

Peramalan Ekspor Dengan Hibrida ARIMA-ANFIS

A Hybrid of ARIMA-ANFIS for Export Forecasting

Azis Muslim^{α*}

* Email: azis.muslim@kemendag.go.id

^α Pusat Pengkajian Perdagangan Luar Negeri, BPPP, Kementerian Perdagangan-RI, Jl. M.I. Ridwan Rais No.5 Jakarta Pusat 10110

Riwayat artikel:

- Diterima 13 September 2017
- Direvisi 3 November 2017
- Disetujui 4 Januari 2018
- Tersedia online 20 Januari 2018

Kata kunci: Ekspor, Impor, ARIMA, ANFIS, Peramalan

JEL Classification : F21; C22; C32; O24; C46

Abstract

Forecasting Indonesia's export is one of important references to formulate the target of trade. This study constructs projections of national exports with univariate variable. Computer technology is used to process complex data and has an advantage in data processing speed. The aim of this research is to enhance the accuracy of the ARIMA conventional model with the ANFIS model in forecasting Indonesia export. The methods used to compare the models are Theil's Inequality and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The study used Indonesia's monthly export data from January 2009 to December 2016. The results showed that the ANFIS could enhance the accuration of predicting export based on its performance. The use of more accurate methods is expected to be the basis for policy maker to be more rational.

Abstrak

Peramalan ekspor Indonesia merupakan salah satu rujukan penting untuk merumuskan target perdagangan. Studi ini mengkonstruksi proyeksi ekspor nasional dengan variabel univariat. Teknologi komputer saat ini telah digunakan untuk mengolah data yang kompleks dan teknologi ini memiliki keunggulan dalam hal kecepatan pemrosesan data. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan keakuratan model konvensional ARIMA dengan model ANFIS dalam meramalkan ekspor Indonesia. Metode yang digunakan untuk membandingkan model adalah *Theil's Inequality* dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Data yang digunakan adalah data ekspor bulanan Indonesia dari Januari 2009 sampai Desember 2016. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS dapat meningkatkan akurasi prediksi ekspor berdasarkan kinerjanya. Penggunaan metode yang lebih akurat ini diharapkan bisa menjadi dasar bagi pembuat kebijakan agar lebih rasional.

1. PENDAHULUAN

Perbedaan ekonomi tertutup dan terbuka adalah adanya kontribusi perdagangan internasional (ekspor dikurangi impor) pada perhitungan Produk Domestik Bruto (PDB). Hal tersebut berarti pencapaian target pertumbuhan ekonomi nasional yang sudah terbuka selalu mempertimbangkan pencapaian target pertumbuhan perdagangan.

Penentuan target perdagangan harus didukung oleh informasi peramalan perdagangan yang akurat. Untuk menunjang hal tersebut perlu digunakan metode peramalan yang tepat agar dapat mendukung keputusan pembuat kebijakan dalam penentuan target perdagangan. Peramalan perdagangan di masa yang akan datang tentu merupakan unsur penting dalam pertimbangan pencapaian target perdagangan. Peramalan perdagangan (ekspor dan impor) Indonesia memiliki urgensi penting sebagai salah satu acuan untuk merumuskan target pertumbuhan ekonomi nasional dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) (Alhayat & Muslim, 2016).

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk peramalan perdagangan. Dari data-data perdagangan yang ada, baik data ekspor dan impor maupun data-data ekonomi pendukung lainnya, dapat digunakan sebagai bahan peramalan. Secara garis besar peramalan dapat dilakukan baik secara kuantitatif maupun kualitatif. Pada kajian kali ini peramalan kuantitatif digunakan sebagai metode peramalan.

Ketersediaan data historis perdagangan yang beruntun secara periodik (data ekspor dan impor disediakan Badan Pusat Statistik (BPS) dalam periode bulanan dapat dijadikan masukan pada model peramalan. Model peramalan time series merupakan alternatif peramalan dan dipergunakan dalam penelitian ini. Didasari pertimbangan alternatif kesederhanaan model, pada penelitian ini digunakan model peramalan time series ekspor dengan variabel univariat.

Perkembangan terkini dari time series forecasting adalah memadukan (hybrid) antara model konvensional dan softcomputing. Hal ini tentunya dilakukan karena ingin memanfaatkan kelebihan antara kedua metode dan meminimalisasi adanya kekurangan di masing masing metode. Konsep hybrid ini banyak dilakukan oleh peneliti untuk mendapatkan manfaat proyeksi yang lebih akurat. Misalnya, bukti empiris penelitian Kumar & Thenmozhi (2012) memperlihatkan keunggulan model hibrida ARIMA-EGARCH-ANN dalam hal akurasi dibandingkan peramalan konvensional dan estimasinya relatif lebih konsisten. Penelitian ini mendukung superioritas model hybrid dan penggunaan praktisnya dalam merumuskan strategi perdagangan di indeks S&P 500 dan Nifty. Hasil analisa Wijayanti & Pulungan (2013) menunjukkan bahwa dengan metode penggabungan ARIMA dan Radial Basis Function (RBF) memberikan peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan model ARIMA saja atau model RBF saja dalam peramalan terhadap data Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) Indonesia. Penelitian lain seperti penelitian (Liu, Chen, Tian, & Li, 2012), (Shi, Guo, & Zheng, 2012), (Khadka, George, Park, & Kim, 2013), (Shukur & Lee, 2015), (Zhu & Wei, 2013) memperlihatkan hasil yang sama bahwa manfaat kedua metode dapat dipadukan.

Kajian ini berisi perbandingan akurasi prediksi antara model konvensional ARIMA dan model hybrid ARIMA+ANFIS dalam meramalkan ekspor Indonesia. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan keakuratan model konvensional ARIMA dengan model ANFIS dalam meramalkan ekspor Indonesia.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Peramalan kuantitatif digunakan untuk memprediksi keserupaan kejadian yang akan datang didasarkan pada informasi yang terjadi di masa lalu dan masa kini. Ada beberapa persyaratan yang harus dimiliki dalam peramalan. Syarat pertama adalah tersedianya informasi masa lalu dan masa kini. Syarat kedua informasi tersebut dapat dibentuk menjadi data numerik. Syarat ketiga diasumsikan bahwa data tersebut memiliki pola yang akan terus berlanjut di masa yang akan datang (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

Terdapat banyak faktor dan kondisi yang kompleks yang menyebabkan peramalan perdagangan sulit untuk direalisasikan. Sebagai contohnya saat ini dalam dua dasawarsa terakhir Indonesia dihadapkan pada kondisi eksternal dan internal yang tidak menentu. Indonesia telah melewati krisis moneter 1998 yang sangat fundamental merubah tatanan ekonomi. Tahun 2008 perekonomian global terguncang dengan krisis yang berasal dari United States of America (USA). Walaupun krisis global ini pengaruhnya bagi Indonesia tidak seburuk tahun 1998 tetapi karena USA dan negara besar lainnya adalah mitra dagang utama Indonesia, krisis tersebut sangat berpengaruh pada perdagangan Indonesia.

Tidak seperti perdagangan domestik dimana otoritas negara dapat membuat regulasi agar perdagangan domestik dapat dikendalikan, perdagangan internasional relatif lebih susah karena berada di luar otoritas suatu negara. Otoritas masing-masing negara yang terlibat dalam perdagangan memiliki pengaruh terhadap perdagangan. Terdapat pula faktor-faktor eksternal yang seringkali berdampak signifikan terhadap perdagangan. Misalnya shock harga minyak dunia, arus modal, fluktuasi nilai tukar, perang, bencana dan sebagainya.

Perdagangan internasional di abad modern telah berkembang lebih kompleks lagi. Hal tersebut dikarenakan dukungan dari perkembangan teknologi baik dari sisi teknologi transportasi maupun teknologi informasi membuat transaksi perdagangan lebih cepat dan mudah. Ditambah lagi pertumbuhan jumlah manusia membuat volume konsumsi dunia meningkat. Budaya modern pun telah menambah pola konsumsi semakin beragam sehingga semakin banyak variasi komoditi maupun jasa yang diperdagangkan.

Terdapat beragamnya faktor yang mempengaruhi perdagangan membuat beberapa peneliti menggunakan pendekatan multivariat (penggunaan beberapa variabel independen untuk mengestimasi nilai variabel dependen). Contohnya, Khan (2011) menggunakan Vector Autoregressive (VAR) model dalam memproyeksi impor di Bangladesh. Khan membandingkan dan mencari model proyeksi yang paling tepat dengan error paling minimum dan didapatkan VAR memberikan nilai error proyeksi terkecil. Chani, Pervaiz, & Chaudhary (2011) dengan metode Johansen Cointegration untuk estimasi jangka panjang dan Vector Error Correction Model (VECM) untuk estimasi jangka pendek yang digunakan untuk melihat pengaruh komponen pengeluaran terhadap impor di Pakistan. Disisi ekspor Toy, Moniruzzaman, & Rashedul (2011) menggunakan metode kointegrasi, Engle-Granger causality dan model Vector Error Correction untuk estimasi penawaran ekspor. Pada penelitian Toy dkk. variabel-variabel independen adalah: nilai riil ekspor, harga relatif ekspor, PDB riil, struktur modal, dan liberalisasi dalam bentuk dummy. Lihat juga penelitian lain misalnya: (Tokuo, Hayato, & others, 2015), (Siddique, 1995) dan (Hameed & Arshad, 2012).

Dari sisi praktis terdapat pendekatan yang dapat digunakan untuk mengeliminir kompleksitas suatu model. Salah satunya dengan model univariat. Dengan model univariat kita hanya menggunakan satu variabel saja misalnya dalam hal ini variabel ekspor. Ketika mengestimasi nilai variabel di suatu waktu maka hanya data variabel tersebut di waktu sebelumnya yang kita gunakan. Secara logika alasan dipakai hanya satu variabel adalah secara intrinsik dalam satu variabel sebenarnya telah tercakup variabel-variabel lain yang mempengaruhinya.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) merupakan model univariat konvensional yang digunakan sebagai alternatif terhadap model struktural. Pada model ini hanya satu variabel yang digunakan. Untuk mengestimasi variabel tersebut informasi dan karakteristik data historis variabel tersebut dijadikan acuan.

Pendekatan univariat untuk model ekspor dan forecasting ekspor juga telah digunakan oleh beberapa peneliti. Misalnya, Awal, Sabur, & Mia, (2010) merekomendasikan penggunaan ARIMA dalam peramalan dan penggunaannya dalam kebijakan target ekspor Bangladesh. Alasan penggunaan metode ini dilihat dari sisi biaya yang lebih efektif serta akurasi dari peramalannya. G. Kumar & Gupta, (2010) menggunakan metode Box-Jenkin's dalam ARIMA dan digunakan dalam meramalkan ekspor produk industri daerah Punjab Pakistan hingga tahun 2020. Hasil ramalannya

memperlihatkan pertumbuhan ekspor akan semakin mengecil. Rafiq, Yun, & Ali, (2016) menggunakan ARIMA untuk memprediksi neraca perdagangan Pakistan dengan data dari tahun 1975 sampai 2015. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa kondisi neraca perdagangan Pakistan diprediksi memburuk dan perlu penanganan serius dari pembuat kebijakan di Pakistan.

Perkembangan teknologi informasi telah dimanfaatkan secara luas dalam pengolahan data. Perkembangan dari sisi perangkat keras maupun perangkat lunak telah memungkinkan manusia memanfaatkan komputer untuk mendapatkan manfaat lebih. Manfaat komputer untuk peramalan data juga sangat berkembang. Komputer sebagai alat bantu memiliki kemampuan dalam hal keakuratan dan waktu pengolahan yang relatif sangat cepat.

Seiring dengan perkembangan teknologi, metode peramalan pun telah berkembang pesat. Metode terkini dalam peramalan adalah metode softcomputing. Terminologi softcomputing ini terdapat dalam khazanah ilmu komputer. Softcomputing digunakan untuk penyelesaian masalah yang sulit diprediksi dan memiliki ketidakpastian (Zadeh, 1994). Sebetulnya sangat banyak metode softcomputing yang sudah berkembang. Untuk penelitian ini dibatasi pada model ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) sebagai model hybrid antara logika fuzzy dan jaringan syaraf tiruan.

Survey literatur yang dilakukan oleh Zhang & Pattuwo, (1998) terhadap 24 jurnal ilmiah mengenai peramalan dengan model konvensional dan Neural Network tidak menunjukkan konklusi inferioritas salah satu model. Artinya, baik model konvensional atau model Neural Network tidak memperlihatkan bahwa satu model secara umum lebih unggul dibanding model yang lain. Tidak ada satu model universal yang dapat dipakai untuk peramalan pada segala kondisi dan masalah (Gershenfeld & Weigend, 1994). Untuk membandingkan kedua model dapat dilihat pula pada penelitian Wang, Hsu, & Liou (2011), dan Havaluddin & Jawahir (2015).

3. DATA DAN METODOLOGI

3.1. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model multivariat adalah model persamaan yang menghubungkan sebuah variabel terikat misalnya Y yang dijelaskan oleh beberapa variabel bebas misalnya $(X_1, X_2, X_3, \dots, \text{dan } X_k)$. Berbeda dengan model multivariat, model univariat sebagai contohnya model ARIMA dibangun berdasarkan nilai variabel sendiri di saat sebelumnya (*lags*) serta karakteristik lainnya dari variabel itu sendiri. Variabel terikat Y pada ARIMA pada saat tertentu Y_t dijelaskan oleh variabel bebas pada waktu k sebelum saat t dan dinotasikan sebagai Y_{t-k} .

Walaupun model ARIMA adalah pemodelan *non-theoretic* (tidak dilandaskan kepada teori) namun dapat diterima apabila tujuan penggunaannya untuk peramalan. Argumentasi hal tersebut didasarkan atas alasan bahwa secara intrinsik dalam sebuah variabel sudah terkandung informasi variabel lainnya sehingga model univariat dapat diterima untuk peramalan.

ARIMA sendiri adalah gabungan dari beberapa pemodelan univariate. ARIMA menggabungkan model AR (*Autoregressive*), MA (*Moving Average*), ARMA (AR dan MA), dan model I (*Integrated*).

Model AR (*Autoregressive*) adalah model matematika yang menghubungkan variabel terikat di suatu saat t (Y_t) dengan variabel bebas Y di saat $t-1$ sampai $t-p$ ($Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$). Secara umum, untuk proses *Autoregressive* sampai dengan p -lag, ditulis:

$$Y_t = m + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Model ini disebut dengan AR(p) karena Y_t dimodelkan dengan p lag. Y_t adalah variabel terikat pada waktu t , m adalah konstanta intersep, ε_t adalah *error term* dengan *white noise process*. Nilai Y pada periode t dihitung berdasarkan nilai Y di periode sebelumnya ditambah dengan *error term*.

Model MA (*Moving Average*) adalah model matematika yang menghubungkan variabel terikat di suatu saat t (Y_t) dengan *error term* di saat t sampai $t-q$ ($\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$). Secara umum, untuk proses *Moving Average* sampai dengan q -lag, ditulis:

$$Y_t = m + \beta_0 \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}$$

Model ini disebut dengan MA(q) Karena Y_t dimodelkan dengan q lag dari *error-term*nya. Y_t adalah variabel terikat pada waktu t , m adalah konstanta intersep, ε_t adalah *error term* dengan *white noise process* pada saat t , ε_{t-q} adalah *error term* dengan *white noise process* pada saat $t-q$. Nilai Y pada periode t dihitung berdasarkan nilai-nilai *error* di periode sebelumnya.

Menggabungkan proses AR dan MA akan menghasilkan model ARMA. Secara umum proses stokastik ARMA order p dan q , ditulis sebagai ARMA(p, q). Secara matematis proses stokastik ARMA dapat ditulis sbb:

$$Y_t = m + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + Y_{t-p} + \beta_0 \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}$$

Apabila data *time series* adalah data yang tidak stasioner maka tafsiran dari hasil regresi bisa jadi salah. Hal tersebut diakibatkan terjadinya *spurious regression* pada data *time series* yang tidak stasioner. Untuk model univariat, ARMA hanya dapat digunakan untuk variabel *time series* yang stasioner (Nachrowi & Usman, 2006). Apabila datanya tidak stasioner diperlukan pendekatan lain.

Terdapat beberapa pendekatan untuk membuat data stasioner menjadi stasioner. Salah satu cara agar data tidak stasioner menjadi stasioner yaitu dengan mentransformasi menjadi bentuk perbedaan. Contohnya, jika y_t adalah variabel *time series* yang tidak stasioner nilai tersebut ditransformasi menjadi $w_t = \Delta(y_t)$ dimana $\Delta(y_t) = y_t - y_{t-1}$. Apabila perbedaan tersebut belum menghasilkan variabel yang stasioner maka prosesnya dapat dilakukan sampai orde ke- d atau dituliskan dengan $w_t = \Delta^d y_t$.

Konsep mengubah variabel yang tidak stasioner y_t menjadi stasioner w_t dapat digunakan untuk melengkapi kekurangan ARMA dalam hal stasioneritas. ARIMA merupakan proses ARMA(p, q) dari variabel w_t yang telah stasioner dari perubahan orde d variabel y_t dan ditulis dalam bentuk model ARIMA(p, d, q).

3.2. Automatic ARIMA Pada Eviews

Eviews (versi 9 ke atas) menyediakan perangkat otomatis untuk menentukan derajat ARIMA (p, d, q). Nilai p , d , dan q ditentukan secara otomatis. Metode yang digunakan oleh Eviews adalah dengan menggunakan teknik evaluasi atau seleksi (EViews, 2015).

Model ARIMA diestimasi dengan berbagai pilihan metode termasuk dengan transformasi non-linear, penggunaan GLS, maupun estimasi maximum likelihood. Pembentukan model ARIMA mengikuti tahapan: pertama, memilih bentuk transformasi dari variabel bebas, lalu memilih level diferensi, dan terakhir memilih derajat ARMA. Ketiga, tahapan tersebut di atas dilakukan secara otomatis oleh Eviews.

Dalam ekonometri uji kriteria sudah biasa digunakan sebagai alat pemilihan (seleksi) suatu model. Ada beberapa alat uji kriteria yang dipakai dalam Eviews, yaitu: Akaike Information Criterion (AIC), Schwarz Information Criterion or Bayesian Information Criterion (SIC or BIC), dan Hannan-Quinn Criterion (HQ). Alat uji kriteria inilah yang digunakan dalam menentukan derajat ARIMA.

3.3. Model ANFIS

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah penggabungan antara sistem jaringan syaraf tiruan (Artificial neural network) dan sistem inferensi fuzzy (Tettamanzi & Tomassini, 2013).

Dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi sistem inferensi fuzzy yang digunakan biasanya adalah sistem inferensi fuzzy Tagaki-Sugeno-Kang (TSK) orde satu.

Sistem jaringan syaraf tiruan adalah bagian dari ilmu kecerdasan tiruan (ilmu yang mempelajari pemanfaatan komputer agar menirukan kemampuan otak manusia). Lebih spesifik lagi sistem jaringan syaraf tiruan memanfaatkan konsep bekerjanya jaringan syaraf biologis manusia untuk digunakan secara analogi dalam pemrosesan komputer.

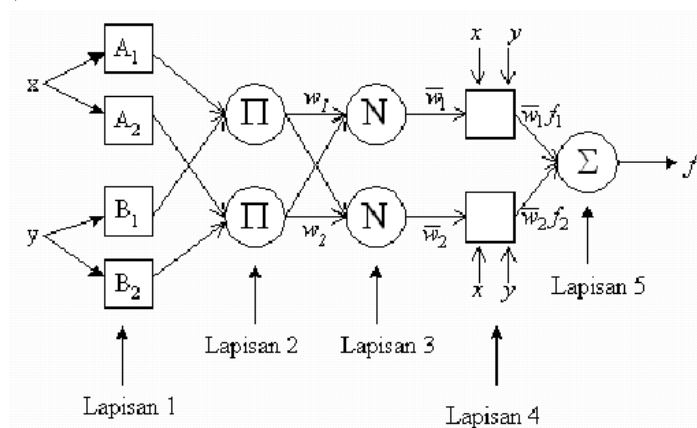
Himpunan fuzzy (fuzzy set = himpunan kabur) merupakan konsep himpunan yang diperkenalkan Zadeh (Zadeh, 1994) sebagai alternatif lain dari konsep himpunan konvensional yang selama ini dikenal. Konsep himpunan fuzzy juga dapat menerangkan konsep ketidakpastian yang selama ini didekati dengan metode probabilitas. Teori himpunan fuzzy dapat merepresentasikan ketidakpastian, ketidakjelasan, ketidaktepatan, kurang informasi dan kebenaran parsial dalam kerangka matematis (Tettamanzi & Tomassini, 2013).

Perbedaan mendasar antara himpunan fuzzy dengan himpunan konvensional ialah keanggotaan dalam suatu himpunan. Berbeda dengan konsep himpunan konvensional dimana keanggotaan suatu entitas hanya terdapat pada satu kelompok himpunan, himpunan fuzzy dari suatu entitas memungkinkan menjadi bagian dari beberapa himpunan.

ANFIS adalah jaringan neural-fuzzy sehingga konsep jaringan dipergunakan dalam menggambarkan suatu sistem ANFIS dibentuk. ANFIS dibentuk dari 5 lapis jaringan dimana setiap lapis jaringan memiliki simpul masing-masing. Di dalam jaringan ANFIS ada dua jenis simpul. Simpul yang pertama adalah simpul adaptif (bersimbol kotak) artinya parameter bisa berubah dengan proses pembelajaran. Simpul yang kedua, adalah simpul tetap (bersimbol lingkaran) pada simpul ini parameter sistem tetap.

Arsitektur jaringan ANFIS diperlihatkan pada Gambar 1. Dari gambar tersebut terlihat bahwa x dan y adalah variabel input (masukan) pada sistem ANFIS. Pada simpul pertama (simpul 1) A_i adalah fungsi keanggotaan fuzzy untuk x sedangkan B_i adalah fungsi keanggotaan fuzzy untuk y . Parameter pada fungsi keanggotaan ini bersifat adaptif dan dinamakan parameter premis. Simpul pada parameter 2 memiliki parameter yang tetap dan bersifat non-adaptif. Setiap sinyal masukan yang datang pada simpul 2 ini kemudian dikalikan menghasilkan keluaran simpul dalam derajat pengaktifan (firing strength) tiap aturan fuzzy. Tahap selanjutnya lapisan 3 yaitu simpul non-adaptif berfungsi untuk mengaktifkan derajat anggota yang ternormalisasi (normalized firing strength). Pada lapisan 4 keluaran yang ada di lapisan 3 kemudian diproses kembali melibatkan parameter konsekuen yang adaptif. Pemrosesan akhir di simpul 5 menjumlahkan masukan dari simpul sebelumnya.

Gambar-1. Arsitektur ANFIS



Sumber: Widodo (2005)

Untuk menentukan parameter yang optimum pada ANFIS, ANFIS dilatih dengan algoritma pelatihan dua arah. Terdapat dua arah dalam optimalisasi parameter yaitu langkah maju dan langkah

balik. Pada langkah maju, parameter konsekuensi diidentifikasi dengan metode *Least Squares Estimator* (LSE), sedangkan parameter premis tetap. Pada langkah balik, parameter premis diperbaharui dengan metode penurunan gradien dan sinyal *error* antara keluaran yang diinginkan dan keluaran aktual dirambatkan mundur. Langkah maju dan balik ini dinamai dengan *epoch*. Untuk meningkatkan performansi biasanya langkah ini dilakukan berulang-ulang (terdapat beberapa *epoch*) agar didapatkan parameter tertentu yang membuat hasil yang optimal (Tettamanzi & Tomassini, 2013).

3.4. Metode Uji Performansi Model

Pada penelitian ini Theil's inequality coefficient dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan sebagai alat uji performansi untuk mengukur seberapa dekat nilai estimasi model dengan data sebenarnya.

Theil's inequality coefficient didefinisikan sebagai (Nachrowi & Usman, 2006):

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\hat{Y} - Y)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\hat{Y})^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (Y)^2}} \quad (1)$$

Nilai U memperlihatkan seberapa besar performansi model, dimana U selalu berada antara 0 dan

1. Apabila $U=0$ hal ini berarti $\hat{Y}=Y$ artinya untuk semua observasi nilai estimasi sama dengan nilai aktual dalam hal ini performansi model dikatakan sempurna. Sebaliknya apabila $U=1$ artinya untuk semua observasi nilai estimasi sangat jauh dari nilai aktual dalam hal ini performansi model dikatakan sangat jelek.

Metode kedua yang dipergunakan adalah MAPE, sebagai bahan pembanding. MAPE didefinisikan sebagai (Nachrowi & Usman, 2006):

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum \left| \frac{\hat{Y} - Y}{Y} \right| \quad (2)$$

Nilai MAPE memperlihatkan seberapa besar performansi model dalam bentuk prosentase error absolut nilai estimasi terhadap data aktual. Nilai MAPE berbentuk prosentase dimana semakin kecil nilai MAPE berarti semakin baik. Nilai MAPE juga dikelompokkan ke dalam tiga kriteria. Kriteria pertama apabila nilai MAPE lebih rendah dari 10% maka model dinilai bagus. Kriteria kedua, apabila nilai MAPE diantara 10% sampai 20% maka model dinilai cukup bagus. Kriteria terakhir, Apabila nilai MAPE di atas 20% maka model termasuk jelek.

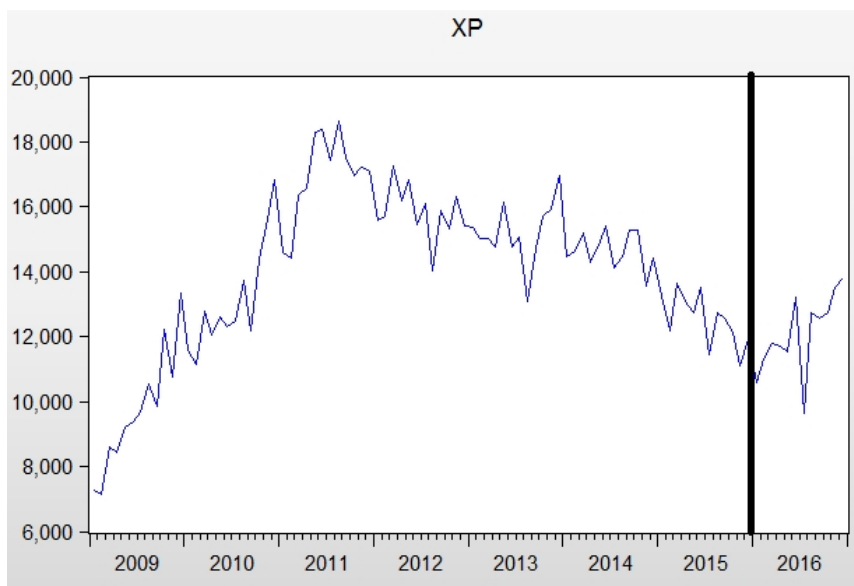
3.5. Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari BPS. Data berbentuk time series dengan periode bulanan. Periode data adalah dari tahun 2009M1 (Januari 2009) sampai dengan tahun 2016M12 (Desember 2016). Data dibagi menjadi dua periode, periode pertama dari 2009M1 sampai 2015M12 sedangkan period kedua dari 2016M1 sampai 2016M12. Periode pertama 2009M1-2015M12 disebut dengan data training yang digunakan untuk mengestimasi model. Period kedua dari 2016M1-2016M12 adalah data test untuk menguji kemampuan model dalam meramalkan ekspor bulanan selama 12 bulan ke depan.

Data ekspor Indonesia relatif berfluktuasi setiap bulannya. Dari tahun 2009 sampai 2011 nilai ekspor Indonesia relatif mengalami kenaikan sedangkan setelah 2011 relatif mengalami penurunan. Hal tersebut dikaitkan dengan kondisi harga komoditi dunia yang mengalami kenaikan sampai tahun 2011 dan kembali menurun sejak 2011 sampai sekarang. Mengingat bahwa struktur ekspor Indonesia

masih didominasi oleh ekspor komoditi primer maka perubahan harga komoditi primer di dunia akan berdampak signifikan pada pola ekspor Indonesia.

Gambar-2. Data Penelitian, Data Ekspor Bulanan Indonesia 2009M1 – 2016M12



4. HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Model ARIMA yang terpilih didapatkan dari hasil pengolahan Eviews versi 9.0. Eviews ver. 9.0 dapat menentukan derajat ARIMA (p,d,q) secara otomatis atau nilai p, d, dan q secara otomatis dihasilkan oleh Eviews. Nilai derajat ARIMA (p,d,q) secara otomatis tersebut merupakan model terbaik ARIMA (p,d,q) berdasarkan kriteria yang terdapat dalam perangkat lunak ini. Hasil pengolahan Eviews versi 9.0 dari data penelitian diperlihatkan pada Gambar 3.

Model ARIMA (2,0,0) dalam penelitian ini adalah model terbaik dengan kriteria AIC, SIC, dan HQ. Seperti yang dibahas sebelumnya alat uji kriteria yang dipakai dalam Eviews, yaitu: AIC, SIC atau BIC, dan HQ. Alat-alat uji kriteria tersebut digunakan sebagai ukuran dalam pemilihan model. Sebagai bagian dari prosedur regresi EViews menggunakan nilai fungsi *likelihood* secara penuh. Sebagai user kriteria ini digunakan untuk pemilihan model dengan memilih nilai kriteria yang paling kecil. Secara otomatis didapatkan bahwa p=0 dan d=0, artinya EViews sebenarnya telah menghitung bahwa data series ekspor pada penelitian sudah stasioner tanpa perlu didiferensiasi. Berdasarkan hasil ini, ekspor di bulan tertentu ditentukan oleh ekspor di 1 dan 2 bulan sebelumnya. Seperti yang diperlihatkan dalam estimasi regresi ARIMA(2,0,0) nilai AIC yang didapat adalah 16.8 yang mengindikasikan kriteria pemilihan model. Selanjutnya nilai t-statistik dari koefisien variabel AR(1) dan AR(2) sebesar 5.37 dan 3.93 menunjukkan signifikansi parameter tersebut. Model ini memiliki nilai *R-squared* (koefisien determinasi) sebesar 0.83 artinya variable-variabel independen (AR(1) dan AR(2)) dalam model dapat menjelaskan variable dependen (XP) sebesar 83%. Nilai *R-squared* 83% berarti menunjukkan hubungan yang sangat kuat (Sugiyono, 2007).

Gambar-3. Penentuan derajat ARIMA Data Penelitian pada Eviews

Automatic ARIMA Forecasting
 Selected dependent variable: XP
 Date: 11/01/17 Time: 08:55
 Sample: 2009M01 2015M12
 Included observations: 84
 Forecast length: 0

Number of estimated ARMA models: 25
 Number of non-converged estimations: 0
 Selected ARMA model: (2,0)(0,0)
 AIC value: 16.8459003328

Number of estimated ARMA models: 25
 Number of non-converged estimations: 0
 Selected ARMA model: (2,0)(0,0)
 SIC value: 16.9616535137

Number of estimated ARMA models: 25
 Number of non-converged estimations: 0
 Selected ARMA model: (2,0)(0,0)
 HQ value: 16.8924321372

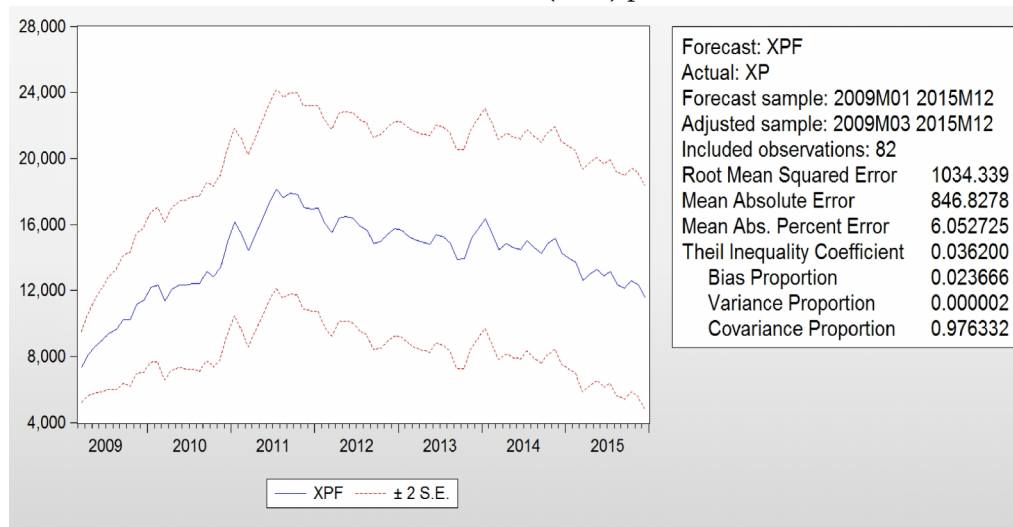
Tabel-1. Hasil Estimasi Regresi ARIMA(2,0,0)

Dependent Variable: XP
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 10/11/16 Time: 15:16
 Sample: 2009M01 2015M12
 Included observations: 84
 Convergence achieved after 13 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11787.73	1994.234	5.910909	0.0000
AR(1)	0.540968	0.100618	5.376429	0.0000
AR(2)	0.424280	0.107812	3.935383	0.0002
SIGMASQ	1069311.	205420.2	5.205484	0.0000
R-squared	0.833745	Mean dependent var		14008.52
Adjusted R-squared	0.827510	S.D. dependent var		2551.322
S.E. of regression	1059.612	Akaike info criterion		16.84590
Sum squared resid	89822158	Schwarz criterion		16.96165
Log likelihood	-703.5278	Hannan-Quinn criter.		16.89243
F-statistic	133.7295	Durbin-Watson stat		2.055403
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.98	-.43		

Gambar 4 memperlihatkan hasil uji performansi estimasi yang dihasilkan oleh model ARIMA (2,0,0). Uji performansi ini juga didapatkan dari hasil pengolahan perangkat lunak EViews.

Gambar-4. Nilai Performansi Estimasi ARIMA (2,0,0) pada Eviews



Dari gambar tersebut terlihat bahwa nilai MAPE dari model ARIMA (2,0,0) adalah 6.05%. Dari gambar juga terlihat bahwa nilai Theil Inequality Coefficient adalah 0,0362. Kedua besaran nilai performansi ini menunjukkan bahwa nilainya sudah bagus. Nilai yang bagus ini menandakan bahwa model ARIMA (2,0,0) sudah baik untuk mengestimasi data penelitian.

Walaupun nilai estimasi ARIMA(2,0,0) relatif masih bagus namun perlu upaya untuk menambah performansi model dengan menggunakan metode yang lain. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah hybrid dengan metode softcomputing yang dalam penelitian ini ARIMA akan di-hybrid dengan ANFIS.

Tabel-2. Hasil Uji Performansi Model

Variabel	Jenis Uji	Model	
		ARIMA	HYBRID
Ekspor	Theil's inequality	0,036200	0,033498
	MAPE	6,053%	5,426%

Sumber: Pengolahan data penelitian

Dalam tahap awal ini epoch yang dipergunakan dalam model hybrid ARIMA-ANFIS di penelitian ini sebesar 10. Uji performansi model seperti yang ditampilkan pada Tabel 2 memperlihatkan superioritas model hybrid ARIMA+ANFIS dibandingkan model ARIMA.

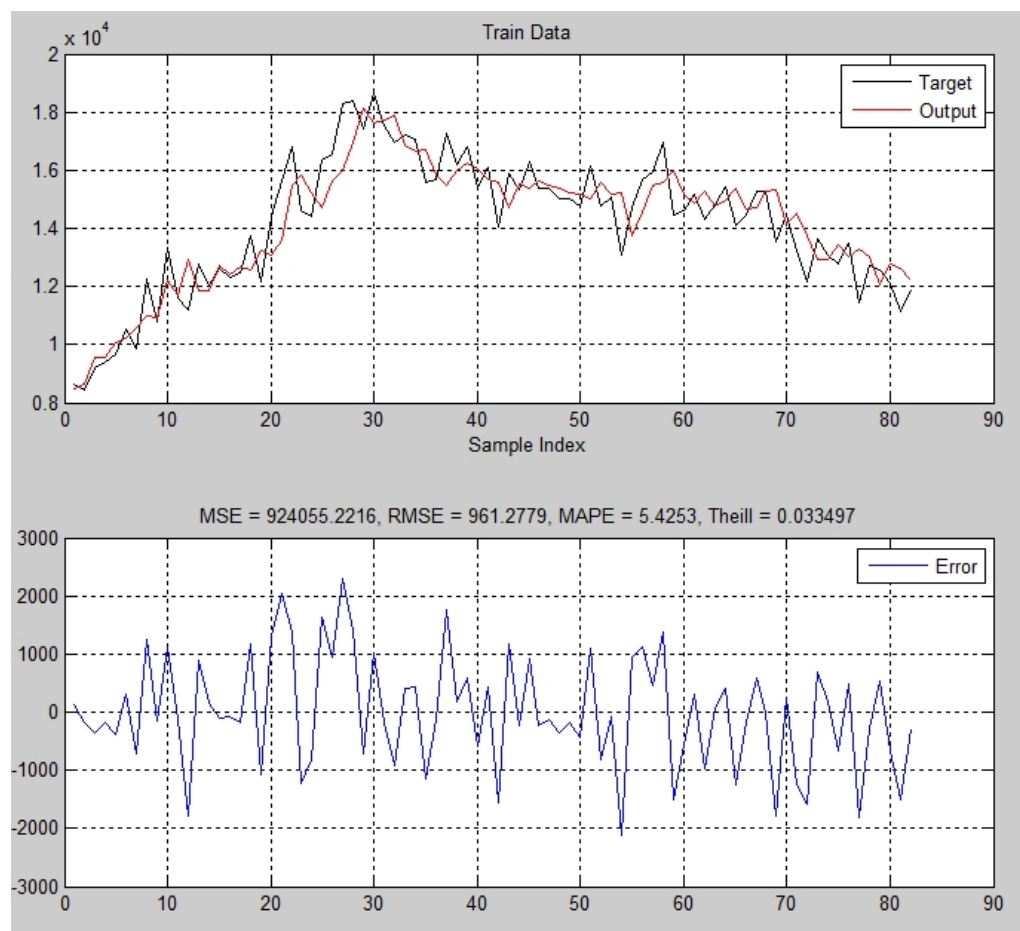
Dari Tabel 2 nilai MAPE pada model ARIMA sebesar 6% sedangkan nilai MAPE pada model hybrid ARIMA+ANFIS adalah sebesar 5%. Melihat kriteria nilai MAPE (Semakin kecil nilai MAPE semakin baik dan kriteria baiknya model jika nilai MAPE lebih rendah dari 6%), artinya model hybrid ARIMA+ANFIS sudah bagus dan memperbaiki akurasi ARIMA. Tabel 2 juga memperlihatkan nilai Theil's Inequality pada model ARIMA sebesar 0,036 sedangkan nilai Theil's Inequality pada model hybrid ARIMA+ANFIS adalah sebesar 0,033. Melihat kriteria nilai Theil's Inequality bahwa model terbaik adalah model dengan nilai Theil's Inequality pada mendekati 0, maka model hybrid ARIMA+ANFIS lebih baik dibandingkan dengan model ARIMA. Secara umum dapat dikatakan bahwa model hybrid ARIMA-ANFIS lebih baik peformansinya dibanding ARIMA yang dapat dilihat dari lebih kecilnya nilai MAPE maupun Theil's Inequality.

Langkah selanjutnya adalah meningkatkan performansi model dengan penambahan jumlah epoch. Tabel 3 memperlihatkan bukti adanya perbaikan performansi model. Secara umum hal tersebut dapat dilihat dari nilai MAPE maupun Theil's Inequality yang semakin kecil apabila nilai epoch semakin besar.

Tabel-3. Hasil Uji Performansi Estimasi Model hybrid ARIMA-ANFIS dengan Penambahan *epoch*

Variabel	Jenis Uji	Jumlah epoch		
		10	50	100
Ekspor	Theil's inequality	0,033498	0,033498	0,033497
	MAPE	5,426%	5,426%	5,423%

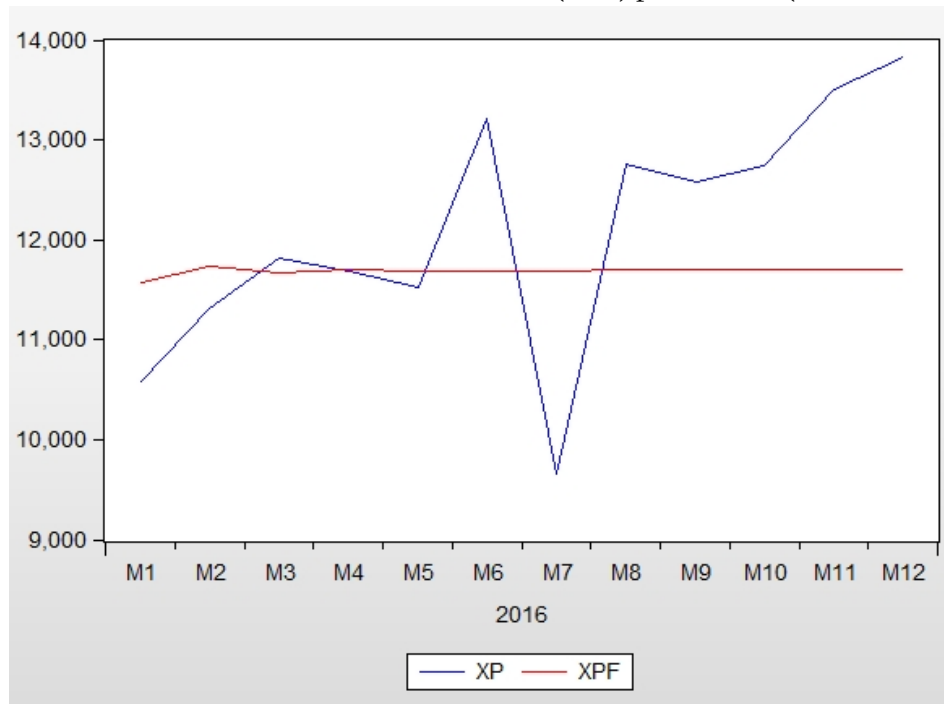
Sumber: Pengolahan data penelitian

Gambar-5. Kurva Nilai Estimasi Ekspor model *Hybrid* ARIMA+ANFIS

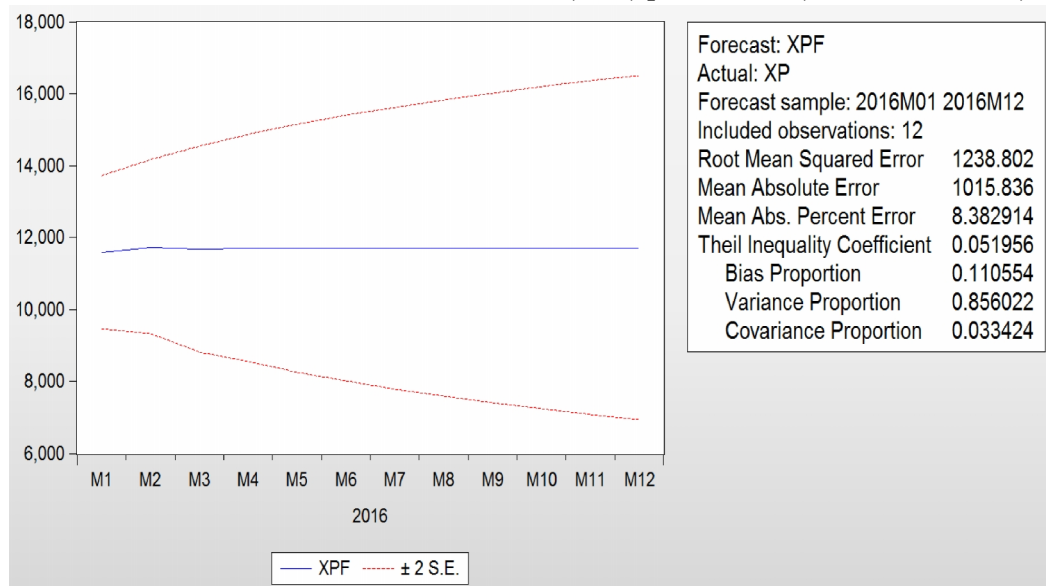
Hasil ini sesuai dengan harapan karena penambahan epoch juga memiliki konsekuensi dari sisi penambahan waktu pengolahan data. Semakin besar epoch waktu pengolahan semakin besar, tetapi perbedaan waktu tersebut relatif tidak signifikan dalam penelitian ini. Penelitian menggunakan peramalan dengan model variabel tunggal sehingga perbedaan waktu antara pengolahan dengan epoch 10 dan epoch 100 hanya berbeda 5 detik.

Lebih lanjut kedua metode baik ARIMA(2,0,0) dan Hybrid ARIMA-ANFIS digunakan untuk melakukan peramalan data ekspor bulanan Indonesia di tahun 2016.

Gambar-6. Nilai Aktual dan Peramalan ARIMA (2,0,0) pada Eviews (2016M1 – 2016M12)



Gambar-7. Nilai Performansi Peramalan ARIMA (2,0,0) pada Eviews (2016M1 – 2016M12)

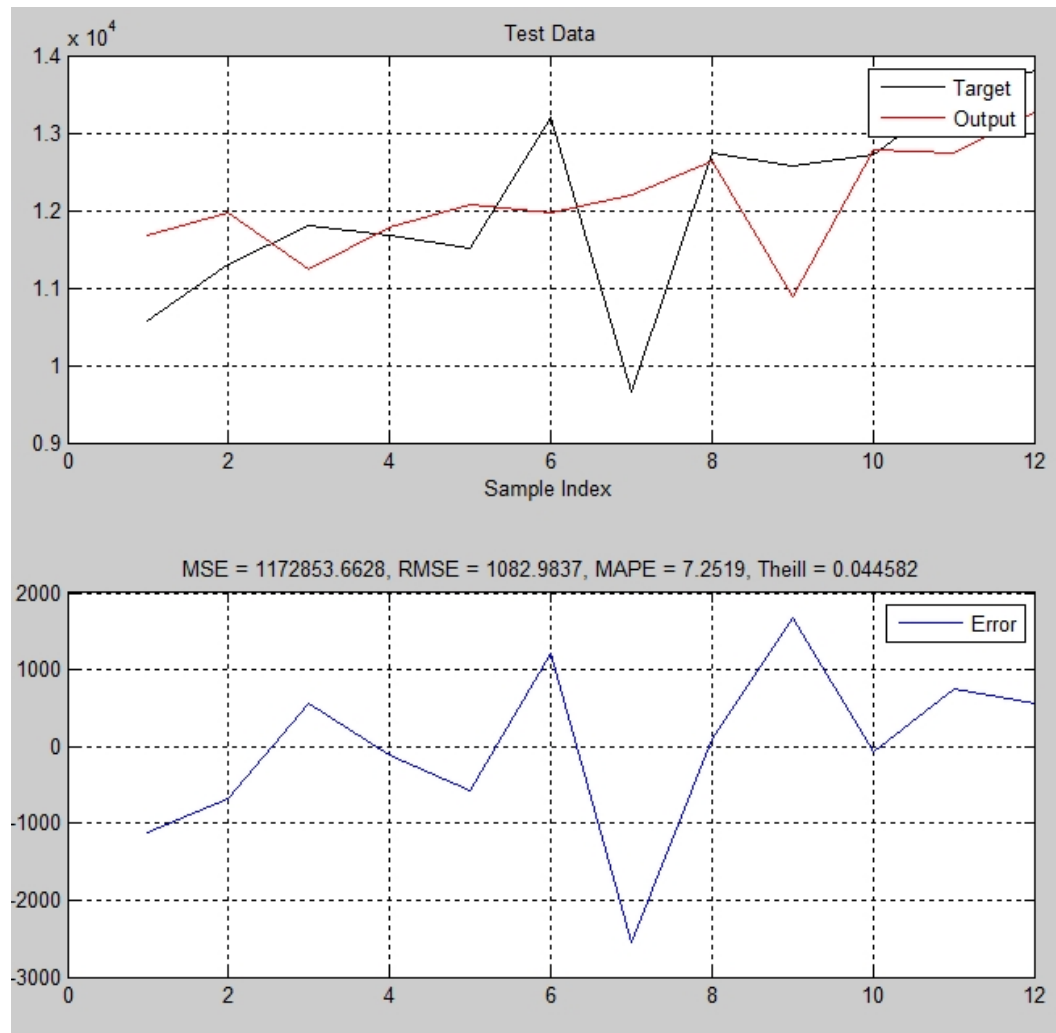


Gambar 6 dan 7 memperlihatkan peramalan dan performansi peramalan dari model ARIMA (2,0,0). Dari gambar tersebut terlihat bahwa nilai MAPE peramalan model ARIMA (2,0,0) adalah 8,38%. Dari gambar juga terlihat bahwa nilai Theil Inequality Coefficient peramalan model ARIMA (2,0,0) adalah 0,0519. Kedua besaran nilai performansi ini menunjukkan bahwa nilainya sudah bagus untuk peramalan. Nilai yang bagus ini menandakan bahwa model ARIMA (2,0,0) sudah baik untuk digunakan sebagai model peramalan ekspor bulanan Indonesia.

Lebih lanjut model peramalan hybrid ARIMA-ANFIS dibuat untuk melihat apakah didapatkan perbaikan performansi peramalan dibandingkan model ARIMA (2,0,0). Gambar 8 memperlihatkan peramalan dan performansi peramalan dari model hybrid ARIMA-ANFIS. Dari gambar tersebut terlihat bahwa nilai MAPE peramalan model hybrid ARIMA-ANFIS adalah 7,25%. Dari gambar juga

terlihat bahwa nilai Theil Inequality Coefficient peramalan model hybrid ARIMA-ANFIS adalah 0,0446. Kedua besaran nilai performansi ini menunjukkan bahwa nilainya sudah bagus untuk peramalan dan relatif lebih bagus dibandingkan peformansi peramalan model ARIMA (2,0,0). Jadi peramalan model hybrid ARIMA-ANFIS memperbaiki peramalan model ARIMA(2,0,0)

Gambar-8. Nilai dan Performansi Peramalan Hybrid ARIMA-ANFIS



Walaupun hasil performansi model hybrid ARIMA-ANFIS lebih unggul namun perlu dipertimbangkan juga beberapa konsekuensi ketika model alternatif ini dipilih. Pertama, model hybrid ARIMA-ANFIS menggunakan Matlab yang bersifat general programming language (tidak spesifik untuk statistik) sehingga perlu kemampuan pemogramman (programming Matlab) dibandingkan model ARIMA yang telah ada pada perangkat lunak EViews dan hasilnya dapat diperoleh secara otomatis. Kedua, model hybrid ARIMA-ANFIS adalah model gabungan antara ARIMA, neural network dan fuzzy logic artinya kita perlu menggunakan model ARIMA dahulu setelah itu ditingkatkan akurasi dengan model ANFIS (proses lebih lama).

Model hybrid ARIMA-ANFIS merupakan model univariat. Perlu diingat bahwa prediksi dengan menggunakan variabel univariat ini memiliki keterbatasan. Keterbatasan tersebut berasal dari sifat intrinsik model yang memasukkan beberapa variabel eksternal yang mungkin mempengaruhi ke dalam variabel yang diramal. Apabila terjadi shock dari variabel eksternal di luar keseimbangan sistem modelnya maka hal ini tidak akan tertangkap oleh model. Contohnya, jika terjadi lonjakan besar harga minyak dunia di tahun yang akan datang model tidak dapat menangkap pengaruhnya terhadap ekspor Indonesia.

Patut pula dipertimbangkan bahwa ANFIS adalah model neural network. ANFIS banyak digunakan dalam kasus model non-linear. Untuk kasus linear mungkin pendekatan ANFIS tidak akan menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan pendekatan model-model linear. Model ANFIS juga adalah model black-box, dibandingkan pendekatan statistik belum dapat menerangkan hubungan antara variabel bebas dengan variabel terikat. Untuk akurasi data biasanya model ANFIS membutuhkan data yang banyak serta waktu pengolahan komputasi yang lebih lama (Zhang & Pattuwo, 1998).

Peramalan pada kenyataannya tidak selalu menghasilkan nilai yang sama dengan yang terjadi. Pertama, peramalan bukan alat yang sempurna, terdapat berbagai faktor luar yang tidak terduga dan tidak dapat dikendalikan yang mengakibatkan peramalan meleset dari perhitungan semula. Kedua, teknik peramalan mengasumsikan sistem berjalan dengan stabil, sehingga apabila terjadi fluktuasi yang tidak stabil dalam sistem maka peramalan menjadi tidak tepat. Ketiga, peramalan pada tingkat agregasi dan detail akan menghasilkan performansi yang berbeda sehingga perlu kehati-hatian ketika akan melakukan agregasi maupun disagregasi.

Peramalan seringkali dikaitkan dengan perencanaan dalam manajemen operasi suatu organisasi. Hasil peramalan akan menjadi salah satu informasi masukan bagi pihak manajemen untuk mendukung efektivitas dan efisiensi perencanaan. Peramalan adalah langkah penting yang perlu dilakukan dalam perencanaan dalam rangka meminimalisir kesalahan perencanaan. Metode peramalan yang lebih baik dalam perencanaan akan menjadi tulang punggung organisasi untuk mencapai kinerja yang diinginkan.

Demikian pula bagi pemerintah sebagai pembuat kebijakan yang merupakan manajer pembangunan nasional. Perencanaan khususnya di bidang perdagangan internasional (ekspor/impor) perlu didukung informasi yang presisi dan akurat. Termasuk juga informasi peramalan nilai perdagangan. Penggunaan metode yang lebih akurat dalam peramalan perdagangan diharapkan bisa menjadi dasar bagi pembuat kebijakan agar lebih rasional dalam penentuan kebijakan di bidang perdagangan.

5. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Model ARIMA (2,0,0) dalam penelitian ini adalah model terbaik dengan kriteria AIC untuk metode ARIMA. Performansi estimasi model ARIMA(2,0,0) menghasilkan nilai Theil's Inequality sebesar 0,0362 dan Mean Absolute Percentage Error sebesar 6,05%. ANFIS dapat meningkatkan akurasi prediksi ekspor berdasarkan kinerjanya. Performansi estimasi model Hybrid antara ARIMA dan ANFIS adalah: nilai Theil's Inequality sebesar 0,0335 dan Mean Absolute Percentage Error sebesar 5,42%. Penambahan jumlah epoch pada proses pengolahan model dapat memperbaiki performansi model hybrid ARIMA+ANFIS.

Peramalan ekspor bulanan di tahun 2016 menunjukkan bahwa performansi peramalan model ARIMA(2,0,0) menghasilkan nilai Theil's Inequality sebesar 0,0519 dan Mean Absolute Percentage Error sebesar 8,38%. Performansi estimasi peramalan model Hybrid antara ARIMA dan ANFIS adalah: nilai Theil's Inequality sebesar 0,0446 dan Mean Absolute Percentage Error sebesar 7,25%.

Walaupun hasil performansi model hybrid ARIMA-ANFIS lebih unggul dibandingkan model ARIMA namun patut dipertimbangkan bahwa model Hybrid ARIMA-ANFIS memerlukan proses yang lebih lama, tidak dapat menangkap shock variabel eksternal, tidak dapat menerangkan hubungan antara variabel bebas dan terikat, dan memerlukan data yang lebih banyak.

Peramalan seringkali dikaitkan dengan perencanaan sehingga penggunaan metode yang lebih akurat ini diharapkan bisa menjadi dasar bagi pembuat kebijakan agar lebih rasional.

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Di bagian ini penulis mengucapkan terima kasih atas bantuan dan kontribusi rekan-rekan kerja di Pusat Pengkajian Perdagangan Luar Negeri dan Pusat Data dan Sistem Informasi Kementerian Perdagangan Republik Indonesia baik dalam bentuk saran, diskusi, serta ketersediaan data.

DAFTAR PUSTAKA

- Alhayat, A. P., & Muslim, A. (2016). Proyeksi Ekspor Dan Impor Indonesia: Suatu Pendekatan Vector Autoregressive. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 10(1), 87–102.
- Awal, M. A., Sabur, S. A., & Mia, M. I. A. (2010). Forecasting Of Agricultural Export Earnings Of Bangladesh: An Empirical Study Of Fresh Vegetables And Fruits Markets. *Bangladesh Journal of Agricultural Economics*, 33(1–2). Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ags/bdbjae/200250.html>
- Chani, M. I., Pervaiz, Z., & Chaudhary, A. R. (2011). Determination of Import Demand in Pakistan: The Role of Expenditure Components. *Theoretical & Applied Economics*, 18(8). Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Zahid_Pervaiz2/publication/227364533_Determination_of_Import_Demand_in_Pakistan_The_Role_of_Expenditure_Components/links/02bfe50f979d4c4b33000000.pdf
- EViews. (2015). EViews 9 user's guide 2. IHS Global Inc.
- Gershenfeld, N. A., & Weigend, A. S. (1994). The future of time series. *SMR*, 764, 6.
- Hameed, A. A. A., & Arshad, F. M. (2012). An Empirical Analysis of the Import Demand for Palm Oil in the Five Leading Importing Countries. *International Review of Business Research Papers*, 8(7), 94–103.
- Haviluddin, H., & Jawahir, A. (2015). Comparing of ARIMA and RBFNN for short-term forecasting. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 1(1), 15–22. <https://doi.org/10.12928/ijain.v1i1.10>
- Khadka, M. S., George, K. M., Park, N., & Kim, J. B. (2013). Performance Analysis of Hybrid Forecasting Model In Stock Market Forecasting (Papers No. 1209.4608). *arXiv.org*. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/arx/papers/1209.4608.html>
- Khan, T. (2011). Identifying an appropriate forecasting model for forecasting total import of Bangladesh. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 2(3), 242.
- Kumar, G., & Gupta, S. (2010). Forecasting Exports Of Industrial Goods From Punjab - An Application Of Univariate Arima Model. *Annals of the University of Petrosani, Economics*, 10(4), 169–180.
- Kumar, M., & Thenmozhi, M. (2012). A hybrid ARIMA-EGARCH and Artificial Neural Network model in stock market forecasting: evidence for India and the USA. *International Journal of Business and Emerging Markets*, 4(2), 160–178.
- Liu, H., Chen, C., Tian, H., & Li, Y. (2012). A hybrid model for wind speed prediction using empirical mode decomposition and artificial neural networks. *Renewable Energy*, 48(C), 545–556.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan aplikasi peramalan*. Binarupa Aksara. Jakarta.
- Nachrowi, D. N., & Usman, H. (2006). *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika Untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan*. Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- Rafiq, S., Yun, L. H., & Ali, G. (2016). Forecasting the Trend Analysis of Trade Balance of Pakistan: A Theoretical and Empirical Investigation. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 6(7), 188–214.

- Shi, J., Guo, J., & Zheng, S. (2012). Evaluation of hybrid forecasting approaches for wind speed and power generation time series. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(5), 3471–3480.
- Shukur, O. B., & Lee, M. H. (2015). Daily wind speed forecasting through hybrid KF-ANN model based on ARIMA. *Renewable Energy*, 76, 637–647.
- Siddique, M. A. B. (1995). Estimation of an Import Demand Function For Indonesia: 1971-93. Department of Economics. The University of Western Australia, Australia.
- Sugiyono, M. P. P. (2007). Pendekatan Kuantitatif. Kualitatif, Dan R&D, Bandung: Alfabeta.
- Tettamanzi, A. G., & Tomassini, M. (2013). Soft computing: integrating evolutionary, neural, and fuzzy systems. Springer Science & Business Media. Retrieved from <https://www.google.com/books?hl=id&lr=&id=iuvnCAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA1&dq=tettamanzi+soft+computing&ots=pJ6I2PI4xP&sig=7OUdfeILT9SwXILODTI9DNr2DNw>
- Tokuo, I., Hayato, N., & others. (2015). Impact of Exchange Rate Shocks on Japanese Exports: Quantitative assessment using a structural VAR model. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/eti/dpaper/15029.html>
- Toy, M. M., Moniruzzaman, M. D., & Rashedul, A. B. M. (2011). The export supply model of Bangladesh: an application of cointegration and vector error correction approaches. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 1(4), 163.
- Wang, C.-C., Hsu, Y.-S., & Liou, C.-H. (2011). A comparison of ARIMA forecasting and heuristic modelling. *Applied Financial Economics*, 21(15), 1095–1102.
- Wijayanti, & Pulungan. (2013). RBF and ARIMA Combined for Time Series Forecasting | Wiyanti | Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI). Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, 22–27.
- Zadeh, L. A. (1994). Fuzzy logic, neural networks, and soft computing. *Communications of the ACM*, 37(3), 77–85.
- Zhang, G., & Patten, B. E. (1998). dan Hu, MY 1997. Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art. *Elsevier International Journal of Forecasting*, 14, 35–62.
- Zhu, B., & Wei, Y. (2013). Carbon price forecasting with a novel hybrid ARIMA and least squares support vector machines methodology. *Omega*, 41(3), 517–524.