

Aplikasi Algoritma Memetika untuk Peramalan Pergerakan Kurs Valuta Asing dengan Menggunakan Model ARIMA (*Box-Jenkins*)

Irvandi Syahputra, M. Isa Irawan, dan Nuri Wahyuningsih

Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

E-mail: mii@its.ac.id

Abstrak—Pasar valuta asing merupakan pasar dengan nilai transaksi terbesar dengan nilai mencapai 5.3 triliun US Dollar pada April 2013 menurut survey yang dilakukan *Bank of International Settlements* (BIS). Namun, pergerakan kurs valuta asing yang fluktuatif seringkali mengakibatkan *trader* mengalami banyak kerugian. Sehingga, dibutuhkan suatu metode peramalan untuk memperkirakan pergerakan kurs valuta asing di masa yang akan datang. Metode ARIMA merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk peramalan. Penelitian ini menggunakan metode ARIMA untuk meramalkan pergerakan kurs valuta asing. Setelah memperoleh model yang sesuai dan meramalkan untuk 17 minggu ke depan, diterapkan metode heuristik yaitu Algoritma Memetika yang merupakan kombinasi antara Algoritma Genetika dan Algoritma Pencarian Lokal *Hill Climbing* untuk memperbaiki hasil peramalan yang ditunjukkan oleh nilai *error* MAPE. Hasil akhir menunjukkan bahwa Algoritma Memetika terbukti mampu memperbaiki hasil peramalan ARIMA, ditunjukkan dengan nilai MAPE yang lebih kecil.

Kata Kunci—Kurs Valuta Asing, ARIMA, Algoritma Memetika

I. PENDAHULUAN

Pasar valuta asing atau *foreign exchange market* merupakan tempat bertemunya para pelaku pasar yang melakukan aktivitas perdagangan berbagai mata uang asing. Berdasarkan survey terakhir yang dilakukan pada bulan April 2013 oleh *Bank of International Settlements* (BIS), perdagangan valuta asing merupakan pasar dengan transaksi terbesar dengan nilai mencapai 4.0 triliun US Dollar per hari pada tahun 2010 dan meningkat hingga 5.3 triliun US Dollar pada April 2013 [1]. Oleh karena itu, hal tersebut sangat mempengaruhi perekonomian dunia, terutama pada nilai jual kebutuhan pokok dalam suatu negara.

Pergerakan nilai kurs valuta asing yang terus berfluktuasi digunakan sebagai alat untuk mencari keuntungan dengan cara melakukan pembelian saat nilai tukar rendah dan penjualan kembali saat harga jual tinggi. Terbukti, hanya 8% dari data harian tersebut yang digunakan dalam transaksi *non profit*, sedangkan 92% digunakan untuk mencari keuntungan [1].

Terdapat dua jenis analisis utama yang dilakukan *trader* dalam perdagangan valuta asing untuk menentukan waktu jual dan beli yaitu analisis teknikal dan fundamental [2]. Analisis fundamental adalah suatu metode untuk memprediksi arah pergerakan kurs valuta asing berdasarkan pengenalan dan pengukuran faktor-faktor fundamental yang mempengaruhi kurs valuta asing, seperti ekonomi, keuangan, politik, dll. Sedangkan analisis teknikal merupakan suatu metode

peramalan arah gerak harga dengan menggunakan informasi *historical data* yang biasanya dianalisa menggunakan grafik.

Pada penelitian sebelumnya [3], model peramalan kurs valuta asing yang digunakan adalah model *Autoregressive*, namun model tersebut hanya dapat diterapkan dengan asumsi data stasioner. Pada kenyataannya, data *time series* lebih banyak bersifat *non stasioner* [4]. Sehingga model ARIMA (*Box-Jenkins*) adalah model yg lebih tepat untuk meramalkan pergerakan kurs valuta asing karena terdapat proses *differencing* untuk menstasionerkan data.

Dalam penelitian ini, dilakukan peramalan pergerakan kurs mingguan USD/EUR, USD/SGD, USD/MYR, USD/THB dan USD/IDR dengan skema pendekatan ARIMA (*Box-Jenkins*) untuk mendapatkan model ARIMA terbaik. Kemudian dibentuk Algoritma Memetika untuk mengoptimalkan parameter AR dan MA pada model ARIMA (*Box-Jenkins*) sehingga didapatkan hasil peramalan dengan nilai *error* MAPE yang lebih kecil.

II. URAIAN PENELITIAN

A. Model ARIMA (*Box-Jenkins*)

Model ARIMA (*Box-Jenkins*) adalah model ARMA yang diterapkan untuk data yang bersifat nonstasioner, kemudian dilakukan *differencing* untuk menjadikan data *time series* tersebut stasioner. *Differencing* adalah suatu operasi dimana sebuah data *time series* baru dibangun dengan mengambil selisih dari nilai yang berurutan, seperti $X(t) - X(t - 1)$ sepanjang pola data *time series* yang nonstasioner.

Secara umum, struktur dari model ARIMA dapat dinyatakan oleh ARIMA(p, d, q), dimana p menyatakan jumlah parameter *autoregressive*, q adalah jumlah dari parameter *moving average*, dan d adalah jumlah dari proses *differencing* yang dilakukan. Bentuk umum dari model yang merepresentasikan perilaku nonstasioner seragam dari *time series*, yaitu [4] :

$$\Phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \Theta_q(B)\alpha_t$$

Namun sebelum merumuskan model ARIMA, terlebih dahulu data harus bersifat stasioner terhadap rata-rata dan varians. Kestasioneran terhadap varians dapat dilihat dari plot Box-Cox dengan *rounded value* yang harus bernilai 1, apabila data bersifat non stasioner maka dilakukan Transformasi Box-Cox hingga nilai $\lambda = 1$ [5], sedangkan kestasioneran terhadap mean dapat dilihat dari plot data *time series*. Jika data bersifat non stasioner maka dilakukan proses *differencing*

Setelah data bersifat stasioner, penentuan model ARIMA terbaik meliputi empat tahapan yaitu identifikasi,

penaksiran dan pengujian parameter, pemeriksaan diagnosis dan peramalan[6]:

1. Identifikasi

Pada tahap ini, dilakukan plot *time series*, ACF, dan PACF. Sehingga ditetapkan model yang telah diketahui orde AR, orde I, dan orde MA.

2. Penaksiran dan Pengujian Parameter

Pendugaan parameter dapat dilakukan dengan metode *Least Squares*. Setelah didapatkan nilai estimasi dari masing-masing parameter selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi untuk mengetahui apakah model layak atau tidak untuk digunakan. Untuk pengujian signifikansi parameter dengan uji *t-student*.

Hipotesis:

H_0 : estimasi parameter = 0 (parameter model tidak signifikan)

H_1 : estimasi parameter $\neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{st. deviasi parameter}}, \text{ st. deviasi parameter} \neq 0$$

Daerah penolakan : tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$ dimana df adalah jumlah data dikurangi parameter

3. Pemeriksaan Diagnostik

a. Uji Asumsi Residual *White Noise*

White noise artinya tidak ada korelasi pada deret residual. Pengujiannya dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual memenuhi syarat)

H_1 : minimal ada $\rho_i \neq 0$ untuk $i=1, 2, \dots, k$ (residual belum memenuhi syarat)

Statistik Uji:

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

Kriteria Pengujian:

dengan $\alpha = 0.05$, jika $Q < \chi^2(\alpha; df=K-p-q)$, maka H_0 diterima artinya residual *white noise*.

b. Uji Asumsi Distribusi Normal

Pengujian asumsi distribusi normal menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis :

H_0 : $S(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

H_1 : $S(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji :

$$D_{hitung} = \sup |S(x) - F_0(x)|$$

Kriteria Pengujian :

dengan $\alpha = 0.05$, jika $D_{hitung} < D_{\alpha, n}$ atau $D_{hitung} < D_{hitung}$, maka H_0 diterima artinya residual model berdistribusi normal.

c. *Overfitting*

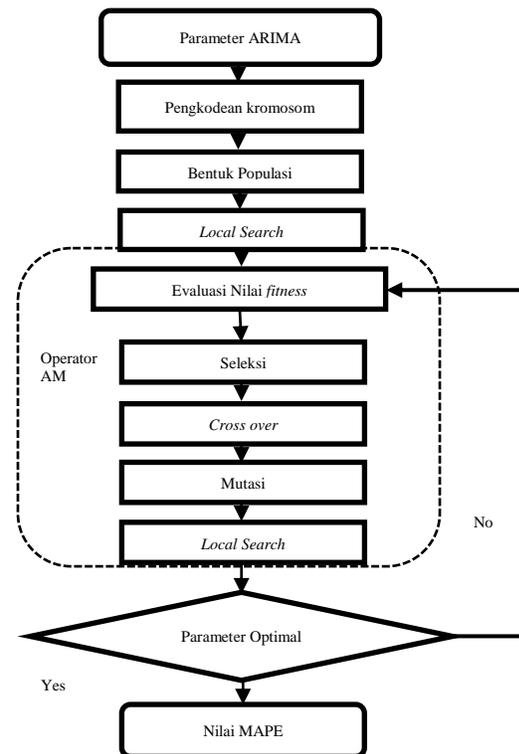
Salah satu prosedur pemeriksaan diagnostik yang dikemukakan Box Jenkins adalah *overfitting*, yakni dengan menambah satu atau lebih parameter dalam model yang dihasilkan pada tahap identifikasi. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang signifikan. Jika terdapat lebih dari 1 model yang memenuhi semua uji kelayakan, maka model dengan AIC dan SBC terkecil akan dipilih sebagai model ARIMA terbaik.

Pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dengan menggunakan perhitungan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yaitu ukuran kesalahan yang dihitung dengan mencari nilai tengah dari presentase absolut perbandingan kesalahan atau *error* dengan data aktualnya. Didefinisikan MAPE adalah sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| (100)$$

B. Penerapan Algoritma Memetika (AM)

Pada tahap ini, dilakukan penerapan model ARIMA (p, d, q) ke dalam sebuah simulasi dengan cara menggunakan model ARIMA (p, d, q) untuk mengevaluasi nilai *fitness* pada Algoritma Memetika. Adapun langkah-langkah penerapan Algoritma Memetika dapat dilihat pada Gambar 1 [7].



Gambar 1. Flowchart Algoritma Memetika

III. HASIL/PEMBAHASAN

A. Analisis Model ARIMA untuk kurs USD terhadap EURO (USD/EUR)

Data yang digunakan adalah data mingguan *midpoint* kurs valuta asing USD/EUR dalam jangka waktu 4 tahun yaitu Januari 2011 sampai Desember 2014 sebagai *data out sample*, dan Januari 2015 sampai Mei 2015 untuk *data in sample* yang diperoleh dari *website forex trader* <http://www.oanda.com>.

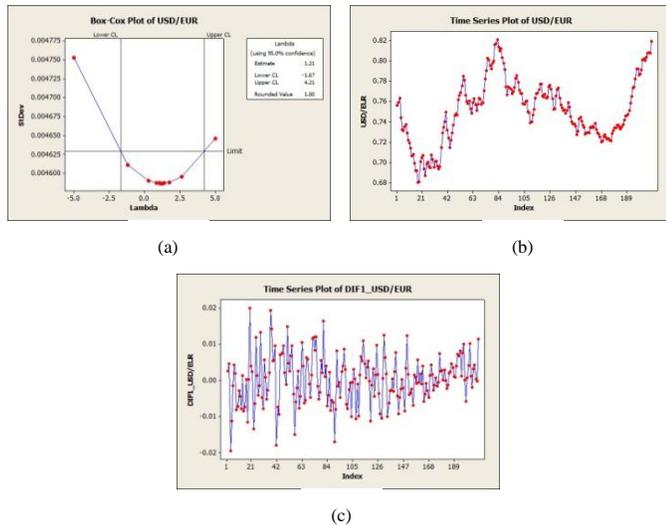
Berikut ini dijelaskan langkah-langkah merumuskan model ARIMA untuk kurs USD/EUR :

1. Uji Stasioneritas Data

Data *time series* dikatakan stasioner apabila tidak terdapat perubahan secara signifikan, baik dalam *mean* maupun varians. Stasioneritas terhadap varians dapat diidentifikasi dari nilai *rounded value* λ dari hasil plot Box-Cox yang harus bernilai 1. Dari Gambar 2(a) dapat dilihat bahwa data

menunjukkan kestasioneran terhadap varians karena memiliki *rounded value* $\lambda=1$. Sehingga data tersebut tidak perlu distasionerkan dengan menggunakan Transformasi Box-Cox.

Setelah data memenuhi stasioneritas terhadap varians, selanjutnya diidentifikasi stasioneritas terhadap *mean* dengan mengidentifikasi plot *time series* pada Gambar 2(b) yang menunjukkan bahwa pola data cenderung fluktuatif dan bergerak mengikuti *trend*, artinya data kurs USD/EUR tidak stasioner terhadap *mean*. Maka dari itu, diperlukan proses *differencing* untuk menjadikan data tersebut bersifat stasioner yang ditunjukkan oleh Gambar 2(c).

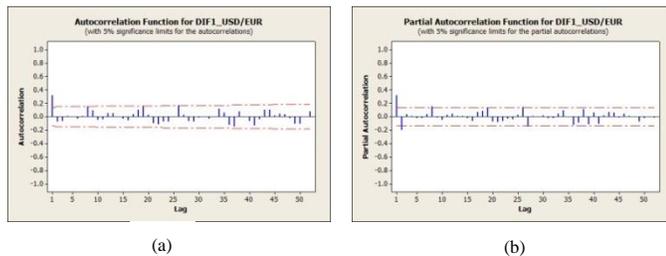


Gambar 2. (a)Plot Box-Cox Data Kurs USD/EUR, (b)Plot *Time Series*, dan (c)Plot *Time Series* Hasil *Differencing* Pertama Kurs USD/EUR

Pada Gambar 2(c), terlihat bahwa data mengalami fluktuasi disekitar *mean*, artinya data *time series* kurs USD/EUR setelah *differencing* pertama telah bersifat stasioner. Karena data telah stasioner terhadap *mean* maupun varians, maka data kurs USD/EUR tersebut telah bersifat stasioner.

2. Identifikasi Model

Setelah data stasioner, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi orde AR(p) dan MA(q) berdasarkan hasil plot ACF dan PACF dari hasil *differencing* pertama kurs USD/EUR. Pemilihan model ARIMA yang sesuai dilakukan dengan melihat lag yang keluar dari batas signifikan.



Gambar 3. (a)Plot ACF dan (b)Plot PACF Kurs USD/EUR

Plot ACF dan PACF hasil *differencing* pertama kurs USD/EUR dapat dilihat pada Gambar 3(a) dan Gambar 3(b). Dari Gambar 3(a) ditunjukkan bahwa terdapat 1 lag plot

ACF yang keluar dari batas signifikan, yaitu pada lag ke-1. Sedangkan Gambar 3(b) menunjukkan bahwa terdapat 5 lag plot PACF yang keluar dari batas signifikan, yaitu pada lag ke- 1, 2, 8, 26, dan 27. Berdasarkan plot ACF dan PACF hasil *differencing* pertama kurs USD/EUR, ditentukan dugaan model sementara yaitu ARIMA(2,1,1).

3. Estimasi dan Pengujian Parameter Model

Estimasi parameter dan uji signifikansi untuk model sementara dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,1)

Parameter	Koefisien	SE	t-stat.	P-value
AR(1)= ϕ_1	-0.049516	0.229647	-0.215619	0.8295
AR(2)= ϕ_2	-0.032931	0.114394	-0.287877	0.7737
MA(1)= θ_2	0.454431	0.224405	2.025046	0.0442

Uji signifikansi parameter menggunakan Uji-t :

1. Menguji parameter AR(1)= ϕ_1

Hipotesis:

$H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\phi_1}{st.(\phi_1)} = -0.215619$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;209-3-1} = 1.971605$$

dengan $\alpha = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{0,025;205}$ maka H_0 diterima artinya parameter ϕ_1 tidak signifikan.

2. Menguji parameter AR(2)= ϕ_2

Hipotesa:

$H_0 : \phi_2 = 0$ (parameter ϕ_2 tidak signifikan)

$H_1 : \phi_2 \neq 0$ (parameter ϕ_2 signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\phi_2}{st.(\phi_2)} = -0.28787$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;209-3-1} = 1.971605$$

dengan $\alpha = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{0,025;205}$ maka H_0 diterima artinya parameter ϕ_2 tidak signifikan.

3. Menguji parameter MA(1)= θ_1

Hipotesa:

$H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter θ_1 tidak signifikan)

$H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter θ_1 signifikan)

Statistik uji: $t_{hitung} = \frac{\theta_1}{st.(\theta_1)} = 2.025046$

$$t_{tabel} = t_{0,025;209-3-1} = 1.971605$$

dengan $\alpha = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{0,025;205}$ maka H_0 ditolak artinya parameter θ_1 signifikan.

Berdasarkan hasil analisis uji signifikansi terhadap parameter-parameter AR(p) dan MA(q), terlihat bahwa parameter ϕ_1 dan ϕ_2 tidak signifikan dalam model, sedangkan parameter θ_1 signifikan.

4. Uji Diagnostik

Selanjutnya, model ARIMA terbaik harus memenuhi dua asumsi residual, yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Berikut ini dijelaskan uji asumsi diagnostik terhadap model ARIMA(2,1,1). Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box.

1. *White Noise*

Hipotesa :

$H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_6 = 0$ (residual *white noise*)

H_1 :minimal ada satu $\rho_j \neq 0$, dengan $j = 1,2, \dots, 6$
(residual tidak *white noise*)

Statistik uji :

Untuk k (lag maksimum) = 6, maka :

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^6 \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \hat{\rho}_k \text{ autokorelasi residual ke-}k$$

$$= 1.4123$$

daritabel distribusi *Chi-Square*, didapatkan:

$$\chi^2_{(0,05;6-2-1)} = 7.815$$

Karena $Q < \chi^2_{(0,05;6-2-1)}$, maka hipotesa H_0 diterima, artinya residual bersifat *white noise*. Dengan metode yang sama untuk lag 12, 18, dan 24.

Uji *Kolmogorov-Smirnov* dilakukan untuk pengujian asumsi residual berdistribusi normal.

Hipotesa :

$H_0: S(x) = F_0(x)$ untuk semua x (berdistribusi normal)

$H_1: S(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| = 0.072149$$

$$D_{0,05;205} = 0.094756$$

Karena $D_{hitung} < D_{0,05;206}$ maka hipotesa H_1 ditolak, sehingga hipotesa H_0 diterima bahwa residual model ARIMA (2,1,1) berdistribusi normal. Dengan kata lain, model ARIMA(2,1,1) bukan merupakan model yang baik karena tidak memenuhi uji signifikansi parameter dan uji normalitas residual.

Maka diperlukan tahap *overfitting* untuk mendapatkan model-model lain yang sesuai dengan kriteria pengujian ARIMA. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dibandingkan dan kemudian dicari model terbaik yang sesuai dengan kriteria pengujian. Adapun model-model yang diujikan adalah sebagai berikut :

1. ARIMA(2,1,0)
2. ARIMA([1,2,8],1,0)
3. ARIMA(8,1,1)
4. ARIMA(26,1,1)
5. ARIMA([1,2,26],1,0)

Tabel 2. Hasil Uji Signifikansi dan Uji Diagnostik kurs USD/EUR

Model	Uji Signifikansi	Uji White Noise	Uji Normalitas
ARIMA(2,1,0)	Signifikan	w.n	Normal
ARIMA([1,2,8],1,0)	Signifikan	w.n	Normal
ARIMA(8,1,1)	Signifikan	w.n	Normal
ARIMA(26,1,1)	Signifikan	w.n	Normal
ARIMA([1,2,26],1,0)	Signifikan	w.n	Normal

Dari Tabel 2 didapatkan 5 model yang memenuhi semua kriteria uji. Tahap selanjutnya adalah membandingkan nilai AIC dan SBC. Perbandingan nilai AIC dan SBC dapat dilihat pada Tabel 3. Sedangkan, dari Tabel 3 didapatkan model ARIMA([26],1,1) merupakan model dengan nilai AIC dan SBC terkecil. Dengan kata lain, model ARIMA([26],1,1) merupakan model ARIMA terbaik untuk meramalkan pergerakan kurs USD/EUR. Bentuk umum dari model ARIMA([26],1,1), yaitu :

$$\hat{Z}_t = Z_{t-1} + \phi_{26}(Z_{t-26} - Z_{t-27}) - \theta_1 \cdot a_{t-1}$$

Tabel 3. Perbandingan Nilai AIC dan SBC kurs USD/EUR

Model	AIC	SBC
ARIMA(2,1,0)	-7.30512	-7.27281
ARIMA([1,2,8],1,0)	-7.3595	-7.31002
ARIMA(8,1,1)	-7.35841	-7.32543
ARIMA(26,1,1)	-7.45262	-7.41741
ARIMA([1,2,26],1,0)	-7.43503	-7.38222

dengan cara yang sama, didapatkan model terbaik untuk USD/SGD, USD/MYR, USD/THB, dan USD/IDR dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Model ARIMA(p, d, q) Terbaik untuk Setiap Kurs

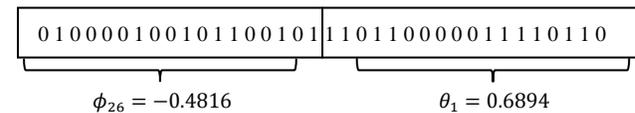
Kurs	Model ARIMA
USD/EUR	ARIMA([26],1,1)
USD/SGD	ARIMA(2,1,0)
USD/MYR	ARIMA(0,0,1)
USD/THB	ARIMA([10,26],1,1)
USD/IDR	ARIMA(1,1,[31])

B. Penerapan Algoritma Memetika untuk Kurs USD/EUR

Berikut ini jelaskan langkah-langkah contoh penerapan Algoritma Memetika kurs mingguan USD/EUR dengan jumlah individu sebanyak 4.

Pengkodean Kromosom

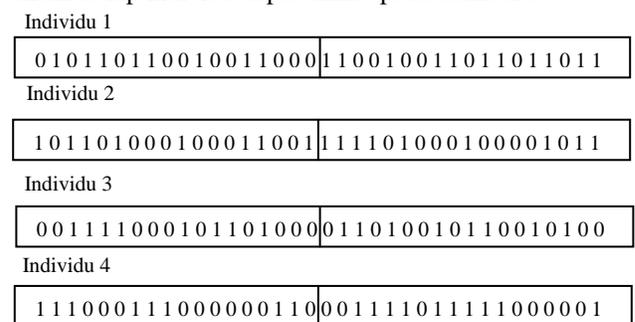
Misalkan bilangan acak yang terpilih untuk ϕ_{26} adalah -0.4816 dan θ_1 adalah 0.6894 . Maka representasi binernya dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Representasi Biner dengan parameter $\phi_{26} = -0.4816$ dan $\theta_1 = 0.6894$

Inisialisasi Populasi

Misalkan individu 1 memiliki nilai parameter $\phi_{26} = -0.2879$ dan $\theta_1 = 0.5759$, individu 2 dengan parameter $\phi_{26} = 0.4084$ dan $\theta_1 = 0.9083$, individu 3 dengan parameter $\phi_{26} = -0.5285$ dan $\theta_1 = -0.1766$, dan individu 4 dengan parameter $\phi_{26} = 0.7774$ dan $\theta_1 = -0.5161$ yang kemudian dikonversikan kedalam bilangan biner. Hasil konversi biner untuk setiap individu dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Contoh Inisialisasi Populasi Kurs Mingguan USD/EUR Sebanyak 4 Individu

Peramalan dilakukan dengan menggunakan model ARIMA([26],1,1), sehingga didapat model peramalan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{210} &= Z_{209} + \phi_{26}(Z_{184} - Z_{183}) - \theta_1 \cdot a_{209} \\ \hat{Z}_{211} &= Z_{210} + \phi_{26}(Z_{185} - Z_{184}) - \theta_1 \cdot a_{210} \\ &\vdots \\ \hat{Z}_{226} &= Z_{225} + \phi_{26}(Z_{200} - Z_{199}) - \theta_1 \cdot a_{225} \end{aligned}$$

dengan: \hat{Z}_t : Nilai peramalan kurs mingguan USD/EUR hari ke- t

Z_t : Nilai kurs mingguan USD/EUR ke- t dari data yang telah stasioner terhadap varians

ϕ_{26} : Parameter AR pada lag ke-26

θ_1 : Parameter MA pada lag ke-1

a_t : Nilai residual

Sehingga, jika data kurs mingguan USD/EUR di substitusikan ke persamaan diatas, maka didapatkan

$$\hat{Z}_{210} = (0.8192) + \phi_{26}((0.733) - (0.7344)) - \theta_1 \cdot (0.011681)$$

$$\hat{Z}_{211} = (0.8254) + \phi_{26}((0.7349) - (0.733)) - \theta_1 \cdot (0.113804)$$

$$\hat{Z}_{226} = (0.937) + \phi_{26}((0.7868) - (0.7862)) - \theta_1 \cdot (0.013618)$$

Fungsi tujuan dari Algoritma Memetika ini adalah untuk meminimumkan *error* atau nilai MAPE dari hasil ramalan data *in sample*. Oleh karena itu, fungsi tujuan tersebut dapat dinyatakan ke dalam bentuk matematis seperti berikut :

$$f(x) = \frac{1}{17} \sum_{i=210}^{226} \left| \frac{Z_i - \hat{Z}_i}{Z_i} \right| \times 100\%$$

Pencarian Lokal Hill Climbing

Misalkan pada individu 1 diterapkan Algoritma *Hill Climbing*, maka akan dihasilkan individu 1' hasil penerapan Algoritma *Hill Climbing* yang memiliki nilai *fitness* lebih tinggi. Contoh penerapan Algoritma *Hill Climbing* pada individu 1 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Penerapan Algoritma *Hill Climbing*

	ϕ_{26}	θ_1	Nilai <i>Fitness</i>
Individu 1	-0.2879	0.5759	0.5827
Individu 1'	0.86458	-0.4249	0.9133

Evaluasi Fungsi *Fitness*

Setelah populasi awal terbentuk, selanjutnya dilakukan proses evaluasi fungsi *fitness* untuk semua individu dalam populasi. Karena fungsi tujuan dari Algoritma Memetika ini adalah meminimumkan nilai MAPE fungsi *fitness* untuk peramalan kurs mingguan USD/EUR adalah sebagai berikut :

$$F(x) = \frac{1}{17} \sum_{i=210}^{226} \left| \frac{Z_i - \hat{Z}_i}{Z_i} \right| \times 100$$

Sehingga dari persamaan diatas didapatkan nilai-nilai peramalan dari data ke-210 samapai data ke-226 untuk individu 1, yaitu:

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{210} &= 0.8210 \\ \hat{Z}_{211} &= 0.8508 \\ \hat{Z}_{212} &= 0.8471 \\ &\vdots \\ \hat{Z}_{226} &= 0.9402 \end{aligned}$$

Tabel 6. Nilai *Fitness*

Individu	Nilai <i>Fitness</i>
1	0.9133
2	0.5145
3	0.6189
4	0.7766

dengan cara yang sama didapatkan nilai *fitness* dari masing-masing individu yang dapat dilihat pada Tabel 6.

Seleksi Roulette Wheel

Berikut adalah contoh metode seleksi *roulette wheel* dengan menggunakan populasi dari contoh diatas. Dari Tabel 6 telah diperoleh nilai *fitness* dari masing-masing individu. Tahap selanjutnya adalah menghitung jumlah kumulatif dari nilai *fitness* dibagi dengan jumlah keseluruhan dari nilai *fitness* atau yang biasa disebut proporsi kumulatif yang dapat dilihat pada Tabel 7.

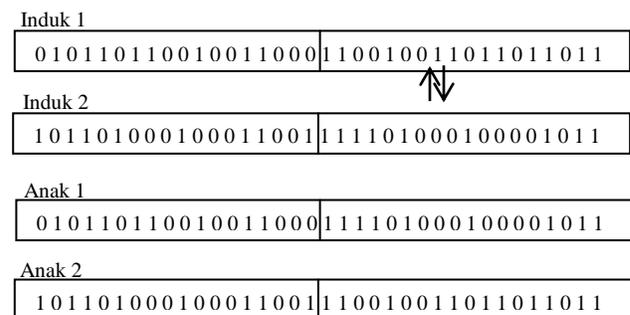
Tabel 7. Tabel Proporsi Kumulatif

Individu	Proporsi Kumulatif
1	0.1822
2	0.4014
3	0.6765
4	1

Selanjutnya dipilih bilangan acak [0,1] untuk memilih individu yang akan dijadikan sebagai induk. Jika nilai dari proporsi kumulatif dikurangi dengan nilai bilangan acak menghasilkan bilangan non negatif, maka individu pertama yang memiliki bilangan non negatif tersebut akan dipilih sebagai induk.

One Point Crossover

Operator *one point crossover* dilakukan sebanyak 1/2 kali jumlah individu dikarenakan setiap operasi *one point crossover* akan menghasilkan dua individu baru sebagai anak. Contoh dari *one point crossover* untuk kasus diatas dapat dilihat pada Gambar 6. Misalkan titik persilangannya terdapat pada lokus ke-21.

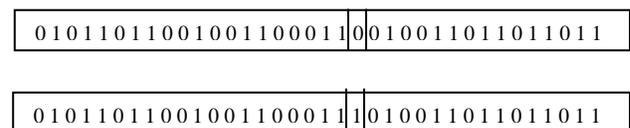


Gambar 6. Operator *One Point Crossover* pada Individu 1

Mutasi

Proses mutasi untuk individu terpilih adalah mengubah nilai bilangan biner dengan 0 atau 1. Jika, lokus terpilih memiliki *allele* bernilai 1, maka setelah proses mutasi nilai *allele* 1 diubah menjadi 0 dan sebaliknya. Pemilihan gen dalam suatu individu yang akan dilakukan mutasi dipilih secara acak. Biasanya nilai probabilitas mutasi berkisar antara 0,005 – 0,01 [8].

Contoh mutasi terhadap anak1 dapat dilihat pada Gambar 7. Misalkan dalam penentuan lokus acak, lokus ke-21 terpilih untuk terjadinya mutasi.

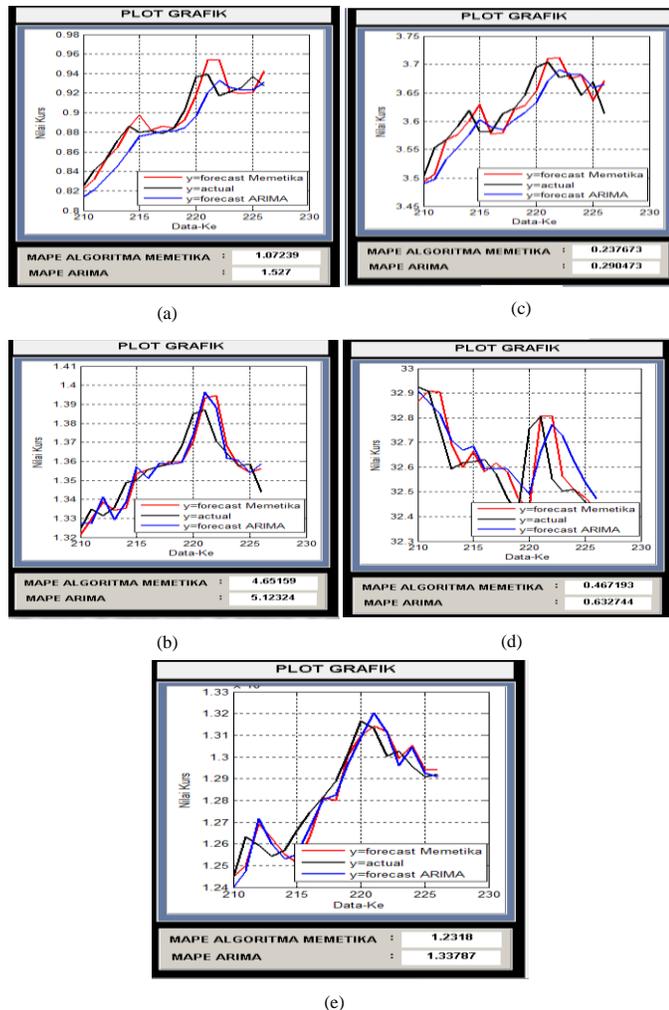


Gambar 7. Mutasi pada Anak 1

Selanjutnyaditerapkan Algoritma *Hill Climbing* kembali untuk meningkatkan nilai *fitness* dari masing-masing individu. Proses yang sama akan dilakukan terus menerus hingga

jumlah maksimum generasi tercapai. Individu dengan nilai *fitness* terbesar akan dipilih sebagai solusi optimal yang akan dievaluasi kembali untuk menghitung nilai *error* MAPE. Selanjutnya, dilakukan perbandingan nilai *error* MAPE untuk parameter dari Model ARIMA([26],1,1) dengan parameter hasil optimalisasi dengan Algoritma Memetika.

Cara yang sama dilakukan untuk Kurs yang lain, kemudian pengujian dilakukan sebanyak masing-masing 5 kali dengan jumlah individu 50 dan 150, jumlah generasi 50 dan 250 dengan probabilitas mutasi 0.01. Setelah itu didapatkan rata-rata nilai MAPE terkecil terdapat pada percobaan untuk 150 individu dan 250 generasi dengan probabilitas mutasi 0.01 yang dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 7. Plot Perbandingan Hasil Algoritma Memetika dan ARIMA untuk 150 Individu dan 250 Generasi (a)USD/EUR, (b)USD/SGD, (c)USD/MYR, (d)USD/THB, dan (e) USD/IDR

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan dari seluruh proses pada bab-bab sebelumnya, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Model ARIMA terbaik untuk kurs mingguan USD/EUR adalah ARIMA([26],1,1), kurs mingguan USD/SGD adalah ARIMA(2,1,0), kurs mingguan USD/MYR adalah ARIMA(0,1,1), kurs mingguan USD/THB adalah

ARIMA([10,26],1,1), dan kurs mingguan USD/IDR adalah ARIMA(1,1,[31]).

2. Dari setiap percobaan yang dilakukan, dapat disimpulkan untuk jumlah individu dan generasi yang lebih banyak menunjukkan rata-rata nilai MAPE yang lebih kecil, namun membutuhkan waktu komputasi yang relatif lebih lama daripada yang lainnya. Percobaan dengan 150 individu dan 50 generasi memiliki rata-rata nilai MAPE yang hampir sama, namun waktu komputasi nya jauh lebih cepat dibandingkan percobaan 150 individu dengan 250 generasi. Oleh karena itu, percobaan dengan 150 individu dan 50 generasi sudah cukup untuk meramalkan pergerakan kurs valuta asing.
3. Nilai parameter AR dan MA terbaik untuk kurs USD/EUR, yaitu $\phi_{26} = 0.9944$ dan $\theta_1 = -0.4005$, kurs USD/SGD dengan $\phi_1 = 0.1744$ dan $\phi_2 = 0.3721$, kurs USD/MYR dengan $\theta_1 = -0.2455$, kurs USD/THB dengan $\phi_{10} = 0.0956$, $\phi_{26} = 0.2433$, dan $\theta_1 = -0.0943$, dan kurs USD/IDR dengan $\phi_1 = 0.401$ dan $\theta_{31} = -0.3579$.
4. penerapan Algoritma Memetika dengan menggunakan model ARIMA mampu menurunkan nilai *error* MAPE hingga 0.45%. Sehingga dapat dijadikan referensi untuk melakukan analisa pergerakan kurs valuta asing di masa yang akan datang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bank for International Settlements. 2013. *Triennial Central Bank Survey, Foreign Exchange Turnover in April 2013: Preliminary Global Results*. <http://www.bis.org/>. Diakses pada tanggal 08-02-2015.
- [2] Charisma Berlianta, Heri. 2006. *Mengenal Valuta Asing*. Yogyakarta : Gadjah Mada University Press.
- [3] Kautsar, Abrar TB.M. 2008. *Prediksi Kurs Valuta Asing Menggunakan Algoritma Memetika*. Depok : Departemen Matematika Universitas Indonesia.
- [4] Bisgard, Soren dan Kulahci, Murat. 2011. *Time Series Analysis and Forecasting by Example*. Denmark : A John Wiley & Sons, Publication.
- [5] Yuni Cahyani, Ni Wayan, dkk. 2015. *Perbandingan Transformasi Box-Cox dan Regresi Kuantil Median dalam Mengatasi Heteroskedastisitas*. E-Jurnal Matematika Vol. 4 (1), Januari 2015, pp. 8-13
- [6] Tauryawati, Mey Lista. 2014. *Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins untuk Memprediksi IHSG*. JURNAL SAINS DAN SENI POMITS Vol. 3, No. 2, (2014) ISSN: 2337-3539
- [7] Palit, Ajoy K. dan Popovic, Dobrivoje. 2005. *Computational Intelligence in Time Series Forecasting : Theory and Engineering Applications*. London: Springer.
- [8] Saputro, Aris. 2010. *Penentuan Kombinasi Optimum Jumlah, Berat dan Waktu Tambat Kapal di PT (Persero) Pelabuhan Indonesia III Gresik Menggunakan Algoritma Genetika*. Surabaya : Jurusan Matematika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.