

# PENGGUNAAN WAVELET HAAR DALAM MENGANALISIS DATA RUNTUN WAKTU



UPT PERPUSTAKAAN UNIVERSITAS HASANUDDIN	
Tgl. Terima	11-12-2006
Asal Dari	Fale - Mipa
Jumlah	1 (satu) eks
Harga	H
No. Inventaris	829/11-12-06
No. klas	95918

**FEBRIANI ANTASARI**  
**H 121 02 025**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA**  
**JURUSAN MATEMATIKA**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS HASANUDDIN**  
**MAKASSAR**  
**2006**

# **Penggunaan Wavelet Haar dalam Menganalisis Data Runtun Waktu**

*Skripsi*

*Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains  
Pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Hasanuddin, Makassar*

Oleh :

**FEBRIANI ANTASARI**

**H 121 02 025**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
M A K A S S A R  
2 0 0 6**

## LEMBAR KEOTENTIKAN

*Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan  
sesungguh–sungguhnya bahwa skripsi yang saya buat dengan judul :*

### **Penggunaan Wavelet Haar dalam Menganalisis Data Runtun Waktu**

adalah benar hasil kerja saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum  
pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Makassar, November 2006



**Febriani Antasari**  
NIM. H121 02 025

# Penggunaan Wavelet Haar dalam Menganalisis Data Runtun Waktu

*Disetujui Oleh :*

**Pembimbing Utama**



**Drs. Alimin Bado, MS**  
NIP. 130 604 514

**Pembimbing Pertama**



**Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat**  
NIP. 132 233 792

Pada Tanggal: November 2006

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN**






Pada hari ini, Kamis tanggal 10 November 2006, Panitia Ujian Skripsi menerima dengan baik skripsi yang berjudul :

**“ Penggunaan Wavelet Haar dalam Menganalisis Data Runtun Waktu ”**

yang diajukan untuk memenuhi salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Makassar, 10 November 2006

Panitia Ujian Skripsi

		<b>Tanda Tangan</b>
1. Ketua	<b>Drs. Diaraya</b>	(  )
2. Sekretaris	<b>Drs. Muh. Zakir, M.Si</b>	(  )
3. Anggota	<b>Drs. Nirwan Ilyas, M.Si</b>	(  )
4. Anggota	<b>Drs. Alimin Bado, MS</b>	(  )
5. Anggota	<b>Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat</b>	(  )

## KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat **Allah SWT** atas segala nikmat, rahmat dan hidayah yang diberikan kepada penulis sejak penyusunan proposal sampai skripsi ini selesai, sehingga ujian demi ujian terasa sebagai semangat baru yang menggerakkan potensi diri untuk bangkit dan menjadi insan yang lebih tangguh dalam menghadapi ujian kehidupan. Salam serta shalawat semoga tetap tercurah kepada **Nabi Muhammad SAW** sang pemberi syafaat yang maha sempurna akhlakunya.

Terselesaikannya skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, terutama penulis persembahkan buat orang-orang yang selalu mendukung segala usaha untuk penyelesaian skripsi ini, terlebih buat kedua orang tua, **Ir. Ridwan Effendi** dan **Tintin Oktowiyantini** atas segala doa, cinta dan kasih yang tiada pernah terhenti, demi keberhasilan pendidikan penulis.

Demikian pula dengan penuh keikhlasan penulis mengucapkan penghargaan dan terima kasih yang setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak **Drs. Alimin Bado MS** selaku pembimbing utama, dan ibu **Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat** selaku pembimbing pertama, dalam memberikan petunjuk dan bimbingan sejak awal sampai akhir penulisan skripsi ini.
2. **Drs. Muh Zakir, M.Si** selaku Ketua Jurusan Matematika, serta para **Staf Dosen Jurusan Matematika** yang telah memberikan bekal ilmunya selama perkuliahan serta para **Staf Jurusan Matematika** yang telah memberikan bantuan yang tak terhingga selama penulis menjalani perkuliahan sampai ujian akhir.

3. Bapak **Drs. Diaraya** selaku ketua penguji dan kepala laboratorium komputasi yang telah membantu penulis dalam pemberian bantuan fasilitas laboratorium komputasi. Bapak **Drs. Nirwan Ilyas, M.Si** dan Bapak **Drs. Muh. Zakir, M.Si**, selaku penasehat akademik dan penguji.
4. Bapak **Firman, S.Si, M.Si** yang telah bersedia meminjamkan buku waveletnya dan Bapak **A. Kresna Jaya, S.Si, M.Si** yang telah memberikan penjelasan tentang wavelet. **Thank U, Sir!!!**
5. Adikku **Rio Wahyu**, terimakasih atas dukungan dan doanya.
6. **Februadi Bastian** atas dukungan, perhatiannya, kasih sayangnya serta pengertiannya dalam proses pembuatan skripsi yang membuat penulis tetap berjuang melanjutkan tugas akhir ini.
7. Sahabatku yang selalu mendukung, menemani dan memberikan semangat, serta telah membantu proses penyusunan tugas akhir ini : **Idot, Indah, Seftie**. Terima kasih karena kalian menemaniku dalam suka maupun duka.
8. **Afif, Jo', Pitto** thanks atas kebersamaan waktu **Kerja Praktek** and thanks for your kindness. I'll be missing u.
9. **Alim, Heri, Ao, Accunk, Rusdin, Fadlin, Uni, S.Si** thanks guys for your support and your jokes. Semua teman-teman angkatan '02 Matematika/Statistika, mohon maaf tidak dapat disebutkan satu persatu. *Thanks for all...*
10. Semua adek-adek ku angkatan 2003, 2004, 2005, 2006 tetap berjuang dan terima kasih atas semangatnya. **Iin cs** mudah-mudahan kalian juga cepat selesai.

11. **Temannya K' MP dan Perpustakaan IPB** yang telah membantu penulis mendapatkan buku "**Methods Wavelet for Time Series Analysis**" yang sangat membantu penulis dalam mengetahui wavelet lebih dalam.

Semoga segala bantuan dan partisipasinya bernilai ibadah dan mendapat pahala yang setimpal di sisi Allah SWT.

Penulis menyadari bahwa dengan segala keterbatasan yang dimiliki skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca demi kesempurnaan skripsi ini.

Akhir kata, semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat kepada semua pihak yang membutuhkan.

*Makassar*, November 2006

Penulis





## ABSTRAK

Wavelet adalah salah satu metode dalam mentransformasi data runtun waktu menjadi data berdomain skala. Tulisan ini membahas penggunaan wavelet Haar dalam menganalisis data supply semen PT. Semen Tonasa bulan Januari 2000 hingga Desember 2005 dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transformation* (DWT). Untuk mendapatkan koefisien DWT dibuat suatu program algoritma piramida dengan menggunakan software MATLAB. Hasil yang didapatkan yaitu koefisien DWT membentuk 2 wavelet yaitu wavelet pemulusan dan wavelet kasar. Pada skala 1 sampai 16 mengalami penurunan drastis supply semen dan berdasarkan ACF dan PACF data mengalami pola musiman. Sedangkan pada skala 32 mengalami kenaikan drastis supply semen. Berdasarkan ACF dan PACF grafik wavelet pemulusannya membentuk model AR(2) dan grafik wavelet kasarnya membentuk model AR(1)

*Kata Kunci* : Wavelet Haar, DWT, Algoritma Piramida, ACF, PACF.

## ABSTRACT

Wavelet is one of method in transformation time series data into scale domain data. This paper discusses about the using of Haar wavelet to analysis supply cement data in PT. Semen Tonasa on January 2000 until December 2005 by using Discrete Wavelet Transformation (DWT) method. To get the DWT coefficient, a pyramid algorithm was made by using Matlab software. The result is that DWT coefficient constructs 2 wavelet ; smooth wavelet and rough wavelet. On the 1<sup>st</sup> scale until 16<sup>th</sup> scale shows that supply cement is decreasing and there is a seasonal pattern in data based on ACF and PACF. Meanwhile on the 32<sup>nd</sup> show that supply cement is increasing. According to ACF and PACF, smooth wavelet graph and rough wavelet graph construct AR(2) model and AR(1) model, respectively.

*Key word* : Haar Wavelet, DWT, Pyramid Algorithm, ACF, PACF

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	i
<b>ABSTRAK</b> .....	iv
<b>ABSTRACT</b> .....	v
<b>DAFTAR ISI</b> .....	vi
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	vii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	viii
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
I.1 Latar Belakang .....	1
I.2 Rumusan Masalah .....	4
I.3 Batasan Masalah .....	4
I.4 Tujuan Penulisan .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
II.1 Wavelet Haar .....	5
II.2 Transformasi Diskrit Wavelet ( <i>Discrete Wavelet Transformation</i> ) ..	6
II.3 Algoritma Piramida .....	9
<b>BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN</b>	
III.1 Transformasi Diskrit Wavelet ( <i>Discrete Wavelet Transformation</i> ) ..	11
III.2 Analisis Data .....	11
<b>BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
IV.1 Kesimpulan .....	27
IV.2 Saran .....	28
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	29
<b>LAMPIRAN</b>	

## DAFTAR GAMBAR

No	Judul	Halaman
1.	Grafik Wavelet Haar.....	5
2.	Plot Data Realisasi Supply Semen.....	12
3.	Grafik A1.....	13
4.	Grafik D1.....	13
5.	Grafik ACF A1.....	14
6.	Grafik PACF A1.....	14
7.	Grafik ACF D1.....	15
8.	Grafik PACF D1.....	15
9.	Grafik D2.....	16
10.	Grafik ACF D2.....	17
11.	Grafik PACF D2.....	17
12.	Grafik D3.....	18
13.	Grafik ACF D3.....	19
14.	Grafik PACF D3.....	19
15.	Grafik D4.....	20
16.	Grafik ACF D4.....	21
17.	Grafik PACF D4.....	21
18.	Grafik D5.....	22
19.	Grafik ACF D5.....	22
20.	Grafik PACF D5.....	23
21.	Grafik D6.....	23
22.	Grafik ACF D6.....	24
23.	Grafik PACF D6.....	24
24.	Grafik A6.....	25
25.	Grafik ACF A6.....	25
26.	Grafik PACF A6.....	26

## DAFTAR LAMPIRAN

No	Judul	Halaman
1.	Tabel Data Realisasi Supply Semen .....	30
2.	Tabel Koefisien-Koefisien DWT Haar .....	31
3.	Program DWT Haar untuk setiap skala .....	34

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 LATAR BELAKANG.

Analisa runtun waktu merupakan suatu bagian dari analisis statistik. Runtun waktu merupakan statistik yang memfokuskan analisisnya pada rentang waktu suatu proses. Analisa runtun waktu merupakan analisis yang sering digunakan para ahli ekonomi dalam melihat pergerakan ekonomi setiap waktu. Melalui analisis tersebut setiap ahli dapat menarik kesimpulan dalam mengatasi kondisi atau akibat dari setiap transaksi yang dilakukan. Berbagai metode telah digunakan antara lain, metode regresi linier, metode transformasi Fourier dan model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).

Data runtun waktu adalah data yang menggunakan domain waktu atau dapat dikatakan secara periodik. Pada tahun 1807, seorang matematikawan *Joseph Fourier* menemukan bahwa setiap fungsi periodik dapat diperlihatkan sebagai suatu deretan harmonik. Atas dasar itu deretan harmonik ini dibentuk dalam suatu bentuk sinusoidal atau lebih dikenal dengan analisis domain frekuensi. (Wei, 1994)

Berdasarkan asumsi dasar analisa runtun waktu, suatu data harus diasumsikan stasioner atau tidak stasioner sebelum dilakukan tahap penganalisaan hasil akhir. Dikarenakan data runtun waktu merupakan data periodik, kebanyakan para ahli menggunakan transformasi *Fourier* sebagai salah satu alat dasar dalam

memahami struktur frekuensi gelombang stasioner yang lebih dikenal dengan *Windowed Fourier Transform* (WFT).

Pada tahun 1901, seorang matematikawan Hungaria *Alfred Haar* menemukan suatu metode baru yaitu *wavelet* yang sangat berguna dalam perkembangan di bidang sains terutama matematika. Dalam analisis *wavelet* setiap skala memiliki amplitudo yang berbeda-beda tidak seperti pada analisis fourier bahwa setiap fungsi yang mewakili data runtun waktu tersebut diasumsikan homogen untuk setiap waktu sehingga memiliki bentuk amplitudo yang sama. Oleh sebab itu, analisis *wavelet* berfungsi untuk mengatasi gelombang yang tidak stasioner.

Keunggulan *wavelet* dapat dilihat dalam analisis grafik yang berdasarkan setiap skala dan dapat juga mengatasi bentuk dinamis yang berubah cepat sepanjang waktu sehingga keakuratan dalam analisis suatu proses dapat lebih mendekati. Pada runtun waktu, *wavelet* digunakan sebagai alat transformasi data. Data akan diuraikan berdasarkan skala yang telah ditentukan sehingga dapat dilihat pergerakan amplitudo data sepanjang waktu. Pada *wavelet* dikenal transformasi diskrit *wavelet* dan kontinu sehingga transformasi dapat digunakan sesuai dengan prosesnya.

Seiring dengan perkembangan zaman *wavelet* mengalami kemajuan yang sangat cepat. Ini dapat dilihat dengan ditemukannya berbagai jenis *wavelet* dimana setiap jenis *wavelet* memiliki bentuk grafik yang berbeda-beda disesuaikan dengan model fungsi dasar jenis *wavelet* tersebut. Setiap jenis memiliki keunggulan dan kekurangan, seperti *wavelet Haar*.



Menurut Ian Kaplan (2004), *wavelet Haar* merupakan jenis *wavelet* yang sangat sederhana dibandingkan jenis *wavelet* lainnya. Untuk data runtun waktu, penggunaan metode ini lebih mudah dalam perhitungan khususnya dalam proses pemulusan grafik (*smoothing*). Ini dikarenakan model *wavelet Haar* tidak terlalu rumit dalam menggunakannya dibandingkan model lain.

Bukan hanya di bidang sains, *wavelet* juga dapat digunakan di bidang ekonomi. Data ekonomi merupakan data yang tidak stasioner dan pergerakan frekuensinya berkembang sepanjang waktu. Oleh sebab itu, banyak para ahli ekonomi mengangkat topik tersebut sebagai salah satu alat dalam menganalisis data ekonomi yang dipaparkan dalam jurnal-jurnal ilmiah, misalnya *An Introduction to Wavelet For Economist* oleh Christoph Schleicher, *Price and Volatility Spillovers in Stock Market: A Wavelet Analysis* oleh Hank Shik Lee, *Adapting Discrete Wavelet Analysis to The Circumstances of Economics* oleh D.S.G. Pollock dan Iolanda Lo Cascio

Pada bidang ekonomi keakurasian dalam menganalisa suatu grafik untuk setiap transaksi sangat dibutuhkan karena data ekonomi merupakan data yang tidak stasioner dan mengalami perubahan yang sangat cepat sepanjang waktu transaksi yang dilakukan. Dengan *wavelet* setiap waktu transaksi dapat memperlihatkan fluktuasi yang jelas yang berakibat terhadap hasil akhir dalam pengambilan keputusan dan lebih mendekati dengan data asli. Hal itu merupakan kelebihan dari metode *wavelet* dibandingkan transformasi Fourier dimana transformasi fourier tidak dapat mengatasi pergerakan ekonomi yang cepat dan beragam.



## 1.2 RUMUSAN MASALAH.

1. Bagaimana menggunakan metode *Discrete Wavelet Transformation* (DWT) untuk mendapatkan koefisien-koefisien *wavelet* berdasarkan domain waktu dan skala.
2. Bagaimana mendapatkan suatu bentuk grafik *Discrete Wavelet Transformation* (DWT) serta menganalisisnya.
3. Bagaimana menganalisis runtun waktu koefisien *Discrete Wavelet Transformation* (DWT) yang telah didapatkan.

## 1.3 BATASAN MASALAH.

Dalam penelitian ini, masalah akan dibatasi pada penggunaan metode DWT dengan model *wavelet Haar* untuk menganalisis data penjualan bulanan semen pada PT. Semen Tonasa dalam negeri khususnya kawasan Sulawesi Selatan sepanjang tahun 2000 – 2005.

## 1.4 TUJUAN PENULISAN.

Adapun tujuan dari penulisan ini adalah :

1. Untuk mendapatkan koefisien-koefisien *wavelet* dengan menggunakan metode DWT dengan model *wavelet Haar*.
2. Untuk memperoleh grafik DWT dan menganalisisnya.
3. Untuk memperoleh hasil analisis runtun waktu untuk setiap skala berdasarkan koefisien DWT yang telah didapatkan.

## BAB II

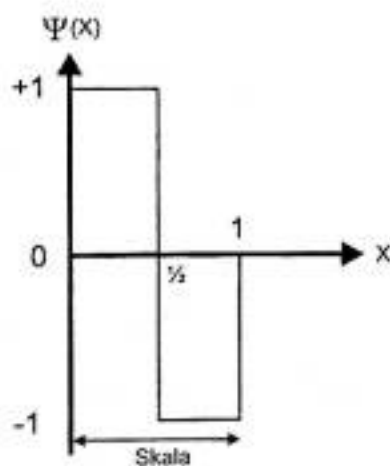
### TINJAUAN PUSTAKA

#### II.1 Wavelet Haar.

*Wavelet* Haar merupakan salah satu jenis *wavelet* yang pertama kali dikenal dan sangat sederhana dalam penggunaannya. Adapun kekurangannya, *wavelet* ini tidak bersifat kontinu dan tidak bersifat diferensial ([http://en.wikipedia.org/wiki/haar\\_wavelet](http://en.wikipedia.org/wiki/haar_wavelet), 1999).

Fungsi dasar *wavelet* Haar :

$$\psi(x) = \begin{cases} 1; & 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ -1; & \frac{1}{2} \leq x < 1 \\ 0; & \text{untuk yang lain} \end{cases} \quad (2.1)$$



Gambar 1. Grafik Wavelet Haar (Pinsky, 2002)

Berdasarkan fungsi dasar diatas, Percival dan Walden (2000) secara umum menuliskan fungsi *wavelet* Haar dengan parameter skala  $\lambda$  dan parameter waktu  $t$  sebagai berikut:

$$\Psi_{\lambda,t}^{(H)}(x) = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \Psi^{(H)}\left(\frac{x-t}{\lambda}\right) = \begin{cases} -\frac{1}{\sqrt{2\lambda}}, & t-\lambda < x \leq t; \\ \frac{1}{\sqrt{2\lambda}}, & t < x \leq t+\lambda \\ 0, & \text{untuk yang lain} \end{cases} \quad (2.2)$$

## II.2 Transformasi Diskrit Wavelet (*Discrete Wavelet Transform (DWT)*).

### 1. *Wavelet Filter*.

*Wavelet filter* dinotasikan dengan  $\{h_l : l = 0, \dots, L-1\}$  dimana  $L$  adalah lebar dari filter dan harus bernilai integer.

Menurut Percival dan Walden (2000) suatu *wavelet filter* harus memenuhi 3 dasar sifat berikut yaitu:

1.  $\sum_{l=0}^{L-1} h_l = 0;$
2.  $\sum_{l=0}^{L-1} h_l^2 = 1;$
3.  $\sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2n} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} h_l h_{l+2n} = 0$

### 2. *Scaling Filter*.

*Scaling filter* dinotasikan dengan  $\{g_l\}$ , dimana menurut Percival dan Walden (2000) diasumsikan harus memenuhi keadaan di bawah ini :

1.  $\sum_{l=0}^{L-1} g_l = \sqrt{2}$

2.  $\sum_{l=0}^{L-1} g_l^2 = 1$
3.  $\sum_{l=0}^{L-1} g_l g_{l+2n} = 0$
4.  $\sum_{l=0}^{L-1} g_l g_{l+2n'} = 0$

Dimana :  $n \in Z - \{0\}$ ,  $n' \in Z$

$$g_l = (-1)^{l+1} h_{L-1-l} \quad (2.3)$$

### 3. Transformasi Wavelet Diskrit (*Discrete Wavelet Transform*).

Pada umumnya, *Discrete Wavelet Transform* (DWT) pada runtun waktu  $X$  dengan panjang  $N = 2^j$  merupakan suatu transformasi linier yang akan diperlihatkan dalam bentuk matriks :

$$W = W X \quad (2.4)$$

dimana  $W$  adalah vektor kolom dari koefisien DWT dan  $W$  adalah matriks orthonormal DWT yang dibangun dari *wavelet filter* dan *scaling filter*. Digunakan rumus untuk mengetahui skala dari level ke- $j$  suatu koefisien DWT :

$$\tau_j = 2^{j-1} \quad j = 1, 2, 3, 4, \dots \quad (2.5)$$

Dengan DWT dapat diperoleh suatu penguraian runtun waktu menjadi suatu urutan komponen berbeda yang dapat menjabarkan bentuk pemulusan dan kasar dari suatu runtun waktu (Siluyele, 2005).

Berdasarkan persamaan (2.4) menurut Percival dan Walden (2000) dapat diperoleh persamaan yang akan menghasilkan data yang mewakili bentuk pemulusan dan kasar dari suatu data runtun waktu sehingga tidak perlu dilakukan proses pemulusan seperti metode analisis runtun waktu yang lainnya. Penjabaran persamaan (2.4) sebagai berikut :

$$X = W^T W$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{n=0}^{N-1} W_n W_n^* \\
&= \sum_{j=1}^J W_j^T W_j + V_j^T V_j \\
&= [W_1^T, W_2^T, W_3^T, \dots, W_J^T, V_J^T] \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_J \\ V_J \end{bmatrix} \\
&\equiv \sum_{j=1}^J D_j + S_j \tag{2.6}
\end{aligned}$$

Jadi dapat didefinisikan wavelet kasar ke- $j$  dari  $X$  dinotasikan dengan  $R_j$ , dimana

$$R_j = \begin{cases} 0, & j = 0 \\ \sum_{k=1}^j D_k & 1 \leq j \leq J \end{cases} \tag{2.7}$$

$D_k$  = wavelet detail ke- $k$

dan wavelet pemulusan ke- $j$  dari  $X$  dinotasikan dengan  $S_j$ ,

$$S_j = \sum_{k=j+1}^J D_k + S_J \quad j = 1, \dots, J \tag{2.8}$$

#### 4. Analisis Multiresolusi (*Multi Resolution Analysis* (MRA)).

Percival dan Walden (2000) mengatakan bahwa :

$$X = \sum_{j=1}^J D_j + S_J \tag{2.9}$$

Ini didefinisikan sebagai suatu analisis multiresolusi dari suatu metode wavelet yang lebih dikenal dengan *Multi Resolution Analysis* (MRA).

MRA ini telah diperkenalkan oleh *Stephane G. Mallat* yang dipaparkannya dalam suatu jurnal yang berjudul *A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation*.

### III.3 Algoritma Piramida.

Koefisien dari DWT dapat dihitung dengan menggunakan suatu algoritma yang dikenal dengan *Pyramid Algorithm*. Untuk mendukung analisis mengenai MRA, maka pada tahun 1989, Mallat membuat suatu algoritma yang dikenal dengan Algoritma piramida (Siluyele, 2005).

Secara umum Algoritma Piramida dapat dijabarkan sebagai berikut:

Sebelumnya diasumsikan bahwa ukuran sample  $N = 2^J$ , untuk semua bilangan integer  $J$ . Untuk  $j = 0, 1, 2, \dots, J$  dengan  $N_j = N/2^j$ , level ke- $j$  dari piramida algoritma memutar baris vektor  $N_{j-1}$  ke matriks  $V_{j-1} N_{j-1} \times N$  menjadi dua himpunan dari dua baris vektor  $N_j$ , dinamakan,  $W_j = B_j V_{j-1}$  dan  $V_j = A_j V_{j-1}$ , dimana  $B_j$  dan  $A_j$  adalah matriks yang memuat berturut-turut *wavelet* dan *scaling filter* sepanjang  $N_{j-1}$ . Gabungan vektor baris  $B_j$  dan  $A_j$  dari himpunan vektor orthonormal  $N_{j-1}$ . Dengan  $V_{0,t} = X_t$ , transformasi tingkat ke- $j$   $\{V_{j-1,t} : t = 0, \dots, N_{j-1} - 1\}$  menjadi dua urutan baru, dinamakan koefisien wavelet level ke- $j$   $\{W_{j,t} : t = 0, \dots, N_{j-1}\}$  dan koefisien scaling level ke- $j$   $\{V_{j,t} : t = 0, \dots, N_{j-1}\}$ . Koefisien wavelet level ke- $j$  dihubungkan dengan :

1.  $W_j = B_j A_{j-1} \dots A_1$ , suatu matriks  $N_j \times N$  memenuhi  $W_j W_j^T = I_{N_j}$  dan terdiri atas barisan  $\sum_{k=1}^{j-1} N_k$  sampai  $\sum_{k=1}^{j-1} N_{k-1}$  dari matriks DWT  $W$ , dengan barisan dari  $W_j$  mengandung rangkaian perubahan versi dari periode  $\{h_{j,t}\}$  sepanjang  $N$ .

$$\{h_{j,l}^{\circ}\} \leftrightarrow \left\{ H\left(\frac{2^{j-1}k}{N}\right) G\left(\frac{2^{j-2}k}{N}\right) \dots G\left(\frac{k}{N}\right) \right\}$$

2. Anggota dari vektor  $\mathbf{W}_j = W_j \mathbf{X}$  sepanjang  $N$ .
3. Level detail ke- $j$   $D_j = W_j^T \mathbf{W}_j = W_j^T W_j \mathbf{X}$ .
4. Perubahan dalam rata-rata skala  $\tau_j = 2^{j-1}$ .
5. *Subsampling* dengan dua proses half-band disusun dengan frekuensi tinggi  $[1/4, 1/2]$  pada koefisien *scaling*  $\{V_{j-1,l}\}$ .

Sebagai perbandingan, level ke- $j$  koefisien *scaling*  $\{V_{j,l}\}$  disusun dengan:

1.  $V_j = A_j A_{j-1} \dots A_1$ , suatu matriks yang memenuhi antara  $V_j V_j^T = I_N$  dan  $W_j V_j^T = V_j W_j^T = 0_{N_j}$ , dan yang barisannya men-*span* sub ruang yang sama dari  $\mathfrak{R}^N$  seperti di-*span*-kan barisan terakhir  $N_j$  dari matriks  $W$  DWT, dengan barisan  $V_j$  yang mengandung rangkaian perubahan versi dari  $\{g_{j,l}\}$  dengan periode sepanjang  $N$ .

$$\{g_{j,l}\} \leftrightarrow \left\{ G\left(\frac{2^{j-1}k}{N}\right) G\left(\frac{2^{j-2}k}{N}\right) \dots G\left(\frac{k}{N}\right) \right\}$$

2. Anggota dari vektor  $V_j = V_j \mathbf{X}$  sepanjang  $N$ .
3. Level ke- $j$  pemulusan  $S_j = V_j^T \mathbf{V}_j = V_j^T V_j \mathbf{X}$ .
4. Rata-rata skala  $\lambda_j = 2^j$ .
5. *Subsampling* dengan dua proses half-band disusun dengan frekuensi rendah  $[0, 1/4]$  pada koefisien *scaling*  $\{V_{j-1,l}\}$ .

(Percival dan Walden, 2000)

## BAB III

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### III.1 Transformasi Wavelet Diskrit (*Discrete Wavelet Transformation*).

*Discrete Wavelet Transformation* (DWT) merupakan salah satu alat dalam mendekomposisikan data runtun waktu dalam domain skala, sehingga melalui proses tersebut didapatkan data dengan skala yang berbeda-beda.

Dalam penulisan skripsi ini, data yang digunakan adalah data realisasi supply semen pada PT. Semen Tonasa dari bulan Januari 2000 hingga akhir Desember 2005 di daerah Sulawesi selatan sebanyak 72 data (**lampiran 1**).

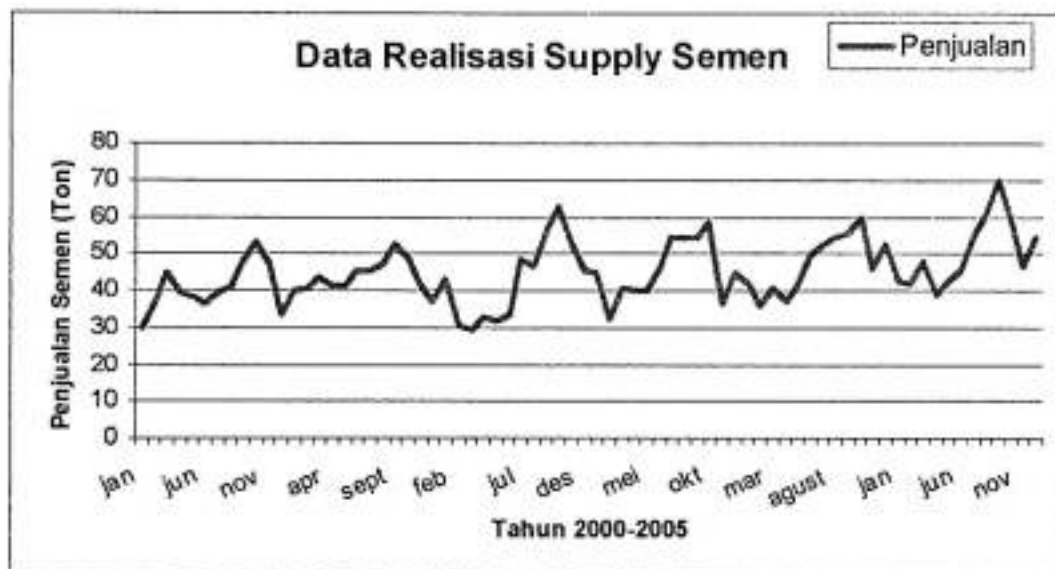
Pada kasus ini, terdapat  $N = 72$  namun dalam proses DWT banyaknya  $N$  harus sebesar  $2^j$ . Oleh sebab itu, data diambil  $N = 64 = 2^6$  dari data tersebut dapat ditentukan berapa skala yang akan digunakan dengan menggunakan rumus skala. Skala yang akan digunakan adalah 1, 2, 4, 8, 16, 32 untuk level  $j = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ . Untuk mendapatkan hasil koefisien-koefisien dapat menggunakan algoritma piramida yang terdapat pada **bab 2**. Koefisien-koefisien DWT yang telah diperoleh terlampir pada **lampiran 2**.

#### III.2 Analisis Data

Sebelum melakukan penganalisaan, bentuk dari pola data sebaiknya diketahui terlebih dahulu. Untuk mengetahuinya, data yang ada diplot. Selanjutnya hasil plot dianalisis untuk mengetahui apakah data tersebut mengalami *trend* atukah terjadi



data musiman yang biasa terdapat pada data ekonomi. Ini diakibatkan adanya fluktuasi pergerakan ekonomi yang tidak stabil.

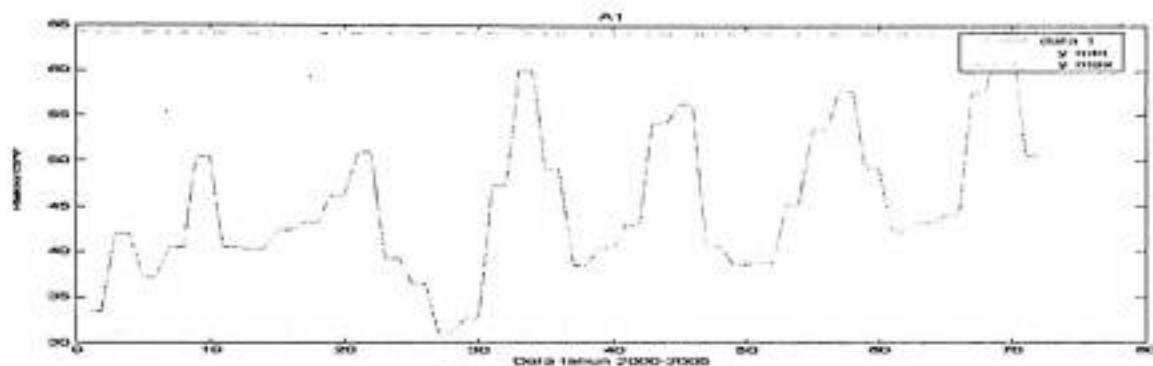


Gambar 2. Plot Data Realisasi Supply Semen

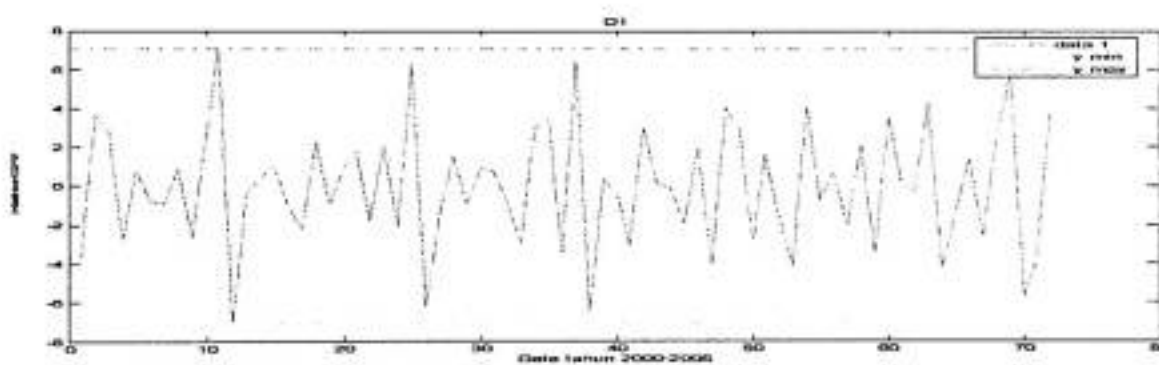
Berdasarkan gambar plot data diatas dapat dikatakan bahwa data mengalami series musiman. Ini dikarenakan adanya pergerakan berulang-ulang pada rentang waktu tertentu.

Setelah memplot data, dengan menggunakan metode DWT data yang ada akan ditransformasikan ke dalam domain skala namun tetap menggunakan parameter waktu. Ini yang merupakan kelebihan wavelet, karena data runtun waktu dapat dianalisis dengan domain skala yang berbeda-beda.

Berdasarkan program DWT yang terlampir didapatkan koefisien-koefisien DWT Haar sesuai dengan data yang ada. Dari lampiran 2 dapat diperoleh grafik DWT berdasarkan koefisien yang telah ada.



Gambar 3. Grafik A1



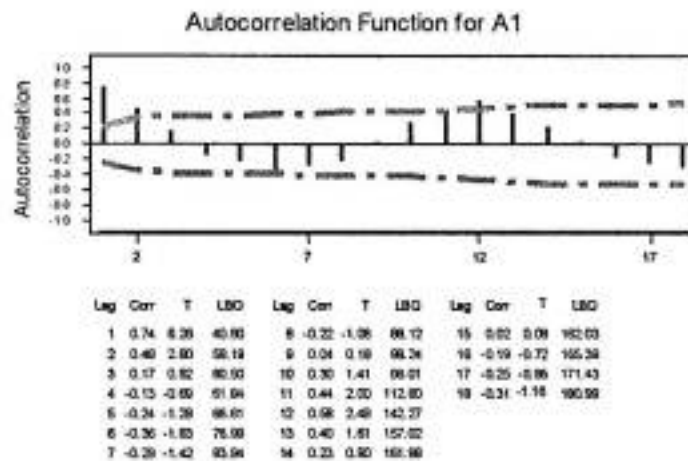
Gambar 4. Grafik D1

Berdasarkan penjelasan bab sebelumnya pada metode DWT dihasilkan 2 koefisien yaitu wavelet kasar dan wavelet pemulusan. Terlihat pada gambar 2 di atas, grafik pemulusan yang merupakan hasil transformasi metode DWT yang berskala 1. Nampak jelas pergerakan fluktuasi yang berulang-ulang setiap rentang waktu dibandingkan grafik dari data yang sebenarnya dan nampak lebih halus dibandingkan grafik D1. Berdasarkan kedua grafik di atas, pergerakan supply semen untuk setiap rentang waktu dengan skala 1 mengalami pergerakan naik turun yang signifikan atau stabil.

Untuk penganalisan lebih lanjut digunakan metode *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). ACF digunakan untuk mengukur korelasi antar deret pengamatan suatu deret waktu dan PACF digunakan

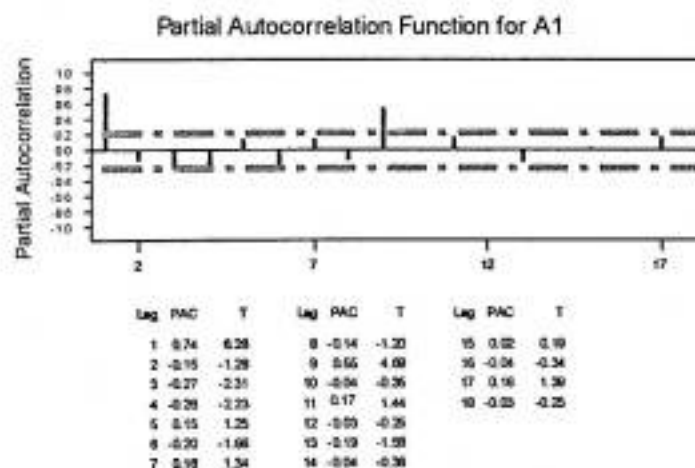


untuk mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu deret waktu. Hasil ACF dan PACF untuk skala 2 pada setiap rentang waktu dapat dilihat pada grafik dibawah ini.



**Gambar 5. Grafik ACF A1**

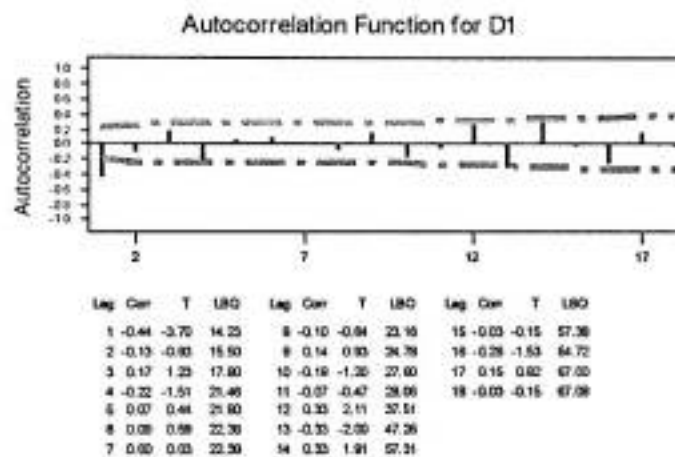
ACF untuk runtun waktu musiman pada Gambar 5 menunjukkan pola bergelombang dengan posisi pada korelasi positif dan negatif yang bergantian



**Gambar 6. Grafik PACF A1**

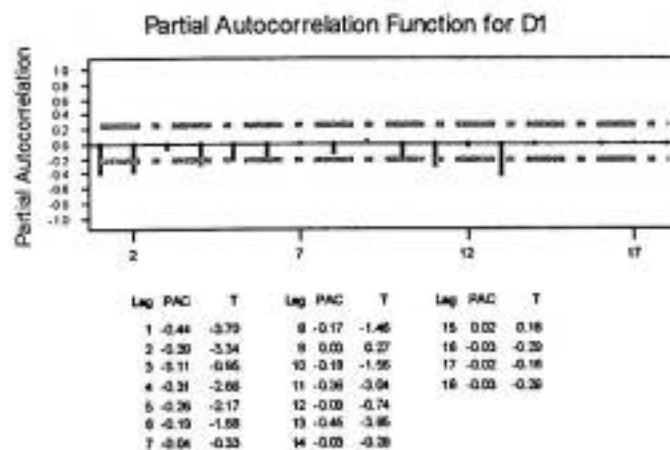
Sedangkan pada grafik PACF di atas dapat dilihat bahwa pada lag 1 dan 9 korelasi akan signifikan. Apabila mengabaikan selain lag 1 dan 9 pola yang terbentuk

adalah PACF yang turun eksponensial pada korelasi positif dan negatif secara bergantian. Pola seperti ini mengindikasikan pola musiman 9 deret waktu dikarenakan time lag yang signifikan berkelipatan 9.



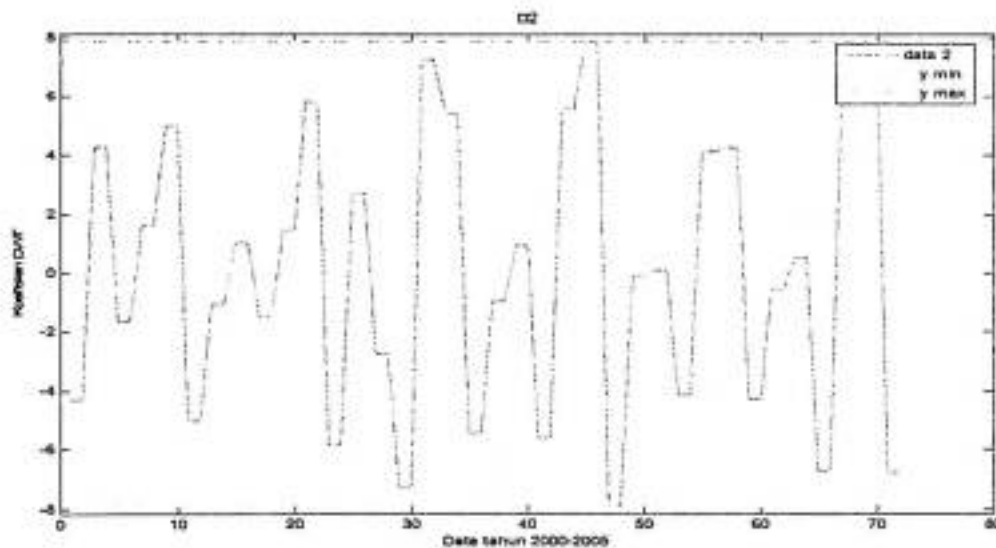
Gambar 7. Grafik ACF D1

Dapat dilihat pada gambar 7, grafik menunjukkan korelasinya pada lag 1 melewati garis merah dan membentuk pola yang turun eksponensial pada nilai autokorelasi negatif. Untuk mendeteksi lebih akurat dapat dilanjutkan dengan melihat pada grafik PACF-nya



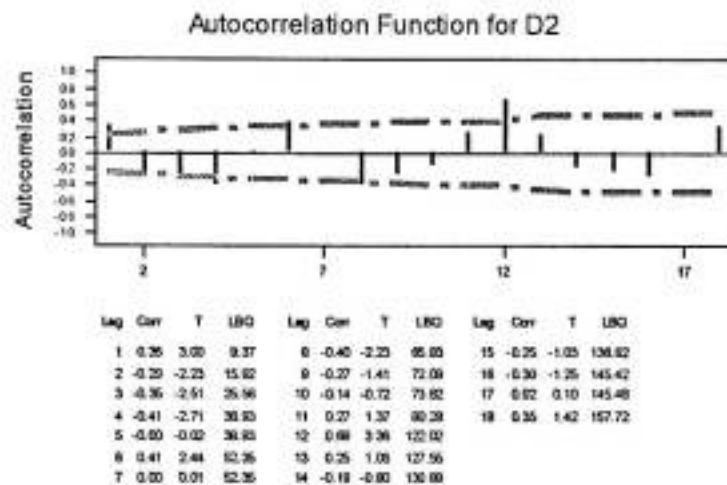
Gambar 8. Grafik PACF D1

Pada grafik PACF dapat dilihat bahwa pada lag-lag tertentu PACF keluar dari garis merah yang merupakan garis batas signifikan. Ini berarti pada lag 1, 2, 4, 11, 13 nilai koefisien pada lag tersebut disimpulkan signifikan secara statistik. Pola mengalami pergerakan naik turun dapat disimpulkan data mempunyai pola musiman dengan panjang musiman 13 dikarenakan pada time lag 1 dan 13 nilai signifikannya yang paling tinggi.



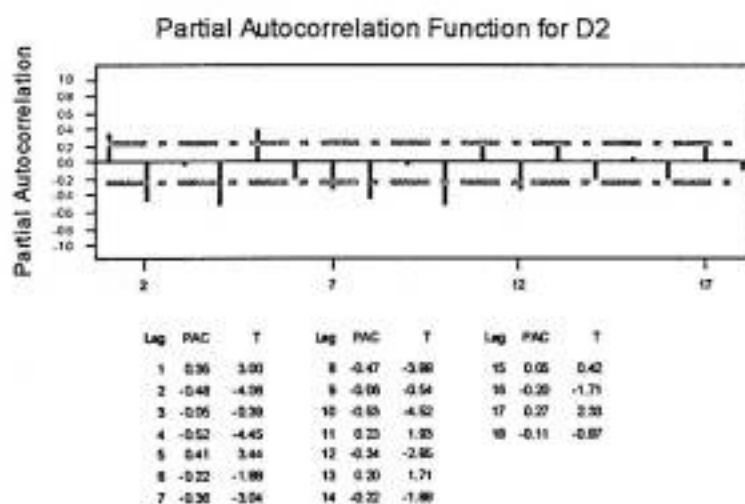
Gambar 9. Grafik D2

Grafik D2 merupakan grafik hasil transformasi dengan skala 2. Pada grafik ini nampak bahwa data mengalami pola musiman pada setiap rentang waktu. Untuk memperkuat identifikasi tersebut maka perlu memperhatikan grafik ACF dan PACF-nya



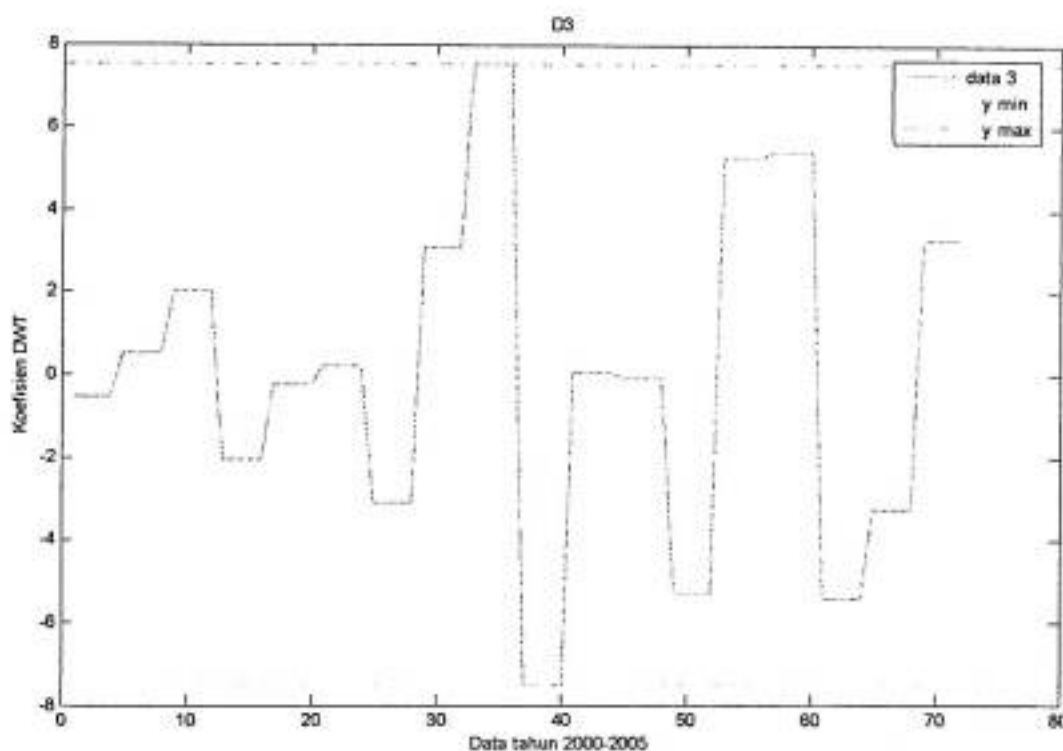
**Gambar 10. Grafik ACF D2**

Pada grafik ACF diatas dapat terlihat bahwa pada lag 1, nilai koefisien autokorelasinya melewati batas garis merah. Ini berarti nilai koefisien autokorelasinya signifikan pada lag 1, 4, 6 dan 12 pola mengalami pergerakan naik turun. Ini dapat disimpulkan bahwa data mengalami pola musiman dengan panjang musiman 12 dikarenakan pada time lag 1 dan 12 nilai signifikannya paling tinggi. Untuk memperkuat identifikasi perlu melihat grafik PACF-nya.



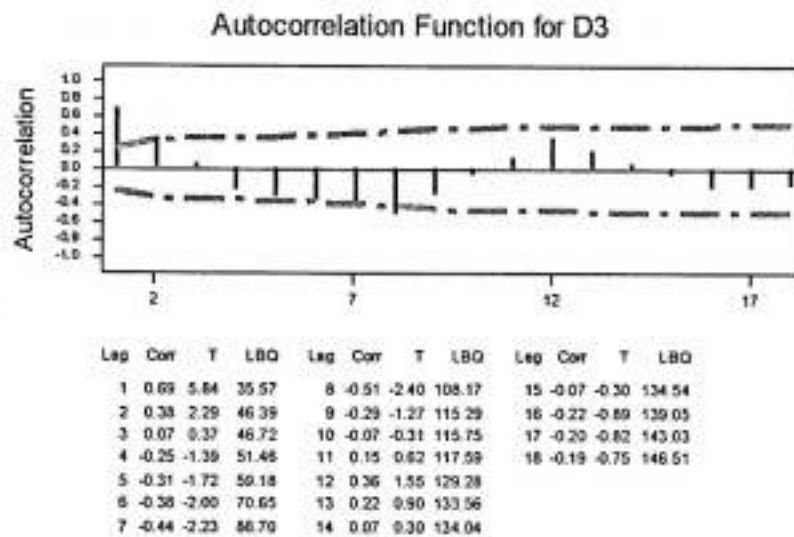
**Gambar 11. Grafik PACF D2**

Pada grafik di atas nampak bahwa pola mengalami pergerakan naik turun secara eksponensial. Hal ini dapat memperkuat kesimpulan yang telah terpaparkan sebelumnya. Data D2 dengan skala 2 mengalami pola musiman dengan panjang musiman 2 dikarenakan pada umumnya time lag yang signifikan berkelipatan 2 yaitu 1, 2, 4, 5, 7, 8, 10 dan 12.



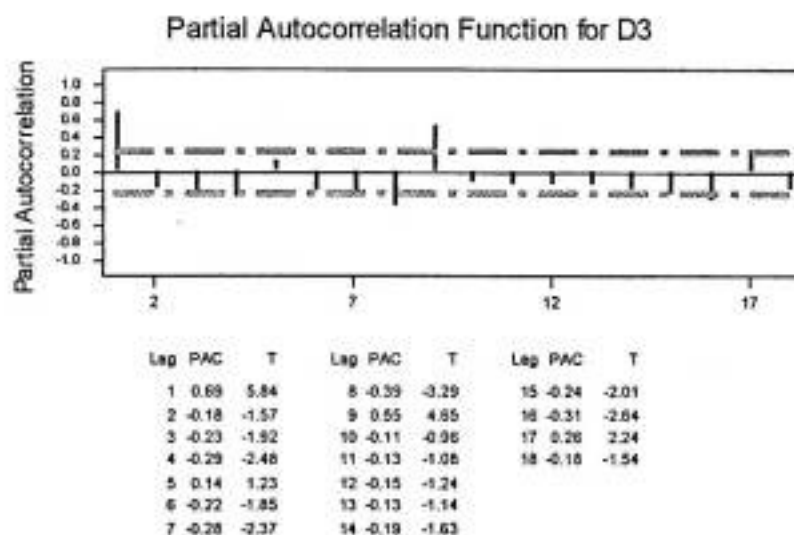
Gambar 12. Grafik D3

Grafik di atas merupakan grafik dengan skala 4, terlihat grafik nampak lebih renggang pada setiap rentang waktu. Dimana dapat dilihat pada rentang data ke-30 dan ke-40 terjadi penurunan drastis.



**Gambar 13. Grafik ACF D3**

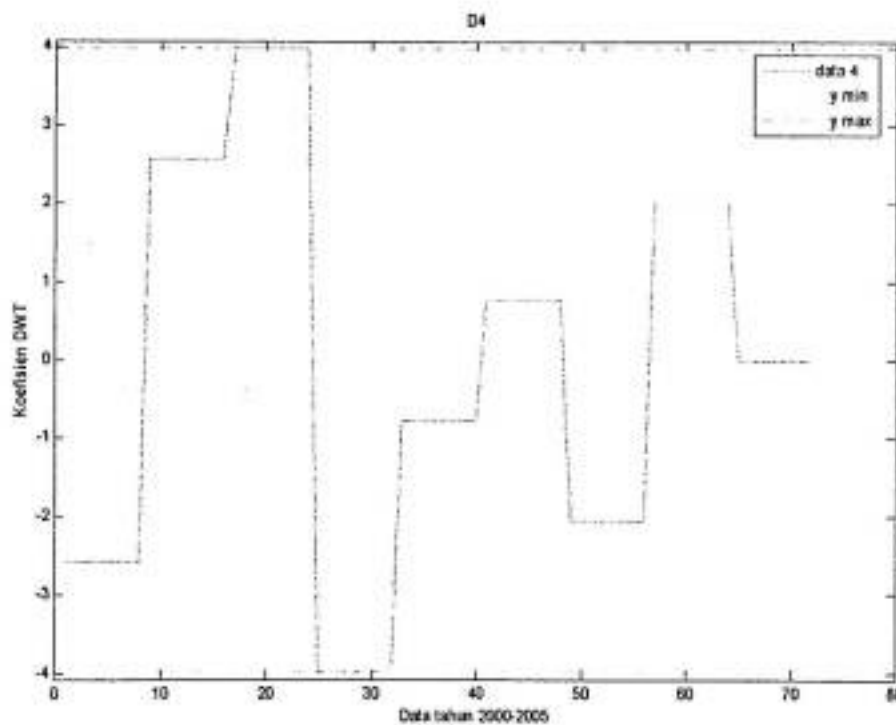
Dengan melihat grafik ACF di atas nampak bahwa pada lag 1, nilai koefisien autokorelasinya signifikan secara statistik dan pada lag selanjutnya turun dan mengalami pergerakan secara eksponensial. Ini bisa dikategorikan pada skala ini data tetap mengalami pola musiman.



**Gambar 14. Grafik PACF D3**

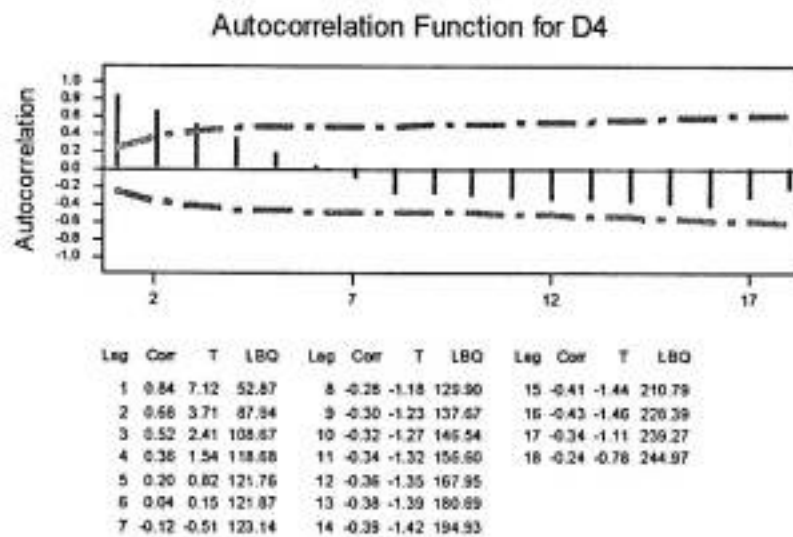


Pada grafik PACF di atas dapat dilihat bahwa pada lag-lag tertentu nilai koefisien autokorelasinya signifikan secara statistik. Ini berarti data memiliki pola musiman dengan panjang musiman 9 dikarenakan pada lag 1 dan 9 nilai koefisien signifikan secara statistik



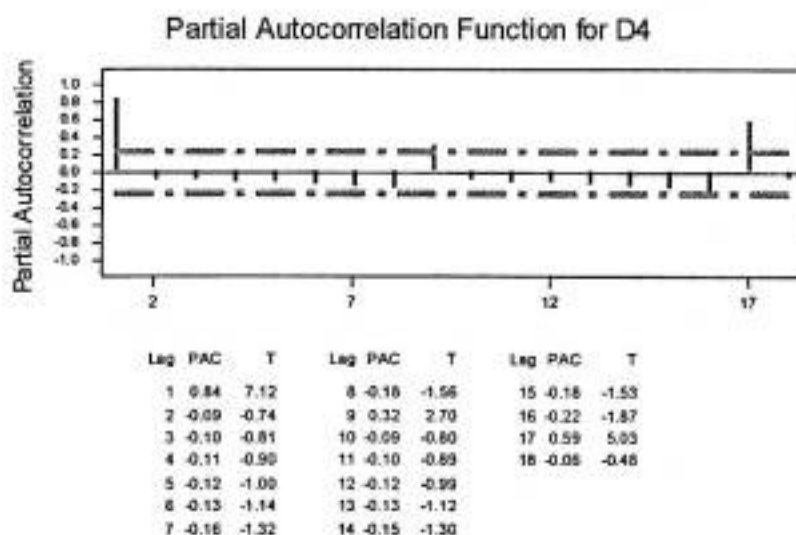
Gambar 15. Grafik D4

Grafik D4 merupakan grafik DWT dengan skala 8. Dimana pada grafik ini data mengalami penurunan drastis pada rentang data ke-20 dan ke-30. Dibandingkan dengan grafik D3 yang lebih banyak mengalami pergerakan untuk setiap rentang data.



**Gambar 16. Grafik ACF D4**

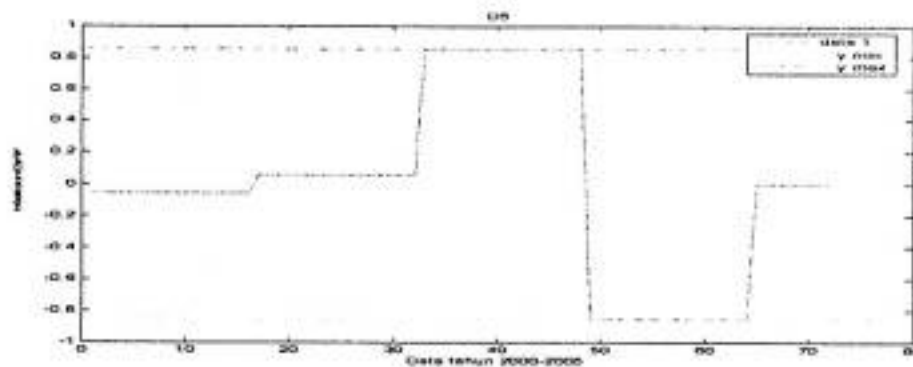
Pada grafik ACF terlihat bahwa data memiliki pola *trend*. Ini diakibatkan pada lag 1 dan 2 nilai koefisien autokorelasi signifikan secara statistik.



**Gambar 17. Grafik PACF D4**

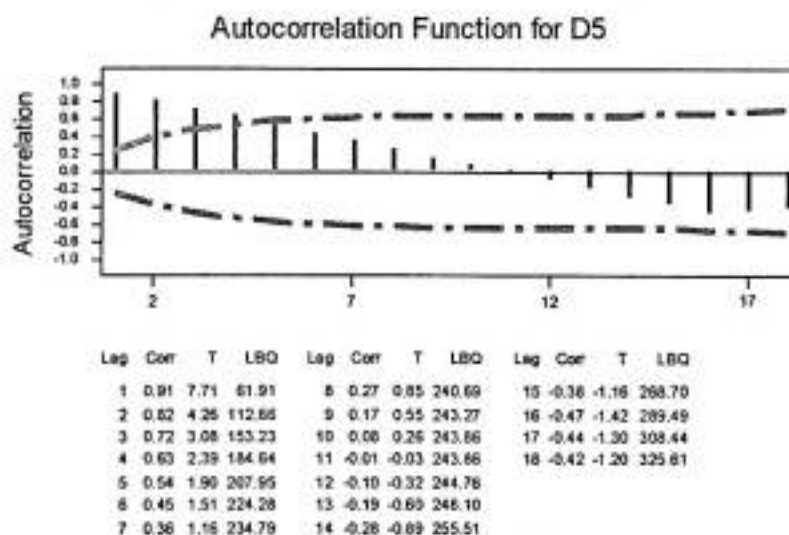
Untuk memperkuat analisis pada grafik di atas dapat dilihat bahwa pada lag 1 nilai koefisien autokorelasinya signifikan secara statistik dan tidak mengalami

pergerakan naik turun seperti pada pola musiman. Ini berarti data dengan skala 8 mengalami pola *trend*.



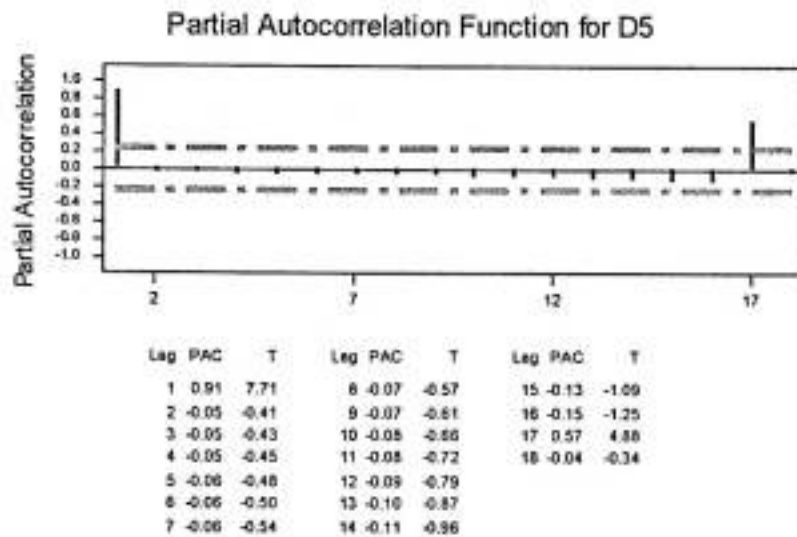
Gambar 18. Grafik D5

Grafik di atas merupakan grafik koefisien DWT dengan skala 16. Dapat terlihat pada rentang waktu tertentu grafik mengalami penurunan drastis yaitu antara data ke-40 dan ke-50 untuk data lain tidak mengalami perubahan yang besar.



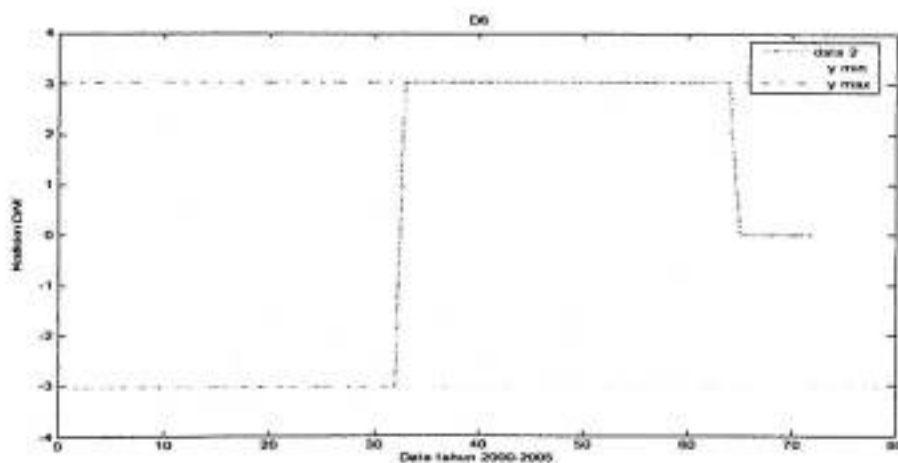
Gambar 19. Grafik ACF D5

Dapat terlihat pada grafik di atas data memiliki pola *trend*. Ini dikarenakan pada beberapa lag 1,2 dan 3 nilai koefisien autokorelasi signifikan secara statistik.



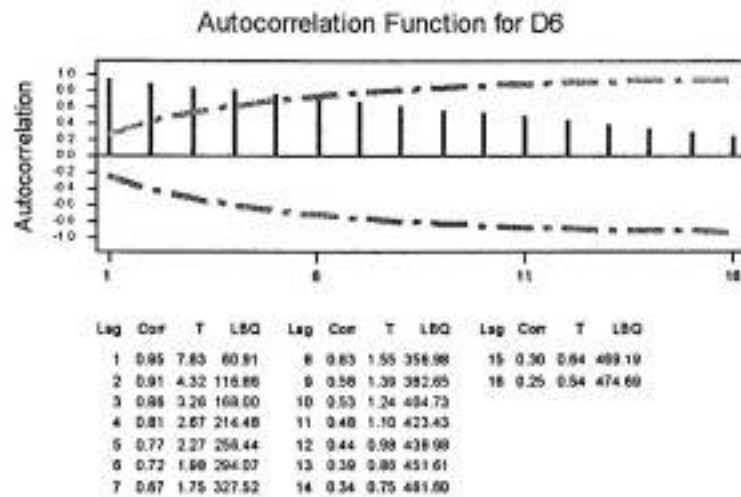
Gambar 20. Grafik PACF D5

Untuk memperkuat analisis grafik ACF. Pada grafik PACF di atas nampak bahwa grafik memiliki model AR(2) ini dikarenakan terdapat dua lag yang signifikan secara statistik walaupun data historisnya mengalami *trend*.



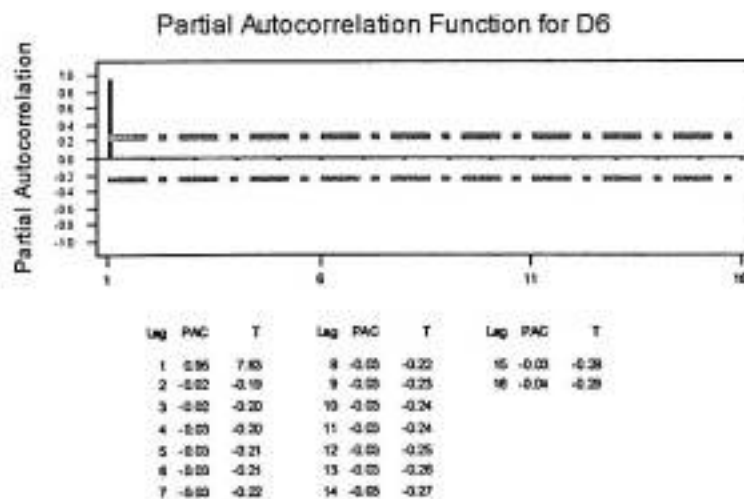
Gambar 21. Grafik D6

Grafik di atas merupakan grafik koefisien DWT dengan skala 32. Pada grafik ini tidak mengalami penurunan melainkan kenaikan drastis pada rentang data ke-30 dan ke-40. Dan pada rentang data ke-60 dan ke-70 grafik mengalami penurunan namun tidak terlalu drastis seperti pada grafik sebelumnya.



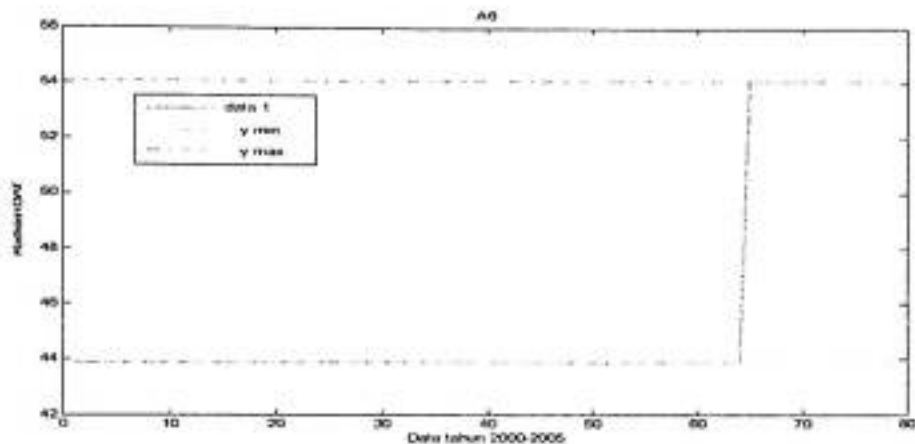
Gambar 22. Grafik ACF D6

Pada grafik ACF di atas data nampak mengalami pola *trend* seperti pada grafik ACF dengan skala 16. Ini dikarenakan pada beberapa lag 1, 2, 3 dan 4 nilai koefisiennya signifikan secara statistik.



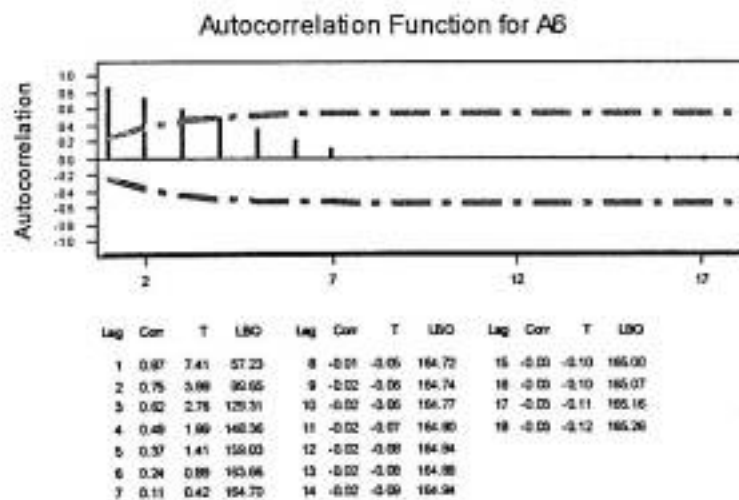
Gambar 23. Grafik PACF D6

Berdasarkan grafik di atas nampak sekali bahwa data memiliki model AR (1). Ini dikarenakan hanya pada lag 1 nilai koefisien autokorelasinya signifikan secara statistik.



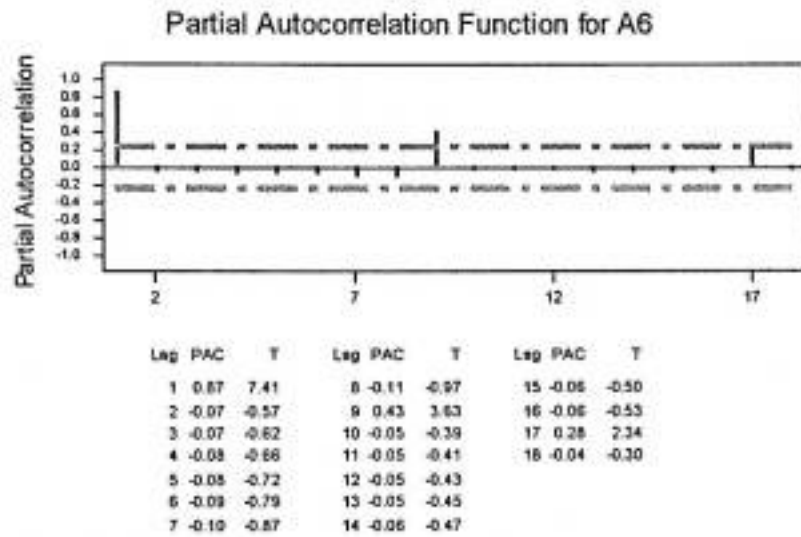
Gambar 24. Grafik A6

Grafik A6 merupakan grafik pemuluan dari data koefisien DWT dengan skala 32. Dapat dilihat bahwa antara data ke-60 dan ke-70, grafik mengalami kenaikan drastis.



Gambar 25. Grafik ACF A6

Pada grafik ACF di atas data nampak mengalami pola *trend* seperti pada grafik ACF dengan skala 16. ini dikarenakan pada beberapa lag 1, 2 dan 3 nilai koefisiennya signifikan secara statistik.



Gambar 26. Grafik PACF A6

Berdasarkan grafik di atas nampak sekali bahwa data memiliki model AR (2). Ini dikarenakan pada lag 1 dan lag 9 nilai koefisien autokorelasinya signifikan secara statistik.



## BAB IV

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### IV.1 Kesimpulan

Metode DWT yang digunakan merupakan metode wavelet yang paling sederhana dalam penggunaannya. Dan model wavelet Haar juga merupakan model yang paling sederhana dan mudah untuk dimengerti. Dengan menggunakan Software Matlab dapat dengan mudah menjalankan program untuk mendapatkan koefisien DWT untuk setiap skala. Setiap skala akan menampilkan dua keadaan yaitu positif dan negatif nampak pada lampiran 2.

Pada skala 1 koefisien yang didapatkan menampilkan grafik yang lebih rapat. Pada skala 2 koefisien yang didapatkan nampak lebih renggang dan terjadi pergerakan drastis antara ke-40 dan ke-50. Pada skala 4, grafik mengalami pergerakan drastis antara data ke-30 dan ke-40. Pada skala 8, grafik mengalami pergerakan drastis antara data ke-20 dan ke-30. Pada skala 16, grafik mengalami pergerakan drastis antara data ke-40 dan ke-50. Pada skala 32, grafik mengalami pergerakan drastis antara data ke-30 dan ke-40. Berdasarkan hasil yang didapatkan supply semen PT. Semen Tonasa pada skala 1 hingga 16 mengalami penurunan drastis pada waktu tertentu dimana sangat berpengaruh terhadap pendapatan perusahaan dan perlu diperhatikan sedangkan pada skala 32 supply semen mengalami kenaikan yang sangat menguntungkan bagi PT. Semen Tonasa. Ini berarti semakin



besar skala yang digunakan semakin besar peningkatan supply semen untuk setiap parameter waktu.

Dengan melihat grafik ACF dan PACF dapat diketahui bahwa setiap skala mengalami pola data yang berbeda-beda dengan tingkat kestasioneran yang berbeda pula. Dikarenakan model Haar yang tidak kontinu mengakibatkan pergerakan grafik nampak sama untuk beberapa data dengan parameter waktu yang berbeda untuk setiap skala. Dengan melihat hasil analisisnya, data tersebut dengan skala tertentu berpola musiman. Ini terjadi pada bulan Januari tahun 2000 yang akan berulang pada bulan April, Juni dan Desember pada tahun yang sama dan akan berulang terus untuk setiap tahunnya pada skala 1 hingga 4. Sedangkan pada skala 16 dan 32 grafik ACF menampilkan pola *trend* namun grafik PACFnya menunjukkan model AR (*Autoregressive*) dengan ordo 2. Hanya pada skala 8 data mengalami pola *trend* dikarenakan data tidak mengalami pergerakan yang signifikan berdasarkan grafik ACF dan PACFnya. Sehingga dapat disimpulkan dengan menggunakan metode DWT suatu data runtun waktu belum dapat stationer diperlukan suatu proses lanjutan.

#### **IV.2 Saran**

Dalam wavelet terdapat banyak model dan metode. Metode DWT dan model Haar merupakan awal untuk mempelajari tentang wavelet. Skripsi ini dapat dilanjutkan dengan menerapkan model dan metode lain untuk mempelajari wavelet.

## DAFTAR PUSTAKA

Kaplan, Ian, 2004. *Applying the Haar Wavelet Transform to Time Series Information*. [http://www.bearcave.com/misl/misl\\_tech/wavelets/haar.html](http://www.bearcave.com/misl/misl_tech/wavelets/haar.html)

Percival, D dan Walden, A T, 2000. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. Cambridge University Press, Inggris.

Pinsky, Mark A, 2002. *Introduction to Fourier Analysis and Wavelet*. Brooks Cole Thomson Learning, Amerika Serikat.

Siluyele, Ian J, 2005. *Application of Wavelet Analysis to Time Series Data*. <http://www.aims.ac.za/resources/archive/2004/ian.pdf>

Wei, William W S, 1994. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Addison-Wesley Publishing Company, Amerika Serikat.

Wikipedia, 1999. *Wavelet Haar*. [http://en.wikipedia.org/wiki/Haar\\_wavelet](http://en.wikipedia.org/wiki/Haar_wavelet)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Tabel Data Realisasi Supply Semen pada tahun 2000 – 2005 (ton)

Bulan	TAHUN					
	2000	2001	2002	2003	2004	2005
Januari	29.748	39.902	42.814	44.978	41.51	42.468
Februari	37.037	40.661	30.268	32.129	35.735	41.862
Maret	44.785	43.449	29.542	40.714	40.409	47.473
April	39.215	41.338	32.617	40.106	37.203	39.049
Mei	37.934	41.021	31.881	39.948	41.047	42.646
Juni	36.358	45.425	33.649	46.092	49.264	45.512
Juli	39.52	45.233	48.078	54.294	52.704	54.941
Agustus	41.28	47.08	46.515	54.072	54.17	60.163
September	47.762	52.754	56.988	54.415	55.709	69.801
Oktober	53.094	49.181	62.894	58.34	59.868	58.436
November	47.458	41.372	52.634	36.568	45.732	46.725
Desember	33.32	37.225	45.525	44.622	52.699	54.52

Lampiran 2. Tabel Koefisien-koefisien DWT Haar

TAHUN	BULAN	A1	D1	D2	D3	D4	D5	A6	D6
2000	Januari	33.393	-3.645	-4.304	-0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Februari	33.393	3.645	-4.304	-0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Maret	42.000	2.785	4.304	-0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	April	42.000	-2.785	4.304	-0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Mei	37.146	0.788	-1.627	0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Juni	37.146	-0.788	-1.627	0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Juli	40.400	-0.880	1.627	0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Agustus	40.400	0.880	1.627	0.538	-2.569	-0.056	43.887	-3.027
	September	50.428	-2.666	5.020	2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Oktober	50.428	2.666	5.020	2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	November	40.389	7.069	-5.020	2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Desember	40.389	-7.069	-5.020	2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
2001	Januari	40.282	-0.380	-1.056	-2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Februari	40.282	0.380	-1.056	-2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Maret	42.394	1.056	1.056	-2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	May	42.394	-1.056	1.056	-2.036	2.569	-0.056	43.887	-3.027
	Mei	43.223	-2.202	-1.467	-0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	Juni	43.223	2.202	-1.467	-0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	Juli	46.157	-0.924	1.467	-0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	Agustus	46.157	0.924	1.467	-0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	October	50.968	1.787	5.835	0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	Oktober	50.968	-1.787	5.835	0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	December	39.299	2.074	-5.835	0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
	Desember	39.299	-2.074	-5.835	0.222	3.995	0.056	43.887	-3.027
2002	Januari	36.541	6.273	2.731	-3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	Februari	36.541	-6.273	2.731	-3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	Maret	31.080	-1.538	-2.731	-3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027

	June	31.080	1.538	-2.731	-3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	Mei	32.765	-0.884	-7.266	3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	Juni	32.765	0.884	-7.266	3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	Juli	47.297	0.782	7.266	3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	Agustus	47.297	-0.782	7.266	3.110	-3.995	0.056	43.887	-3.027
	November	59.941	-2.953	5.431	7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	Oktober	59.941	2.953	5.431	7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	January	49.080	3.555	-5.431	7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	Desember	49.080	-3.555	-5.431	7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
2003	Januari	38.554	6.425	-0.928	-7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	Februari	38.554	-6.425	-0.928	-7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	Maret	40.410	0.304	0.928	-7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	July	40.410	-0.304	0.928	-7.514	-0.774	0.857	43.887	3.027
	Mei	43.020	-3.072	-5.582	0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	Juni	43.020	3.072	-5.582	0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	Juli	54.183	0.111	5.582	0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	Agustus	54.183	-0.111	5.582	0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	December	56.378	-1.963	7.891	-0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	Oktober	56.378	1.963	7.891	-0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	February	40.595	-4.027	-7.891	-0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
	Desember	40.595	4.027	-7.891	-0.058	0.774	0.857	43.887	3.027
2004	Januari	38.623	2.888	-0.092	-5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	Februari	38.623	-2.888	-0.092	-5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	Maret	38.806	1.603	0.092	-5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	August	38.806	-1.603	0.092	-5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	Mei	45.156	-4.109	-4.141	5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	Juni	45.156	4.109	-4.141	5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	Juli	53.437	-0.733	4.141	5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	Agustus	53.437	0.733	4.141	5.291	-2.051	-0.857	43.887	3.027
	January	57.789	-2.080	4.287	5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027

	Oktober	57.789	2.080	4.287	5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
	March	49.216	-3.484	-4.287	5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
	Desember	49.216	3.484	-4.287	5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
2005	Januari	42.165	0.303	-0.548	-5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
	Februari	42.165	-0.303	-0.548	-5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
	Maret	43.261	4.212	0.548	-5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
	September	43.261	-4.212	0.548	-5.395	2.051	-0.857	43.887	3.027
	Mei	44.079	-1.433	-6.737	-3.278	0.000	0.000	54.093	
	Juni	44.079	1.433	-6.737	-3.278	0.000	0.000	54.093	
	Juli	57.552	-2.611	6.737	-3.278	0.000	0.000	54.093	
	Agustus	57.552	2.611	6.737	-3.278	0.000	0.000	54.093	
	February	64.119	5.683	6.748	3.278	0.000	0.000	54.093	
	Oktober	64.119	-5.683	6.748	3.278	0.000	0.000	54.093	
	April	50.623	-3.898	-6.748	3.278	0.000	0.000	54.093	
	Desember	50.623	3.898	-6.748	3.278	0.000	0.000	54.093	

### Lampiran 3. Program DWT HAAR untuk setiap skala

#### 1. Grafik D1 (skala 1)

```
% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
% % to reconruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
% % to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1 = wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 = wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 = wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 = wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 = wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(D1); title('D1');
```

#### 2. Grafik A1 (Pemulusan skala 1)

```
% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
```



```

45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
%% to reconstruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
%% to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1 = wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 = wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 = wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 = wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 = wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(A1); title('A1');

```

### 3. Grafik D2 (skala 2)

```

% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);

```



```

% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
% % to reconrtruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
% % to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1 = wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 = wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 = wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 = wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 = wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(D2); title('D2');

```

#### 4. Grafik D3 (skala 4)

```

% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);

```

```

D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
%% to reconstruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
%% to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1= wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 =wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 =wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 =wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 =wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 =wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(D3); title('D3');

```

## 5. Grafik D4 (skala 8)

```

% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
%% to reconstruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
%% to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1= wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 =wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 =wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 =wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 =wrcoef('d',C,L,'db1',5);

```

```
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(D4); title('D4');
```

## 6. Grafik D5 (skala 16)

```
% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
% % to reconrtruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
% % to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1 = wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 = wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 = wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 = wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 = wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(D5); title('D5');
```

## 7. Grafik D6 (skala 32)

```
% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
```

```

37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);
D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
% % to recontruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
% % to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1 = wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 = wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 = wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 = wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 = wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(D6); title('D6');

```

## 8. Grafik A6 (Pemulusan skala 32)

```

% program DWT
% 1 Data Asli
x = [29.748 37.037 44.785 39.215 37.934 36.358 39.52 41.28 47.762 53.094 47.458
33.32 39.902 40.661 43.449 41.338 41.021 45.425 45.233 47.08 52.754 49.181 41.372
37.225 42.814 30.268 29.542 32.617 31.881 33.649 48.078 46.515 56.988 62.894 52.634
45.525 44.978 32.129 40.714 40.106 39.948 46.092 54.294 54.072 54.415 58.34 36.568
44.622 41.51 35.735 40.409 37.203 41.047 49.264 52.704 54.17 55.709 59.868 45.732
52.699 42.468 41.862 47.473 39.049 42.646 45.512 54.941 60.163 69.801 58.436 46.725
54.52]
% perform a single level wavelet decomposition
% using db1 = haar
[cA1,cD1] = dwt(x,'db1');
% construct approximation and details from the coefficient
A1 = upcoef('a',cA1,'db1',1);

```

```

D1 = upcoef('d',cD1,'db1',1);
% perform a multilevel wavelet decomposition of a signal
[C,L] = wavedec(x,6,'db1');
% extract approximation and detail coefficient
cA6 = appcoef(C,L,'db1',6);
% extract the level 1,2,3,4,5 detail coefficient from C
D1 = detcoef(C,L,'db1',1);
D2 = detcoef(C,L,'db1',2);
D3 = detcoef(C,L,'db1',3);
D4 = detcoef(C,L,'db1',4);
D5 = detcoef(C,L,'db1',5);
D6 = detcoef(C,L,'db1',6);
% reconstruct the level 5 approximation and the level 1,2,3,4,5 details
%% to reconstruct the level 5 approximation from C
A6 = wrcoef('a',C,L,'db1',6);
%% to reconstruct the details at levels 1,2,3,4,5 from C
D1 = wrcoef('d',C,L,'db1',1);
D2 = wrcoef('d',C,L,'db1',2);
D3 = wrcoef('d',C,L,'db1',3);
D4 = wrcoef('d',C,L,'db1',4);
D5 = wrcoef('d',C,L,'db1',5);
D6 = wrcoef('d',C,L,'db1',6);
% display the result
plot(A6); title('A6');

```