

ANALISIS DAN IMPLEMENTASI ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI HARGA KOMODITAS PERTANIAN

Analysis and Implementation of Elman Recurrent Neural Network for Predicting Agricultural Commodities Prices

Shabrina Nanggala¹, Deni Saepudin², Fhira Nhita³

¹Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

²Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

³Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹shabrina2710@gmail.com, ²denis7579@gmail.com, ³farid.alchair@gmail.com

Abstrak

Harga komoditas pertanian yang terkadang tidak stabil seringkali membuat resah para petani maupun konsumen. Salah satu hal yang menjadi faktor utama adalah curah hujan di daerah penanaman bibit pertanian tersebut. Harga komoditas pertanian dapat diramalkan dengan mempelajari tingkah laku data *time series* harga historis komoditas pertanian dan curah hujannya. Sebelumnya telah dilakukan penelitian yang serupa yaitu prediksi harga komoditas beras dengan menggunakan metode Fuzzy Cognitive Maps. Sama halnya dengan penelitian ini yaitu prediksi harga komoditas bawang merah dan cabai merah untuk 10 minggu kedepan dengan menggunakan salah satu arsitektur *Artificial Neural Network* (ANN) yaitu *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dengan algoritma *Backpropagation*. Setelah melakukan prediksi, akan dilakukan pula klasifikasi rekomendasi tanam-harga petani. Penelitian ini menggunakan data historis mingguan harga bawang merah dan cabai merah dan curah hujan mingguan selama 6 tahun. Performansi sistem diukur dengan menggunakan metode *Mean Percentage Error* (MAPE). Sistem ERNN dengan algoritma *Backpropagation* terkendala mendapatkan arsitektur yang optimal karena terjebak di lokal optimum. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah prediksi harga bawang merah memperoleh akurasi diatas 75% sedangkan prediksi harga cabai merah memperoleh akurasi dibawah 75%. Sedangkan untuk klasifikasi rekomendasi tanam-harga petani, akurasi yang didapatkan untuk bawang merah kurang dari 75%, sedangkan untuk cabai merah lebih dari 75%.

Kata Kunci : komoditas pertanian, ANN, *Elman Recurrent Neural Network*, *Backpropagation*, MAPE

ABSTRACT

Agricultural commodities prices are sometimes unstable and it raises worries for farmers and consumers. One of many factors is the rainfall in the area where those commodities are planted. Agricultural commodities prices can be predicted by learning the historical data of its prices and also the rainfall data. Predicting agricultural commodities prices was already done with Fuzzy Cognitive Maps method. Similarly, with this research that is predicting red onions and red chili prices for 10 weeks later by using one of the architectures of Artificial Neural Network namely Elman Recurrent Neural Network (ERNN) with Backpropagation algorithm. This research will also classify the planting recommendation-farmers prices based on the prediction results. This research is using red onions and red chili historical data for 6 years. The system performance is measured by using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). ERNN with backpropagation algorithm is constrained by getting the most optimal architecture and it causes the prediction results are only located in a certain of range. The result from this research is red onion commodities prices prediction achieved an accuracy under 75%, whereas the red chili prices prediction obtain an accuracy below 75%. For the classifications accuracy, red onions prices prediction obtain an accuracy below 75% and chili prices prediction obtain an accuracy under 75%.

Keyword: agricultural commodities, ANN, Elman Recurrent Neural Network, Backpropagation, MAPE

1. Pendahuluan

Negara Indonesia telah dikenal sebagai negara agraris karena sebagian besar penduduknya memiliki pencaharian sebagai petani. Kualitas yang tinggi dari komoditas pangan sangat penting untuk dijadikan pertimbangan sebelum dimasak dan

dikonsumsi, karena sangat berpengaruh untuk kesegaran makanan dan kesehatan tubuh konsumennya. Faktor yang mempengaruhi kualitas dari tanaman pangan ini sangat banyak, misalnya kesuburan tanah atau curah hujan.

Selain mempertimbangkan kualitas komoditas pangan, harga dari komoditas pangan tersebut juga kerap menjadi pertimbangan penduduk di Indonesia. Harga yang terlalu melonjak naik terkadang memberatkan para konsumen untuk membeli komoditas pangan tersebut. Fluktuasi harga komoditas pangan ini disebabkan oleh berbagai hal, salah satunya adalah curah hujan. Oleh karena itu, prediksi atau peramalan harga komoditas pangan sangat penting untuk diketahui agar dapat menguntungkan petani dan juga konsumen pangan di Indonesia.

Untuk dapat melakukan prediksi tersebut, dibutuhkan data historis yang dapat menunjukkan pola kejadian di masa lampau. Wei (2006) mengatakan bahwa Time series adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu yang tetap[1]. Pada penelitian ini, data historis yang digunakan adalah data harga komoditas pangan dan curah hujan selama beberapa tahun. Sedangkan komoditas pangan yang dijadikan bahan penelitian adalah bawang merah dan cabai merah, karena keduanya memiliki fluktuasi harga yang sering meresahkan petani dan konsumen. Pembangunan sistem ini dibuat dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dengan arsitektur *Elman Recurrent Neural Network* dan algoritma *Backpropagation*.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian yang

serupa yaitu Analisis Fluktuasi dan Prediksi Harga Beras Menggunakan Fuzzy Cognitive Maps Untuk Meningkatkan Kesejahteraan Petani.

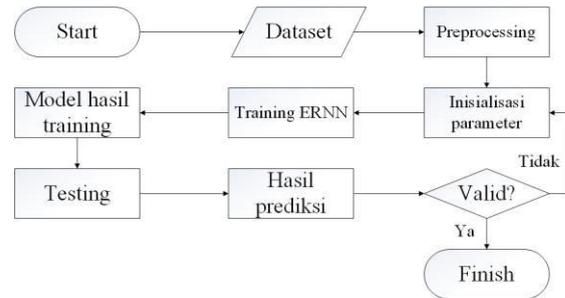
ANN telah terkenal sangat baik untuk

mempelajari pola-pola *time series* sehingga dapat memprediksi keadaan di waktu berikutnya. ANN memiliki beberapa model dan yang paling sering digunakan adalah *Feedforward Neural Network* (FNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN). RNN seringkali disebut sebagai modifikasi dari FNN dan memiliki performansi yang lebih optimal dalam pembelajaran data *time series*.

Elman Recurrent Neural Network (ERNN) adalah salah satu contoh dari model RNN dan akan digunakan dalam tugas akhir ini. ERNN dengan menggunakan algoritma *Backpropagation* akan memprediksi harga komoditas bawang merah dan cabai untuk 10 minggu berikutnya. Diharapkan dengan adanya prediksi harga komoditas pangan di wilayah ini akan mempermudah para petani untuk menanam bibit pangannya dan dapat menguntungkan konsumen pangan di daerah sekitar.

2. Metodologi

Secara umum, langkah-langkah dalam proses prediksi harga komoditas bawang merah dan cabai merah menggunakan ERNN adalah sebagai berikut:



Gambar 2-1: Gambaran umum sistem

2.1. Preprocessing Data

Sebelum data yang ada digunakan untuk melakukan prediksi, perlu adanya preprocessing. Pada penelitian ini ada dua tahapan untuk preprocessing data, yaitu membagi data training dan testing dan normalisasi data.

Data training digunakan untuk pembelajaran pola-pola oleh arsitektur *Elman Recurrent Neural Network* dengan algoritma *Backpropagation*. Setelah didapatkan model terbaik, barulah model tersebut diuji pada data *testing* dan nantinya akan terlihat apakah model yang dihasilkan memiliki akurasi yang tinggi atau tidak.

Normalisasi data adalah langkah untuk mengubah data aktual menjadi nilai range dengan interval [0,1]. Langkah ini sangat penting karena dapat meminimalkan error. Adapun rumus untuk normalisasi data adalah:

$$X' = \frac{(X - a)}{(b - a)} \times 1 + 0 \tag{2.1}$$

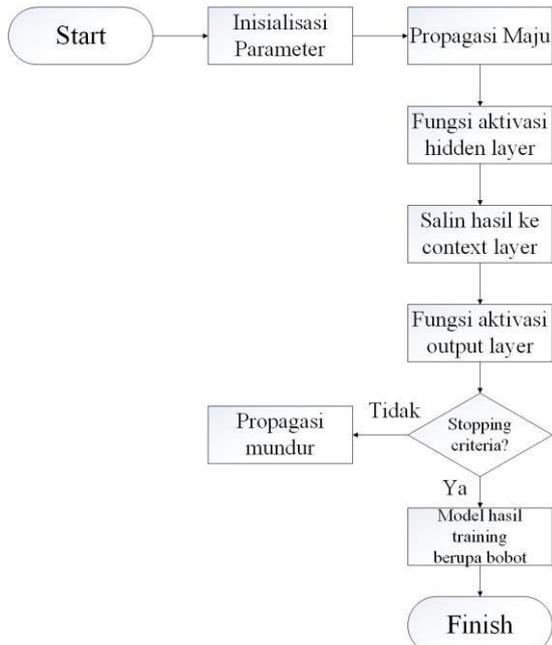
Keterangan:

- X = Data yang akan dinormalisasikan
- X' = Data setelah dinormalisasi
- a = Nilai minimum dari keseluruhan data
- b = Nilai maksimum dari keseluruhan data

2.2. Elman Recurrent Neural Network dengan Algoritma Backpropagation

Proses pelatihan digunakan dengan menggunakan ERNN dengan algoritma *backpropagation*. Keluaran dari proses pelatihan ini adalah model berupa bobot yang optimal untuk dapat memprediksi harga bawang merah dan cabai merah pada 10 minggu berikutnya.

Berikut adalah gambaran dari proses ERNN:



Gambar 2-2: Gambaran umum pelatihan dengan ERNN

2.2.1. Inisialisasi Parameter

1. Inisialisasi parameter-parameter yang dibutuhkan antara lain:
 - a. Nilai *Learning Rate* (LR)
 - b. Jumlah *Hidden Layer*
 - c. Jumlah *Neuron Hidden Layer*
 - d. Target *Error* yang berupa *Mean Square Error* (MSE)
 - e. Epoch Maksimum

2.2.2. Fungsi Aktivasi Hidden Layer

Hitung fungsi aktivasi pada *hidden layer* dengan rumus[2]:

$$z_{ij} = \sum_k w_{kj} x_k + \theta_j \quad (2.2)$$

Hasil penjumlahan ini nantinya akan ditransformasi dengan fungsi aktivasi non linier[2]:

$$a_j = \frac{1}{1 + e^{-z_{ij}}} \quad (2.3)$$

Dimana n adalah jumlah *node* masukan, v adalah bobot *input* dengan *hidden layer*, j adalah *node hidden*, i adalah *node input*, x adalah vektor *input*, u adalah bobot *context* dengan *hidden*, y

adalah vektor *hidden layer* dan θ adalah bias.

2.2.3. Fungsi Aktivasi Output Layer

Menghitung fungsi aktivasi pada *output layer* dengan rumus[2]:

$$z_k = \sum_j w_{jk} a_j + \theta_k \quad (2.4)$$

$$a_k = \frac{1}{1 + e^{-z_k}} \quad (2.5)$$

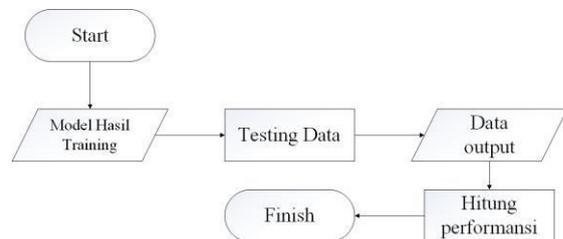
Dimana m adalah jumlah *node context/hidden layer*, w adalah bobot *hidden* dengan *output layer*, j adalah *node hidden*, k adalah *node output*, dan θ adalah bias.

2.2.4. Stopping Criteria

Jika telah mencapai kondisi berhenti tertentu, maka berhenti. Jika belum, akan dilakukan propagasi mundur dan *updating* nilai bobot pada sistem, kemudian kembali ke langkah dua.

2.3. Pengujian ERNN

Model yang telah didapatkan pada proses training akan diuji dengan menggunakan data testing. Berikut adalah gambaran dari proses *testing*:



Gambar 2-3: Gambaran umum pengujian ERNN

2.4. Denormalisasi

Proses pengembalian data yang berupa nilai *range* menjadi data aktual agar dapat dihitung nilai akurasi dengan MAPE. Berikut rumus denormalisasi:

$$X_n = (X'_n - \min_n) \cdot \frac{\max_n - \min_n}{\max_n - \min_n} + \min_n \quad (2.6)$$

Keterangan:

X'_n = Data normalisasi ke-n

X_n = Data aktual ke-n

\max_n = Data Maksimum variabel x

\min_n = Data Minimum variabel x

2.5. Performansi Sistem

Proses pengukuran performansi sistem pada penelitian ini adalah dengan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berikut adalah rumus MAPE:

$$MAPE(\%) = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{A_t} \quad (2.7)$$

Keterangan:

A_t = Nilai aktual

F_t = Nilai yang diprediksi

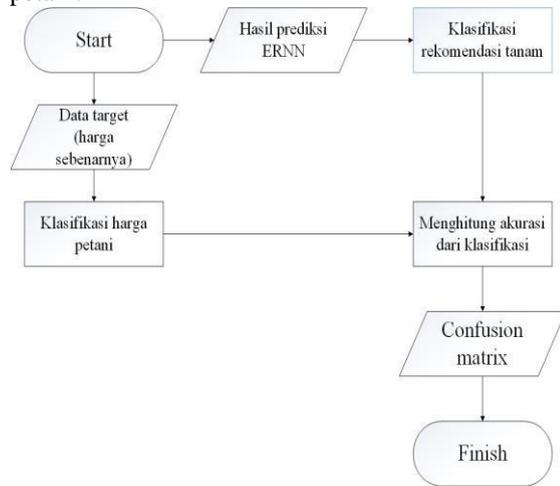
2.6. Klasifikasi Rekomendasi Tanam dan Harga Petani Berdasarkan Biaya Produksi

Setelah sistem melakukan prediksi menggunakan ERNN, maka hasil prediksi tersebut akan digunakan untuk klasifikasi rekomendasi

Hasil penjumlahan ini nantinya akan ditransformasi dengan fungsi aktivasi non linier[2]:

tanam. Sedangkan data target yang merupakan data asli akan digunakan untuk klasifikasi harga petani.

Klasifikasi rekomendasi tanam memiliki dua kelas, yaitu menanam dan tidak menanam. Untuk klasifikasi harga petani pun dibagi menjadi dua, yaitu ekonomis dan tidak ekonomis. Berikut adalah proses klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani:



Gambar 2-4: Gambaran umum proses klasifikasi

2.6.1. Klasifikasi Rekomendasi Tanam dan Harga Petani

Proses pengklasifikasian pada penelitian ini dilakukan berdasarkan biaya produksi per kilogram untuk setiap komoditas pertanian. Cara menghitung biaya produksi per kilogram adalah dengan menggunakan rumus berikut:

$$BP = \frac{BPh}{JKh} \cdot h \tag{3.8}$$

Keterangan:

- BP = Biaya Produksi Komoditas per kilogram (Rp/kg)
- BPh = Biaya Produksi Komoditas per 1 hektar (Rp)
- JKh = Jumlah Komoditas yang dihasilkan dari 1 hektar lahan tanam (kg)

Setelah didapatkan biaya produksi per kilogramnya, sesuaikan harga asli yang terdapat pada data target berdasarkan inflasi per tahun dengan menghitung nilai *future value* dengan bunga kontinu. Rumus untuk menghitung *future value* dengan bunga kontinu adalah sebagai berikut:

$$FV = P \cdot e^{rt} \tag{3.9}$$

Keterangan:

- FV = *Future Value* 1 minggu ke depan
- r = 1/minggu dalam 1 tahun
- t = Suku bunga/tingkat inflasi dalam 1 tahun
- P = Harga/nilai minggu ini

Pada penelitian ini, biaya produksi yang digunakan untuk klasifikasi adalah biaya produksi yang sudah disesuaikan dengan tingkat inflasi.

Tabel 2.1 Aturan penentuan kelas pada proses klasifikasi

Klasifikasi Rekomendasi Tanam	
HP ≥ BP	Menanam
HP < BP	Tidak Menanam
Klasifikasi Harga Petani	
HT ≥ BP	Harga Ekonomis
HT < BP	Harga Tidak Ekonomis

Keterangan:

- HP = Harga hasil prediksi
- BP = Biaya produksi komoditas per kilogram.
- HT = Harga target (data sebenarnya).

2.6.2. Menghitung Akurasi dari Klasifikasi

Setelah hasil klasifikasi didapatkan, maka perlu dilakukan perhitungan akurasi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. Berikut adalah *confusion matrix* yang digunakan untuk penelitian ini:

Tabel 2.2 Confusion Matrix

Klasifikasi		Harga Petani	
		Ekonomis	Tidak Ekonomis
Rekomendasi Tanam	Menanam	TP	TN
	Tidak Menanam	FP	FN

Keterangan:

- N = Jumlah Data Keseluruhan
- TP = Jumlah (jika ‘Menanam’ dan ‘Ekonomis’) / N * 100 (%)
- FP = Jumlah (jika ‘Tidak Menanam’ dan ‘Ekonomis’) / N * 100 (%)
- TN = Jumlah (jika ‘Menanam’ dan ‘Tidak Ekonomis’) / N * 100 (%)
- FN = Jumlah (jika ‘Tidak Menanam’ dan ‘Tidak Ekonomis’) / N * 100 (%)

3. Pembahasan ERNN

Proses dari implementasi ERNN untuk prediksi harga bawang secara umum ada 3 tahap, yaitu:

1. Prediksi harga komoditas bawang merah dan cabai merah dengan menggunakan data historis harga.
2. Prediksi harga komoditas bawang merah dan cabai merah dengan menggunakan data historis harga dan data curah hujan.

3. Klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani berdasarkan biaya produksi.

Proses prediksi harga ini meliputi percobaan dengan menggunakan input neuron sebanyak 2 hingga 26.

Setelah melakukan trial and error, parameter-parameter yang paling optimal dan akan digunakan didalam proses pelatihan adalah nilai *learning rate* sebesar 0.1, epoch sebanyak 5000, jumlah neuron *hidden* dan *context* sebanyak 2, dan

Mean Square Error (MSE) maksimum sebesar 0.00005. Penggunaan MSE hanya untuk *stopping criteria*, sedangkan untuk pengukuran performansi tetap menggunakan MAPE. Bobot-bobot sinaptik *input neuron-hidden neuron* dan *hidden neuron-output neuron* pada awal ditentukan secara acak dalam rentang [-1,1]. Sedangkan untuk bobot antara *context layer* dan *hidden layer* menggunakan *fixed weight* yaitu matriks satu, agar nilai pada *layer* tersebut sebagai tempat untuk melakukan prediksi yang digunakan pada *hidden layer* dan *output layer* adalah Sigmoid Biner.

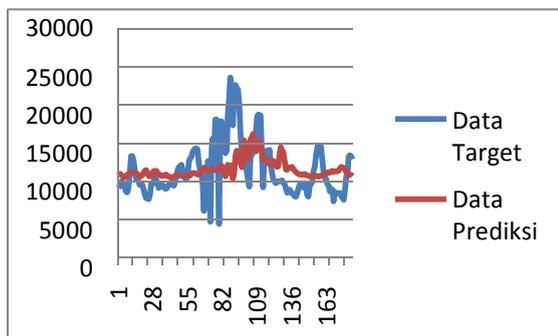
3.1. Prediksi Harga Bawang Merah

Data harga bawang merah adalah data mingguan yang memiliki 52 data per tahun. Jumlah input yang digunakan adalah 2 hingga 26 input.

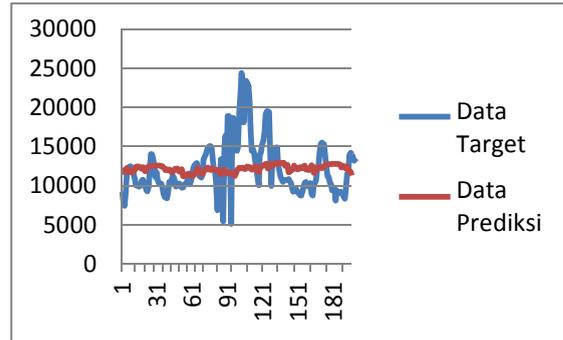
Hasil prediksi harga bawang merah dengan

menggunakan data historis saja menghasilkan nilai MAPE paling kecil sebesar 20.03 pada jumlah input sebanyak 9. Sedangkan prediksi harga bawang merah dengan menggunakan data historis dan data curah hujan menghasilkan *error* terendah pada tahap pelatihan sebesar 21.74 pada jumlah input sebanyak 4.

Berikut akan ditampilkan gambar hasil prediksi dari proses pelatihan beserta data aktual untuk komoditas bawang merah:

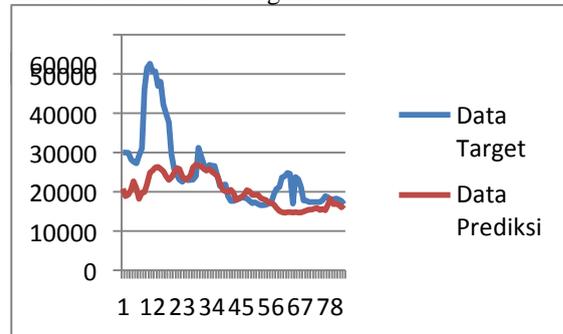


Gambar 4-1: Grafik pelatihan sistem untuk prediksi harga bawang merah dengan data historis harga



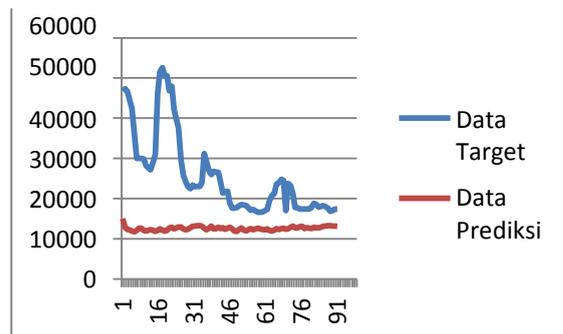
Gambar 4-2: Grafik pelatihan sistem untuk prediksi harga bawang merah dengan data historis harga dan curah hujan

Berikut akan ditambahkan gambar hasil prediksi dari proses pengujian beserta data aktual untuk komoditas bawang merah:



Gambar 4-3: Grafik pengujian sistem untuk prediksi harga bawang merah dengan data historis harga

Nilai MAPE yang dihasilkan oleh pengujian sistem dengan data historis harga dengan input sejumlah 9 adalah 17.63.



Gambar 4-4: Grafik pengujian sistem untuk prediksi harga bawang merah dengan data historis harga dan curah hujan

Nilai MAPE yang dihasilkan oleh pengujian sistem dengan menggunakan data historis harga dan curah hujan dengan input sejumlah 4 adalah 44.93.

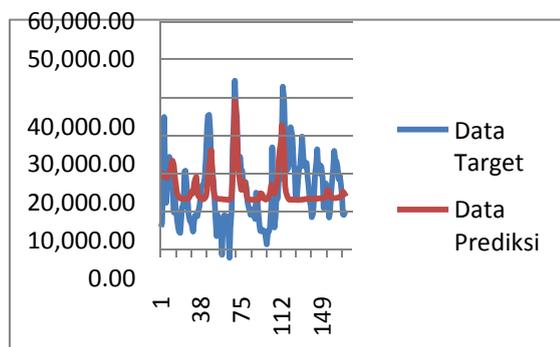
3.2. Prediksi Harga Cabai Merah Biasa

Data harga cabai merah adalah data mingguan yang memiliki 52 data per tahun. Jumlah input yang digunakan adalah 2 hingga 26 input.

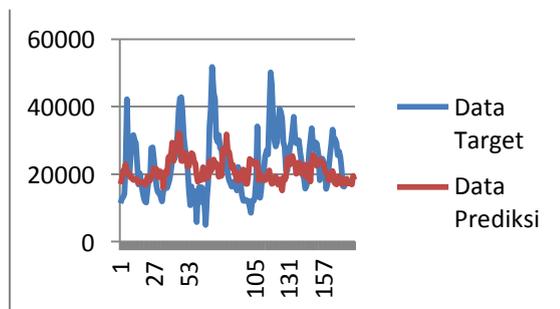
Hasil prediksi harga bawang merah dengan menggunakan data historis saja menghasilkan nilai MAPE paling kecil sebesar sebesar 34.34 pada 25 input. Sedangkan prediksi harga bawang merah dengan menggunakan data historis dan data curah hujan menghasilkan *error* terendah pada tahap pelatihan sebesar 34.97 pada jumlah input

sebanyak 46.

Berikut akan ditampilkan gambar hasil prediksi dari proses pelatihan beserta data aktual untuk komoditas cabai merah:

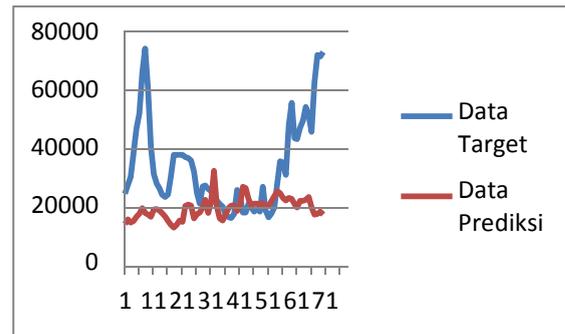


Gambar 4-5: Grafik pelatihan sistem untuk prediksi harga cabai merah dengan data historis harga



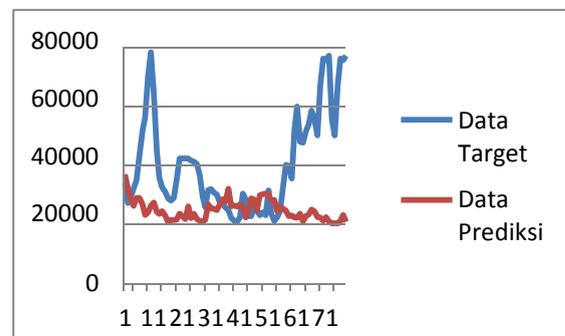
Gambar 4-6: Grafik pelatihan sistem untuk prediksi harga cabai merah dengan data historis harga dan curah hujan

Berikut akan ditambihkan gambar hasil prediksi dari proses pengujian beserta data aktual untuk komoditas cabai merah:



Gambar 4-7: Grafik pengujian sistem untuk prediksi harga cabai merah dengan data historis harga

Nilai MAPE yang dihasilkan dari pengujian sistem menggunakan data historis harga dengan input sebanyak 25 adalah 33.66.



Gambar 4-8: Grafik pengujian sistem untuk prediksi harga cabai merah dengan data historis harga dan curah hujan

Nilai MAPE yang dihasilkan dari pengujian sistem menggunakan data historis harga dan curah hujan dengan input sebanyak 46 adalah adalah 34.93.

Dapat dilihat dari seluruh hasil prediksi yang telah dipaparkan, bahwa baik dengan menggunakan data historis harga maupun disertai dengan data curah hujan, hasil dari sistem prediksi dengan menggunakan ERNN yang didapatkan hanya berkisar di beberapa *range* data sehingga jika terjadi pelonjakan atau perbedaan data yang cukup signifikan, sistem tidak dapat menghasilkan hasil prediksi yang mendekati target. Hal ini disebabkan karena pemilihan arsitektur dan parameter pada sistem ERNN belum merupakan yang terbaik untuk memprediksi harga komoditas bawang merah dan cabai merah, sehingga hasil prediksi yang didapatkan tidak mampu mencapai optimum global.

Namun jika dibandingkan secara keseluruhan, prediksi menggunakan data historis harga menghasilkan hasil yang lebih baik daripada dengan disertai data curah hujan. Dapat dilihat dari grafik maupun error yang dihasilkan, hasil prediksi dengan menggunakan data historis harga lebih sesuai dan mampu mengikuti data target. Data

harga bawang merah memang merupakan harga komoditas bawang merah yang telah ada di pasar Jawa Barat, sedangkan data curah hujan yang ada merupakan data yang langsung diambil di BMKG dan merupakan data curah hujan yang ada di Soreang, Kabupaten Bandung. Sehingga korelasi antara data harga bawang merah dengan data curah hujan memang memiliki nilai yang cukup kecil. Oleh karena itu, sistem tidak mampu belajar dari pola yang ada jika data curah hujan ikut ditambahkan kedalam data masukan.

3.3. Klasifikasi Rekomendasi Tanam dan Harga Petani

Berikut ini dipaparkan hasil klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani berdasarkan hasil prediksi yang didapatkan.

3.3.1. Klasifikasi Harga Bawang Merah

Proses klasifikasi pada komoditas bawang merah menghasilkan *confusion matrix*. Berikut adalah hasil dari *confusion matrix*:

Tabel 3.1 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas bawang merah pada proses pelatihan untuk data historis harga

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	62.6316	31.5789
	TM	5.2632	0.5263

Tabel 3.2 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas bawang merah pada proses pelatihan untuk data historis hargadan curah hujan

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	67.5127	31.4721
	TM	1.0152	0

Dapat dilihat dari hasil yang dipaparkan bahwa akurasi klasifikasi untuk bawang merah baik untuk skenario 1 dan skenario 2 masih lebih rendah dibandingkan dengan akurasi prediksi yang dihasilkan oleh pelatihan oleh ERNN dengan algoritma backpropagation. Selain klasifikasi pada proses pelatihan, proses pengujian juga dilakukan proses klasifikasi. Berikut adalah tabel *confusion matrix* pada proses pengujian:

Tabel 3.3 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas bawang merah pada proses pengujian untuk data historis harga

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	100	0
	TM	0	0

Tabel 3.4 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas bawang merah pada proses pengujian untuk data historis harga dan curah hujan

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	100	0
	TM	0	0

Terlihat bahwa akurasi klasifikasi komoditas bawang merah pada proses pengujian untuk skenario 1 dan 2 memiliki akurasi yang sama yaitu 100% dan melebihi dari akurasi hasil prediksi oleh sistem ERNN dengan algoritma backpropagation.

3.3.2. Klasifikasi Harga Cabai Merah

Proses klasifikasi pada komoditas bawang merah menghasilkan *confusion matrix*. Berikut adalah hasil dari *confusion matrix*:

Tabel 3.5 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas cabai merah pada proses pelatihan untuk data historis harga

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	99.4536	0.5464
	TM	0	0

Tabel 3.6 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas cabai merah pada proses pelatihan untuk data historis harga dan curah hujan

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	99.4318	0.5682
	TM	0	0

Dapat dilihat dari hasil yang telah dipaparkan bahwa akurasi klasifikasi pada komoditas cabai merah untuk skenario 1 dan 2 sangat tinggi dibandingkan dengan akurasi prediksi oleh sistem ERNN.

Selain mengklasifikasikan proses training untuk komoditas cabai merah, dilakukan pula klasifikasi pada proses testing. Berikut adalah hasil dari *confusion matrix*:

Tabel 3.7 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas cabai merah pada proses pengujian untuk data historis harga

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	100	0
	TM	0	0

Tabel 3.8 Tabel *confusion matrix* pada klasifikasi komoditas cabai merah pada proses pengujian untuk data historis harga dan curah hujan

Klasifikasi		Harga Petani	
		E	TE
Rekomendasi Tanam	T	100	0
	TM	0	0

Dari hasil yang telah dipaparkan diatas, dapat dikatakan bahwa akurasi klasifikasi komoditas cabai merah untuk skenario 1 maupun untuk skenario 2 keduanya memiliki nilai yang sama yaitu 100% yang nilai akurasi ini melebihi nilai akurasi yang dihasilkan oleh akurasi prediksi dengan sistem pelatihan ERNN.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis terhadap hasil yang telah diperoleh, penelitian tugas akhir ini memiliki beberapa kesimpulan, yaitu:

- Parameter terbaik yang didapatkan dari proses *trial and error* adalah dengan nilai *learning rate* sebesar 0.1, epoch sebanyak 5000, dan jumlah *hidden neuron* dan *context neuron* sebanyak 2.
- Pada prediksi harga bawang merah untuk skenario 1 dihasilkan nilai MAPE terkecil sebesar 20.03 pada jumlah input sebanyak 9. Sedangkan skenario 2 menghasilkan MAPE terendah pada tahap pelatihan sebesar 21.74 pada jumlah input sebanyak 4.
- Pada prediksi harga cabai merah biasa untuk skenario 1 menghasilkan MAPE terbaik sebesar 34.34 pada 25 input. Sedangkan skenario 2 menghasilkan MAPE terbaik sebesar 34.97 pada jumlah input sebanyak 46.
- Penggunaan data bantu curah hujan tidak meningkatkan performansi sistem dalam memprediksi harga bawang merah dan cabai merah.
- Hasil prediksi harga bawang merah dengan metode Elman Recurrent Neural Network memiliki akurasi diatas 75% sedangkan prediksi harga cabai merah memperoleh akurasi dibawah 75%. Sedangkan untuk klasifikasi rekomendasi tanam-harga petani, akurasi yang didapatkan untuk bawang merah kurang dari 75%, sedangkan untuk cabai merah lebih dari 75%.

Daftar Pustaka

[1] Perdana, Ardita Sukma. 2010. *Perbandingan Metode Time Series Regression dan Arimax Pada Pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali*. Tugas akhir pascasarjana, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

[2] Permana, Agus Aan Jiwa dan Widodo Prijodiprodjo. 2014. *Sistem Evaluasi Kelayakan Mahasiswa Magang Menggunakan Elman Recurrent Neural Network*. IJCCS, Vol.8, No.1, pp. 37-48.

[3] Wibowo, Singgih. 2009. *Budi Daya Bawang*. Jakarta: Penebar Swadaya.

[4] Harpenas, Asep dan R. Dermawan. 2010. *Budidaya Cabai Unggul*. Jakarta: Penebar Swadaya.

[5] Setiadi. 2012. *Bertanam Cabai di Lahan dan Pot*. 2012. Jakarta: Penebar Swadaya.

[6] Puspitanigrum, Diyah. 2006. *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi Yogyakarta.

[7] Suyanto. 2014. *Artificial Intelligence*. Bandung: Informatika Bandung.

[8] Karjala, T.W., D.M. Himmelblau dan R. Miikkulainen. Data Rectification Using Elman Recurrent Neural Network. In Proceedings of The International Joint Conference on Neural Network (IJCNN), Baltimore, MD, II-901-906

[9] Saputra, Ricky. 2011. *Prediksi Jumlah Panggilan Operator Menggunakan Elman Recurrent Neural Network*. Tugas akhir sarjana, Institut Teknologi Telkom.

[10] Balestrassi P.P., E. Popova, A.P Paiva & J.W Marangon Lima. 2008. *Design of Experiment on Neural Network's Training for Non Linier Time Series Forecasting*. Elsevier Science, Neurocomputing 72 1160-1178.

[11] Indriyani, Aida. 2014. *Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier*. Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI). Yogyakarta.

[12] Berita Resmi Statistik BPS Provinsi Jawa Tengah No. 76/12/33 Th. VIII, 23 Desember 2014

[13] Divisi Pengembangan dan Pengaturan UMKM. 2013. "Pola Pembiayaan Usaha Kecil Menengah Usaha Budidaya Bawang Merah". Bank Indonesia. Jakarta

[14] Divisi Pengembangan dan Pengaturan UMKM. 2013. "Pola Pembiayaan Usaha Kecil Menengah Usaha Budidaya Cabai Merah". Bank Indonesia. Jakarta

