

## Analisis dan Implementasi Neuro Fuzzy Function Approximator (NEFPROX) pada Prediksi Nilai Saham

### *Analysis and Implementation of Neuro Fuzzy Function Approximator (NEFPROX) on Stock Forecasting*

Bobby Brilliant Yerikho<sup>1</sup>, Agung Toto Wibowo, S.T., M.T.<sup>2</sup>, Rita Rismala, S.T., M.T.<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup>Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

<sup>1</sup>bobbyby@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>agungtoto@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup>ritaris@telkomuniversity.ac.id

**Abstrak** - Saham merupakan faktor penting bagi sebuah perusahaan maupun investor. Saat ini sudah ada beberapa metode yang di terapkan untuk memprediksi saham terutama closing value, namun dari keseluruhan metode tersebut penulis melihat bahwa variabel input cukup kompleks, selain itu tidak ada yang menjamin akurasi yang cukup baik. Untuk memprediksi hal yang substansial seperti closing value, tercatat bahwa metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan input variabel closing value mempunyai akurasi kurang baik. Menggunakan akurasi tersebut, sangat besar kemungkinan investor mengalami kerugian dalam transaksi. Penulis menggunakan Neuro Fuzzy Function Approximator (NEFPROX). NEFPROX merupakan pengembangan dari Neuro-Fuzzy yang merupakan gabungan dari Jaringan Syaraf Tiruan dan Logika Fuzzy. Function Approximator atau pendekatan fungsi dapat didefinisikan dari pasangan data input dan output yang dilatihkan, maka fungsi kontinyu untuk memetakan pasangan data tersebut dapat diketahui. Metode ini mampu membuat arsitektur sistem fuzzy yang optimal yang telah dilatih menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan memanfaatkan pergeseran fungsi keanggotaan. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa NEFPROX dengan menggunakan satu tipe data input dapat memberikan akurasi lebih baik daripada Jaringan Syaraf Tiruan yang juga memiliki satu tipe data input, hal ini dapat dilihat dari hasil analisa yang menunjukkan bahwa NEFPROX dapat menghasilkan MAPE yang baik yaitu 2,5919%.

**Kata Kunci** : Neuro-Fuzzy, NEFPROX, Jaringan Syaraf Tiruan, Fuzzy, Saham.

**Abstract** – *The stock is an important factor for a company or investor. Now there are several methods applied to predict, especially closing stock value, but on the whole the method the authors noticed that the input variables is quite complex, but it is no guarantee of accuracy is good enough. To predict substantial things like closing value, noted that the method of Artificial Neural Networks with closing the variable input value has poor accuracy. Using such accuracy, it is likely investors suffered a loss in the transaction. Author uses Neuro Fuzzy Function Approximator (NEFPROX). NEFPROX is the development of Neuro-Fuzzy is a combination of Neural Networks and Fuzzy Logic. Function Approximator or function approach can be defined from a pair of data input and output are trained, then the continuous function to map data pairs can be known. This method is capable of making fuzzy optimal system architecture that have been trained using Neural Network by utilizing shift the membership function. Results from this study indicate that NEFPROX by using one type of input data can provide better accuracy than Neural Network which also has an input data type, this can be seen from the results of the analysis showed that NEFPROX can produce good MAPE is 2.5919 %.*

**Keywords:** *Neuro-Fuzzy, NEFPROX, Artificial Neural Networks, Fuzzy, Stocks.*

#### I. PENDAHULUAN

Saham dapat didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Dengan menyertakan modal tersebut, maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, klaim atas asset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) [8]. Orang yang terlibat dalam penyertaan modal tersebut disebut sebagai investor. Pada dasarnya terdapat 2 keuntungan investor pada saat membeli saham yaitu *Dividen* dan *Capital Gain*. *Dividen* merupakan pembagian keuntungan yang diberikan perusahaan dan berasal dari keuntungan yang dihasilkan perusahaan. *Dividen* diberikan setelah mendapat persetujuan dari pemegang saham dalam RUPS. *Capital Gain* merupakan selisih antara harga beli dan harga jual. *Capital Gain* terbentuk dengan adanya aktivitas perdagangan saham di pasar sekunder. Misalnya investor membeli saham ABC dengan harga per saham Rp 3.000 kemudian menjualnya dengan harga Rp 3.500 per saham yang berarti pemodal tersebut mendapatkan *Capital Gain* sebesar Rp 500 untuk setiap saham yang dijualnya. Tugas Akhir ini lebih menekankan para investor untuk mendapatkan *Capital Gain*. Adanya *Capital Gain* dalam investasi saham membuat prediksi saham menjadi sangat penting, jika investor bisa memperkiraan dengan baik nilai saham, maka mereka bisa memilih waktu terbaik untuk

membeli dan untuk menjual saham, tetapi sebaliknya, jika investor tidak bisa memperkirakan nilai saham dengan baik, maka investasi saham menjadi sangat beresiko bagi investor.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, terdapat berbagai metode untuk memprediksi saham yaitu SVM, ALC, ABC [7], ANFIS[14], RANFIS[15], dan SARIMA[16]. Setiap metode tidak ada yang menjamin akurasi baik dengan jenis parameter input yang sedikit, hal ini dikarenakan akurasi suatu metode tergantung pada data yang dipilih. Penggunaan jenis parameter input yang sedikit akan lebih memudahkan investor dalam melakukan prediksi saham, hal ini dikarenakan dengan banyaknya jenis parameter yang dibutuhkan, juga membutuhkan waktu dan biaya untuk melakukan pengumpulan data sebagai input. Pada [7] hanya metode Jaringan Syaraf Tiruan yang bisa melakukan prediksi dengan menggunakan satu jenis parameter input. Penggunaan Sistem Fuzzy juga sudah diangkat sebagai salah satu metode prediksi saham [19], akan tetapi salah satu kelemahan dari Sistem Fuzzy adalah pencarian parameter batas fungsi keanggotaan optimal yang manual, dalam hal ini NEFPROX menutupi kekurangan tersebut.

Penulis mengangkat Neuro Fuzzy Function Approximator(NEFPROX) untuk mendapatkan akurasi yang lebih baik untuk kasus satu jenis data input. NEFPROX digunakan sebagai solusi dalam masalah ini dikarenakan NEFPROX merupakan pengembangan dari Sistem Fuzzy yang digabungkan dengan Jaringan Syaraf Tiruan.

## II. PREPROCESSING

Pada tahap pre-processing dilakukan perubahan data dari data biasa menjadi data normalisasi, adapun rentang normalisasi data adalah 0.1-0.9, pemilihan rentang 0.1-0.9 dimaksudkan untuk mencegah adanya data yang diluar titik maksimum dari data yang ada pada saat pengujian. Normalisasi dilakukan dengan rumus berikut [11] :

$$\left( \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \times 0.8 + 0.1 \tag{1}$$

Keterangan :

- X' = nilai yang telah di normalisasi
- TFmin = nilai minimum dari rentang yang di inginkan
- Tfmaks = nilai maksimum dari rentang yang di dinginka
- Xmin = nilai minimum dari semua input
- Xmaks= nilai maksimum dari semua input
- X = nilai input yang belum di normalisasi

Sedangkan denormalisasi yaitu untuk mengubah data yang telah dinormalisasi menjadi nilai semula. Misalnya nilai maksimum dari data selisih adalah 12650 dan nilai minimum dari data adalah 1990. Masing-masing akan dinormalisasikan menjadi 0.1 dan 0.9. Sedangkan jika didernormaliasi akan kembali kedalam nilai dalam interval 12650 sampai 1990. Adapun untuk melakukan denormalisasi digunakan rumus berikut [12]:

$$\left( \frac{X' - 0.1}{0.8} \right) \times (X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \tag{2}$$

Keterangan :

- X' = nilai yang telah di normalisasi
- TFmin = nilai minimum dari rentang yang di inginkan
- Tfmaks = nilai maksimum dari rentang yang di dinginka
- Xmin = nilai minimum dari semua input
- Xmaks= nilai maksimum dari semua input
- X = nilai sebenarnya

### III. LEARNING

Learning pada NEPROX dibagi menjadi 2 tahap yaitu Structure Learning dan Parameter Learning. Adapun penjelasan lebih lanjut adalah sebagai berikut :

#### A. Structure Learning

Setelah data di normalisasi, maka dilakukan proses struktur learning. adapun data yang di gunakan untuk proses struktur learning ini adalah data dari 1 September 2004 – 31 Oktober 2010 yang telah dinormalisasi kemudian dibagi berdasarkan series dan tahun. Adapun secara umum *structure learning* yang penulis lakukan adalah sebagai berikut :

1. Untuk setiap data *series* yang ada , setiap satu tipe *series* x maka dilakukan fuzzyfikasi dimasukkan kedalam interval rendah, sedang, dan tinggi.
2. Diantara ketiga interval tersebut diambil nilai keanggotaan maksimum dari interval, jika nilai keanggotaan maksimum terdapat pada interval “rendah”, maka interval “rendah” akan menjadi nilai *antecedence* untuk *series* x.
3. Calon rule tersebut dan bobot dari *series* tersebut akan diambil dari *shared weight* semua *series* x pada semua rule dengan *antecende* nilai “rendah”, sehingga untuk setiap satu nilai *antecedence* yang sama untuk sebuah *series* maka akan mempunyai bobot yang sama.
4. Untuk *consequence*, maka diambil dari hasil fuzzyfikasi nilai output data x kemudian, untuk setiap nilai keanggotaan dari nilai output data x dijadikan bobot terhadap intervalnya. Sehingga untuk setiap satu data pasti mempunyai 3 interval output yang salah satu nya pasti bernilai 0.
5. Jika terdapat data dengan nilai *antecedence* yang sama, maka untuk nilai bobot output terhadap 3 interval akan diambil nilai maksimal dari tiap-tiap nilai keanggotaan yang dihasilkan oleh *antecedence*.
6. Pembentukan rule selesai, Structure Learning selesai.

#### B. Parameter Learning

Pada bagian ini dilakukan proses pergeseran fungsi-fungsi keanggotaan . Adapun secara umum *parameter learning* yang penulis lakukan adalah sebagai berikut :

1. Untuk setiap data latihan yang dijadikan rule pada *Structure Learning* lakukan proses fuzzyfikasi, inferensi, dan defuzzyfikasi. Proses inferensi menghasilkan vektor output dari data, selanjutnya dilakukan proses defuzzyfikasi, adapun proses defuzzyfikasi dapat dilihat seperti pada gambar dibawah ini. Pada proses defuzzyfikasi didapatkan hasil output dari sistem. Hasil output ini digunakan untuk mendapatkan error dari data output berbanding target.
2. Bandingkan vektor output yang didapat dengan *shared weight* dari rule.
3. Jika *shared weight* lebih besar dari vektor output. Maka lakukan looping untuk setiap rule.
  - a. Jika nilai bobot dari rule  $> 0$  maka gunakan rumus seperti pada [5] untuk mendapatkan nilai pergeseran batas fungsi keanggotaan output. Kemudian geser setiap fungsi keanggotaan output.
  - b. Hitung nilai rule dengan rumus seperti pada [5].
4. Kemudian gunakan rumus seperti pada [5]. untuk mendapatkan nilai pergeseran batas fungsi keanggotaan input kemudian geser setiap fungsi keanggotaan input.
5. Lakukan validasi untuk mendapatkan akurasi dari fungsi keanggotaan yang sudah bergeser.
6. Jika hasil validasi menunjukkan akurasi yang lebih baik dari batas fungsi keanggotaan yang terbaik, maka ganti fungsi keanggotaan terbaik dengan fungsi keanggotaan sekarang.
7. Jika kriteria konvergen telah tercapai maka berhenti, jika belum ulangi dari langkah 1.

### IV. TESTING

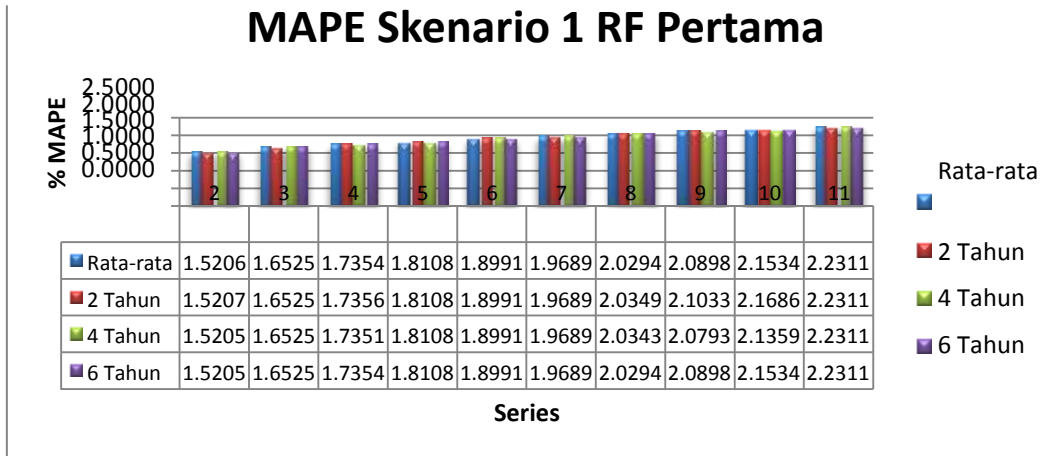
Proses ini dilakukan dengan cara memasukkan data testing ke dalam sistem NEFPROX yang sudah melewati proses training, data yang di gunakan dalam proses ini adalah data dari tanggal 1 November 2012- 9 Oktober 2014. Adapun langkah untuk testing adalah sebagai berikut :

1. Pilih rule serta fungsi keanggotaan yang didapat dari training dan validasi.
2. Untuk setiap data testing, lakukan fuzzyfikasi, inferensi, dan defuzzyfikasi untuk mendapatkan output.
3. Ambil nilai error dari output berbanding target.
4. Hitung performansi dengan rumus MAPE.
5. Keluarkan akurasi sistem

V. HASIL DAN ANALISIS

A. Hasil Skenario 1

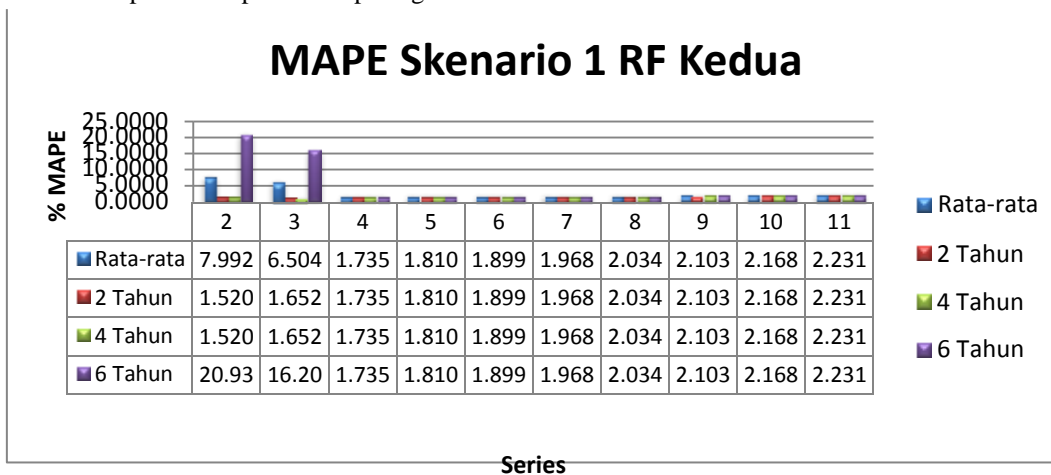
Skenario 1 dilakukan untuk memilih series terbaik, pada tahap ini untuk jenis rule fuzzy tipe pertama dapat diperoleh bahwa semakin banyak series yang digunakan maka MAPE semakin memburuk, MAPE terbaik dihasilkan oleh series 2, adapun untuk hasil setiap series dapat dilihat pada gambar 5.1.



Gambar 5. 1 Hasil Skenario 1 Tipe RF Pertama

Pada rule fuzzy pertama, dengan bertambahnya series, maka MAPE akan semakin besar. Penurun akurasi tersebut dikarenakan semakin banyak series maka semakin banyak *closing value* yang dipertimbangkan, jika terjadi pergeseran data yang tidak biasa dikarenakan berbagai faktor selain *closing value*, maka pergeseran tersebut dapat memperburuk hasil, sehingga Series yang lebih kecil dipastikan bisa memberikan hasil yang lebih baik.

Untuk jenis rule fuzzy tipe kedua diperoleh bahwa semakin kecil series juga membuat hasil memburuk, akan tetapi, series yang terlalu kecil juga membuat sistem ini menjadi buruk, sehingga MAPE terbaik dihasilkan oleh series 4, adapun untuk hasil setiap series dapat dilihat pada gambar 5.2.



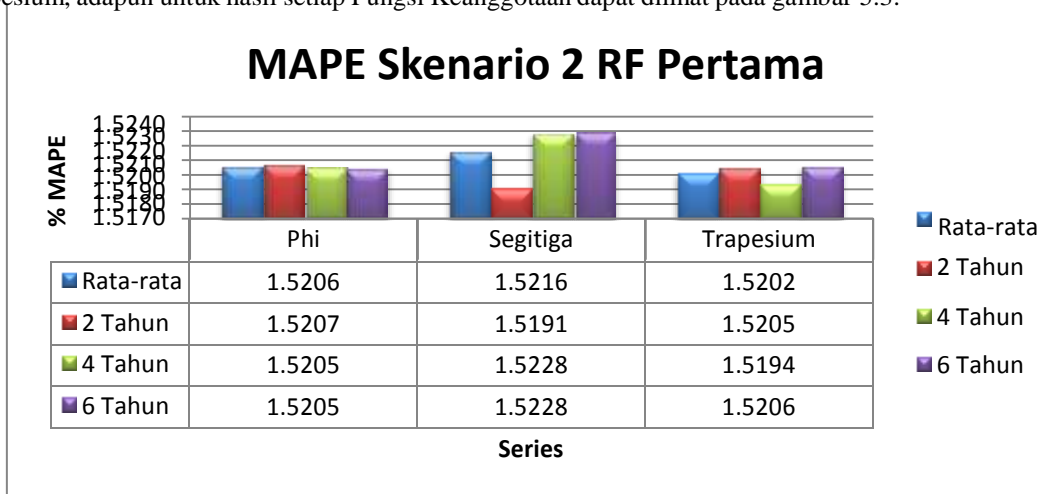
Gambar 5. 2 Hasil Skenario 1 Tipe RF Kedua

Pada rule fuzzy kedua, dengan bertambahnya series membuat MAPE semakin tinggi, akan tetapi pada series yang terlalu kecil membuat sistem menjadi kacau, hal ini dikarenakan semakin kecil series akan semakin sedikit rule yang dihasilkan,

sehingga disaat sistem tidak menemukan rule, maka sistem akan membuat rule sendiri yang diluar rule utama, hal inilah yang membuat akurasi sistem memburuk pada series yang terlalu kecil.

B. Hasil Skenario 2

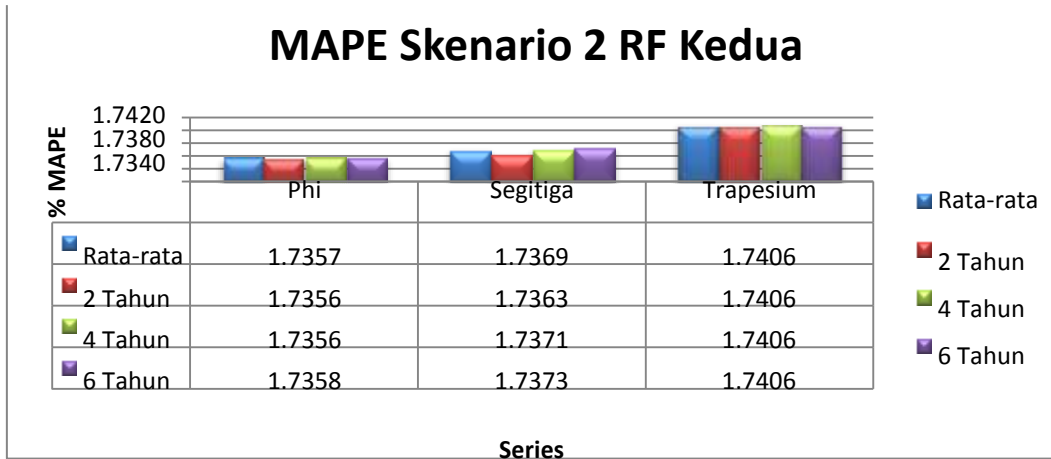
Skenario 2 dilakukan untuk memilih Fungsi Keanggotaan terbaik. Untuk jenis rule fuzzy tipe pertama pada Skenario 1 didapatkan series terbaik adalah 2, setelah didapatkan series terbaik tersebut maka dilakukan pencarian Fungsi Keanggotaan terbaik dengan menggunakan series 2. pada tahap ini dapat diperoleh hasil Fungsi Keanggotaan dengan MAPE terbaik adalah Trapesium, adapun untuk hasil setiap Fungsi Keanggotaan dapat dilihat pada gambar 5.3.



Gambar 5. 3 Hasil Skenario 2 Tipe RF Pertama

Pada jenis rule fuzzy tipe pertama setiap fungsi keanggotaan mempunyai hasil yang berbeda satu sama lain, hal ini dikarenakan syarat untuk pergeseran NEFPROX berbeda untuk setiap fungsi keanggotaan, selain itu dapat dilihat bahwa pengaruh data latih terhadap fungsi keanggotaan Phi sangat kecil, hal ini dikarenakan fungsi keanggotaan Phi mempunyai syarat yang lebih ketat untuk melakukan perubahan nilai keanggotaan. Namun hal sebaliknya terjadi pada fungsi keanggotaan Segitiga, perbedaan Data Latih mempengaruhi akurasi fungsi keanggotaan Segitiga, hal ini juga berpengaruh pada fungsi keanggotaan Trapesium. Sehingga untuk kasus lainnya memungkinkan NEFPROX menghasilkan fungsi keanggotaan terbaik selain Trapesium dikarenakan perbedaan MAPE pada skenario ini adalah korelasi antara fungsi keanggotaan dan data latih.

Untuk jenis rule fuzzy tipe kedua pada Skenario 1 didapatkan series terbaik adalah 4, setelah didapatkan series terbaik tersebut maka dilakukan pencarian Fungsi Keanggotaan terbaik dengan menggunakan series 4. pada tahap ini dapat diperoleh hasil Fungsi Keanggotaan dengan MAPE terbaik adalah Phi, adapun untuk hasil setiap Fungsi Keanggotaan dapat dilihat pada gambar 5.4.

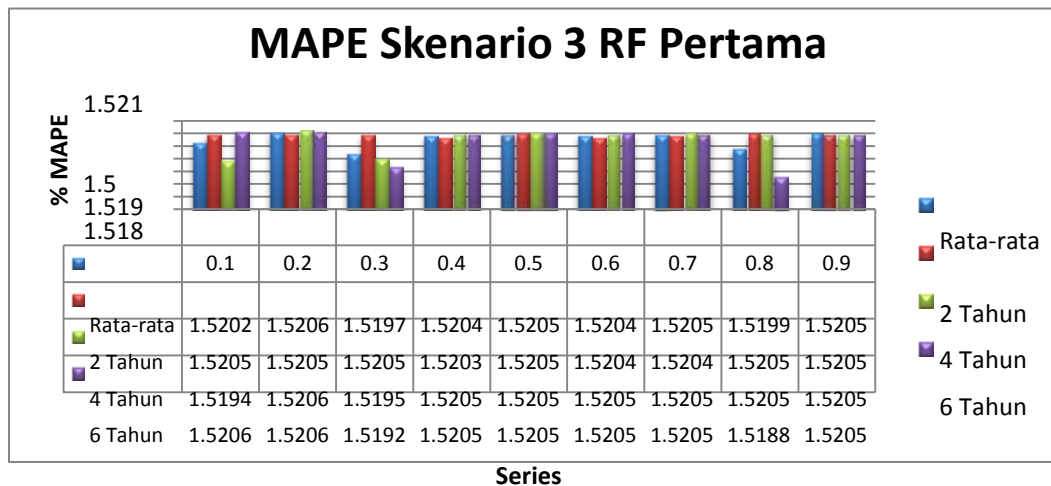


Gambar 5. 4 Hasil Skenario 2 Tipe RF Kedua

Pada jenis rule fuzzy tipe pertama setiap fungsi keanggotaan mempunyai hasil yang berbeda satu sama lain, hal ini dikarenakan syarat untuk pergeseran NEFPROX berbeda untuk setiap fungsi keanggotaan. Dapat dilihat bahwa pergeseran yang terjadi pada fungsi keanggotaan Phi menghasilkan MAPE yang lebih baik diantara yang lainnya dan trapesium menghasilkan MAPE terburuk diantara semuanya, hal ini berbanding terbalik dengan rule fuzzy tipe pertama dimana MAPE antara satu fungsi keanggotaan dengan fungsi keanggotaan lainnya mempunyai perbedaan MAPE yang lebih sedikit daripada rule fuzzy tipe kedua.

C. Hasil Skenario 3

Skenario 3 dilakukan untuk memilih Learning Rate terbaik. Untuk jenis rule fuzzy tipe pertama pada Skenario 1 didapatkan series terbaik adalah 2 dan Skenario 2 didapatkan Fungsi Keanggotaan terbaik adalah Trapesium, setelah didapatkan Fungsi Keanggotaan terbaik tersebut maka dilakukan pencarian Learning Rate terbaik pada Fungsi Keanggotaan Trapesium dan Series 2. pada tahap ini dapat diperoleh hasil Learning Rate dengan MAPE terbaik adalah 0.3, adapun untuk hasil setiap Learning Rate dapat dilihat pada gambar 5.5.

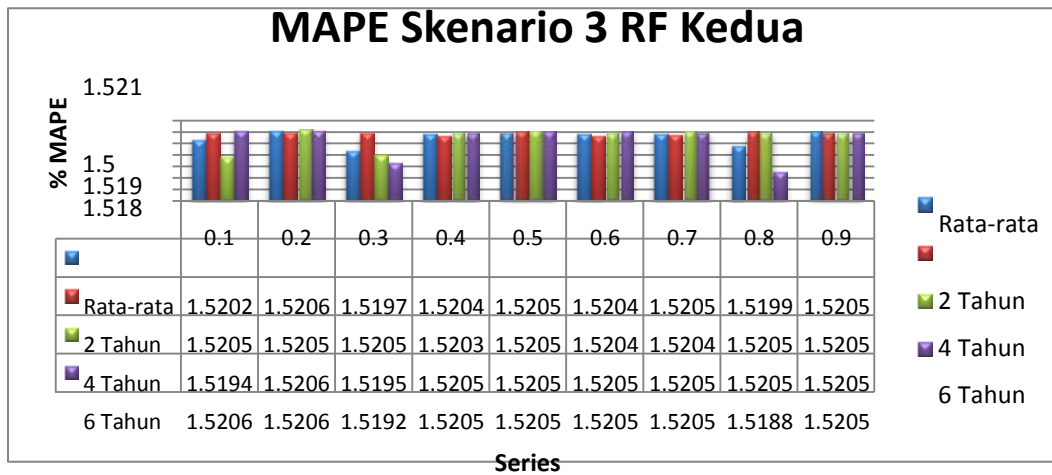


Gambar 5. 5 Hasil Skenario 3 Tipe RF Pertama

Pada jenis rule fuzzy tipe pertama dapat diperhatikan bahwa Data Latih masih berperan penting dalam menghasilkan MAPE, namun Learning Rate tidak berpengaruh banyak dalam penelitian ini dilihat dari selisih MAPE yg dihasilkan antara satu Learning Rate dan yang lainnya. Tidak adanya perbedaan signifikan antara Learning Rate satu dengan yang lainnya

dikarenakan Learning Rate hanya berpengaruh pada pergeseran bentuk fungsi keanggotaan, pada kasus ini pergeseran fungsi keanggotaan mempunyai syarat masing-masing untuk setiap fungsi keanggotaan, sehingga semakin ketat syaratnya, semakin kecil pengaruh variabel NEFPROX lainnya.

Untuk jenis rule fuzzy tipe kedua pada Skenario 1 didapatkan series terbaik adalah 4 dan Skenario 2 didapatkan Fungsi Keanggotaan terbaik adalah Phi, setelah didapatkan Fungsi Keanggotaan terbaik tersebut maka dilakukan pencarian Learning Rate terbaik pada Fungsi Keanggotaan Phi dan Series 4. pada tahap ini dapat diperoleh hasil Learning Rate dengan MAPE terbaik adalah 0.3, adapun untuk hasil setiap Learning Rate dapat dilihat pada gambar 5.6.

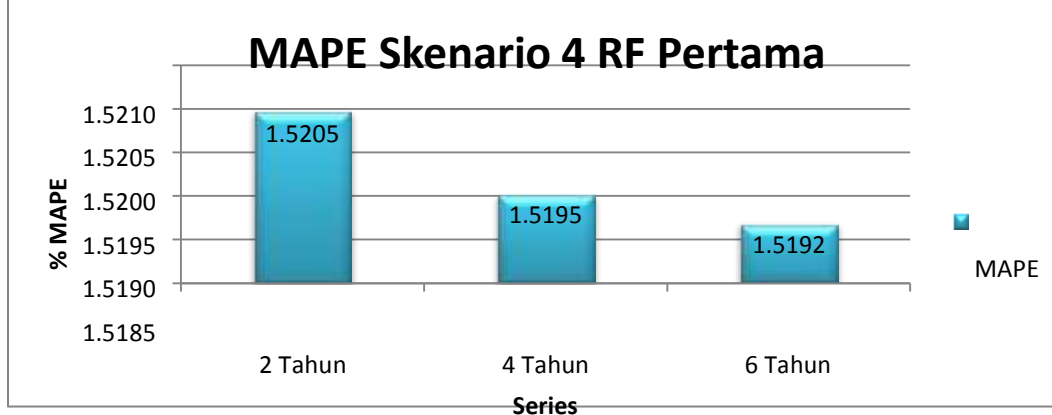


Gambar 5. 6 Hasil Skenario 3 Tipe RF Kedua

Pada jenis rule fuzzy tipe kedua dapat diperhatikan bahwa Learning Rate tidak berpengaruh banyak dalam penelitian ini dilihat dari selisih MAPE yg dihasilkan antara satu Learning Rate dan yang lainnya. Selain itu pada jenis rule fuzzy tipe kedua hasil yang diperoleh adalah sama dengan jenis rule fuzzy tipe pertama. Berdasarkan hal ini dapat diputuskan bahwa jenis rule pada Skenario 3 tidak berpengaruh pada hasil yang didapatkan.

D. Hasil Skenario 4

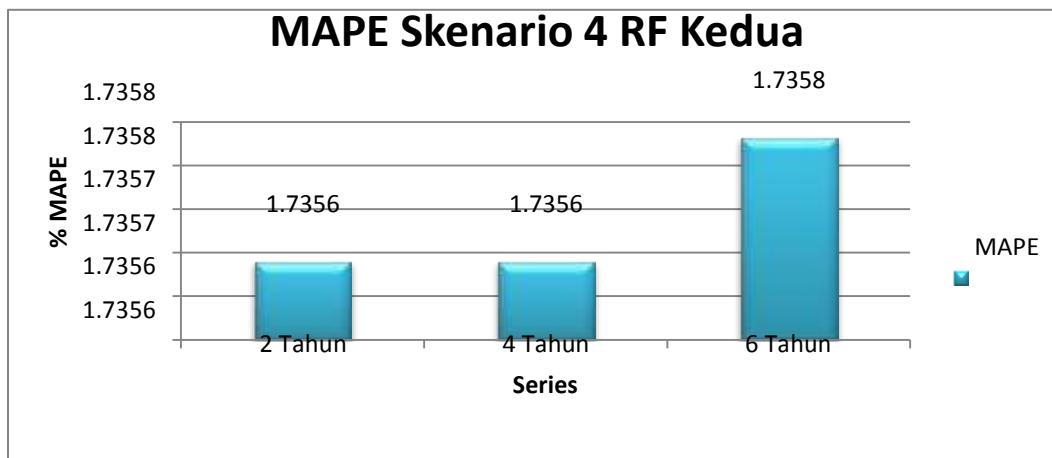
Skenario 4 dilakukan untuk mendapatkan Data Latih terbaik. Untuk tipe fuzzy rule pertama pada Skenario 1,2,dan 3 sudah didapatkan Series, Fungsi Keanggotaan, dan Learning Rate terbaik yang kemudian dipakai pada Skenario 4 ini. Pada tahap ini didapatkan Data Latih terbaik adalah Data Latih 6 Tahun dengan MAPE validasi 1.5192 %. Adapun rinciannya dalam seperti gambar 5.7.



Gambar 5. 7 Hasil Skenario 4 Tipe RF Pertama

Pada rule fuzzy pertama hasil skenario 4 ini menunjukkan bahwa data latih memberikan hasil yang yang tidak terlalu besar terhadap MAPE pada kasus ini. Pada Learning Rate 0.3 dan Fungsi Keanggotaan Trapesium untuk kasus saham PT Telekomunikasi Indonesia dapat dilihat bahwa Data Latih 6 Tahun memberikan hasil yang terbaik. Hal ini dikarenakan semakin banyak Data Latih, maka semakin banyak pola rule yang bisa dihasilkan yang kemudian mempengaruhi hasil. Akan tetapi Data Latih juga berkorelasi dengan parameter NEFPROX lainnya, sehingga masih memungkinkan hasil yang berbeda untuk setiap parameter nya.

Untuk tipe fuzzy rule kedua pada Skenario 1,2,dan 3 sudah didapatkan Series, Fungsi Keanggotaan, dan Learning Rate terbaik yang kemudian dipakai pada Skenario 4 ini. Pada tahap ini didapatkan Data Latih terbaik adalah Data Latih 2 Tahun dengan MAPE validasi 1.756 %. Adapun rinciannya dalah seperti gambar 5.8.



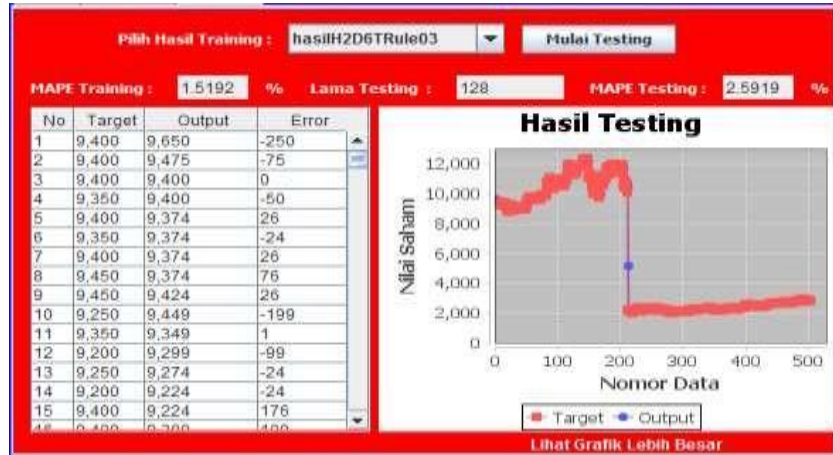
Gambar 5. 8 Hasil Skenario 4 Tipe RF Kedua

Pada rule fuzzy kedua hasil skenario 4 ini menunjukkan bahwa data latih memberikan hasil yang yang tidak terlalu besar terhadap MAPE pada kasus ini. Pada Learning Rate 0.3 dan Fungsi Keanggotaan Phi untuk kasus saham PT Telekomunikasi Indonesia dapat dilihat bahwa Data Latih 2 Tahun memberikan hasil yang terbaik. Dapat dilihat bahwa Data Latih 4 Tahun juga memberikan hasil yang sama, akan tetapi pemilihan Data latih 2 Tahun sebagai yang terbaik dikarenakan Data Latih 2 tahun memiliki jumlah yang lebih sedikit sehingga lebih efektif digunakan pada sistem. Data Latih juga berkorelasi dengan parameter NEFPROX lainnya, sehingga masih memungkinkan hasil yang berbeda untuk setiap parameternya.

E. Hasil Skenario 5

Pengujian Skenario 5 dilakukan untuk mendapatkan akurasi sistem. Untuk rule fuzzy pertama parameter yang digunakan adalah hasil kombinasi dari Skenario 1,2,3,dan 4 yaitu Series 2, Fungsi Keanggotaan Trapesium, Learning Rate 0.3, dan Data Latih 6 Tahun. Pada tahap ini didapatkan akurasi sistem dengan MAPE 2.5919%. Untuk selengkapkan hasil dari testing penulis lampirkan dan *User Interface* dapat dilihat pada gambar 5.9.

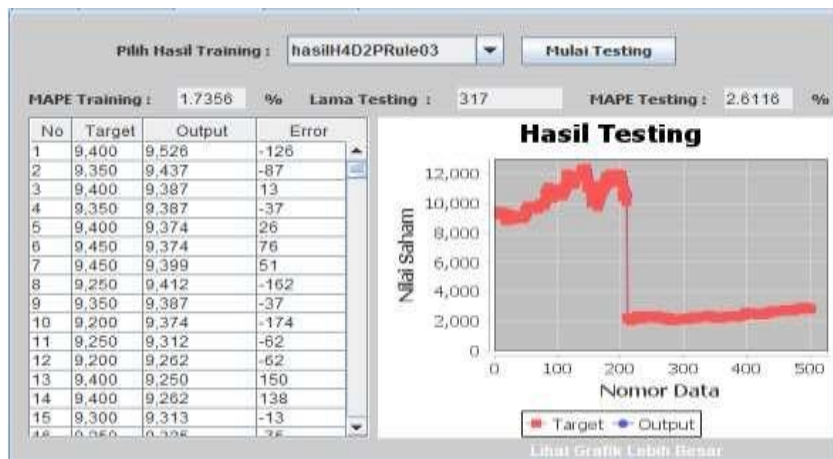




Gambar 5. 9 Hasil Testing Tipe RF Pertama

Untuk fuzzy rule pertama pada Skenario 5 ini didapatkan hasil yang baik. Namun dari keseluruhan dapat dilihat bahwa ada pemotongan saham pada data ke 212 dan berefek juga pada prediksi ke 213 dikarenakan sistem optimal yang dihasilkan yaitu Series 2. Dengan adanya pemotongan saham ini, maka akurasi sistem menjadi semakin memburuk walaupun secara rata-rata pada akhirnya dapat dikatakan baik yaitu 2.5919%.

Untuk rule fuzzy kedua parameter yang digunakan adalah hasil kombinasi dari Skenario 1,2,3,dan 4 yaitu Series 4, Fungsi Keanggotaan Phi, Learning Rate 0.3, dan Data Latih 2 Tahun. Pada tahap ini didapatkan akurasi sistem dengan MAPE 2.6116%. Untuk selengkapkan hasil dari testing penulis lampirkan dan *User Interface* dapat dilihat pada gambar 5.10.



Gambar 5. 10 Hasil Testing Tipe RF Kedua

Untuk fuzzy rule kedua pada Skenario 5 ini juga didapatkan hasil yang baik. Akan tetapi pemotongan saham pada data ke 212 juga berefek pada prediksi ke 213 dikarenakan sistem optimal yang dihasilkan yaitu Series 4. Dengan adanya pemotongan saham ini, maka akurasi sistem menjadi semakin memburuk walaupun secara rata-rata pada akhirnya dapat dikatakan baik yaitu 2.6116%.

Pada Skenario 5 juga dapat dilihat perbedaan sistem yang dihasilkan oleh rule fuzzy pertama dan rule fuzzy kedua. Sehingga MAPE yang terbaik dihasilkan rule fuzzy pertama yaitu 2.5919%. Dengan demikian pada NEFPROX untuk studi kasus prediksi saham PT Telekomunikasi Indonesia dapat ditarik kesimpulan bahwa fuzzy rule yang lebih baik digunakan adalah tipe pertama dengan memanfaatkan pengaruh keseluruhan output unit untuk melakukan prediksi.

Sebagai pembandingan, dibuat sebuah *Baseline Prediksi* sederhana dengan asumsi nilai besok sama dengan nilai hari ini atau  $H=H+1$ . Pembuatan *Baseline Prediksi* ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem ini layak digunakan dalam dunia nyata, sistem layak digunakan di dunia nyata jika menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada *Baseline Prediksi*.

*Baseline Prediksi* menghasilkan MAPE 2.1377% pada saham PT Telekomunikasi Indonesia, sedangkan sistem NEFPROX menghasilkan MAPE 2.5919%. Semakin kecil MAPE maka semakin baik, sehingga sistem NEFPROX yang dihasilkan dari penelitian ini belum bisa digunakan untuk melakukan prediksi saham pada dunia nyata dikarenakan masih memiliki akurasi dibawah *Baseline Prediksi*. Akan tetapi, NEFPROX masih memungkinkan untuk memiliki akurasi yang lebih baik dengan pola data yang berbeda.

## VI. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang dilakukan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. NEFPROX secara keseluruhan dapat menghasilkan akurasi yang baik dengan MAPE 2.5919%.
2. Pada *Prediksi closing value* saham PT. Telekomunikasi Indonesia, fungsi keanggotaan terbaik untuk NEFPROX adalah Trapesium dengan Learning Rate 0.3, Series 2, dan Data Latih 6 Tahun
3. Semakin tinggi jumlah series, maka MAPE akan semakin memburuk untuk rule fuzzy tipe pertama.
4. *Prediksi NEFPROX* dengan hanya menggunakan data *closing value* hanya bisa berjalan dengan baik jika dengan data yang pergeserannya normal (tanpa *stock split*).
5. Sistem NEFPROX pada studi kasus *Prediksi closing value* saham PT. Telekomunikasi Indonesia belum siap diimplementasikan di dunia nyata dikarenakan akurasi yang dihasilkan masih dibawah *Baseline Prediksi* perhitungan sederhana.

### B. Saran

Berikut ini beberapa saran untuk penelitian selanjutnya :

1. Bentuk fungsi keanggotaan untuk mendapatkan yang MAPE terbaik yang lebih baik bisa diperbanyak.
2. Untuk menghindari kesalahan prediksi pada data dengan pergeseran yang tidak biasa, bisa menggunakan variabel tambahan selain *closing value*, misalnya volume.
3. Pengembangan penelitian terutama pada dibutuhkan untuk mengoptimalkan pencarian batas terbaik seperti Envolving Fuzzy.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Rajesh, 2011. *Fuzzy Logic Control – A Quick Review*, International Journal of Wisdom Based Computing.
- [2] Slide Kuliah Artificial Intelligence, 2013. *Reasoning CS3243 Kecerdasan Mesin dan Artificial*. Telkom University
- [3] <http://informatika.web.id/metode-mamdani.htm> (Waktu Akses 09 Oktober 2014 )
- [4] Abraham, Ajith. 2005. *129: Artificial Neural Network*. Oklahoma State University, Stillwater, OK, USA.
- [5] D. Nauck and R. Kruse. *Neuro-Fuzzy Systems for Function Approximation*, Magdeburg, Germany.
- [6] Nauck, Detlef. *Neuro-Fuzzy Systems: Review and Prospects*, Magdeburg, Germany.
- [7] Sharma, Mrityunjai. 2014. *Survey on Stock Prediction and Performance Analysis*. IJAR CET.
- [8] <http://www.idx.co.id/id-id/beranda/informasi/bagiinvestor/saham.aspx> (Waktu Akses 06 Agustus 2015)
- [9] Soni, Sneha. *Application of ANNs in Stock Market Prediction : A Survey*. IJCSET
- [10] [https://en.wikipedia.org/wiki/Mean\\_absolute\\_percentage\\_error](https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_percentage_error) (Waktu Akses 16 November 2014)

- [11] Sujoko, Satriyo.2013.*Analisis dan Implementasi Klasifikasi Artikel Surat Kabar dengan Neuro Fuzzy Function Approximator(NEFPROX)*.Tugas Akhir Institut Teknologi Telkom, Bandung.
- [12] Trisnawati, Nur Ika.2012.*Impelementasi Neuro Fuzzy Function Approximator dalam Prediksi Curah Hujan*.Tugas Akhir Institut Teknologi Telkom, Bandung.
- [13] Mirbagheri, Mirnaser.2010. *Fuzzy-Logic and Neural Network Fuzzy Forecasting of Iran GDP Growth*.Ardebil,Iran.
- [14] S.Agrawal, M Jindal, and G.N Pillai.2010.*Momentum Analysis based Stock Market Prediction using Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System*.IMECS
- [15] Ranjailiba S, Lihardo.2007. *Prediksi Nilai Saham Menggunakan Rough Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System(RANFIS)*.Tugas Akhir STT Telkom. Bandung
- [16] Dwi Bharoto, Ajie.2009.*Analisis SARIMA(Seasesonal Autoregressive Integrated Moving Average) Sebagai Alat Bantu Prediksi Nilai Saham Menggunakan Backpropagation*. Tugas Akhir Institut Teknologi Telkom, Bandung.
- [17] Suyanto. 2014. *Soft Computing, Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi*. Bandung: Informatika.
- [18] Fauzi, Yovi.2012.*Analisis dan Impelementasi Parameter Learning NEFPROX(Neuro Fuzzy Function Approximator) menggunakan Differential Evolution*.Tugas Akhir Institut Teknologi Telkom, Bandung.
- [19] Shashikumar G.totad and G.suresh,2011. *A Novel Fuzzy Time-Series Based Forecasting Of Stock Price*, International Journal of Soft Computing and Artificial Intelligence.