

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Prediksi

Prediksi adalah suatu proses dalam memperkirakan kebutuhan dimasa yang akan datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kualitas, kuantitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam memenuhi permintaan barang ataupun jasa (Pakaja, Naba dan Purwanto, 2015).

Data merupakan salah satu unsur utama dalam menentukan prediksi. Tipe pola data dapat mempengaruhi hasil prediksi. Berdasarkan dimensi waktu data dibedakan menjadi dua yaitu data *time series* (runtun waktu) dan data cross sectional. Data *time series* (runtun waktu) adalah data yang diperoleh dari waktu ke waktu berikutnya selama kurun waktu tertentu (Lobo dan Santosa, 2014).

#### 2.2 *Time Series*

*Time Series* adalah himpunan nilai-nilai hasil pengamatan berdasarkan periode waktu dan disusun untuk melihat pengaruh perubahan dalam rentang waktu tertentu. Data *time series* adalah data yang dikumpulkan, dicatat atau diobservasi secara berurutan berupa tahun, bulan minggu dan hari. Prediksi data *time series* adalah pendugaan data yang akan datang yang dilakukan berdasarkan nilai data masa lalu dari suatu variable dengan tujuan menemukan pola dalam deret data historis dan pola tersebut digunakan untuk prediksi data yang akan datang (Lobo dan Santosa, 2014).

Prediksi data dapat diterapkan jika terdapat 3 kondisi berikut (Lobo dan Santosa, 2014) :

- a. Tersedia informasi tentang masa lalu
- b. Informasi dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numeric
- c. Dapat diasumsikan beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut dimasa yang akan datang.



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.

Pada jaringan lapisan kompetitif memiliki bobot yang telah ditentukan dan tidak dilakukan proses pelatihan. Dengan menggunakan metode ini dapat digunakan dalam mengetahui neuron pemenang dari jumlah neuron yang ada. Contoh algoritma yang menggunakan metode ini adalah LVQ.

### 2.1.2 Proses Pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan

Proses pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan dapat diklasifikasikan menjadi 2 bagian (Sari, 2011), yaitu :

1. *Supervised Learning* (Pembelajaran Terawasi) merupakan pembelajaran terawasi dimana output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya atau sudah memiliki target. Cara pelatihannya dengan memberikan data-data pelatihan (*training data*) yang terdiri atas pasangan *input-output* yang diharapkan. Proses pembelajaran ini menggunakan data yang telah data, Contoh metode pembelajaran ini adalah metode *Back Propagation*, *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) jaringan *hopfield* dan perceptron.
2. *Unsupervised learning* (Pembelajaran tak terawasi) merupakan proses pembelajaran yang tidak terawasi diamana tidak memerlukan target output. Pembelajaran ini hanya menggunakan data *input*, tanpa adanya data *target*. Contoh metode pembelajaran tak terawasi adalah *Kohonen Self-organizing Maps* dan *Counterpropagation*.

### 2.1.3 Fungsi Aktifasi Jaringan Syaraf Tiruan

Fungsi aktivasi (batas ambang atau *threshold*) adalah fungsi untuk menentukan nilai keluaran (*output*) berdasarkan nilai total masukan (*input*) pada *neuron* (Maulida, 2011). Beberapa fungsi aktivasi yang sering dipakai (Maulida, 2011) adalah:

1. Fungsi Sigmoid Biner

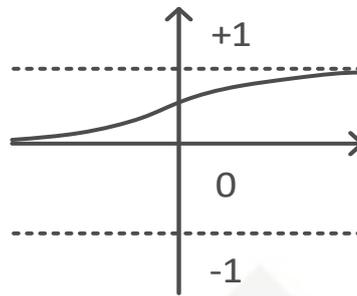
Pada fungsi sigmoid biner, nilai output terletak pada interval range 0 sampai dengan 1. Grafik fungsi sigmoid biner dapat dilihat pada Gambar 2.1.

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.

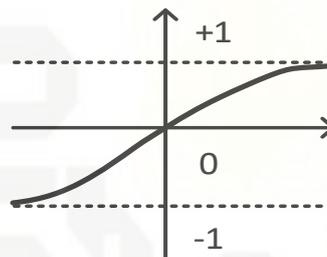
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



**Gambar 2.1 Grafik Fungsi Sigmoid Biner** (Maulida, 2011)

2. Fungsi Sigmoid Bipolar

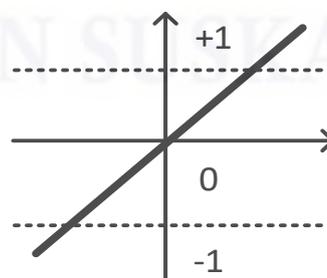
Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner. Nilai output dari fungsi sigmoid bipolar ini mempunyai range antara 1 sampai -1. Grafik fungsi sigmoid bipolar dapat dilihat pada Gambar 2.2 di bawah ini.



**Gambar 2.2 Grafik Fungsi Sigmoid Bipolar** (Maulida, 2011)

3. Fungsi Identitas (*Purelin*)

Fungsi identitas dipakai apabila kita menginginkan keluaran jaringan berupa sembarang bilangan real (bukan hanya pada interval  $[0,1]$  atau  $[-1,1]$ ).  $F(x) = x$  grafik fungsi identitas dapat dilihat pada Gambar 2.3 di bawah ini.

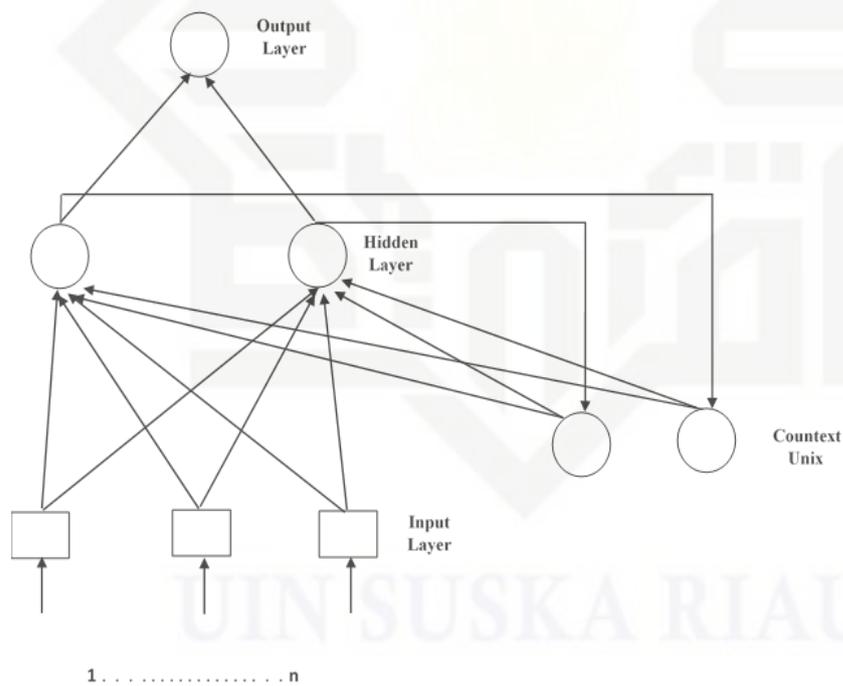


**Gambar 2.3 Grafik Fungsi Identitas (*Purelin*)** (Maulida, 2011)

## 2.4 Elman Recurrent Neural Network (ERNN)

*Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) adalah suatu arsitektur JST yang bisa digunakan dalam mempelajari pola dari suatu kumpulan data sehingga dapat menghasilkan *output* yang benar (Harsono, Wibowo dan Dayawati, 2011). Menurut (Permana dan Prijodiprodjo, 2014), ERNN adalah modifikasi dari metode *feed forward* dengan perbedaan utama yaitu tambahan layer *context unix* yang menyediakan pola *hidden* unit untuk diumpan balik ke dirinya sendiri.

ERNN terdiri atas satu atau lebih *hidden layer*. Lapisan pertama memiliki bobot-bobot yang diperoleh dari lapisan input, setiap lapisan akan menerima bobot dari lapisan sebelumnya. Jaringan ini merupakan fungsi aktivasi sigmoid biner untuk *hidden layer* dan fungsi linear (*purelin*) untuk lapisan keluaran. Dapat dilihat pada Gambar 2.4 di bawah ini.



**Gambar 2.4** Arsitektur Metode ERNN (Maulida, 2011)

*Elmen Recurrent Neural Networ* (ERNN) sangat bagus diterapkan pada kasus *time series forecasting* (Purnomo, Wibowo dan Suliyo, 2014). Perbedaan JST ERNN dengan JST umpan maju biasa adalah terdapatnya interval state. Kondisi ini memungkinkan untuk melakukan perhitungan berdasarkan nilai dari perhitungan



2. Setiap unit *input*  $x_i$  akan menerima sinyal *input* dan kemudian sinyal *input* tersebut akan dikirimkan pada seluruh unit yang terdapat pada *hidden layer*.
3. Setiap unit *hidden layer*  $net_j(t)$  akan ditambahkan dengan nilai inputan  $x_i$  yang akan dikalikan dengan  $v_{ji}$  dan dikombinasikan dengan *context layer*  $y_h(t-1)$  yang dikalikan bobot  $u_{jh}$  dijumlahkan dengan bias  $\theta$  dengan Persamaan (2.2).

$$net_j = \left( \sum_i^n x_i(t) v_{ji} + \sum_h^m y_h(t-1) u_{jh} + \theta_j \right) \quad (2.2)$$

Keterangan:

- $x_i$  = *input* dari 1, ..., n
- $v_{ji}$  = bobot dari *input* ke *hidden layer*
- $y_h$  = hasil *copy* dari *hidden layer* waktu ke(t-1)
- $u_{jh}$  = bobot dari *context* ke *hidden layer*
- $\theta_j$  = bias
- $n$  = jumlah *node* masukan
- $i$  = *node input*
- $net_j$  = *hidden layer*
- $m$  = jumlah *node hidden*
- $h$  = *node context*

untuk fungsi pengaktif neuron yang digunakan adalah sigmoid biner dengan Persamaan (2.3) dan (2.4).

$$y_j(t) = f(net_j(t)) \quad (2.3)$$

$$f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (2.4)$$

Keterangan:

- $Y_j$  = hasil fungsi  $net_j$

4. Setiap unit yang terdapat pada  $y_k$  akan ditambahkan dengan nilai keluaran pada *hidden layer*  $y_j$  yang dikalikan dengan bobot  $w_{kj}$  dan dijumlahkan dengan bias bagian *hidden layer* agar mendapatkan keluaran, maka  $net_k$  akan dilakukan perhitungan dalam fungsi pengaktif menjadi  $y$  dengan Persamaan (2.5) dan (2.6).

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.

$$net(t) = \left( \sum_j^m y_j(t)w_{kj} \right) + \theta_k \quad (2.5)$$

$$y(t) = g(net_k(t)) \quad (2.6)$$

Keterangan:

$y_j$  = hasil fungsi net<sub>j</sub>

$w_{kj}$  = bobot dari *hidden* ke *output layer*

$\theta_k$  = bias

$y$  = hasil fungsi net

$g(net_k(t))$  = fungsi net<sub>k</sub>(t)

5. Setiap unit *output* akan menerima pola target  $t_k$  sesuai dengan pola masukan pada saat proses pelatihan dan akan dihitung nilai error-nya dan dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot.

Proses perhitungan nilai *error* dalam turunan fungsi pengaktif dengan Persamaan (2.7).

$$\delta_k = g'(net_k) (t - y_k) \quad (2.7)$$

Keterangan:

$g'(net_k)$  = fungsi turunan  $g(net_k)$

$t$  = target

$y$  = hasil fungsi  $g(net_k)$

- perhitungan perbaikan nilai bobot dengan Persamaan (2.8).

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k y_j \quad (2.8)$$

Keterangan:

$\Delta w_{kj}$  = perbaikan nilai bobot dari *hidden* ke *output layer*

$\alpha$  = konstanta *learning rate* / laju pembelajaran

- perhitungan perbaikan nilai kolerasi dengan Persamaan (2.9).

$$\Delta \theta_k = \alpha \delta_k \quad (2.9)$$

Keterangan:

$\Delta \theta_k$  = hasil perbaikan nilai bias

dan nilai  $\delta_k$  yang diperoleh akan digunakan pada semua unit lapisan sebelumnya.

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.

6. Setiap *output* yang menghubungkan antara unit *output* dan unit *hidden layer* akan dikalikan dengan  $\delta_k$  dan dijumlahkan sebagai masukan unit yang selanjutnya dengan Persamaan (2.10).

$$\delta_{net_j} = \sum \delta_k w_{kj} \quad (2.10)$$

Kemudian dikalikan dengan turunan fungsi aktivasi untuk memperoleh galat dengan Persamaan (2.11).

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(net_j) \quad (2.11)$$

Keterangan:

$f'(net_j)$  = fungsi turunan  $net_j$

Selanjutnya lakukan perhitungan perbaikan terhadap nilai bobot dengan Persamaan (2.12).

$$\Delta v_{kj} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.12)$$

Keterangan:

$\Delta v_{kj}$  = hasil perbaikan nilai bobot

Hitung perbaikan nilai kolerasi dengan Persamaan (2.13).

$$\Delta \theta_j = \alpha \delta_j \quad (2.13)$$

Keterangan:

$\Delta \theta_j$  = hasil perbaikan nilai bias

7. Setiap unit *output* akan dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot dan biasanya dengan Persamaan (2.14).

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (2.14)$$

Keterangan:

$w_{kj}(\text{baru})$  = nilai bobot baru dari *input* ke *hidden layer*

$w_{kj}(\text{lama})$  = nilai bobot lama dari *input* ke *hidden layer*

Tiap unit *hidden layer* juga dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot dan biasanya dengan Persamaan (2.15).

$$v_{kj}(\text{baru}) = v_{kj}(\text{lama}) + \Delta v_{kj} \quad (2.15)$$

Keterangan:

$v_{kj}(\text{baru})$  = nilai bobot baru dari *hidden* ke *output layer*

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.

$v_{kj}(\text{lama})$  = nilai bobot lama dari *hidden* ke *output layer*

8. Setiap *ouput* akan dibandingkan dengan target  $t$  yang diinginkan, agar memperoleh nilai *error* ( $E$ ) keseluruhan dengan Persamaan (2.16).

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (t_k - y_k)^2 \quad (2.16)$$

Keterangan:

$E(t)$  = hasil nilai *error* keseluruhan

9. Lakukan pengujian kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

Proses pelatihan yang dikatakan berhasil yaitu apabila nilai *error* pada saat iterasi pelatihan nilainya selalu mengecil hingga diperoleh nilai bobot yang baik pada setiap neuron untuk data pelatihan yang diberikan. Sedangkan proses pelatihan yang dikatakan tidak berhasil yaitu apabila nilai *error* pada saat iterasi pelatihan tidak memberikan nilai yang cenderung mengecil.

#### 2.4.2 Normalisasi

Normalisasi adalah proses transformasi nilai menjadi kisaran 0 dan 1. Tujuan dari normalisasi data adalah untuk mendapatkan data dengan ukuran yang lebih kecil, mewakili data asli tanpa kehilangan karakteristiknya (Ilham, 2016). Rumus normalisasi berdasarkan jurnal (Ilham, 2016) yaitu:

$$X^* = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (2.17)$$

Keterangan:

$X^*$  = nilai setelah dinormalisasi

$X$  = nilai sebelum dinormalisasi

$\text{Min}(X)$  = data minimum

$\text{Max}(X)$  = data maksimum

#### 2.4.3 Denormalisasi

Denormalisasi adalah proses pengembalian data dari hasil normalisasi. Denormalisasi dilakukan dengan cara menggabungkan data model dan data prediksi terlebih dahulu (Ilham, 2016). Rumus denormalisasi berdasarkan jurnal (Ilham, 2016) yaitu :

$$Xi = y (\max(x) - \min(x)) + \min(x) \quad (2.18)$$

Keterangan:

$X_i$  = nilai setelah didenormalisasi

$Y$  = hasil keluaran dari pelatihan

Min(X) = data minimum

Max(X) = data maksimum

#### 2.4.4 Pengujian Tingkat Akurasi

Pengujian akurasi digunakan untuk menentukan ketepatan persen dalam prediksi produksi getah pinus penelitian ini, dilakukan dengan persamaan mengurangi persentase keseluruhan data dengan tingkat kesalahan. Rumus akurasi adalah sebagai berikut (Sayyidina, 2016).

$$Akurasi = 100 - \left(\frac{x}{Target}\right)x100 \quad (2.19)$$

X adalah selisih target dengan prediksi

#### 2.4.5 Root Mean Square Error (RMSE)

Perhitungan galat (error) adalah pengukuran bagaimana JST dapat belajar dengan baik. Perhitungan galat ini dengan dilakukan pengukuran ketetapan JST terhadap data target pembelajaran. Keakuratan suatu model regresi dapat dilihat dari Root Mean Square Error (RMSE). RMSE menunjukkan seberapa besar simpangan nilai dugaan terhadap nilai aktualnya. Kecocokan model dikatakan semakin baik jika RMSE mendekati 0. Dengan persamaan menurut (Maulida, 2011) sebagai berikut.

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n (x_t - f_t)^2}}{n} \quad (2.20)$$

Keterangan:

$x_t$  : nilai aktual pada waktu ke-t

$f_t$  : nilai hasil prediksi pada waktu ke-t

$n$  : jumlah data yang diprediksi

### 2.5 Produksi Getah Pinus

Pohon pinus (*Pinus merkusii*) merupakan salah satu jenis pohon industri yang mempunyai nilai produksi tinggi dan cocok untuk reboisasi. Pohon pinus

**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.

berperan penting dalam konservasi lahan, penghasil kayu dan getah. Produksi getah pinus di Indonesia cukup besar dan berpotensi untuk terus meningkat (Ratna, 2015).

Getah yang dihasilkan pohon pinus berwarna kuning pekat dan lengket, yang terdiri dari campuran bahan kimia yang kompleks. Campuran bahan tersebut larut dalam alcohol, bensin, ether, dan sejumlah pelarut organic lainnya, tetapi tidak larut dalam air. Hasil penyulingan getah pinus merkusii berupa 64% gondorukem, 22.5% terpentin dan 12.5% kotoran (Suwaji, Lamusa dan Howara, 2017).

Faktor-faktor yang mempengaruhi produksi getah pinus terbagi tiga yaitu faktor internal, faktor eksternal dan faktor perlakuan oleh manusia (Santosa dan Pari, 2014). Adapun faktor-faktor yang mempengaruhi tersebut adalah (Santosa dan Pari, 2014) :

1. Faktor intern (genetik), antara lain : jenis pohon, diameter pohon, jumlah dan ukuran saluran damar, kondisi suplai nutrisi dan kondisi suplai air terutama pada bagian luka.
2. Faktor ekstern (lingkungan), antara lain : kualitas tempat tumbuh, kerapatan pohon, ketinggian tempat, kemiringan tempat, bonita dan iklim.
3. Faktor perlakuan oleh manusia, antara lain : bentuk sadapan, arah sadapan, arah pembaruan, lama menunggu termasuk dalam penyimpannya dan usaha dalam stimulasi.

Penelitian ini menggunakan 5 variabel dalam prediksi getah pinus yaitu umur pohon, diameter pohon, DKN, DPL dan kemiringan tempat. Variabel-variabel tersebut memiliki korelasi terhadap produksi getah pinus baik secara langsung maupun tidak langsung (Toyib, 2017).

1. Umur Pohon

Umur berpengaruh terhadap produksi getah pinus. Semakin bertambah umur, maka diameter bertambah dan produksi semakin besar.

2. Diameter pohon

Semakin besar diameter pohon maka produksi getah yang dikeluarkan semakin banyak.

3. DKN (jumlah pohon)

**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.

DKN adalah jumlah pohon pinus dalam 1 hektar. Semakin banyak jumlah pohon perhektar secara logika akan memperbanyak hasil produksi. Akan tetapi jika dalam 1 hektar terdapat terlalu banyak pohon akan membuat produksi tegakan menjadi rapat dan lembab sehingga hasil produksi getah pinus berkurang.

4. DPL (Ketinggian tempat)

DPL atau Ketinggian Tempat mempengaruhi produktivitas getah pinus, karena getah akan cepat membeku pada suhu yang rendah dan kelembapan yang tinggi. Semakin tinggi ketinggian suatu tempat maka suhu lingkungan semakin rendah dan kelembapan semakin tinggi (Samosir, Batubara dan Dalimunte, 2015).

5. Kemiringan tempat

Kemiringan tempat mempengaruhi produksi getah pinus, semakin miring atau terjang lokasi pohon, maka untuk mengambil getah nya semakin sulit. Semakin datar tempat pohon maka produksi getah mudah untuk diambil.

## 2.6 Kajian Pustaka

Berikut ini merupakan tabel referensi penelitian yang telah dilakukan sebelumnya tentang prediksi produksi getah pohon pinus. Dapat dilihat pada Tabel 2.1.

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.

**Tabel 2.1 Tabel Referensi Penelitian Terkait**

No	Penulis dan Tahun	Judul	Metode	Kesimpulan
1	(Nanggala, Saepudin dan Nhita, 2016)	Analisis Dan Implementasi Elman Recurrent Neural Network Untuk Prediksi Harga Komoditas Pertanian	<i>Elman Recurrent Neural Network</i>	Hasil prediksi harga bawang merah dengan metode Elman Recurrent Neural Network memiliki akurasi diatas 75% sedangkan prediksi harga cabai merah memperoleh akurasi dibawah 75%.
2	Dea Lucky Sani (2014)	Penerapan Elman-Recurrent Neural Network Pada Peramalan Konsumsi Listrik Jangka Pendek di PT. PLN APP Malang	<i>Elman Recurrent Neural Network</i>	Metode Elman-RNN menghasilkan jaringan terbaik untuk meramalkan konsumsi listrik per jam di Blimbing dengan hasil RMSE testing 147.04, dan menghasilkan MAPE sebesar 2,97% yang merupakan nilai MAPE terkecil.
3	Agus Aaan Jiwa Permana, Widodo Prijodiprojo (2014)	Sistem Evaluasi Kelayakan Mahasiswa Magang Menggunakan <i>Elman Recurrent Neural Network</i>	<i>Elman Recurrent Neural Network</i>	Hasil tingkat akurasi yang didapat dengan menggunakan metode Elman Recurrent Neural Network adalah 90,91% dengan menggunakan momentum 0,85.
4	Aulia Mahardi (2013)	Penerapan Metode Inferensi Fuzzy Takagi-Sugeno-Kang Untuk Prediksi Produksi Getah Pinus di KPH Kedu Selatan	<i>Inferensi Fuzzy Takagi-Sugeno-Kang</i>	Hasil dari penelitian tersebut bahwa kombinasi 22 didapat nilai RMSE sebesar 15,1215 dan nilai RMSE analisis regresi sebesar 21,9397.
5	Imam Tri Laksono, Agung Toto Wibowo dan Retno	Analisis dan Implementasi Elman Recurrent Neural Network dan Tabu Search	<i>Elman (Elman Recurrent Neural Network)</i>	<i>Elman RNN</i> dapat memprediksi harga perak hingga 5 hari kedepan dengan akurasi yang

**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	Penulis dan Tahun	Judul	Metode	Kesimpulan
	Novi Dayawati (2011)	pada Prediksi Harga Perak		masih baik yaitu 96.8307% untuk data uji.
6	Ana Maulida (2011)	Penggunaan <i>Elman Recurrent Neural Network</i> Dalam Peramalan Suhu Udara Sebagai Faktor Yang Mempengaruhi Kebakaran Hutan	<i>Elman Recurrent Neural Network</i>	Hasil dari penelitian ini dengan metode ERNN yaitu tingkat keakuratan ERNN (1,55%) dalam memprediksi suhu udara lebih bagus dibandingkan dengan model ARIMA (3,11%)