

PERAMALAN NILAI TUKAR MATA UANG MENGGUNAKAN HIBRIDISASI EXPONENTIAL SMOOTHING DAN BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

Imelda Saluza

Prodi Pendidikan Matematika, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan,
Universitas Muhammadiyah Palembang.

ABSTRACT

This study aims at finding out the use of hybridization of exponential smoothing and backpropagation neural network methods to improve prediction of financial timeseries data, so that the result could contribute useful information to investors in taking important decisions. In financial time series data design, linear and non linear models are often found simultaneously. Thus, using one model is not enough since it may cause another model does not appear. The combination of these two models or hybridization of linear and non linear models are needed to overcome the problem. This method is used to predict the exchange rate of Indonesian Rupiah (IDR) toward US Dollar and Saudi Arabian Riyal. The first thing in conducting this study was predicting the data using exponential smoothing method and continued by backpropagation neural network method. The result of the prediction were incorporated into a combined module in order to reach a result that could generate synergies as the final result. In conclusion, the result showed that hybridization method performs better than early method and this method could act as one alternative in predicting currency exchange.

Keywords: *Currency Exchange Rate, Hybridization, Exponential Smoothing, Backpropagation Neural Network.*

PENDAHULUAN

Semua negara mempunyai suatu mata uang yang digunakan sebagai alat tukar. Pertukaran uang dengan barang yang terjadi pada setiap negara tidak akan menimbulkan suatu permasalahan, mengingat nilai uang yang berlaku sudah disesuaikan dengan nilai barang. Suatu masalah akan muncul jika barang berasal dari Negara-negara lain. Oleh karena itu, perlu adanya mekanisme yang menyediakan akses untuk menukarkan mata uang suatu negara dengan mata uang negara lainnya. Sehingga pembayaran atau transaksi dari barang tersebut dapat diterima. Dengan kata lain, dibutuhkan transaksi valuta asing untuk menukarkan mata uang antar negara.

Pasar valuta asing (*foreign exchange market*) merupakan suatu jenis perdagangan atau transaksi yang memperdagangkan mata

uang suatu negara terhadap mata uang negara lainnya yang melibatkan pasar-pasar uang utama di dunia selama 24 jam secara berkesinambungan. Pasar valuta asing membantu perdagangan internasional dan investasi dengan memungkinkan konversi mata uang. Namun pasar keuangan sering mengalami suatu permasalahan, salah satu permasalahan di pasar keuangan dari pasar valuta asing (*foreign exchange market*) adalah bagaimana cara memprediksi arah pergerakan dari pasar-pasar keuangan tersebut sehingga hasilnya mampu memberikan informasi yang sangat berharga bagi investor-investor untuk mengambil keputusan (Iai: 2006). Oleh karenanya banyak peneliti dan praktisi bisnis telah mengembangkan berbagai macam model untuk melakukan peramalan agar mampu mengatasi permasalahan dari pasar keuangan tersebut.

Peramalan (*forecasting*) merupakan salah satu model statistik yang berperan penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien khususnya dalam bidang ekonomi dan organisasi bisnis dalam setiap pengambilan suatu keputusan yang sangat signifikan. Peramalan menjadi dasar untuk perencanaan jangka pendek maupun jangka panjang bagi suatu perusahaan. Peramalan berguna untuk memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa depan berdasarkan data masa lalu. Salah satu model yang digunakan dalam peramalan adalah model *time series*. Pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan informasi masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu ini dinamakan deret berkala atau *time series* (Makridakis: 2002).

Dari berbagai macam model peramalan, model *exponential smoothing* merupakan salah satu model peramalan yang dinilai efektif dan intuitif untuk memprediksi. Saat mulai menggunakan model *exponential smoothing* untuk meramalkan permintaan dari investor-investor, maka banyak peneliti-peneliti lainnya yang mulai menggunakan model *exponential smoothing* di dunia bisnis dan keuangan.

Namun, model *exponential smoothing* hanya terbatas untuk model linear saja yang hanya mampu menangkap fitur-fitur linear dari data *time series* keuangan. Sementara dalam banyak kasus peramalan data *time series* mempunyai kecenderungan nonlinear dan tidak teratur. Kekurangan model *exponential smoothing* lainnya adalah kesederhanaan dari model ini yang hanya menggunakan beberapa nilai sebelumnya untuk melakukan suatu peramalan. Oleh karenanya model *exponential smoothing* tidak dapat menemukan pola nonlinear dan ketidak teraturan dalam data *time series* keuangan. Pada dunia nyata sering kali ditemukan pola linier dan nonlinear secara bersamaan dalam data *time series*. Sehingga

diperlukan model - model nonlinear untuk melengkapi model *exponential smoothing*.

Baru-baru ini telah banyak bermunculan teknik kecerdasan buatan, seperti *Artifisial Neural Network* (ANN atau sering disingkat *Neural Network/ NN*) atau jaringan syaraf tiruan yang telah mendapat perhatian yang sangat besar dalam memberikan hasil peramalan untuk data *time series* keuangan dengan model nonlinear. Salah satu model dari *neural network* yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks dan juga dapat digunakan untuk peramalan adalah model *backpropagation* atau propagasi balik (Puspitaningrum: 2006).

Hanya dengan menggunakan model linear saja ataupun nonlinear saja tidaklah cukup, karena dapat menyebabkan hilangnya bentuk linear ataupun bentuk nonlinear dari data. Untuk itu diperlukan penggabungan atau hibridisasi model linear dan nonlinear untuk mengatasinya permasalahan tersebut. Dalam penelitian ini akan dilihat hasil peramalan terhadap nilai tukar mata uang yang dilakukan dengan menghibridisasi model *backpropagation neural networks* dan model *exponential smoothing*.

METODE PENELITIAN

Model Peramalan *Exponential Smoothing*

Model *exponential smoothing* secara garis besar memiliki tiga tipe metode dan dapat digunakan pada data *time series* yang berbeda. Ketiga tipe tersebut adalah:

1. Model *Simple exponential Smoothing*
2. Model *double exponential smoothing*
3. Model *triple exponential smoothing*

Tipe pertama digunakan jika data *time series* tidak memiliki trend, tipe kedua digunakan untuk menangani data *time series* yang mempunyai *trend* linear berubah perlahan. Sedangkan tipe ketiga pendekatan untuk memprediksi data *time series* musiman.

Pada data *time series* keuangan cenderung tidak teratur atau penyimpangan-penyimpangan, *randomicity* dan tidak terdapat *trend* pada data tersebut. Fitur-fitur ini menunjukkan bahwa model *single exponential smoothing* cocok untuk digunakan pada data *time series* keuangan.

Peramalan model *single exponential smoothing* dari Holt didapat dengan menggunakan konstanta pemulusan (dengan nilai antara 0 dan 1) dan memiliki persamaan, yaitu: [3]

$$F_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_{t-1}$$

F_t merupakan pemulusan keseluruhan pada periode ke- t , α adalah konstanta pemulusan dan. Persamaan ini merupakan bentuk umum yang digunakan dalam menghitung ramalan dengan model *exponential smoothing*. Model ini banyak mengurangi masalah penyimpanan data, karena tidak perlu lagi menyimpan semua data historis. Hal ini disebabkan oleh hanya data terakhir dan suatu nilai α yang disimpan oleh model ini.

Implikasi *exponential smoothing* dapat dilihat lebih baik lagi jika persamaan diperluas menjadi persamaan berikut.

$$\begin{aligned} F_t &= \alpha X_t + (1 - \alpha)(\alpha X_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-2}) \\ &= \alpha X_t + \alpha(1 - \alpha)X_{t-1} + (1 - \alpha)^2 F_{t-2} \end{aligned}$$

jika proses substitusi ini terus diulangi dengan mengganti F_{t-1} dengan komponennya, F_{t-2} dengan komponennya dan seterusnya, hasilnya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} F_{t+1} &= \alpha X_t + \alpha(1 - \alpha)X_{t-1} \\ &\quad + \alpha(1 - \alpha)^2 X_{t-2} \\ &\quad + \dots + \alpha(1 - \alpha)^{t-1} X_1 + (1 - \alpha)^t F_0 \end{aligned}$$

Untuk memprediksi data *time series* terlebih dahulu perlu menentukan konstanta pemulusan α dan inisialisasi dari F_0 . Untuk konstanta pemulusan α dapat ditentukan dengan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS), sedangkan untuk inisialisasi

dari F_0 bisa dilakukan dengan cara memisalkan $F_0 = X_1$ atau memisalkan F_0 dengan rata-rata dari data asli untuk beberapa periode. Misalnya, $F_0 = (X_1 + X_2 + X_3)/3$. Jika nilai α dan F_0 sudah

ditentukan maka model *exponential smoothing* bisa digunakan untuk memprediksi.

Keuntungan utama dari model *exponential smoothing* adalah kemampuan untuk mengatasi pola-pola linier dari data *time series* dan model ini mudah untuk digunakan. Tetapi data *time series* keuangan seringkali memiliki pola-pola nonlinier dan tidak teratur, sehingga penggunaan model ini dirasakan kurang efisien dan kurang akurat untuk melakukan peramalan.

Model Peramalan *Backpropagation Neural Networks*

Backpropagation merupakan model *neural network* tiruan dengan layar jamak. Seperti halnya model *neural network* lainnya, *backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan.

Dalam jaringan *backpropagation* setiap node yang berada di lapisan input akan terhubung dengan setiap node yang berada pada lapisan tersembunyi, dan setiap node yang berada pada lapisan tersembunyi akan terhubung pada setiap node yang berada pada lapisan output.

Suatu *neural network* terdiri dari elemen-elemen pemrosesan sederhana yang disebut neuron atau unit. Setiap neuron dihubungkan dengan neuron yang lain dengan link komunikasi langsung yang melalui pola hubungan yang disebut arsitektur jaringan. Bobot-bobot pada

koneksi mewakili besarnya informasi yang digunakan jaringan. Model yang digunakan untuk menentukan bobot koneksi tersebut dinamakan dengan algoritma pembelajaran. Setiap neuron mempunyai tingkat aktivasi yang merupakan fungsi dan input yang masuk padanya. Aktivasi yang dikirim suatu neuron ke neuron lain berupa sinyal.

Secara umum, persamaan prediksi model *neural network* dengan satu lapisan tersembunyi untuk perhitungan peramalan \hat{y}_t (output atau target) menggunakan input observasi masa lalu $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$ biasa di tulis dalam bentuk: [2]

$$\hat{y}_t = \psi_k \left(w_{k0} + \sum_{j=1}^p w_{kj} \psi_j \left(v_{j0} + \sum_{i=1}^n v_{ij} x_i \right) \right)$$

dimana:

- x_i : variabel input ($i = 1, 2, \dots, n$)
- v_{ij} : $[v_{11}, v_{12}, \dots, v_{np}]$ bobot dari input ke- i yang menuju ke lapisan tersembunyi ke- j ($j = 1, 2, \dots, p$)
- v_{j0} : bobot koneksi antara unit konstan dan neuron
- ψ_j : fungsi aktivasi di neuron ke- j pada lapisan tersembunyi
- w_{kj} : $[w_{11}, w_{12}, \dots, w_{mp}]$ bobot dari lapisan tersembunyi ke- j yang menuju ke lapisan output ke- k ($k = 1, 2, \dots, p$)
- w_{k0} : bobot koneksi antara unit konstan dan neuron
- ψ_k : fungsi aktivasi di neuron ke- k pada lapisan output

Beberapa notasi akan digunakan untuk memperjelas penjabaran algoritma backpropagation.

z_{-net_j} menyatakan nilai-nilai setelah penjumlahan input dan bobot-bobot pada lapisan tersembunyi pada unit ke- j

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

output pada lapisan tersembunyi yang diproses pada unit ke- j dinotasikan

$$z_j = \psi_j (z_{-net_j})$$

penjumlahan input dan bobot pada lapisan output dinotasikan dengan

$$y_{-net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p w_{kj} z_j$$

oleh karena itu output \hat{y}_t dapat di tulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{y}_t = y_k &= \psi_k (y_{-net_k}) \\ &= \Psi (x_{1(k)}, x_{2(k)}, \dots, x_{n(k)}) \end{aligned}$$

Secara keseluruhan fungsi \hat{y}_t yang terjadi pada backpropagation dapat di tulis dalam bentuk matrik berikut:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi (x_{1(1)}, x_{2(1)}, \dots, x_{n(1)}) \\ \Psi (x_{1(2)}, x_{2(2)}, \dots, x_{n(2)}) \\ \vdots \\ \Psi (x_{1(m)}, x_{2(m)}, \dots, x_{n(m)}) \end{bmatrix}$$

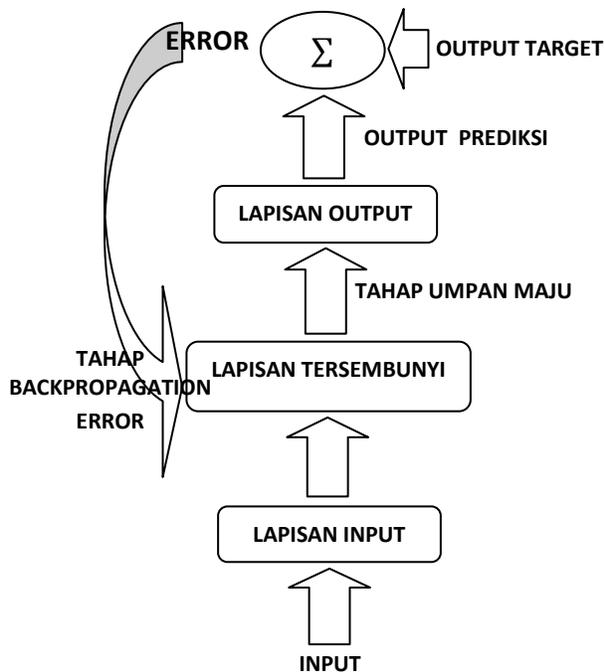
bobot-bobot yang digunakan dalam model *neural network* diestimasi dari data dengan meminimumkan jumlah kuadrat error data training

$$S = \frac{1}{2} \sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2$$

Backpropagation merupakan suatu algoritma untuk mendapatkan bobot-bobot pada tiap-tiap lapisan yang dinotasikan dengan v_{ij} dan w_{kj} , dengan cara meminimumkan nilai dari kuadrat error.

Algoritma

Backpropagation merupakan model yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Istilah '*Backpropagation*' diambil dari cara kerja jaringan ini, berikut merupakan alur kerja jaringan *backpropagation*



Gambar1. Alur kerja jaringan Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu algoritma pelatihan dengan supervisi (*supervised training*), artinya dalam proses pelatihan terdapat target yang akan dibandingkan dengan output yang akan dihasilkan atau output prediksi. Cara kerja jaringan backpropagation, mula-mula jaringan diinisialisasi dengan bobot yang di set dengan bilangan acak. Kemudian sampel-sampel pelatihan dimasukkan ke dalam jaringan. Sampel pelatihan terdiri pasangan vektor input dan vektor output target. Output dari jaringan berupa vektor output prediksi. Selanjutnya vektor output hasil jaringan atau output prediksi dibandingkan dengan output target, untuk mengetahui apakah output jaringan sudah sesuai dengan yang diharapkan (output prediksi sudah sama dengan output target).

Error yang dihasilkan akibat adanya perbedaan antara output prediksi dengan output target tersebut kemudian dihitung untuk mengupdate bobot-bobot koneksi (weight) yang relevan dengan jalan mempropagasikan kembali error. Setiap

perubahan bobot yang terjadi diharapkan dapat mengurangi besarnya error. Proses akan terus berlanjut sampai kondisi perhentian dipenuhi. Pada umumnya kondisi perhentian yang sering digunakan adalah jumlah iterasi atau error. Iterasi akan berhenti jika jumlah iterasi yang dilakukan jaringan telah melebihi jumlah iterasi yang ditentukan, atau jika error telah lebih kecil dari batas toleransi.

Keuntungan utama dari jaringan saraf tiruan adalah kemampuannya untuk memberikan pemetaan nonlinear yang fleksibel antara input dan output, serta mampu menangkap karakteristik nonlinear dari data *time series* dengan baik. Namun, jika digunakan *backpropagation neural network* untuk model masalah linear diperoleh hasil ramalan yang sangat beragam (Zhang: 2001). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa hubungan antara *exponential smoothing* dan *backpropagation neural network* adalah saling komplementer atau melengkapi. Dengan mengambil keuntungan dan kekurangan dari kedua model tersebut, maka perlu dilakukan pengintegrasian antara *exponential smoothing* dan *backpropagation neural network*.

Hibridisasi *Exponential Smoothing* dan *Backpropagation Neural Network*

Model *exponential smoothing* adalah suatu model yang mampu menangkap karakteristik linear dari suatu data *time series*, sedangkan model *backpropagation neural network* termasuk model pendekatan nonlinear yang mampu menangkap bentuk nonlinear pada data *time series*. pada hibridisasi antara antara *exponential smoothing* dan *backpropagation neural network*, kedua model digunakan untuk melakukan peramalan. Kemudian hasil-hasil peramalan tersebut dimasukkan ke dalam modul gabungan dan membangkitkan hasil peramalan yang sinergi sebagai hasil akhir.

Menurut Wedding dan Cios untuk proses hybridisasi, strategi hybridisasi yang digunakan yaitu:

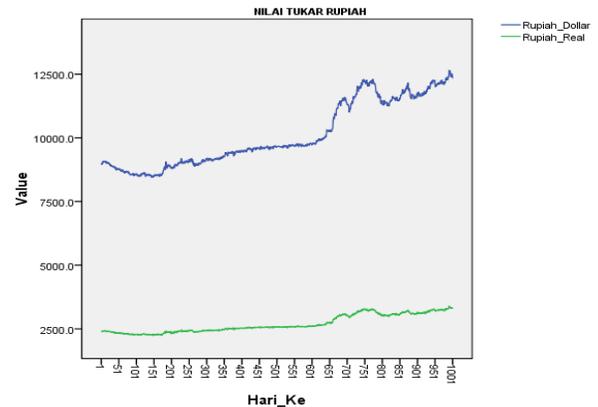
$$\hat{y}_t^{Hybrid} = \alpha \hat{y}_t^{ES} + (1 - \alpha) \hat{y}_t^{BPNN}$$

dengan \hat{y}_t^{ES} adalah hasil ramalan dengan menggunakan model *exponential smoothing*, \hat{y}_t^{BPNN} adalah hasil ramalan dengan menggunakan model *backpropagation neural network* dan α adalah parameter pembobot.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data

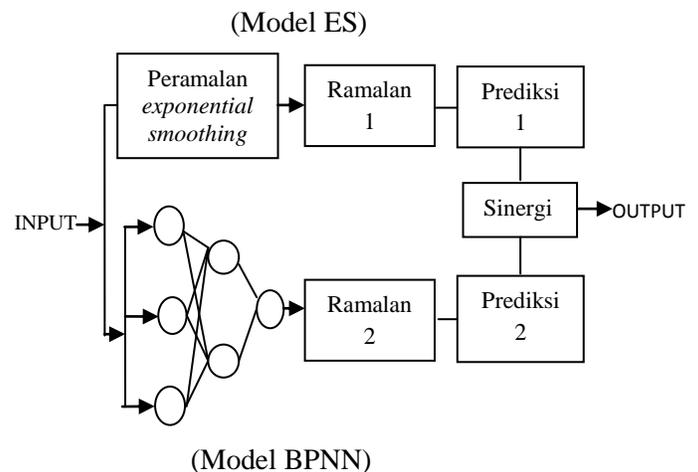
Berdasarkan hasil-hasil penelitian terdahulu mengenai keberhasilan aplikasi model *exponential smoothing* yang hanya mampu menangkap karakteristik linier saja atau model *neural network* yang hanya mampu menangkap karakteristik nonlinier saja. namun tidak mampu menangkap kedua karakteristik data sekaligus sehingga mengakibatkan ketidak akuratan hasil peramalan. Oleh karenanya, dalam penelitian ini dilakukan studi kasus untuk mencari model yang dapat mengurangi masalah tersebut dan mampu memberikan hasil ramalan yang baik. Dalam penelitian ini, studi kasus dilakukan terhadap nilai tukar (kurs) mata uang Indonesia Rupiah terhadap mata uang Saudi Arabia Real dan Rupiah terhadap mata uang Amerika U.S. Dollar. Data yang digunakan merupakan data harian antara Rupiah dan Real dari tahun 2011 sampai tahun 2013, dan data harian antara Rupiah dan U.S. Dollar dari tahun 2011 sampai tahun 2014. Data harian didapat dari *Pacific Exchange Rate Service*. Data runtun waktu disusun dari kurs harian dengan mengambil kurs penutupan pada hari rabu sebagai kurs yang mewakili untuk data mingguan dan untuk menghindari adanya potensi bias yang disebabkan oleh efek mingguan.



Gambar 2. Data Asli

Rancangan Hybrid

Arsitektur dari model hibridisasi antara *exponential smoothing* dan *backpropagation neural network* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 3. Metode Peramalan Hybrid

dari Gambar 3, secara bersamaan dengan menggunakan model *exponential smoothing* dan *backpropagation neural network* diinputkan sekumpulan data. Model *exponential smoothing* menghasilkan ramalan demikian juga model *backpropagation neural network*. Kedua hasil ramalan dimasukkan ke model hybrid kemudian menghasilkan prediksi yang sinergis sebagai output.

Hasil

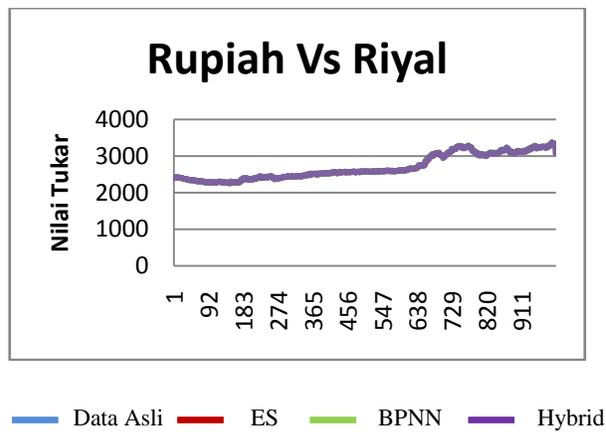
Bagian ini membahas hasil empiris efektifitas model hybrid. Kinerja dari model *exponential smooting*, *backpropagation neural network* dan hybrid diukur menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE).

Tabel 1. Hasil Pengukuran dari IDR/SAR dan IDR/USD

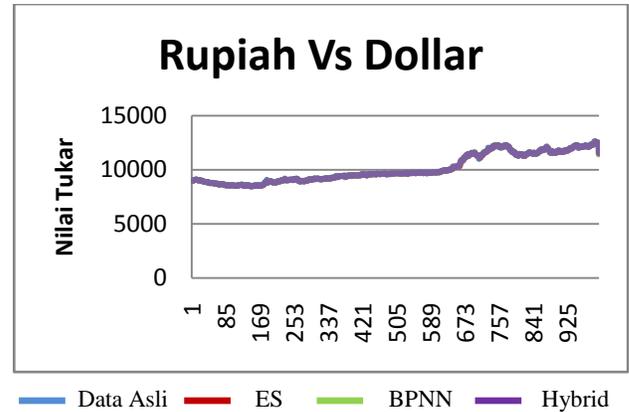
PENGUKURAN	IDR/SAR			IDR/USD		
	ES	BPNN	HYBRID	ES	BPNN	HYBRID
MSE	281.05	219.38	218.97	3589.65	2690.97	2683,03
MAE	12.36	11.13	11.09	42.6	38.33	38,31

dari Tabel 1, terlihat bahwa model hybrid adalah model terbaik untuk kedua nilai tukar mata uang IDR/SAR dan IDR/USD, diikuti dengan model *backpropagation neural network* dan model *exponential smooting*. Sebagai contoh untuk IDR/SAR, mse dari model *exponential smooting* adalah 281,05 dan model *backpropagation neural network* adalah 219,38 sedangkan model hybrid diperoleh mse sebesar 218,97.

Grafik hasil peramalan dapat dilihat dari gambar berikut:



Gambar 4. Perbandingan antara Data Asli, ES, BPNN dan Hybrid untuk Nilai Tukar Rupiah terhadap Riyal



Gambar 5. Perbandingan antara Data Asli, ES, BPNN dan Hybrid untuk Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar

dari kedua gambar di atas membahas hasil prediksi dari nilai tukar mata uang Rupiah (Indonesia) terhadap Riyal (Saudi Arabia) dan Rupiah (Indonesia) terhadap Dollar (US). Pada bagian ini akan membandingkan antara data asli dan data hasil prediksi dari nilai tukar mata uang dengan menggunakan model *Exponential Smoothing*, model *Backpropagation Neural Network* dan dengan menggunakan model *Hybrid*. Jika gambar diperbesar dapat dilihat bahwa model *Hybrid* mampu mengikuti data asli sedangkan model *Exponential Smoothing* dan model *Backpropagation Neural Network* digunakan secara terpisah belum dapat mengikuti data asli, dan model *Hybrid* memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan hasil prediksi kedua model jika digunakan secara terpisah dengan melihat dari pengukuran errornya.

Hasil Peramalan dari model *Exponential Smoothing* dan model *Backpropagation Neural Network* dan *Hybrid* kedua model untuk satu periode ke depan, ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 2. Hasil Peramalan Menggunakan ES, BPNN dan Hybrid

Peramalan	ES	BPNN	HYBRID
IDR/SAR	12485.95	11402.31	11503.45
IDR/USD	3311.56	3038.01	3065.37

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian model *hybrid* lebih efektif dibandingkan model yang digunakan secara terpisah untuk memprediksi nilai tukar mata uang, sehingga model *hybrid* dapat dijadikan model alternatif untuk melakukan peramalan nilai tukar mata uang.

DAFTAR PUSTAKA

- Brown, R.G. 1959. **Statistical forecasting for inventory control**. McGraw-Hill, New York.
- Fausett, L. 1994. **Fundamentals of neural networks architectures, algorithms, and applications**. Prentice Hall.

- Lai, K.K., Yu, L., Wang, S.Y., Huang, W. 2006. **Hybridizing exponential smoothing and neural network for financial time series prediction**. *Lecture Notes in Computer Science* 3994, 493–500.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., McGee, V.E. 2002. **Metode aplikasi dan peramalan**. Binarupa Aksara Publisher.
- Puspitaningrum, D. 2006. **Jaringan Saraf Tiruan**. Andi.
- Sercu, P., and Raman, U. 2000. **Exchange rate volatility, trade, and capital flows under alternative exchange rate regimes**. Cambridge University Press.
- Zhang, G.P., and V.L. Berardi. **Time series forecasting with neural network: An Application for Exchange Rate Prediction**. *Jstor*, 2001: 652-664.