

PERAMALAN HARGA MINYAK MENTAH MENGUNAKAN GABUNGAN METODE *ENSEMBLE EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION (EEMD)* DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

¹⁾Sri Herawati dan ²⁾Arif Djunaidy

Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus Keputih, Sukolilo, Surabaya

¹⁾zheira83@yahoo.com ; ²⁾adjunaidy@is.its.ac.id

ABSTRAK

Salah satu metode peramalan harga minyak mentah yang ditujukan untuk mengakomodasi sifat harga minyak mentah yang cenderung nonlinier dan nonstasioner serta dipengaruhi banyak faktor adalah peramalan yang mengintegrasikan metode *empirical mode decomposition* (EMD) dan jaringan syaraf tiruan (JST). Dalam metode EMD, serangkaian fungsi waktu dari data masukan ditransformasikan menjadi sejumlah modus yang terdiri dari beberapa *intrinsic mode functions* (IMF) dan sinyal residu. Namun, metode EMD mempunyai kelemahan karena dapat menimbulkan terjadinya modus campuran dimana sebuah IMF tunggal dapat terdefiniskan menjadi beberapa sinyal dengan skala yang berbeda atau sebuah sinyal dengan skala yang sama terbentuk dalam beberapa komponen IMF yang berbeda. Dalam penelitian ini, metode EMD diganti dengan metode *ensemble* EMD (EEMD) dan menambahkan sinyal *white noise* untuk mengkompensasi modus campuran yang dapat terbentuk. JST berbasis *feedforward neural network* digunakan untuk memperoleh model peramalan dari masing-masing IMF dan sinyal residu. Semua IMF dan residu yang dihasilkan dijadikan masukan pada sebuah *adaptive linear neural network* (Adaline) untuk menghasilkan proses peramalan. Model peramalan yang telah berhasil dikembangkan dalam penelitian ini dibangun dan diuji menggunakan data bulanan harga minyak mentah *West Texas Intermediate* (WTI) dan Brent. Hasil uji coba menunjukkan bahwa metode peramalan yang menggabungkan EEMD dan JST menghasilkan kinerja yang lebih baik dibandingkan metode yang menggabungkan EMD dan JST. Hasil uji coba untuk data bulanan jenis minyak WTI menghasilkan RMSE sebesar 0,0330 dan Dstat sebesar 65,3061%, sedangkan untuk jenis minyak Brent menghasilkan RMSE sebesar 0,0433 dan Dstat sebesar 78,0488%.

Kata kunci: Peramalan Harga Minyak Mentah, Empirical Mode Decomposition (EMD), Ensemble EMD (EEMD), Jaringan Syaraf Tiruan, Adaptive Linear Neural Network (Adaline)

ABSTRACT

One method of forecasting crude oil price which is intended to accommodate the nature of crude oil prices tend to be nonlinear and nonstationary and is influenced by many factors that integrated forecasting method empirical mode decomposition (EMD) and neural network (ANN). In the EMD method, the time series of the function of the input data being transformed into a mode that consists of several intrinsic mode functions (IMF) and the residual signal. However, EMD method has drawbacks because it can lead to a mixed mode where a single IMF can be defined into several signals with different scales or a signal of the same scale are formed in several different IMF components. In this study, EMD method is replaced with the ensemble method EMD (EEMD) and adding white noise signal to compensate for the blend mode that can be formed. ANN based feedforward neural network used to obtain forecasting model of each IMF and the residual signal. All IMF and the resulting residue used as input to an adaptive linear neural network (Adaline) to generate forecasting process. Forecasting model has been successfully developed in this study was built and tested to use monthly data price of West Texas Intermediate crude oil (WTI) and Brent. The experimental results show that the forecasting method that combines EEMD and ANN produce a better performance than methods that incorporate EMD and ANN. Test results for monthly data types WTI oil yield of 0.0330 and a RMSE of 65.3061% dstat, while Brent oil for this type produces RMSE of 0.0433 and 78.0488% of dstat.

Keyword: forecasting crude oil prices, empirical mode decomposition (EMD), ensemble EMD (EEMD), neural networks, adaptive linear neural network (Adaline)

PENDAHULUAN

Harga minyak mentah memainkan peran penting dalam perekonomian global, rencana pemerintah, dan sektor komersial. Dampak kenaikan harga minyak mentah dan fluktuasi harian tidak hanya mempengaruhi perekonomian dan pasar keuangan, tetapi juga memiliki efek langsung terhadap harga bahan bakar, barang, dan jasa[1]. Selain itu, dampak penurunan harga minyak mentah seperti yang terjadi pada tahun 1998 mengakibatkan masalah defisit anggaran yang serius bagi negara-negara pengekspor minyak[2]. Pergerakan harga minyak mentah tersebut cenderung non linier dan nonstasioner dan dipengaruhi oleh banyak faktor. Peramalan harga minyak mentah, selain ditujukan untuk mengurangi dampak dari fluktuasi harga, juga ditujukan untuk membantu investor dan individu dalam membuat keputusan yang berhubungan dengan pasar energi.

Berbagai metode peramalan dapat memberikan hasil yang baik jika deretan hargayang terbentuk merepresentasikan fungsi yang cenderung linier. Namun, fluktuasi harga riil minyak mentah cenderung memiliki karakteristik nonlinier dan nonstasioner. Hal ini disebabkan oleh kompleksitas intrinsik dari pasar minyak. Akibatnya, kinerja peramalan dapat menjadi kurang bagus dan mungkin tidak dapat menangkap pola nonlinier yang tersembunyi jika menggunakan metode statistik tradisional dan ekonometrik [3].

Di lain pihak, metode peramalan harga minyak mentah yang melibatkan kecerdasan buatan berbasis jaringan syaraf tiruan (JST) memberikan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan peramalan yang melibatkan metode statistik tradisional dan ekonometrik [1]. Namun, salah satu kelemahan dari metode peramalan berbasis JST sering kali dapat menimbulkan *overfitting* dan terjebak dalam solusi optima lokal. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, Yu mengintegrasikan metode peramalan berbasis JST dengan metode *Empirical Mode Decomposition* (EMD). Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Huang

metode EMD dapat digunakan untuk menangani analisis harga yang cenderung bersifat non linier dan non stasioner[4]. Metode EMD dapat memisahkan serangkaian deret waktu menjadi sejumlah modus intrinsik independen yang disebut *intrinsic mode functions* (IMFs) dan residu.

Kelemahan potensial dari metode yang melibatkan EMD adalah dihasilkannya modus campuran yang dapat mendefinisikan IMF tunggal menjadi beberapa sinyal dengan skala yang berbeda secara luas atau sinyal dengan skala yang sama didefinisikan dalam beberapa komponen IMF yang berbeda. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, Wu dan Huang mengajukan metode *ensemble* EMD (EEMD)[5]. Dalam metode EEMD, sinyal *white noise* ditambahkan dalam data runtun waktu untuk mengkompensasi modus campuran yang dapat terbentuk. Dalam penelitian ini, metode EEMD diintegrasikan dengan JST guna menghasilkan sebuah peramalan harga minyak mentah dengan kinerja yang lebih baik.

METODE

Bagian ini membahas beberapa terori dasar dan beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan peramalan harga minyak mentah. Pembahasan tersebut meliputi teknik peramalan, harga minyak mentah, EEMD, dan JST.

Teknik Peramalan

Peramalan merupakan usaha untuk memprediksi keadaan di masa yang akan datang melalui pengujian keadaan masa lalu. Peramalan dapat dibedakan menjadi dua, yaitu[6]:

- Peramalan kualitatif, yaitu peramalan yang menggunakan pendapat ahli untuk memprediksi nilai yang akan datang.
- Peramalan kuantitatif, yaitu peramalan yang menggunakan data historis untuk memprediksi nilai yang akan datang. Jenis peramalan ini terbagi menjadi dua model peramalan, yaitu model runtun waktu dan model kausal.

Pemilihan metode peramalan terbaik sebaiknya didasarkan pada tingkat kesalahan prediksi. Salah satu metode pengukuran kesalahan prediksi yang paling banyak dipakai oleh penelitian adalah *root mean squared error* (RMSE). RMSE didefinisikan sebagai akar kuadrat dari *mean squared error* (MSE) seperti ditunjukkan dalam persamaan (1). Dalam persamaan ini, variabel A_t , F_t , dan n berturut-turut menyatakan data aktual pada waktu ke- t , data peramalan pada waktu ke- t , dan jumlah data.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2} \quad (1)$$

Selain pengukuran kesalahan prediksi, kriteria penting lain yang dapat membantu pelaku bisnis dalam proses pengambilan keputusan adalah arah gerakan peramalan[6]. Kemampuan untuk meramalkan arah pergerakan peramalan dapat diukur dengan menggunakan *directional statistic* (Dstat) seperti ditunjukkan dalam persamaan (2). Dalam persamaan ini, $\alpha_t = 1$, jika $(A_{t+1} - A_t) * (F_{t+1} - A_t) \geq 0$ dan $\alpha_t = 0$, jika $(A_{t+1} - A_t) * (F_{t+1} - A_t) < 0$.

$$Dstat = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \alpha_t \right) \times 100\% \quad (2)$$

Harga Minyak Mentah

Minyak mentah merupakan komoditas utama dalam sektor perekonomian dan paling aktif diperdagangkan di dunia. Dampak kenaikan dan fluktuasi harga minyak mentah tidak hanya mempengaruhi perekonomian dan pasar keuangan, tetapi juga memiliki dampak langsung terhadap harga bahan bakar, barang, dan jasa[1].

Beberapa penelitian yang berhubungan dengan peramalan harga minyak mentah telah dilakukan. Morana mengemukakan metode statistik semi-parametrik GARCH untuk meramalkan harga minyak mentah dalam jangka pendek[8]. Ye mengemukakan metode ekonometrik harga minyak mentah WTI sebagai fungsi tingkat persediaan petroleum OECD yang diukur berdasarkan perbedaan antara kapasitas produksi dan

jumlah permintaan[9]. Kang menyajikan model CGARCH dan FIGARCH untuk meramalkan volatilitas pasar minyak mentah[10]. Kemudian, gabungan metode ARIMA-GARCH diajukan oleh Mohammadi dan Su untuk menampilkan nilai rata-rata kondisional dan volatilitas harga[11].

Algoritma EEMD

Seperti dijelaskan sebelumnya bahwa EEMD merupakan pengembangan dari EMD yang dilakukan dengan menambahkan sinyal *white noise* pada data runtun waktu untuk mengkompensasi terbentuknya modus campuran. Sinyal *white noise* merupakan sinyal acak yang dibangkitkan dengan menggunakan frekuensi terdistribusi merata pada sepanjang data dengan rentang waktu tertentu. Secara ringkas, algoritma pembentukan EEMD dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Lakukan inisialisasi jumlah *ensambel* (M) dan jumlah penambahan sinyal *white noise*.
- Lakukan proses penambahan sinyal *white noise* ke- m dengan menggunakan persamaan (3) dan (4). Dalam kedua persamaan ini, $x(t)$ menyatakan data harga minyak mentah, $n_m(t)$ menyatakan penambahan sinyal *white noise* ke- m , $x_m(t)$ menyatakan nilai hasil penambahan sinyal *white noise* ke- m , $Nstd$ menyatakan simpangan baku dari derau yang terjadi, dan $randn(x(t))$ menyatakan bilangan *pseudorandom* yang disebar secara normal.

$$x_m(t) = x(t) + n_m(t) \quad (3)$$

$$n_{m(t)} = Nstd * randn(x(t)) \quad (4)$$
- Identifikasi semua nilai maksimum dan minimum lokal pada $x_m(t)$ dan bangkitkan sampel atas dan sampel bawah menggunakan fungsi *spline* kubik.
- Hitung nilai rata-rata, $m_1(t)$, untuk sampel atas dan sampel bawah. Kemudian hitung selisih nilai antara sinyal hasil penambahan dan nilai rata-

rata, $h_1(t)$, dengan menggunakan persamaan berikut:

$$h_1(t) = x_m(t) - m_1(t) \quad (5)$$

- e. Jika nilai $h_1(t)$ yang dihasilkan dalam persamaan (5) memenuhi kriteria IMF, maka tentukan nilai komponen IMF yang pertama, $c_1(t)$, dari data dengan nilai yang sama dengan $h_1(t)$. Jika tidak, ubah nilai $x_m(t)$ menjadi $h_1(t)$ dan ulangi langkah (c). Kriteria IMF dikatakan terpenuhi apabila: (i) pada seluruh deret data, jumlah nilai ekstrim (penjumlahan nilai maksimum dan minimum lokal) dan jumlah deret data yang sama dengan nol (*zero crossing*) harus sama atau berbeda paling banyak satu, dan (ii) nilai rata-rata dari sampel yang diperoleh dari nilai maksimum dan minimum lokal harus sama dengan nol pada setiap titik

- f. Hitung nilai sinyal residu, $r_1(t)$, dengan menggunakan persamaan berikut:

$$r_1(t) = x_m(t) - c_1(t) \quad (6)$$

- g. Dengan mengasumsikan bahwa sinyal residu adalah sinyal baru, maka langkah (c) sampai dengan (f) diulangi untuk setiap komponen IMF ke- i sampai dengan kriteria IMF terpenuhi. Proses pengulangan tersebut dihentikan jika nilai komponen IMF ke- i , $c_i(t)$, atau nilai sinyal residu, $r_i(t)$, kurang dari nilai yang telah ditentukan; atau sinyal residu membentuk fungsi monoton yang tidak bisa diekstraksi menjadi IMF. Setelah proses dekomposisi berakhir, nilai hasil penambahan sinyal *white noise* ke- m dapat dinyatakan sebagai penjumlahan dari semua IMFs plus nilai residu seperti ditunjukkan dalam persamaan (7). Dalam persamaan ini, n menyatakan jumlah IMFs, $r_n(t)$ menyatakan sinyal residu akhir, dan $c_i(t)$ menyatakan komponen IMF ke- i .

$$x_m(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (7)$$

- h. Jika pada langkah (g) nilai $m < M$, lakukan pemutakhiran nilai $m (m = m +$

1) dan ulangi langkah (b) sampai dengan (g) untuk *white noise* berikutnya. Proses pengulangan tersebut dihentikan jika nilai m samad dengan M .

- i. Hitung rata-rata nilai ensambel dari semua nilai komponen IMF dan residu yang telah dihasilkan dalam langkah sebelumnya dengan menggunakan persamaan (8) dan (9) berikut:

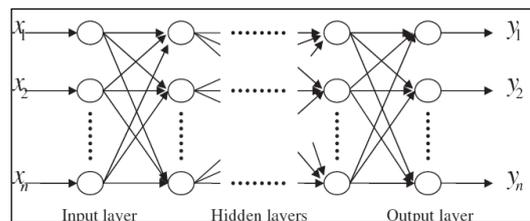
$$\bar{c}_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M c_{i,m}; i = 1, \dots, n \quad (8)$$

$$\bar{r}_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_{n,m} \quad (9)$$

Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST merupakan bagian dari sistem kecerdasan buatan yang mencoba mensimulasikan proses pembelajaran dengan menggunakan otak manusia. Keunggulan JST berkaitan dengan kemampuannya untuk menyelesaikan persoalan yang rumit dan sulit atau bahkan tidak mungkin untuk diselesaikan dengan menggunakan proses komputasi konvensional.

Dalam penelitian ini, JST yang digunakan untuk diintegrasikan dengan EEMD adalah JST berbasis *feedforward neural network* (FNN), yang struktur umumnya ditunjukkan dalam Gambar 1. Secara umum, kecuali untuk lapisan masukan (*input layer*) dan lapisan keluaran (*output layer*), setiap *neuron* dapat memiliki beberapa masukan dan keluaran. Jalur masukan pada sebuah *neuron* dapat berupa data masukan utama atau data hasil pengolahan pada *neuron* sebelumnya. Sedangkan hasil keluaran sebuah *neuron* dapat berupa hasil akhir atau masukan untuk *neuron* pada lapisan berikutnya.



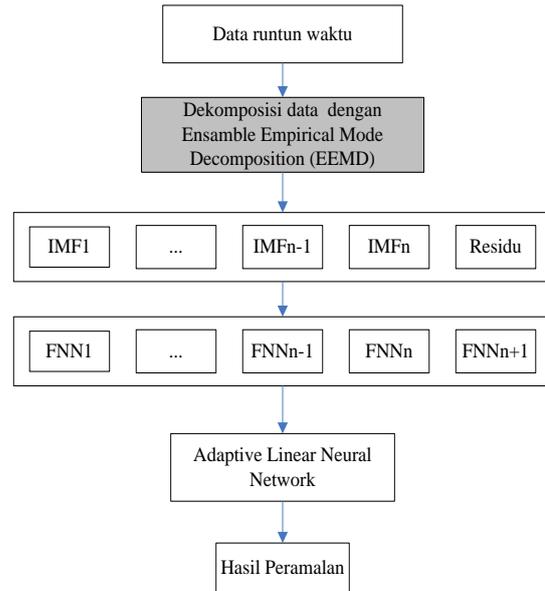
Gambar 1. Feed-forward Neural Network Banyak Lapisan [1]

Nilai data masukan yang digunakan dalam proses pelatihan JST dipengaruhi oleh fungsi aktivasi yang digunakan. Sebagai contoh, jika fungsi aktivasi yang digunakan berupa fungsi sigmoid biner, maka data masukan tersebut harus dilakukan proses normalisasi agar nilai data masukan berada dalam rentang 0 sampai dengan 1. Menurut Kaastra dan Boyd rumus normalisasi data untuk fungsi aktivasi sigmoid biner ditunjukkan dalam persamaan (10) [13]. Dalam persamaan tersebut, variabel x' menyatakan data hasil proses normalisasi, TF_{min} dan TF_{max} merupakan nilai minimum dan maksimum dari rentang nilai fungsi aktivasi, x adalah data aktual runtun waktu yang akan dinormalisasi, D_{min} dan D_{max} merupakan nilai minimum dan nilai maksimum dari data aktual runtun waktu.

$$x' = TF_{min} + (TF_{max} - TF_{min}) * \left(\frac{x - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} \right) \quad (10)$$

Desain Peramalan

Bagian ini menjelaskan tahapan-tahapan dari desain model peramalan harga minyak mentah yang dikembangkan dalam penelitian ini. Gambar 2 memperlihatkan diagram alir dari desain model peramalan. Model peramalan menerima data runtun waktu sebagai masukan utama. Data masukan kemudian didekomposisi dengan menggunakan EEMD untuk menghasilkan sejumlah IMF dan residu. Masing-masing IMF dan residu kemudian dijadikan sebagai masukan untuk masing-masing FNN, yang hasilnya kemudian dimasukkan ke dalam *adaptive linear neural network* (Adaline) guna menghasilkan proses peramalan.



Gambar 2. Desain model peramalan

Berikut ini diberikan rangkuman dari masing-masing komponen utama dari desain model peramalan tersebut.

- a. Masukan data runtun waktu
Masukan data runtun waktu dari harga minyak mentah digunakan untuk meramalkan harga padamas yang akan datang. Dalam penelitian ini, data runtun waktu yang digunakan berupa data bulanan harga minyak mentah dari jenis West Texas Intermediate (WTI) dan Brent.
- b. Dekomposisi data dengan EEMD
Tahapan dekomposisi data menggunakan metode EEMD dilakukan dengan memodifikasi metode EMD. Pada dasarnya proses modifikasi ini berkaitan dengan proses dekomposisi harga minyak mentah menjadi beberapa komponen IMF dan sebuah residu melalui penambahan sinyal *white noise*. Dalam penelitian ini, jumlah anggota *ensambel* yang merepresentasikan jumlah penambahan sinyal *white noise* mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Wu dan Huang yaitu jumlah *ensamble* sebesar 100 dengan simpangan baku sebesar 0,2 [5].
- c. Feedforward Neural Network (FNN)

Sebelum dilakukan proses pelatihan dan pengujian menggunakan FNN, data aktual hasil dekomposisi EEMD terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan persamaan (10). Proses normalisasi ditujukan untuk memenuhi persyaratan dari fungsi aktivasi sigmoid biner yang digunakan dalam penelitian ini. Setelah proses normalisasi dilakukan, hasil dekomposisi dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan untuk masing-masing IMF dan residu hasil proses dekomposisi EEMD. Dalam proses pelatihan dan pengujian FNN diperlukan untuk menentukan pola data berupa jumlah neuron pada lapisan masukan (setiap neuron menyatakan data bulanan dari harga minyak mentah) dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi dari arsitektur FNN. Penentuan jumlah neuron pada kedua lapisan itu dilakukan melalui proses coba salah (karena tidak ada teori yang dapat dijadikan sebagai acuan) untuk memperoleh pola data yang dapat memberikan kinerja terbaik. Khusus untuk penentuan jumlah neuron pada lapisan masukan, uji coba dilakukan untuk jumlah neuron sebanyak 6, 9, dan 12. Penentuan nilai minimum 6 didasarkan pada asumsi bahwa data enam bulanan dirasa cukup untuk mewakili fluktuasi pergerakan harga minyak mentah pada tahun berjalan, sedang penentuan nilai maksimum 12 didasarkan pada kenyataan bahwa jumlah bulan maksimum adalah 12 dalam setahun. Sedang penentuan nilai 9 didasarkan pada asumsi bahwa nilai 9 merupakan nilai tengah antara 6 dan 12.

d. Adaptive Linear Neural Network

Setelah model peramalan terberntuk, proses peramalan dilakukan menggunakan *adaptive linear neural network* (Adaline) dengan fungsi identitas sebagai fungsi aktivasinya. Selain itu, beberapa data masukan dan

data bias dihubungkan langsung dengan neuron pada lapisan keluaran.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bagian ini dijelaskan hasil uji coba beserta analisis hasil uji coba. Pembahasan meliputi data dan jenis uji coba beserta hasil uji coba dan analisisnya.

Data Uji Coba

Penelitian ini menggunakan data runtun waktu bulanan harga minyak mentah yang didapatkan dari situs web *energy information administration USA* (<http://www.eia.doe.gov>). Data yang digunakan adalah data bulanan harga minyak mentah untuk jenis WTI dan Brent. Jumlah bulan data yang digunakan untuk jenis WTI terdiri dari 330 bulan (Januari 1986 s.d. Juni 2013), sedang untuk jenis Brent terdiri dari 314 bulan (Mei 1987 s.d. Juni 2013). Untuk kedua jenis data ini, 85% data pertama digunakan dalam proses pelatihan untuk membangun model peramalan; sedang 15% sisanya digunakan untuk keperluan pengujian kinerja dari model peramalan.

Jenis Uji Coba

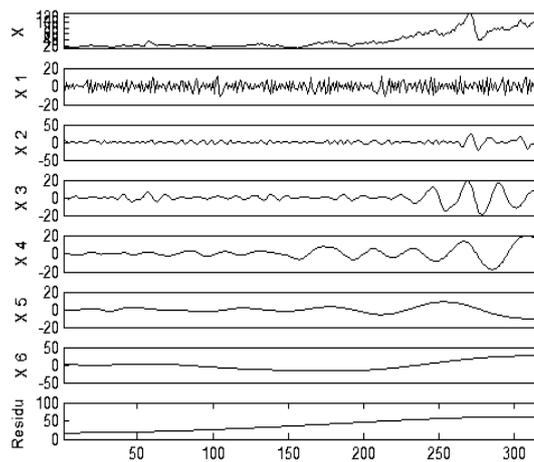
Uji coba dilakukan melalui perbandingan kinerja antara metode peramalan yang menggabungkan EMD dan JST (EMD-JST) melawan EEMD dan JST (EEMD-JST). Perbandingan kinerja hasil peramalan dari kedua metode tersebut dilakukan berdasarkan nilai RMSE dan Dstat yang dihasilkan untuk berbagai pola data yang merepresentasikan arsitektur JST yang digunakan. Dalam hal ini, nilai RMSE digunakan untuk mengevaluasi keakuratan hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual, sedang nilai Dstat digunakan untuk mengevaluasi arah pergerakan peramalan yang dapat digunakan oleh para pelaku bisnis dalam proses pengambilan keputusan yang terkait dengan harga minyak mentah.

Hasil dan Analisis Uji Coba

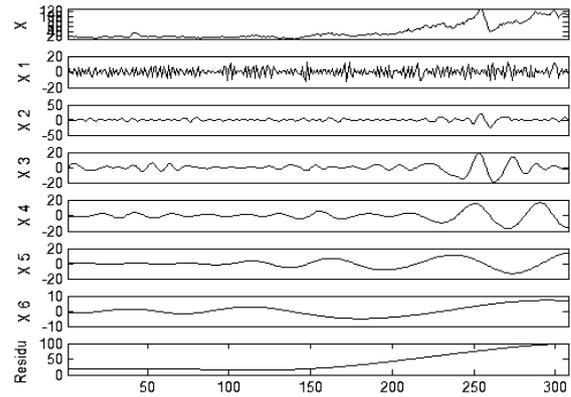
Seperti dijelaskan dalam bagian metodologi penelitian, langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan proses

dekomposisi data bulanan untuk masing-masing jenis data uji coba pelatihan dengan menggunakan EEMD. Untuk keperluan proses dekomposisi ini ditetapkan parameter nilai-ambang-batas-1 sebesar 0,05, nilai-ambang-batas-2 sebesar 0,5, dan batas toleransi sebesar 0,05. Hasil proses dekomposisi, baik untuk jenis data minyak WTI maupun Brent, menghasilkan enam buah IMF dan satu sinyal residu. Grafik hasil proses dekomposisi untuk jenis data minyak WTI dan Brent berturut-turut ditunjukkan dalam Gambar 3 dan 4.

Selanjutnya, masing-masing IMF dan residu yang dihasilkan dalam proses dekomposisi dijadikan sebagai masukan pada masing-masing FNN untuk menghasilkan model peramalan. Pola data I-H-O (I menyatakan jumlah neuron pada lapisan masukan, H menyatakan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, dan O menyatakan jumlah neuron pada lapisan keluaran) yang digunakan untuk masing-masing arsitektur FNN diuji coba untuk tiga jenis pola data yang berbeda, yaitu 6-10-1, 9-10-1, dan 12-10-1. Proses uji coba FNN untuk masing-masing jenis pola data dilakukan dengan menggunakan jumlah iterasi sebanyak 10.000 kali, laju pembelajaran sebesar 0,1, dan toleransi kesalahan sebesar 0,0001.



Gambar 3. Hasil dekomposisi data bulanan harga minyak mentah WTI



Gambar 4. Hasil dekomposisi data bulanan harga minyak mentah Brent

Kinerja dari hasil peramalan untuk ketiga jenis pola data dari kedua metode yang dibandingkan untuk jenis data minyak WTI dan Brent diperlihatkan dalam Tabel 1 dan 2. Implementasi metode gabungan EMD-JST yang dijadikan sebagai bandingan didasarkan pada hasil penelitian yang dilakukan oleh Yu.

TABEL 1. PERBANDINGAN HASIL PERAMALAN UNTUK DATA BULANAN MINYAK WTI

Pola Data	EMD-JST		EEMD-JST	
	RMSE	Dstat	RMSE	Dstat
6-10-1	0,0457	61,2245%	0,0330	65,3061%
9-10-1	0,0437	63,0435%	0,0342	65,2174%
12-10-1	0,0475	60,4651%	0,0452	65,1163%

TABEL 2. PERBANDINGAN HASIL PERAMALAN UNTUK DATA BULANAN MINYAK BRENT

Pola Data	EMD-JST		EEMD-JST	
	RMSE	Dstat	RMSE	Dstat
6-10-1	0,0523	65,9574%	0,0449	72,3404%
9-10-1	0,0505	68,1818%	0,0468	77,2727%
12-10-1	0,0503	70,7317%	0,0433	78,0488%

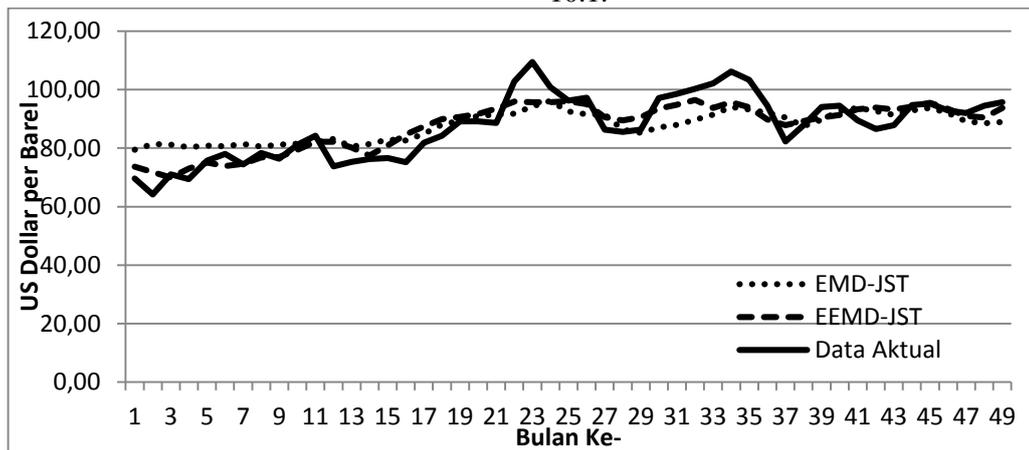
Dari Tabel 1 dan 2 terlihat bahwa metode EEMD-JST menghasilkan RMSE dan Dstat yang lebih baik dibandingkan metode EMD-JST untuk ketiga pola data yang diujicobakan. Tabel 1 memperlihatkan bahwa kinerja terbaik untuk data jenis minyak WTI diperoleh untuk pola data 6-10-1 dengan nilai RMSE dan Dstat berturut-turut sebesar 0,0330 dan 65,3061%. Untuk data jenis minyak Brent, seperti ditunjukkan dalam Tabel 2, hasil terbaik diperoleh untuk pola data 12-10-1

dengan RMSE dan Dstat berturut-turut sebesar 0,0433 dan 78,0488%.

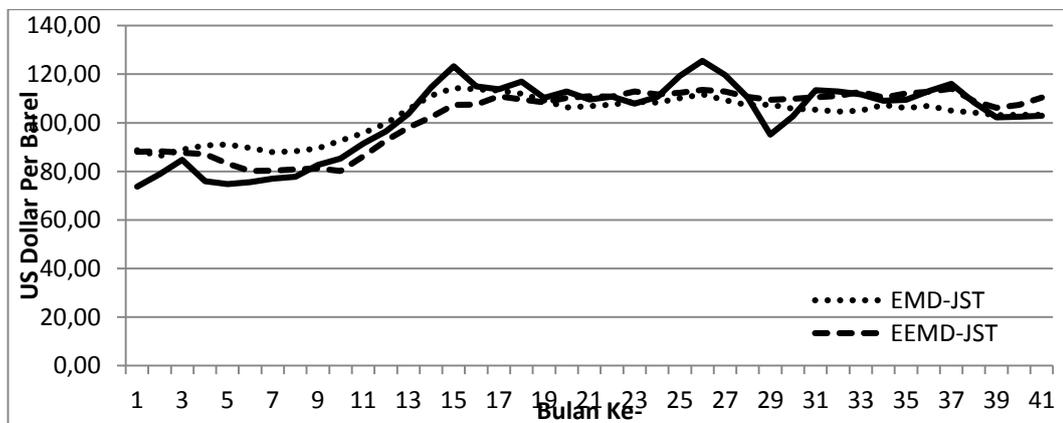
Gambar 5 dan 6 memperlihatkan gambaran seberapa dekat data hasil proses peramalan dengan data aktual untuk kedua metode yang dibandingkan terhadap data aktual. Kedua grafik tersebut dihasilkan dengan menggunakan data untuk pengujian (sebesar 15% terakhir dari data yang digunakan). Seperti terlihat dalam kedua gambar tersebut, metode peramalan EMD-JST maupun EEMD-JST menunjukkan kedekatan hasil yang cukup akurat terhadap dengan data aktual harga minyak mentah. Namun, seperti ditunjukkan dalam Tabel 1 dan 2, hasil peramalan EEMD-JST mempunyai nilai RMSE yang lebih kecil dan Dstat lebih tinggi dibandingkan hasil peramalan EMD-JST.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan analisis hasil uji coba dapat disimpulkan bahwametode peramalan yang mengintegrasikan metode EEMD dengan JST (EEMD-JST) dalam penelitian memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan EMD dan JST (EMD-JST). Kesimpulan ini didasarkan pada hasil nilai RMSE yang lebih kecil dan Dstat lebih tinggi untuk metode EEMD-JST dibandingkan metode EMD-JST. Untuk ini, nilai RMSE dan Dstat terbaik (berturut-turut sebsar 0,0330 dan 65,3061%) untuk jenis data minyak WTI diperoleh dengan pola data 6-10-1; sedang untuk jenis data minyak Brent dihasilkan RMSE dan Dstat terbaik (berturut-turut sebsar 0,0433 dan 78,0488%) diperoleh dengan pola data 12-10.1.



Gambar 5. Perbandingan data aktual denagan data hasil peramalan menggunakan data WTI (EMD-JST dan EEMD-JST)



Gambar 6. Perbandingan data aktual denagan data hasil peramalan menggunakan data Brent (EMD-JST dan EEMD-JST)

SARAN

Metode yang mengintegrasikan EEMD dan JST dalam penelitian ini masih mungkin dikembangkan lebih lanjut. Hal ini dikarenakan penggunaan JST masih memungkinkan terjadinya *overfitting*, terbentuknya solusi optima lokal, dan terjadinya sensitivitas terhadap pemilihan parameter JST. Kelemahan ini akan dapat diatasi dengan melibatkan algoritma genetika, sehingga dalam pengembangan lebih lanjut akan dilakukan integrasi algoritma genetika dalam gabungan metode EEMD-JST yang telah dilakukan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Haidar, I., Kulkarni, S., Pan, H. (2008), "Forecasting Metode for Crude Oil Prices Based on Artificial Neural Network", IEEE.
- [2] Abosedra, S., Baghestani, H. (2004), "On the Predictive Accuracy of Crude Oil Future Prices", *Energy Policy* 32, Hal. 1389 -1393.
- [3] Yu, L., Wang, S., Keung, K.L. (2008), "Forecasting Crude Oil Price with an EMD-Based Neural Network Ensemble Learning Paradigm", *Energy Economics* 30, hal. 2623-2635.
- [4] Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R. (1998), "The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Nonstationary Time Series Analysis", *Process of the Royal Society of London, A* 454, hal. 903-995.
- [5] Wu, Z., Huang, N.E. (2004), *Ensemble Empirical Mode Decomposition: a Derau Assisted Data Analysis Method*. Centre for Ocean-Land-Atmosphere Studies. Technical Report, vol. 193, p. 51. <http://www.iges.org/pubs/tech.html>.
- [6] Santoso, Singgih (2009), *Metode peramalan bisnis masa kini dengan Minitab dan SPSS*, Elex Media Komputindo Jakarta.
- [7] Yu, L., Wang, S.Y., Lai, K.K. (2005), "A Novel Nonlinear Ensemble Forecasting Metode Incorporating GLAR and ANN for Foreign Exchange Rates", *Computers and Research* 32(10), hal. 2523 – 2541.
- [8] Morana, C. (2001), "A Semiparametric Approach to Short-term Oil Price Forecasting", *Energy Economics* 23 (3), Hal. 325 – 338.
- [9] Ye, M., Zyren, J., Shore, J. (2002), "Forecasting Crude Oil Spot Price Using OECD Petroleum Inventory Levels", *International Advances in Economics Research* 8, Hal. 324 – 334.
- [10] Kang, S.H., Kang, S.M., Yoon, S.M. (2009), "Forecasting Volatility of Crude Oil Markets", *Energy Economics* 31, Hal. 119 – 125.
- [11] Mohammadi, H., dan Su, L. (2010), "International Evidence on Crude Oil Price Dynamics :Applications of ARIMA-GARCH metodes", *Energy Economics* 32. Hal. 1001 – 1008.
- [12] Guo, Zhenhai, et.al. (2012), "Multi-Step Forecasting for Wind Speed Using A Modified Emd-Based Artificial Neural Network Metode", *Renewable Energy* 37, hal. 241-249.
- [13] Kaastra, I., Boyd, M. (1996), "Designing a Neural Network for Forecasting Financial and Economic Time Series", *Neurocomputing* 10, Hal. 215 – 236.