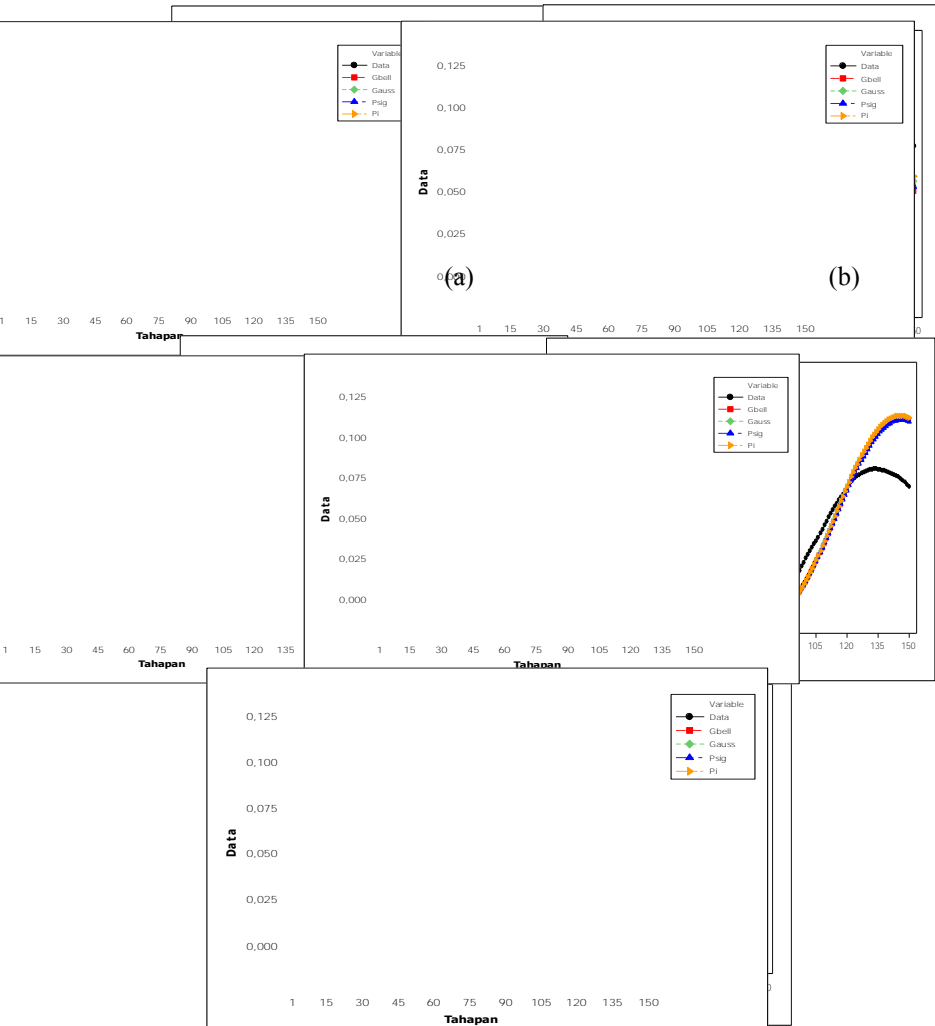
Keanggotaan Pada

asi ramalan terbaik  
 epan menggunakan  
 ditampilkan pada  
 sampai prediksi 60

tahap kedepan dan setelah itu terjadi penurunan nilai RMSE pada semua jenis fungsi keanggotaan.



**Gambar 4.15** Perbandingan Prediksi Data 1 Tahap Kedepan Menggunakan Model ANFIS Dengan Data Aktual Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)



Gambar 4.15 menunjukkan hasil prediksi 1 tahap kedepan Data *Outsampel* Model ANFIS dengan Data Aktual Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)

Gambar 4.15 menunjukkan hasil prediksi 1 tahap kedepan pada semua data sudut gerak *roll*. Nilai prediksi sudut gerak

*roll* yang berasal dari pemodelan ANFIS menghasilkan nilai dan pola yang sama dengan data aktual. Jadi dapat disimpulkan bahwa model ANFIS dapat menghasilkan tingkat akurasi yang baik pada prediksi 1 tahap kedepan.

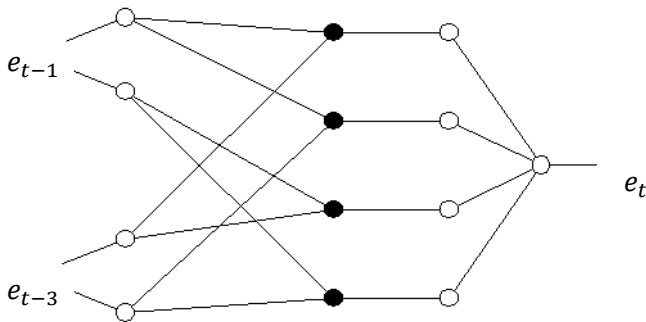
Gambar 4.16 menampilkan perbandingan hasil prediksi 150 tahap kedepan menggunakan model ANFIS dengan data aktual sudut gerak *roll*. Gambar 4.15 (a) menunjukkan hasil prediksi menghasilkan pola yang relatif sama dengan data aktual sampai prediksi 105 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* pertama. Gambar 4.15 (b) menunjukkan hasil prediksi model ANFIS relatif sama dengan data aktual sampai pada 30 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* kedua. Gambar 4.15 (c) menunjukkan hasil prediksi menggunakan model ANFIS menghasilkan nilai yang relatif sama dengan data aktual sampai pada 60 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* ketiga. Gambar 4.15 (d) menunjukkan hasil prediksi menggunakan model ANFIS menghasilkan nilai yang relatif sama dengan data aktual sampai pada 135 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* keempat. Gambar 4.15 (e) menunjukkan model ANFIS dapat merekonstruksi dengan baik data aktual pada data sudut gerak *roll* kelima sampai pada prediksi 150 tahap kedepan

### **4.3 Prediksi Sudut Gerak *Roll* Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS**

Model Hibrida ARIMA-ANFIS merupakan kombinasi dari prediksi menggunakan model ARIMA dengan model ANFIS dimana residual dari model ARIMA dimodelkan dengan metode ANFIS. Residual yang diperoleh dari model ARIMA pada setiap gerak *roll* digunakan sebagai input pada model ANFIS dengan mengikuti lag AR yang signifikan. Banyaknya fungsi keanggotaan sebanyak 2 dengan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi*.

Pada pembahasan ini, model Hibrida ARIMA-ANFIS yang digunakan yaitu data sudut *roll* pertama dengan model ARIMA yang terbentuk yaitu ARIMA ([1,3],0,[1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15

,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,28,29,30,31,32,33,35,36,37,38,40,41,42,45]). Setelah itu, input yang digunakan pada data sudut gerak *roll* pertama yaitu  $e_{t-1}$  dan  $e_{t-3}$ .



**Gambar 4.17** Struktur Residual ANFIS Sudut Gerak *Roll* Pertama

Pada tahapan fuzzifikasi, terbentuk nilai parameter *non linier* dengan menggunakan fungsi keanggotaan *Gauss*. Nilai parameter *non linier* yang dihasilkan ditampilkan pada Tabel 4.15

**Tabel 4.15** Nilai Parameter *Non Linier* Data Residual ARIMA

Input	Parameter	
	$a_i$	$b_i$
Input1mf1(A1)	0,005081	-0,006751
Input1mf2(A2)	0,005081	0,005214
Input2mf1(B1)	0,09841	-0,2265
Input2mf2(B2)	0,09841	0,005214

Nilai parameter *non linier* yang dihasilkan pada *layer* 1 selanjutnya digunakan untuk membentuk fungsi keanggotaan. Secara

matematis fungsi keanggotaan pada masing-masing input pada residual data gerak *roll* pertama dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\mu_{A1}(e_{t-1}) = \exp \frac{-(e_{t-1}-0,00508)^2}{2(-0,006751)^2} \quad \mu_{A2}(e_{t-1}) = \exp \frac{-(e_{t-1}-0,00508)^2}{2(0,005214)^2}$$

$$\mu_{B1}(e_{t-3}) = \exp \frac{-(e_{t-3}-0,09841)^2}{2(0,2265)^2} \quad \mu_{B2}(e_{t-3}) = \exp \frac{-(e_{t-3}-0,09841)^2}{2(-0,005214)^2}$$

Tahapan selanjutnya pada *layer* 2 yaitu proses operasi logika *fuzzy*. Berikut ini merupakan aturan logika pada *layer* 2

1. if ( $e_{t-1}$  is input1mf1) and ( $e_{t-7}$  is input2mf1) then (output is  $w_{1t}$ )
2. if ( $e_{t-1}$  is input1mf1) and ( $e_{t-7}$  is input2mf2) then (output is  $w_{2t}$ )
3. if ( $e_{t-1}$  is input1mf2) and ( $e_{t-7}$  is input2mf1) then (output is  $w_{3t}$ )
4. if ( $e_{t-1}$  is input1mf2) and ( $e_{t-7}$  is input2mf2) then (output is  $w_{4t}$ )

Tahapan selanjutnya yaitu proses defuzzifikasi yang terjadi pada *layer* 4. Nilai parameter di setiap node pada *layer* 4 merupakan nilai parameter linier atau *consequent parameters*.

**Tabel 4.16** Nilai *Consequent Parameters* Data Residual ARIMA

Output	Parameter		
	$\alpha_i$	$\beta_i$	$\gamma_i$
Output1mf1	-0,06699	0,2236	-0,02952
Output1mf2	-1,071	-0,2059	-0,002057
Output1mf3	-0,04473	0,238	0,116
Output1mf5	-0,5595	0,2844	-0,005322



Nilai *consequent parameters* pada Tabel 4.16selanjutnya digunakan untuk proses perhitungan pengembalian himpunan *fuzzy* menjadi bilangan *crisp* yang dijelaskan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 w_{1t}^* e_t^1 &= w_{1t}^* (-0,06699e_{t-1} + 0,2236e_{t-7} - 0,02952) \\
 w_{2t}^* e_t^2 &= w_{2t}^* (-1,071e_{t-1} - 0,2059e_{t-7} - 0,002057) \\
 w_{3t}^* e_t^3 &= w_{3t}^* (-0,04473e_{t-1} + 0,238e_{t-7} + 0,116) \\
 w_{4t}^* e_t^4 &= w_{4t}^* (-0,5595e_{t-1} + 0,2844e_{t-7} - 0,005322)
 \end{aligned}$$

*Layer 5* merupakan *layer* terakhir dalam proses ANFIS yang merupakan proses mendapatkan nilai output jaringan ANFIS. Output pada *layer 5* dihasilkan melalui proses penjumlahan dari semua node pada *layer 4*. Proses perhitungan pada *layer 5* diuraikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 \hat{e}_t &= \sum_{i=1}^8 w_{1t}^* e_t^{(i)} \\
 &= w_{1t}^* e_t^{(1)} + w_{2t}^* e_t^{(2)} + w_{3t}^* e_t^{(3)} + w_{4t}^* e_t^{(4)} \\
 &= w_{1t}^* (-0,06699e_{t-1} + 0,2236e_{t-3} - 0,02952) + w_{2t}^* (-1,071 \\
 &e_{t-1} - 0,2059e_{t-3} - 0,00205 + w_{3t}^* (-0,0447e_{t-1} + 0,238 \\
 &e_{t-3} + 0,116) + w_{4t}^* (-0,559e_{t-1} + 0,2844e_{t-3} - 0,005322
 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan ramalan residual menggunakan metode ANFIS, langkah selanjutnya yaitu menjumlahkan hasil ramalan ARIMA dengan ramalan residual ANFIS. Model prediksi untuk data sudut gerak *roll* pertama dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 Z_t &= 1,4920 - 0,4957Z_{t-1} + 0,0386Z_{t-3} + 1,1069a_{t-1} \\
 &+ 0,9994a_{t-2} + 1,0393a_{t-3} + 0,8959a_{t-4} - 0,3975a_{t-5} \\
 &+ 0,5727a_{t-6} - 0,2831a_{t-7} - 0,1761a_{t-8} + 0,5165a_{t-10} \\
 &+ 0,5674a_{t-11} + 0,3828a_{t-12} + 0,2985a_{t-13} + 0,2215a_{t-14} \\
 &+ 0,1625a_{t-15} + 0,1515a_{t-16} + 0,1621a_{t-17} + 0,1291a_{t-18} \\
 &+ 0,1017a_{t-19} + 0,0981a_{t-20} + 0,0863a_{t-21} + 0,0606a_{t-22} \\
 &+ 0,0552a_{t-24} + 0,0299a_{t-25} - 0,0391a_{t-28} - 0,0698a_{t-29}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -0,0471a_{t-30} - 0,0295a_{t-31} - 0,0504a_{t-32} - 0,0216a_{t-33} \\
& -0,0425a_{t-35} - 0,0614a_{t-36} - 0,0538a_{t-37} - 0,0679a_{t-38} \\
& -0,0659a_{t-39} - 0,0302a_{t-40} - 0,0223a_{t-41} - 0,0126a_{t-42} \\
& -0,0089a_{t-45} + a_t + w_{1t}^*e_t^{(1)} + w_{2t}^*e_t^{(2)} + w_{3t}^*e_t^{(3)} + w_{4t}^*e_t^{(4)}
\end{aligned}$$

dengan :

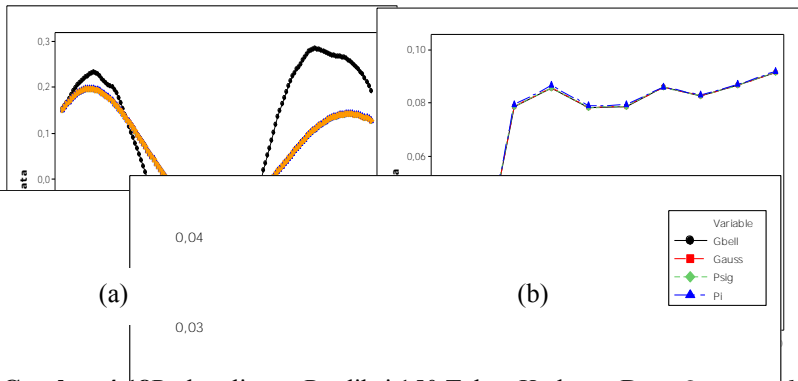
$$w_{jt}^* = \frac{w_{jt}}{w_{1t} + w_{2t} + w_{3t} + w_{4t}}$$

$$\begin{aligned}
w_{jt} &= \mu_j(e_{t-1})\mu_j(e_{t-7}) \\
\mu_j e_{t-1} &= \frac{1}{1 + \left| \frac{e_{t-1} - a_i}{c_i} \right|^{2b_i}} \\
\mu_j e_{t-3} &= \frac{1}{1 + \left| \frac{e_{t-3} - a_i}{c_i} \right|^{2b_i}}
\end{aligned}$$

Langkah selanjutnya yaitu menentukan model terbaik dari masing-masing fungsi keanggotaan menggunakan kriteria RMSE pada data *outsampel*.

**Tabel 4.17** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0195	0,0195	0,0195	0,0195
30	0,0246	0,0246	0,0246	0,0246
45	0,0332	0,0332	0,0332	0,0332
60	0,0749	0,0749	0,0749	0,0749
75	0,1128	0,1128	0,1128	0,1128
90	0,1181	0,1181	0,1181	0,1181
105	0,1121	0,1121	0,1121	0,1121
120	0,1199	0,1199	0,1199	0,1199
135	0,1241	0,1241	0,1241	0,1241
150	0,1221	0,1221	0,1221	0,1221



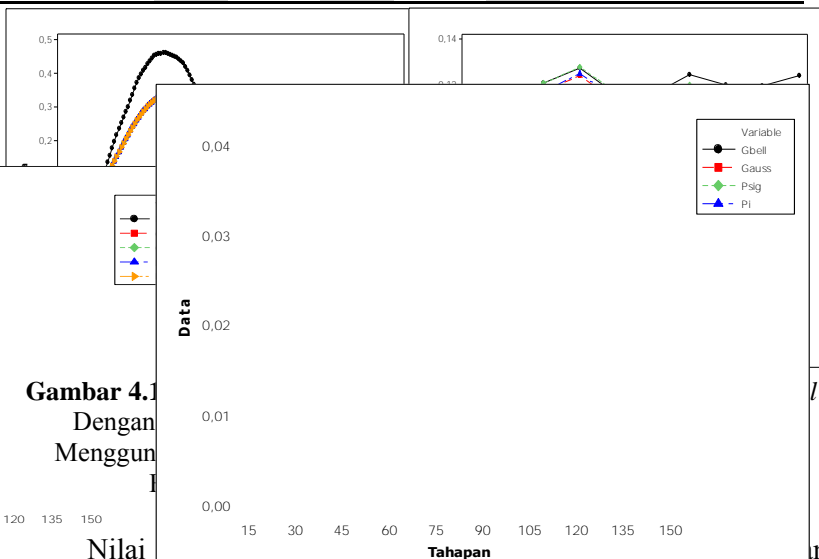
**Gambar 4.18** Perbandingan Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Dengan Data Aktual (a) dan Grafik Nilai RMSE yang Dihasilkan Menggunakan Model Hibrida ARIMA-ANFIS (b) Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Data Sudut Gerak *Roll* Pertama

Tabel 4.17 menunjukkan bahwa untuk data sudut gerak *roll* pertama, semua fungsi keanggotaan menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang sama pada 150 tahap kedepan. Berdasarkan Gambar 4.18 (a) tingkat akurasi yang sama pada keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut disebabkan karena nilai prediksi pada semua jenis fungsi keanggotaan menghasilkan nilai yang sama. Grafik RMSE pada Gambar 4.18 (b) menunjukkan nilai RMSE stabil sampai dengan 45 tahap kedepan.

Nilai RMSE yang ditampilkan pada Tabel 4.18 mendapatkan hasil bahwa jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss* dan *Psig* menghasilkan nilai RMSE yang sama besar pada semua tahapan. Gambar 4.19 (a) menunjukkan bahwa prediksi menggunakan keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut menghasilkan nilai yang relatif sama walaupun berdasarkan Tabel 4.17 nilai RMSE menggunakan fungsi *Pi* lebih besar daripada jenis fungsi keanggotaan yang lain. Sedangkan grafik RMSE pada Gambar 4.19 (b) menunjukkan nilai RMSE meningkat sampai pada prediksi 30 tahap kedepan, setelah itu nilai RMSE cenderung stabil sampai pada prediksi 150 tahap kedepan.

**Tabel 4.18** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kedua

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0027	0,0027	0,0027	0,0029
30	0,0078	0,0078	0,0078	0,0080
45	0,0787	0,0787	0,0787	0,0794
60	0,0858	0,0858	0,0858	0,0866
75	0,0783	0,0783	0,0783	0,0791
90	0,0788	0,0788	0,0788	0,0793
105	0,0860	0,0860	0,0860	0,0862
120	0,0828	0,0828	0,0828	0,0829
135	0,0868	0,0868	0,0868	0,0870
150	0,0917	0,0917	0,0917	0,0921



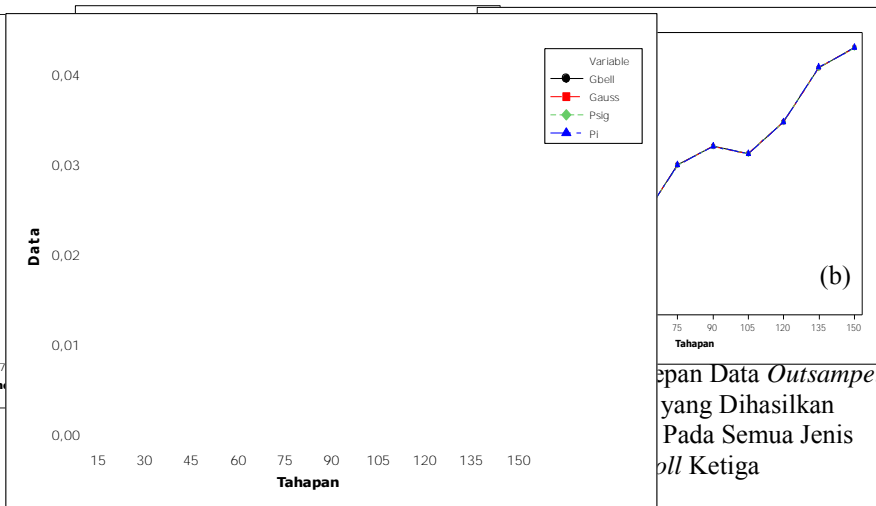
**Gambar 4.1**  
Dengan  
Menggun  
Nilai

bahwa jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss* dan *Psig* menghasilkan nilai RMSE yang sama besar pada semua tahapan prediksi.

**Tabel 4.19** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Ketiga

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0168	0,0168	0,0168	0,0172
30	0,0475	0,0475	0,0475	0,0479
45	0,0659	0,0659	0,0659	0,0663
60	0,0665	0,0665	0,0665	0,0667
75	0,1117	0,1117	0,1117	0,1116
90	0,1272	0,1272	0,1272	0,1271
105	0,1213	0,1213	0,1213	0,1211
120	0,1478	0,1478	0,1478	0,1478
135	0,1926	0,1926	0,1926	0,1928
150	0,2090	0,2090	0,2090	0,2092

Berdasarkan Gambar 4.20 (a) hasil prediksi menggunakan keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut menghasilkan nilai yang relatif sama walaupun berdasarkan Tabel 4.18 nilai RMSE menggunakan fungsi *Pi* lebih besar daripada jenis fungsi keanggotaan yang lain. Sedangkan grafik RMSE pada Gambar 4.20 (b) menunjukkan nilai RMSE meningkat pada setiap penambahan tahapan prediksi.

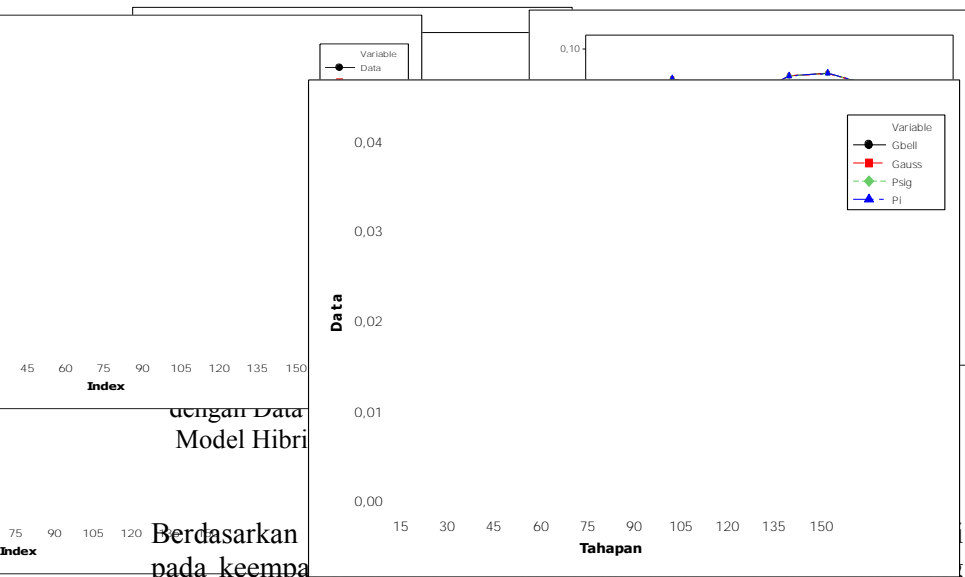


Gambar 4.20 (a) Tahapan Data *Outsample* yang Dihasilkan Pada Semua Jenis Fungsi Keanggotaan Ketiga

Tabel 4.20 menunjukkan bahwa untuk data sudut gerak *roll* keempat, semua fungsi keanggotaan menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang sama sampai dengan prediksi 150 tahap kedepan.

**Tabel 4.20** Nilai RMSE Ramalan 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0214	0,0214	0,0214	0,0214
30	0,0688	0,0688	0,0688	0,0688
45	0,0900	0,0900	0,0900	0,0900
60	0,0852	0,0852	0,0852	0,0852
75	0,0839	0,0839	0,0839	0,0839
90	0,0908	0,0908	0,0908	0,0908
105	0,0916	0,0916	0,0916	0,0916
120	0,0880	0,0880	0,0880 </td <td>0,0880</td>	0,0880
135	0,0846	0,0846	0,0846	0,0846
150	0,0858	0,0858	0,0858	0,0858



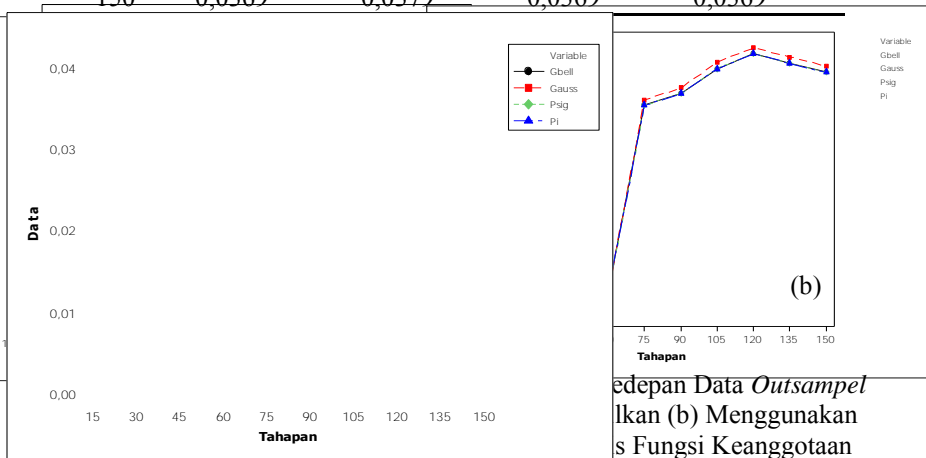
Berdasarkan data dengan Data Model Hibrida pada keempat

disebabkan karena nilai prediksi pada semua jenis fungsi

keanggotaan menghasilkan nilai yang sama. Grafik RMSE pada Gambar 4.21 (b) menunjukkan nilai RMSE stabil mulai pada prediksi 45 tahap kedepan.

**Tabel 4.21** Nilai RMSE Prediksi 150 Tahap Kedepan Data *Outsample* Metode ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tahapan	Fungsi Keanggotaan			
	<i>Gbell</i>	<i>Gauss</i>	<i>Psig</i>	<i>Pi</i>
15	0,0047	0,0056	0,0047	0,0047
30	0,0068	0,0078	0,0068	0,0068
45	0,0027	0,0029	0,0027	0,0027
60	0,0028	0,0029	0,0028	0,0028
75	0,0318	0,0326	0,0318	0,0318
90	0,0336	0,0345	0,0336	0,0336
105	0,0375	0,0385	0,0375	0,0375
120	0,0398	0,0407	0,0398	0,0398
135	0,0383	0,0393	0,0383	0,0383
150	0,0369	0,0379	0,0369	0,0369

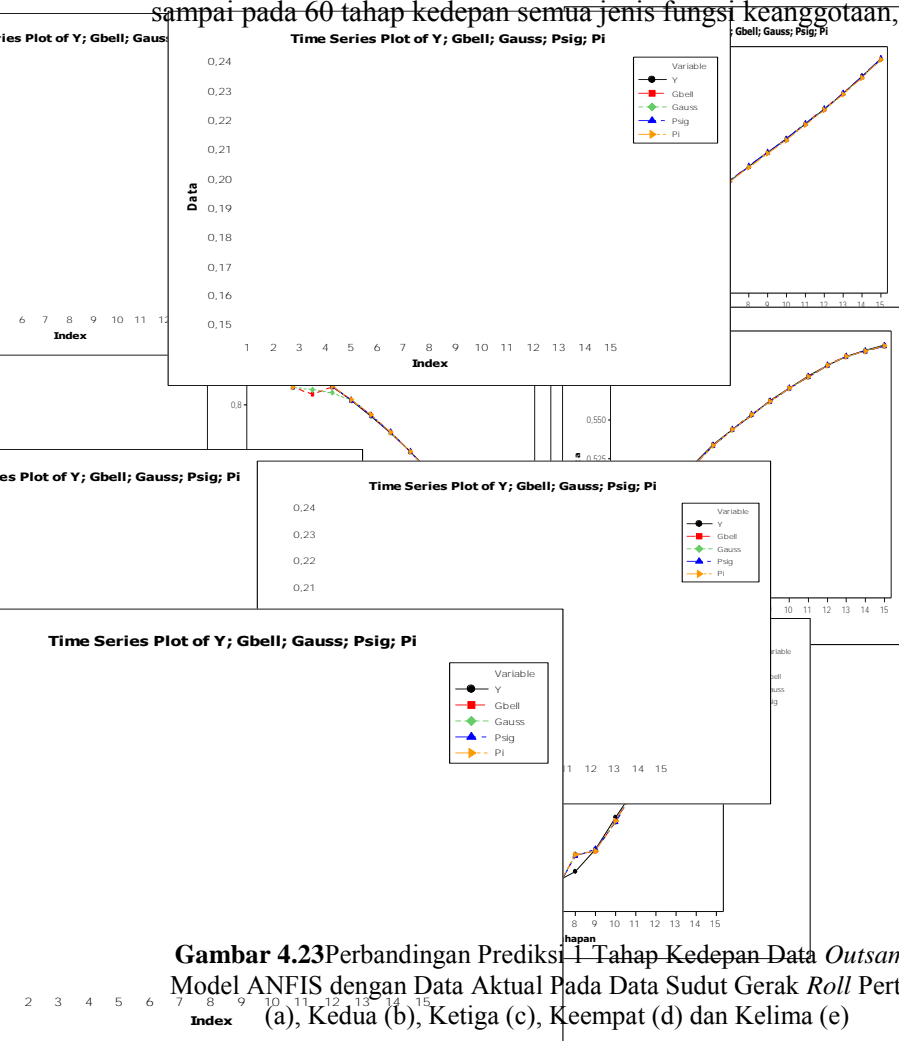


kedepan Data *Outsample* (b) Menggunakan Fungsi Keanggotaan

Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tabel 4.21 menunjukkan bahwa untuk data sudut gerak *roll* keempat, jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Psig* dan *Pi* menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang sama sampai pada 150 tahap kedepan.

Berdasarkan Gambar 4.22 (a), nilai ramalan pada keempat jenis fungsi keanggotaan tersebut membentuk pola yang sama. Grafik RMSE pada Gambar 4.22 (b) menunjukkan nilai RMSE stbail sampai pada 60 tahap kedepan semua jenis fungsi keanggotaan,



**Gambar 4.23** Perbandingan Prediksi 1 Tahap Kedepan Data *Outsamplel* Model ANFIS dengan Data Aktual Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama (a), Kedua (b), Ketiga (c), Keempat (d) dan Kelima (e)



Hasil prediksi 1 tahap kedepan menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS yang ditampilkan pada Gambar 4.23 menunjukkan bahwa model Hibrida ARIMA-ANFIS dengan menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi* dapat merekonstruksi pola data aktual dengan baik. Fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu fungsi *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi* khususnya pada data sudut gerak *roll* kedua dan keempat. Untuk data sudut gerak *roll* pertama pada prediksi keduabelas sampai kelimabelas, jenis fungsi keanggotaan *Gbell*, *Gauss* dan *Pi* mempunyai tingkat akurasi yang sama dan lebih baik daripada jenis fungsi keanggotaan *Psig*. Pada data sudut gerak *roll* ketiga pada prediksi keempat, jenis fungsi keanggotaan *Psig* dan *Pi* menghasilkan tingkat akurasi yang relatif sama dan lebih baik daripada jenis fungsi keanggotaan *Gauss* dan *Gbell*. Secara keseluruhan, rekonstruksi prediksi menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS yang menghasilkan pola yang sama dengan model ARIMA menunjukkan bahwa hasil prediksi residual dari model ARIMA tidak menghasilkan pengaruh yang signifikan terhadap prediksi data sudut gerak *roll*.

#### **4.4 Perbandingan Tingkat Akurasi Prediksi Gerak *Roll* dengan Metode ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS**

Metode peramalandikatakan baik jika mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model peramalan lainnya. Untuk mengetahui model yang baik digunakan untuk merekonstruksi gerak *roll* pada FPU, maka dilakukan perbandingan nilai RMSE dari model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS.

Berdasarkan Tabel 4.22 didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 60 tahap kedepan dan 120 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA, sedangkan untuk prediksi 75 sampai 105 tahap kedepan dan 135 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS. Dapat disimpulkan untuk prediksi data sudut gerak *roll* pertama pada 60 tahap kedepan dan 120 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode ARIMA, sedangkan untuk 75 sampai

105 tahap kedepan dan 135 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS.

**Tabel 4.22**Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Pertama

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0195	0,0258	0,0195
30	0,0246	0,0285	0,0246
45	0,0332	0,0323	0,0332
60	0,0749	0,0563	0,0749
75	0,1128	0,0793	0,1128
90	0,1181	0,0780	0,1181
105	0,1121	0,0846	0,1121
120	0,1199	0,0978	0,1199
135	0,1241	0,1010	0,1241
150	0,1221	0,0982	0,1221

**Tabel 4.23**Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kedua

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0105	0,0269	0,0027
30	0,0429	0,0737	0,0078
45	0,0786	0,1168	0,0787
60	0,0857	0,1239	0,0858
75	0,0783	0,1128	0,0783
90	0,0788	0,1108	0,0788
105	0,0860	0,1160	0,0860
120	0,0828	0,1115	0,0828
135	0,0868	0,1100	0,0868
150	0,0917	0,1107	0,0917

Berdasarkan Tabel 4.23 didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 30 tahap kedepan menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS, sedangkan untuk prediksi 45 sampai 150

tahap kedepan menggunakan model ARIMA. Dapat ditarik kesimpulan bahwa prediksi 30 tahap kedepan lebih baik menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS, sedangkan untuk 45 sampai 150 tahap kedepan menggunakan model ARIMA.

**Tabel 4.24**Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Ketiga

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0168	0,0069	0,0168
30	0,0475	0,0242	0,0475
45	0,0659	0,0319	0,0659
60	0,0665	0,0658	0,0665
75	0,1117	0,1218	0,1117
90	0,1272	0,1252	0,1272
105	0,1213	0,1381	0,1213
120	0,1478	0,2017	0,1478
135	0,1926	0,2630	0,1926
150	0,2090	0,2766	0,2090

Berdasarkan Tabel 4.24didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 45 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS, sedangkan untukprediksi 60 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.Dapat disimpulkan prediksi data gerak *roll* ketiga untuk 45 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode Hibrida ANFIS, sedangkan untuk 60 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.

Berdasarkan Tabel 4.25 didapatkan hasil bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 135 tahap kedepan menggunakan metode ANFIS, sedangkan untuk prediksi 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.Dapat disimpulkan prediksi data sudut gerak *roll* keempat untuk prediksi 135 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode ANFIS, sedangkan untuk prediksi150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA.

**Tabel 4.25** Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Keempat

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0214	0,0068	0,0214
30	0,0687	0,0120	0,0688
45	0,0900	0,0130	0,0900
60	0,0851	0,0132	0,0852
75	0,0839	0,0135	0,0839
90	0,0908	0,0277	0,0908
105	0,0916	0,0491	0,0916
120	0,0880	0,0509	0,0880
135	0,0846	0,0601	0,0846
150	0,0858	0,1076	0,0858

**Tabel 4.26** Perbandingan Nilai RMSE Prediksi Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Tahapan	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
15	0,0047	0,0232	0,0047
30	0,0068	0,0564	0,0068
45	0,0184	0,0793	0,0027
60	0,0285	0,0823	0,0028
75	0,0318	0,0749	0,0318
90	0,0336	0,0695	0,0336
105	0,0375	0,0651	0,0375
120	0,0398	0,0609	0,0398
135	0,0383	0,0579	0,0383
150	0,0369	0,0592	0,0369

Tabel 4.26 memberikan informasi bahwa nilai RMSE terkecil untuk prediksi 30 tahap kedepan dan prediksi 75 sampai 150 tahap kedepan menggunakan metode ARIMA, sedangkan prediksi 45 sampai 60 tahap kedepan menggunakan model Hibrida ARIMA-ANFIS. Dapat disimpulkan bahwa prediksi data gerak *roll* kelima

untuk 30 tahap kedepan dan 75 sampai 150 tahap kedepan lebih baik menggunakan metode ARIMA, sedangkan khusus untuk prediksi 45 sampai 60 tahap kedepan menggunakan metode Hibrida ARIMA-ANFIS.

**Tabel 4.27** Perbandingan Nilai RMSE Prediksi 1 Tahap Kedepan Data *Outsampel* Metode ARIMA, ANFIS, dan Hibrida ARIMA-ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll* Kelima

Data Gerak Roll	Model		
	ARIMA	ANFIS	Hibrida ARIMA-ANFIS
Pertama	0,00106	0,00082	0,00123
Kedua	0,00036	0,00036	0,00036
Ketiga	0,00329	0,00073	0,00338
Keempat	0,00048	0,00084	0,00048
Kelima	0,00047	0,00055	0,00046

Tingkat akurasi untuk prediksi 1 tahap kedepan yang ditampilkan pada Tabel 4.27 menunjukkan bahwa model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Model ARIMA mempunyai tingkat akurasi yang terbaik pada data sudut gerak *roll* keempat. Model ANFIS mempunyai tingkat akurasi yang terbaik pada data sudut gerak *roll* pertama dan ketiga, sedangkan model Hibrida ARIMA-ANFIS mempunyai tingkat akurasi terbaik pada data sudut gerak *roll* kelima.

Berdasarkan hasil prediksi 1 tahap kedepan dan 150 tahap kedepan pada data sudut gerak *roll* pertama sampai dengan data kelima, model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS sama-sama menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Hal ini dibuktikan dengan nilai RMSE pada ketiga metode tersebut relatif kecil dan hasil prediksi secara keseluruhan model dapat merekonstruksi pola data aktual. Secara umum, model ARIMA mempunyai tingkat akurasi prediksi yang lebih daripada model ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS. Alasan pemilihan model ARIMA didasarkan pada banyaknya nilai RMSE dari model ARIMA yang relatif lebih kecil daripada hasil dari model ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS untuk prediksi 150-tahap kedepan.



## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan rumusan masalah dan analisis yang telah dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Nilai rata-rata sudut gerak *roll* terbesar terletak pada data gerak *roll* keempat dengan nilai rata-rata sebesar  $0,0557^0$ . Selain itu, data sudut gerak *roll* keempat memiliki nilai sudut minimum dan maksimum tertinggi diantara data lainnya dengan nilai minimum sebesar  $-1,6024^0$  dan nilai maksimum sebesar  $1,6699^0$ .
2. a) Model ARIMA yang dihasilkan dari data sudut gerak *roll* pertama sampai dengan data sudut gerak *roll* kelimayaitu :
  1. ARIMA ([1,3],0,[1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,28,29,30,31,32,33,35,36,37,38,40,41,42,45]).
  2. ARIMA (3,0,[1,2,3,4,5,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,28,30,31,32,33,34,35,36,37,41,43,44,45]).
  3. ARIMA (2,0,[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,25,27,28,29,31,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47]).
  4. ARIMA (2,0,[1,2,3,4,5,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,28,34,35,36,37,38,39,40,45]).
  5. ARIMA (2,0,[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45]).
- b) Prediksi menggunakan metode ANFIS menggunakan jumlah fungsi keanggotaan sebanyak 2 dan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu *Gbell*, *Gauss*, *Psig* dan *Pi*. Pada data gerak *roll* pertama, jenis fungsi keanggotaan *Gbell* baik digunakan untuk ramalan 30 tahap kedepan, pada 45

sampai 90 tahap kedepan menggunakan jenis fungsi keanggotaan  $Pi$ , sedangkan pada 105 sampai dengan 150 tahap kedepan menggunakan fungsi keanggotaan  $Psig$ . Pada data sudut gerak *roll* kedua, jenis fungsi keanggotaan  $Gauss$  mempunyai tingkat prediksi terbaik sampai 75 tahap kedepan, sedangkan untuk 90 sampai 150 tahap kedepan menggunakan jenis fungsi  $Pi$ . Pada data sudut gerak *roll* ketiga, jenis fungsi keanggotaan  $Gbell$  memiliki tingkat akurasi prediksi terbaik sampai 45 tahap kedepan, 60 sampai 75 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Gauss$ , pada 90 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Gbell$ , pada 105 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Gauss$ , untuk tahap 8 sampai 9 menggunakan fungsi  $Pi$  dan untuk 150 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Gauss$ . Pada data sudut gerak *roll* keempat, jenis fungsi  $Gbell$  baik digunakan pada 15 tahap kedepan, pada 30 sampai dengan 75 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Pi$ , pada 90 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Psig$ , pada 105 sampai 120 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Pi$  dan 135 sampai 150 tahap kedepan menggunakan fungsi  $Psig$ . Pada data sudut gerak *roll* kelima, jenis fungsi  $Psig$  baik digunakan untuk memprediksi pada 150 tahap kedepan.

c) Prediksi menggunakan metode Hibrida ARIMA-ANFIS menggunakan jumlah fungsi keanggotaan sebanyak 2 dan jenis fungsi keanggotaan yang digunakan yaitu  $Gbell$ ,  $Gauss$ ,  $Psig$  dan  $Pi$  pada pemodelan residual ANFIS. Pada data sudut gerak *roll* pertama, keempat dan kelima, semua jenis fungsi keanggotaan menghasilkan tingkat akurasi yang sama. Untuk data sudut gerak *roll* kedua dan ketiga, jenis fungsi keanggotaan yang mempunyai tingkat akurasi yang paling baik yaitu fungsi  $Gbell$ ,  $Gauss$  dan  $Psig$ .

3. Berdasarkan nilai RMSE pada prediksi sampai dengan 150 tahap kedepan, model ARIMA merupakan model terbaik untuk memprediksi data sudut gerak *roll* FPU.



## 5.2 Saran

Saran yang diberikan berdasarkan analisis yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Untuk metode ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS sebaiknya menggunakan jenis fungsi keanggotaan lainnya dengan harapan menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik.
2. Pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan gelombang yang bersifat *regular* sehingga model ARIMA yang digunakan diharapkan lebih sederhana.
3. Selain menggunakan model ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS, sebaiknya digunakan juga model yang lain seperti *Artificial Neural Network*(ANN) dan Hibrida ARIMA-ANN sehingga dapat membandingkan hasil prediksi dari semua metode.

*(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)*

## DAFTAR PUSTAKA

- Ali, B., Arifin, & Jamaluddin, A. (2013). Studi Eksperimen Seakeeping FPU Menggunakan White Noise Spectrum. *Prosiding Seminar Teori dan Aplikasi Teknologi Kelautan*. Surabaya: UPT. Balai Pengkajian dan Penelitian Hidrodinamika-BPPT.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis With Application in R*. Iowa City: Springer.
- Cueva, D., & Faria, F. (2008). *Roll Motion of FPSOs*. Portugal : Oceanica Offshore.
- Khan, A., Bil, C., Marion, K., & Crozier, M. (2004). Real Time Prediction of Ship Motions And Attitudes Using Advanced Prediction Techniques. *International Congress of The Aeronautical Sciences*, (pp. 1-10). Australia.
- Khan, A., Bil, C., Marion, K. (2009). *Ship Motion Prediction for Launch and Recovery of Air Vehicles*. Australia : Institute of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 3, pp. 1-7.
- Korean Register of Shipping. (2013). *Guidance For Floating Offshore Production Units*. Busan: Korean Register.
- Makridakis, S.& Hibon, M. (2000). The M3- Competition: Result, Conclusions and Implications. *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, pp. 451-476.
- Manik, P. (2007). Analisa Gerakan Seakeeping Kapal Pada Gelombang Regular. *Kapal*, Vol. 4, No. 1, hal. 1-10.
- Mazaheri, S., Downie, M.J., Mesbahi, E., & Incecik, A. (2003). Seakeeping Analysis of A Turret-Moored FPSO by Using Artificial Neural Networks. *Proceeding the 22<sup>nd</sup> International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering* (p. 1-10). Cancun: ASME.

- Sahlan, Arifin, & Wibowo, H.N. (2012). *Kajian Numerik Respon Gerakan Kapal FPSO/FSO dan Tegangan Mooring Hawser Saat Ditambat*. Surabaya: UPT Balai Pengkajian dan Penelitian Hidrodinamika-BPPT.
- Santos, M., Lopez, R., & de la Cruz, J.M. (2005). A Neuro Fuzzy Approach To Fast Ferry Vertical Motion Modelling. *Engineering Application of Artificial Intelligence*, Vol. 19, pp. 313-321.
- SNAME Texas Section. (2010). *Roll Motions of FPSOs*. Texas: SOFEC.
- Valentine, C.W.P. (2013). *Hibrida ARIMA-ANFIS Sebagai Metode Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Energi Listrik Yang Dihasilkan PLTN Di Kaskade Citarum*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Jurusan Statistika. Surabaya : Jurusan Statistika FMIPA ITS.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method*. Canada : Addison Wesley Publishing Company, Inc.
- Zhang, P. G. (2003). Time Series Forecasting Using A Hybrid ARIMA And Neural Network Model. *Neurocomputing*. Vol. 50 , 159-175.

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Naufal Hamdi putra dari pasangan Moh. Amin dan Salamatul Farihah lahir di Bangkalan 15 Mei 1992. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis yaitu SD Negeri 2 Blega , SMP Negeri 1 Blega, SMA Negeri 1 Pamekasan dan Institut Teknologi Sepuluh Nopember Jurusan Statistika prodi sarjana. Selama proses perkuliahan, penulis aktif di organisasi HIMASTA-ITS sebagai staf departemen PSDM 2011-2012 dan ketua biro kaderisasi PSDM 2012-2013. Selain itu, penulis aktif di berbagai kepanitiaan seperti OC BCS, panitia STATION 2012 dan event-event lainnya. Selain aktif di organisasi, penulis pernah mengikuti berbagai survey pernah dilakukan oleh penulis salah satunya survey “Brand Equity Model” yang dilakukan oleh PT. MPM. Membaca dan mendengarkan musik merupakan hobi dari penulis. Saran dan kritik dari pembaca sangat diharapkan oleh penulis dan dapat dikirim langsung ke email berikut ini:  
[naufal.hamdi@gmail.com](mailto:naufal.hamdi@gmail.com)

## Lampiran 1 :

### Data Pertama Sampai Dengan Kelima Sudut Gerak *Roll*FPU

<i>Pertama</i>		<i>Kedua</i>		<i>Ketiga</i>		<i>Keempat</i>		<i>Kelima</i>	
<i>Time</i>	<i>Y</i>	<i>Time</i>	<i>Y</i>	<i>Time</i>	<i>Y</i>	<i>Time</i>	<i>Y</i>	<i>Time</i>	<i>Y</i>
0,00	-0,1879	2152,91	0,1023	4305,81	-0,0138	6458,72	-0,1376	8611,6	0,1333
0,07	-0,1996	2152,98	0,1033	4305,88	-0,0366	6458,79	-0,1416	8611,7	0,1315
0,14	-0,2109	2153,05	0,1048	4305,95	-0,0585	6458,86	-0,1440	8611,8	0,1293
0,22	-0,2224	2153,12	0,1081	4306,03	-0,0794	6458,93	-0,1446	8611,8	0,1275
0,29	-0,2340	2153,19	0,1125	4306,10	-0,1004	6459	-0,1442	8611,9	0,1252
0,36	-0,2445	2153,26	0,1190	4306,17	-0,1201	6459,07	-0,1435	8612	0,1229
0,43	-0,2453	2153,34	0,1275	4306,24	-0,1372	6459,07	-0,1429	8612,1	0,1205
0,50	-0,2635	2153,41	0,1383	4306,31	-0,1515	6459,15	-0,1422	8612,1	0,1176
0,57	-0,2722	2153,48	0,1496	4306,38	-0,1641	6459,22	-0,1423	8612,2	0,1143
0,65	-0,2808	2153,55	0,1610	4306,46	-0,1752	6459,29	-0,1431	8612,3	0,1114
0,72	-0,2897	2153,62	0,1717	4306,53	-0,1855	6459,36	-0,1439	8612,3	0,1086
0,79	-0,2983	2153,69	0,1809	4306,60	-0,1961	6459,43	-0,1441	8612,4	0,1050
0,86	-0,3071	2153,77	0,1891	4306,67	-0,2069	6459,50	-0,1436	8612,5	0,1017
0,93	-0,3160	2153,84	0,1964	4306,74	-0,2171	6459,65	-0,1413	8612,6	0,0988
1,00	-0,3244	2153,91	0,2044	4306,81	-0,2263	6459,72	-0,1369	8612,6	0,0953
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2152,40	0,1238	4305,31	0,1697	6458,21	-0,0933	8611,12	-0,0166	11190,7	0,1139
2152,47	0,1212	4305,38	0,1423	6458,28	-0,0974	8611,19	-0,0150	11190,8	0,1212
2152,55	0,1179	4305,45	0,1156	6458,36	-0,1024	8611,26	-0,0163	11190,9	0,1282
2152,62	0,1132	4305,52	0,0886	6458,43	-0,1086	8611,33	-0,0204	11190,9	0,1336
2152,69	0,1091	4305,59	0,0610	6458,50	-0,1157	8611,40	-0,0270	11191,0	0,1384
2152,76	0,1058	4305,67	0,0342	6458,57	-0,1236	8611,48	-0,0361	11191,1	0,1428
2152,83	0,1036	4305,74	0,0097	6458,64	-0,1314	8611,55	-0,0469	11191,2	0,1459

## Lampiran 2

Program dan Model ARIMA, ANFIS dan Hibrida ARIMA-ANFIS.

### 1. Program Metode ARIMA Data Pertama Gerak *Roll* FPU (dengan SAS).

```
data roll;
input y;
datalines;
-0.1879
-0.1996
-0.2109
.
.
.
0.1407
0.1465
;
proc arima data=roll;
identify var=y;
estimate p=(1,3)
q=(1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,2
4,25,28,29,30,31,32,33,35,
36,37,38,39,40,41,42,45) method=ml;
forecast out=b;
run;
proc univariate data=b normal;
var residual;
run;
proc export data=work.b
outfile="D:\kuliah\residual1.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="1";
run;
```

2. Program Metode ANFIS Data Pertama Gerak *Roll* FPU (dengan Matlab).

```
x;  
  
x_1 = x(3:28999);  
x_3 = x(1:28997);  
x_9= [x_1 x_3];  
  
y1_1 = x(4:29000);  
y1_2 = x(29001:29015);  
epoch_n = 100;  
numMFs=2;  
mfType='gaussmf';  
in_fis1 = genfis1([x_9 y1_1],numMFs,mfType);  
out_fis1 = anfis([x_9 y1_1],in_fis1,epoch_n);  
y1_hat1 = evalfis(x_9,out_fis1);  
yt11=x;  
for i=29001:29015  
    yt11(i) = evalfis([yt11(i-1) yt11(i-3)],out_fis1);  
end  
y2_hat1 =yt11(29001:29015) ;  
  
er_in1 = y1_1-y1_hat1;  
er_out1 = y1_2-y2_hat1;  
rmse_in1 = sqrt(sum(er_in1.*er_in1)/length(er_in1))  
rmse_out1 = sqrt(sum(er_out1.*er_out1)/length(er_out1))  
mape_in1 = sum(abs(er_in1)./y1_1)/length(er_in1))*100  
mape_out1 = sum(abs(er_out1)./y1_2)/length(er_out1))*100
```



3. Program Metode Hibrida ARIMA-ANFIS Data Pertama Gerak Roll FPU (dengan Matlab).

```
x;  
  
x_1 = x(3:28999);  
x_3 = x(1:28997);  
x_9= [x_1 x_3];  
  
y1_1 = x(4:29000);  
y1_2 = x(29001:29150);  
epoch_n = 100;  
numMFs=2;  
mfType='gaussmf';  
in_fis1 = genfis1([x_9 y1_1],numMFs,mfType);  
out_fis1 = anfis([x_9 y1_1],in_fis1,epoch_n);  
y1_hat1 = evalfis(x_9,out_fis1);  
yt11=x;  
for i=29001:29150  
    yt11(i) = evalfis([yt11(i-1) yt11(i-3)],out_fis1);  
end  
y2_hat1 =yt11(29001:29150) ;
```

## Lampiran 3

### Model ARIMA untuk Data Gerak *Roll* FPU

#### 1. *Output* Model ARIMA untuk Data Pertama Gerak *Roll* FPU

Maximum Likelihood Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.03862	0.0049762	7.76	<.0001	0
MA1,1	-1.10693	0.0056906	-187.91	<.0001	1
MA1,2	-0.99843	0.0066175	-113.35	<.0001	2
MA1,3	-1.03932	0.01050	-98.97	<.0001	3
MA1,4	-0.89597	0.01203	-74.47	<.0001	4
MA1,5	0.39757	0.01361	29.22	<.0001	5
MA1,6	0.57269	0.01355	42.26	<.0001	6
MA1,7	0.28312	0.01273	22.24	<.0001	7
MA1,8	0.17607	0.0092576	19.02	<.0001	8
MA1,9	-0.51649	0.0092962	-55.56	<.0001	10
MA1,10	-0.56740	0.01327	-42.76	<.0001	11
MA1,11	-0.38277	0.01476	-25.94	<.0001	12
MA1,12	-0.29654	0.01461	-20.16	<.0001	13
MA1,13	-0.22153	0.01416	-15.65	<.0001	14
MA1,14	-0.16253	0.01461	-11.12	<.0001	15
MA1,15	-0.15148	0.01453	-10.42	<.0001	16
MA1,16	-0.16211	0.01427	-11.36	<.0001	17
MA1,17	-0.12914	0.01414	-9.13	<.0001	18
MA1,18	-0.10166	0.01421	-7.16	<.0001	19
MA1,19	-0.09613	0.01417	-6.92	<.0001	20
MA1,20	-0.06635	0.01436	-4.61	<.0001	21
MA1,21	-0.06056	0.01461	-4.15	<.0001	22
MA1,22	-0.05556	0.01404	-3.96	<.0001	23
MA1,23	-0.05523	0.01295	-4.26	<.0001	24
MA1,24	-0.02986	0.0090754	-3.29	0.0010	25
MA1,25	0.03906	0.0089232	4.36	<.0001	26
MA1,26	0.06977	0.01246	5.59	<.0001	29
MA1,27	0.04713	0.01400	3.37	0.0006	30
MA1,28	0.02951	0.01400	2.11	0.0350	31
MA1,29	0.05043	0.01255	4.02	<.0001	32
MA1,30	0.02161	0.0067853	2.46	0.0139	33
MA1,31	0.04249	0.0091792	4.63	<.0001	35
MA1,32	0.06137	0.01209	5.06	<.0001	36
MA1,33	0.05381	0.01261	4.27	<.0001	37
MA1,34	0.06789	0.01291	5.26	<.0001	38

MA1,35	0.06593	0.01159	5.69	<.0001	39
MA1,36	0.03016	0.01121	2.69	0.0071	40
MA1,37	0.02233	0.0087421	2.55	0.0107	41
MA1,38	0.01265	0.0059242	2.14	0.0327	42
MA1,39	0.0089384	0.0038982	2.29	0.0219	45
AR1,1	1.49203	0.0005390	2768.31	<.0001	1
AR1,2	-0.49571	0.0005351	-926.42	<.0001	3

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.001	0.002	0.003	0.003	-0.004	-0.004
12	.	0	.	-0.004	-0.004	-0.004	0.000	0.001	0.001
18	.	0	.	0.001	0.001	0.001	0.002	-0.000	-0.002
24	.	0	.	-0.003	-0.004	-0.005	-0.000	0.001	0.001
30	.	0	.	0.004	0.006	0.001	0.002	0.002	-0.004
36	.	0	.	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005	0.004	0.005
42	21.38	1	<.0001	0.008	0.011	0.010	0.005	-0.005	-0.004
48	25.88	7	0.0005	-0.001	0.005	-0.005	0.005	0.008	-0.005

Moments

N	29000	Sum Weights	29000
Mean	-8.2252E-6	Sum Observations	-0.238532
Std Deviation	0.00142779	Variance	2.03859E-6
Skewness	-137.72182	Kurtosis	21846.7909
Uncorrected SS	0.05911894	Corrected SS	0.05911698
Coeff Variation	-17358.65	Std Error Mean	8.38428E-6

Tests for Normality

Test		--Statistic--		----p Value-----
Kolmogorov-Smirnov	D	0.233479	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	729.3795	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	4103.623	Pr > A-Sq	<0.0050

Quantiles (Definition 5)

Quantile	Estimate
100% Max	0.005214079
99%	0.001223475
95%	0.000834184
90%	0.000644069
75% Q3	0.000340260
50% Median	0.00000402
25% Q1	-0.000342067
10%	-0.000645100

2. Output Model ARIMA untuk Data Kedua Sudut Gerak *Roll*  
FPU

Maximum Likelihood Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.04679	0.0043911	10.66	<.0001	0
MA1,1	-0.21287	0.0096042	-22.16	<.0001	1
MA1,2	-0.43275	0.0096397	-44.89	<.0001	2
MA1,3	-0.38881	0.01051	-37.01	<.0001	3
MA1,4	-0.25786	0.01119	-23.04	<.0001	4
MA1,5	0.94262	0.01020	92.41	<.0001	5
MA1,6	0.08716	0.0091786	9.50	<.0001	7
MA1,7	0.02582	0.0089484	2.89	0.0039	8
MA1,8	-0.06638	0.0090318	-7.35	<.0001	9
MA1,9	-0.47851	0.0089492	-53.47	<.0001	10
MA1,10	-0.11797	0.0071666	-16.46	<.0001	11
MA1,11	-0.09973	0.0097205	-10.26	<.0001	12
MA1,12	-0.06534	0.0095963	-6.81	<.0001	13
MA1,13	-0.05953	0.0094098	-6.33	<.0001	14
MA1,14	-0.05396	0.0094535	-5.71	<.0001	15
MA1,15	-0.07515	0.0082416	-9.12	<.0001	16
MA1,16	-0.05980	0.0078442	-7.62	<.0001	17
MA1,17	-0.05250	0.0079083	-6.64	<.0001	18
MA1,18	-0.02212	0.0073750	-3.00	0.0027	19
MA1,19	-0.02612	0.0073845	-3.54	0.0004	20
MA1,20	0.01957	0.0069381	2.82	0.0048	28
MA1,21	0.02308	0.0072042	3.20	0.0014	30
MA1,22	0.02241	0.0072515	3.09	0.0020	31
MA1,23	0.02423	0.0071496	3.39	0.0007	32
MA1,24	0.02949	0.0073153	4.03	<.0001	33
MA1,25	0.04249	0.0061080	6.96	<.0001	34
MA1,26	0.03548	0.0072123	4.92	<.0001	35
MA1,27	0.03056	0.0065889	3.56	0.0004	36
MA1,28	0.03306	0.0069601	4.75	<.0001	37
MA1,29	0.01878	0.0069352	2.71	0.0066	41
MA1,30	0.02821	0.0053056	5.32	<.0001	43
MA1,31	0.02931	0.0048226	6.06	<.0001	44
MA1,32	0.02091	0.0050200	4.17	<.0001	45
MA1,33	0.01766	0.0044461	3.97	<.0001	47
AR1,1	2.38903	0.01203	198.60	<.0001	1
AR1,2	-1.78542	0.02392	-74.66	<.0001	2
AR1,3	0.39498	0.01192	33.14	<.0001	3

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
12	.	0	.	0.001	0.001	0.001	0.001	0.002	0.002
18	.	0	.	0.002	-0.002	-0.004	0.001	-0.001	-0.006
24	.	0	.	0.003	0.010	-0.008	-0.002	0.007	0.006
30	.	0	.	-0.007	0.009	0.000	-0.006	-0.009	0.001
36	.	0	.	0.004	0.003	0.013	0.008	0.003	-0.005
42	27.40	6	0.0001	0.003	0.000	0.001	-0.005	-0.000	0.004
48	45.11	12	<.0001	-0.002	0.006	0.010	0.022	-0.001	-0.001

Moments

N	29000	Sum Weights	29000
Mean	1.94891E-6	Sum Observations	0.05651827
Std Deviation	0.00061214	Variance	3.74715E-7
Skewness	25.7077581	Kurtosis	2331.64564
Uncorrected SS	0.01086647	Corrected SS	0.01086636
Coeff Variation	31409.4012	Std Error Mean	3.59461E-6

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----	
Kolmogorov-Smirnov	D 0.045256	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 28.99467	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 226.8082	Pr > A-Sq	<0.0050

Quantiles (Definition 5)

Quantile	Estimate
100% Max	0.055509255
99%	0.001218075
95%	0.000841004
90%	0.000651746
75% Q3	0.000344947
50% Median	-0.000001814
25% Q1	-0.000345415
10%	-0.000649888

### 3. *Output* Model ARIMA Pada Data Ketiga Sudut Gerak *Roll* FPU

Maximum Likelihood Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.04528	0.0043360	10.44	<.0001	0
MA1,1	-0.59913	0.0058958	-101.62	<.0001	1
MA1,2	-0.67179	0.0068571	-97.97	<.0001	2
MA1,3	-0.65154	0.0078660	-82.83	<.0001	3
MA1,4	-0.51034	0.0081671	-62.49	<.0001	4
MA1,5	0.73556	0.0094365	77.95	<.0001	5
MA1,6	0.29854	0.01027	29.07	<.0001	6
MA1,7	0.22768	0.0098882	23.03	<.0001	7
MA1,8	0.12548	0.0088203	14.23	<.0001	8
MA1,9	-0.47572	0.0088284	-53.88	<.0001	10
MA1,10	-0.31237	0.01037	-30.11	<.0001	11
MA1,11	-0.22817	0.01088	-20.98	<.0001	12
MA1,12	-0.16102	0.01061	-15.18	<.0001	13
MA1,13	-0.12404	0.0088077	-14.08	<.0001	14
MA1,14	-0.08905	0.01053	-8.46	<.0001	15
MA1,15	-0.09141	0.01069	-8.55	<.0001	16
MA1,16	-0.09499	0.01089	-8.72	<.0001	17
MA1,17	-0.07867	0.01074	-7.32	<.0001	18
MA1,18	-0.06927	0.0095062	-7.29	<.0001	19
MA1,19	-0.07065	0.01067	-6.62	<.0001	20
MA1,20	-0.04092	0.0093272	-4.39	<.0001	21
MA1,21	-0.03307	0.0098952	-3.34	0.0008	22
MA1,22	-0.02148	0.0089110	-2.41	0.0159	23
MA1,23	0.01751	0.0064410	2.72	0.0066	25
MA1,24	0.02103	0.0073466	2.86	0.0042	27
MA1,25	0.02760	0.0074204	3.72	0.0002	28
MA1,26	0.01346	0.0065381	2.06	0.0395	31
MA1,27	0.03659	0.0072413	5.05	<.0001	34
MA1,28	0.04684	0.0075009	6.25	<.0001	35
MA1,29	0.04541	0.0084558	5.37	<.0001	36
MA1,30	0.03673	0.0080558	4.56	<.0001	37
MA1,31	0.04806	0.0070296	6.84	<.0001	38
MA1,32	0.02451	0.0054051	4.53	<.0001	42
MA1,33	0.02940	0.0044422	6.62	<.0001	44
MA1,34	0.01702	0.0038790	4.39	<.0001	45
MA1,35	0.0097084	0.0036859	2.63	0.0084	46
AR1,1	1.99151	0.0006890	2890.49	<.0001	1
AR1,2	-0.99398	0.0006875	-1445.8	<.0001	2

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.001	0.000	0.001	0.001	0.001	-0.000
12	.	0	.	0.000	-0.000	-0.000	0.000	0.000	-0.000
18	.	0	.	0.000	0.001	-0.001	-0.001	-0.003	-0.003
24	.	0	.	-0.006	0.001	-0.000	-0.000	0.001	0.005
30	.	0	.	-0.004	-0.001	0.000	-0.006	-0.009	0.000
36	.	0	.	-0.002	-0.002	0.005	0.009	0.001	0.003
42	13.62	5	0.0182	-0.002	0.006	-0.001	0.003	-0.007	0.004
48	18.97	11	0.0616	-0.001	0.003	0.000	0.012	0.005	-0.001

Moments

N	29000	Sum Weights	29000
Mean	-2.8446E-6	Sum Observations	-0.8824944
Std Deviation	0.00063178	Variance	3.99152E-7
Skewness	-29.786954	Kurtosis	2694.42436
Uncorrected SS	0.01157523	Corrected SS	0.011575
Coeff Variation	-22209.683	Std Error Mean	3.78997E-6

Tests for Normality

Test	--Statistic--	Pr >	-----p Value-----
Kolmogorov-Smirnov	D 0.056606	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 45.76523	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 340.9592	Pr > A-Sq	<0.0050

#### 4. Output Model ARIMA Pada Data Keempat Sudut Gerak *Roll FPU*

Maximum Likelihood Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.05581	0.0049795	11.21	<.0001	0
MA1,1	-0.60745	0.0059080	-102.82	<.0001	1
MA1,2	-0.66801	0.0069292	-96.40	<.0001	2
MA1,3	-0.65305	0.0079659	-81.98	<.0001	3
MA1,4	-0.53892	0.0084039	-64.13	<.0001	4
MA1,5	0.71084	0.0096147	73.93	<.0001	5
MA1,6	0.26876	0.01031	26.07	<.0001	6
MA1,7	0.16266	0.0099203	16.40	<.0001	7
MA1,8	0.08068	0.0088379	9.13	<.0001	8
MA1,9	-0.46468	0.0088269	-52.64	<.0001	10
MA1,10	-0.29765	0.01032	-28.84	<.0001	11
MA1,11	-0.19714	0.01088	-18.12	<.0001	12
MA1,12	-0.16435	0.01085	-15.14	<.0001	13
MA1,13	-0.14322	0.0097711	-14.66	<.0001	14
MA1,14	-0.13035	0.01080	-12.07	<.0001	15
MA1,15	-0.12381	0.01081	-11.45	<.0001	16
MA1,16	-0.11976	0.01049	-11.41	<.0001	17
MA1,17	-0.07305	0.01068	-6.84	<.0001	18
MA1,18	-0.07124	0.01042	-6.84	<.0001	19
MA1,19	-0.05729	0.01069	-5.36	<.0001	20
MA1,20	-0.03745	0.01079	-3.47	0.0005	21
MA1,21	-0.03860	0.01024	-3.77	0.0002	22
MA1,22	-0.04935	0.01082	-4.56	<.0001	23
MA1,23	-0.01850	0.0094137	-1.97	0.0494	24
MA1,24	-0.01951	0.0084432	-2.31	0.0209	25
MA1,25	-0.01996	0.0071138	-2.81	0.0050	26
MA1,26	0.01739	0.0065074	2.67	0.0075	28
MA1,27	0.01531	0.0071557	2.14	0.0324	34
MA1,28	0.04947	0.0076737	6.45	<.0001	35
MA1,29	0.05179	0.0079573	6.51	<.0001	36
MA1,30	0.05007	0.0077760	6.44	<.0001	37
MA1,31	0.04183	0.0070309	5.95	<.0001	38
MA1,32	0.02903	0.0061304	4.73	<.0001	39
MA1,33	0.0085675	0.0033255	2.58	0.0100	45
ARI,1	1.99107	0.0007136	2790.28	<.0001	1
ARI,2	-0.99353	0.0007115	-1396.5	<.0001	2



Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.000	-0.001	-0.001	-0.004	0.003	0.004
12	.	0	.	0.004	0.003	0.005	-0.001	-0.001	-0.001
18	.	0	.	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.003	-0.003
24	.	0	.	-0.003	-0.002	-0.004	0.000	-0.000	0.001
30	.	0	.	-0.003	0.004	-0.007	-0.007	-0.006	-0.001
36	15.10	1	0.0001	-0.007	-0.001	0.007	0.000	0.005	0.010
42	25.12	7	0.0007	0.015	0.004	0.009	0.004	-0.002	0.001
48	33.00	13	0.0017	-0.004	0.004	0.008	0.012	-0.004	0.005

Moments

<b>N</b>	<b>29000</b>	<b>Sum Weights</b>	<b>29000</b>
<b>Mean</b>	<b>-2.8446E-6</b>	<b>Sum Observations</b>	<b>-0.0824944</b>
<b>Std Deviation</b>	<b>0.0063178</b>	<b>Variance</b>	<b>3.99152E-7</b>
<b>Skewness</b>	<b>-29.786954</b>	<b>Kurtosis</b>	<b>2694.42436</b>
<b>Uncorrected SS</b>	<b>0.01157523</b>	<b>Corrected SS</b>	<b>0.011575</b>
<b>Coeff Variation</b>	<b>-22209.683</b>	<b>Std Error Mean</b>	<b>3.70997E-6</b>

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
<b>Kolmogorov-Smirnov</b>	<b>D 0.056606</b>	<b>Pr &gt; D &lt;0.0100</b>
<b>Cramer-von Mises</b>	<b>W-Sq 45.76523</b>	<b>Pr &gt; W-Sq &lt;0.0050</b>
<b>Anderson-Darling</b>	<b>A-Sq 340.9592</b>	<b>Pr &gt; A-Sq &lt;0.0050</b>

5. Ouput Model ARIMA Pada Data Kelima Sudut Gerak *Roll*  
FPU

Maximum Likelihood Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.04460	0.0030248	14.75	<.0001	0
MA1,1	-0.57604	0.0053822	-107.03	<.0001	1
MA1,2	-0.66048	0.0062363	-105.91	<.0001	2
MA1,3	-0.66093	0.0072235	-91.50	<.0001	3
MA1,4	-0.52577	0.0080918	-64.98	<.0001	4
MA1,5	0.71487	0.0086111	83.02	<.0001	5
MA1,6	0.27288	0.0093168	29.29	<.0001	6
MA1,7	0.22434	0.0093726	23.94	<.0001	7
MA1,8	0.16370	0.0093852	17.44	<.0001	8
MA1,9	0.04610	0.0093529	4.93	<.0001	9
MA1,10	-0.42497	0.0092552	-45.92	<.0001	10
MA1,11	-0.26879	0.0093074	-28.88	<.0001	11
MA1,12	-0.20964	0.0095261	-22.01	<.0001	12
MA1,13	-0.16898	0.0096535	-17.50	<.0001	13
MA1,14	-0.12658	0.0097412	-12.99	<.0001	14
MA1,15	-0.08629	0.0097085	-8.89	<.0001	15
MA1,16	-0.08835	0.0091306	-9.68	<.0001	16
MA1,17	-0.08134	0.0088229	-9.22	<.0001	17
MA1,18	-0.04570	0.0083937	-5.44	<.0001	18
MA1,19	-0.02417	0.0076696	-3.15	0.0016	19
MA1,20	-0.02524	0.0066289	-3.81	0.0001	20
MA1,21	0.03120	0.0066328	4.70	<.0001	21
MA1,22	0.05378	0.0076630	7.02	<.0001	22
MA1,23	0.05344	0.0083818	6.38	<.0001	23
MA1,24	0.05687	0.0088000	6.46	<.0001	24
MA1,25	0.06058	0.0090993	6.66	<.0001	25
MA1,26	0.05732	0.0096761	5.92	<.0001	26
MA1,27	0.03829	0.0096871	3.95	<.0001	27
MA1,28	0.03969	0.0095784	4.14	<.0001	28
MA1,29	0.05653	0.0094074	6.01	<.0001	29
MA1,30	0.05489	0.0090337	6.08	<.0001	30
MA1,31	0.05969	0.0092593	6.45	<.0001	31
MA1,32	0.05170	0.0093297	5.54	<.0001	32
MA1,33	0.04955	0.0093269	5.31	<.0001	33
MA1,34	0.04703	0.0092808	5.07	<.0001	34
MA1,35	0.05848	0.0085664	6.83	<.0001	35
MA1,36	0.04237	0.0080652	5.25	<.0001	36
MA1,37	0.04103	0.0072004	5.70	<.0001	37
MA1,38	0.04061	0.0062306	6.52	<.0001	38
MA1,39	0.01926	0.0053821	3.58	0.0003	39
AR1,1	1.99164	0.0006197	3213.72	<.0001	1
AR1,2	-0.99398	0.0006189	-1605.9	<.0001	2

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.000	-0.000	0.000	0.000	0.000	-0.000
12	.	0	.	0.000	0.000	-0.000	-0.000	-0.001	0.001
18	.	0	.	0.001	0.001	-0.001	-0.001	-0.002	-0.001
24	.	0	.	-0.004	0.000	0.004	0.001	-0.002	0.001
30	.	0	.	-0.002	-0.004	0.001	0.001	0.001	0.002
36	.	0	.	0.003	0.002	0.003	0.003	0.004	0.003
42	10.77	1	0.0010	0.001	0.003	0.006	0.008	0.002	0.008
48	14.90	7	0.0373	0.008	0.005	0.001	0.000	-0.001	-0.005

Moments

N	34946	Sum Weights	34946
Mean	2.473E-6	Sum Observations	0.08642159
Std Deviation	0.00069086	Variance	4.77285E-7
Skewness	60.5442372	Kurtosis	7773.10026
Uncorrected SS	0.01667894	Corrected SS	0.01667872
Coeff Variation	27935.9919	Std Error Mean	3.69564E-6

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----	
Kolmogorov-Smirnov	D 0.081025	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	N-Sq 113.9742	Pr > N-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 818.5839	Pr > A-Sq	<0.0050

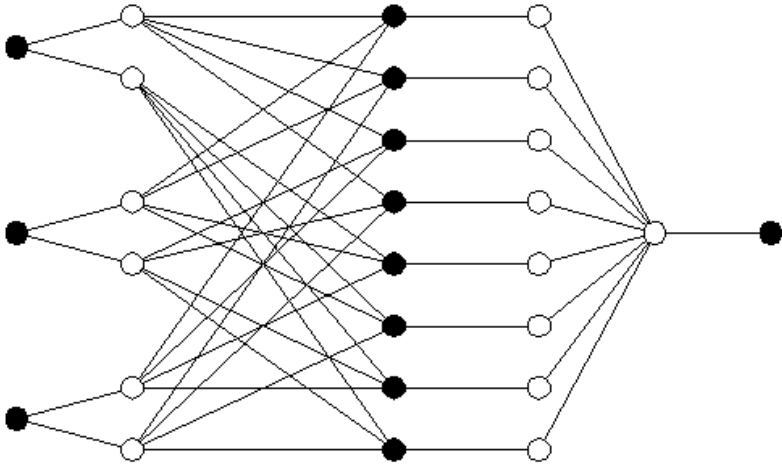
Quantiles (Definition 5)

Quantile	Estimate
100% Max	0.088696122
99%	0.001168354
95%	0.000820545
90%	0.000634764
75% Q3	0.000333248
50% Median	0.00000137
25% Q1	-0.000333154
10%	-0.000636864

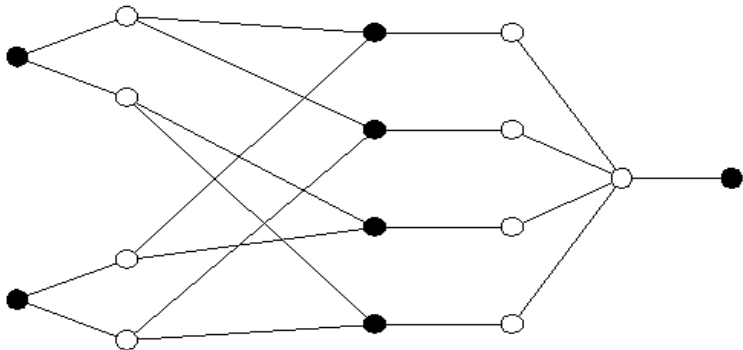
## Lampiran 4

Struktur Jaringan ANFIS Pada Data Sudut Gerak *Roll*

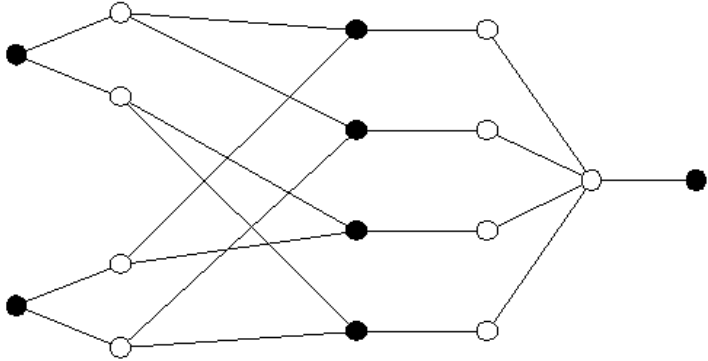
### 1. Struktur Jaringan ANFIS Data Sudut Gerak *Roll* Kedua



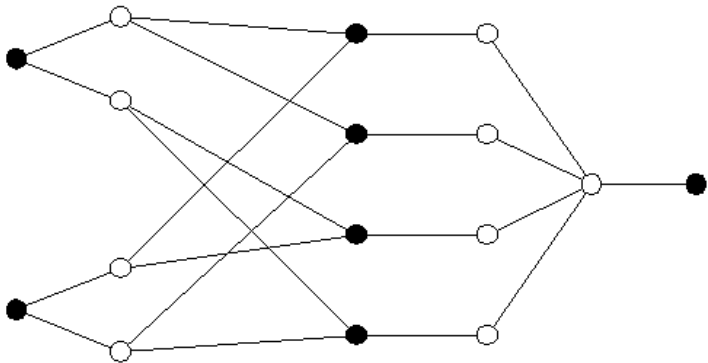
### 2. Struktur Jaringan ANFIS Data Sudut Gerak *Roll* Ketiga



### 3. Struktur Jaringan ANFIS Data Sudut Gerak *Roll* Keempat



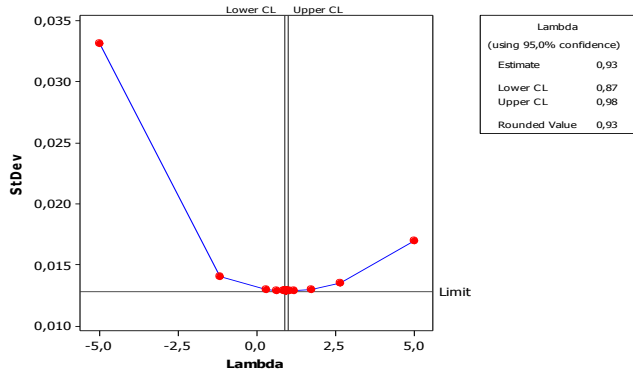
### 4. Struktur Jaringan ANFIS Data Sudut Gerak *Roll* Kelima



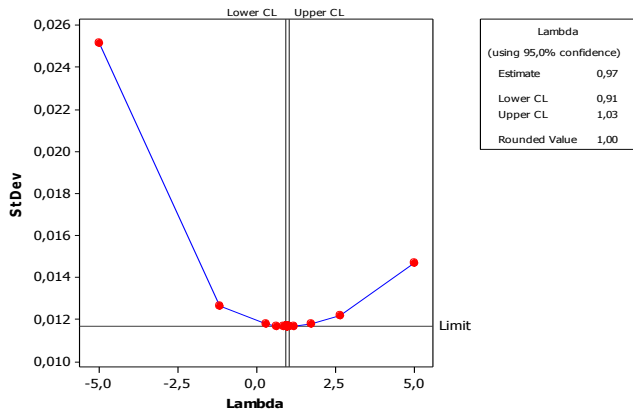
## Lampiran 5

### Box Cox Plot Pada Semua Data Gerak *Roll*

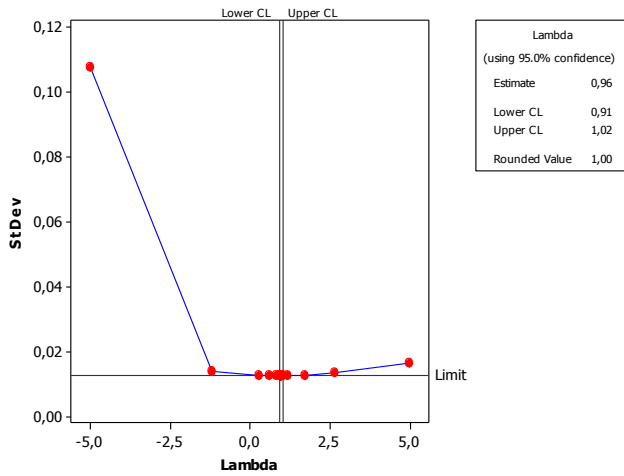
#### 1. Box Cox Data Gerak *Roll* Pertama



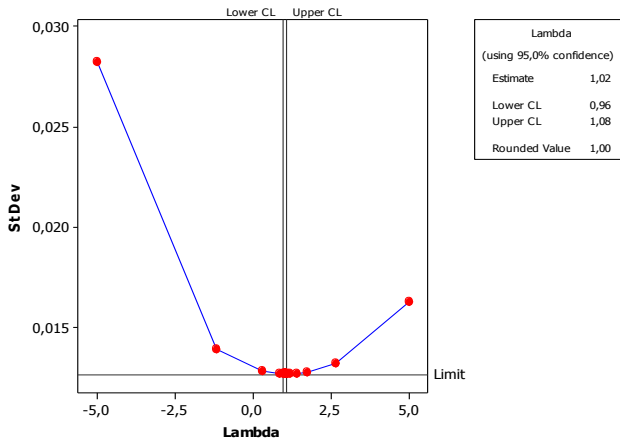
#### 2. Box Cox Data Gerak *Roll* Kedua



### 3. Box Cox Data Gerak *Roll* Ketiga



### 4. Box Cox Data Gerak *Roll* Keempat



5. Box Cox Data Gerak *Roll* Kelima