

Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Feedforward Neural Network* (FFNN) dengan Algoritma *Backpropagation* untuk Meramalkan Harga Open Emas Dunia pada Bulan Juli 2008 - Februari 2014

¹Jainab Idris, ²Sutawanir Darwis, ³Nusar Hajarisman

^{1,2,3}*Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan alam, Universitas Islam Bandung, Jl. Tamansari No. 1 Bandung 40116*

e-mail : ¹jainabidris029@gmail.com, ²std.darwis@gmail.com, ³nusarhajarisman@yahoo.com

Abstrak. Tujuan dari penelitian ini adalah melihat pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Feedforward Neural Network* (FFNN) dengan Algoritma *Backpropagation* dari data harga open emas, melihat estimasi parameter mode ARIMA dan FFNN, meramalkan data harga open emas dunia untuk satu bulan kedepan, dan melihat keakurasian data harga open emas dunia pada bulan Juli 2008-Februari 2014 pada hasil ARIMA dibandingkan dengan algoritma *Feedforward Neural Network* (FFNN). Berdasarkan proses identifikasi model ARIMA yang digunakan dalam penelitian ini adalah model ARIMA (1,2,1). Sedangkan untuk model pendugaan data harga open emas menggunakan *Feedforward Neural Network* (FFNN) dengan metode algoritma *backpropagation* kemudian menghasilkan model optimum FFNN. Hasil ramalan harga open emas dunia pada bulan Maret 2014 menggunakan model ARIMA (1,2,1) adalah sebesar US\$1180,55 per *troy ounce* dengan nilai MSE 129,89%. Sedangkan hasil ramalan harga open emas dunia pada bulan Maret 2014 menggunakan *Feedforward Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* adalah sebesar US\$1011,7 per *troy ounce* dengan nilai MSE 28,281%. Dari kedua metode yang digunakan untuk hasil ramalan terlihat model ARIMA (1,2,1) menghasilkan nilai ramalan yang lebih besar. Tetapi nilai MSE *Feedforward Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* relatif lebih kecil dibandingkan dengan nilai MSE ARIMA (1,2,1), yang menunjukkan tingkat keakurasian hasil peramalan dengan metode algoritma *backpropagation* masih lebih baik dibandingkan dengan ARIMA (1,2,1).

Kata Kunci : Harga Open Emas, ARIMA, FFNN.

A. Pendahuluan

Investasi dalam emas dibedakan menjadi dua jenis yaitu, investasi pada saham emas dan investasi pada emas batangan. Salah satu pengetahuan penting dalam berinvestasi emas adalah peramalan harganya. Peramalan harga emas bertujuan untuk mengetahui peluang investasi harga emas di masa yang akan datang sehingga dapat digunakan sebagai pertimbangan oleh investor emas untuk mengetahui perubahan harga emas. Metode peramalan sangat banyak dan seringkali memerlukan asumsi-asumsi yang harus terpenuhi salah satunya adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), namun terdapat juga model yang tidak memerlukan asumsi-asumsi salah satunya adalah *Artificial Neural network* (ANN).

Dalam skripsi ini pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Feedforward Neural Network* (FFNN) dengan Algoritma *backpropagation* untuk data time series dan aplikasinya pada data harga open emas dunia pada bulan Juli 2008-Februari 2014 dapat menjadi alternatif metode peramalan yang baik dalam kaitannya menghasilkan nilai ramalan yang tepat. Untuk mengetahui pendugaan peramalan terbaik ARIMA maka akan dibandingkan dengan menggunakan metode FFNN dengan algoritma *backpropagation*.

B. Tinjauan Pustaka

1. Analisis Deret Waktu (*Time Series*)

Time series adalah catatan dari nilai-nilai yang diamati dari sebuah proses atau fenomena yang diambil secara berturut-turut dari waktu ke waktu. Peramalan suatu data *time series* perlu memperhatikan tipe atau pola data. Secara umum terdapat empat macam pola data *time series*, yaitu *horizontal*, *trend*, musiman, dan siklis (Hanke dan Wichren, 2005).

2. Stasioner dan Non-stasioner

Secara sederhana, suatu deret pengamatan dikatakan stasioner apabila proses tidak berubah seiring dengan adanya perubahan *time series*. Jika suatu *time series* X_t stasioner maka nilai tengah (*mean*), varian dan kovarian deret tersebut tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan, sehingga proses berada dalam keseimbangan statistik (Soejoeti, 1987).

3. Pengujian Kestasioneran data Deret Waktu

a. Secara Visual

- Analisis Grafik
- Korelogram Nilai-nilai Autokorelasi

b. ADF Test

Langkah-langkah pengujiannya adalah sebagai berikut :

Menguji variabel dengan ADF test

Hipotesis yang digunakan adalah :

$H_0 : \delta = 0$ (non stasioner), melawan $H_1 : \delta < 0$ (stasioner)

Statistik uji yang digunakan adalah $\tau = \frac{\hat{\delta}}{se\hat{\delta}}$

Tolak H_0 jika τ hasil perhitungan lebih besar dari τ tabel

Bila variabel belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing*.

4. Metode Pembedaan (*Differencing*)

Differencing (pembedaan) dilakukan untuk menstasionerkan data non-stasioner. Operator shift mundur (*backward shift*) yang disimbolkan dengan B, sangat tepat untuk menggambarkan proses *differencing* (Makridakis, 1999).

$$BX_t = X_{t-1} \quad \dots(2.1)$$

$$B(BX_t) = B^2X_t = X_{t-2} \quad \dots(2.2)$$

$$X'_t = X_t - X_{t-1} \quad \dots(2.3)$$

$$X'_t = X_t - X_{t-1} = X_t - BX_t = (1 - B)X_t \quad \dots(2.4)$$

$$X''_t = (1 - B)^2X_t \quad \dots(2.5)$$

$$X_t = (1 - B)^dX_t \quad \dots(2.6)$$

5. Autocorrelation Function/Fungsi Autokorelasi (ACF)

Pengujian koefisien autokorelasi dapat dilakukan dengan hipotesis :

$H_0 : \rho_k = 0$ (koefisien autokorelasi tidak signifikan)

$H_1 : \rho_k \neq 0$ (koefisien autokorelasi signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$t = \frac{r_k}{SEr_k} \text{ dengan } SE = \frac{1}{\sqrt{n}}$$

Kriteria uji keputusan H_0 ditolak jika $t_{hit} > t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$.

6. Partial Autocorrelation Function/Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Hipotesis untuk menguji koefisien autokorelasi parsial adalah $H_0 : \phi_{kk} = 0$

dan $H_1 : \phi_{kk} \neq 0$. Statistik uji yang digunakan : $t = \frac{\phi_{kk}}{SE(\phi_{kk})}$ dengan $SE(\phi_{kk}) =$

$\frac{1}{\sqrt{n}}$. Kriteria uji : tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$, dengan derajat bebas $df = n-1$, n

adalah banyaknya data (Wei, 2006).

7. Proses *White Noise*

Hipotesis pengujian *white noise* adalah $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = \rho_k = 0$ (residu memenuhi proses *white noise*) dan, $H_1 : \exists \rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, K$ (residu tidak memenuhi proses *white noise*). Statistik uji yang digunakan yaitu uji *Ljung Box-pierce*. Rumus uji *Ljung-Box* atau *Box-pierce* (Wei, 2006) :

$$Q_k = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{r_k^2}{n-k}$$

Kriteria Uji : H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{\text{tabel}}$ dengan derajat bebas (db) = $k - p$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dengan p adalah banyaknya parameter.

8. Uji Normalitas Residu

Uji normalitas residu dilakukan untuk mengetahui apakah galat berdistribusi normal atau tidak. Pengujian dapat dilakukan dengan analisis grafik normal *probability plot*. Jika residu berada di sekitar garis diagonal maka galat berdistribusi normal.

9. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

a. Model *Autoregressive* (AR)

- Model AR (1)

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad \dots(2.8)$$

$$(1 - \phi_1 B)X_t = \varepsilon_t \quad \dots(2.9)$$

- Model AR (2)

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \varepsilon_t \quad \dots(2.10)$$

$$(1 - \phi_1 B + \phi_2 B^2)X_t = \varepsilon_t \quad \dots(2.11)$$

b. Model *Moving Average* (MA)

- Model MA (1)

$$X_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad \dots(2.12)$$

$$X_t = \varepsilon_t - \theta_1 B \varepsilon_t \quad \dots(2.13)$$

- Model MA (2)

$$X_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \quad \dots(2.14)$$

$$X_t = \varepsilon_t - \theta_1 B \varepsilon_t - \theta_2 B^2 \varepsilon_t \quad \dots(2.15)$$

c. Model Campuran AR (p) dan MA (q) / ARMA (p,q)

Bentuk umum dari *Autoregressive* (AR) dengan *Moving Average* (MA) yang dinotasikan ARMA (p,q) adalah sebagai berikut:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad \dots(2.16)$$

d. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA (p,d,q) dinotasikan sebagai berikut :

$$1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d X_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B) \varepsilon_t$$

10. Proses Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Langkah-langkah pembentukan model secara iteratif adalah sebagai berikut :

- Identifikasi Model
- Menentukan Orde *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA)
- Estimasi Parameter

Estimasi parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat residual *Sum Squared Error* (SSE)

$$S = \sum_{i=p+1}^n [X_t - \phi_1 X_{t-1} - \dots - \phi_p X_{t-p}]^2 \quad \dots(2.17)$$

- d. Pemeriksaan Diagnostik
- e. Kriteria Pemilihan Model Terbaik
Salah satu kriteria pemilihan model dengan melihat nilai MSE. Semakin kecil nilai MSE maka semakin baik model itu untuk dipilih yaitu :
- $$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^N (X_t - \hat{X}_t)^2 \quad \dots(2.18)$$
- f. Peramalan dengan Model ARIMA
Untuk meramalkan satu periode ke depan, yaitu X_{t+1} maka seperti pada persamaan berikut :
- $$\hat{X}_{t+1} = X_t + X_{t-11} + X_{t-12} + \varepsilon_{t+1} - \theta_1 \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-11} + \theta_1 \Theta_1 \varepsilon_{t-12} \quad \dots(2.19)$$

11. Artificial Neural Network (ANN)

Artificial neural network atau juga disebut dengan jaringan syaraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. *Neural network* bekerja berdasarkan pola yang terbentuk pada inputnya. *Neural network* terdiri atas elemen-elemen untuk pemrosesan informasi yang disebut dengan *neuron*, unit, sel atau node (Fausset , 1994).

a. Arsitektur Neural Network

Arsitektur jaringan *neural network* terdiri dari unit *input*, unit *output*, dan satu unit tersembunyi.

b. Metode Pelatihan

Metode-metode yang terdapat dalam metode pelatihan *neural network* adalah metode Teratasi, dan pelatihan tak Terawasi

c. Fungsi Aktivasi

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam *neural network*, antara lain yaitu fungsi Undak biner (*Threshold*), Fungsi linier (Identitas), fungsi *Sigmoid Biner*, dan Fungsi *Sigmoid Bipolar*.

d. Model Feedforward Neural Network dengan Algoritma Backpropagation

Algoritma Backpropagation

- Fase 1, yaitu *Feedforward* atau propagasi maju
- Fase 2, yaitu *backpropagation* atau propagasi mundur
- Fase 3, yaitu perubahan bobot

Model FFNN algoritma *backpropagation* secara sistematis dapat dituliskan sebagai berikut :

$$y_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot f[v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}] + w_{k0} \quad \dots(2.20)$$

e. Membangun Jaringan Feedforward Neural Network dengan Algoritma Backpropagation.

- Menentukan input Jaringan
- Pembagian data
- Normalisasi Data
- Menentukan Model FFNN yang Optimal dengan Algoritma *backpropagation*
- Denormalisasi
- Uji Kesesuaian Model

C. Bahan dan Metode

1. Bahan

Bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data time series dan aplikasinya pada data harga open emas dunia pada bulan Juli

2008-Februari 2014. Data tersebut bersumber dari PT.Monex Investindo Futures yang bertempat Jl.Insinyur Haji Juanda, No. 70, Bandung, Jawa Barat, 40132.

Tabel 3.1 Data Harga Open Emas Dunia

No	Tanggal	Harga Emas
1	01-Juli-08	926.2
2	01-Agust-08	913.2
3	01-Sep-08	833.2
⋮	⋮	⋮
68	01-Feb-14	1250.03

2. Metode

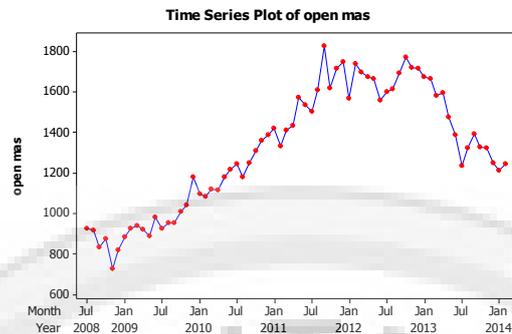
Dalam skripsi ini untuk meramalkan data harga open emas dunia pada bulan Juli 2008-Februari 2014, digunakan metode Pemodelan ARIMA dan ANN.

- a. Langkah-langkah menentukan model data harga open emas dunia pada bulan Juli 2008-Februari 2014 melalui metode ARIMA adalah sebagai berikut :
 - Langkah pertama yang harus dilakukan adalah memplot data asli dari plot tersebut bisa terlihat apakah data stasioner.
 - Setelah data stasioner dalam mean dan variansi langkah selanjutnya adalah melihat plot ACF dan PACF.
 - Lakukan uji signifikansi pada koefisien.
 - Dari beberapa model yang signifikan tersebut dilakukan uji asumsi residual.
 - Pemilihan model terbaik,
- b. Langkah terakhir dari proses pemodelan ARIMA adalah prediksi atau peramalan Langkah-langkah menentukan model *Feedforward Neural Network* data Harga Open Emas Dunia pada bulan Juli 2008-Februari 2014 melalui metode *Neural Network* dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - Menentukan input jaringan
Dari data open emas dunia, yang menjadi variabel input yaitu harga open emas hari kemarin sebagai x_1 , dan harga open emas berupa data hari sekarang sebagai x_2 . Sedangkan data target adalah data hari esok.
 - Pembagian data
Pada peramalan harga open emas ini, pembagian data yang digunakan adalah 75% data untuk data *training* dan 25% untuk data *testing*.
 - Normalisasi
Proses normalisasi dapat dilakukan dengan bantuan mean dan standar deviasi.
 - Menentukan Model FFNN yang optimal dengan Algoritma *Backpropagation*
 - Denormalisasi
Setelah proses pelatihan selesai, maka data yang telah dinormalisasi dikembalikan seperti semula yang disebut denormalisasi data.
 - Uji kesesuaian model
Pengujian ini dilihat dari plot ACF dan PACF dari *error training* apakah bersifat random atau tidak.

D. Hasil dan Pembahasan

1. Plot Data

Dalam hal ini adalah membuat plot data harga open emas dunia dan harga open minyak dunia. Untuk melihat apakah data sudah stasioner atau belum.



Gambar 4.1 Grafik data harga open emas dunia bulan Juli 2008-Februari 2014

Perumusan hipotesis untuk melihat apakah data mengandung akar unit atau tidak adalah sebagai berikut :

$H_0 : \delta = 0$, data mengandung akar unit (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$, data tidak mengandung akar unit (data stasioner)

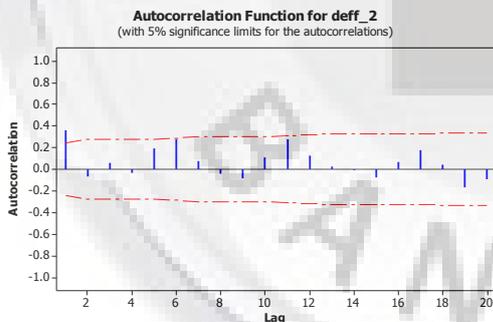
Hasil perhitungan dari pengujian akar unit disajikan pada Tabel 4.1 berikut:

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Akar Unit dengan Metode ADF

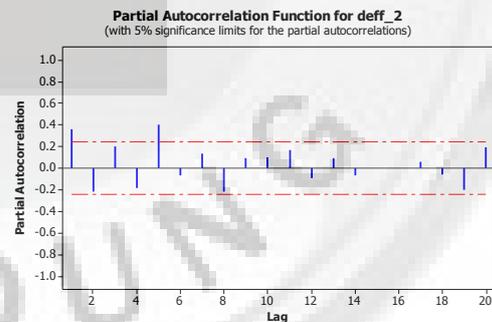
Variabel	τ	Nilai kritis 5%	p -value	Keputusan
Harga open emas	-1.4679	-2.9055	0.5437	Data tidak stasioner
Harga Open emas deff_2	-7.7413	-2.9100	0.0000	Data stasioner

Berdasarkan Tabel 4.1 di atas, dengan taraf nyata 5% maka dapat disimpulkan bahwa harga open emas *differencing* kedua H_0 ditolak yang berarti variabel tersebut tidak mengandung akar unit atau data stasioner.

2. Identifikasi Model ARIMA



Gambar 4.2 Grafik fungsi autokorelasi harga open emas hasil *differencing* kedua bulan Juli 2008 - Februari 2014



Gambar 4.3 Grafik fungsi autokorelasi harga open emas hasil *differencing* kedua bulan Juli 2008 - Februari 2014

Didapatkan model-model ARIMA yang mungkin terbentuk adalah sebagai berikut :

- Model ARIMA (1,2,2)
- Model ARIMA (1,2,1)
- Model ARIMA (1,2,0)
- Model ARIMA (0,2,2)
- Model ARIMA (0,2,1)

3. Estimasi dan Pengujian Parameter

Perumusan hipotesis untuk melihat apakah model signifikan atau tidak adalah sebagai berikut :

$H_0 : \phi_i = 0$ (parameter AR tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_i \neq 0$ (parameter AR signifikan dalam model)

$H_0 : \theta_i = 0$ (parameter MA signifikan dalam model)

$H_1 : \theta_i \neq 0$ (parameter MA signifikan dalam model)

Dengan kriteria uji H_0 diterima jika $|T_{hitung}| < T_{\alpha/2(n-1)}$.

Tabel 4.2 Estimasi dan Pengujian Model ARIMA

Model	Parameter	Statistika-T	$T_{-tabel}=T_{\alpha/2(n-1)}$	Keputusan
ARIMA (1,2,2)	AR (1)	-1.05	$T_{0.025;(65)}= 1.99$	tidak signifikan
	MA (1)	0.76		tidak signifikan
	MA (2)	1.92		tidak signifikan
ARIMA (1,2,1)	AR (1)	-1.55	$T_{0.025;(65)}= 1.99$	tidak signifikan
	MA (1)	10.37		signifikan
ARIMA (1,2,0)	AR (1)	-3.30	$T_{0.025;(65)}= 1.99$	tidak signifikan
ARIMA (0,2,2)	MA (1)	3.91	$T_{0.025;(65)}= 1.99$	signifikan
	MA (2)	3.00		signifikan
ARIMA (0,2,1)	MA (1)	11.34	$T_{0.025;(65)}= 1.99$	signifikan

4. Pemeriksaan Diagnostik

Perumusan hipotesis untuk pengujian tersebut adalah sebagai berikut :

H_0 : Model sudah memenuhi syarat cukup (residual memenuhi syarat *white noise*)

H_1 : Model belum memenuhi syarat cukup (residual tidak *white noise*)

Dengan kriteria ujinya adalah H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{tabel}$ dengan derajat bebas (db) = $k - p$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dengan p adalah banyaknya parameter.

Tabel 4.3 Uji Ljung- Box

Model	Time Lag	<i>p-value</i>
ARIMA (1,2,2)	12	0.000
	24	0.000
	36	0.000
	48	0.000
ARIMA (1,2,1) Model	12	0.000
	24	0.000
	36	0.000
	48	0.001
ARIMA (1,2,0) atau ARI (1,2)	12	0.000
	24	0.000
	36	0.000
	48	0.000
ARIMA (0,2,2) atau IMA (2,2)	12	0.000
	24	0.000
	36	0.000
	48	0.000

Tabel 4.3 Uji Ljung- Box (Lanjutan)

Model	Time Lag	p-value
ARIMA (0,2,1) atau IMA (2,1)	12	0.000
	24	0.000
	36	0.000
	48	0.000

Catatan: taraf signifikan sebesar $\alpha=0.05$

Berdasarkan Tabel 4.3, uji Ljung-Box pada model ARIMA diatas maka dapat disimpulkan bahwa residu tidak memenuhi proses *white noise*.

Untuk menguji apakah residual berdistribusi normal atau tidak bisa dilihat pada Lampiran 16. Dengan menggunakan uji kolmogorov smirnov dengan $\alpha=0.05$ dapat diputuskan bahwa $p\text{-value} > 0.05$, sehingga residual dari model berdistribusi normal.

5. Pemilihan Model Terbaik

Tabel 4.4 Nilai MSE (*Mean Square Error*) dari Model

Model	Nilai MSE
IMA (1,2,1)	12989
IMA (2,2)	15058
IMA (2,1)	13702

Berdasarkan Tabel 4.4, model ARIMA (1,2,1) sebesar 12989 yang merupakan model terbaik, karena nilai rata-rata standar *error*nya lebih kecil. Sehingga persamaan dari model ARIMA (1,2,1) dapat ditulis sebagai berikut :

$$(1 - B)^2 X_t = -0,4886 + 0,2042(1 - B)^2 X_{t-1} - \varepsilon_t - 1,0214\varepsilon_{t-1}$$

$$X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} = -0,4886 + 0,2042(X_{t-1} - 2X_{t-2} + X_{t-3}) - \varepsilon_t - 1,0214\varepsilon_{t-1}$$

$$X_t - 2,2042X_{t-1} + 1,4084X_{t-2} = -0,4886 + 0,2042X_{t-3} - \varepsilon_t - 1,0214\varepsilon_{t-1}$$

$$X_t = -0,4886 + 2,2042X_{t-1} - 1,4084X_{t-2} + 0,2042X_{t-3} - \varepsilon_t - 1,0214\varepsilon_{t-1}$$

6. Peramalan Harga Open Emas dengan ARIMA

Model ARIMA (1,2,1) pada persamaan diatas adalah model perbedaan kedua $X_t = X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2}$ maka hasil ramalan harga open emas pada bulan Maret 2014 adalah:

$$X_t = -0,4886 + 2,2042X_{t-1} - 1,4084X_{t-2} + 0,2042X_{t-3} - \varepsilon_t - 1,0214\varepsilon_{t-1}$$

$$X_{69} = -0,4886 + 2738,83 - 1703,49 + 255,26 - 0 - 109,56$$

$$X_{(01\text{ maret } 2014)} = 1180,55$$

Jadi, hasil ramalan harga open emas dunia pada tanggal 01 Maret 2014 menggunakan model ARIMA (1,2,1) adalah sebesar US\$1180,55 per *troy ounce*.

7. Penerapan Model *Feedforward Neural Network* Algoritma *Backpropagation* untuk Melakukan Peramalan Harga Emas

- Penentuan Input Jaringan
- Pembagian Data
- Normalisasi

Table 4.5 Ringkasan statistik data peramalan harga open emas

Variabel	Mean	Standar Deviasi
x_1	1320.6	305.5
x_2	1324.9	301.9
T	1329.9	297.6

Hasil yang diperoleh dari normalisasi diatas adalah :

Tabel 4.6 Nilai Input yang di normalisasi

No	zn_1	zn_2	Tn
1	-1.291	-1.3637	-1.6690
2	-1.33355	-1.62868	-1.5399
3	-1.59542	-1.50149	-2.0269
⋮	⋮	⋮	
64	0.022095	-0.00666	-0.2684
65	0.007496	-0.248	-0.4045
66	-0.231	-0.38218	-0.2935

a. Penentuan Model FFNN yang Optimal dengan Algoritma Backpropagation

- Menentukan Banyaknya Neuron pada Lapisan Tersembunyi

Tabel 4.7 Nilai MSE hasil pembelajaran *traingdx* dengan Algoritma *Backpropagation*

Neuron tersembunyi	MSE <i>training</i>	MSE <i>Testing</i>
1	4.8852e+03	1.1100e+04
2	4.3599e+03	1.0696e+04
3	4.4102e+03	1.0367e+04
4	4.2573e+03	9.7928e+03
5	3.6894e+03	1.0224e+04
6	3.7962e+03	1.2235e+04
7*	2.8281e+03	1.0771e+04
8	3.0329e+03	1.6049e+04
9	3.0316e+03	1.2741e+04
10	3.9310e+03	1.1764e+04

Keterangan : *Banyaknya neuron pada lapis tersembunyi yang terbaik

- Menentukan Input yang Optimal

Tabel 4.8 Nilai MSE Input Optimal

Eliminasi	MSE <i>training</i>	MSE <i>Testing</i>
-*	2.8281e+03	1.0771e+04
zn_1	3.8799e+03	1.0862e+04
zn_2	4.2601e+03	3.2608e+04

Keterangan : *Model dengan input optimal

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa input zn_1 dan zn_2 merupakan input yang optimal untuk meramalkan harga open emas dengan Algoritma *backpropagation*

- Menentukan Bobot model

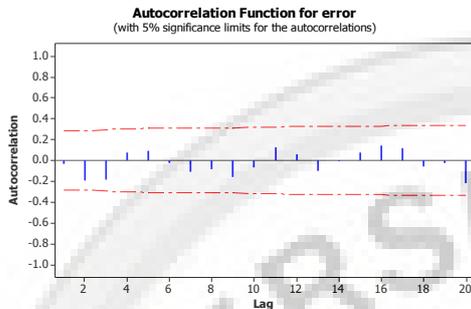
Parameter yang digunakan untuk meralamkan harga open emas dengan Algoritma *backpropagation* yaitu sebagai berikut :

```
net.trainParam.epochs=5000;
net.trainParam.goal=1e-5;
net.trainParam.max_perf_inc=1.05;
net.trainParam.lr=0.2;
net.trainParam.lr_inc=1.04;
net.trainParam.lr_dec=0.6;
net.trainParam.mc=0.9;
net.trainParam.show=500;
```

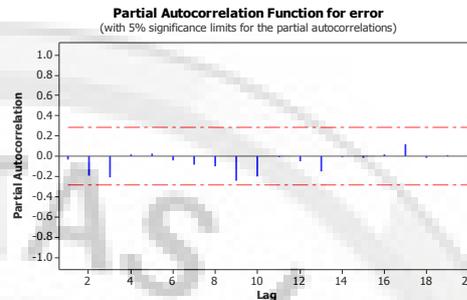
Hasil bobot yang diperoleh dengan menggunakan parameter tersebut

terdapat pada Lampiran 13.

- b. Denormalisasi
[P,T]= poststd (pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt)
Data hasil dari proses denormalisasi kembali seperti semula pada Lampiran 3
- c. Uji Kesesuaian
Pengujian ini dilihat dari plot ACF dan PACF dari *error* yang dihasilkan pada data *training*.



Gambar 4.5 Plot ACF model FFNN Algoritma *backpropagation* dengan neuron pada lapisan tersembunyi dan z_{n1} , z_{n2} sebagai input



Gambar 4.6 Plot PACF model FFNN Algoritma *backpropagation* dengan 7 neuron pada lapisan tersembunyi dan z_{n1} , z_{n2} sebagai input

Dari Gambar 4.5 dan Gambar 4.6, ACF dan PACF terlihat bahwa semua *lag* berada dalam selang kepercayaan, berarti *error* bersifat acak/random.

8. Peramalan Harga Open Emas dengan Model Feedforward Neural Network Algoritma Backpropagation

Proses peramalan ini menggunakan struktur terbaik yang terbangun dari 7 neuron pada lapisan tersembunyi dengan input z_{n1} dan z_{n2} . Nilai input peramalan untuk bulan Maret 2014 adalah data bulan Februari 2014 yaitu US\$1242,55 *per troy ounce*. Sebelum melakukan peramalan pembelajaran data harus dinormalisasi menjadi -0,1061 (nilai konstant normalisasi, $x = -0.1061$). Lapis output merupakan hasil prediksi Algoritma *backpropagation* dengan rumus :

$$y_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot f[v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}] + w_{k0}$$

Operasi keluaran lapisan input ke- j ke lapisan tersembunyi adalah sebagai berikut :

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}$$

$$= \begin{bmatrix} -4,3536 \\ -2,7744 \\ \vdots \\ 4,4156 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^2 (-0,1061) \begin{bmatrix} 0,8320 & 3,3534 \\ \vdots & \vdots \\ 2,25029 & 2,4476 \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid bipolar*, maka diperoleh :

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1 - e^{-z_{net_j}}}{1 + e^{-z_{net_j}}}$$

$$= f \left(\begin{bmatrix} -4,3536 \\ -2,7744 \\ \vdots \\ 4,4156 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^2 (-0,1061) \begin{bmatrix} 0,8320 & 3,3534 \\ \vdots & \vdots \\ 2,25029 & 2,4476 \end{bmatrix} \right)$$

$$z_j = \begin{bmatrix} 0,9836 \\ \vdots \\ 0,8706 \end{bmatrix}$$

Operasi keluaran pada lapisan tersembunyi dengan neuron tambahan menuju lapis output :

$$y_k = y_{net,k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^7 w_{kj} \cdot z_j$$

$$= -0,8633 + [(0,8881 \times 0,9836) + (0,8956 \times 0,8965) \dots + (0,7974 \times 0,8706)]$$

$$= -0,8845$$

Diperoleh nilai $y_k = -0,8845$ yang kemudian didenormalisasikan menggunakan fungsi *poststd* menjadi US\$1011,7 per *troy ounce*. Jadi, hasil ramalan harga open emas dunia pada tanggal 01 Maret 2014 menggunakan model *Feedforward Neural Network* dengan Algoritma *backpropagation* adalah sebesar US\$1011,7 per *troy ounce*.

9. Perbandingan Model ARIMA dan FFNN

Tabel 4.9 Perbandingan Model ARIMA dan FFNN

Model	Hasil Ramalan (US\$)	Nilai MSE (%)
ARIMA (1,2,1)	1180,55	129,89
FFNN	1011,7	28,281

Berdasarkan Tabel 4.9 terlihat bahwa tingkat keakurasian hasil peramalan dengan model *Feedforward Neural Network* masih lebih baik dibandingkan dengan ARIMA (1,2,1) walaupun hasil ramalan dengan model ARIMA (1,2,1) memiliki nilai yang jauh lebih besar dari pada model *Feedforward Neural Network*.

E. Kesimpulan dan Saran

1. Kesimpulan

Dari hasil perhitungan MSE harga open emas, diperoleh nilai MSE model ARIMA (1,2,1) sebesar 129,89% sedangkan nilai MSE dari model *Feedforward Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* sebesar 28,281%. Sehingga, nilai MSE model ARIMA (1,2,1) terlihat relatif lebih besar dari pada MSE *Feedforward Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* yang menunjukkan tingkat keakurasian hasil peramalan dengan metode algoritma *backpropagation* masih lebih baik dibandingkan dengan ARIMA (1,2,1).

2. Saran

Kelemahan dari penelitian ini adalah penelitian ini hanya meramalkan harga open emas dunia pada bulan Juli 2008 - Februari 2014 untuk satu periode kedepan. Sehingga tidak dapat digunakan secara langsung oleh investor untuk melakukan peramalan untuk jangka panjang.

Daftar Pustaka

Abdul Halim, 2005. *Analisis Investasi*. Jakarta : Salemba Empat.

- Apriyanti, 2012. *Anti Rugi dengan Berinvestasi Emas*. Yogyakarta : Pustaka Baru Press.
- Fausett, L.1994.*Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithm, and Applications*.Prentice Hall, New Jersey.15.
- Hanke, J. E dan Wichern, D. W., 2005. *Business Forecasting, 8th Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Makridakis, dkk, 1995. Metode dan Aplikasi Peramalan. (Edisi ke-2). (Terjemahan Untung S.A. dan Abdul Basith). Jakarta: Erlangga
- Soejoeti Zanzawi,1987. Materi Pokok Analisis Runtun Waktu. Jakarta: Karunika, Universitas Terbuka
- Wei, W.W.,2006, *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*
- Yanti, T.S., 2010. *Analisis Deret Waktu*. Bandung: Pustaka Ceria.

