

Peramalan terhadap Forex dengan Metode ARIMA

Studi Kasus GBP/USD

Michael Saputra Suryono¹, Raymond Oetama²

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Multimedia Nusantara, Tangerang, Indonesia

¹michael.saputra@student.umn.ac.id

²raymond@umn.ac.id

Diterima 20 Februari 2019

Disetujui 24 Juni 2019

Abstract—Forex or Foreign Exchange is trading a country's currency with another country's currency. The purpose of this study is basically to test the accuracy of ARIMA on the GBP/USD currency pair. In addition, this research is expected to provide the benefits of knowledge about forecasting using ARIMA. This study resulted in forecasting the GBP/USD currency pair within 1 month, per 6 months from January 2018 to June 2018 using the ARIMA method and R software. Data to be used are data taken from January 2013 to June 2018. For the the process will follow the process of the KDD (Knowledge Discovery in Database). The results obtained by the ARIMA model (3,2,1) as the best model to be applied for 1 month per 6 months on the GBP/USD currency pair because it has the lowest AIC value and the mean absolute percentage error is 3.16%.

Index Terms—Foreign Exchange, ARIMA, Time Serie, Knowledge Discovery Database

I. PENDAHULUAN

Forex atau Foreign Exchange adalah perdagangan antara mata uang yang satu dengan mata uang negara lainnya [1]. Tidak seperti pasar lainnya, pasar forex berjalan dalam rentang waktu 24 jam hari kerja. Trading forex sendiri dilaksanakan oleh bank, broker, dealer, institusi finansial.

Dalam perdagangan ini, yang diperdagangkan selalu mata uang yang berpasangan misal GBP/USD yaitu perbandingan nilai mata uang Poundsterling terhadap Dollar Amerika sebagai dasar penilaian. Di dalam forex sendiri terdapat fluktuasi harga dimana terjadinya kenaikan dan penurunan harga. Dengan adanya fluktuasi harga maka seorang pelaku pasar dapat melakukan posisi membeli atau menjual. Untuk melakukan pembelian dan penjualan dibutuhkan keputusan yang tepat. Jika salah dalam mengambil keputusan maka pelaku pasar akan mengalami kerugian. Salah satu yang bisa dilakukan adalah menggunakan teknik forecast.

Peramalan merupakan suatu usaha untuk meramalkan keadaan di masa mendatang melalui pengujian keadaan di masa lalu [2]. Peramalan

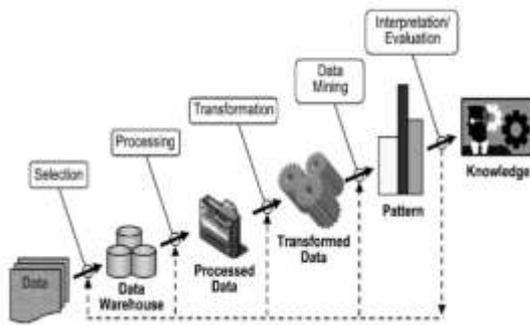
terhadap harga pasar forex sangat menguntungkan bagi pelaku pasar karena dapat memberikan informasi tentang harga yang akan datang. Menurut Penelitian Rahmadayanti, Susili, dan Puspitaningrum [3] mengenai perbandingan keakuratan ARIMA dan EMA didapatkan bahwa ARIMA lebih unggul dari EMA dalam meramalkan jangka pendek. Sedangkan untuk Jangka panjang dapat menggunakan EMA. Dalam penelitian lainnya yang dilakukan Babu dan Redy [4] ditemukan bahwa dalam penelitian sebelumnya membuktikan bahwa Neural Network lebih bagus daripada Arima dan Fuzzy. Tetapi, setelah dilakukan penelitian terhadap mata uang India, didapatkan bahwa model ARIMA lebih bagus. Kesimpulan, dapat dikatakan bahwa tidak semua model dapat menghasilkan hasil yang sama terhadap data lain, sehingga perlu di ujicobakan pada data yang lain. Penelitian ini akan melakukan peramalan dengan menggunakan pasangan mata uang GBP/USD sebagai objek test untuk menguji apakah metode ARIMA mempunyai tingkat keberhasilan yang serupa dengan penelitian sebelumnya.

Penelitian ini akan difokuskan untuk menerapkan ARIMA dalam peramalan harga GBP/USD serta mengukur hasil peramalan. Implikasi dari penelitian ini adalah untuk memberikan manfaat pengetahuan tentang peramalan menggunakan ARIMA dalam perdagangan forex.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. KDD (Knowledge Discovery Database)

Kerangka kerja yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah KDD. Gambar 1 menggambarkan tahapan dalam melakukan KDD [5].



Gambar 1. Metode KDD

- *Data Selection*, pada tahap ini dilakukan pemilihan kolom dan pemisahan data training dan data testing. *Data Selection* merupakan pemilihan data dari kumpulan data. Data training diambil dari tahun 2013 sampai dengan tahun 2017 dan akan testing data 6 bulan pertama 2018 yang merupakan data terbaru saat penelitian ini dilakukan.
- *Data Preprocessing/Cleansing*, tahap ini akan dilakukan pemeriksaan data meliputi mencari data duplikasi, pemeriksaan missing value dan memperbaiki kesalahan data. Proses cleansing merupakan proses membuang duplikasi data, memeriksa data yang tidak konsisten dan memperbaiki kesalahan pada data. Proses cleansing mempengaruhi hasil informasi dari teknik data mining.
- *Transformation*, pada tahap ini akan dilakukan identifikasi data. Pada tahap identifikasi data akan dilakukan pemeriksaan data apakah berjenis time series atau bukan dan data berjenis stasioner atau tidak. Hasil proses transformasi ke format tertentu sehingga data tersebut sesuai dengan proses data mining.
- *Data Mining*, tahap data mining akan dilakukan proses mencari pola atau informasi data dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.
- Metode yang akan digunakan adalah metode *ARIMA*. Pada tahapan data mining akan dilakukan 2 proses pengerjaan yaitu menentukan nilai p, d dan q untuk model *ARIMA* dan melakukan peramalan.
- *Interpretation/Evaluation*, pada tahap ini akan dilakukan pembahasan dari hasil peramalan yang sudah dilakukan dalam bentuk yang mudah dimengerti baik dalam bentuk tabel atau visualisasi.

B. Metode ARIMA

ARIMA sendiri merupakan gabungan dari model *autoagressive (AR)*, model *moving average (MA)* dan

autoagressive dan *moving average (ARMA)*. *ARIMA* digunakan untuk meramalkan dalam jangka pendek. Jika digunakan dalam jangka panjang maka akan menghasilkan peramalan yang buruk. Secara umum model *ARIMA* dituliskan dalam bentuk (p,d,q) . p yang merupakan proses *autoagressive*, d yang merupakan diferensiasi dan q sebagai proses *moving average (MA)*. Ada beberapa tahapan yang harus dilakukan sebelum melakukan peramalan yaitu identifikasi data (uji stasioner data), Fungsi autokorelasi (*ACF*) dan fungsi autokorelasi parsial (*PACF*), estimasi model dan peramalan.[3]

C. Stasioner

Untuk menguji stasioner data dapat menggunakan metode *Dickey Fuller*. Metode *Dickey Fuller* menggunakan model regresi sebagai berikut :

$$\Delta X_t = \beta_0 + \beta_1 X_{t-1} \quad (1)$$

Keterangan :

β_0 : parameter ke-0 dari model regresi Dickey Fuller

β_1 : parameter ke-1 dari model regresi Dickey Fuller

D. Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi autokorelasi adalah keamatan hubungan suatu berubah pada waktu saat ini dan waktu lalu (*lag*). Dalam analisis deret waktu, autokorelasi yang digunakan sebagai alat identifikasi untuk membuktikan adanya pengaruh waktu terhadap nilai pengamatan yakni nilai pengamatan pada periode sebelumnya. Autokorelasi dirumuskan sebagai berikut

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2)$$

Keterangan :

r_k : Autokorelasi sampel pada *lag* ke $-k$

Y_t : Pengamatan pada waktu ke- t

Y_{t-k} : Pengamatan pada *lag* k (waktu ke $t-k$)

E. Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial adalah korelasi antara Y_t dan Y_{t-k} setelah dihilangkan pengaruh $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}$. Fungsi autokorelasi parsial dirumuskan sebagai berikut :

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(Y_t, Y_{t-k} | Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}) \quad (3)$$

ϕ_{kk} adalah koefisien korelasi antara dua buah berubah acak Y_t dan Y_{t-k} dengan syarat $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}$ dimana Y_t : Pengamatan pada waktu ke- t dan Y_{t-k} : Pengamatan pada *lag* k (waktu ke $t-k$) dan seterusnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan website *www.investing.com*. Data yang akan digunakan dari periode 1 Januari 2013- 30 Juni 2018. Pada periode tersebut terdapat 66 data bulanan. Dimana data 2013 sampai dengan 2017 akan menjadi data training dan data Januari sampai dengan Juni 2018 akan dijadikan data testing.

B. Data Selection

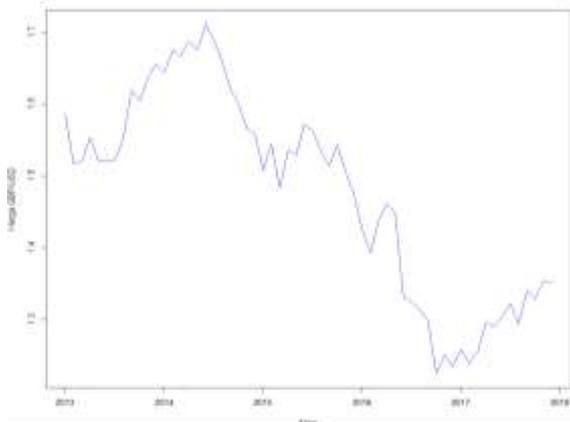
Pada tahap ini akan dilakukan pemilihan kolom data yang akan digunakan dan pemisahan data *training* dan data testing. Data *training* akan digunakan untuk melakukan peramalan sedangkan data *testing* akan digunakan untuk menguji hasil peramalan. Data *training* yang akan digunakan dari awal tahun 2013 sampai akhir 2017 sedangkan data *testing* berisikan Januari-Juni 2018. Untuk kolom data yang digunakan hanya kolom *data* dan *price*. Untuk kolom *date* berisikan tanggal harga sedangkan kolom *price* berisikan penutupan harga.

C. Data Preprocessing/Cleansing

Tahap awal akan dilakukan pengecekan data. Bertujuan untuk melihat apakah data memiliki missing value, nama kolom yang acak atau tanggal yang tidak beraturan. Setelah dilakukan pengecekan, data tidak memiliki missing value dan bisa ke tahap selanjutnya.

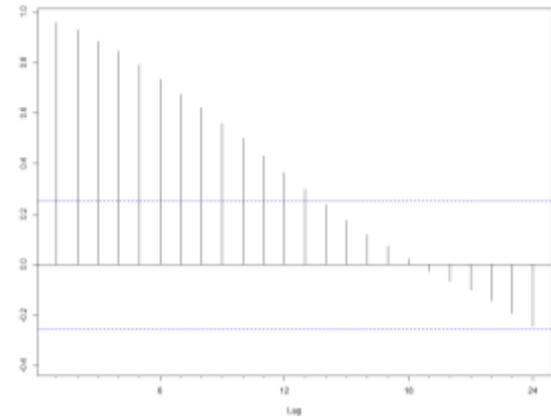
D. Data Transformation

Pada tahap ini akan dilakukan mengubah jenis data menjadi time series dan stasioner. Dari hasil pengecekan didapatkan bahwa data masih bukan format time series maka akan dilakukan pengubahan format. Setelah dilakukan perubahan dan pengecekan ulang, didapatkan data telah berformat time series. Setelah itu akan dilakukan pengujian stasioner data.



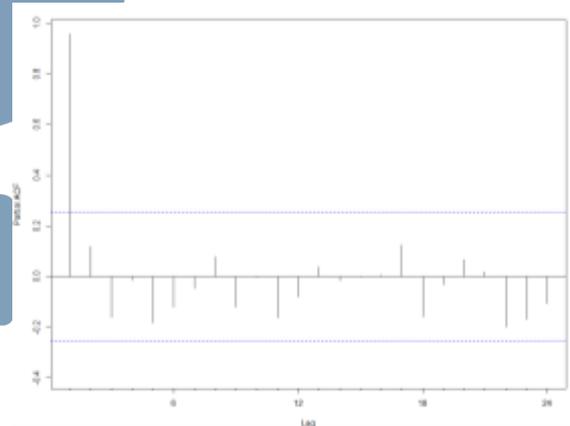
Gambar 2. Plot Data

Pada Gambar 2 terlihat bahwa data mengalami kenaikan dan penurunan secara tajam dan data dapat dikatakan masih belum stasioner. Data dikatakan stasioner jika data bergerak secara konstan. Sedangkan pada Gambar 2 terlihat bahwa data masih ada trend.



Gambar 3. Plot ACF

Pada Gambar 3 terlihat bahwa hasil plot ACF terjadi penurunan secara lambat dari lag 1-18 mendekati angka 0. Sesuai ketentuan jika memiliki ciri ciri penurunan secara lambat maka data belum stasioner.



Gambar 4. Plot PACF

Pada Gambar 4 terlihat bahwa hasil plot PACF terjadi penurunan dari lag 1 sampai lag 2. Dapat dikatakan memiliki pola Cut Off.

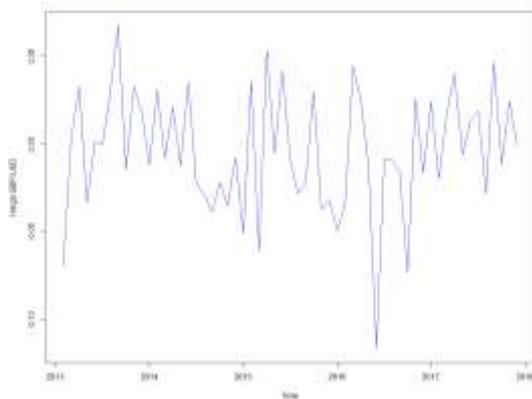
```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: ts_forex
Dickey-Fuller = -1.9738, lag order = 3, p-value = 0.5854
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 5. Pengujian ADF

Pada Gambar 5 setelah dilakukan pengecekan stasioner didapatkan hasil p-value sebesar 0.58. Dimana jika p-value lebih dari 0.05 maka data bukan stasioner [6]. Maka perlu dilakukan diferensiasi.

E. Diferensiasi

Pada Gambar 6 masih terlihat bahwa harga pada pertengahan tahun 2016 terjadi harga terendah dan harga pertengahan 2013 terjadi kenaikan harga yang tertinggi. Pada gambar 6 terlihat bahwa data masih belum stasioner karena pergerakan harga belum bergerak secara konstan. Untuk melakukan diferensiasi dalam program R maka akan digunakan perintah “diff” yang akan mengubah data bukan stasioner menjadi stasioner.



Gambar 6. Plot Diferensiasi Pertama

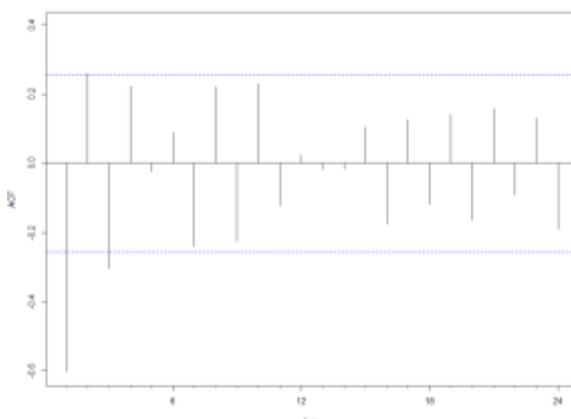
```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: diff_ts_forexA
Dickey-Fuller = -2.8778, Lag order = 3, p-value = 0.2201
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 7. Pengujian Augmented Dickey Fuller (ADF)

Pada Gambar 7 terlihat hasil dari pengujian Augmented Dickey Fuller menunjukkan bahwa p-value masih diatas 0,05. Dari hasil diferensiasi pertama tersebut didapatkan bahwa data masih bukan stasioner. Maka perlu dilakukan diferensiasi tahap ke 2

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: diff_ts_forexB
Dickey-Fuller = -6.9001, Lag order = 3, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 8. Pengujian ADF setelah diferensiasi ke 2

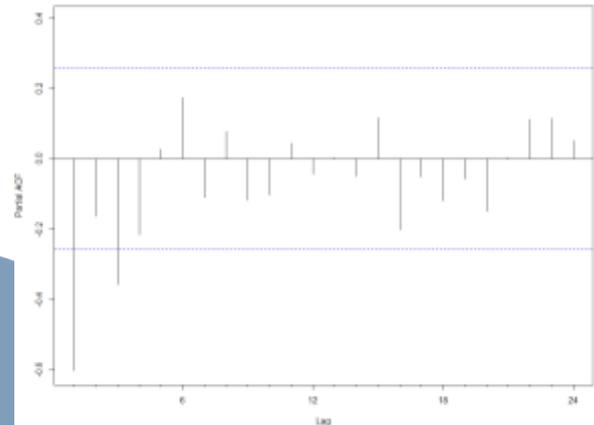


Gambar 9. Plot ACF

Pada Gambar 8 terlihat bahwa hasil pengujian ADF setelah dilakukan diferensiasi sebanyak 2 kali baru menghasilkan nilai p-value yang lebih kecil dari 0.05. Maka data sudah dapat dikatakan stasioner.

F. Data Mining

Langkah selanjutnya akan dilakukan identifikasi model dengan melakukan plot ACF dan PACF. Pada Gambar 9 terlihat pada lag 1 terjadi signifikan dan lag 3 juga terjadi signifikan. Dari hasil ini didapatkan model AR sementara yaitu AR 1 dan AR 3.



Gambar 10. Plot PACF

Pada Gambar 10 terlihat pada lag 1 dan lag 3 terjadi signifikan. Dari hasil ini didapatkan model MA sementara yaitu MA 1 dan MA 3.

Tabel 1. Model ARIMA

Model ARIMA	AIC
(1,2,1)	-214
(1,2,3)	-213
(3,2,1)	-212.28
(3,2,3)	-212.58

Dari tabel 1, model ARIMA yang akan digunakan adalah model ARIMA yang memiliki nilai absolut AIC paling terkecil sehingga didapatkan model ARIMA (3,2,1). Tahap selanjutnya akan dilakukan tahap diagnostic checking.

```
Box-Ljung test
data: arima_forex$residuals
X-squared = 0.0057745, df = 1, p-value = 0.9394
```

Gambar 11. Uji Box-Ljung Test

Pada Gambar 11 setelah dilakukan Uji Box-Ljung test didapatkan p-value sebesar 0.93. Jika p-value lebih besar dari 0.05 maka model mengikuti proses random. Setelah tahap ini akan dilakukan tahap peramalan dengan menggunakan model ARIMA (3,2,1).

F. *Interpretation/Evaluation*

Tabel 2 menunjukkan perbedaan Harga Asli dan Prediksi dari Januari sampai dengan Juni 2018. pada bulan Januari-Maret perbedaannya positif sedangkan setelah itu perbedaannya negatif. Pada bulan Januari terjadi perbedaan sebesar 0,049 naik sampai bulan Maret terjadi perbedaan 0,013 dan kemudian turun sampai bulan Juni menjadi minus 0,096. Untuk MAPE sendiri sebesar 3,16%

Tabel 2. Perbedaan Harga Asli dan Prediksi Januari-Juni 2018

Bulan	Aktual	Prediksi	Perbedaan
January	1.4192	1.3704	0.049
February	1.376	1.3748	0.001
Maret	1.4018	1.3891	0.013
April	1.3772	1.396	-0.019
Mei	1.3300	1.4085	-0.079
Juni	1.3209	1.4171	-0.096
MAPE	3.16%		

G. Diskusi

Saat ini, seseorang dapat mengevaluasi kinerja peramalan dengan menerapkan MAPE. Dari hasil penelitian ini didapatkan MAPE sebesar 3,16% masih jauh di bawah batas MAPE untuk peramalan yaitu 10 [7]. Dengan demikian, maka penelitian ini memiliki hasil yang baik. Dapat dikatakan dengan model ARIMA (3,2,1) dapat digunakan untuk melakukan peramalan terhadap pasangan mata uang GBP/USD.

V.SIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini, ARIMA bisa digunakan untuk meramalkan *GPB/USD*, didapatkan model ARIMA (3,2,1) sebagai model terbaik untuk diterapkan untuk 1 bulan per 6 bulan pada pasangan mata uang *GBP/USD* karena memiliki nilai *AIC* yang paling terendah. Nilai MAPE peramalan yang diperoleh sebesar 3.16%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Salim, *Betting Forex*, Jakarta: Elex Media Komputindo, 2009.
- [2] H. Prasetya, dan F. Lukiastruti, *Manajemen Operasi*, Yogyakarta: MedPressindo, 2009
- [3] R. Rahmayanti, B. Susili, dan D. Puspitaningrum, "Perbandingan Keakuratan Metode Autoagressive Integrated Moving Average(Arima) Dan Exponential Smoothing Pada Peramalan Penjualan Semen Di Pt.Sinar Abadi", *Jurnal Rekursif*, vol .3, no.1, hal.23-36, Maret 2015.
- [4] A.S. Babu, dan S.K. Redy "Exchange Rate Forecasting using ARIMA, Neural Network and Fuzzy", *Journal of Stock & Forex Trading*, vol.4, no.3, 2015.
- [5] A. M. Siregar, "A Comparative Study of Data Mining Process Models (KDD, CRISP-DM and SEMMA)", *International Journal of Innovation and Scientific Research* ,vol.12,no.1 , hal.217-22, 2014.
- [6] T. M. Ngan, "Forecasting Foreign Exchange Rate by Using ARIMA Model: A case of VND/USD Exchange Rate", *Research journal of Finance and Accounting*, vol.7, no.12, hal.55-65, 2016.
- [7] J.J.M. Moreno, A. P. Pol, A. Abad, dan B. C. Blasco, "Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy", *Psicothema*, vol.25, no.4, hal.500-506, 2013.



UMN