ANALISIS DAN IMPLEMENTASI RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK DALAM PREDIKSI HARGA KOMODITAS PERTANIAN

ANALYSIS AND IMPLEMENTATION OF RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK IN FORECASTING OF AGRICULTURAL COMMODITY PRICES

Made Larita Ditakristy[1], Deni Saepudin[2], Fhira Nhita[3]

[1]Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom
[2] Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom
[3] Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom
[1]larita.ditakristy@gmail.com, [2]denis7579@gmail.com, [3]farid.alchair@gmail.com

Abstrak

Harga komoditas pertanian yang sangat fluktuatif menimbulkan keraguan bagi para petani untuk mulai menanam. Maka dari itu, diperlukan suatu cara untuk memprediksi harga komoditas pertanian, dimana nantinya prakiraan harga tersebut dapat digunakan sebagai rekomendasi bagi para petani dalam membuat keputusan untuk mulai menanam. Sebelumnya telah dilakukan penelitian untuk prediksi harga komoditas pertanian menggunakan Artificial Neural Network (ANN) dengan arsitektur Time-Delay. Sama halnya dengan penelitian tugas akhir ini akan membangun sistem prediksi harga komoditas pertanian, yaitu cabai merah biasa dan bawang merah untuk 10 minggu kedepan dengan menggunakan arsitektur Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). Dalam membangun sistem RBFNN terdapat kendala dalam merancang arsitektur yang optimal, pada penelitian ini menggunakan trial & error dalam penentuan *input* neuronnya. Hasil pembelajaran dari RBFNN ialah nilai center dan bobot. Hasil dari pembelajaran digunakan untuk menghitung hasil prediksi dari sistem yang kemudian akan dilakukan proses klasifikasi untuk rekomendasi tanam. Performansi sistem dihitung menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Prediksi komoditas pertanian dengan menggunakan RBFNN yang optimal memperoleh performansi akurasi lebih dari 75% untuk komoditas bawang merah sedangkan untuk komoditas cabai merah biasa, performansi akurasi yang diberikan kurang dari 75%. Pada saat proses klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani untuk bawang merah memperoleh akurasi kurang dari 75 %, sedangkan untuk cabai merah biasa lebih dari 75%.

Kata kunci : komoditas pertanian , prediksi, time series, *JST, RBF, MAPE*

Abstract

The prices of agricultural commodities are very fluctuating which raises doubts for farmers to start planting. Therefore, we need a way to predict the price of agricultural commodities, where the latter price forecasts can be used as a recommendation for farmers in making the decision to start planting seeds. Previous research has been conducted to predict the price of agricultural commodities by Artificial Neural Network (ANN) with Time-Delay architecture. Similarly, this research will build prediction system of agricultural commodity prices, which are the red chilis and red onions for 10 weeks ahead by using the architecture of Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). In building the RBFNN system there are constraints in designing the optimal architecture, so that this study using trial and error to determine the input neurons. This system also makes the center value and weight as learning outputs. The learning outputs are used to calculate the predicted results of the system where then will be performed the classification process for planting recommendations. While the performancy system is calculated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The forecasting results of agricultural commodities by using optimal RBFNN provide accuracy performance value more than 75% for red onion commodities, while the red chili commodities is given less than 75% of accuracy performance value. During the process of classification planting recommendation and farmer's prices for red onion commodities obtain less than 75% of accuracy, while the red chili commodities obtain more than 75% of accuracy.

Keywords: agricultural commodities, prediction, time series, ANN, RBF, MAPE.

1. Pendahuluan

Sekarang ini di Indonesia sebagian besar harga kebutuhan pangan tidak terjangkau untuk kalangan masyarakat menengah ke bawah. Petani pun dibuat resah karena terkadang sulit dalam menjual hasil pertaniannya dikarenakan terkadang harga hasil dari pertaniannya tersebut lebih murah dari harga produksinya. Harga komoditas pertanian dapat berubah-ubah setiap waktu yang membuat sulit untuk diprediksi. Makadari itu diperlukan metode untuk menyelesaikan masalah tersebut.

Pada penelitian sebelumnya sudah ada yang membahas tentang prediksi harga komoditas dengan

menggunakan *neural network* dengan arsitektur *Time-Delay*. Pada jurnal ini akan membahas tentang prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN). Dataset Harga pada Kemudian hasil prediksinya akan digunakan untuk memberikan rekomendasi kepada petani untuk menanam atau tidak. Fokus pada jurnal ini adalah prediksi *time series* yang berarti adanya hubungan yang kompleks antara nilai sekarang dengan nilai-nilai sebelumnya.

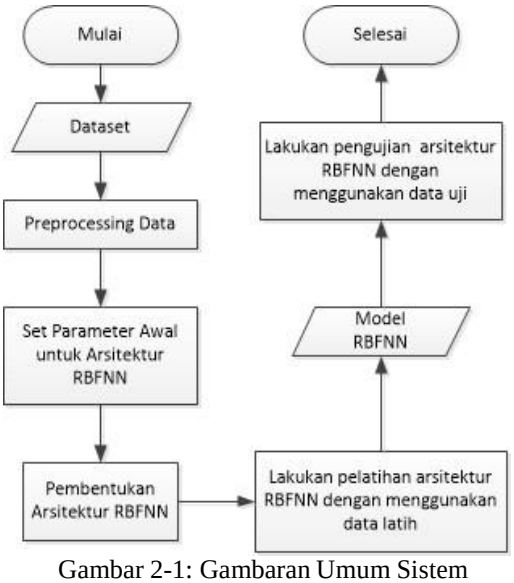
Artificial Neural Network (ANN) adalah prosesor yang tersebar secara parallel (parallel distributed processor) yang sangat besar yang memiliki kecenderungan untuk menyimpan pengetahuan yang bersifat pengalaman dan membuatnya siap untuk digunakan. Ada dua hal dalam ANN yang serupa dengan otak manusia, yaitu pengetahuan yang diperoleh dari proses belajar dan bobot-bobot sebagai kekuatan hubungan antar neuron yang digunakan untuk menyimpan pengetahuan. ANN tidak dirancang untuk menghasilkan keluaran tertentu. Semua keluaran yang dihasilkan dari jaringan tersebut didasarkan pada pengalamannya selama mengikuti proses pembelajaran[13]. Salah satu arsitektur dari ANN adalah *Radial Basis Function* (RBF).

RBFNN merupakan gabungan dari teknik supervised dan unsupervised learning. RBF tidak memproses data masukan pada lapisan *input*. Tetapi masukan tersebut diteruskan sebagai *input* untuk fungsi RBF pada *hidden layer*. Sebuah jaringan RBF memiliki 2 lapisan yaitu lapisan radial basis (unsupervised) dan lapisan berikutnya adalah lapisan linie(supervised). Lapisan radial basis terjadi dari *input* layer ke *hidden layer*. Pada lapisan radial basis ini yang dilakukan adalah mencari nilai center atau pusat untuk disimpan dalam neuron yang tersembunyi. Sedangkan lapisan linier ini berguna untuk mengubah lapisan kelas kompetitif ke dalam klasifikasi target yang didefinisikan. Proses pelatihan RBF dilakukan untuk perbaikan penimbang yang menghubungkan *input layer* dan *hidden layer* dengan *output layer* dari JST [9].

Penelitian ini akan menghasilkan arsitektur RBFNN yang optimal dalam prediksi harga komoditas pertanian cabai merah biasa dan bawang merah. Cabai merah biasa dan bawang merah merupakan komoditas yang sering dikeluhkan oleh masyarakat karena harganya sangat fluktuatif. Kemudian menghasilkan klasifikasi rekomendasi tanam untuk petani agar mengetahui waktu yang baik untuk menanam sehingga dapat meminimumkan kerugian petani.

2. Metodologi

Secara umum, langkah - langkah dalam prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan RBFNN adalah sebagai berikut :



Gambar 2-1: Gambaran Umum Sistem

2.1 *Preprocessing* Data

Dari dataset yang dimiliki ada pun tahapan-tahapan untuk persiapan data agar dataset siap untuk diproses ke dalam jaringan. Pada penelitian ini akan dilakukan normalisasi data dan partisi data. Normalisasi data langkah mengubah data aktual menjadi lebih kecil dari sebelumnya dan memiliki batasan, tapi tidak menghilangkan karakteristik seluruhnya. Nilai range interval yang digunakan ialah [0,1]. Berikut rumus normalisasi data :

$$\frac{(\qquad)}{\qquad} \tag{2.1}$$

Keterangan :

: Nilai data hasil normalisasi
: Nilai data sebelum dinormalisasi
: Nilai minimum data
: Nilai maksimum data

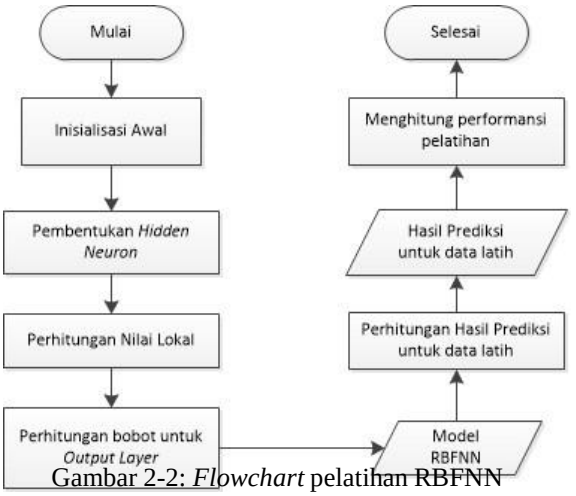
Partisi data adalah membagi keseluruhan data menjadi 2 yaitu data latih dan data uji. Data latih yang digunakan sebesar 66.67 % dari data keseluruhan, sedangkan untuk data uji adalah 33,33 % dari data keseluruhan.

2.2 Set Parameter Awal

Parameter yang digunakan pada RBFNN kali ini ialah jumlah epoch. Jumlah epoch pada sistem ini ialah 10 atau bisa dikatakan 10 kali running, jadi dari MAPE yang dihasilkan setiap epoch dihitung rata-rata hasil MAPEnya dan hasil rata-rata tersebut dijadikan MAPE untuk sistem ini.

2.3 Pembentukan Arsitektur RBFNN

Berikut merupakan *flowchart* pembentukan RBFNN digunakan untuk pelatihan pada penelitian ini :



Gambar 2-2: *Flowchart* pelatihan RBFNN

2.3.1 Inisialisasi

Pada tahap ini yang dilakukan ialah menentukan vektor *input*. Suatu unit data akan terhubung dengan semua neuron *input* yang terdapat dalam *hidden layer*, setelah itu akan diproses sampai menghasilkan keluaran dari sistem. Pada penelitian ini proses penentuan jumlah *input* neuron nya berupa trial and error dengan interval [2,26].

2.3.2 Pembentukan *Hidden* Neuron

Neuron pada arsitektur RBFNN memiliki keunikan dimana banyak neuron dapat mengisi 1 buah *hidden* neuron. Neuron pusat yang berada dalam *hidden layer* ini sering juga disebut neuron *input*. Dimensi dalam neuron *input* harus sama dengan vektor *input*. Pembentukan neuron input dengan metode clustering (K-means). Banyak cluster menandakan jumlah *hidden* neuron dimana jumlah cluster sama dengan jumlah *input* neuron ditambah jumlah *output* neuron [1].

2.3.3 Perhitungan Nilai Lokal

Pada saat menghitung nilai lokal yang harus dihitung terlebih dahulu ialah nilai jarak antara titik data dengan pusat. Setelah didapat nilai jarak, selanjutnya baru dapat menghitung nilai lokal. Pada penelitian tugas akhir ini, nilai lokal dihitung dengan menggunakan fungsi radial basis yang bernama Gaussian function. Adapun fungsi Gaussian dirumuskan dengan :

( ) ( ) (2.2)

Keterangan:

= fungsi radial basis yang berpusat di nilai pusat suatu neuron di dalam lapisan tersembunyi.

= jarak Euclidean antara pusat pada suatu neuron di lapisan tersembunyi dengan vektor *input.*

= √(( ) ( ))

= nilai spread yang menentukan bagaimana sensitivitas fungsi tersebut. Semakin besar maka semakin bertambah sensitivitas fungsi nya. Nilai selalu lebih besar dari 0.

= ——

= jarak terjauh antara pusat satu dengan yang lainnya

= jumlah pusat

Gabungan dari seluruh fungsi radial basis tersebut akan di tulis dalam suatu matrik G, seperti berikut :

[ ] (2.3)

Keterangan:

m = jumlah pusat = jumlah kolom pada matrik G

N = jumlah data = banyaknya baris pada matrik G

2.3.4 Perhitungan Bobot untuk *Output Layer*

Pada tahap ini yang dilakukan ialah menentukan bobot-bobot yang ada diantara *hidden layer* dan *output* layer. Perhitungan bobot pada RBF merupakan bagian *supervised learning* jadi yang diperlukan untuk perhitungan bobot ialah neuron *input* dari *hidden layer* dan target. Metode yang digunakan untuk menghitung bobot untuk lapisan *output* ialah metode *Least Square* [1]. Adapun rumus *Least Square* adalah

( ) (2.4)

Keterangan :

: bobot

: nilai hasil fungsi Radial Basis

: target (data sebenarnya)

2.3.5 Perhitungan Hasil Prediksi untuk Data Latih

Setelah diperoleh bobot tersebut dilanjutkan untuk menghitung hasil prediksi, hasil prediksi tersebut dihitung menggunakan model RBFNN pada lapisan *output*. Pada *output layer* akan menggunakan fungsi linier. Berikut rumus untuk *output layer* yang digunakan :

( ) ∑ N (‖ ( )‖) (2.5)

Keterangan :

( ) : *output* jaringan pada neuron ke-*i* di *output layer*

w : nilai bobot yang masuk ke neuron ke-*i* di *output layer*

m : jumlah neuron di lapisan tersembunyi

: fungsi radial basis yang berpusat di t_k pada neuron ke-*n* di lapisan tersembunyi.

2.3.6 Menghitung performansi pelatihan

Dari model RBFNN didapatkan hasil prediksi dari data latih. Hasil prediksi tersebut akan digunakan untuk menghitung performansi dari RBFNN. Performansi dihitung dengan menggunakan MAPE. Berikut rumus untuk menghitung MAPE :

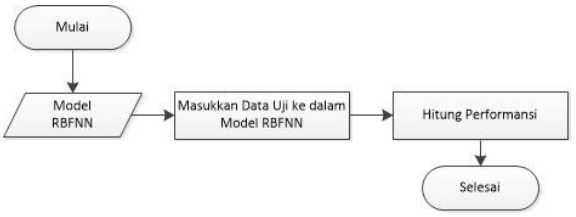
( ) —— ∑ ——— (2.6)

Keterangan :

= Nilai aktual
= Nilai yang diprediksi
n = Jumlah data

2.4 Pengujian RBFNN

Berikut ada *flowchart* dalam menguji sistem RBFNN:



Gambar 2-3: *Flowchart* pengujian RBFNN

2.4.1 Masukkan Data Uji ke dalam model RBF

Data uji yang telah disiapkan langsung dimasukkan ke dalam model agar memperoleh hasil prediksi. Hasil prediksi tersebut akan digunakan untuk melihat performansi

2.4.2 Proses Denormalisasi

Untuk menghitung performansi dari sistem, data yang sudah dinormalisasikan harus dikembalikan ke nilai sebenarnya. Rumus denormalisasi ialah

( )) (2.7)

Keterangan :

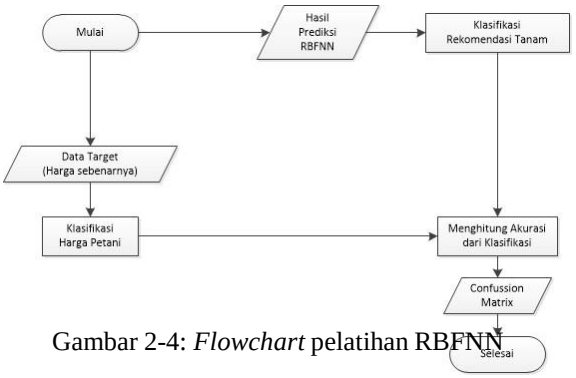
= hasil prediksi belum di denormalisasi ke-n
= hasil prediksi ke-n
= nilai maksimum dari data uji
= nilai minimum dari data uji

2.4.3 Performansi Sistem

Cara menghitung performansi sistem pada proses pengujian ini sama halnya dengan proses pelatihan yaitu menggunakan MAPE.

2.5 Klasifikasi Rekomendasi Tanam dan Harga Petani berdasarkan Biaya Produksi

Berikut merupakan tahapan untuk melakukan klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani:



Gambar 2-4: *Flowchart* pelatihan RBFNN

2.5.1 Klasifikasi Rekomendasi Tanam dan Harga Petani

Cara menghitung biaya produksi per kilogram dengan menggunakan rumus berikut :

—— (2.8)

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 didapat biaya produksi per kilogramnya disesuaikan berdasarkan inflasi per tahun. Rumus yang digunakan dengan menghitung *Future Value* dengan bunga kontinu, berikut adalah rumus menghitung *future value* dengan bunga kontinu :

(2.9)

Keterangan :

FV = Future Value 1 minggu ke depan
r = 1 / jumlah minggu dalam 1 tahun
t = suku bunga atau tingkat inflasi dalam 1 tahun
P = Harga atau Nilai Minggu ini

Biaya produksi yang digunakan untuk klasifikasi adalah biaya produksi yang sudah disesuaikan dengan tingkat inflasi. Dibawah ini merupakan tabel aturan klasifikasinya.

Tabel 3-1: Aturan Penentuan Kelas pada Proses Klasifikasi

Klasifikasi Rekomendasi Tanam	
	Menanam
	Tidak Menanam
Klasifikasi Harga Petani	
	Harga Ekonomis
	Harga Tidak Ekonomis

Keterangan :

HP : Harga Hasil Prediksi / k
BP : Biaya Produksi Komoditas per kilogram
HT : Harga Target (Data Sebenarnya) / k

k : koefisien pembanding harga petani dengan harga pasar
: 2.25 untuk cabai merah biasa
: 2.1 untuk bawang merah

2.5.2 Menghitung Akurasi dari Klasifikasi

Setelah didapat hasil klasifikasi dari data-data tersebut, dilakukan perhitungan akurasi. Untuk menghitung akurasinya dengan menggunakan *Confussion Matrix*. Berikut *Confussion Matrix* yang digunakan pada tugas akhir ini :

Tabel 3-2: *Confussion Matrix*

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	TP	TN
	TM	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 RBFNN

Implementasi RBFNN pada penelitian ini dibagi menjadi 3 bagian yaitu :

(a.) Penentuan jumlah input neuron yang optimal
(b.) Prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan data historis harga komoditas pertanian.
(c.) Prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan data historis harga komoditas pertanian disertai data curah hujan.
(d.) Klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani berdasarkan biaya produksi.

3.1 Penentuan jumlah input neuron terbaik

Pada penelitian ini dilakukan *trial and error* untuk menentukan arsitektur yang optimal. Parameternya adalah jumlah input neuron, dimana dilakukan percobaan dengan interval [2,26]. Berikut hasil arsitektur yang optimal dari percobaan tersebut.

Tabel 3-1 MAPE Pelatihan Terbaik

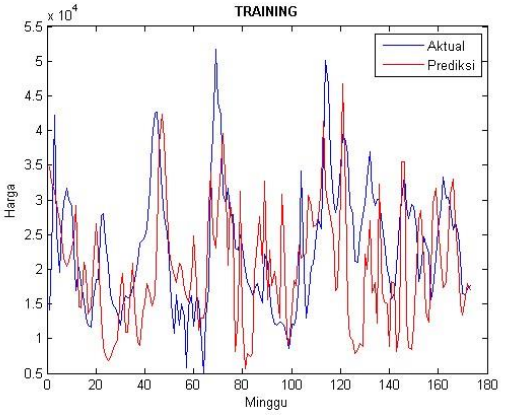
Data Input	Cabai Merah Biasa		Bawang Merah	
	Input Neuron	MAPE	*Input* Neuron	MAPE
Harga	26	37.80	22	19.27
Harga & Curah Hujan	52	40.70	4	21.34

Dalam prediksi dengan data input harga, komoditas cabai merah *input* neuron yang optimal sejumlah 26 neuron sedangkan komoditas bawang merah *input* neuron yang digunakan sejumlah *22* neuron. Dalam prediksi dengan data input harga dan curah hujan, komoditas cabai merah yang digunakan sejumlah 52 neuron terdiri dari 26 data harga cabai merah biasa dan 26 data curah hujan sedangkan komoditas bawang merah *input* neuron yang digunakan sejumlah 4 neuron terdiri dari 2 data harga bawang merah dan 2 data curah hujan.

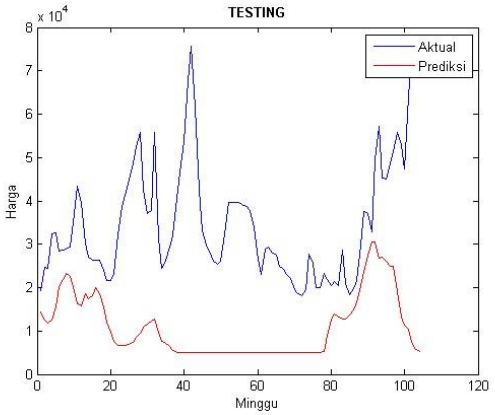
3.2 Prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan data historis harga komoditas pertanian.

Pada prediksi harga komoditas pertanian yang hanya menggunakan data historis harga sebagai *input* neuronnya ini telah dilakukan beberapa percobaan dengan *input* neuron antara 2-26. *Input* neuron ini menandakan berapa minggu data yang dibutuhkan untuk memprediksi 10 minggu kedepan. Setelah dilakukan *trial and error*, didapatkan MAPE pelatihan terbaik untuk komoditas cabai merah terletak pada saat *input* neuron berjumlah 26 yaitu 37.80296. dan MAPE pelatihan terbaik untuk komoditas bawang merah terletak pada saat *input* neuron berjumlah 22 yaitu 19.27372.

Berikut akan ditampilkan gambar hasil prediksi beserta data aktual/ sebenarnya untuk komoditas cabai merah biasa pada saat pelatihan dan pengujian:



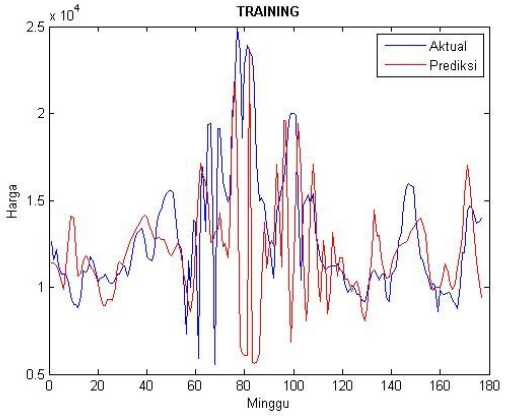
Gambar 3-1: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Cabai Merah Biasa dalam Proses Pelatihan



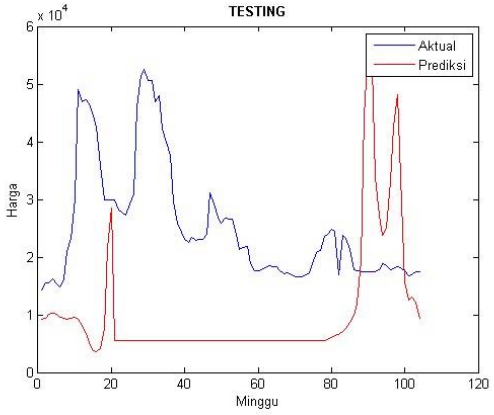
Gambar 3-2: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Cabai Merah Biasa dalam Proses Pengujian

MAPE pengujian yang dihasilkan dalam prediksi cabai merah biasa diatas sebesar 63.51116.

Berikut akan ditampilkan gambar hasil prediksi beserta data aktual / sebenarnya untuk komoditas bawang merah pada saat pelatihan dan pengujian



Gambar 3-4: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Bawang Merah dalam Proses Pelatihan



Gambar 3-4: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Bawang Merah dalam Proses Pengujian

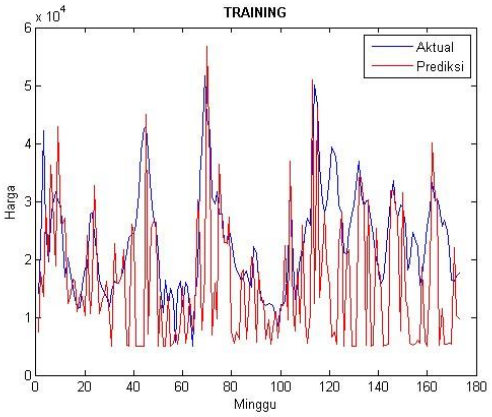
MAPE pengujian dari hasil prediksi diatas sebesar 74.85033.

Setelah ini semua akurasi yang sudah didapat pada prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan RBFNN dengan *input* data berupa harga komoditas pertanian akan dibandingkan dengan akurasi dari prediksi harga komoditas pertanian dengan *input* data berupa harga komoditas pertanian disertai data curah hujan.

3.3 Prediksi harga komoditas pertanian dengan menggunakan data historis harga komoditas pertanian disertai data curah hujan.

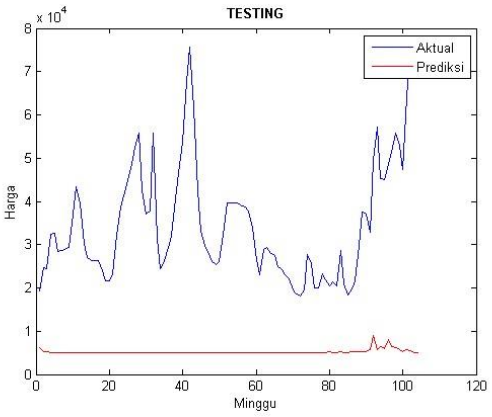
Pada prediksi harga komoditas pertanian yang menggunakan data historis harga disertai data curah hujan sebagai *input* neuronnya juga akan dilakukan beberapa percobaan dengan *input* neuron antara 2-26. Karena terdapat variabel tambahan jadi jumlah *input* neuron sujmlah 2 kali lipat dari sebenarnya. Setelah dilakukan *trial and error*, didapatkan MAPE pelatihan terbaik untuk komoditas cabai merah terletak pada saat *input* neuron berjumlah 52 yang terdiri dari 26 data harga cabai merah biasa dan 26 data curah hujan sebesar 40,70076. dan MAPE pelatihan terbaik untuk komoditas bawang merah terletak pada saat *input* neuron berjumlah 4 terdiri dari 2 data harga bawang merah dan data curah hujan sebesar 21.18356.

Berikut ditampilkan gambar hasil prediksi beserta data aktual / sebenarnya untuk komoditas cabai merah biasa yang disertai data curah hujan pada saat pelatihan dan pengujian:



Gambar 3-5: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Cabai Merah Biasa dalam Proses Pelatihan (*input* disertai data curah hujan)

MAPE lebih besar dibanding dengan MAPE hasil prediksi cabai merah biasa yang tidak disertai curah hujan.

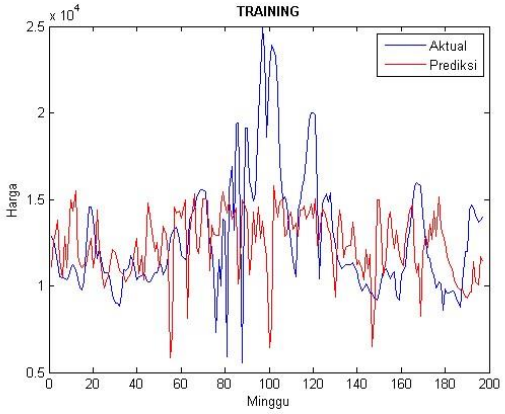


Gambar 3-6: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Cabai Merah Biasa dalam Proses Pengujian (*input* disertai data curah hujan)

MAPE pengujian yang dihasilkan dalam prediksi cabai merah biasa yang terlihat pada gambar diatas sebesar 83.10327. MAPE pengujian yang sangat besar ini melebihi MAPE pengujian pada saat prediksi harga komoditas tanpa menggunakan data curah hujan.

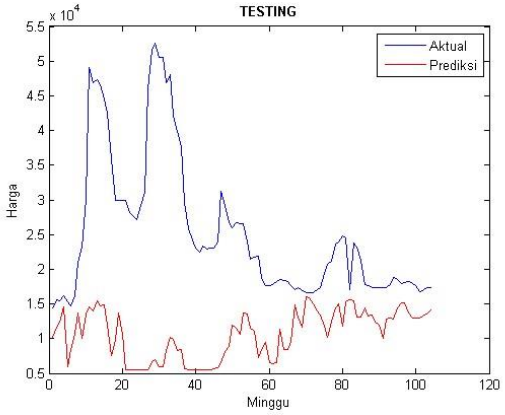
Berikut akan ditampilkan gambar hasil prediksi beserta data aktual / sebenarnya untuk komoditas

bawang merah yang disertai data curah hujan pada saat pelatihan dan pengujian



Gambar 3-7: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Bawang Merah dalam Proses Pelatihan (*input* disertai data curah hujan)

MAPE pelatihan dapat dikatakan cukup rendah hanya saja apabila dibandingkan dengan prediksi harga komoditas pertanian tanpa disertai data curah hujan.



Gambar 3-8: Grafik Data Harga Aktual dan Hasil Prediksi Bawang Merah dalam Proses Pengujian (*input* disertai data curah hujan)

Grafik yang dihasilkan sama halnya dengan pengujian pada komoditas cabai merah biasa dimana MAPE pengujian yang dihasilkan cukup tinggi yaitu sebesar 53.20241. Ternyata MAPE testing untuk prediksi harga bawang merah lebih tinggi apabila menggunakan tambahan data curah hujan.

Setelah didapat seluruh akurasi diatas, dapat diketahui bahwa secara umum hasil prediksi lebih baik apabila hanya menggunakan harga komoditas pertanian sebagai data *input*. Karena yang terjadi curah hujan membuat hasil prediksi jauh dari harga sebenarnya. Sehingga dapat dikatakan bahwa curah hujan tidak mempengaruhi curah hujan dikarenakan performansi dari sistem menjadi menurun ketika ditambah variabel curah hujan. Apabila diperhatikan kembali dalam masa tanam komoditas pertanian cabai merah biasa dan bawang merah memang memerlukan air, salah satunya dari hujan. Namun pada penelitian ini data harga yang didapat merupakan rata-rata harga pasar di Kota Bandung bukan harga langsung dari produsen. Komoditas pertanian yang berada dipasar tidak dapat dipastikan berasal dari dalam Provinsi Jawa Barat, mungkin saja komoditas tersebut didapat dari luar Provinsi Jawa Barat, hal ini mungkin membuat curah hujan Kabupaten Bandung tidak mempengaruhi prediksi harga itu sendiri.

Secara keseluruhan performansi sistem pada saat pengujian sangatlah rendah. Pada data sebenarnya memang terjadi kenaikan harga yang sangat drastis pada tahun 2013-2014 yang merupakan data pengujian pada sistem ini. Maka dari itu nilai *center* dan bobot yang digunakan pada pengujian tidak menghasilkan prediksi yang sesuai dengan data pengujian. Hal ini yang membuat performansi pada saat pelatihan dan pengujian memiliki selisih yang besar. Selain itu data yang digunakan dalam sistem kurun waktunya kurang panjang hanya 6 tahun dimana sampel data harga ini merupakan data yang sulit diprediksi atau dapat dikatakan data random. Karena itulah yang lebih diperhatikan dalampenelitian tugas akhir ini sebagai performansi sistem adalah hasil pelatihan bukan pengujian.

Setelah diprediksi akan dilakukan juga klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani.

3.4 Klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani berdasarkan biaya produksi.

Berikut ini merupakan beberapa tabel confussion matrix dalam klasifikasi rekomendasi tanam dan harga petani berdasarkan biaya produksinya:

a. Klasifikasi Cabai Merah Biasa

Tabel 3-2: Confussion matrix untuk Klasifikasi komoditas Cabai Merah Biasa pada proses pelatihan

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	98.8	0.57
	TM	0.57	0

Tabel 3-3: Confussion matrix untuk Klasifikasi komoditas Cabai Merah Biasa pada proses pelatihan (*input* disertai data curah hujan)

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	75.7	0.57
	TM	23.6	0

Akurasi rekomendasi menanam dan harga ekonomis ditambah rekomendasi tidak menanam harga tidak ekonomis. Akurasi menunjukkan sebesar 98.8 % rekomendasi menanam dan harga ekonomis akurasi lebih baik dibanding hasil prediksi harga komoditas cabai merah biasa. Akurasi klasifikasi yang disertai data curah hujan menunjukkan sekitar 75.7 % rekomendasi menanam dan harga ekonomis

akurasi lebih rendah dibanding klasifikasi tanpa disertai data curah hujan.

Selain data pelatihan, data pengujian juga diklasifikasikan dimana hasilnya sebagai berikut :

Tabel 3-4: *Confussion matrix* untuk Klasifikasi komoditas Cabai Merah Biasa pada proses pengujian

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	52.8	0
	TM	47.1	0

Tabel 3-5: *Confussion matrix* untuk Klasifikasi komoditas Cabai Merah Biasa pada proses pengujian (*input* disertai data curah hujan)

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	1.92	0
	TM	98.0	0

Akurasi pengujiannya diatas 52.88 %, sama halnya pada proses pelatihan dimana akurasi yang dihasilkan lebih baik dibanding hasil prediksi harga komoditas cabai merah biasa. Akurasi pengujian pada hasil klasifikasi yang disertai data curah hujan sebesar 1.9 %, sama halnya pada proses pelatihan dimana akurasi yang dihasilkan lebih rendah dibanding klasifikasi tanpa curah hujan. Bahkan rendah sekali karena hampir seluruh data mengalami kesalahan klasifikasi.

b. Komoditas Bawang Merah

Tabel 3-6 *Confussion matrix* untuk Klasifikasi komoditas Bawang Merah pada proses pelatihan

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	47.4	12.4
	TM	15.8	24.2

Tabel 3-7 *Confussion matrix* untuk Klasifikasi komoditas Bawang Merah pada proses pelatihan (*input* disertai data curah hujan)

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	55.3	21.3
	TM	10.6	12.6

Akurasi menunjukkan sekitar 47.46 % rekomendasi menanam – harga ekonomis dan Akurasi rekomendasi tidak menanam – harga tidak ekonomis sebesar 24.29%, jadi akurasi keseluruhan sekitar 71.75 %, berbeda halnya dengan cabai merah biasa dimana akurasi klasifikasi lebih baik dari akurasi prediksi, sedangan pada komoditas bawang merah ini akurasi klasifikasi lebih buruk dari hasil prediksinya. Akurasi yang disertai data curah hujan menunjukkan sekitar 68.01 % yang merupakan hasil dari akurasi rekomendasi menanam – harga ekonomis ditambah akurasi rekomendasi tidak menanam – harga tidak ekonomis. berbeda halnya dengan cabai merah biasa dimana akurasi klasifikasi lebih baik dari akurasi prediksi, sedangan pada komoditas bawang merah ini akurasi klasifikasi lebih buruk dari hasil prediksinya.

Sama halnya dengan komoditas cabai merah selain data pelatihan, data pengujian juga diklasifikasikan.

Tabel 3-8 *Confussion matrix* untuk Klasifikasi komoditas Bawang Merah pada proses pengujian

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	14.4	0
	TM	85.5	0

Tabel 3-9 *Confussion matrix* untuk Klasifikasi komoditas Bawang Merah pada proses pengujian (*input* disertai data curah hujan)

Klasifikasi		H_Petani	
		E	TE
Rek_Tanam	M	22.1	0
	TM	77.8	0

Akurasi klasifikasi hanya sebesar 14.42 % untuk rekomendasi menanam – harga ekonomis. Sama halnya pada saat pelatihan dimana komoditas bawang merah memiliki akurasi yang lebih buruk pada saat klasifikasi dibanding pada saat prediksi harga komoditas. Akurasi klasifikasi yang disertai data curah hujan hanya sebesar 22.11 % untuk rekomendasi menanam – harga ekonomis. Akurasi klasifikasinya lebih besar dengan hasil klasifikasi tanpa disertai curah hujan, hal ini sama dengan akurasi pengujian prediksi harga bawang merah sebelumnya dimana pada saat pengujian lebih baik saat menggunakan *input* tambahan curah hujan.

RBFNN memiliki kelebihan dalam proses klasifikasi, hanya saja pada penelitian tugas akhir ini, proses klasifikasinya hanya sederhana tidak menggunakan metode khusus untuk menjalankannya. Klasifikasi untuk komoditas cabai merah biasa memiliki akurasi yang lebih baik dibanding akurasi prediksinya, berbeda dengan bawang merah. Akurasi klasifikasi bawang merah lebih rendah dibanding dengan hasil prediksi. Hal ini dikarenakan biaya produksi untuk komoditas cabai merah biasa lebih rendah dibanding biaya produksi bawang merah. Hal tersebut menyebabkan klasifikasi cabai merah biasa lebih mengarah ke rekomendasi menanam dan harga ekonomis dan juga menghasilkan akurasi yang baik. Biaya produksi bawang merah cukup tinggi namun pada kenyataannya bawang merah sering mengalami penurunan harga di pasar, jadi hasil akurasi klasifikasinya tidak lebih baik dari akurasi hasil prediksinya.

Secara keseluruhan klasifikasi lebih baik pada saat *input* data menggunakan data harga komoditas pertanian saja tanpa data curah hujan. Walaupun pada saat pengujian prediksi harga bawang merah lebih baik jika menggunakan data tambahan curah hujan, mungkin hal ini tidak dapat berpengaruh karena seperti yang sudah dikatakan sebelumnya bahwa yang diutamakan pada sistem ini adalah performansi dari pelatihan bukan pengujian.

4. Kesimpulan

Setelah dilakukan beberapa pengujian, adapun berikut hal-hal yang dapat disimpulkan dari penelitian tugas akhir ini:

a. *Input* neuron terbaik untuk prediksi harga komoditas dengan data harga historis, dilakukan dengan *trial and error*. Untuk komoditas cabai merah *input* neuron yang digunakan sejumlah 26 neuron sedangkan komoditas bawang merah *input* neuron yang digunakan sejumlah *22* neuron. MAPE yang dihasilkan dari arsitektur yang optimal ialah 19.27 untuk prediksi harga komoditas bawang merah sedangkan untuk prediksi komoditas cabai merah besar adalah 37.80.
b. *Input* neuron terbaik untuk prediksi harga komoditas dengan data harga historis disertai curah hujan adalah *input* neuron untuk komoditas cabai merah yang digunakan sejumlah 52 neuron terdiri dari 26 data harga cabai merah biasa dan 26 data curah hujan sedangkan komoditas bawang merah *input* neuron yang digunakan sejumlah 4 neuron terdiri dari 2 data harga bawang merah dan 2 data curah hujan. MAPE yang dihasilkan dari arsitektur yang optimal ialah 21.18 untuk prediksi harga komoditas bawang merah sedangkan untuk prediksi komoditas cabai merah besar adalah 40.70.
c. *Input* neuron yang optimal adalah data historis harga komoditas tanpa data curah hujan. Curah hujan tidak memiliki pengaruh terhadap prediksi harga komoditas pertanian karena performansi yang dihasilkan sistem menurun ketika prediksi dilakukan disertai dengan data curah hujan.
d. Prediksi komoditas pertanian dengan menggunakan RBFNN memperoleh performansi akurasi lebih dari 75% untuk komoditas bawang merah sedangkan untuk komoditas cabai merah besar performansi akurasi yang diberikan kurang dari 75%. Pada saat proses klasifikasi, rekomendasi tanam – harga petani untuk bawang merah memperoleh akurasi kurang dari 75 %, sedangkan untuk cabai merah biasa lebih dari 75%.

5. Saran

a. Performansi sistem dapat ditingkatkan dengan melakukan optimasi untuk nilai center dalam arsitektur RBF dengan algoritma atau metode lain, hal ini dikarenakan nilai center pada RBFNN sangat mempengaruhi keseluruhan sistem.
b. Pada penelitian selanjutnya untuk prediksi harga komoditas pertanian ada baiknya menambahkan faktor lain selain data historis, seperti tingkat inflasi. Inflasi merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi harga, sehingga dengan ditambahnya tingkat inflasi akan membuat harga lebih stabil lebih mudah diprediksi.

Daftar Pustaka:

[1] Shamsul Faisal Mohd Hussein, Mohd Badril Nor Shah, Mohd Razi Abd Jalal & Shahrum Shah Abdullah. 2011. "*Gold Price Prediction Using Radial Basis Function Neural Network*". 4th International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization (ICMSAO 2011), pp. 1-11.

[2] Henry L, Titus Lo.2014. *A Forecasting of Weather Data in Indonesia Using Evolving Neural Network on Genetic Algorithm*. The Second International Conference on Technological Advances in Electrical, Electronics and Computer Engineering (TAEECE 2014), pp.78-82.

[3] Girish K. Jha & Kanchan Sinha,.2013. *Agricultural Price Forecasting Using Neural Network Model: An Innovative Information Delivery System.* Agricultural Economics Research Review Vol. 26 (No.2). pp. 229-239

[4] Redaksi AgroMedia. 2011. Petunjuk Praktis Bertanam"Bawang". PT AgroMedia Pustaka. Jakarta.

[5] Ir. Final Prajnanta. 2010. Pertanian – Tanaman Sayur "38 Kiat Sukses Bertanam Cabai di Musim Hujan". Penerbit PENEBAR SWADAYA. Jakarta.

[6] Diyah Puspitaningrum. 2006. *Neural Network* (*Computer*) "Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan". Penerbit ANDI. Yogyakarta.

[7] Ridha Adjie Eryadi. 2009. *Implementation of Principal Component Analysis (PCA) and Radial Basis Function (RBF) Method for Facial Expression Recognition.*Skripsi. Program Sarjana Institut Teknologi Telkom. Bandung.

[8] Nurita Amalina. 2014. *Matlab Simulation on Detection of Granuloma Dental Disease using Principal Component Analysis and S-Transform from Periapical Radiograph with Radial basis Functiion Method*. Skripsi. Program Sarjana Institut Teknologi Telkom. Bandung.

[9] Siska Riantini Arif.2008. *Brain Tumor Detection in Magnetic Resonance Imaging (MRI) based on Radial Basis Function (RBF) Neural Network*. Skripsi. Program Sarjana Institut Teknologi Telkom. Bandung.

[10] Indrabayu, Nadjamuddin Harun, M. Saleh Pallu, Andani Achmad & Fikha C.L. 2012. Prediksi Curah Hujan Dengan Jaringan Saraf Tiruan. Vol. 6 PROSIDING 2012. pp. 1-8

[11] Kamus Besar Bahasa Indonesia [Online] Available at: http:// http://badanbahasa.kemdikbud.go.id/kbbi/ [Accessed 15 Maret 2015]

[12] Dr S Kumar Chandar, Dr. M. Sumathi, Dr S. N. Sivanandam. 2015. *Crude Oil Using a Hybrid Radial Basis Function Network*. Journal of Thoretical an Applied Information Technology (JATIT). Vol.72 No.2

[13] Suyanto. 2007. *Artificial Intteligence* "Searching, Reasoning, Planning and Learning". Penerbit INFORMATIKA. Bandung

[14] Darma Putra. 2010. "Pengolahan Citra Digital". Penerbit ANDI. Yogyakarta

[15] Singgih Wibowo.2009."Budi Daya Bawang".Penerbit Penebar Swadaya. Jakarta

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

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

[18] Setiadi.2009."Bertanam Cabai di Lahan dan Pot".Penerbit Penebar Swadaya. Jakarta

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