

Algoritma Peramalan Time Series Levenberg-Marquardt, Fuzzy, Backpropagation dan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Much. Arafat Al Mubarak, Anik Nur Handayani*

Universitas Negeri Malang, Jl. Semarang No. 5 Malang, Jawa Timur, Indonesia

*Penulis korespondensi, Surel: aniknur.ft@um.ac.id

Paper received: 06-12-2022; revised: 15-12-2022; accepted: 28-12-2022

Abstract

There are many methods used in forecasting, including forecasting using time series data. Forecasting using time series data is a favorite for forecasting both linear and non-linear data. Many researchers have contributed to the development of time series data analysis (Hansun & Nusantara, 2012) such as C. Wang (Wang, 2004), Pouzols et al (Pouzols et al., 2008). The results of this research literature study show that the Levenberg-Marquardt and Fuzzy algorithms are superior algorithms to the backpropagation and ARIMA algorithms. It is hoped that the results of this study can provide benefits to other researchers and can be used as a reference source.

Keywords: time series; forecasting algorithms; Levenberg-Marquardt; backpropagation; fuzzy; arima

Abstrak

Terdapat banyak metode yang di gunakan dalam melakukan peramalan termasuk untuk melakukan peramalan menggunakan data time series. Peramalan menggunakan data time series menjadi favorit untuk melakukan peramalan baik data linier atau non linier. Banyak peneliti yang telah berkontribusi dalam pengembangan analisis data time series (Hansun & Nusantara, 2012) seperti C. Wang (Wang, 2004), Pouzols et al (Pouzols et al., 2008). Hasil studi literatur penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma levenberg-marquardt dan fuzzy adalah algoritma yang lebih unggul daripada algoritma backpropagation dan ARIMA. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi peneliti lain serta dapat di jadikan sumber rujukan.

Kata kunci: time series; algoritma peramalan; levenberg-marquardt; backpropagation; fuzzy; arima

1. Pendahuluan

Peramalan banyak dilakukan untuk memprediksi harga saham (Herawati, 2013) (Yendriani et al., 2014) (Tiruan, 2007). Pasar saham rentan terhadap fluktuasi karena perubahan mendadak dalam lingkungan ekonomi atau politik di suatu negara dan oleh karena itu, prediksi akurat dari indeks pasar saham adalah masalah yang menantang (Das et al., 2016). Peramalan yang akurat sangat membantu memberikan keputusan terbaik dalam hal komitmen, perencanaan pemeliharaan, dll (Badri et al., 2012).

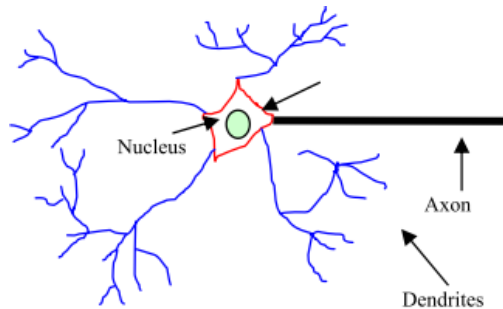
Salah satu teknik yang sering dilakukan adalah dengan menggunakan data *time series* seperti yang dilakukan oleh Nogales et. al (Nogales et al., 2002). Analisis *time series* dan peramalan adalah suatu penelitian yang aktif (Zheng & Zhong, 2011) sehingga banyak penelitian terhadap peramalan data *time-series* seperti yang dilakukan oleh (Sodanil, 2014) (Hirata et al., 2015) (Pereira et al., 2015). *Time-series* menggunakan data lampau sebagai acuan untuk meramalkan masa depan (DTWiyanti, 2012).

2. Metode

Pada bab ini akan dibahas beberapa algoritma yang sering dipakai dalam peramalan rentet waktu atau *time series* yaitu Levenberg-Marquardt (Muhammad et al., 2004), Fuzzy (S. M. Chen & Hsu, 2004) (Pouzols et al., 2008) (Hansun & Nusantara, 2012), Backpropagation (Abdellah, 2013) (Haviluddin & Alfred, 2016) dan ARIMA [3] [12].

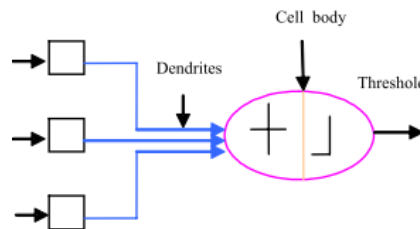
2.1. Levenberg-Marquardt

Algoritma Levenberg-marquardt adalah pengembangan dari backpropagation standar (Pada et al., 2006). Levenberg-Marquardt merupakan salah satu metode untuk menyelesaikan masalah kuadrat terkecil yang didasarkan pada metode Gauss-Newton (Budiasih, 2009).



Gambar 1. Bagian dari neuron

Sebuah model matematika jaringan saraf merujuk pada persamaan non-linier n-dimensi yang menjadi ciri operasi jaringan secara keseluruhan (Muhammad et al., 2004).



Gambar 2. Sebuah Neuron Buatan

Pada algoritma backpropagation, proses update bobot dan bias menggunakan *negative gradient descent* secara langsung sedangkan Levenberg-Marquardt menggunakan pendekatan matrik Hessian (H) yang dapat dihitung dengan,

$$H = J^t e \quad (2)$$

Sedangkan gradient dapat dihitung dengan,

$$g = J^T J \quad (3)$$

Dalam hal ini *J* merupakan sebuah matrik jacobian yang berisikan turunan pertama dari *error* jaringan terhadap bobot dan bias jaringan. Perubahan bobot dapat dihitung dengan,

$$\Delta X = [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (4)$$

Sehingga perbaikan bobot dapat ditentukan dengan

$$X = X + \Delta X \quad (5)$$

$$X = X + [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial e_{i1}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{i1}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{i1}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{i1}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{i2}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{i2}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{i2}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{i2}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{ip}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{ip}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{ip}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{ip}(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (7)$$

X = fungsi bobot-bobot jaringan dan bias

X = [v₁₁, v₁₂, ..., v_{ij}; v₀₁, v₀₂, ..., v_{0j}; w₁₁, w₁₂, ..., w_{jk}; w₀₁, w₀₂, ..., w_{0k}]

e adalah vector yang menyatakan semua error pada output jaringan

$$e = [t_1 - y_1, t_2 - y_2, \dots, t_p - y_p]^T$$

μ = konstanta learning

I = matrik identitas

2.2. Fuzzy

Fuzzy time series merupakan salah satu metode soft computing yang telah digunakan dan diterapkan dalam analisis data runtun waktu yang bertujuan untuk memprediksi data runtun waktu termasuk data pasar modal (Hansun & Nusantara, 2012). Pada (Analysis et al., 2016) algoritma fuzzy adalah sebagai berikut,

Tabel 1. algoritma fuzzy

Fuzzy Algoritma Peramalan
Require: time series (C1, C2, ... Cn)
Ensure: t > 0
fuzzy sets ← time series
for t in [1, 2, ..., N] do
based on fuzzy inference rules
trends ← calculate (Ct)
based on prediction method
predicted value ← calculate(trend)
return predicted value.
t ← t + 1
end for

Perbedaan mendasar antara fuzzy *time series* dan konvensional *time series* adalah bahwa nilai-nilai sebelumnya adalah fuzzy set, sementara batas-batasnya adalah bilangan real (Analysis et al., 2016).

U adalah nilai semesta, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$. Nilai A didefinisikan sebagai U .

$$A = \{f_A(u_1)/u_1, f_A(u_2)/u_2, \dots, f_A(u_n)/u_n\} \quad (1)$$

Kita juga dapat mendefinisikan dengan,

$$A = f_A(u_1)/u_1 + f_A(u_2)/u_2 + \dots + f_A(u_n)/u_n \quad (2)$$

Pada rumus diatas, f_A adalah fungsi anggota dari A , u_k yang merupakan anggota fuzzy set A dan $f_A(u_2)$ yang mengindikasikan derajat keanggotaan u_i pada A dimana $f_A(u_1) \in [0,1]$ dan $1 \leq i \leq n$. Simbol “/” dan “+” pada rumus melambangkan hubungan fuzzy set sebagai ganti pembagian dan penjumlahan (Kong et al., 2014).

Berdasarkan fuzzy set di atas, kita membagi masing-masing himpunan fuzzy menjadi subset lanjut. set ini dibagi menjadi lima kategori: sangat rendah, rendah, menengah, tinggi, sangat tinggi, dan masing-masing kategori tersebut kemudian dibagi lebih lanjut. Subset yang sesuai untuk setiap kategori dijelaskan dalam Tabel II. Fungsi keanggotaan didefinisikan dengan 1, 0,5 dan 0 dalam metode ini.

Tabel 2. Subset sesuai kategori

Simbol yg digunakan
A1
A2
A3
...
AN-1
AN

Kita hitung perbedaan urutan pertama,

$$g(t) = f(t) - f(t - 1) \quad (3)$$

Pada setiap interval t , dimana $f(t)$ merepresentasikan kenaikan data pada interval t . Jika $g(t) - 1 > 0$ maka perubahan bernilai positif, jika $g(t) - 1 < 0$ maka perubahan bernilai negatif, jika tidak keduanya nilai perubahan tetap. Di sisi lain kita hitung perbedaan kedua,

$$h(t) = g(t) - g(t - 1) \quad (4)$$

untuk setiap $t \in \{1, 2, \dots, N - 2\}$. Berdasarkan aturan fuzzy,

$$\{f(t - 1) - \beta|h(t - 1)|\}, \beta \in \{\pm 0.5, \pm 2\} \quad (5)$$

Tabel 2. Tren koresponden pada kasus yang berbeda

Kasus [dhalf, ddouble]	Tren
[2,1]	Banyak menurun sedikit meningkat
[2,2]	Menurun atau meningkat

Kasus [dhalf, ddouble]	Tren
[2,0]	Menurun
[1,2]	Banyak meningkat sedikit menurun
[0,2]	Meningkat
[0,0]	Stabil

Aturan Fuzzy

```

Require:  $A_1, f(t - 1), h(t - 1)$ 
Ensure:  $t > 1$ 
while  $t < N$  do
 $d_2, d_{-2}, d_{0.5} \leftarrow 0$ 
for  $\beta$  in  $[0.5, -0.5, 2, -2]$  do
 $v_\beta \leftarrow \{f(t - 1) - \beta|h(t - 1)|\}, \beta \in \{\pm 0.5, \pm 2\}$ 
if  $v_\beta$  in  $A_t$  then
 $d_\beta \leftarrow 1$ 
end if
end for.
 $d_{double} \leftarrow d_2 + d_{-2}$ 
 $d_{half} \leftarrow d_{0.5} + d_{-0.5}$ 
if kasus di tabel 2 then
 $trend \leftarrow case$ 
else
return  $trend$ 
 $t \leftarrow t + 1$ 
end while
    
```

Jika trend meningkat, menurun atau stabil, nilai prediksi adalah nilai pada kuartil pada koresponden interval. S_{min} dan S_{max} adalah nilai batas pada koresponden subset fuzzy.

V_γ adalah nilai prediksi koresponden pada tren yang berbeda.

$$V_\gamma = S_{min} + \alpha \times (S_{max} - S_{min})$$

$$\alpha = \begin{cases} 0.25, & \text{decreasing } \gamma = 1 \\ 0.5, & \text{steady } \gamma = 2 \\ 0.75, & \text{increasing } \gamma = 3 \end{cases} \quad (6)$$

Jika tren *banyak menurun sedikit meningkat* atau *banyak meningkat sedikit menurun* maka weight adalah nilai rata-rata dari kuartil pertama (V_1), kedua (V_2) dan ketiga (V_3).

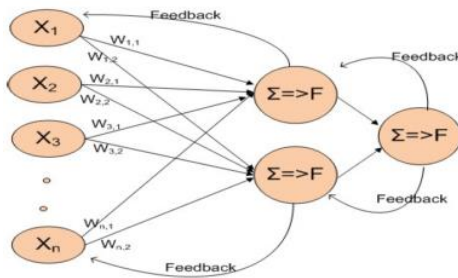
$$V_\gamma = \frac{\delta \times V_1 + 0.5 \times V_2 + \lambda \times V_3}{0.75 + 0.5 + 0.25} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \delta = 0.75, \lambda = 0.25 & \text{banyak menurun sedikit meningkat,} \\ \delta = 0.25, \lambda = 0.75 & \gamma = 4 \\ & \text{banyak meningkat sedikit menurun,} \\ & \gamma = 5 \end{cases}$$

Apabila tren meningkat atau menurun, $g(t)$ dan $h(t)$ keduanya positif dan naik, kemudian tren akan meningkat. Jika $g(t)$ dan keduanya negatif dan turun kemudian tren akan menurun.

2.3. Backpropagation

Sebagai algoritma yang paling populer untuk training *multi layer perception*(MLP) (Ramadhani & Rismala, 2016), backpropagation telah banyak digunakan secara luas untuk prediksi jangka pendek dan panjang (Das et al., 2016) dan menjadi salah satu algoritma jaringan saraf tiruan yang paling penting (Guanqun et al., 2013). Jaringan saraf backpropagation menggunakan nilai yang terus menerus dan merupakan *supervised learning* (Pan et al., 2013) seperti pada gambar 3.



Gambar 3. Skema struktur back propagation

Secara umum peramalan yang dapat dilakukan oleh Jaringan Syaraf Tiruan adalah peramalan runtut waktu (time series) sebagai *input* dan target dari *output* yang diinginkan pada proses pelatihan adalah data periode sebelum tahun yang akan diramal, data tersebut digunakan untuk menentukan bobot yang optimal(Paper et al., 2016).

Pelatihan adalah proses penentuan bobot optimal yang dilakukan dengan mendefinisikan fungsi kinerja (yang biasanya mean square error (MSE)) antara output jaringan dan target yang diinginkan) dan kemudian meminimalkan itu sehubungan dengan bobot (Pan et al., 2013).

$$MSE = \frac{1}{m_1 \cdot q_{out}} \sum_{m=1}^{m_1} \sum_{k=1}^{q_{out}} e_k^2(m)$$

Dimana q_{out} adalah jumlah neuron pada *output layer*, $e_k^2(m)$ adalah error pada k^{th} output neuron untuk pola ke m^{th} dari training set.

2.4. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

ARIMA telah menjadi salah satu algoritma favorit dalam hal peramalan. Pada Model ARIMA, nilai masa depan dari sebuah variabel seharusnya menjadi kombinasi linear dari nilai-nilai masa lalu dan kesalahan masa lalu, dinyatakan sebagai berikut (Pai & Lin, 2005) ,

$$y_t = \theta_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (1)$$

Dimana Y_t adalah nilai aktual dan ε_t adalah kesalahan acak pada waktu t , ϕ_i dan θ_j adalah koefisien, p dan q adalah bilangan bulat yang sering disebut *autoregressive* and *moving average polynomials*. Pada dasarnya, metode ini memiliki tiga tahap: identifikasi model, estimasi parameter dan pemeriksaan diagnostik. Sebagai contoh, ARIMA (1,0,1) model dapat direpresentasikan sebagai berikut :

$$y_t = \theta_0 + \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}. \quad (2)$$

Model ARIMA pada dasarnya adalah pendekatan berorientasi data yang diadaptasi dari struktur data diri. Namun, data non linier yang signifikan membatasi performa ARIMA.

3. Hasil dan Pembahasan

Dari kajian pustaka yang dilakukan diketahui bahwa Algoritma Levenberg-Marquardt dan Fuzzy menjadi algoritma yang memiliki banyak kelebihan dibanding dengan Backpropagation dan ARIMA dalam melakukan peramalan menggunakan data time series. Diperkirakan penggunaan data time series untuk prediksi akan terus dilakukan dan berkembang menjadi lebih akurat lagi.

Algoritma	Kelebihan	Kelemahan
Levenberg-Marquardt	Memiliki hasil prediksi yang lebih baik dibanding backpropagation (Bar & Das, 2013). Menggabungkan keunggulan backpropagation dan SVM namun mengurangi keterbatasannya (Bar & Das, 2013). Dapat mencapai konvergen yang lebih baik daripada konvergen secara linear (Budiasih, 2009) salah satu metode yang paling efektif dalam jaringan saraf pelatihan feedforward (T. C. T. Chen et al., 2003) Dapat untuk mempercepat proses second order (Das et al., 2016)	Tidak begitu sensitif terhadap inisialisasi weight (T. C. T. Chen et al., 2003)
Fuzzy	Dapat memprediksi harga saham dalam interval pendek (hari) dan interval yg lebih panjang (1 minggu sampai 1 bulan ke depan) (Das et al., 2016) Memiliki akurasi 98.78% untuk prediksi jangka panjang dan MAPE 1.22% (Ali et al., 2017)	
Backpropagation	Dapat mengurangi error selama pelatihan (Bar & Das, 2013) Sinaps hidden layer ke input layer dan hidden layer ke output layer dapat mengurangi error (Bar & Das, 2013) Telah digunakan secara luas untuk perkiraan jangka pendek dan panjang (Das et al., 2016) Digunakan sebagai alternatif untuk membuat root mean square error (RMSE) kecil (Das et al., 2016)	Akurasi lebih baik apabila data input lebih banyak (Abdellah, 2013) Memiliki performa yang kurang baik pada saat melakukan dimensi, volatilitas dan gangguan dari data harga saham (Das et al., 2016)
ARIMA	Bagus untuk prediksi jangka pendek (Anthony, 1901) Secara luas digunakan untuk prediksi dalam bidang ekonomi dan keuangan (Anthony, 1901)	Tidak mampu memprediksi fluktuasi harga saham secara akurat karena pergerakan harga saham sangat non-linear (Das et al., 2016)

Algoritma	Kelebihan	Kelemahan
	Adalah metode paling umum di gunakan untuk time series (Banerjee, 2014)	Untuk data periode cukup panjang ketepatannya kurang baik karena biasanya akan cenderung konstan (DTWiyanti, 2012) Mengalami penurunan keakuratan apabila terdapat komponen non-linier pada data pengamatan (DTWiyanti, 2012)

4. Simpulan

Simpulan dapat bersifat generalisasi temuan sesuai permasalahan penelitian, dapat pula berupa rekomendatif untuk langkah selanjutnya.

Daftar Rujukan

- Abdellah, D. (2013). Forecasting the Algerian Load Peak Profile Using Time Series Model Based on Backpropagation Neural Networks. *Power Engineering, Energy and Electrical Drives (POWERENG)*, May 1734–1737.
- Ali, D., Yohanna, M., Ijasini, P. M., & Garkida, M. B. (2017). Application of fuzzy – Neuro to model weather parameter variability impacts on electrical load based on long-term forecasting. *Alexandria Engineering Journal*. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2016.12.008>
- Analysis, B. D., Liu, W., Niu, K., He, Z., & Li, Y. (2016). Trend Prediction of Hot Words in Weibo Based on Fuzzy Time Series. *Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA)*, 354–358.
- Anthony, T. (1901). *A Back Propagation Approach for Predicting Seismic Liquefaction Potential in Soils*. 3322–3325.
- Badri, A., Ameli, Z., & Motie Birjandi, A. (2012). Application of artificial neural networks and fuzzy logic methods for short term load forecasting. *Energy Procedia*, 14(2011), 1883–1888. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.12.887>
- Banerjee, D. (2014). Forecasting of Indian Stock using Time-series ARIMA Model. *Business and Information Management (ICBIM)*, 131–135.
- Bar, N., & Das, S. K. (2013). Prediction of Flow Regime for Air-water Flow in Circular Micro Channels Using ANN. *Procedia Technology*, 10(0), 242–252. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.358>
- Budiasih, L. K. (2009). Metode Levenberg-Marquardt Untuk Masalah Kuadrat Terkecil Nonlinear. *Seminar Nasional Matematika Dan Pendidikan Matematika, Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY, 5 Desember 2009*, 1152–1161.
- Chen, S. M., & Hsu, C. C. (2004). A new method to forecast enrollments using fuzzy time series. *International Journal of Applied Science and {...}*, 1, 234–244.
- Chen, T. C. T., Han, D. H. D., Au, F. T. K., & Tham, L. G. (2003). Acceleration of Levenberg-Marquardt training of neural networks with variable decay rate. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks 2003*, 3, 1873–1878. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2003.1223693>
- Das, P. P., Bisoi, R., & Dash, P. K. (2016). Time series forecasting using Fuzzy Functional link neural network trained by improved second order Levenberg-Marquardt algorithm. *2015 IEEE Power, Communication, and Information Technology Conference, PCITC 2015 - Proceedings*, 827–833. <https://doi.org/10.1109/PCITC.2015.7438110>
- DTWiyanti, R. P. (2012). Peramalan Deret Waktu Menggunakan Model Fungsi Basis Radial (RBF) Dan Auto Regressive Integrated Moving AVERAGE (ARIMA). *Jurnal MIPA*, 35(0215), 175–182.
- Guanqun, D., Fataliyev, K., & Wang, L. (2013). One-step and multi-step ahead stock prediction using backpropagation neural networks. *ICICS 2013 - Conference Guide of the 9th International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, weights 2, 2–6. <https://doi.org/10.1109/ICICS.2013.6782784>
- Hansun, S., & Nusantara, U. M. (2012). Peramalan Data IHSG Menggunakan Fuzzy Time Series. *Ijccs*, 6(2), 79–88.

- Haviluddin, & Alfred, R. (2016). A genetic-based backpropagation neural network for forecasting in time-series data. *Proceedings - 2015 International Conference on Science in Information Technology: Big Data Spectrum for Future Information Economy, ICSITech 2015*, 158-163. <https://doi.org/10.1109/ICSITech.2015.7407796>
- Herawati, S. (2013). *Peramalan Harga Saham Menggunakan Integrasi Empirical Mode Decomposition Dan Jaringan Syaraf Tiruan*. 1(1), 23-28.
- Hirata, T., Kuremoto, T., Obayashi, M., Mabu, S., & Kobayashi, K. (2015). Time Series Prediction Using DBN and ARIMA. *Proc. Int Computer Application Technologies (CCATS) Conf*, 24-29. <https://doi.org/10.1109/CCATS.2015.15>
- Kong, S., Mei, Q., Feng, L., & Zhao, Z. (2014). Real-time predicting bursting hashtags on twitter. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 8485 LNCS, 268-271. https://doi.org/10.1007/978-3-319-08010-9_29
- Muhammad, S., Burney, A., Jilani, T. A., & Ardil, C. (2004). Levenberg-Marquardt Algorithm for Karachi Stock Exchange Share Rates Forecasting. *Computational Intelligence*, 1(2), 168-173.
- Nogales, F. J., Contreras, J., Conejo, A. J., & Member, S. (2002). *Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Models*. 17(2), 342-348.
- Pada, B., Learning, P., Saraf, J., Pengenalan, U., & Sinyal, P. (2006). Perbandingan Algoritma Levenberg-Marquardt dan Metoda Backpropagation Pada Proses Learning Jaringan Saraf Tiruan Pada Penge. *Seminar, 2006(Snati)*.
- Pai, P.-F., & Lin, C.-S. (2005). A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting. *Omega*, 33, 497-505. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2004.07.024>
- Pan, X., Lee, B., & Zhang, C. (2013). A comparison of neural network backpropagation algorithms for electricity load forecasting. *Proceedings - 2013 IEEE International Workshop on Intelligent Energy Systems, IWIES 2013*, 22-27. <https://doi.org/10.1109/IWIES.2013.6698556>
- Paper, C., Setiawan, W., & Trunojoyo, U. (2016). *Feedforward Network Dengan*. October. <https://doi.org/10.13140/2.1.3467.5525>
- Pereira, C. M., De Almeida, N. N., & Velloso, M. L. F. (2015). Fuzzy modeling to forecast an electric load time series. *Procedia Computer Science*, 55(I tqm), 395-404. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.089>
- Pouzols, F. M., Lendasse, A., & Barriga, A. (2008). Fuzzy inference based autoregressors for time series prediction using nonparametric residual variance estimation. *2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, 613-618. <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2008.4630432>
- Ramadhani, I., & Rismala, R. (2016). *Prediction of Multi Currency Exchange Rates Using Correlation Analysis and Backpropagation*. July 20-21.
- Sodanil, M. (2014). *Artificial Neural Network-based Time Series Analysis Forecasting for Solid Waste in Bangkok*. 16-20.
- Tiruan, S. (2007). *PERBANDINGAN PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN FUZZY TSUKAMOTO*.
- Wang, C. (2004). *Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory*. 25, 367-374. [https://doi.org/10.1016/S0261-5177\(03\)00132-8](https://doi.org/10.1016/S0261-5177(03)00132-8)
- Yendriani, D., Si, M., & Wisesty, U. N. (2014). *Prediksi Harga Saham Menggunakan Hidden Markov Model (HMM) dan Fuzzy Model*.
- Zheng, F., & Zhong, S. (2011). Time series forecasting using a hybrid RBF neural network and AR model based on binomial smoothing. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 5(3), 419-423.