

IMPLEMENTASI JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION DALAM PREDIKSI RATA-RATA HARGA BERAS PREMIUM DAN MEDIUM

Nur Safaat¹, Didit Widiyanto², Nurul Chamidah³,
Program Studi Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional VETERAN Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12450
nsafaat2@gmail.com

Abstrak. Salah satu masalah yang terjadi pada beras adalah fluktuasi harga di penggilingan. Penelitian ini bertujuan memprediksi rata-rata harga beras premium dan medium menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* yang dioperasikan dengan MATLAB R2015a. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang berasal dari BPS yaitu Rata-rata Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan Menurut Kualitas tahun 2013 s.d. 2019. Berdasarkan rancangan *trial and error* dengan kombinasi parameter penelitian ini, ada 2 hasil prediksi yang didapatkan yaitu pertama pada harga beras premium memperoleh hasil uji prediksi terbaik pada arsitektur 12-9-1 dengan performa nilai MSE sebesar 0.0010299, *epochs* 990, waktu 5 detik dan nilai R (koefisien korelasi) sebesar 0.89283. Kedua pada harga beras medium yang mendapatkan hasil performa terbaik dengan nilai uji MSE sebesar 0.0008633 pada arsitektur arsitektur 12-11-1, *epochs* 3.000, waktu 16 detik dan nilai R (koefisien korelasi) sebesar 0.90088.

Kata Kunci: *fluktuasi, backpropagation, training, testing.*

1 Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Beras merupakan kebutuhan atau makanan pokok bagi penduduk Indonesia. Diperjelas oleh Simanungkit dan Naibaho dalam penelitiannya tahun 2018 yang menjelaskan bahwa dalam kehidupan sehari-hari masyarakat Indonesia mengkonsumsi beras sebagai sumber karbohidrat [1]. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS) rata-rata harga beras pada tahun 2019 di penggilingan pada kualitas premium yang mengalami fluktuasi atau turun-naik harga yaitu bulan Januari hingga Mei mengalami penurunan dan mulai bulan Juni hingga harga beras mengalami kenaikan rata-rata harga sampai bulan Desember mencapai Rp 9.838/kg [2]. Akibat apabila harga beras premium di penggilingan terus mengalami fluktuasi atau turun naik yang tidak menentu, yaitu akan terjadi menurunnya daya beli beras masyarakat yang berpenghasilan rendah atau dapat diartikan bahwa mereka tidak dapat membeli beras premium atau kualitas terbaik [3]. Dan berhentinya operasi penggilingan karena harga gabah yang terus naik hingga mencapai Rp 6.000/kg pada tahun 2019 sehingga membuat para usaha penggilingan padi lebih memilih menutup operasinya guna menghindari kerugian, sebagaimana dilansir dalam berita Bisnis.com dapat dilihat pada link (<https://ekonomi.bisnis.com/read/20190829/12/1142523/kebijakan-het-beras-diprotes-begini-penjelasan-kemendag>). Oleh karena itu, agar tidak terjadi masalah ketahanan pangan di masa yang akan datang, dibutuhkan prediksi informasi harga beras yang dilakukan oleh pemerintah atau pihak yang berkaitan dengan transaksi harga beras [4]. Karena dengan mengetahui prediksi harga beras yang ada di penggilingan dapat menjadi referensi dan langkah antisipatif pemerintah dalam menjaga stabilitas harga beras yaitu dengan menentukan harga standar [5]. Contohnya Perusahaan Umum Badan Urusan Logistik (Perum BULOG) dalam menjaga stabilitas harga beras di tingkat produsen sampai konsumen [6] dan Menteri Perdagangan dalam menentukan Harga Eceran Tertinggi (HET) [7].

Terdapat metode yang diterapkan dalam peramalan yaitu salah satunya adalah metode jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation* yang dapat diaplikasikan dengan baik berdasarkan data historis (*time series*) [8]. Menurut Hasan dkk bahwa *backpropagation* dapat diterapkan untuk prediksi dengan menentukan arsitektur jaringan yang tepat [9]. Dipertegas oleh Wanto dan Windarto dalam penelitiannya menjelaskan bahwa para pakar sering menggunakan algoritma *backpropagation* untuk prediksi data, yaitu penelitiannya yang berhasil

memprediksi produktivitas jagung indonesia tahun 2019 s.d. 2020 dengan nilai MSE sebesar 0,00992433 [10]. Sehubungan dengan hal di atas, ada beberapa keunggulan dalam algoritma *backprogration* peramalan atau prediksi yaitu: (1) dapat menyelesaikan masalah-masalah rumit yang berkaitan dengan identifikasi, peramalan, pengenalan pola [9] (2) memperkecil tingkat galat (*error*) karena memiliki lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*) [11].

Berdasarkan uraian di atas, maka penelitian ini akan memprediksi rata-rata harga beras premium dan medium menggunakan algoritma jaringan syaraf tiruan *backprogration*.

2 Tinjauan Pustaka

2.1 Data Deret Waktu (*Time Series*)

Deret waktu (*time series*) adalah kumpulan atau deret data berdasarkan waktu ke waktu yaitu hari, minggu, bulan dan tahun (historis data), sehingga dari pengamatan data tersebut dapat digunakan untuk memprediksi contohnya data penjualan per bulan atau data curah hujan per bulan. Berdasarkan contoh demikian, hasil pengamatan data dari waktu sebelumnya dapat dimanfaatkan untuk perencanaan kegiatan di masa depan, penunjang keputusan dan memprediksi keadaan.

2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan adalah suatu sistem komputasi dalam memproses atau mengolah data informasi yang merepresentasikan pengetahuan atau otak manusia dengan tujuan dapat menirukan cara kerja selayaknya manusia. Menurut Dewi dkk dalam penelitiannya mengukakan bahwa jaringan syaraf tiruan mempunyai arsitektur yang terbagi menjadi 3 jenis yaitu jaringan syaraf tunggal (*single layer network*), jaringan syaraf banyak (*multilayer network*) dan *reccurent network* [15].

2.3 Jaringan Perambatan Balik (*Backprogration*)

Menurut Hasan dkk [9] menjelaskan bahwa *backprogration* termasuk jenis arsitektur jaringan syaraf tiruan (JST) *multilayer network*, atau bisa disebut juga dengan jaringan perambatan balik. Maksudnya adalah proses pengembalian dan mengubah nilai bobot ke lapisan masukan (*input layer*) guna memperkecil nilai galat (*error*) dan melatih jaringan agar dapat mengenali pola pelatihan (*training*) sehingga didapatkan hasil (*output*) sesuai dengan pelatihan. Dan proses ini akan terus berlangsung selama batas *epochs* yang sudah ditentukan. Sehubungan dengan itu, menurut penelitian yang dilakukan oleh Ekojono dkk proses pelatihan *backprogration* dilakukan 3 tahap yaitu [16]: perambatan maju (*feedforward*), perambatan balik (*backprogration*) dan perubahan nilai bobot.

2.4 Mean Square Error (MSE)

Menurut Kuswana dkk MSE dapat digunakan untuk memeriksa berhentinya proses perulangan atau kondisi (*stop condition*) pada proses *training* [17]. Dan menurut Trimulya dkk dalam penelitiannya dalam penelitiannya perihal prediksi harga saham menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backprogration* mengemukakan bahwa nilai MSE dapat menjadi penentu performa hasil prediksi berdasarkan pengujian model arsitektur pelatihan (*training*) yaitu dengan melihat MSE terkecil [18]. Sehubungan dengan itu, formula MSE dapat diilustrasikan pada persamaan 1 menurut [16].

$$MSE = \frac{\sum(target - y)^2}{jumlah\ data} \quad (6)$$

Keterangan :

MSE = *mean square error*

target = nilai aktual/data asli

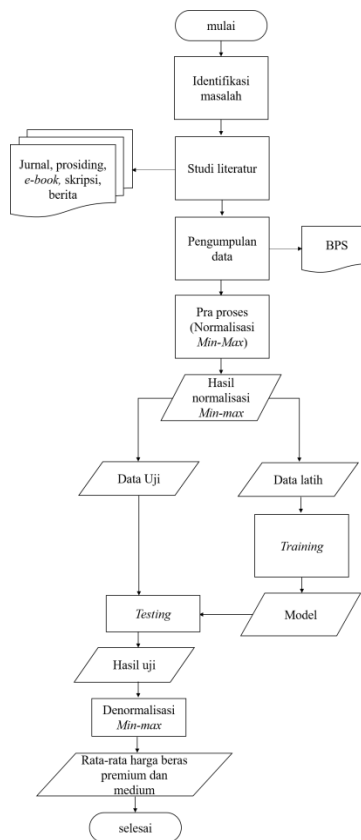
y = nilai prediksi

jumlah data = banyak data latihan (*training*)

3 Metodologi Penelitian

3.1 Kerangka Pikir

Kerangka pikir yang digunakan dalam penelitian dimulai pada proses identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, pra proses, pelatihan dan pengujian. Sebagaimana dapat diilustrasikan pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Pikir

3.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) yakni rata-rata harga beras per bulan terhitung tahun 2013 s.d. 2019 di penggilingan berdasarkan kualitas mutu beras yaitu premium dan medium. Sehubungan dengan itu, dataset yang didapatkan dalam bentuk deret waktu (*time series*) yaitu kumpulan data historis dari satuan waktu per bulan terhitung tahun 2013 s.d. 2019. Sebagaimana dataset dapat dideskripsikan berturut-turut pada tabel 1 dan 2.

Tabel 1. Rata-Rata Harga Beras Premium di Penggilingan/kg

Bulan	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
JANUARI	7798	8209	9723	9723	9431	10350	10111
FEBRUARI	7773	8303	9785	9785	9408	10382	10008
MARET	7576	8193	9572	9572	9389	9893	9815
APRIL	7421	7920	9128	9128	9325	9525	9465
MEI	7545	8009	8710	9182	9436	9524	9462
JUNI	7548	8168	8915	9354	9444	9478	9516
JULI	7824	8228	8945	9374	9384	9520	9519
AGUSTUS	7761	8329	9127	9367	9437	9458	9530
SEPTEMBER	7746	8311	9444	9111	9471	9572	9594
OKTOBER	7846	8397	9455	9133	9503	9645	9659
NOVEMBER	7920	8555	9564	9257	9539	9771	9742
DESEMBER	7977	9018	9664	9342	9860	9818	9838

Tabel 2. Rata-Rata Harga Beras Medium di Penggilingan/kg

Bulan	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
JANUARI	7798	8209	9723	9723	9431	10350	10111
FEBRUARI	7773	8303	9785	9785	9408	10382	10008
MARET	7576	8193	9572	9572	9389	9893	9815
APRIL	7421	7920	9128	9128	9325	9525	9465
MEI	7545	8009	8710	9182	9436	9524	9462
JUNI	7548	8168	8915	9354	9444	9478	9516
JULI	7824	8228	8945	9374	9384	9520	9519
AGUSTUS	7761	8329	9127	9367	9437	9458	9530
SEPTEMBER	7746	8311	9444	9111	9471	9572	9594
OKTOBER	7846	8397	9455	9133	9503	9645	9659
NOVEMBER	7920	8555	9564	9257	9539	9771	9742
DESEMBER	7977	9018	9664	9342	9860	9818	9838

3.3 Pra proses Data

Pada penelitian ini tahap praposes data dilakukan dengan cara normalisasi *min-max* dataset yaitu mengubah nilai asli menjadi nilai dengan interval 0.1 s.d. 0.9. Sehubungan dengan itu, dataset dinormalisasi terlebih dahulu tujuannya agar nilai data sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan pada proses pelatihan nanti. Berikut adalah formula normalisasi *min-max* yang dideskripsikan pada persamaan 2 menurut Ekojono dkk [16].

$$z = (0.8) \frac{(x-min)}{max-min} + 0,1 \quad (2)$$

Keterangan :

- z = nilai hasil normalisasi
- x = nilai asli/aktual yang akan dinormalisasi
- min = nilai minimum data asli/aktual
- max = nilai maksimum data asli/aktual

Setelah itu, dataset akan dibagi menjadi 2 yaitu data *training* pada tahun 2013 s.d. 2018 sebanyak 72 data untuk membuat arsitektur atau model jaringan prediksi. Dan data *testing* tahun 2018 s.d. 2019 sebanyak 24 untuk proses pengujian. Sehubungan dengan itu, penelitian ini merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh Wanto dan Windarto [10] yakni melakukan pada proses pembagian data menggunakan teknik rotasi putar data yakni dengan cara 12 bulan tahun pertama digunakan untuk nilai masukan (*input*) dan bulan ke-13 pada tahun berikutnya digunakan sebagai target, sebagaimana hasilnya dideskripsikan berturut-turut pada tabel 3 dan 4.

Tabel 3. Tabel Rotasi Putar Data Latih (*training*)

Pola	Input							Target
	1	2	3	4	5	...	12	
1	Data bulan ke-1	Data bulan ke-2	Data bulan ke-3	Data bulan ke-4	Data bulan ke-5	...	Data bulan ke-12	Data bulan ke-13
2	Data bulan ke-2	Data bulan ke-3	Data bulan ke-4	Data bulan ke-5	Data bulan ke-6	...	Data bulan ke-13	Data bulan ke-14
3	Data bulan ke-3	Data bulan ke-4	Data bulan ke-5	Data bulan ke-6	Data bulan ke-7	...	Data bulan ke-14	Data bulan ke-15
4	Data bulan ke-4	Data bulan ke-5	Data bulan ke-6	Data bulan ke-7	Data bulan ke-8	...	Data bulan ke-15	Data bulan ke-16
5	Data bulan ke-5	Data bulan ke-6	Data bulan ke-7	Data bulan ke-8	Data bulan ke-9	...	Data bulan ke-16	Data bulan ke-17
...
60	Data bulan ke-60	Data bulan ke-61	Data bulan ke-62	Data bulan ke-63	Data bulan ke-64	...	Data bulan ke-71	Data bulan ke-72

Tabel 4. Tabel Rotasi Putar Data Uji (*testing*)

Pola	Input							Target
	1	2	3	4	5	...	12	
1	Data bulan ke-61	Data bulan ke-62	Data bulan ke-63	Data bulan ke-64	Data bulan ke-65	...	Data bulan ke-72	Data bulan ke-73
2	Data bulan ke-62	Data bulan ke-63	Data bulan ke-64	Data bulan ke-65	Data bulan ke-66	...	Data bulan ke-73	Data bulan ke-74
3	Data bulan ke-63	Data bulan ke-64	Data bulan ke-65	Data bulan ke-66	Data bulan ke-67	...	Data bulan ke-74	Data bulan ke-75
4	Data bulan ke-64	Data bulan ke-65	Data bulan ke-66	Data bulan ke-67	Data bulan ke-68	...	Data bulan ke-75	Data bulan ke-76
5	Data bulan ke-65	Data bulan ke-66	Data bulan ke-67	Data bulan ke-68	Data bulan ke-69	...	Data bulan ke-76	Data bulan ke-77
...
60	Data bulan ke-72	Data bulan ke-73	Data bulan ke-74	Data bulan ke-75	Data bulan ke-76	...	Data bulan ke-83	Data bulan ke-84

3.4 Pelatihan (*Training*)

Sebelum masuk pada proses pelatihan, tahap sebelumnya adalah inisialisasi parameter jaringan syaraf tiruan yakni sebagaimana dapat dideskripsikan pada tabel 5.

Tabel 5. Inisialisasi Parameter Jaringan Syaraf Tiruan

Karakteristik	Spesifikasi (Nilai)
Masukan (<i>Input</i>)	12
Unit tersembunyi (<i>hidden neuron</i>) pada 1 <i>hidden layer</i> [19]	9, 10, 11
Keluaran (<i>Output</i>)	1
Fungsi aktivasi [20]	<i>Sigmoid biner</i>
Inisialisasi bobot	<i>Random</i>
<i>Max Epochs</i> [21]	1.000, 2.000, 3.000
<i>Goal</i> [22]	0.001
<i>Show</i> [22]	1.000
<i>Momentum Constant</i> (<i>mc</i>) [21]	0.85
<i>Learning rate</i> [22]	0.01
<i>Training function</i> [9]	<i>Traingdx</i>

Sehubungan dengan tabel di atas , penelitian ini melakukan *trial and error* dengan kombinasi parameter *epochs* dan unit tersembunyi (*hidden neuron*). Sebagaimana dapat dideskripsikan pada tabel 6.

Tabel 6. Kombinasi Parameter Jaringan

Jenis Beras	Arsitektur (<i>Hidden neuron</i>)	<i>Epochs</i>
Premium	12-9-1	1.000, 2.000, 3.000
	12-10-1	1.000, 2.000, 3.000
	12-11-1	1.000, 2.000, 3.000
Medium	12-9-1	1.000, 2.000, 3.000
	12-10-1	1.000, 2.000, 3.000
	12-11-1	1.000, 2.000, 3.000

3.5 Pengujian (*Testing*)

Pada tahap ini, hasil model jaringan pada proses pelatihan selanjutnya akan diuji dengan melakukan *testing* menggunakan data uji. Hasil yang didapatkan berupa nilai galat (*error*) yaitu *Mean Square Error* (MSE). Selanjutnya, akan dipilih performa prediksi terbaik dengan melihat hasil nilai MSE *testing* terkecil dari kombinasi parameter dengan model jaringan atau arsitektur yang sudah dibuat [18]. Sebagaimana formula MSE dapat dideskripsikan pada persamaan 1. Sehubungan dengan itu, hasil prediksi akan dihitung nilai R atau koefisien korelasi untuk mengetahui seberapa kuat atau tidaknya hubungan linier antara target dan hasil JST dengan nilai R pada interval -1 korelasi negatif kuat s.d. 1 korelasi positif kuat [20]. Dan rumus R atau koefisien korelasi dapat dideskripsikan pada persamaan 3 menurut Badieah dkk [20].

$$R = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i - (\sum_{i=1}^n x_i) (\sum_{i=1}^n y_i)}{\sqrt{(n \sum_{i=1}^n x_i^2) - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \cdot \sqrt{(n \sum_{i=1}^n y_i^2) - (\sum_{i=1}^n y_i)^2}} \quad (3)$$

Keterangan :

R = nilai koefisien korelasi antara target dan hasil prediksi JST
 n = banyaknya data
 x = nilai target data asli/aktual ke- n
 y = nilai hasil prediksi JST asli/aktual ke- n .

3.6 Denormalisasi *min-max*

Pada tahap ini data akan dilakukan proses pengembalian menjadi data aktual atau nilai asli setelah mendapatkan nilai prediksi dari proses *testing*. Menurut Ekojono dkk persamaan denormalisasi *min-max* dapat dideskripsikan pada persamaan 4 [16].

$$z' = (max - min) \frac{x' - 0,1}{0,8} + min \quad (4)$$

Keterangan :

z' = hasil denormalisasi
 x' = data normalisasi
 min = nilai minimum data asli/aktual
 max = nilai maksimum data asli/aktual.

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Normalisasi Data

Berdasarkan dataset yang dideskripsikan berturut-turut pada tabel 1 dan 2, akan diubah menjadi data dengan nilai interval 0.1 s.d. 0.9. Berikut adalah proses penghitungan normalisasi *min-max* menggunakan persamaan 2.

$$1. Z_premium \text{ (Januari, 2013)} = (0,8) \frac{(7798-7421)}{10382-7421} + 0,1 Z_premium \text{ (Januari, 2013)} = 0,2019$$

$$2. Z_medium \text{ (Januari, 2013)} = (0,8) \frac{(7697-7262)}{10215-7262} + 0,1 Z_medium \text{ (Januari, 2013)} = 0,2178$$

Berdasarkan hasil penghitungan normalisasi di atas dapat dideskripsikan berturut-turut pada tabel 7 dan 8.

Tabel 7. Hasil Normalisasi Rata-Rata Harga Beras Premium

Bulan	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
JANUARI	0.2019	0.3129	0.7220	0.7220	0.6431	0.8914	0.8268
FEBRUARI	0.1951	0.3383	0.7387	0.7387	0.6368	0.9000	0.7990
MARET	0.1419	0.3086	0.6812	0.6812	0.6317	0.7679	0.7468
APRIL	0.1000	0.2348	0.5612	0.5612	0.6144	0.6685	0.6522
MEI	0.1335	0.2589	0.4483	0.5758	0.6444	0.6682	0.6514
JUNI	0.1343	0.3018	0.5036	0.6223	0.6466	0.6558	0.6660
JULI	0.2089	0.3180	0.5118	0.6277	0.6304	0.6671	0.6668
AGUSTUS	0.1919	0.3453	0.5609	0.6258	0.6447	0.6504	0.6698
SEPTEMBER	0.1878	0.3405	0.6466	0.5566	0.6539	0.6812	0.6871
OKTOBER	0.2148	0.3637	0.6495	0.5625	0.6625	0.7009	0.7047
NOVEMBER	0.2348	0.4064	0.6790	0.5960	0.6722	0.7349	0.7271
DESEMBER	0.2502	0.5315	0.7060	0.6190	0.7590	0.7476	0.7530

Tabel 8. Hasil Normalisasi Rata-Rata Harga Beras Medium

Bulan	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
JANUARI	0.2178	0.3075	0.7193	0.7193	0.5979	0.8897	0.8155
FEBRUARI	0.2038	0.3349	0.7393	0.7393	0.5838	0.9000	0.7876
MARET	0.1653	0.3227	0.6911	0.6911	0.4909	0.7599	0.7212
APRIL	0.1079	0.2539	0.5597	0.5597	0.4771	0.6307	0.6099
MEI	0.1000	0.2474	0.4408	0.5264	0.5140	0.6223	0.6096
JUNI	0.1428	0.2449	0.4641	0.5635	0.5150	0.6074	0.6158
JULI	0.1791	0.2834	0.4755	0.5524	0.5015	0.6245	0.6280
AGUSTUS	0.1710	0.3026	0.5007	0.5440	0.5229	0.6174	0.6315
SEPTEMBER	0.2059	0.3341	0.5546	0.5614	0.5532	0.6548	0.6524
OKTOBER	0.2192	0.3341	0.5603	0.5657	0.6025	0.6779	0.6884
NOVEMBER	0.2273	0.4010	0.6445	0.5844	0.6467	0.7345	0.7123
DESEMBER	0.2650	0.5689	0.6930	0.5895	0.7133	0.7870	0.7242

4.3 Pelatihan (*Training*) dan Pengujian (*Testing*)

A. Rata-Rata Harga Beras Premium

Tabel 9. Perbandingan Hasil *Training* dan *Testing* Rata-rata Harga Beras Premium

Arsitektur	Epochs	Training			Testing		
		Hasil Epochs	Waktu	MSE	R	MSE	R
12-9-1	1.000	999	0:00:06	0.0047787	0.88866	0.003313	0.27171
12-10-1		990	0:00:05	0.0031388	0.92838	0.0010299	0.89283
12-11-1		1000	0:00:05	0.0022491	0.94921	0.0029028	0.80427
12-9-1	2.000	2000	0:00:10	0.0022381	0.94946	0.0048038	0.29598
12-10-1		1996	0:00:10	0.0021282	0.9521	0.0017634	0.76324
12-11-1		2000	0:00:10	0.0023887	0.94596	0.0010837	0.82166
12-9-1	3.000	2997	0:00:16	0.0025367	0.94254	0.0014899	0.74303
12-10-1		3000	0:00:16	0.0018471	0.95849	0.002653	0.66949
12-11-1		3000	0:00:22	0.0018411	0.95862	0.0024401	0.72698

B. Rata-Rata Harga Beras Medium

Tabel 10. Perbandingan Hasil *Training* dan *Testing* Rata-rata Harga Beras Medium

Arsitektur	Epochs	Training			Testing		
		Hasil Epochs	Waktu	MSE	R	MSE	R
12-9-1	1.000	997	0:00:05	0.0029493	0.93404	0.0061034	0.28844
12-10-1		1000	0:00:05	0.0036673	0.91717	0.0011106	0.88759
12-11-1		996	0:00:05	0.0028717	0.93576	0.001577	0.90324
12-9-1	2.000	1998	0:00:14	0.0026227	0.94151	0.0010654	0.91485
12-10-1		1995	0:00:10	0.0057524	0.86703	0.002346	0.89767
12-11-1		1998	0:00:11	0.0029256	0.93452	0.0010139	0.92927
12-9-1	3.000	3000	0:00:16	0.0024046	0.94651	0.0069279	0.45322
12-10-1		2953	0:00:19	0.00099892	0.97814	0.0026701	0.70712
12-11-1		3000	0:00:16	0.0026463	0.94096	0.00086333	0.90088

4.4 Denormalisasi *min-max*

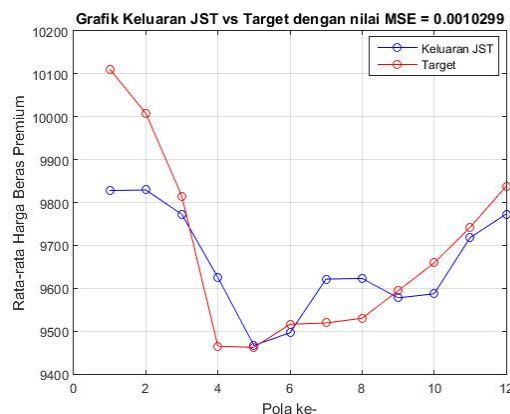
Berdasarkan tabel 9 dan 10, untuk memilih model jaringan atau arsitektur yang baik dalam memprediksi rata-rata harga beras premium dan medium yaitu melihat performa arsitektur dengan nilai MSE hasil pengujian (*testing*) terkecil. Oleh karena itu, berdasarkan tabel 9 perbandingan hasil *testing* prediksi rata-rata harga beras premium diperoleh pada arsitektur 12-10-1 dengan hasil *epochs* 990 dari 1.000 dan memperoleh nilai MSE pada pengujian (*testing*) terkecil yaitu 0.0010299 dan nilai R 0.89283. Sedangkan performa model jaringan terbaik dalam memprediksi rata-rata harga beras medium adalah pada percobaan kombinasi parameter arsitektur 12-11-1 dengan hasil *epochs* sebesar 3.000 sebagaimana dideskripsikan pada tabel 10. Arsitektur ini memperoleh MSE pada proses pengujian (*testing*) terkecil yaitu 0.00086333 dan R 0.90088. Sehubungan dengan itu, hasil prediksi akan diubah menjadi rata-rata harga asli beras yakni menggunakan persamaan 4. Berikut adalah contoh penghitungan denormalisasi *min-max* berdasarkan jenis beras dan hasilnya dapat dideskripsikan pada tabel 11 dan 12.

$$\begin{aligned}
 1. \quad z'_{\text{premium}}(\text{Januari}, 2020) &= \frac{(10382 - 7421) \cdot 0.750289 - 0,1}{0,8} + 7421 \\
 z'_{\text{premium}}(\text{Januari}, 2020) &= 9827.883
 \end{aligned}
 \qquad
 \begin{aligned}
 2. \quad z'_{\text{medium}}(\text{Januari}, 2020) &= \frac{(10215 - 7262) \cdot 0.750289 - 0,1}{0,8} + 7262 \\
 z'_{\text{medium}}(\text{Januari}, 2020) &= 9695.727
 \end{aligned}$$

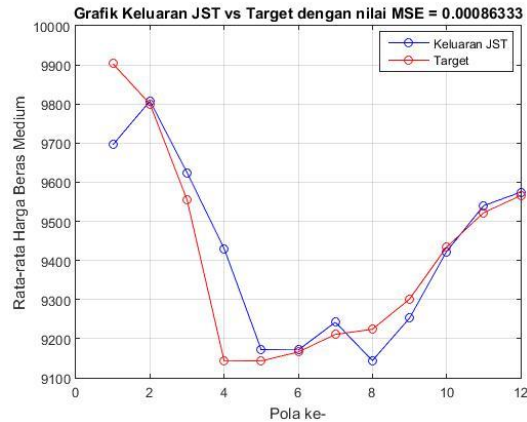
Tabel 11. Hasil Prediksi Rata-Rata Harga Beras Premium dan Medium tahun Per bulan 2020 di penggilingan

Bulan	Target Uji Beras Premium	Hasil Prediksi Beras Premium	Target Uji Beras Medium	Hasil Prediksi Beras Medium
Januari	10111	9827.883	9903	9695.727
Februari	10008	9829.164	9800	9807.628
Maret	9815	9772.337	9555	9624.69
April	9465	9625.02	9144	9430.568
Mei	9462	9466.444	9143	9172.277
Juni	9516	9496.169	9166	9170.898
Juli	9519	9621.28	9211	9242.178
Agustus	9530	9622.899	9224	9143.983
September	9594	9577.573	9301	9252.226
Oktober	9659	9586.989	9434	9422.727
November	9742	9718.053	9522	9539.988
Desember	9838	9773.101	9566	9574.626

Berdasarkan tabel 11, dapat diilustrasikan perbandingan antara hasil prediksi JST dan target uji yakni pada gambar 2 dan 3.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Antara Hasil Prediksi JST dengan Target Uji Asli Pada Rata-Rata Harga Beras Premium



Gambar 3. Grafik Perbandingan Antara Hasil Prediksi JST dengan Target Uji Asli Pada Rata-Rata Harga Beras Medium

Berdasarkan ilustrasi gambar 2 dapat diketahui bahwa hasil performa jaringan dalam memprediksi rata-rata harga beras premium memperoleh MSE sebesar 0.00086333. Dan hasil prediksi atau keluaran (output) diilustrasikan pada garis biru dengan karakteristik titik pola berbentuk lingkaran (oval), sedangkan target digambarkan pada garis berwarna merah dengan bentuk titik pola yang sama. Sehubungan dengan itu, hasil prediksi ini memperoleh nilai R atau koefisien korelasi sebesar 0.90088 yaitu hubungan antara target uji dengan hasil prediksi JST mempunyai korelasi positif kuat. Deskripsi ilustrasi grafik demikian juga sama dengan berdasarkan ilustrasi pada gambar 3. Bedanya adalah hasil performa jaringan dalam memprediksi rata-rata harga beras medium memperoleh MSE sebesar 0.0010299 dan memperoleh nilai R atau koefisien korelasi sebesar 0.89283 yaitu hubungan antara target uji dengan hasil prediksi JST mempunyai korelasi positif kuat.

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil prediksi rata-rata harga beras premium per bulan tahun 2020 di penggilingan menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*, berhasil memperoleh prediksi dengan performa jaringan terbaik dalam 9 kali percobaan (*trial and error*) kombinasi parameter dengan nilai MSE sebesar 0.0010299 dalam waktu 5 detik sebanyak 990 *epochs* pada arsitektur 12 masukan (*input*), 10 *neuron* dalam *hidden layer* dan 1 keluaran (*output*) dan menghasilkan nilai R sebesar 0.89283. Sedangkan pada beras medium berhasil memperoleh performa jaringan terbaik dalam 9 kali percobaan (*trial and error*) kombinasi parameter dengan MSE sebesar 0.00086333 dalam waktu 16 detik sebanyak 3.000 *epochs* pada arsitektur 12 masukan (*input*), 11 *neuron* dalam *hidden layer* dan 1 keluaran (*output*) dan menghasilkan nilai R sebesar 0.90088. Sehubungan dengan itu, berdasarkan percobaan (*trial and error*) kombinasi parameter berhasil memperoleh variasi nilai MSE yang berbeda-beda pada setiap proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*). Sehingga, jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dapat diimplementasikan untuk memprediksi rata-rata harga beras premium dan medium per bulan tahun 2020 di penggilingan.

Referensi

- [1] F. J. Simanungkalit and B. Naibaho, "Sistem Pendukung Keputusan Monitoring dan Peramalan Harga Beras di Kabupaten," *Agritech*, vol. 2, no. 38, pp. 208-2016, 2018.
- [2] B. P. S. (BPS), "Rata-rata Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan Menurut Kualitas tahun 2013-2019," Website BPS, 2019.
- [3] R. Resnia, "Fluktuasi Harga Bahan Pangan Pokok (BAPOK) dan Daya Beli Masyarakat Berpendapatan Rendah," *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, vol. 6, no. 2, pp. 169-188, 2012.
- [4] S. B. Setyoaji, S. E. Hani and A. F. Sunartomo, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Fluktuasi Harga Beras IR-64 Premium 2015-2020 Di Jawa Timur," *Berkala Ilmiah Pertanian*, pp. 1-11, 2014.
- [5] BPS, "Statistik Harga Produsen Beras Di Penggilingan 2018," in *Statistik Harga Produsen Beras Di Penggilingan 2018*, S. H. P. Subdirektorat, Ed., Indonesia, BPS RI, 2019, pp. 1-38.
- [6] N. 4. T. 2. PERPRES, "Penugasan Kepada Perusahaan Umum (PERUM) BULOG Dalam Rangka Pertahanan Pangan Nasional," BULOG.co.id, 2016.
- [7] N. 5.-D. PERMENDAG, "Peraturan Menteri Perdagangan Republik Indonesia," bkp.pertanian.go.id, 2017.
- [8] J. J. Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*, 2nd ed., Yogyakarta: ANDI, 2009.
- [9] N. F. Hasan, Kusri and H. Al Fatta, "Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada Perusahaan Air Minum Dalam Kemasan," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (JUTISI)*, vol. 5, no. 2, pp. 179-188, 2019.
- [10] A. Wanto and A. P. Windarto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," *Sinkron*, vol. 2, no. 2, pp. 37-44, 2017.
- [11] Julpan, E. B. Nababan and M. Zarlis, "Analisis Aktivasi Sigmoid Biner Dan Sigmoid Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada Kemampuan Siswa," *Teknovasi*, vol. 02, no. 1, pp. 103-116, 2015.
- [12] U. Sumarwan, S. Bawono and Y. Prakasa, "Analisis Pengaruh Butir Patah Dan Menir Terhadap," *PANGAN*, vol. 19, no. 4, pp. 383-397, 2010.
- [13] R. Hadyan, "Kebijakan HET Diprotes, Begini Penjelasan Kemendag," *Bisnis.com*, 2019.
- [14] Y. Andriani, H. Silitonga and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Volume Ekspor dan Impor Migas di Indonesia," *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi (REGISTER)*, vol. 4, no. 1, pp. 30-40, 2018.
- [15] R. Dewi, S. R. Andani and Solikhun, "Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Produksi Ekspor Batu Bara Menurut Negara Tujuan Utama Dalam Mendorong Laju Pertumbuhan Ekonomi," *SeNTIK*, vol. 3, pp. 59-63, 2019.
- [16] Ekojono, Y. Yunhasnawa and D. Mardhika, "Implementasi Metode Backpropagation pada Prediksi Pemakaian Air Perbulan (Studi Kasus: PDAM Kabupaten Malang Unit Pakisaji)," *Jurnal Seminar Informatika Aplikatif*, pp. 137-142, 2019.
- [17] R. U. Kuswana, G. Abdillah and A. Komarudin, "Prediksi Realisasi Penerimaan Pajak Bumi dan Bangunan di Pemerintah Kabupaten Bandung Barat Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, pp. 580-585, 2019.
- [18] A. Trimulya, Syaifurrahman and F. A. Setyaningsih, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation untuk memprediksi Harga Saham," *Jurnal Coding*, vol. 3, no. 2, pp. 66-75, 2015.
- [19] F. S. Panchal and M. Panchal, "Review on Methods of Selecting Number of Hidden Nodes in Artificial Neural Network," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing (IJCSMC)*, vol. 3, no. 11, pp. 455-464,

2014.

- [20] Badieah, R. Gernowo and B. Surarso, "Metode Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Peforma Mahasiswa Pada Pembelajaran Berbasis Problem Based Learning," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 06, no. 1, pp. 46-58, 2016.
- [21] H. C. Aprilianto, S. Kumalaningsih and I. Santoso, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Penjualan Dalam Mendukung Pengembangan Agroindustri Coklat Di Kabupaten Blitar," *HABITAT*, vol. 3, no. 29, pp. 129-137, 2018.
- [22] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backproagation," *Science And Information Technology (SINTECH)*, vol. 1, no. 1, pp. 53-62, 2019.