

# 2015 JURNAL HMD No 2 Vol 2

## Rezzy et al\_1

*by* Hasbi Yasin

---

**Submission date:** 21-Jan-2019 10:07PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 1066611449

**File name:** 2015\_JURNAL\_HMD\_No\_2\_Vol\_2\_Rezzy\_et\_al\_1.pdf (747.76K)

**Word count:** 3566

**Character count:** 20230

**2**  
**PEMODELAN TINGGI PASANG AIR LAUT DI KOTA  
SEMARANG DENGAN MENGGUNAKAN MAXIMAL OVERLAP  
DISCRETE WAVELET TRANSFORM (MODWT)**

Rezzy Eko Caraka<sup>1</sup>, Hasbi Yasin<sup>2</sup>, Suparti<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Mahasiswa Jurusan Statistika FSM UNDIP  
Rezzyekocaraka@gmail.com

<sup>2</sup>Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Undip  
Hasbiyasin@undip.ac.id

<sup>3</sup>Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Undip  
Supartisudargo@yahoo.com

---

**ABSTRAK**

**2**  
Seluruh kegiatan manusia yang berhubungan langsung dengan fenomena laut dan pesisir pantai membutuhkan informasi mengenai pasang surut. Pendugaan pasang surut air laut di kota Semarang menjadi faktor penting di sektor transformasi laut atau pengelolaan daerah aliran dalam kaitannya dengan sistem peringatan dini ketika terjadi banjir. Informasi pasang surut air laut yang akurat, sangat penting bagi masyarakat khususnya yang berada dikawasan rawan banjir rob atau didaerah cekungan sehingga proses evakuasi dapat dilakukan lebih awal dan kerugian material serta korban jiwa dapat dihindari. Fungsi wavelet mampu merepresentasikan fungsi-fungsi yang bersifat tidak mulus. Ini dikarenakan basis dalam wavelet ditentukan oleh letak dan skala (translasi dan dilatasi). Transformasi wavelet terdapat dua macam yakni Discrete Wavelet Transform (DWT) dan Continue Wavelet Transform (CWT). Penggunaan dekomposisi wavelet telah berkembang dan dianggap lebih sesuai adalah Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT). Banyaknya koefisien wavelet setiap tingkat MODWT selalu sama, hal ini berbeda dengan metode DWT yang selalu terjadi penurunan (decimated) pada setiap kenaikan tingkatan. Sifat ini menyebabkan MODWT memiliki keunggulan melakukan pemodelan data runtun waktu. Analisis dapat disimpulkan data pasang surut Kota Semarang menggunakan MODWT didapat MSE minimal diperoleh pada dekomposisi level 4 dan banyaknya koefisien pada level tersebut adalah 5 dengan nilai koefisien determinasi  $R^2$  99,26%

**Kata Kunci:** Pasang Surut, Wavelet, CWT, DWT, MODWT, Runtun Waktu

**ABSTRACT**

*All human activity that is directly related to the sea, and the phenomenon coastal tides need information about. Sea tides Sounding in the Central Java city of Semarang a crucial factor in the sector transformation sea or management of the sect in relation to an early warning system and the deluge. Sea tides Information which is accurate, it is very important for the community, especially prone to flooding which was within rob or basin area so that the process done earlier evacuation to a lot of material and the sacrifice and soul can be avoided. Functions wavelet able to represent the functions that are not smooth. This is because base in wavelet is determined by the locat and scale (translation and dilatation). Transformation wavelet there are two kinds, Discrete Wavelet Transform (DWT) and Continue Wavelet Transform (CWT). The use a decomposition wavelet has been growing and is considered more suitable is Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT). Many coefficient wavelet every level MODWT is always the same, it is different with the method DWT that there is always*

experienced (decimated) in every increase levels. This nature causes MODWT has the advantage doing time series data modeling. Analysis of data can be concluded tide of Semarang using MODWT acquired MSE at least, the decomposition level 4 and there are many coefficient on that level is 5 with the coefficient determination  $R^2$  99.26 %

**Keywords :** Tides, Wavelet, CWT, DWT, MODWT, Time Series

## PENDAHULUAN

Cuaca dan iklim merupakan sebuah proses fenomena di atmosfer yang keberadaannya sangat penting dalam berbagai aktivitas kehidupan. Perhatian mengenai informasi cuaca dan iklim semakin meningkat seiring dengan meningkatnya fenomena alam yang tidak lazim terjadi atau biasa disebut dengan cuaca ekstrim yang sulit untuk dikendalikan dan dimodifikasi. Sebagai contoh fenomena ekstrim tersebut adalah tingginya gelombang laut yang berpotensi mengakibatkan bencana alam. Dampak yang ditimbulkan dapat diminimalisir dengan penyediaan informasi.

Peramalan adalah suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa yang akan datang berdasarkan nilai sekarang dan masa lalu dari suatu peubah (Makridakis, 1999). Peramalan merupakan suatu unsur yang sangat penting terutama dalam perencanaan dan pengambilan keputusan. Adanya tenggang waktu antara suatu peristiwa dengan peristiwa yang terjadi mendatang merupakan alasan utama bagi peramalan dan perencanaan. Dalam situasi tersebut peramalan merupakan alat yang penting dalam perencanaan yang efektif serta efisien. Pemilihan metode dalam peramalan tergantung pada beberapa aspek penelitian yaitu aspek waktu, pola data, tipe model sistem yang diamati, dan tingkat keakuratan peramalan. Penggunaan metode tersebut dalam peramalan harus memenuhi asumsi-asumsi yang digunakan. Analisis dekomposisi wavelet merupakan fungsi basis yang memberikan alat baru sebagai pendekatan yang dapat digunakan dalam merepresentasikan data atau fungsi-fungsi yang lain (Banakar dan Azeem, 2006). Algoritma wavelet mampu memproses data pada skala atau resolusi yang berbeda. Beberapa kajian yang

berkaitan dengan transformasi wavelet telah banyak dibahas, diantaranya oleh Khashman dan Dimililer (2008) dan Mallat (1998). Beberapa kajian tentang transformasi wavelet pada data time series juga telah dilakukan, diantaranya oleh Murguia dan Canton (2006) serta Kozlowski (2005). Transformasi Wavelet akan menghasilkan himpunan koefisien Wavelet yang dihitung dari titik (lokasi) observasi pada level (skala) dan lebar range yang berbeda (Kozlowski, 2005). Penghitungan koefisien wavelet dapat dilakukan dengan Discrete Wavelet Transform (DWT) sebagaimana dikemukakan oleh Mallat (1998) atau Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) seperti dalam Percival dan Walden (2000).

Penelitian yang dilakukan oleh Warsito dkk (2013) membahas aplikasi MODWT dalam pemodelan dan prediksi GDP USA dengan level dekomposisi dan banyaknya koefisien pada setiap level optimal.

## 1. PASANG SURUT

Pasang naik dan pasang surut air laut adalah naik dan turunnya air laut secara beraturan waktunya (perlik), yaitu pada periode 24 jam 50 menit. Menurut Suyasa, dkk (2010) ada dua macam pasang-surut, yaitu pasang surut purnama (*spring tide*) dan pasang surut perbani (*neap tides*). Pasang surut purnama (*spring tide*) yaitu pasang surut dengan amplitudo besar yang disebabkan karena medan gravitasi bulan dan matahari menarik air laut pada arah yang sama, dan keadaan ini terjadi ketika bulan baru atau bulan penuh. Amplitudo terbesar terjadi karena adanya peristiwa pasang tertinggi (*Highest High Water Level* – HHWL) dan surut terendah (*Lowest Low Water Level* – LLWL). Sedangkan pasang surut perbani (*neap tides*) adalah pasang surut dengan

amplitudo kecil yang terjadi karena gaya gravitasi matahari posisinya berada tegak lurus terhadap gaya gravitasi bulan, sehingga kedua gaya gravitasi tersebut memberikan efek yang kecil, dan terjadi ketika perempat bulan pertama dan perempat bulan terakhir. Kedua pasang surut terkecil (pasang surut purnama dan perbani) terjadi dua kali dalam satu siklus bulan yang lamanya 28 hari, karena bulan mengitari bumi sekali dalam 28 hari.

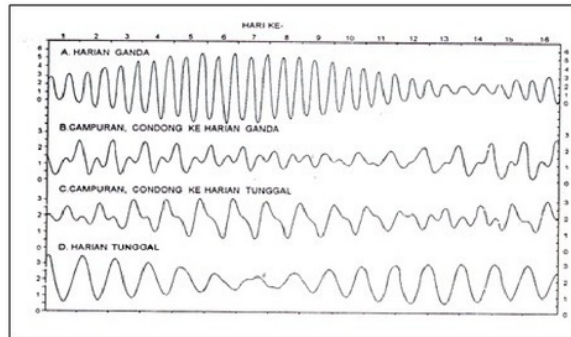
Dilihat dari pola gerakan muka lautnya, menurut Nontji (1993) pasang-surut di Indonesia dapat dibagi menjadi empat jenis yakni :

1. Pasang-surut harian tunggal (*diurnal tide*), terjadi hanya satu kali pasang dan satu kali surut setiap hari, misalnya diperairan sekitar Selat Karimata.
2. Pasang-surut harian ganda (*semidiurnal tide*), setiap hari terjadi dua kali pasang dan dua kali surut yang tingginya masing-masing hampir sama, misalnya di perairan Selat Malaka sampai ke laut Andaman.
3. Pasang-surut campuran condong ke harian tunggal (*mixed tide*,

*prevailing diurnal*), terjadi satu kali pasang dan satu kali surut dalam sehari, tetapi kadang-kadang pula untuk sementara dengan dua kali pasang dan dua kali surut yang sangat berbeda dalam tinggi dan waktunya, misalnya di pantai selatan Kalimantan dan pantai utara Jawa Barat.

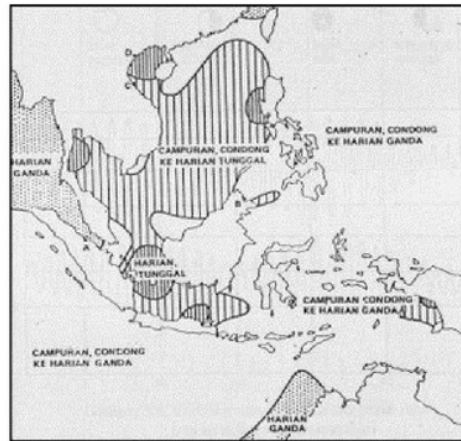
4. Pasang-surut campuran condong ke harian ganda (*mixed tide, prevailing semidiurnal*), terjadi dua kali pasang dan dua kali surut dalam sehari, tetapi berbeda dalam tinggi dan waktunya, misalnya di sebagian besar perairan Indonesia bagian timur.

Contoh pola gerakan muka air pada saat pasang surut sesuai dengan jenisnya dan sebaran pola tersebut di wilayah Indonesia dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2. Dari Gambar 2 terlihat bahwa jenis pasang surut di perairan Semarang merupakan campuran condong ke harian tunggal yaitu terjadi satu atau dua kali pasang surut dengan ketinggian dan waktu yang berbeda.



Gambar 1. Contoh pola gerakan muka air pada empat jenis pasang-surut selama kurun waktu 16 hari (Nontji, 1993)





Gambar 2. Sebaran jenis-jenis pasang-surut di Indonesia dan sekitarnya (Nontji, 1993).

## 2. FUNGSI WAVELET DAN TRANSFORMASI WAVELET

Fungsi wavelet merupakan suatu fungsi matematika yang mempunyai sifat-sifat tertentu diantaranya berisolasi di sekitar nol (seperti fungsi sinus dan cosinus), terlokalisasi dalam domain waktu dan frekuensi serta membentuk basis ortonormal dalam  $L^2(\mathbb{R})$  (Percival dan Walden, 2000). Fungsi wavelet memiliki beberapa kelebihan, antara lain:

1. Karena wavelet terlokalisasi dalam domain waktu (artinya pada saat nilai domain relatif besar, fungsi wavelet berharga nol) maka representasi fungsi dengan wavelet lebih efisien.
2. Besarnya laju konvergensi integral rata-rata kesalahan kuadrat (IMSE) optimal estimator wavelet dari fungsi mulus lebih cepat menuju 0 (Suparti, 2000).
3. Wavelet mampu merepresentasikan fungsi-fungsi yang bersifat tidak mulus. Ini dikarenakan basis dalam wavelet ditentukan oleh letak dan skala (translasi dan dilatasi). Pada bagian fungsi yang tidak mulus, representasi wavelet akan menggunakan panjang support yang sempit dan pada bagian fungsi

yang mulus akan menggunakan support yang lebih lebar. Dengan demikian fungsi wavelet mempunyai panjang support yang bersifat adaptif secara lokal sehingga metode wavelet sangat cocok untuk memodelkan data-data yang berfluktuasi.

Setiap  $f \in L_2[a,b]$  dapat dinyatakan dalam jumlahan suku-suku tak hingga dari fungsi cosines dan sines yang terdilatasi. Dalam kalimat yang lebih matematis dapat dikatakan bahwa setiap  $f \in L_2[a,b]$  dapat dinyatakan sebagai kombinasi linier dari suatu basis dalam  $L_2[a,b]$ . Dalam hal ini fungsi sinus dan cosinus membangun basis untuk ruang  $L_2[a,b]$ .

Keberadaan fungsi pembangkit basis dalam ruang  $L_2$  tidaklah tunggal. Seperti halnya fungsi sine dan cosine yang dapat membangun basis pada ruang  $L_2[a,b]$ , fungsi wavelet dapat membangun basis untuk ruang  $L_2(\mathbb{R})$ . Sebagai akibatnya setiap  $f \in L_2(\mathbb{R})$  dapat dinyatakan sebagai kombinasi linier suatu basis yang dibangun oleh wavelet seperti dituliskan pada persamaan (1)

$$f(t) = \sum_{k \in Z} c_{J,k} \phi_{J,k}(t) + \sum_{j < J} \sum_{k \in Z} d_{j,k} \psi_{j,k}(t)$$

(1)

dengan  $c_{J,k} = \langle f, \phi_{J,k} \rangle = \int f(t) \phi_{J,k}(t) dt$

$$d_{j,k} = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt$$

Persamaan (1) dapat dinyatakan sebagai jumlahan komponen skala S dan komponen detil D seperti pada persamaan (2)

$$f(t) = \sum_{k \in Z} c_{J,k} \phi_{J,k}(t) + \sum_{k \in Z} d_{J-1,k} \psi_{J-1,k}(t) + \sum_{k \in Z} d_{J-2,k} \psi_{J-2,k}(t) + \dots + \sum_{k \in Z} d_{1,k} \psi_{1,k}(t)$$

$$= S_J + D_{J-1} + D_{J-2} + \dots + D_1$$

(2)

Lebih lanjut dari persamaan (2) akan diperoleh

$$S_J \in V_J$$

$$S_J + D_{J-1} = S_{J-1} \in V_{J-1} = V_J \oplus W_{J-1}$$

$$S_J + D_{J-1} + D_{J-2} = S_{J-2} \in V_{J-2} = V_J \oplus W_{J-1} \oplus W_{J-2}$$

$$\vdots$$

$$S_J + D_{J-1} + D_{J-2} + \dots + D_1 = S_1 \in V_1 = V_J \oplus W_{J-1} \oplus W_{J-2} \oplus \dots \oplus W_1$$

Koleksi dari  $S_J, S_{J-1}, \dots, S_1$  membentuk himpunan pendekatan multiresolusi (*Multiresolution Approximations = MRA*). Ruang multiresolusi yang terbentuk dituliskan sebagai

$$\emptyset \subset \dots \subset V_J \subset V_{J-1} \subset V_{J-2} \subset \dots \subset L_2(\mathbb{R})$$

### 3. TRANSFORMASI WAVELET DISKRIT (DWT)

Transformasi wavelet yang telah dibahas pada bagian sebelumnya sebenarnya merupakan transformasi wavelet kontinu (CWT). Koefisien-koefisien wavelet pada persamaan (1) diperoleh melalui proses integrasi, oleh karenanya nilai wavelet harus terdefinisi pada setiap  $x \in \mathbb{R}$ . Ada bentuk lain dari transformasi wavelet yang disebut transformasi wavelet diskrit (DWT). maka pada DWT juga terdapat dua filter pembangun DWT yaitu filter wavelet (ibu) yang biasa dinotasikan dengan  $h$  dan filter skala (wavelet ayah) yang biasa dinotasikan dengan  $g$ . nilai filter yang memenuhi sifat-sifat yang dipersyaratkan yaitu:

1. Panjang filter adalah genap

2.  $\sum_{i=0}^{L-1} h_i^2 = 1$  dan  $\sum_{i=0}^{L-1} g_i^2 = 1$  dengan L panjang filter

3.  $\sum_{i=0}^{L-1} h_i g_i = 0$

4. Antara  $h$  dan  $g$  memiliki hubungan seperti tertulis pada persamaan (3)

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

Misalkan diberikan filter wavelet  $h = (h_0, h_1, \dots, h_{L-1})$  dan  $f = (f_1, f_2, \dots, f_n)$  merupakan realisasi fungsi  $f$  pada  $n$  titik  $t_1, t_2, \dots, t_n$  dengan jeda interval  $\Delta t = 1$  satuan waktu. Dalam hal ini disyaratkan  $n = 2^J$  untuk suatu bilangan bulat positif  $J$ . Secara matematis DWT dapat dituliskan seperti pada persamaan (4)

$$w = Wf$$

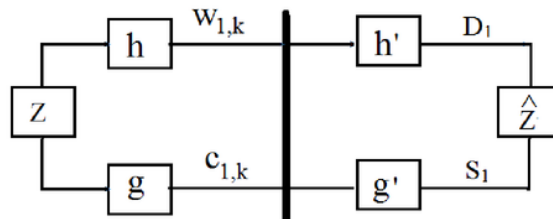
dengan  $w$  = hasil DWT dan  $W$  = matriks transformasi berukuran  $n \times n$

#### 4. MAXIMAL OVERLAP DICREETE WAVELET TRANSFORM

Jika ukuran sampel sebarang yang tidak dapat dinyatakan dalam bentuk  $2^J$ , dengan  $J$  bilangan bulat positif, pemfilteran dengan DWT seperti pada persamaan (4) tidak dapat dilakukan. Sebagai alternative koefisien  $w_{j,k}$  dan  $c_{j,k}$  dapat dihitung dengan *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (MODWT). Meskipun pembahasan difokuskan pada analisis data runtun waktu namun pada hakekatnya MODWT juga dapat digunakan dalam konteks fungsi secara umum. Beberapa istilah yang memiliki maksud sama dengan MODWT adalah Stationary wavelet transform, Redundant wavelet transform, Algorithme à trous, Quasi-continuous

wavelet transform, Translation invariant wavelet transform, Shift invariant wavelet transform, Cycle spinning, dan Undecimated wavelet transform (UWT)

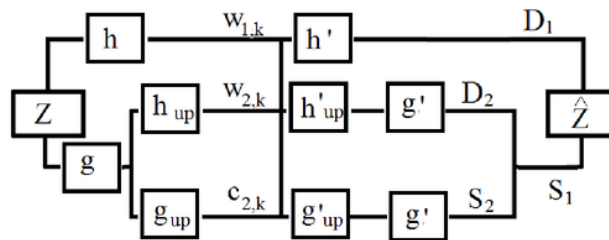
Filter untuk MODWT diperoleh dari filter DWT dengan rumusan yang akan dijelaskan berikut ini. Misalkan  $\mathbf{h}=[h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]$  adalah filter DWT dan  $\tilde{\mathbf{h}}=[\tilde{h}_0, \tilde{h}_1, \dots, \tilde{h}_{L-1}]$  adalah filter MODWT maka filter MODWT diperoleh dengan rumus  $\tilde{h}_\ell = h_\ell / \sqrt{2}$ . Hal yang sama berlaku untuk filter skala  $\mathbf{g}$  dan  $\tilde{\mathbf{g}}$ . Setelah mengetahui hubungan antara filter DWT dan filter MODWT selanjutnya untuk menyingkat penulisan symbol filter MODWT dituliskan sebagai  $\mathbf{h}$  dan  $\mathbf{g}$  seperti pada filter DWT.



Gambar 3. Algorithma MODWT pada tingkat j=1

Koefisien pada tingkat yang lebih tinggi dari MODWT dapat diperoleh dengan memecah koefisien skala  $c_{j,k}$  menjadi  $c_{j+1,k}$  and  $w_{j+1,k}$ . Proses MODWT pada tingkat

j=2 dapat dijelaskan dengan Gambar 4 lebih lanjut  $\hat{Z} = S_2 + D_2 + D_1$  akan sama dngan  $Z$  terhadap pemfilteran berbasis wavelet.



Gambar 4. Algorithma MODWT pada tingkat j=2

**2** Banyaknya koefisien wavelet pada setiap tingkat MODWT selalu sama, hal ini berbeda dengan metode DWT yang selalu terjadi penurunan (*decimated*) pada setiap kenaikan tingkatan. Sifat ini menyebabkan MODWT memiliki keunggulan untuk melakukan pemodelan data runtun waktu. Lebih lanjut tulisan ini hanya membahas penggunaan MODWT untuk pemodelan data runtun waktu.

**5. PEMODELAN DERET WAKTU BERBASIS WAVELET**

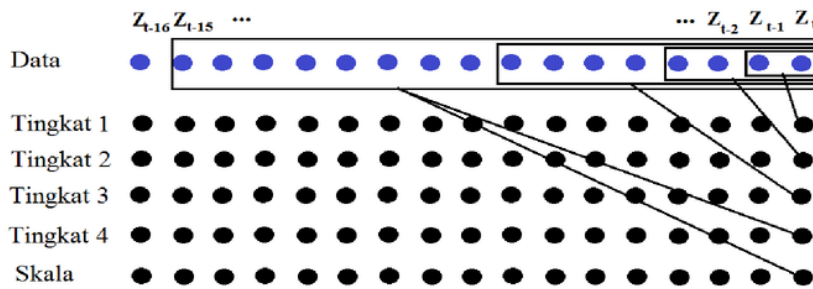
Model yang terbentuk pada hakekatnya akan digunakan sebagai alat pridiksi ke depan. Prediksi runtun waktu **Z**

satu langkah ke depan yaitu pada waktu t+1 dimodelkan secara linier berdasarkan koefisien wavelet hasil dekomposisi realisasi **Z** di waktu-waktu sebelumnya. Gambar 5 memperlihatkan runtun data yang berperan dalam pembentukan koefisien detil dan koefisien skala pada waktu t. Murtagh (2004) mengusulkan koefisien detil dan koefisien skala hasil transformasi MODWT yang dianggap penting untuk melakukan prediksi pada waktu t+1 akan berbentuk  $w_{j,t-2^j(k-1)}$  dan  $c_{J,t-2^J(k-1)}$ . Prediksi satu langkah ke depan dinyatakan dalam persamaan (5).

$$\hat{Z}_{t+1} = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{A_j} \hat{a}_{j,k} w_{j,t-2^j(k-1)} + \sum_{k=1}^{A_{J+1}} \hat{a}_{J+1,k} c_{J,t-2^J(k-1)} \tag{5}$$

Tingkat dekomposisi tertinggi dinyatakan dengan J, dan  $A_j$  terkait dengan banyaknya koefisien yang terpilih pada tingkat dekomposisi. Gambar 6 memperlihatkan koefisien yang terpilih untuk membangun

model prediksi untuk  $J=4$  dan  $A_j=2$  dengan  $j=1,2,3,4$ . Dalam hal ini persamaan (5) akan menjadi persamaan (6) dan jika diambil  $A_j=1$  akan menjadi persamaan (7).

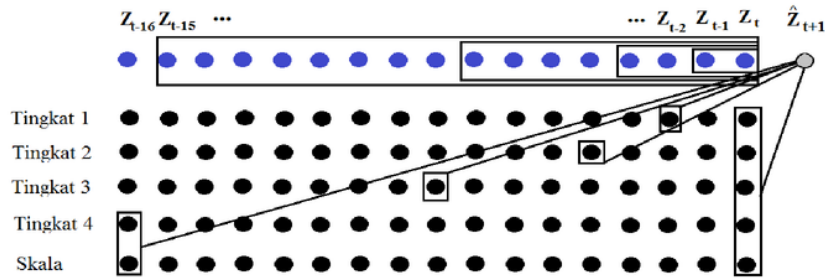


Gambar 5. Data untuk menghitung koefisien terakhir pada tiap tingkatan

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{t+1} = & \hat{a}_{1,1}w_{1,t} + \hat{a}_{1,2}w_{1,t-2} + \hat{a}_{2,1}w_{2,t} + \hat{a}_{2,2}w_{2,t-4} \\ & + \hat{a}_{3,1}w_{3,t} + \hat{a}_{3,2}w_{3,t-8} + \hat{a}_{4,1}w_{4,t} + \hat{a}_{4,2}w_{4,t-16} \\ & + \hat{a}_{5,1}c_{4,t} + \hat{a}_{5,2}c_{4,t-16} \end{aligned} \tag{6}$$

$$\hat{Z}_{t+1} = \hat{a}_{1,1}w_{1,t} + \hat{a}_{2,1}w_{2,t} + \hat{a}_{3,1}w_{3,t} + \hat{a}_{4,1}w_{4,t} + \hat{a}_{5,1}c_{4,t} \tag{7}$$





**Gambar 6.** Koefisien wavelet dan skala yang terpilih untuk prediksi pada  $J=4$  dan  $A_j=2$

Persamaan (5), (6) dan (7) masing-masing merupakan bentuk linier yang dapat diselesaikan dengan metode sederhana seperti metode kuadrat terkecil.

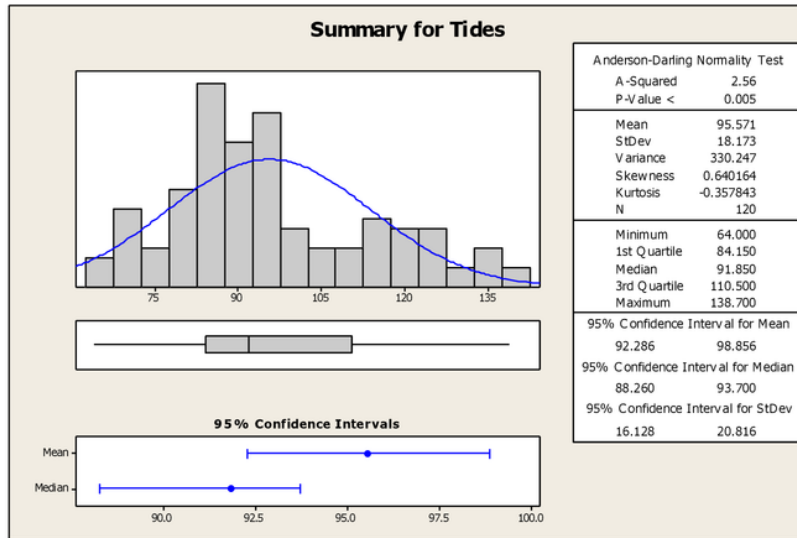
## 6. TERAPAN PADA DATA TIME SERIES

Data yang digunakan dalam tugas ini adalah berupa data sekunder yang diambil dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Maritim Kota Semarang mengenai data tinggi pasang surut air laut Januari 2004 sampai dengan Desember 2013. Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan

software R dengan package toolkit wmtsa, software minitab 16, Jenis wavelet yang digunakan adalah wavelet Haar. Deskripsi data tinggi pasang laut digunakan untuk mengetahui gambaran umum dari data tersebut. Gambaran data yang dimaksud adalah seberapa besar nilai rata-rata, sebaran data, nilai maksimum dan minimum, serta jumlah data tinggi pasang laut tiap bulannya yang digunakan dalam penelitian ini. Pada Tabel 1 dan Gambar 7 diuraikan mengenai deskripsi data tinggi pasang laut di perairan utara Semarang mulai Januari 2004 sampai dengan Desember 2013.

**Tabel 1.** Statistik Deskriptif Data <sup>1</sup> Tinggi Pasang Air Laut di Perairan Utara Semarang mulai Januari 2004 sampai dengan Desember 2013

Variabel	N	Mean	StDev	Varians	Minimum	Maksimum
Pasang	120	95,57	18,17	330,247	64,00	138,70



Gambar 7. Statistika Deskriptif

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa jumlah data tinggi pasang laut yang digunakan adalah sejumlah 120 data. Rata-rata tinggi pasang laut di kota Semarang adalah sebesar 95,57 cm. Berdasarkan PERKA BNPB No. 2 Tahun 2012, hal ini masih dalam kategori sedang. Untuk sebaran data tinggi pasang yaitu sebesar 18,17 dan variansi sebesar 330,247. Tinggi minimum pasang laut terjadi pada bulan Februari 2004 sebesar 64,00 cm. Sedangkan tinggi maksimum pasang laut terjadi pada bulan Juni 2010 sebesar 138,70 cm.

Penerapan pada wavelet, jenis wavelet yang digunakan adalah wavelet Haar. Untuk mendapatkan hasil yang optimal, dipilih level maksimal yang dihitung adalah 4 sedangkan banyaknya koefisien pada setiap level adalah 8. Level dekomposisi yang terlalu tinggi juga akan meningkatkan residual data hasil transformasi pada level ini, yang dipandang kurang memberikan pengaruh yang besar terhadap data (Warsito dkk,2013) . Berdasarkan analisis prediksi data pasang surut dapat dilihat pada tabel 2

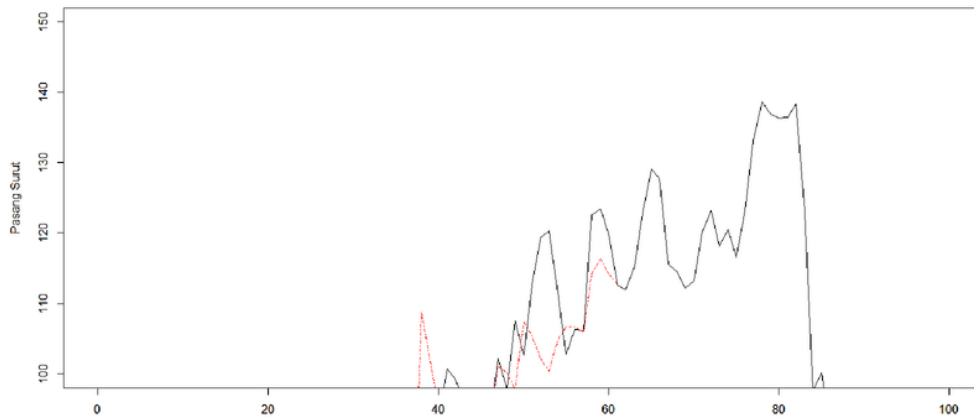
Tabel 2. Hasil perhitungan statistik nilai prediksi data pasang surut kota Semarang

Kriteria	Nilai
MSE	3096,861
R-Squared	0,9926
Min	-27,5681
1Q	-5,7428
Median	0,2014
3Q	6,5789
Max	19,9862

Dari Tabel 2 nampak bahwa nilai MSE minimal diperoleh pada dekomposisi level 4 dan banyaknya koefisien pada level tersebut adalah 5. Didapatkan nilai

koefisien determinasi  $R^2$  sebesar 99,26% . Plot runtun waktu data asli dapat dilihat pada Gambar 8. Model yang diperoleh dapat dituliskan dalam persamaan berikut :

$$\hat{Z}_{n+1} = -0.7248w_{1,n} - 0.7747w_{2,n} - 1.8676w_{2,n-4} - 1.4460w_{3,n} + 2.2862c_{4,n-16}$$



Gambar 8. Grafik Pasang Surut Air Laut

Di bagian kota Semarang, kondisi pasang tertinggi (*spring* tide) bisa menyebabkan tergenangnya air pasang di kawasan stasiun Kereta Api Tawang termasuk komplek perumahan Tanjung Emas yang herada tidak jauh dari setasiun tersebut. Persamaan yang didapatkan dengan  $R^2$  sebesar 99,26% merupakan fungsi dari kenaikan pasang surut di Semarang, pada tahun yang akan datang mungkin saja berubah tergantung pada gaya tarik-menarik antara Bumi dan Bulan dan perubahan muka laut global.

## PENUTUP

Dengan penelitian ini, diharapkan pemerintah Kota Semarang dapat lebih waspada mengatasi bencana rob terutama saat terjadi pasang maksimum pada bulan-bulan musiman seperti pada bulan Mei. Dalam perencanaan pembangunan dan perbaikan, pemerintah dapat melihat hasil peramalan tinggi pasang air laut saat

maksimum yaitu tinggi bangunan harus lebih dari 1 meter. Dengan adanya data tentang pasang surut, maka kedalaman suatu perairan akan diketahui sehingga alur pelayaran untuk kapal dapat ditentukan. Pengetahuan tentang pasang surut sangat diperlukan dalam transportasi laut, kegiatan di pelabuhan, pembangunan di daerah pesisir pantai dan lain-lain.

## DAFTAR PUSTAKA

- Khashman, A. and Dimililer, K., 2008, Image Compression using Neural Networks and Haar Wavelet, Wseas Transactions On Signal Processing, ISSN: 1790-5022, 330 Issue 5, Volume 4, May
- Kozlowski, B., 2005, Time Series Denoising with Wavelet Transform, Journal of Telecommunications and Information Technology, Warsawa, Polandia

- 1 Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid satu edisi kedua, Terjemahan Ir. Hari Suminto. Jakarta. Bina Rupa Aksara.
- Mallat, S., 1998, *A Wavelet Tour of Signal Processing*. New York: Academic Press
- Murguia, J.S. and Canton, E.C., 2006, Wavelet Analysis of Chaotic Time Series, *Revista Mexicana de Fisica* 52 (2) 155-162
- Murtagh, F., Stark, J.L., and Renaud, O., 2004, On Neuro-Wavelet Modelling, *Decision Support System*, 37, 475-484
- 1 Nontji, A. 1993. *Laut Nusantara*. Jakarta. Penerbit Djambatan.
- Percival, D.B. and Walden, A., T., 2000, *Wavelet Methods for Time Series Analysis*, Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom
- Renaud, O., Starck, J.L., and Murtagh, F., 2003, Prediction Based on a Multiscale Decomposition, *Int. Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, Vol. 1., No. 2, pp 217-232
- Suparti dan Subanar, H., Estimasi Regresi dengan Metode Wavelet Shrinkage, *Jurnal Sains dan Matematika*, 2000, 8/3:105-113
- 1 Tarno. 2013. *Kombinasi Prosedur Pemodelan Subset Arima dan Deteksi Outlier untuk Prediksi Data Runtun Waktu*. Prosiding Seminar Nasional Statistika UNDIP 2013. Semarang.
- Warsito, B., Subanar., dan Aburakhman., 2013, *Pemodelan Time Series Dengan Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*, Prosiding Seminar Nasional Statistika, ISBN:9788-602-14387-0-1

ORIGINALITY REPORT

---



PRIMARY SOURCES

---

1	<a href="http://ejournal-s1.undip.ac.id">ejournal-s1.undip.ac.id</a> Internet Source	9%
2	<a href="http://itb-id.academia.edu">itb-id.academia.edu</a> Internet Source	8%

---

Exclude quotes    On  
Exclude bibliography    On

Exclude matches    < 3%