

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST merupakan suatu konsep rekayasa pengetahuan dalam bidang kecerdasan buatan yang disimulasikan seperti sistem syaraf manusia, yang pemrosesan utamanya dilakukan di otak (Anita, 2006). JST sebuah mesin yang dirancang untuk menjalankan fungsi atau tugas-tugas tertentu yang memiliki kemampuan menyimpan pengetahuan berdasarkan pengalaman dan menjadikan simpanan pengetahuan yang dimiliki menjadi sebuah informasi yang bermanfaat (Anita, 2006).

Berikut adalah hubungan antara konsep biologi dengan JST dalam Tabel 2.1 berikut ini (Anita, 2006):

**Tabel 2.1** Hubungan konsep biologi dengan

Biologi	JST
<i>Soma</i>	Node (simpul)
<i>Dendrite</i>	<i>Input</i>
<i>Axon</i>	<i>Output</i>
<i>Synapse</i>	Bobot
<i>Slow speed</i>	<i>Fast Speed</i>
Terdiri dari banyak <i>neuron</i>	Beberapa <i>Neuron</i>

JST dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi, masalah yang dapat menolerir ketidaktepatan atau prediksi. Pembelajaran pada JST merupakan suatu proses dimana parameter-parameter pada JST saling beradaptasi pada lingkungan jaringan (Anita, 2006).

Adapun proses pembelajaran pada JST, yaitu (Anita, 2006):

1. Perhitungan *output*.
2. Membandingkan *output* dengan target yang diinginkan.
3. Menyesuaikan bobot dan mengulangi prosesnya.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

JST memiliki 3 karakteristik utama, yaitu (Lessnusa, 2015):

1. Arsitektur Jaringan

Merupakan suatu pola keterhubungan antara *neuron*. Keterhubungan tersebutlah yang membentuk suatu jaringan. Arsitektur JST antara lain, yaitu *single layer* contoh JST yang menggunakan adalah *adaline*, *hopfield* dan *perceptron*. Kemudian *multilayer*, contohnya *madaline*, *backpropagation*, dan *neocognitron*. Selanjutnya *competitive layer*, contohnya adalah LVQ (Dessy, 2012).

2. Algoritma Jaringan

Merupakan metode untuk menentukan nilai bobot hubungan. Dengan menggunakan metode pelatihan atau pembelajaran.

3. Fungsi Aktivasi

Merupakan suatu ambang batas atau fungsi untuk menentukan nilai keluaran berdasarkan nilai total masukan pada *neuron*. Setiap algoritma memiliki fungsi aktivasi yang berbeda. Adapun fungsi aktivasi yang terdapat pada JST, yaitu fungsi undak biner (*hard limit*), fungsi undak biner (*threshold*), fungsi bipolar (*symetric hard limit*), fungsi bipolar dengan *threshold*, fungsi *linier*, fungsi *saturating linear*, fungsi *simetric saturating linear*, fungsi *sigmoid biner*, fungsi *sigmoid bipolar* dan fungsi aktivasi *linier*.

## 2.2 Metode Backpropagation

*Backpropagation* dikembangkan oleh Rumelhart, Hinton dan Wiliams sekitar tahun 1986 yang meningkatkan kembali minat terhadap JST (Madu, 2016). Metode ini dikembangkan dari aturan *perceptron*. Metode ini terdiri dari dua tahap, yaitu tahap maju (*feedforward*) yang diambil dari *perceptron* dan tahap mundur (Madu, 2016).

*Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dengan banyak layar lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya (Madu, 2016). *Backpropagation* adalah pelatihan jenis terkontrol (*supervised*) dimana menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai

kesalahan yang minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata (F.Suhandi, 2009 dalam jurnal Andrijasa, 2010).

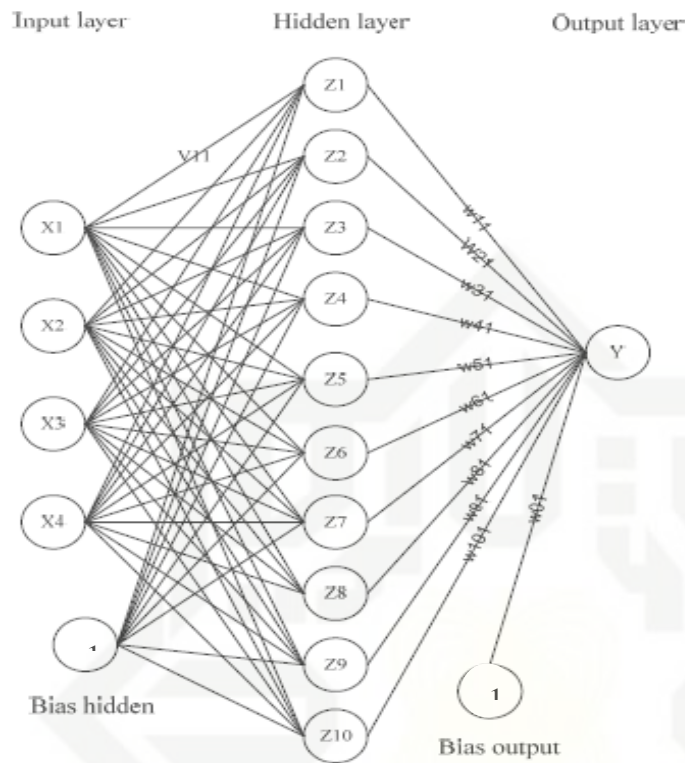
*Backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu (Nurmila, 2005).

Dalam *backpropagation* terdapat metode pengenalan, yaitu proses inisialisasi data yang akan diolah. Kemudian data yang akan dikenali disajikan dalam bentuk vektor. Masing-masing data mempunyai target yang disajikan juga dalam bentuk vektor. Target atau keluaran acuan merupakan suatu peta karakter yang menunjukkan lokasi dari vektor masukan. Sedangkan metode pelatihan merupakan proses latihan mengenali data dan menyimpan pengetahuan atau informasi yang didapat ke dalam bobot-bobot (Heaton, 2003 dalam jurnal Nurmila, 2005).

### 2.2.1 Arsitektur *Backpropagation*

Arsitektur *backpropagation* dibagi menjadi 3 lapisan penyusun, yaitu (Sudarsono, 2016):

1. Lapisan *Input (Input Layer)* merupakan lapisan yang terdiri dari beberapa *neuron* yang akan menerima sinyal dari luar dan akan diteruskan ke *neuron-neuron* selanjutnya.
2. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*) lapisan yang berfungsi meningkatkan kemampuan jaringan dalam memecahkan masalah. Jumlah simpul yang ditentukan oleh pengguna dengan menggunakan persamaan  $X < Hidden < X * 2$  (Rajasekaran, 2007).
3. Lapisan *output (output layer)* Lapisan yang berfungsi menyalurkan sinyal-sinyal keluaran dari hasil pemrosesan jaringan yang merupakan solusi JST terhadap suatu permasalahan. Terdiri dari 1 simpul.



**Gambar 2.1** Arsitektur *Backpropagation* (Susanti, 2014)

### 2.2.2 Fungsi Aktivasi

Metode *backpropagation* mempunyai dua fungsi aktivasi, yaitu (Lessnusa, 2015):

1. Fungsi *sigmoid biner*

*Sigmoid biner* yang memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh jaringan saraf yang nilai *output*nya 0 atau 1. Dihitung dengan menggunakan persamaan (2.1) berikut.

$$z_j = \frac{1}{1+e^{-z_{in_j}}} \dots \dots \dots (2.1)$$

Keterangan:

$z_j$  = keluaran pada lapisan unit j

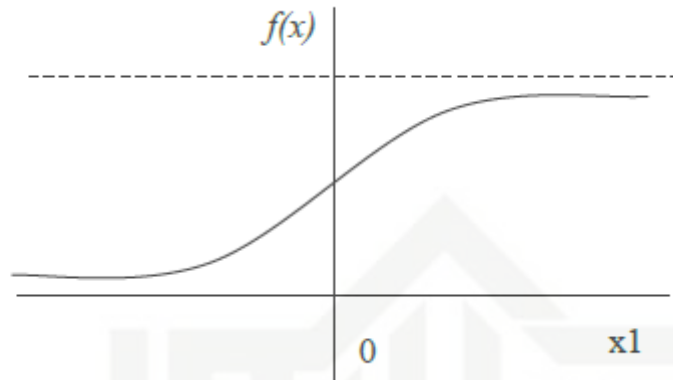
$z_{net_j}$  = total sinyal pada lintasan j



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Dapat dilihat pada Gambar 2.2 yang merupakan kurva *sigmoid biner*

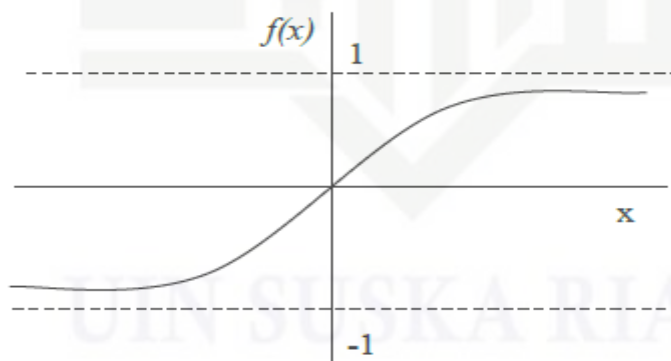


**Gambar 2.2** Kurva *Sigmoid biner* (Lessnusa, 2015)

2. Fungsi Aktivasi *Sigmoid bipolar*

Bipolar sigmoid berhubungan erat dengan fungsi *tangen hiperbolik* yang juga sering digunakan sebagai fungsi aktivasi ketika jangkauan yang diharapkan dari nilai *output* diantara -1 dan 1. Fungsi *sigmoid bipolar* hampir sama dengan *sigmoid biner* namun berbeda pada *outputnya* berupa 1 atau -1.

Dapat dilihat pada Gambar 2.3 yang merupakan kurva *sigmoid bipolar*



**Gambar 2.3** Kurva *Sigmoid bipolar* (Lessnusa, 2015)

3. Fungsi Aktivasi *Linier*

Fungsi aktivasi *linear* sering dipakai apabila keluaran jaringan yang diinginkan berupa sembarang bilangan riil (bukan hanya pada range [0,1] atau [-1,1]). Fungsi aktivasi *linear* umumnya digunakan pada *neuron*

*output* (Madu, 2016). . Dihitung dengan menggunakan persamaan (2.2) berikut.

$$Y_k = f(y_{\text{net}_j}) \dots\dots\dots(2.2)$$

Keterangan:

- $y_k$  = Keluaran pada unit k
- $y_{\text{net}_j}$  = Total sinyal pada lintasan k

**2.2.3 Algoritma Pembelajaran**

Pelatihan *backpropagation* terdiri dari 3 fase, yaitu (Madu, 2016):

1. **Fase 1** yaitu *feedforward* (propogasi maju)  
 Dalam propagasi maju, setiap sinyal masukan dipropagasi (dihitung maju) ke layar tersembunyi hingga layar keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.
2. **Fase 2** yaitu *backward* (propagasi mundur)  
 Kesalahan (selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan) yang terjadi dipropagasi mundur mulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran.
3. **Fase 3** yaitu perubahan bobot.  
 Pada fase ini dilakukan modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.  
 Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Kondisi terpenuhi jika nilai keluaran kecil sama dengan nilai target *error* atau jika *epoch* kecil sama dengan yang telah ditentukan.

Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu layar tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dan fungsi aktivasi *linier*.

Namun Sebelum data dapat dilatih, data harus dinormalisasikan terlebih dahulu melalui persamaan normalisasi. Berikut Persamaan (2.3) untuk normalisasi dan Persamaan (2.4) untuk denormalisasi, sebagai berikut (Indrabayu, 2012).

$$\text{Normalisasi} = (X - \text{Min}) / (\text{Max} - \text{Min}) \dots\dots\dots(2.3)$$

Keterangan:

X = data

Min = data minimum

Max = data maksimum

$$\text{Denormalisasi} = (Y)(\text{Max}-\text{Min}) + \text{Min} \dots \dots \dots (2.4)$$

Keterangan :

Y = hasil keluaran dari pelatihan

Min = data minimum

Max = data maksimum

Berikut langkah-langkah algoritma pembelajaran untuk metode *backpropagation*, sebagai berikut (Rajasekaran, 2007):

**a) Prosedur pelatihan**

1. Inialisasi bobot awal diberi nilai acak kecil range -0.5 dan 0.5 (Anita, 2006).
2. Selama kondisi berhenti tidak terpenuhi, lakukan langkah 3 sampai langkah 10.
3. Untuk setiap pasangan vektor pelatihan, lakukan langkah 4 sampai langkah 8.

**Fase I. Feedforward**

4. Setiap *neuron* pada lapisan masukan ( $x_i, i = 1,2,3,\dots,n$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua *neuron* pada lapisan selanjutnya (lapisan tersembunyi).

5. Untuk Tiap-tiap *neuron* dalam lapisan tersembunyi ( $Z_j, j = 1,2,3,\dots,p$ ) jumlahkan bobotnya dengan sinyal masukanya masing-masing :

$$z_{\text{net}j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots \dots \dots (2.5)$$

Keterangan:

$v_{0j}$  = nilai bobot bias

$z_{\text{net}j}$  = total sinyal masukan pada lintasan j

$x_i$  = nilai masukan pada unit i

$v_{ij}$  = bobot antara masukan unit i dan lapisan unit j

Kemudian terapkan fungsi aktivasi *sigmoid biner* untuk menghitung nilai sinyal *outputnya* dengan menggunakan persamaan (2.1).

Kemudian kirimkan sinyal tersebut ke semua *neuron* pada lapisan atasnya berikutnya (lapisan *outputnya*).

6. Untuk Tiap-tiap *neuron* pada lapisan *output* ( $Y_k$ ,  $k = 1,2,3,\dots,k$ ), jumlahkan bobotnya dengan sinyal masukan masing-masing:

$$y_{netj} = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \dots \dots \dots (2.6)$$

Keterangan:

$w_{0k}$  = nilai bias pada layer *hidden*

$y_{netj}$  = total sinyal masukan pada keluaran unit

$z_i$  = nilai masukan pada lapisan unit  $i$

$w_{jk}$  = bobot antara lapisan unit  $k$  dan keluaran unit  $j$

Kemudian terapkan fungsi aktivasi *linier* untuk menghitung sinyal *outputnya* dengan menggunakan persamaan (2.2).

**Fase II. Backforward**

7. Setiap *neuron* pada lapisan *output* ( $Y_k$ ,  $k = 1,2,3,\dots,m$ ) menerima sebuah pola target yang berhubungan dengan pola masukan pelatihan, kemudian hitung kesalahannya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) * y_k * (1 - y_k) \dots \dots \dots (2.7)$$

Keterangan:

$\delta_k$  = Faktor kesalahan pada unit keluaran  $k$

$Y_k$  = Keluaran pada keluaran unit  $k$

kemudian hitung perubahan bobotnya (digunakan nanti untuk mengubah nilai  $W_{jk}$ ).

$$\Delta w_{jk} = \alpha * \delta_k * z_j \dots \dots \dots (2.8)$$

Keterangan:

$\alpha$  = *Learning rate*

Kemudian hitung perubahan biasnya (digunakan untuk memperbaiki nilai  $W_{0k}$ )

$$\Delta w_{jk} = \alpha * \delta_k \dots \dots \dots (2.9)$$

Kirimkan  $\delta_k$  ini ke unit-unit lapisan kanan.



8. Untuk Tiap *neuron* pada tersembunyi ( $Z_j, j = 1,2,3,\dots,p$ ) menjumlahkan nilai delta *inputnya* (dari *neuron* pada dilapisan atasnya):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \dots \dots \dots (2.10)$$

Kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error*:

$$\delta_j = \delta_{in_j} * z_j * (1 - z_j) \dots \dots \dots (2.11)$$

Kemudian hitung koreksi bobot (digunakan untuk mengubah nilai  $V_{ij}$ ) dengan persamaan berikut:

$$v_{ij} = \alpha * \delta_j * x_i \dots \dots \dots (2.12)$$

Kemudian hitung perubahan biasnya (digunakan untuk mengubah nilai  $V_{oj}$ ) dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{oj} = \alpha * \delta_j \dots \dots \dots (2.13)$$

**Perubahan Bobot dan Bias**

1. Untuk setiap *neuron* pada lapisan keluaran ( $Y_k, k=1,2,\dots, m$ ) ganti nilai bobot biasnya ( $j = 0,1,2,\dots,p$ )

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \dots \dots \dots (2.14)$$

Untuk setiap *neuron* pada lapisan tersembunyi ( $Z_j, j=1,2,\dots,p$ ) ganti nilai bobot dan biasnya ( $i=0,1,2,\dots,n$ ) yang menuju keluaran lapisan. jumlahkan bobot masukan(lama) dengan jumlah koreksi bobot pada unit  $j$  dan  $i$

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \dots \dots \dots (2.15)$$

2. Pelatihan pola ini dilakukan secara berulang-ulang dengan menggunakan data pelatihan dan parameter yang telah ditentukan. Bobot-bobot baru ini digunakan sebagai bobot awal pada proses *epoch* berikutnya, proses ini dilakukan sampai target *error* tercapai atau sampai maksimum *epoch*.

**b) Prosedur Pengujian**

Setelah proses pelatihan selesai, Lakukan pengujian pada *backpropagation*. Hanya menggunakan tahap perambatan maju dari algoritma pelatihan. Prosedur pengerjaannya adalah sebagai berikut:

Langkah 0: Inisialisasi bobot (dari algoritma pelatihan).

**Fase Feedforward**

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang  
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:  
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.  
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.  
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

1. Untuk tiap *input neuron* ( $x_i, i = 1,2,3...n$ ) menerima *input*  $x_i$  dan menyebarkan sinyal tersebut keseluruhan *neuron* kepada lapisan atasnya (lapisan tersembunyi)

2. Untuk *hidden neuron* ( $Z_k, k = 1,2,3...p$ ) dihitung nilai *input* dengan menggunakan nilai bobotnya:

$$z\_net_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots \dots \dots (2.16)$$

Kemudian Hitung nilai *neuron hidden* dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner:

$$z_j = \frac{1}{1+e^{-z_{in_j}}} \dots \dots \dots (2.17)$$

3. Untuk tiap *output neuron* ( $Y_k, k = 1,2,3...m$ ) dihitung nilai *input* dengan nilai bobotnya:

$$y\_net_j = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \dots \dots \dots (2.18)$$

Kemudian hitung nilai *output* dengan menggunakan fungsi aktivasi linier:

$$y_k = f(y\_net_j) \dots \dots \dots (2.19)$$

### 2.2.4 Backpropagation Pada Peramalan

Untuk dapat mengetahui akurasi hasil kinerja metode *backpropagation*, dapat diukur dengan melihat *error* dan nilai akurasi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan persamaan akurasi sedangkan *error* akan diukur dengan *Mean Square Error* (MSE).

#### 2.2.4.1 Mean Square Error (MSE)

MSE adalah metode untuk mengevaluasi metode peramalan dengan mengkuadratkan setiap *error* dan dibagi sebanyak jumlah data. Kriteria ini memberikan nilai yang besar pada *error* yang besar dan nilai yang kecil untuk *error* yang kecil, karena masing-masing *error* dikuadratkan terlebih dahulu (Fitra, 2014) Adapun rumus untuk menghitung MSE adalah:

$$MSE = \frac{\sum e_i^2}{n} = \frac{\sum (X_i - F_i)^2}{n} \dots \dots \dots (2.20)$$

Keterangan:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang  
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:  
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.  
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.  
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$X_i$  = nilai target  
 $F_i$  = nilai keluaran prediksi  
 $n$  = jumlah data pembelajaran

#### 2.2.4.2 Akurasi

Akurasi dari suatu hasil prediksi diukur dengan kebiasaan dan kekonsistensian prediksi tersebut. Hasil prediksi dikatakan tidak akurat bila prediksi tersebut terlalu tinggi atau terlalu rendah dibandingkan dengan kenyataan yang sebenarnya terjadi. Hasil prediksi dikatakan konsisten bila besarnya kesalahan relatif kecil. Pengujian akurasi dan tingkat *error* dilakukan dengan menggunakan MAPE (Jauhari, 2016).

$$MAPE = ((X_i - Target) / X_i) 100\% \dots\dots\dots(2.21)$$

$$Akurasi = 100\% - MAPE \dots\dots\dots(2.22)$$

Keterangan:

$X_i$  = nilai keluaran

### 2.3 Prediksi

Prediksi adalah proses untuk memperkirakan berapa kebutuhan dimasa yang akan datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa (Sudarsono, 2016).

Prediksi merupakan suatu unsur penting dalam memprediksi ketidakpastian masa depan sebagai upaya membantu perusahaan untuk mengambil keputusan yang lebih baik. Untuk melakukan prediksi, dibutuhkan data lampau dan memanipulasi data tersebut untuk mencari polanya yang secara efektif sehingga dapat ditarik ke masa depan (Rahmawati, 2013).

### 2.4 Crude Palm Oil (CPO)

*Crude Palm Oil* (CPO) merupakan minyak setengah jadi yang bisa diolah menjadi beberapa jenis minyak. Bahan baku dari pembuatan minyak CPO adalah Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit yang memiliki syarat-syarat tertentu untuk diolah menjadi minyak CPO (Azmiyati, 2013)

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

### 2.4.1 Negara Produsen Utama CPO Dunia

Indonesia merupakan negara produsen minyak sawit terbanyak di dunia yakni dengan 30,8 juta ton pada 2014 mengalahkan Malaysia yang hanya memiliki jumlah produksi 19,9 juta ton di tahun yang sama dan diikuti oleh negara ketiga yaitu Thailand, Nigeria, Colombia dan Ecuador. Dapat dilihat pada Gambar 2.4 berikut.

**Tabel 20.1 Negara Produsen Utama Minyak Sawit Dunia, 2009 - 2015**  
*World Major Producers of Palm Oil, 2009 - 2015*

Negara	Volume (000 Ton/ Tonnes)						
	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015*
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Indonesia	21 000	22 100	24 100	26 300	28 500	30 800	31 284
Malaysia	17 566	16 993	18 912	18 650	19 216	19 930	21 000
Thailand	1 310	1 380	1 530	1 600	1 970	1 930	2 300
Nigeria	870	885	930	940	970	1 010	970
Colombia	802	753	941	970	1 040	1 120	1 175
Ecuador	448	380	495	550	495	515	560
Others	3 107	3 367	3 650	3 804	4 123	4 281	4 385
<b>TOTAL</b>	<b>45 102</b>	<b>45 858</b>	<b>50 558</b>	<b>52 814</b>	<b>56 314</b>	<b>59 586</b>	<b>61 674</b>

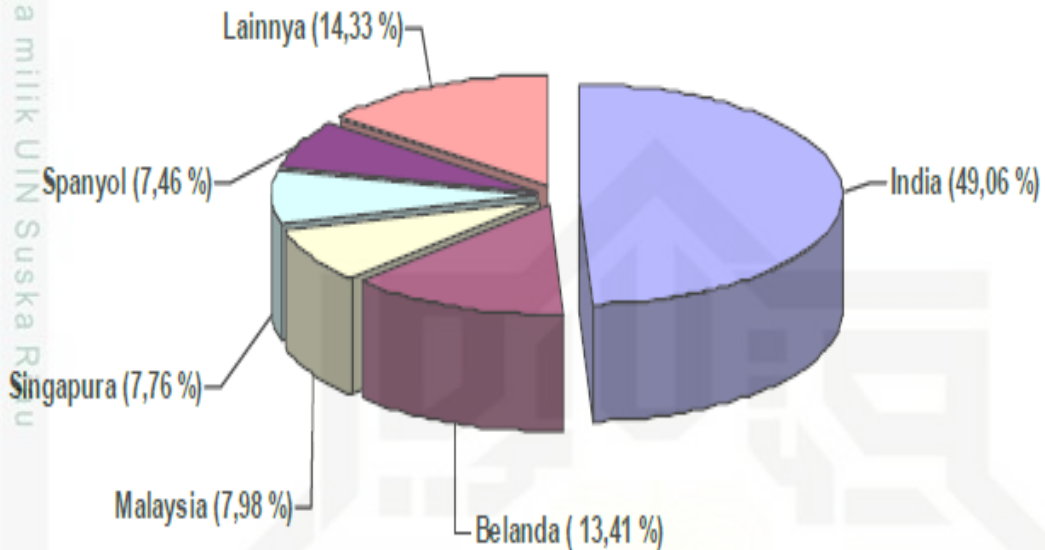
Sumber/Source : Oil World Annual (2009-2015), Malaysia Palm Oil Board

**Gambar 2.4** Negara produsen utama minyak sawit dunia (Indonesia, 2015)

### 2.4.2 Perbandingan Volume Ekspor Berdasarkan Negara Tujuan

Pada tahun 2015, lima besar negara pengimpor CPO Indonesia adalah India, Belanda, Malaysia, Singapura, dan Spanyol. Volume ekspor ke India mencapai 3,82 juta ton atau 49,06 persen dari total volume ekspor CPO Indonesia dengan nilai US\$ 2,11 milyar. Peringkat kedua adalah Belanda, dengan volume ekspor sebesar 1,04 juta ton atau 13,41 persen dari total volume ekspor CPO Indonesia dengan nilai US\$60 milyar. Peringkat ketiga adalah Malaysia, dengan volume ekspor sebesar 0,62 juta ton atau 7,98 persen dari total volume ekspor CPO Indonesia dengan nilai US\$ 347,0 juta. Peringkat keempat adalah Singapura dengan volume ekspor 0,60 juta ton atau sekitar 7,76 persen dari total volume CPO Indonesia dengan nilai US\$ 332,9 juta. Peringkat kelima adalah Spanyol dengan volume ekspor 0,58 juta ton atau 7,46 persen dari total volume ekspor 0,58 juta ton atau 7,46 persen dari total volume ekspor CPO Indonesia dengan nilai US\$ 338,5 juta. Dapat dilihat pada Gambar 2.5 sebagai berikut.





**Gambar 2.5** Perbandingan volume ekspor CPO (Indonesia, 2015)

### 2.4.3 Perkembangan Impor Berdasarkan Negara Tujuan

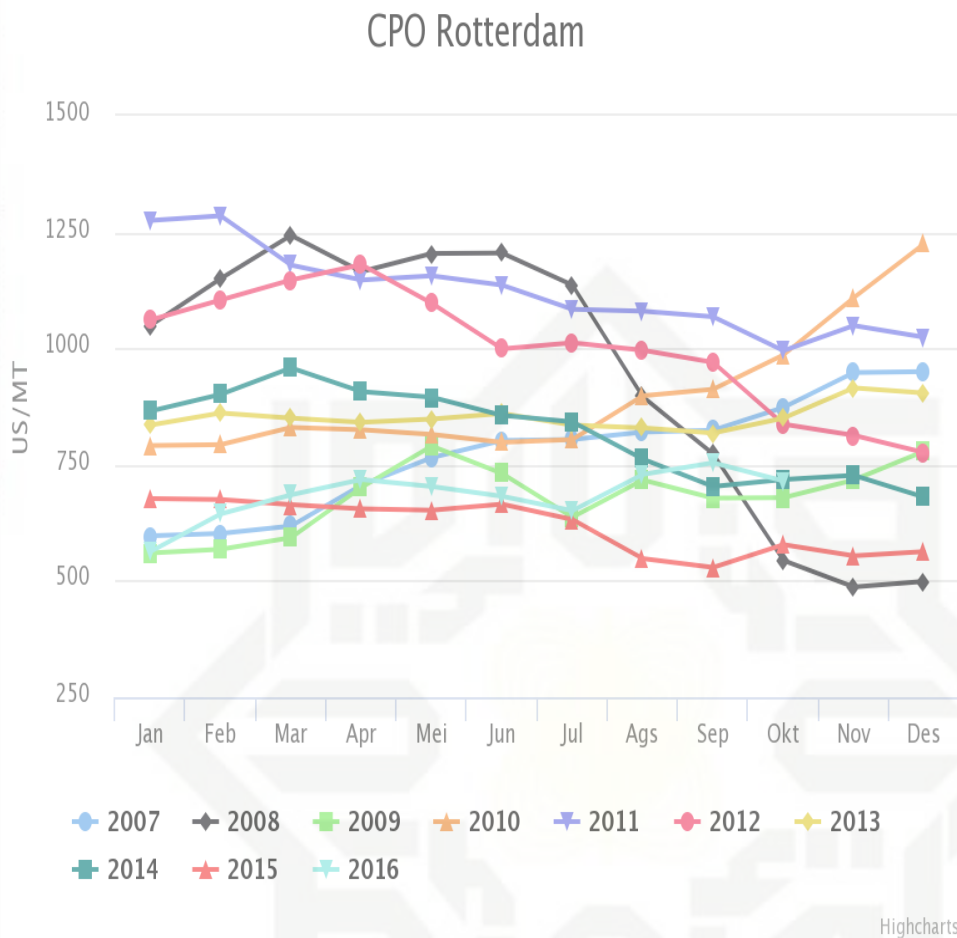
Total volume impor minyak kelapa sawit selama enam tahun terakhir sangat berfluktuasi. Total volume impor minyak kelapa sawit pada tahun 2010 tercatat sebesar 48,08 ribu ton dengan nilai US\$ 40,01 juta. Pada tahun 2011 dan 2012 impor kelapa sawit berturut-turut mengalami penurunan sebesar 48,61 persen dan 94,92 persen. Sementara tahun 2013 terjadi peningkatan impor minyak kelapa sawit yang sangat drastis sebesar 5145,78 persen dan tahun 2014 mengalami penurunan kembali sebesar 99,55 persen dari tahun 2013. Pada tahun 2015 impor minyak kelapa sawit tercatat sebesar 7,53 ribu ton dengan nilai US\$ 4,66 juta atau terjadi kenaikan 2436,12 persen dari tahun 2014. Dapat dilihat pada Gambar 2.6 sebagai berikut.



**Gambar 2.6** Perkembangan Impor Minyak Sawit (Indonesia, 2015)

#### 2.4.4 Perkembangan Harga CPO CIF Rotterdam

CIF Rotterdam merupakan salah satu acuan harga minyak dunia berdasarkan peraturan meteri perdagangan. Harga CPO Rotterdam mengalami kenaikan pada setiap bulannya pada tahun 2016 tapi masih dibawah harga pada tahun 2014 yang pernah memuncak. Pada bulan juni 2016 harga CPO 563 US\$/MT mengalami kenaikan pada bulan juli dengan harga 644 US\$/MT kemudian naik kembali secara drastis padaa bulan september 2016 denga harga CPO CIF Rotterdam bernilai 754 US\$/MT. Dapat dilihat pada Gambar 2.7 berikut.

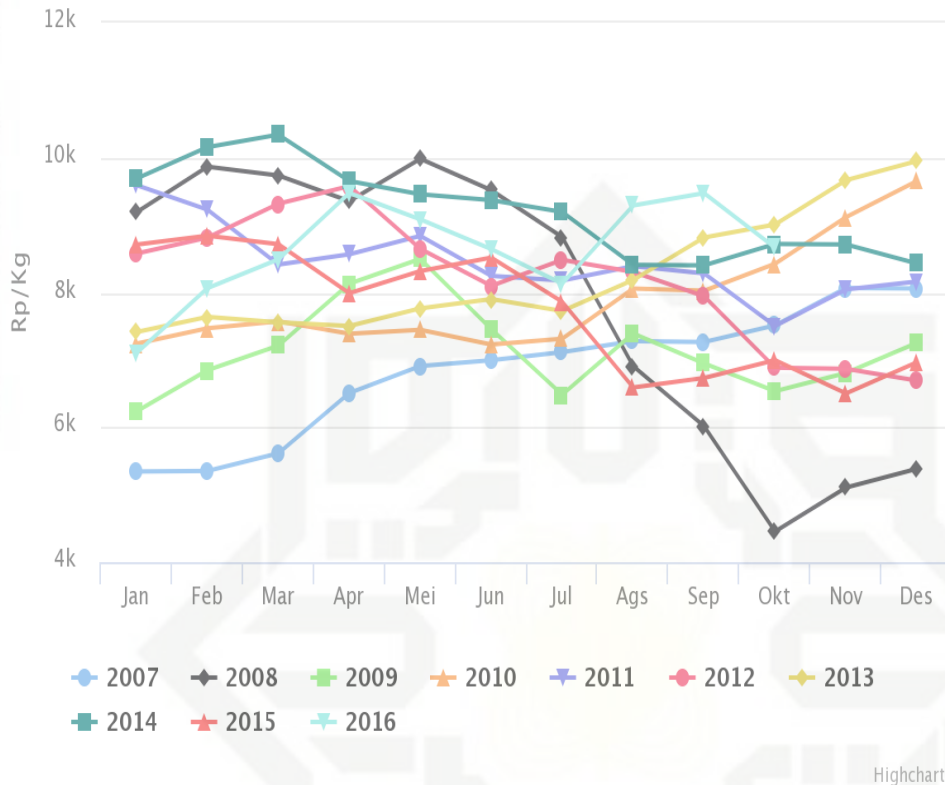


Gambar 2.7 Harga CPO Rotterdam(Info dan Berita Sawit Terkini, 2017)

#### 2.4.5 Perkembangan Harga CPO Domestik

Harga CPO dipengaruhi salah satunya oleh harga CIF Rotterdam berdasarkan peraturan menteri perdagangan, 2015. Pada tahun 2016 tercatat bahwa harga mengikuti alur dari harga CIF Rotterdam. Tercatat tahun 2016 bahwa harga CPO terus meningkat setiap bulan nya. Pada bulan januari harga CPO 7100 Rp/kg kemudian naik pada bulan juli 8130 Rp/kg dan mengalami kenaikan lagi pada bulan september dengan harga 9472 Rp/kg. Dapat dilihat pada Gambar 2.8 berikut.

## CPO Domestik



Gambar 2.8 Perkembangan Harga CPO (Info dan Berita Sawit Terkini, 2017)

## 2.5 Prediksi CPO

Prediksi CPO merupakan suatu unsur penting dalam memprediksi ketidakpastian masa depan. Harga CPO sebagai upaya membantu perusahaan untuk mengambil keputusan yang lebih baik. Dalam sub-sektor perkebunan kelapa sawit di Indonesia juga tidak lepas dari adanya kebijakan pemerintah yang memberikan berbagai kebijakan mengenai strategi pemasaran CPO. Untuk itu dibutuhkan nya prediksi harga CPO kedepannya, sehingga pemerintah dapat mengambil sebuah kebijakan strategis misalnya dengan memberikan instrumen pajak ekspor untuk menjamin pasokan dalam negeri kemudian lebih mengalakan industri hilir hasil olahan CPO didalam negeri sehingga dapat mendorong pertumbuhan dan perkembangan ekonomi dalam skala makro.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Untuk melakukan prediksi, dibutuhkan data lampau (historis) dan memanipulasi data tersebut untuk mencari polanya yang secara efektif sehingga dapat ditarik ke masa depan (Sudarsono, 2016).

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Hariyanto, 2008) ada beberapa faktor yang mempengaruhi harga CPO, antara lain:

1. Pengaruh Ekspor terhadap Harga CPO.

Peningkatan volume ekspor CPO akan berdampak pada persediaan CPO didalam Negeri. Berkurangnya pasokan CPO untuk industri dalam negeri akan berpengaruh terhadap harga CPO. Akibatnya harga akan naik mengikuti mekanisme pasar. Semakin banyak CPO yang diekspor maka akan semakin meningkatkan harga CPO di dalam negeri sehingga hubungan antara perubahan ekspor dan harga adalah berbanding lurus atau positif.

2. Pengaruh Konsumsi terhadap Harga CPO.

Pengaruh konsumsi suatu barang terhadap harga barang itu sendiri adalah dua hal yang saling mempengaruhi. Semakin besar konsumsi suatu barang maka harga barang tersebut akan cenderung naik Dalam kondisi pasokan suatu barang yang sudah tertentu, penambahan peningkatan permintaan dengan sendirinya akan meningkat harga dari barang itu sendiri. Hubungan antara variabel konsumsi dengan harga adalah berbanding lurus (positif) yang artinya bila terjadi peningkatan konsumsi maka akan meningkatkan harga CPO.

3. Pengaruh Harga CPO Dunia Terhadap Harga CPO

Pembentukan harga CPO di Indonesia tidak bisa dilepaskan pengaruhnya membuat harga komoditi ini di dalam negeri akan ikut berfluktuasi manakala harga dunia mengalami perubahan. Harga dunia yang meningkat akan mendorong produsen CPO dalam negeri untuk menjual produknya keluar negeri dari pada harus menjual ke konsumen dalam negeri. Banyaknya produsen CPO yang menjual keluar negeri akan mengurangi pasokan dalam negeri yang pada akhirnya meningkatkan harga dalam negeri. Dengan demikian pengaruh antara harga dunia

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

dengan harga adalah berhubungan positif yang artinya semakin tinggi harga dunia maka semakin tinggi pula harga di dalam negeri.

4. Pengaruh Produksi Terhadap Harga CPO

Minyak sawit seperti juga komoditi lain secara relatif harganya tergantung pada pasokan CPO dalam halnya ini produksi dalam negeri. Semakin besar produksi akan menyebabkan pasokan barang yang melimpah di pasar sehingga harga akan turun. Dengan demikian secara umum pengaruh produksi dengan harga adalah berhubungan negatif dimana jika semakin besar produksi CPO maka harga akan semakin turun harganya.

5. Pengaruh Harga Minyak Mentah(*crude oil*) Terhadap Harga CPO

Minyak mentah(*crude oil*) merupakan akibat krisis energi yang terjadi saat ini mengakibatkan naiknya harga minyak mentah dan mendorong naiknya permintaan ekspor CPO sehingga ketersediaan CPO dalam negeri menurun. Untuk itu secara positif kenaikan harga minyak mentah akan berdampak kepada harga CPO. Selain itu juga akan berpengaruh terhadap produksi CPO.

2.6 Penelitian Terkait

Penelitian-penelitian yang berkaitan dengan prediksi harga *Crude Palm Oil* (CPO) pada *Backpropagation* untuk peramalan dapat dilihat pada Tabel 2.2 sebagai berikut:

Tabel 2.2 Penelitian Terkait

No.	Peneliti (Tahun)	Volume	Metode	Kasus	Jumlah Parameter	Hasil
1.	Azme Khamis and Nursu'aidah Abd Wahab (2016)	<i>International Journal of Science and Technology</i> Volume 5 No. 3	<i>Regression and Neural Network Models</i>	<i>Predicting Crude palm Oil Prices</i>	3 Variabel : Harga Lada hitam, harga kakao dan harga karet	Hasil dari penelitian bahwa, nilai akurasi dalam model <i>Artificial Neural Network</i> sebesar 91.01% lebih tinggi dibanding model <i>Regresi Linier Berganda</i> 70.40%. dan nilai MSE dalam

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

No	Peneliti (Tahun)	Volume	Metode	Kasus	Jumlah Parameter	Hasil
						model <i>Artificial Neural Network</i> sebesar 65162.71 juga lebih rendah dibandingkan dengan model <i>Regresi Linier Berganda</i> 148019.89. Oleh karena itu, Model <i>Artificial Neural Network</i> lebih disukai untuk digunakan sebagai alternatif model dalam mengestimasi minyak sawit mentah (CPO) harga dibandingkan dengan model <i>Regresi Linier Berganda</i>
2.	Tri Wardati Khusniyah, Sutikno (2016)	Vol.3, No. 1	<i>Backpropagation neural Network</i>	Prediksi nilai tukar petani	2 Variabel: Indeks yang diterima petani dan indeks yang dibayar petani	Hasil pengujian menunjukkan bahwa persentase <i>error</i> terkecil dihasilkan dari pengujian data NTP Gabungan dengan tingkat akurasi mencapai 99.39 %.
3.	Dahriani Hakim Tanjung (2015)	Vol. 2, No. 1	<i>Backpropagation</i>	Prediksi Penyakit Asma	18 variabel yaitu 18 gejala penyakit asma	Metode <i>backpropagation</i> dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah prediksi penyakit asma.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

No	Peneliti (Tahun)	Volume	Metode	Kasus	Jumlah Parameter	Hasil
						hasil pengujian sampai 100%
4.	Musli Yanto, Sarjon Devit, Gunadi Widi Nurcahyo (2015)	Vol. 2, No. 1	<i>Backpropagation neural Network.</i>	Menentukan jumlah reservasi kamar hotel.	3 variabel yaitu Event, Masa libur, dan bulan	Hasil dari penelitian bahwa MAPE 0,03%, Akurasi 99,97% dan MSE (0,001) 0,0009995
5.	Nanik Susanti (2014)	Prosiding SNATIF Ke-1	<i>Backpropagation</i>	Prediksi Harga Ayam	1 variabel yaitu harga penjualan ayam dari tahun 2010 sampai 2013	hasil dari penelitian bahwa bahwa model prediksi rentet waktu harga ayam menggunakan metode ANN berbasis bacpropagation Menghasilkan nilai MSE yang dihasilkan adalah 0,0113
6.	Abdul Aziz Karia, Imbarine Bujang, Ismail Ahmad (2013)	<i>American Journal of Operations Research</i> , 2013, 3, 259-267	<i>Neuro Fuzzy, and neural Network</i>	<i>Forecasting Crude palm Oil Prices</i>	1 variabel yaitu data harga cpo	Nilai akurasi model ANN 99,79% dengan MSE 0.00023 lebih unggul dibandingkan dengan ANFIS yang akurasinya 97,68% dan MSE 0.002698 dan ARFIMA nilai akurasi 99,73% dan MSE 0.000290 dalam memprediksi harga CPO.
7.	Sandy Kosasi (2013)	-	<i>Backpropagation neural</i>	Prediksi nilai ujian	4 variabel Yaitu nilai raport mtk, ipa	Hasil dari penelitian bahwa Akurasi 93,67%



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

No	Peneliti (Tahun)	Volume	Metode	Kasus	Jumlah Parameter	Hasil
			<i>Network</i>	sekolah	dan nilai sekolah mtk dan ipa	dan MSE 0,2278992
8.	Mira Febrina, Faula Arina, Ratna Ekawati (2013)	Vol.1, No.2,	<i>Backpropagation neural Network</i>	Peramalan permintaan jumlah produksi	3 Variabel Harga Penjualan, Pembelian dan Stok	Nilai <i>Mean Square Error</i> (MSE) pelatihan jaringan sebesar 0,001. Nilai MAPE pengujian data sebesar 5,7134%.
9.	M.F. Adrijasa dan Mistianingsih (2010)	Vol. 5, No. 1	<i>Backpropagation neural Network.</i>	Penentuan jumlah pengangguran Provinsi Kalimantan Timur.	8 variabel yaitu data tahun 2004-2008, penduduk, Data histori TPAK, Angkatan kerja, TPT, PDRB, Data history penduduk usia 15 tahun	Hasil dari pengujian menghasilkan tingkat akurasi mencapai 95,2 %
10.	Siana Halim, Adrian Michael Wibisono (2000)	Vol. 2 No. 2	<i>Backpropagation neural Network.</i>	Menentukan metode JST yang cocok untuk prediksi atau peramalan.	4 variabel yaitu nilai tukar mata uang dari 4 negara asia	JST memiliki hasil yang lebih baik dalam meredam <i>error</i> terkadang MAD maupun MSE-nya tidak lebih baik dari metode GARCH(1,1) yang mampu memberikan fitting yang cukup bagus untuk time series.



© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.