

# Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia

Devi Monika<sup>1</sup>, Mochammad Wahyudi<sup>2</sup>, Widodo Saputra<sup>1</sup>, Muhammad Ridwan Lubis<sup>3</sup>, Solikhun<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Manajemen Informatika, AMIK Tunas bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

<sup>2</sup> Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia

<sup>3</sup> Program Studi Komputerisasi Akuntansi, AMIK Tunas bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: <sup>1</sup>monicadevi@gmail.com, <sup>2</sup>wahyudi@bsi.ac.id, <sup>1</sup>widodosaputra@amiktunasbangsa.ac.id,

<sup>3</sup>ridwanlubis@amiktunasbangsa.ac.id, <sup>1\*</sup>solikhun@amiktunasbangsa.ac.id

**Abstrak**—Tanaman cabai merupakan bumbu pelengkap masakan. Harga cabai selalu mengalami fluktuatif. Tercatat dari tahun 2012 hingga tahun 2017, produksi tanaman cabai besar(ton) pada setiap provinsinya mengalami fluktuatif. Pemerintah membutuhkan sebuah prediksi ketersediaan tanaman cabai berdasarkan provinsi di Indonesia untuk meningkatkan ketahanan pangan di Indonesia khususnya produksi cabai. Penelitian ini memberikan kontribusi bagi pemerintah untuk dapat memprediksi ketersediaan tanaman cabai berdasarkan provinsi di Indonesia kedepan. Data yang digunakan adalah data dari Badan Statistik Nasional melalui website [www.bps.go.id](http://www.bps.go.id). Data tersebut adalah data ketersediaan tanaman cabai berdasarkan provinsi di Indonesia tahun 2012 sampai dengan tahun 2017. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah Jaringan Saraf Tiruan dengan metode *Backpropagation*. Variabel masukan (*input*) yang digunakan adalah data tahun 2012 (X1), data tahun 2013 (X2), data tahun 2014 (X3), dan data tahun 2015 (X4) dengan model arsitektur pelatihan dan pengujian sebanyak 4 arsitektur yakni 4-2-1, 4-3-1, 4-4-1 dan 4-5-1. Data target diambil dari data tahun 2016 (T). Keluaran yang dihasilkan adalah pola terbaik dari arsitektur JST. Model arsitektur terbaik adalah 4-5-1 dengan epoch 670, MSE 0,010651 dan tingkat akurasi 99,97. Dari model ini maka dihasilkan prediksi pendapatan ketersediaan tanaman cabai berdasarkan provinsi di Indonesia. Dengan model arsitektur 4-5-1, dapat melakukan prediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Propinsi dengan menunjukkan performa 90.625%.

**Kata Kunci:** Pendapatan Ketersediaan Tanaman Cabai, JST, Backpropagation, Prediksi dan Teknologi

## 1. PENDAHULUAN

Komoditas cabai bukan termasuk pangan pokok bagi masyarakat Indonesia, akan tetapi perannya sebagai bumbu pelengkap masakan, ditunjang harganya yang selalu fluktuatif, tak jarang cabai menyumbang inflasi bagi perekonomian nasional. Komoditas cabai di Indonesia terdiri dari berbagai varian, diantaranya cabai besar yang terdiri dari cabai merah besar dan cabai merah keriting, serta cabai rawit yang terdiri dari cabai rawit hijau dan cabai rawit merah. Diantara varian tersebut, cabai merah keriting adalah cabai yang paling sering dikonsumsi oleh masyarakat. Dari sisi harga, cabai rawit merah adalah komoditas yang paling fluktuatif, tak jarang harganya melebihi Rp 100.000/kg terutama di musim paceklik.

Profil Komoditas cabai ini bertujuan untuk memberikan ulasan mengenai keragaman tata niaga komoditas cabai nasional diantaranya perkembangan ketersediaan komoditas cabai nasional, perkembangan harga komoditas cabai nasional, perkembangan distribusi komoditas cabai nasional, perkembangan konsumsi komoditas cabai nasional, perkembangan ekspor-impor cabai nasional serta analisa kebijakan dan regulasi cabai nasional. Analisis ketersediaan komoditas cabai ini akan diulas dan dibahas dalam penelitian ini. Tujuannya sebagai salah satu upaya untuk mendapatkan gambaran kondisi dan model peramalan neraca kebutuhan dan ketersediaan pasokan yang akurat sehingga hasil analisis akan dapat digunakan dalam menetapkan kebijakan yang tepat.

Melihat permasalahan yang cukup kompleks tersebut, tentunya dibutuhkan suatu metode yang dapat lebih efektif dalam memprediksi ketersediaan produksi cabai berdasarkan provinsi dalam pemenuhan kebutuhan bahan masak pangan di Indonesia. Adapun metode yang akan digunakan dalam memprediksi ketersediaan komoditas cabai berdasarkan provinsi di Indonesia penelitian menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Dan peneliti dalam penerapannya menggunakan sebuah teknik peramalan yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi yaitu *backpropagation*. Dengan menggunakan teknik ini dimaksudkan untuk membuat sebuah sistem yang dapat memprediksi ketersediaan produksi cabai berdasarkan provinsi di Indonesia. Diharapkan melalui sistem ini dapat membantu pemerintah dalam memprediksi ketersediaan produksi cabai berdasarkan provinsi di Indonesia dan mampu meningkatkan ketahanan pangan di Indonesia khususnya produksi cabai.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### a. Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*)

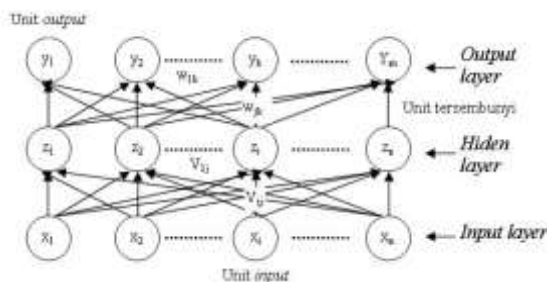
Kecerdasan buatan atau disebut juga Artificial Intelligence (AI) merupakan salah satu bagian dari ilmu komputer yang mempelajari bagaimana membuat mesin (komputer) dapat melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan oleh manusia bahkan bisa lebih baik daripada yang dilakukan manusia[1].

### b. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah paradigma pemrosesan suatu informasi yang terinspirasi oleh sistem sel syaraf biologi. Jaringan ini biasanya diimplementasikan dengan menggunakan komponen elektronik atau disimulasikan pada aplikasi komputer[2].

### c. Arsitektur Backpropogation

Backpropagation memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih lapis tersembunyi. Pada gambar 2.7 di bawah adalah arsitektur Backpropagation dengan  $n$  buah masukan ( $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ ) ditambah sebuah bias, sebuah lapis tersembunyi yang terdiri dari  $j$  unit ditambah sebuah bias, serta  $k$  buah unit keluaran[3]



Gambar 1. Arsitektur Backpropogation dengan 3 layer

Simbol-simbol yang digunakan ini tidaklah mutlak, bisa saja berganti dengan simbol-simbol yang lainnya asalkan fungsi logika yang dimaksudkannya tetap sama. Secara sederhana dapat dikatakan bahwa jika output memberikan hasil yang salah, maka penimbang (bobot) dikoreksi supaya *error*-nya (galat) dapat diperkecil dan respon jaringan selanjutnya diharapkan akan lebih mendekati harga yang benar.

### d. Langkah-Langkah Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Langkah-langkah dalam Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation meliputi tiga fase yaitu :

#### 1. Fase I : Propagasi Maju

Selama propagasi maju, sinyal masukan ( $= x_i$ ) dipropagasikan ke lapis tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Keluaran dari setiap unit lapis tersembunyi ( $= z_j$ ) tersebut selanjutnya dipropagasikan maju lagi ke lapis tersembunyi di atasnya menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Demikian seterusnya hingga menghasilkan keluaran jaringan ( $= y_k$ ). Berikutnya, keluaran jaringan ( $= y_k$ ) dibandingkan dengan target yang harus dicapai ( $= tk$ ). Selisih  $tk-y_k$  adalah kesalahan yang terjadi. Jika kesalahan ini lebih kecil dari batas toleransi yang ditentukan, maka iterasi dihentikan. Akan tetapi apabila kesalahan masih lebih besar dari batas toleransinya, maka bobot setiap garis dalam jaringan akan dimodifikasikan untuk mengurangi kesalahan yang terjadi.

#### 2. Fase II : Propagasi Mundur

Berdasarkan kesalahan  $tk-y_k$ , dihitung faktor  $\delta_k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ) yang dipakai untuk mendistribusikan kesalahan di unit  $y_k$  ke semua unit tersembunyi yang terhubung langsung dengan  $y_k$ .  $\delta_k$  juga dipakai untuk mengubah bobot garis yang menghubungkan langsung dengan unit keluaran. Dengan cara yang sama, dihitung  $\delta_j$  di setiap unit di lapis tersembunyi sebagai dasar perubahan bobot semua garis yang berasal dari unit tersembunyi di lapis di bawahnya. Demikian seterusnya hingga faktor  $\delta$  di unit tersembunyi yang berhubungan langsung dengan unit masukan dihitung.

#### 3. Fase III : Perubahan Bobot

Setelah semua faktor  $\delta$  dihitung, bobot semua garis dimodifikasi bersamaan. Perubahan bobot suatu garis didasarkan atas faktor  $\delta$  neuron dilapis atasnya. Sebagai contoh, perubahan bobot garis yang menuju ke lapis keluaran didasarkan atas dasar  $\delta_k$  yang ada di unit keluaran. Ketiga fase tersebut diulang ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Umumnya kondisi penghentian yang sering dipakai adalah jumlah iterasi atau kesalahan. Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan, atau jika kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang diijinkan [4].

Algoritma pelatihan untuk jaringan Backpropagation dengan satu layar tersembunyi (dengan fungsi aktivasi sigmoid biner) adalah [5]:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil.

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum dipenuhi, lakukan langkah 2-8.

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3-8.

Langkah 3 : Langkah 3 (langkah 3-5 merupakan fase 1).

Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya.

Langkah 4 : Hitung semua keluaran di unit tersembunyi  $z_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ).

$$Z_{net_j} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji}$$

$$Z_j = f(Z_{net_j}) = \frac{1}{1 + \exp(-z_{net_j})}$$

Langkah 5 : Hitung semua keluaran jaringan di unit keluaran  $y_k$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ) :

$$y_{net_k} = W_{k0} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{kj}$$

Menghitung kembali sesuai dengan fungsi aktivasi:

$$y_k = f(y_{net_k})$$

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp(-y_{net_k})}$$

Langkah 6 : (langkah 6-7 merupakan fase 2)

Hitung faktor  $\delta$  unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran  $y_k$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ).

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k)$$

$t_k = target$

keluaran  $\delta_k$  merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar di bawahnya.

Hitung perubahan bobot  $w_{kj}$  dengan laju pemahaman  $\alpha$ .

$$\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k z_j, k = 1, 2, \dots, m, j = 0, 1, \dots, p$$

Langkah 7 : Hitung faktor  $\delta$  unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi  $z_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ )

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{kj}$$

Faktor  $\delta$  unit tersembunyi.

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(Z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j)$$

Hitung suku perubahan bobot  $v_{ji}$ .

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_j x_i, j = 1, 2, \dots, p, i = 0, 1, \dots, n$$

Langkah 8 : Hitung semua perubahan bobot. Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran, yaitu

$$W_{kj}(baru) = W_{kj}(lama) + \Delta W_{kj},$$

$$k = 1, 2, \dots, m, j = 0, 1, \dots, p$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi, yaitu:

$$V_{ji}(baru) = V_{ji}(lama) + \Delta V_{ji},$$

$$j = 1, 2, \dots, p, i = 0, 1, \dots, n$$

### e. Karakteristik Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan memiliki beberapa karakteristik yang unik, diantaranya adalah :

1. Kemampuan untuk belajar
2. Kemampuan untuk mengeneralisasi
3. Kemampuan untuk menyelesaikan permasalahan yang tidak bisa atau kurang baik bila dimodelkan sebagai sistem linier, yang menjadi persyaratan pada beberapa metode peramalan lainnya, seperti model data deret waktu (*time series model*) [6].

## 3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

### a. Pendefinisian Input dan Target

Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia akan diolah oleh Jaringan Saraf Tiruan dengan metode *backpropogation*. Agar data dapat dikenali oleh Jaringan Saraf Tiruan, maka data harus direpresentasikan ke dalam bentuk numerik antara 0 sampai dengan 1, baik variabel maupun isinya yang merupakan masukan data Ketersediaan Tanaman Cabai Berbagai Provinsi di Indonesia sebagai pengenalan pola dan keluaran yang merupakan prediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia yang diperoleh dari model arsitektur terbaik pada saat penentuan pola terbaik. Hal ini dikarenakan jaringan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner (logsig) yang rangenya dari 0 sampai 1. Nilai-nilai yang digunakan diperoleh berdasarkan kategori dari masing-masing variabel selain juga untuk memudahkan mengingat dalam pendefinisannya.

### b. Pendefinisian Input

Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia adalah kriteria yang menjadi acuan dalam pengambilan keputusan pada penilaian dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Variabel ditentukan dengan cara melihat ketergantungan data terhadap penelitian yang dilakukan. Kriteria yang digunakan berdasarkan Data Badan Pusat Statistik Nasional dari website url: [www.bps.go.id](http://www.bps.go.id). Adapun daftar variabel dalam memprediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia tabel 1 :

**Tabel 1.** Daftar Kriteria Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia

No	Variabel	Nama Kriteria
1	X1	Tahun 2012
2	X2	Tahun 2013
3	X3	Tahun 2014
4	X4	Tahun 2015

Sumber : Badan Pusat Statistik Nasional

Data input diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Nasional tentang Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia. Data sampel yang digunakan adalah Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia Tahun 2012 sampai Tahun 2017 yang terdiri dari 32 yang lengkap data dan masing masing data memiliki 4 variabel dan 1 target.

Data ini nantinya akan ditransformasikan ke sebuah data antara 0 sampai 1 sebelum dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan Jaringan Saraf Tiruan metode *backpropagation* dengan rumus :

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1$$

### c. Pendefinisian Target

Adapun data target adalah Data Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia Tahun 2017.

### d. Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan dengan bantuan Matlab 2011 aplikasi perangkat lunak. Sampel Data adalah Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia. Data ini akan digunakan pada data pelatihan dan data pengujian. Sampel data yang telah diproses dan ditransformasikan adalah sebagai berikut :

### e. Perancangan Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan yang digunakan untuk dalam memprediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia dengan *backpropagation* dengan langkah pembelajaran *feedforward*. Jaringan ini memiliki beberapa lapisan, yaitu lapisan masukan (*input*), lapisan keluaran (*output*) dan beberapa lapisan tersembunyi (*hidden*). Lapisan tersembunyi tersebut membantu jaringan untuk dapat mengenali lebih banyak pola masukan dibandingkan dengan jaringan yang tidak memiliki lapisan tersembunyi. Parameter-parameter dalam pembentukan jaringan *backpropagation* menggunakan 4 variabel masukan, 1 atau lebih lapisan tersembunyi dan 1 lapisan keluaran. Adapun model arsitektur yang digunakan untuk mendapatkan arsitektur terbaik adalah 4-2-1, 4-3-1, 4-4-1 dan 4-5-1.

Jaringan Saraf yang akan dibangun adalah algoritma propagasi balik (*backpropagation*) dengan fungsi aktivasi *Sigmoid*. Fungsi aktivasi dalam Jaringan Saraf Tiruan dipakai untuk proses perhitungan terhadap nilai aktual *output* pada *hidden layer* dan menghitung nilai aktual *output* pada *output layer*.

### f. Pendefinisian Output

Hasil yang diharapkan pada tahap ini adalah deteksi pola menentukan nilai terbaik untuk memprediksi Ketersediaan tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia. Hasil pengujian adalah sebagai berikut :

- Untuk mengetahui prediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia tentu saja didasarkan pada Data Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia.
- Output dari prediksi ini adalah pola arsitektur terbaik dalam memprediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia. dengan melihat *error minimum*.
- Kategorisasi Output pelatihan (*train*) dan pengujian (*test*)

Kategori untuk output ditentukan oleh tingkat *error minimum* dari target. Batasan kategori tersebut terdapat pada tabel berikut:

Tabel 2. Data Kategorisasi

No	Keterangan	Error Minimum
1	Benar	0.01 - 0.001
2	Salah	> 0.01

### g. Pemilihan Arsitektur Terbaik Jaringan Saraf Tiruan

Hasil *software* aplikasi Matlab 2011 yang digunakan untuk model arsitektur 4-2-1, arsitektur 4-3-1, arsitektur 4-4-1 dan arsitektur 4-5-1 adalah memperoleh pola arsitektur terbaik. Dari pola ini nanti akan digunakan untuk memprediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia. Penilaian model arsitektur terbaik dilihat dari beberapa aspek seperti *epoch*, *error minimum* dan akurasi kebenaran . Untuk lebih jelas dapat dilihat pada berikut :

Tabel 3. Rekapitulasi Model Arsitektur

Model	4-2-1	4-3-1	4-4-1	4-5-1
Epochs	523	293	1288	670
MSE	0.01353542	0.014305	0.014501	0.010651
Akurasi	93,75%	87,50	93,75%	99,97%

Dari tabel 9 dapat dilihat bahwa model arsitektur terbaik yang akan digunakan untuk melakukan prediksi dari serangkaian uji coba model adalah 4-5-1 dengan epoch 670, MSE 0.010651 dan tingkat akurasi 99,97%.

### h. Prediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Provinsi di Indonesia

Tabel 4. Hasil Ketersediaan Cabai Berdasarkan Provinsi

No	Provinsi	Prediksi Ketersediaan Cabai	Normalisasi Y Aktual	Error	Error^2
1	Aceh	42756.33	0.22445	-0.02565	0.000658

2	Sumatera Utara	277284	0.90867	-0.15187	0.023066
3	Sumatera Barat	134372.7	0.49174	-0.16194	0.026223
4	Riau	13883.1	0.14021	0.00079	0.000001
5	Jambi	18540.22	0.15380	0.01000	0.000100
6	Sumatera Selatan	15154.93	0.14392	-0.00962	0.000093
7	Bengkulu	23560.73	0.16845	-0.01185	0.000140
8	Lampung	22979.43	0.16675	-0.02455	0.000603
9	Kep. Bangka Belitung	15573.51	0.14514	-0.00074	0.000001
10	Kep. Riau	15593.06	0.14520	-0.00150	0.000002
11	DKI Jakarta	223031	0.75039	-0.03289	0.001082
12	Jawa Barat	265984.8	0.87571	0.02559	0.000655
13	Jawa Tengah	13950.4	0.14041	-0.00101	0.000001
14	DI Yogyakarta	223882.3	0.75288	0.04222	0.001783
15	Jawa Timur	14404.15	0.14173	-0.00043	0.000000
16	Banten	15103.41	0.14377	-0.00507	0.000026
17	Bali	15339.32	0.14446	-0.00986	0.000097
18	NTB	15459.71	0.14481	0.00029	0.000000
19	NTT	15343.93	0.14447	0.00023	0.000000
20	Kalimantan Barat	15750.48	0.14566	-0.00016	0.000000
21	Kalimantan Tengah	14316.82	0.14148	-0.00068	0.000000
22	Kalimantan Selatan	15648.66	0.14536	-0.00266	0.000007
23	Kalimantan Timur	14942.62	0.14330	-0.00150	0.000002
24	Sulawesi Utara	14780.98	0.14283	-0.00133	0.000002
25	Sulawesi Tengah	16127.68	0.14676	-0.00186	0.000003
26	Sulawesi Selatan	15679.98	0.14545	-0.00115	0.000001
27	Sulawesi Tenggara	15811.92	0.14584	-0.00004	0.000000
28	Gorontalo	15578.54	0.14516	0.00014	0.000000
29	Sulawesi Barat	15482.93	0.14488	0.00002	0.000000
30	Maluku	15974.73	0.14631	-0.00281	0.000008
31	Maluku Utara	15727.95	0.14559	0.00001	0.000000
32	Papua Barat	15453.95	0.14479	-0.00059	0.000000
	<b>Total</b>				0.054554
	<b>MSE</b>				0.001705
	<b>Akurasi</b>				90.625%

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diatas, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Setelah dilakukan percobaan dalam proses pelatihan dan pengujian sistem yang dilakukan dengan menggunakan *software* aplikasi *Matlab* 2011 Model Jaringan Syaraf Tiruan yang digunakan adalah 4-2-1, model 4-3-1, model 4-4-1 dan model 4-5-1, dapat diperoleh hasil yang baik dengan melihat MSE Pengujian yang terkecil adalah 6-3-2-1.
2. Dengan model arsitektur 4-5-1, dapat melakukan prediksi Ketersediaan Tanaman Cabai Berdasarkan Propinsi dengan menunjukkan performa 90.625%.

#### REFERENCES

- [1] M. Solikhun, Agus Perdana Windarto, Handrizal and Fauzan, "Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Sukuk Negara Ritel Berdasarkan Kelompok Profesi Dengan Backpropagation Dalam Mendorong Laju Pertumbuhan Ekonomi," pp. 14–31, 2017.
- [2] A. T. Solikhun, M. Safii, "Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Tingkat Pemahaman Siswa Terhadap Matapelajaran Dengan Menggunakan Algoritma Backpropagation," no. 1, pp. 24–36, 2017.
- [3] Z. A. Matondang, "Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Backpropagation Untuk Penentuan Kelulusan Sidang Skripsi," *Pelita Inform. Budi Dharma*, vol. IV, no. 1, pp. 84–93, 2013.
- [4] A. Jumarwanto, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Penyakit THT Di Rumah Sakik Mardi Rahayu Kudus," *J. Tek. Elektro*, vol. 1, no. 1, pp. 11–21, 2009.
- [5] D. O. (Faculty of I. E.-G. U. Maru'ao, "Neural Network Implementation in Foreign Exchange Kurs Prediction," 2010.
- [6] A. P. Windarto, P. Studi, and S. Informasi, "Implementasi JST Dalam Menentukan Kelayakan Nasabah Pinjaman KUR Pada Bank Mandiri Mikro Serbelawan Dengan Metode Backpropagation," no. 1, pp. 12–23, 2017.