

Prediksi Rentet Waktu Jangka Pendek Harga TBS Berbasis Algoritma Backpropagation Neural Network

Desy Ika Puspitasari¹, Abdul Syukur², Catur Supriyanto³
Pascasarjana Teknik Informatika Universitas Dian Nuswantoro
e-mail : smile4desyka@gmail.com

Abstract

Palm oil fresh fruit bunches price prediction is a process of analyzing and determining the price of fresh fruit bunches in the future. By using technical analysis, price forecasts of fresh fruit bunches in the future can be determined from a learning pattern of palm oil fresh fruit bunches price in the past. The prediction data used is the price of palm oil fresh fruit bunches East Kalimantan from 2008-2012. Backpropagation is one of learning methods on artificial neural networks to popularize a way to train hidden units. The parameters that affect the performance of the BPNN that will be used in this study is the learning rate, momentum, iteration (training cycles) and windowing. Each parameter will be compared to the performance prediction by measuring the Root Mean Square Error (RMSE). The determination of the value of making learning rate, momentum, training cycles and windowing-predict series, greatly affect the performance of the neural network in achieving the expected results. The result showed that the use of parameter 0.1 learning rate, 0.6 momentum, 500 training cycles, 10 neuron input, 9 hidden layer and 500 windowing, resulting in an average error rate better in predicting the price of palm oil fresh fruit bunches with the smallest RMSE value is 70.015.

Keywords : palm oil fresh fruit bunches price prediction, windowing predict series, BPNN

Abstrak

Prediksi harga tandan buah segar adalah suatu proses menganalisa dan menentukan harga tandan buah segar di masa yang akan datang. Dengan analisis teknikal, prediksi harga tandan buah segar di masa datang dapat ditentukan dari pembelajaran pola harga tandan buah segar tersebut di masa lampau. Data prediksi yang digunakan adalah harga tandan buah segar kelapasawit Kalimantan Timur dari tahun 2008-2012. *Backpropagation* merupakan salah satu metode pembelajaran pada *artificial neural network* yang mempopulerkan sebuah cara untuk melatih unit – unit *hidden*. Parameter-parameter yang mempengaruhi kinerja BPNN yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *learning rate*, momentum, iterasi (*training cycles*) dan *windowing*. Masing-masing parameter akan dibandingkan kinerja prediksinya dengan mengukur masing-masing *Root Mean Square Error* (RMSE). Penentuan pengambilan nilai *learning rate*, momentum, *training cycles* dan konsep *windowing predict series* sangat mempengaruhi kinerja *neural network*, dalam mencapai hasil yang diharapkan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan parameter *learning rate* 0.1, momentum 0.6, *training cycles* 500, input neuron 15, hidden layer 9 dan *windowing* 15, menghasilkan tingkat rata-rata error yang lebih baik dalam memprediksi harga tandan buah segar dengan nilai RMSE terkecil yaitu 70,015.

Kata kunci : prediksi harga tandan buah segar, *windowing predict series*, BPNN

1. Pendahuluan

Hampir 80% dari komoditi kelapa sawit yang dapat digunakan sebagai bahan baku makanan [1]. Dalam menunjang transaksi perdagangan, informasi harga suatu komoditas merupakan faktor kunci besarnya penawaran dan permintaan [2]. Harga pembelian TBS sebagaimana dimaksud ditetapkan oleh Tim Penetapan Harga TBS yang dibentuk oleh Gubernur, minimal 1 (satu) kali setiap bulan yang merupakan harga franco pabrik pengolahan kelapa sawit. Peningkatan harga minyak sawit (CPO, *crude palm oil*) ini juga mendongkrak harga buah sawit (TBS, tandan buah segar). Oleh karenanya, harga TBS kelapa sawit merupakan salah satu indikator penting yang dapat menggambarkan tingkat kesejahteraan petani kelapa sawit [3]. Untuk menghitung pendapatan pemilik perkebunan kelapa sawit harus mempunyai prediksi harga jual TBS pada tahun 2013. Informasi harga TBS dari waktu yang lampau (*past*) harus juga diketahui. Dari informasi-informasi inilah kita dapat membuat sebuah model yang menggambarkan

bagaimana sifat informasi harga TBS tersebut dan informasi harga TBS dapat terbentuk sedemikian rupa sampai dengan informasi harga TBS pada saat ini (*present*). Dari model inilah informasi harga TBS dapat diprediksi/diramalkan. Hal inilah yang disebut dengan prediksi *time-series* (*time-series prediction*).

Belum adanya penelitian yang dilakukan dengan menggunakan metode algoritma untuk prediksi *time-series* jangka pendek harga TBS kelapa sawit agar prediksi yang dihasilkan tidak berbeda jauh dari harga aktual. Dalam hal ini *neural network* dipilih karena merupakan model non-linier yang dapat ditraining untuk dapat memetakan data historikal dan data masa depan dari data *time series* dengan cara demikian ekstrak struktur hidden dan hubungannya yang dapat menentukan data yang diramalkan [4].

Berdasarkan rumusan permasalahan diatas, maka dilakukan penerapan metode algoritma *backpropagation neural network* untuk prediksi harga TBS kelapa sawit satu tahun kedepan. Hasil penerapan NN akan diimplementasikan dengan menggunakan aplikasi RapidMiner 5.2 dengan batasan masalah sebagai berikut :

1. Pendataan dilakukan dengan menggunakan data harga TBS kelapa sawit Kalimantan Timur dengan umur tanaman 3 tahun, 4 tahun, 5 tahun, 6 tahun, 7 tahun, 8 tahun, 9 tahun, 10 s/d 25 tahun, dari tahun 2008 – 2012 (per 12 bulan).
2. Melakukan prediksi harga TBS jangka pendek menggunakan NN dengan struktur BP.
3. Tidak membahas faktor eksternal seperti : cuaca, suhu, ekonomi, dsb.

Manfaat penelitian yang dilakukan tersebut adalah guna memperkecil gap atau selisih antara hasil prediksi dan hasil aktual harga TBS secara tepat atau walaupun ada gap, gapnya sangat kecil, mengenai prospek harga TBS masa depan. Sehingga kebijakan – kebijakan yang di keluarkan oleh suatu perusahaan perkebunan atau negara penghasil kelapa sawit adalah tepat dan prediksi yang dihasilkan tidak berbeda jauh dari harga aktual.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Penelitian Terkait

S. N Abdullah, X. Zeng [5] melakukan penerapan ANN-Q untuk memprediksi harga bulanan minyak mentah WTI (West Texas Intermediate) untuk setiap barel USD Nilai RMSE dengan model HC lebih unggul, dengan selisih 2,5%. Meskipun demikian, nilai RMSE yang rendah tidak selalu memiliki hit rate yang tinggi dalam memprediksi pergerakan harga minyak mentah [5]. ANN-Q masih merupakan alat prediksi yang menjanjikan untuk prediksi harga minyak mentah.

Dinar Atika Sari [6] Memprediksi beban listrik dengan menggunakan data beban listrik dan data temperatur lingkungan tiap jam sebagai masukan diterapkan pada metode *backpropagation* dengan jumlah node input 10, node hidden 3 dan node output 1. Nilai *learning rate* yang digunakan adalah 0,1, 0,5 dan 0,8. rata-rata *error minimum* JST sebesar 0,1295915 % lebih kecil daripada *error minimum* PLN yang sebesar 0,1535576 % sedangkan rata-rata *error maksimum* JST yaitu 8,3329488 % lebih besar daripada *error maksimum* PLN sebesar 7,0498176 %.

Novi Yanti [7] Menerapkan metode BPNN untuk melakukan prediksi pendataan stok obat di apotek dengan *evaluation pattern*. Dengan nilai parameter jumlah node input 10, node hidden 3 dan node output 1 serta nilai *learning rate* yang digunakan adalah 0,5 menghasilkan nilai RMSE 0,013.

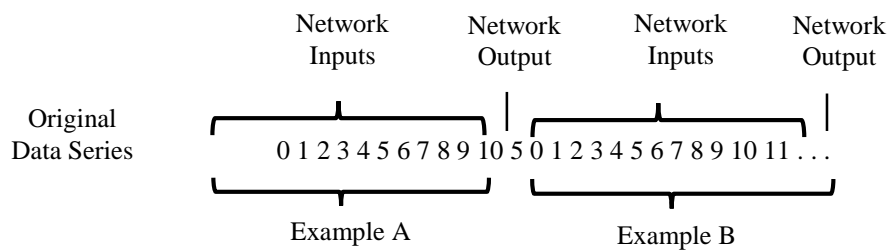
Dini Oktaviani Maru'ao [8] Penerapan BPNN dengan parameter yaitu *learning rate* 0,9, jumlah *hidden layer* 1, dan target error yang digunakan adalah 0,0001. Data *series* yang digunakan yaitu data harian, mingguan, bulanan. Menghasilkan konvergensi dengan epoch tercepat 67 memiliki parameter yaitu *learning rate* = 0.9, jumlah *hidden layer* =1, dan target error yang digunakan adalah 0.0001. Dari hasil pengujian dengan menggunakan data periode bulanan dalam proses training jaringan mampu mengenali pola masukan yang diberikan sehingga seluruhnya sesuai dengan target.

2.2. Prediksi Time Series

Peramalan *time series* atau prediksi *time series*, mengambil data series yang sudah eksis $X_{t-n}, \dots, X_{t-2}, X_{t-1}, X_t$ dan meramal X_{t+1}, X_{t+2}, \dots nilai data. Tujuannya adalah mengamati atau memodelkan data series yang eksis untuk memperkirakan nilai data selanjutnya yang dapat diprediksi secara akurat. Peramalan *time series* dapat dijabarkan ke dalam bentuk persamaan, yaitu:

$$x(t+d) = f(x(t), x(t-1), x(t-N+1)) \quad (2.1)$$

$x(t+d) = f(x(t))$ di mana $x(t)$ adalah N-vektor time lagg x . Secara normal d akan menjadi satu, supaya f dapat meramalkan nilai selanjutnya dari x [9].



Gambar 1. Persamaan Time Series[10]

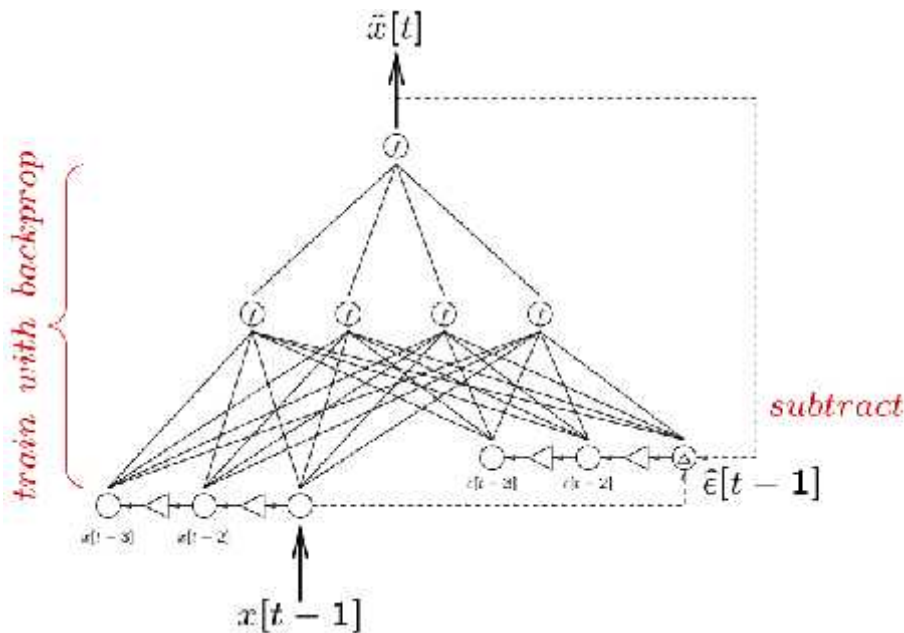
2.3. Pendekatan Backpropagation

Pada prinsipnya, *backpropagation* memberikan sebuah cara untuk melatih jaringan dengan sebuah unit hidden yang diatur dalam sebuah layer. Sebuah pertimbangan penting dalam kinerja jaringan saraf adalah learning rate, yang ditentukan oleh bagaimana kita merubah bobot-bobot 'w' pada tiap langkah, jika learning rate terlalu kecil algoritma akan memakan waktu lama menuju konvergen.

Teknik yang bisa menolong jaringan keluar dari lokal minimum (local minima) adalah dengan menggunakan momentum. Dengan momentum μ , bobot diperbaharui pada setiap waktu t (*training cycles*) yang diberikan.

2.4. Backpropagation dalam Prediksi

Diketahui sejumlah data rentet waktu x_1, x_2, \dots, x_n seperti pada gambar 2.4. Masalahnya adalah memperkirakan berapa harga x_{n+1} berdasarkan x_1, x_2, \dots, x_n .



Gambar **Error! No text of specified style in document.**.. Bagan Neural Network dalam Prediksi [11]

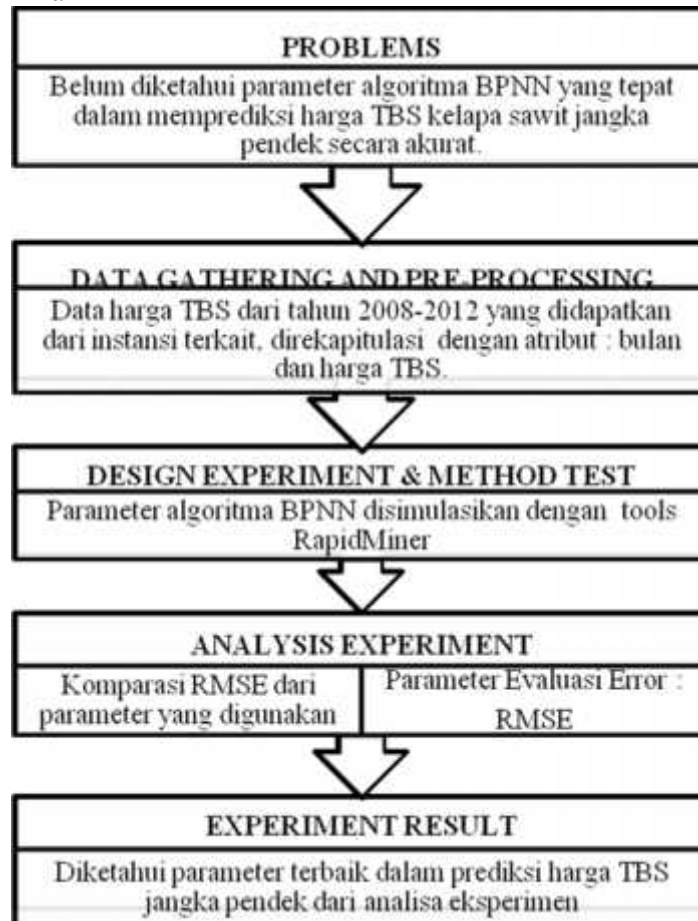
Dengan *backpropagation*, *record* data dipakai sebagai data pelatihan untuk mencari bobot yang optimal. Untuk itu kita perlu menetapkan besarnya periode dimana data berfluktuasi. Misalkan jumlah data dalam satu periode ini dipakai sebagai jumlah masukan dalam *backpropagation*. Sebagai targetnya diambil data tahun pertama setelah periode terakhir. Bagian tersulit adalah menentukan jumlah layer (dan unitnya). Tidak ada teori yang dengan pasti dapat dipakai. Tapi secara praktis dicoba jaringan yang kecil terlebih dahulu (misal terdiri dari 1 layer tersembunyi dengan beberapa unit saja). Jika gagal (kesalahantidak turundalam *epoch* yang besar), maka jaringan diperbesar dengan menambahkan unit tersembunyi atau bahkan menambahkan layer tersembunyi [12].

2.5. Faktor Yang Mempengaruhi Neural Network

Adalah kenyataan bahwa tidak semua hasil prediksi neural network memiliki tingkat presisi yang tinggi (yang ditandai dengan error yang rendah). Hasil prediksi dipengaruhi oleh [13]:

1. Algoritma pembelajaran (*learning*) dan besaran iterasi (*training cycles*) yang dipilih. Ini menentukan seberapa rendah error dapat ditekan.
2. Besaran jumlah data untuk *learning*. Ini menentukan seberapa baik sampel data mewakili keadaan sebenarnya.
3. Jumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Ini menentukan kemampuan network untuk membentuk fungsi yang memadai. Untuk fungsi yang *smooth*, memerlukan *hidden layer* yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan fungsi yang lebih kompleks.

2.6. Kerangka Pemikiran



3. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut :

1. Pengumpulan Data (*Data Gathering*)
Data yang digunakan adalah data harga TBS kelapa sawit produksi pekebun di provinsi Kalimantan Timur, berdasarkan hasil rapat TIM penetapan harga pembelian TBS yang berisi data harga TBS per kilogram dengan umur tanaman kelapa sawit dari umur 3th – umur 10th, sejak bulan Januari tahun 2008 sampai bulan Desember 2012.
2. Proses Pengolahan Data Awal (*Data Pre-processing*)
Data yang didapat dari hasil rapat TIM penetapan harga pembelian TBS tersebut kemudian diolah dengan menggunakan *microsoft excel*. Adapun field yang dibutuhkan untuk mengolah data awal tersebut adalah sebagai berikut :
 - 1) Bulan
Waktu yang digunakan sebagai acuan data *time series*.
 - 2) Umur tanaman
Dataset yang diuji yaitu harga TBS dari umur tanaman 3 tahun - 10 tahun.
 - 3) Harga TBS dari tahun 2008-2012.

Setelah pembuatan file *microsoft excel*, langkah berikutnya adalah memasukkan data excel tersebut ke dalam software rapidminer versi 5 untuk proses prediksi dengan menggunakan beberapa parameter algoritma NN di rapidminer.

3. Desain Eksperimen dan Pengujian Metode (*Method Test and Experiment*)
Eksperimen dilakukan dengan terlebih dahulu menentukan parameter label yang akan diprediksi, yaitu data harga TBS pada usia tanaman tertentu. Kemudian menentukan parameter id sebagai model data series yang eksis untuk memperkirakan nilai data selanjutnya yang dapat diprediksi. Data yang telah ditentukan label dan id-nya tersebut kemudian dieksperimen dengan menggunakan beberapa parameter yang diuji untuk mendapatkan hasil RMSE-nya. Pengujian ini dilakukan terhadap setiap dataset usia tanaman, dari umur 3 tahun - 10 tahun.
4. Analisa dan Hasil Eksperimen (*Analysis and Experiment Result*)
Pengukuran kinerja dilakukan dengan menghitung rata-rata error yang terjadi melalui besaran Root Mean Square Error (RMSE). BPNN akan ditraining sesuai dengan parameter yang digunakan. Kemudian setelah hasil RMSE setiap dataset didapatkan, dibandingkan setiap hasil RMSE-nya, sehingga dapat dianalisa langsung unjuk kinerjanya. Semakin kecil nilai error dari masing-masing parameter kinerja, menyatakan semakin dekat nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Dengan demikian dapat diketahui BPNN dengan parameter mana yang lebih akurat.
5. Kesimpulan dan Saran
Diharapkan hasil penelitian ini sesuai dengan rumusan masalah dan tujuan yang akan dicapai, serta saran-saran yang diperlukan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

Parameter yang Digunakan

Dalam penelitian ini, digunakan beberapa parameter. Parameter – parameter berikut ditentukan secara berurutan, dengan tujuan untuk mengetahui parameter mana yang menghasilkan akurasi yang optimal. Evaluasi diukur dengan *Root Mean Square Error* (RMSE), untuk dibandingkan kinerja prediksi dari masing-masing parameter-nya.

Tabel 1. Parameter yang digunakan

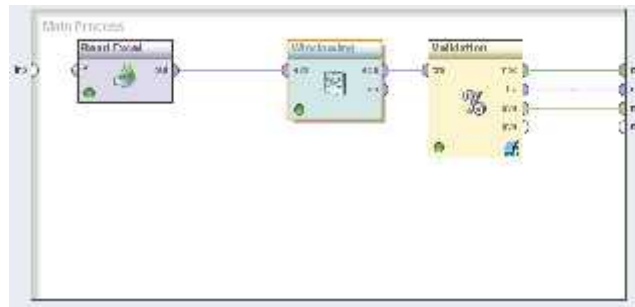
Learning Rate	Momentum	Training Cycles	Windowing
0,1	0,5	500/1000/1500	5/10/15
	0,6		
	0,7		
	0,8		
0,2	0,5	500/1000/1500	5/10/15
	0,6		
	0,7		
	0,8		
0,3	0,5	500/1000/1500	5/10/15
	0,6		
	0,7		
	0,8		

Semua hasil evaluasi nilai RMSE dari masing-masing parameter diatas disimpan dan setelah itu dapat dibandingkan dengan nilai RMSE pada setiap dataset umur tanaman.

4. Hasil dan Pembahasan

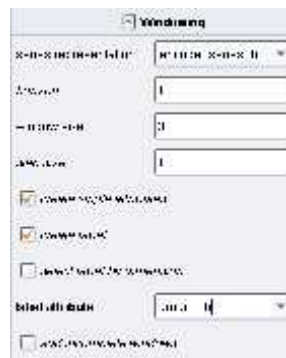
4.1. Eksperimen dan pengujian metode

Algoritma yang akan diuji dalam penelitian ini adalah BPNN dengan menggunakan beberapa parameter, yaitu *learning rate*, *momentum*, *training cycles* dan *windowing*. Operator yang digunakan yaitu operator windowing dan x-validation. Berikut tampilannya beserta alur koneksinya.



Gambar 3. Tampilan Main Process dengan Operator Windowing dan X-Validation

Parameter x-validation yang digunakan tersebut menggunakan nilai default 10 validation. Sedangkan parameter windowing nilainya menyesuaikan parameter yang digunakan. Berikut tampilan jendela parameter *windowing*:



Gambar Error! No text of specified style in document.. Jendela Parameter Windowing

Ide peramalan data rentet waktu pada RapidMiner dengan menggunakan konsep *windowing* memungkinkan kita untuk mengambil data rentet waktu dan mengubahnya menjadi format “cross-sectional”. Gambar berikut ini mengilustrasikan idenya. Dalam kasus contoh diatas (gambar 4.4), kita telah menggunakan ukuran jendela (*window size*) 3, ukuran langkah (*step size*) 1, dan cakrawala (*horizon*) 1.

a
b

RowID	umur 3th	Bulan
41	1106.71L	01 Feb 11
42	1106.71L	01 Jun 11
43	1108.67L	01 Jul 11
44	1012.57C	01 Agu 11
45	359.05J	01 Sep 11
46	1014.57C	01 Okt 11
47	378.09J	01 Nov 11
48	352.70J	01 Des 11
49	378.34J	01 Jan 12
50	1006.63C	01 Feb 12
51	1033.92C	01 Mar 12
52	1177.44L	01 Apr 12
53	1157.97L	01 Mei 12
54	1120.69C	01 Jun 12
55	1019.02J	01 Jul 12
56	1022.36J	01 Agu 12
57	357.76J	01 Sep 12
58	356.39J	01 Okt 12
59	357.03J	01 Nov 12
60	318.05J	01 Des 12

	Eulsh	Isbe	umur 3th-2	umur 3th-1	umur 3th-0
01 Sep 11 8:00:00	106.71	108.67	107.000	1222.840	1131.23L
01 Mei 11 8:00:00	1106.71J	1098.67J	1031.200	1067	1105.71C
01 Jun 11 8:00:00	1012.57J	1067	1106.71U	1098.67L	1072.57L
01 Agu 11 8:00:00	990.65U	1014.57J	1098.67U	1012.57U	999.85J
01 Okt 11 8:00:00	990.65U	1012.57U	999.85U	1074.57L	1074.57L
01 Nov 11 0:00:00	932.700	599.050	1014.570	932.700	532.70J
01 Des 11 0:00:00	970.040	1014.570	932.700	532.70J	532.70J
01 Jan 12 0:00:00	1005.63J	530.090	932.700	532.70J	570.34J
01 Feb 12 8:00:00	1033.92J	532.700	978.340	1007.63J	1007.63J
01 Mar 12 8:00:00	1077.44J	578.340	1077.440	1033.92J	1033.92J
01 Apr 12 8:00:00	1157.97J	1007.630	1077.440	1077.44J	1077.44J
01 Mei 12 8:00:00	1120.69J	1033.920	1077.440	1157.920	1120.69C
01 Jun 12 8:00:00	1019.02J	1077.440	1157.920	1120.69C	1077.44J
01 Jul 12 8:00:00	1022.36J	1057.920	1120.690	1077.44J	1077.44J
01 Agu 12 8:00:00	987.760	1020.690	1019.020	1022.36C	1022.36C
01 Sep 12 8:00:00	966.390	1019.020	1022.360	987.76J	987.76J
01 Okt 12 8:00:00	867.030	1022.360	987.760	966.39J	966.39J
01 Nov 12 8:00:00	818.050	987.760	956.390	867.03J	867.03J

Gambar 2. Ilustrasi konsep windowing

Keterangan :

a : original data rentet waktu.

b : data yang ter-*window* dengan format “cross sectional”.

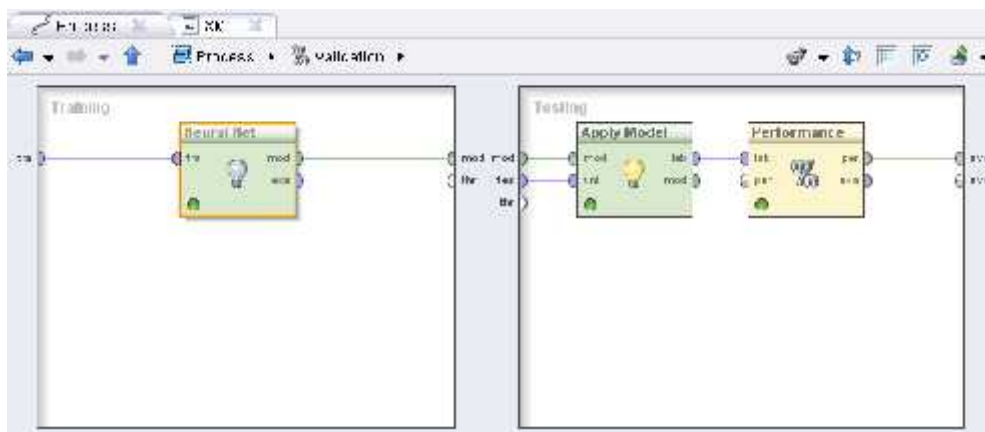
Gunakan data dari 3 baris :Jul, Agu, Sep, untuk memprediksi Oct (warna orange).

Gunakan data dari 3 baris : Agu, Sep, Okt, untuk memprediksi Nov (warna biru).

Gunakan data dari 3 baris : Sep, Okt, Nov, untuk memprediksi Des (warna merah).

c : data harga TBS hasil yang ter-prediksi.

Setelah ter-*window* dengan format *cross sectional* seperti yang ditunjukkan pada gambar b, pada dasarnya kita telah mengkonversi nilai waktu menjadi atribut *cross sectional* dan kita dapat menerapkan algoritma pemodelan prediktif untuk memprediksi nilai masa depan. Kita dapat menggunakan data dari Oktober, November, Desember, untuk memprediksi nilai-nilai bulan Januari menggunakan algoritma BPNN. Setelah menentukan parameter windowing, langkah selanjutnya yaitu menampilkan operator model algoritma *Neural Network*.



Gambar 6. Model Neural Network

Menentukan parameter learning rate, momentum dan training cycles pada model algoritma NN berdasarkan parameter yang telah ditentukan. Masing-masing dataset umur tanaman diuji satu persatu untuk mengetahui nilai RMSE-nya.

4.2. Hasil Eksperimen

Data uji harga TBS masing-masing umur tanaman yang telah ditraining dengan menggunakan parameter yang telah dijelaskan diatas, menghasilkan nilai RMSE sebagai berikut:

Tabel 2. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 3 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	77,842	80,674	84,404	82,436	86,442	86,722	70,297	74,280	80,000
	0,6	80,919	84,040	87,450	79,585	78,518	85,516	70,015	73,367	82,601
	0,7	87,687	92,894	97,983	77,103	88,335	94,121	71,216	96,128	106,894
0,2	0,5	95,936	95,736	106,070	86,121	88,912	88,211	84,632	92,923	102,437
	0,6	93,880	99,454	105,028	82,436	90,396	96,771	81,146	103,944	107,303
	0,7	101,774	111,271	125,656	97,191	100,483	95,451	92,264	111,716	122,147
0,3	0,5	101,338	99,121	119,817	87,443	99,121	81,937	84,230	101,907	102,258
	0,6	102,716	115,963	147,289	93,075	115,929	111,857	111,694	109,250	93,868
	0,7	122,395	119,240	110,869	106,485	155,560	125,124	96,062	87,138	84,699

Tabel 3. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 4 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	83,898	87,287	90,960	89,557	93,267	94,650	76,349	80,288	86,729
	0,6	87,393	90,531	94,042	86,080	84,517	90,160	76,049	79,248	89,392

	0,7	94,647	100,150	105,849	82,039	90,393	100,895	77,417	103,784	115,806
0,2	0,5	102,739	102,250	115,436	91,209	95,849	94,638	89,081	101,096	111,355
	0,6	100,884	106,590	112,218	88,263	91,859	96,160	87,983	108,060	121,227
	0,7	110,336	121,252	137,285	98,850	104,242	111,367	96,983	115,798	131,354
0,3	0,5	109,192	106,834	128,139	92,611	85,459	94,332	95,865	116,288	109,866
	0,6	111,979	125,525	158,921	100,267	107,560	125,319	113,362	121,030	129,034
	0,7	131,238	129,435	120,235	119,696	124,030	135,626	112,438	112,588	101,890

Tabel Error! No text of specified style in document.. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 5 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	89,940	93,974	98,029	96,350	99,587	101,814	82,329	86,065	93,057
	0,6	93,784	97,310	100,942	92,174	90,474	96,138	81,880	84,921	95,587
	0,7	101,850	107,569	98,029	86,744	97,043	111,202	83,262	111,345	125,265
0,2	0,5	109,193	109,518	124,215	96,740	102,986	101,675	95,988	109,889	124,241
	0,6	108,166	114,097	120,062	94,277	99,546	104,159	92,280	117,407	134,682
	0,7	118,589	129,751	147,000	113,618	117,949	124,341	103,340	125,462	133,673
0,3	0,5	117,315	114,406	134,748	99,625	90,937	98,652	109,398	127,332	117,199
	0,6	120,936	132,054	171,019	106,836	118,579	129,641	129,381	143,552	130,073
	0,7	140,343	146,988	134,523	131,629	132,972	128,961	108,646	122,760	107,084

Tabel 5. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 6 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	93,086	97,227	101,416	99,709	103,128	105,41	85,183	89,091	96,309
	0,6	97,058	100,693	104,456	95,411	93,649	99,521	84,717	87,887	98,940
	0,7	105,379	111,312	117,243	89,852	100,414	114,862	86,158	115,210	130,061
0,2	0,5	113,138	113,358	128,528	100,222	106,569	105,196	99,331	114,870	128,583
	0,6	111,947	118,107	124,280	97,601	102,843	108,777	95,112	120,408	138,844
	0,7	122,708	134,297	152,137	112,688	121,851	121,828	108,227	132,941	141,817
0,3	0,5	121,391	118,370	139,513	103,075	94,053	101,421	111,986	131,694	124,145
	0,6	125,069	137,053	176,813	110,698	125,476	136,874	133,423	141,604	148,892
	0,7	145,392	152,064	139,399	137,279	142,658	144,044	111,056	125,605	132,030

Tabel 6. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 7 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	96,346	100,371	104,650	103,010	107,019	108,983	87,861	92,230	99,658
	0,6	100,395	104,054	108,038	98,818	97,021	103,352	87,463	90,997	102,579
	0,7	108,799	115,080	121,565	93,745	103,839	116,806	89,004	119,214	132,922
0,2	0,5	117,758	117,376	132,749	104,418	110,176	108,719	102,520	118,270	133,781
	0,6	115,859	122,332	128,762	101,243	105,410	110,582	97,687	125,234	140,742
	0,7	126,827	139,167	157,604	121,095	122,088	125,358	111,808	137,089	152,770
0,3	0,5	125,478	122,739	146,546	106,545	98,580	106,286	112,469	135,078	128,230
	0,6	128,919	143,128	182,700	115,155	126,815	140,902	131,687	139,196	143,746
	0,7	150,678	151,693	142,497	143,543	148,261	149,094	116,970	133,364	127,080

Tabel 7. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 8 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	98,425	102,665	108,067	107,621	110,238	111,098	87,267	93,249	95,953
	0,6	102,275	106,763	112,245	103,420	102,851	105,032	87,720	90,724	104,892
	0,7	111,633	119,572	126,979	101,101	112,555	125,136	92,687	126,611	132,655
0,2	0,5	120,997	121,186	136,162	111,317	115,814	113,938	103,903	121,523	131,460
	0,6	117,418	123,384	133,846	119,104	127,901	131,430	99,293	119,538	134,595
	0,7	128,188	141,782	175,924	128,896	122,594	149,716	117,704	136,863	141,712
0,3	0,5	128,185	127,419	169,602	111,732	112,064	119,329	118,155	135,060	123,985
	0,6	131,865	159,212	187,804	124,979	125,889	145,220	147,712	143,095	136,707
	0,7	144,679	136,586	153,643	125,400	160,934	163,991	113,603	120,720	123,110

Tabel 8. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 9 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	102,743	106,794	111,264	109,490	114,271	115,509	93,354	98,281	106,133
	0,6	106,999	110,796	115,131	105,461	103,549	110,580	93,032	97,064	109,527
	0,7	115,840	122,582	129,572	100,842	110,737	123,325	94,728	127,088	142,142
0,2	0,5	125,938	125,264	141,186	111,944	117,297	115,893	108,903	123,355	135,159
	0,6	123,550	130,601	137,545	108,201	112,860	117,808	106,456	131,390	149,871
	0,7	134,993	148,502	168,128	131,458	130,496	136,723	121,200	147,650	169,690
0,3	0,5	133,652	130,808	157,145	113,000	105,718	118,345	114,207	137,943	134,453
	0,6	136,889	153,860	194,507	122,832	130,142	153,065	143,047	147,667	131,403
	0,7	160,695	158,519	146,529	147,125	167,078	159,703	116,466	135,880	129,703

Tabel 9. Tabel Hasil Eksperimen Nilai RMSE pada harga TBS umur 10 tahun

Learning Rate	Momentum	Training Cycles/Windowing :								
		500/5	1000/5	1500/5	500/10	1000/10	1500/10	500/15	1000/15	1500/15
0,1	0,5	129,001	135,675	140,169	78,388	87,304	94,119	94,090	94,753	97,617
	0,6	136,812	142,843	145,082	85,504	102,147	112,104	94,532	95,197	98,310
	0,7	137,946	146,228	150,628	103,339	109,179	109,268	100,150	102,743	103,095
0,2	0,5	145,406	146,116	160,853	93,996	115,634	132,462	81,965	93,197	84,431
	0,6	155,608	177,345	197,892	103,201	122,021	142,568	104,616	106,948	102,178
	0,7	165,496	222,399	235,657	123,076	105,832	116,045	118,168	105,523	110,132
0,3	0,5	158,717	205,278	235,771	123,773	128,984	130,021	107,884	97,035	99,944
	0,6	195,051	203,617	189,908	115,749	153,216	165,230	87,924	115,501	92,044
	0,7	209,677	198,783	218,311	119,190	142,771	130,644	142,914	113,531	127,989

4.3. Analisa Hasil Eksperimen

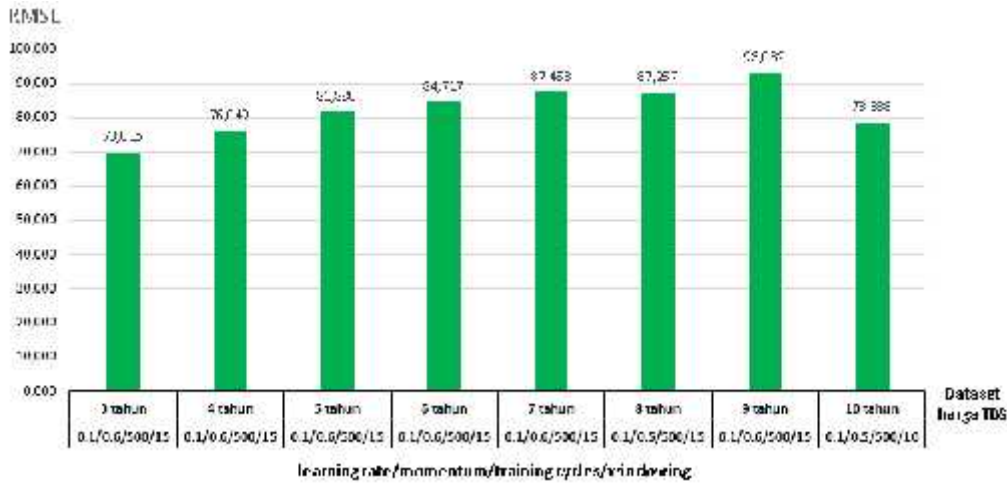
Berdasarkan rekapitulasi perbandingan hasil RMSE diatas, didapatkan semua nilai RMSE terkecil untuk masing-masing dataset harga TBS, sekaligus parameter terbaik yang digunakan, seperti tersaji pada tabel berikut.

Tabel 10. Nilai RMSE terkecil pada masing-masing dataset

Parameter :	harga TBS (umur)	RMSE
learning rate /momentum/training cycles/windowing		
0.1/0.6/500/15	3 tahun	70,015
0.1/0.6/500/15	4 tahun	76,049
0.1/0.6/500/15	5 tahun	81,88
0.1/0.6/500/15	6 tahun	84,717
Parameter :	harga TBS	RMSE

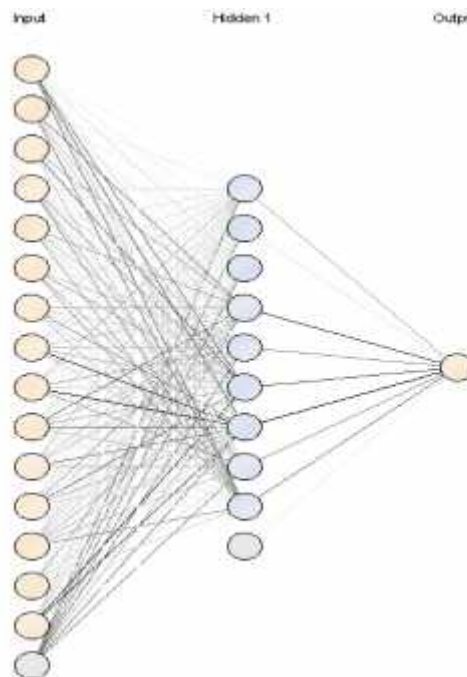
learning rate /momentum/training cycles/windowing	(umur)	
0.1/0.6/500/15	7 tahun	87,463
0.1/0.5/500/15	8 tahun	87,267
0.1/0.6/500/15	9 tahun	93,032
0.1/0.5/500/10	10 tahun	78,388

Secara grafis, tampilan hasil RMSE terbaik masing-masing dataset dinyatakan dalam bentuk grafik column seperti gambar dibawah ini :



Gambar 7. Grafik Perbandingan Nilai RMSE masing-masing Dataset

Pada beberapa grafik perbandingan nilai RMSE tersebut menunjukkan bahwa pengujian pada dataset harga TBS umur 3 tahun memiliki nilai RMSE terkecil, yaitu 70.015, dan pengujian penerapan metode BPNN dengan parameter learning rate 0.1, momentum 0.6, training cycles 500 dan windowing 15, yang paling banyak terjadi peningkatan akurasi prediksi harga TBS dibandingkan dengan parameter lainnya.



Gambar 8. Arsitektur Jaringan Hasil Parameter Terbaik

Gambar di atas menunjukkan arsitektur jaringan NN pada parameter terbaik yaitu dengan jumlah input neuron 15, hidden layer 9 dan 1 unit output. Jika dilihat secara lebih detail hasil prediksi rentet waktu harga TBS dengan konsep windowing pada parameter terbaik pada dataset harga TBS umur 3 tahun, akan terlihat seperti tabel berikut ini.

Tabel 11. Hasil Prediksi dengan konsep Windowing pada Parameter Terbaik

Bulan	abel	umur 3 th-14	umur 3 th-13	umur 3 th-12	umur 3 th-1	umur 3 th-0
01 Mar 09 8:	754.420	979.860	1045.160	1162.230	643.890	721
01 Apr 09 8:	827.640	1045.130	1162.230	1177.870	721	754.420
01 Mei 09 8:	987	1162.230	1177.870	1161.090	754.420	827.640
01 Jun 09 8:	888.550	1177.870	1166.090	1200.920	827.640	987
01 Jul 09 8:	778.540	1166.090	1200.920	1203.680	987	888.550
01 Agu 09 8:	827.620	1200.920	1203.680	1161.520	888.550	778.540
01 Sep 09 8:	817.670	1203.630	1161.520	814.640	778.540	827.620
01 Okt 09 8:	778.930	1161.520	814.640	583.740	827.620	817.670
01 Nov 09 8:	806.110	814.640	583.740	438.180	817.670	778.930
01 Des 09 8:	873.770	583.740	438.430	517.610	770.930	806.110
01 Jan 10 8:	881.700	438.480	517.610	545.470	806.110	873.770
01 Feb 10 8:	908.460	517.610	545.470	643.890	873.770	881.700
01 Mar 10 8:	913.360	545.470	643.890	721	881.700	908.460
01 Apr 10 8:	912.700	643.890	721	754.420	908.460	913.360
01 Mei 10 8:	904.850	721	754.420	827.640	913.360	912.700
01 Jun 10 8:	890.140	754.420	827.640	987	912.700	904.850

5. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian penerapan metode BPNN dalam prediksi harga TBS yang dilakukan dengan beberapa parameter, ditemukan bahwa nilai RMSE penerapan metode BPNN dalam penelitian ini berdasarkan analisis hasil eksperimen menunjukkan bahwa nilai RMSE yang dihasilkan 70.015 dengan parameter learning rate 0.1, momentum 0.6, training cycles 500, input neuron 10, hidden layer 9 dan windowing 15, memberikan hasil yang cukup akurat dalam prediksi harga TBS berdasarkan atribut waktu (bulanan) dan harga TBS. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar nilai konstanta momentum, proses pelatihan semakin cepat. Dengan momentum selain untuk mempercepat proses training juga digunakan untuk mencapai akurasi yang optimum namun dengan melihat keseimbangan nilai learning rate dan momentum

Daftar Pustaka

- [1] "Dinas Perkebunan Provinsi Kalimantan Timur." [Online]. Available: <http://disbun.kaltimprov.go.id/statis-35-komoditi-kelapa-sawit.html>.
- [2] Mahrani, "Analisis Harga Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit di Sumatera Utara," 2009.
- [3] E. Arianto, "Perilaku Harga Minyak Sawit_Strategika," 2008. [Online]. Available: <http://strategika.wordpress.com/2008/07/06/perilaku-pcpo/>.
- [4] R. Lawrence, "Using Neural Networks to Forecast Stock Market Prices." University of Manitoba, pp. 1-21, 1997.
- [5] S. N. Abdullah, X. Zeng, C. Science, and O. Road, "Machine Learning Approach for Crude Oil Price Prediction with Artificial Neural Networks-Quantitative (ANN-Q) Model," *Soft Computing*, vol. 44, no. 0, 2010.
- [6] D. A. Sari, "Peramalan Kebutuhan Beban Jangka Pendek Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Teknik Elektro - Universitas Diponegoro*, 2007.
- [7] Novi Yanti, "Penerapan Metode Neural Network dengan Struktur Backpropagation untuk Prediksi Stok Obat di Apotek (Studi Kasus : Apotek ABC)," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2011 (SNATI 2011)*, no. 1907-5022, 2011.

-
- [8] D. O. Maru'ao, "Neural Network Implementation in Foreign Exchange Kurs Prediction," Universitas Gunadarma, 2010.
 - [9] N. Davey, S. P. Hunt, and R. J. Frank, "Time Series Prediction and Neural Networks," pp. 3–8.
 - [10] Kuswati, "Peramalan Time Series Harga Saham Menggunakan Multilayer Perceptron Feed Forward Neural Network," proyek akhir. 2008.
 - [11] D. Touretzky and K. Laskowski, "Neural Networks for Time Series Prediction," vol. 2006. 2006.
 - [12] J. J. Siang, Jaringan Syaraf Tiruan Dan Pemrograman Menggunakan Matlab. ANDI, 2004.
 - [13] B. Krose and P. Van Der Smagt, An Introduction to Neural Network, Eight Edit., no. November. University of Amsterdam: , 1996, p. 135.
-