

Algoritma Backpropagation Neural Network (BPNN) Dalam Memprediksi Harga Komoditi Tanaman Karet

by Netty Syam

Submission date: 10-Apr-2020 04:50PM (UTC-0700)

Submission ID: 1294803818

File name: 009.docx (126.34K)

Word count: 2504

Character count: 15193

tersebut dapat memperkecil nilai error, dibandingkan dengan KNN tanpa seleksi fitur dan BPNN, BPNN dengan Backward Elimination [7]. Selanjutnya, prediksi harga komoditi jagung menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) berbasis Particle Swarm Optimization (PSO). Hasil eksperimen penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma ini menghasilkan nilai RMSE 0.06 yang berarti akurasi prediksi cukup baik [8].

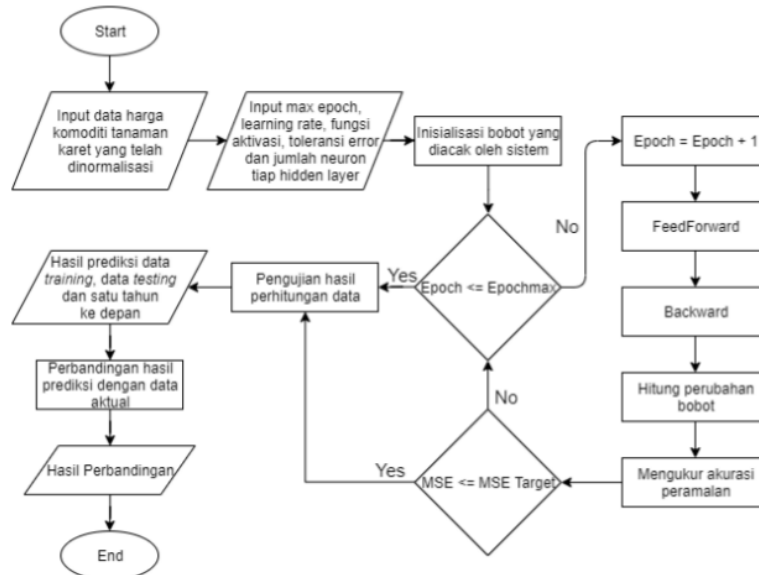
Para peneliti telah memperlihatkan berbagai algoritma kecerdasan buatan yang digunakan untuk melakukan prediksi, klasifikasi, cluster dalam berbagai bidang seperti pertanian [9], [10], kesehatan [11], perbankan [12], keteknikan [13], [14] dan lain-lain. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma cerdas menjadi pilihan bagi para peneliti untuk melakukan analisa [15]. Tujuan penelitian ini adalah menerapkan algoritma kecerdasan buatan (BPNN) untuk mendapatkan hasil prediksi harga karet secara akurat. Artikel ini terdiri dari motivasi penulisan pada bagian Pendahuluan. Bagian kedua, metodologi BPNN dijelaskan dengan detail. Bagian ketiga, menjelaskan hasil dan analisa pengolahan data dengan kedua metode tersebut. Bagian terakhir, kesimpulan yang diperoleh.

II. Metode

Bagian ini menjelaskan dengan detail metode BPNN, pengukuran hasil simulasi prediksi dan data yang digunakan dalam penelitian ini.

A. Backpropagation Neural Network (BPNN)

Metode Backpropagation Neural Network (BPNN) pertama kali diperkenalkan oleh Paul Werbos pada tahun 1974, kemudian dikemukakan kembali oleh David Parker di tahun 1982 dan kemudian dipopulerkan oleh Rumelhart dan McClelland pada tahun 1986. Pada Algoritma BPNN arsitektur jaringan menggunakan jaringan multilayer [16]–[19]. Secara prinsip, arsitektur BPNN terdiri dari tiga layer, yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Pada *input layer* tidak terjadi proses komputasi, namun pada *input layer* terjadi pengiriman sinyal input X ke *hidden layer*. Pada *hidden* dan *output layer* terjadi proses komputasi terhadap bobot dan bias dan dihitung pula besarnya *output* dari *hidden* dan *output layer* tersebut berdasarkan fungsi aktivasi tertentu. Adapun, fungsi aktivasi biasanya digunakan *sigmoid biner* dengan *output* [0-1]. Flowchart BPNN dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart algoritma BPNN

Langkah-langkah yang perlu dilakukan untuk pelatihan BPNN adalah:

- 1) Inisialisasi bobot dengan bilangan nilai acak kecil.
- 2) Selama kondisi berhenti tidak terpenuhi, kerjakan langkah 3 s/d 8.

Tahap 1: Umpan Maju (Feed forward)

- 3) Tiap unit masukan ($x_i, i=1, \dots, n$) menerima isyarat masukan x_i dan diteruskan ke unit-unit tersembunyi (*hidden layer*).
- 4) Tiap unit tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) menjumlahkan bobot sinyal *input* dengan persamaan 1.

$$Z_{in\ jk} = v_{0j} + \sum_{i=1}^I x_i v_{ij} \quad (1)$$

Dimana, Z adalah *neuron hidden*; v_{0j} adalah bobot *bias neuron input* ke- j ; x_i adalah *neuron input* ke- i ; v_{ij} adalah bobot *neuron input* ke *neuron hidden*.

Dengan menerapkan fungsi aktivasi hitungan yang dihitung dengan persamaan 2.

$$Z_j = f(Z_{in\ j}) \quad (2)$$

Dimana, Z_j adalah unit ke- j pada lapisan tersembunyi; $Z_{in\ j}$ adalah keluaran untuk unit Z_j

Misal, fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *sigmoid* dengan persamaan 3.

$$Y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3)$$

2 Dan mengirimkan isyarat ini kesemua unit pada unit keluaran.

- 5) Tiap unit keluaran (y_k , $k=1, \dots, m$) menjumlahkan isyarat masukan berbobot dengan menggunakan persamaan 4.

$$Y_{in\ k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^P Z_j w_{jk} \quad (4)$$

Dimana, $Y_{in\ k}$ adalah keluaran untuk unit y_k ; w_{0k} adalah bobot *bias* untuk *neuron hidden* ke- k ; z_j adalah unit ke- j pada lapisan tersembunyi; w_{jk} adalah bobot *neuron hidden* ke *neuron output*.

Dengan menerapkan fungsi aktivasi yang dihitung dengan persamaan 5.

$$Y_j = f(Y_{in\ k}) \quad (5)$$

Dimana, $Y_{in\ k}$ adalah keluaran untuk unit Y_k .

Tahap 2: Perambatan Galat Mundur (Backward)

- 6) Tiap unit keluaran (y_k , $k=1, \dots, m$) menerima pola pelatihan masukannya. Hitung galat (*error*) setiap layer dengan persamaan 6.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in\ k}) \quad (6)$$

Dimana, δ_k adalah faktor koreksi bobot w_{jk} ; t adalah target; y_k adalah *neuron output* ke- k ; $y_{in\ k}$ adalah keluaran untuk unit y_k .

Hitung koreksi bobot dan *bias*-nya dengan persamaan 7.

$$\begin{aligned} \Delta w_{jk} &= \alpha \delta_k x_j \\ \Delta w_{0k} &= \alpha \delta_k \end{aligned} \quad (7)$$

Dimana, Δw_{jk} adalah selisih antara w_{jk} (t) dengan w_{jk} ($t+1$); Δw_{0k} adalah bobot *bias* untuk *neuron hidden* ke- k ; α adalah *learning rate*; δ_k adalah faktor koreksi bobot w_{jk} ; x adalah *input*.

- 7) Tiap unit tersembunyi (z_j , $z=1, \dots, p$) menjumlahkan *delta* masukannya (dari unit-unit yang berada pada lapisan atasannya) dengan persamaan 8.

$$\delta_{in\ j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Dimana, δ_k adalah faktor koreksi bobot w_{jk} ; w_{jk} adalah bobot *neuron hidden* ke *neuron output*.

Hitung galat (*error*) setiap layer dengan persamaan 9.

$$\delta_j = \delta_{in\ j} f'(x_{in\ j}) \quad (9)$$

Dimana, δ_j adalah faktor koreksi bobot v_{ij} ; δ adalah faktor koreksi; X adalah *input*.

Hitung koreksi bobot dan *bias*-nya dengan persamaan 10.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Dimana, Δv_{ij} adalah bobot *neuron input* ke *neuron hidden*; α adalah *learning rate*; δ_j adalah faktor koreksi bobot v_{ij} ; x_i adalah *neuron input* ke- i .

2 Tahap 3: Perbaiki bobot dan bias (Update Weight)

- 8) Tiap unit keluaran (y_k , $k=1, \dots, m$) memperbaharui bobot dan *bias* ($j=0, 1, \dots, p$) dihitung dengan persamaan 11.

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (11)$$

Dimana, w_{jk} adalah bobot *neuron hidden* ke *neuron output*; Δw_{jk} adalah selisih bobot *neuron hidden* ke *neuron output*.

Tiap unit tersembunyi (z_j , $z=1, \dots, p$) memperbaharui bobot dan *bias*-nya ($i=0, 1, \dots, n$) dihitung dengan persamaan 12.

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (12)$$

Dimana, v_{ij} adalah bobot *neuron input* ke *neuron hidden*; Δv_{ij} adalah selisih bobot *neuron input* ke *neuron hidden*.

9) Uji syarat berhenti.

B. Akurasi Prediksi

Dalam penelitian ini, metode *Mean Squared Error* (MSE) untuk mengevaluasi kesalahan peramalan pada setiap periode dan membaginya dengan jumlah periode peramalan telah digunakan [20]. Adapun rumus untuk melakukan perhitungan pengukuran akurasi MSE dapat dilihat dalam persamaan 13.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (13)$$

Dimana, Y_i adalah nilai aktual; $\hat{Y}_i$ nilai prediksi; n jumlah periode atau target.

C. Sampel Data

Dalam penelitian ini, data harga karet dari Januari 2014 hingga Desember 2018 atau sebanyak 60 dataset yang telah diperoleh dari Dinas Perkebunan Provinsi Kalimantan Timur telah digunakan. Dataset data pelatihan telah dinormalisasi dalam jarak (*range*) 0,1 - 0,9 menggunakan persamaan 14.

$$X' = \frac{0.8(X - b)}{(a - b)} + 0.1 \quad (14)$$

Dimana, X' adalah data hasil normalisasi; X adalah data aktual; a adalah nilai maksimum data aktual; b adalah nilai minimum data aktual.

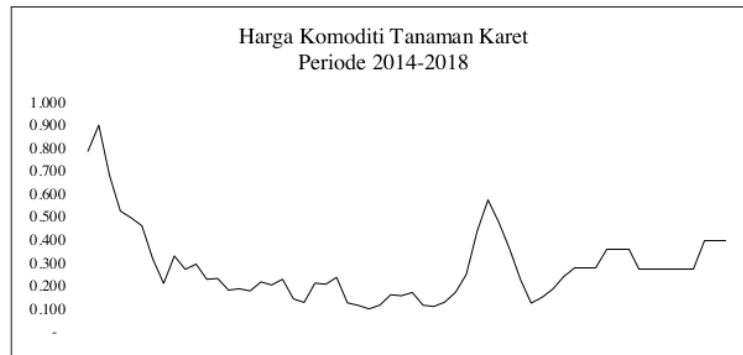
Kemudian dilakukan proses perhitungan prediksi dengan kedua metode tersebut. Hasil prediksi didenormalisasi untuk mendapatkan hasil prediksi ke bentuk semula. Adapun rumus untuk melakukan denormalisasi data pada dapat dilihat dalam persamaan 15.

$$X = \frac{(X' - 0.1)(b - a) + 0.8a}{0.8} \quad (15)$$

Dimana, X' adalah data hasil prediksi; X adalah data hasil denormalisasi; a adalah nilai maksimum data aktual; b adalah nilai minimum data aktual.

Tabel 1. Data Harga Komoditi Tanaman Karet Periode 2014-2018

Bulan	Tahun				
	2014	2015	2016	2017	2018
Januari	0.78648406	0.23237539	0.12658285	0.43767400	0.36115851
Februari	0.90000000	0.18208352	0.11508756	0.57436013	0.36115851
Maret	0.68123035	0.18747194	0.10000000	0.47754827	0.36115851
April	0.52604401	0.17831163	0.11670409	0.36169735	0.27135159
Mei	0.49622811	0.21746744	0.16142793	0.22806466	0.27135159
Juni	0.46192187	0.20399641	0.15711720	0.12514594	0.27135159
Juli	0.31697351	0.22914234	0.17148630	0.15047149	0.27135159
Agustus	0.21082173	0.14418500	0.11580602	0.18675348	0.27135159
September	0.33062416	0.12819937	0.11059722	0.24027840	0.27135159
Oktober	0.27242928	0.21243826	0.12927705	0.27871576	0.39708128
November	0.29470139	0.20740907	0.17256399	0.27745846	0.39708128
Desember	0.22914234	0.23740458	0.24979793	0.27997306	0.39708128



Gambar 2. Harga komoditi tanaman karet 2014-2018

III. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menjelaskan hasil temuan pengujian dan analisa metode BPNN dalam melakukan prediksi harga karet.

Pembagian data aktual sebagai data training dan data testing untuk mendapatkan hasil perbandingan yang baik telah dilakukan. Dalam percobaan ini, rasio data training dan data testing yaitu 4:1 dan 3:2 telah dilakukan. Rasio data 4:1 dengan pembagian data training dari tahun 2014-2017 atau 48 bulan dan data testing tahun 2018 atau 12 bulan. Sedangkan rasio data 3:2 dengan pembagian data training dari tahun 2014-2016 atau 36 bulan dan data testing tahun 2017-2018 atau 24 bulan telah diimplementasikan. Dalam percobaan ini variabel-variabel BPNN yang telah diimplementasikan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 2. Variabel BPNN

Variabel	Nilai		
	Hidden Layer	Neuron Hidden Layer	Architectures
Hidden Layer	2	4 4	5-4-4-1
	2	7 7	5-7-7-1
	3	5 5 5	5-5-5-5-1
	3	10 10 10	5-10-10-10-1
Fungsi Pembelajaran	<i>trainlm, traingd, traingdx</i>		
Learning Rate	0.1, 0.3, 0.5, 0.7		
Toleransi Error	0.01		
Max Epoch	1000		

Berdasarkan percobaan, parameter BPNN dengan rasio data 4:1, model arsitektur 5-10-10-10-1, fungsi pembelajaran *trainlm*, *learning rate* sebesar 0.5, toleransi *error* sebesar 0.01 dan *epoch* sebesar 1000 telah mendapatkan akurasi baik dengan nilai MSE sebesar 0.00015464. Sedangkan, parameter BPNN dengan rasio data 3:2, model arsitektur 5-10-10-10-1, fungsi pembelajaran *trainlm*, *learning rate* sebesar 0.5, toleransi *error* sebesar 0.01 dan *epoch* sebesar 1000 telah mendapatkan akurasi baik dengan nilai MSE sebesar 0.00148924. Dimana, rasio data 4:1 lebih baik dibandingkan 3:2. Hal ini menunjukkan bahwa pembagian data *training* dan data *testing* telah mempengaruhi tingkat akurasi.

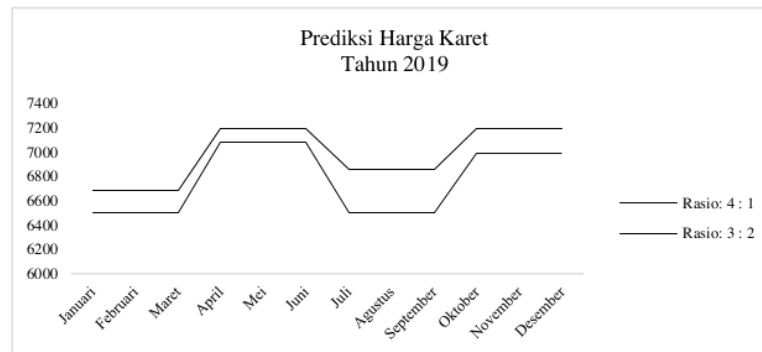
Tabel 3. Akurasi Metode BPNN

Algoritma	Rasio Data	
	4:1	3:2
BPNN	0.00015464	0.00148924

Tabel 4. Hasil Prediksi Harga Karet Tahun 2019

Bulan	BPNN			
	4:1		3:2	
Januari	Rp.	6503	Rp.	6685
Februari	Rp.	6503	Rp.	6685
Maret	Rp.	6503	Rp.	6685
April	Rp.	7084	Rp.	7196
Mei	Rp.	7084	Rp.	7196
Juni	Rp.	7084	Rp.	7196
Juli	Rp.	6505	Rp.	6860
Agustus	Rp.	6505	Rp.	6860

September	Rp.	6505	Rp.	6860
Oktober	Rp.	6993	Rp.	7194
November	Rp.	6993	Rp.	7194
Desember	Rp.	6993	Rp.	7194



Gambar 3. Hasil Prediksi Harga Karet Tahun 2019

IV. Kesimpulan

Analisa prediksi harga komoditi tanaman karet di Provinsi Kalimantan Timur dengan menggunakan metode Backpropagation Neural Network (BPNN) telah diimplementasikan. Berdasarkan hasil percobaan, metode BPNN dengan rasio data 4:1, model arsitektur 5-10-10-10-1, fungsi aktivasi trainlm, learning rate sebesar 0.5, toleransi error sebesar 0.01 dan epoch sebesar 1000 telah mendapatkan tingkat kesalahan prediksi yang cukup baik dengan nilai MSE sebesar 0.00015464. Dari hasil pengujian kedua metode, menunjukkan bahwa metode ANFIS dapat menjadi alternatif dalam memprediksi harga komoditi tanaman karet di Provinsi Kalimantan Timur.

Daftar Pustaka

- [1] K. Dirjen Kerjasama Industri Internasional, "Perkembangan Kerjasama ASEAN di Sektor Industri (s.d. 2011)," 2012.
- [2] D. Perkebunan, "Harga Komoditas Tanaman Karet," 2019. [Online]. Available: <https://disbun.kaltimprov.go.id/kategori-download/harga-tbs-kelapa-sawit-tahun-2011-2017>.
- [3] S. D. Perkebunan, "Komoditas Karet 2011-2013," 2012.
- [4] M. A. Rofiq, *Peramalan Komoditas Strategis Pertanian Cabai Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network*. 2017.
- [5] M. A. Puspa, "Backpropagation Neural Network Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Harga Karet Spesifik Teknis," *J. Teknosains*, Vol. 10, Nomor 2, Juli-Desember 2016, hlm. 197 – 210, vol. Volume 10, pp. 197–210, 2016.
- [6] A. J. P. Triyono, Andri Santoso, "Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Meramalkan Harga Saham (IHSG)," *J. Sist. Dan Inform.*, vol. Vol 11, No, pp. 165–172, 2016.
- [7] A. Bode, "K-NEAREST NEIGHBOR DENGAN FEATURE SELECTION MENGGUNAKAN BACKWARD ELIMINATION UNTUK PREDIKSI HARGA KOMODITI KOPI ARABIKA," *Ilk. J. Ilm.*, 2017.
- [8] M. E. Lasulika, "PREDIKSI HARGA KOMODITI JAGUNG MENGGUNAKAN K-NN DAN PARTICLE SWARM OPTIMAZATION SEBAGAI FITUR SELEKSI," *Ilk. J. Ilm.*, 2017.
- [9] I. Santoso, U. Effendi, and C. Fauziya, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Permintaan Komoditas Karet di PT Perkebunan Nusantara XII Surabaya," *J. Teknol. Pertan.*, vol. 8, no. 1, pp. 46–54, 2007.
- [10] S. Wolfert, L. Ge, C. Verdouw, and M. J. Bogaardt, "Big Data in Smart Farming – A review," *Agricultural Systems*. 2017.
- [11] M. I. Jordan and T. M. Mitchell, "Machine learning: Trends, perspectives, and prospects," *Science*. 2015.

-
- [12] T. Fischer and C. Krauss, "Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 270, no. 2, pp. 654–669, 2018.
- [13] D. Rajasekar, C. Dhanamani, and S. K. Sandhya, "A Survey on Big Data Concepts and Tools," *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.*, vol. 5, no. 2 February 2015, pp. 80–84, 2015.
- [14] C. H. Fajardo-toro, J. Mula, and R. Poler, *Engineering Digital Transformation*. Springer International Publishing, 2019.
- [15] S. Athey, "The Impact of Machine Learning on Economics," in *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, 2018.
- [16] H. Aini and H. Haviluddin, "Crude Palm Oil Prediction Based on Backpropagation Neural Network Approach," *Knowl. Eng. Data Sci.*, 2019.
- [17] M. Lehtokangas, "Modelling with constructive backpropagation," *Neural Networks*, 1999.
- [18] Mislan, Haviluddin, S. Hardwinarto, Sumaryono, and M. Aipassa, "Rainfall Monthly Prediction Based on Artificial Neural Network: A Case Study in Tenggarong Station, East Kalimantan - Indonesia," in *Procedia Computer Science*, 2015.
- [19] P. Purnawansyah, H. Haviluddin, H. J. Setyadi, K. Wong, and R. Alfred, "An Inflation Rate Prediction Based on Backpropagation Neural Network Algorithm," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 3, no. 2, p. 2019, 2019.
- [20] R. Rojas and R. Rojas, "The Backpropagation Algorithm," in *Neural Networks*, 2011.

Algoritma Backpropagation Neural Network (BPNN) Dalam Memprediksi Harga Komoditi Tanaman Karet

ORIGINALITY REPORT

12%	10%	3%	7%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	media.neliti.com	Internet Source	2%
2	eprints.akakom.ac.id	Internet Source	2%
3	Submitted to Universitas Brawijaya	Student Paper	2%
4	novikagianto.wordpress.com	Internet Source	2%
5	pubs.ascee.org	Internet Source	2%
6	Submitted to Lambung Mangkurat University	Student Paper	2%

Exclude quotes On
Exclude bibliography On

Exclude matches < 2%