

**PERAMALAN CURAH HUJAN DI PROVINSI LAMPUNG
MENGUNAKAN *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK***

(Skripsi)

Oleh

Arjun Bayu Pratama

1717031073



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

ABSTRACT

RAINFALL FORECASTING IN LAMPUNG PROVINCE USING BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

By

Arjun Bayu Pratama

For agrarian areas, climate change can cause ups and downs in agricultural production. One indicator of climate change is rainfall in an area. Rainfall is also influenced by air humidity, wind speed and air temperature. Lampung Province is one of the provinces that has several superior food commodities including sugarcane, coffee, pineapple, rice, bananas, cocoa and corn. This study aims to predict rainfall using artificial neural networks with backpropagation neural network learning algorithms optimized by Grid Search Hypertuning in determining parameters. Based on this research several conclusions were obtained, first in using Grid Search Hypertuning, the trial and error process which is usually done to determine the backpropagation parameters can be eliminated, so that it is more effective in determining the best parameters. Second, the best network model obtained in predicting the amount of rainfall of the backpropagation neural network algorithm is the scheme of 80% training data and 20% testing, batch size of 3, 500 epochs, and drop out rate of 0.3. With the evaluation results the MSE value is 0.0171, the MAPE value is 0.3015 and the accuracy value is 99.6984%.

Keywords: Rainfall, Prediction, Lampung Province, Backpropagation Neural Network, Grid Search Hypertuning

ABSTRAK

PERAMALAN CURAH HUJAN DI PROVINSI LAMPUNG MENGUNAKAN *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

Oleh

Arjun Bayu Pratama

Bagi wilayah agraris, perubahan iklim yang terjadi dapat menyebabkan naik dan turunnya produksi hasil pertanian. Salah satu indikator perubahan iklim adalah curah hujan pada suatu wilayah. Curah hujan turut dipengaruhi oleh kelembapan udara, kecepatan angin dan temperatur udara. Provinsi Lampung adalah salah satu provinsi yang memiliki beberapa komoditas pangan unggulan, diantaranya tebu, kopi, nanas, beras, pisang, coklat, dan jagung. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan peramalan jumlah curah hujan menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma pembelajaran *backpropagation neural network* yang dioptimasi *Grid Search Hypertuning* dalam penentuan parameter. Berdasarkan penelitian ini didapati beberapa kesimpulan, pertama pada penggunaan *Grid Search Hypertuning*, proses *trial* dan *error* yang biasa dilakukan untuk menentukan parameter pada *backpropagation* dapat dihilangkan, sehingga lebih efektif dalam menentukan parameter terbaik. Kedua, model jaringan terbaik yang didapatkan dalam prediksi jumlah curah hujan algoritma *backpropagation neural network* adalah skema data 80% *training* dan 20% *testing*, nilai *batch size* 3, *epoch* 500, dan *drop out rate* 0,3. Dengan hasil nilai evaluasi MSE 0,0171 nilai MAPE 0.3015 dan nilai akurasi sebesar 99.6984 %.

Kata Kunci: Curah Hujan, Prediksi, Provinsi Lampung, Backpropagation Neural Network, Grid Search Hypertuning

**PERAMALAN CURAH HUJAN DI PROVINSI LAMPUNG
MENGUNAKAN *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK***

Oleh

Arjun Bayu Pratama

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

Judul Skripsi : **PERAMALAN CURAH HUJAN DI
PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN
BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK**

Nama Mahasiswa : **Arjun Bayu Pratama**


Nomor Pokok Mahasiswa : **1717031073**

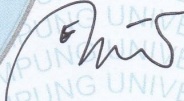
Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



1. **Komisi Pembimbing**


Drs. Nusyirwan, M.Si.
NIP. 196610101992031028


Drs. Eri Setiawan, M.Si.
NIP. 195811011988031002

2. **Mengetahui**

Ketua Jurusan Matematika


Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 19740316200501 1001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : Drs. Nusyirwan, M.Si.

Sekretaris : Drs. Eri Setiawan, M.Si.

**Penguji
Bukan Pembimbing : Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 19711001 200501 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 25 Juli 2023

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : **Arjun Bayu Pratama**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1717031073**

Jurusan : **Matematika**

Judul : **PERAMALAN CURAH HUJAN DI
PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN
BACKPROPAGATION NEURAL
NETWORK**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 25 Juli 2023

Penulis,



Arjun Bayu Pratama
NPM. 1717031073

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan pada tanggal 21 Oktober 1997 di Panca Jaya Mesuji, sebagai anak pertama dari pasangan Bapak Budi Utomo dan Ibu Suningsih.

Pendidikan Sekolah Dasar (SD) diselesaikan di SD N 1 Adi Mulyo pada tahun 2011, kemudian penulis melanjutkan pendidikan di SMP N 1 Gedong Tataan kemudian pindah sekolah di MTs N 1 Mesuji dan selesai pada tahun 2014. Penulis melanjutkan di SMK N 1 Simpang Pematang dan selesai pada tahun 2017 dan pada tahun 2017 penulis diterima sebagai mahasiswa di jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Penulis melaksanakan Praktek Kerja Lapangan (PKL) di BPPRD Kota Bandar Lampung, serta penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Adi Mulyo, Kecamatan Panca Jaya, Kabupaten Mesuji. Penulis menyelesaikan pendidikan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung pada tahun 2023.

PERSEMBAHAN

Bismillahirrohmanirrohim

Puji Syukur kehadiran Allah SWT Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang
berkat rahmat dan hidayah Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Penulis mempersembahkan skripsi ini kepada keluarga dan para sahabat yang
selalu mendoakan dan tulus hadir dikala sedih ataupun senang.

KATA INSPIRASI

“Bacalah dan Tuhanmulah Yang Maha Pemurah, Yang mengajar (manusia) dengan perantaraan Qalam. Dia mengajarkan kepada manusia apa yang tidak diketahuinya”,-(Al Alaq ayat 4-5)

“Wahai orang-orang yang beriman! Maukah kamu Aku tunjukkan suatu perdagangan yang dapat menyelamatkan kamu dari azab yang pedih ?. Yaitu Kamu beriman kepada Allah dan Rasul-Nya dan berjihad di jalan Allah dengan harta dan jiwamu. Itulah yang lebih baik bagi kamu jika kamu mengetahui.”,
(As Saff ayat 10-11)

“Karya terbesar Anda adalah diri Anda sendiri.”-Arjun Bayu Pratama

SANWACANA

Puji Syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, yang telah senantiasa melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Peramalan Curah Hujan di Provinsi Lampung Menggunakan *Backpropagation Neural Network*”. Pada proses penyusunan skripsi ini, penulis memperoleh banyak dukungan, kritik, dan saran, sehingga skripsi ini mampu penulis selesaikan. Penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada :

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku dosen pembimbing utama, yang telah meluangkan waktu dari padatnya kesibukan beliau, dalam membimbing dan memotivasi penulis selama melaksanakan penelitian dan penyelesaian skripsi.
2. Alm. Bapak Amanto, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing kedua pertama yang telah banyak membantu dan memberikan pengarahan dalam proses penyusunan skripsi.
3. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si. selaku dosen pembimbing kedua yang menggantikan Alm. Bapak Amanto, S.Si., M.Si. dan telah banyak membantu dan memberikan pengarahan dalam proses penyusunan skripsi.
4. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D. selaku dosen penguji yang telah memberikan nasehat, motivasi, saran dan kritik yang membangun guna penyempurnaan skripsi ini dan selama penulis menjalankan perkuliahan.
5. Bapak Dr. Ahmad Faisol, S.Si., M.Sc. selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Suropto Dwi Yuwono, M.T., selaku dekan FMIPA Universitas Lampung

7. Seluruh dosen, staf, dan karyawan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan banyak ilmu pengetahuan dan bantuan kepada penulis.
8. Orang tuaku, Bapak Budi Utomo dan Ibu Suningsih, Bapak Putu Santika, Bunda Khairani, dan Ibu Nely dan Adek-adekku Azelo Azukruf Sabil, Dika Nafta Arrahmah, I Wayan Anju Sudana, Jovi, dan Aisyah. Dan juga Nenekku tercinta Alm. Kawit yang telah memberikan motivasi dan bantuan baik moril maupun materil dan memberikan segala perhatiannya serta selalu mendoakan agar penulis dapat menyelesaikannya.
9. Istriku tersayang Siti Fathonah, S.Pd. yang senantiasa menemani dan menyemangati dalam proses penyelesaian skripsi ini.
10. Teman-teman seperjuangan Solikhin, Ropiudin, Adi Imam, Dira Dini, Bagus, dan angkatan matematika 2017 yang telah menemani semua perjalanan penulis dari mahasiswa baru hingga sarjana.
11. Adek tingkat angkatan Syahrul, Aldi, Rachma Aji, Wiranto, Dini dan Kelompok Eksdat 2 yang telah banyak membantu dalam proses penyusunan Skripsi ini,
12. Keluarga Permata FC yang telah memberikan motivasi serta pendampingan agar penulis senantiasa dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini dengan baik dan benar.
10. Semua pihak yang telah membantu selama ini, yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang semoga Allah senantiasa melindungi dan merahmati mereka semua.

Bandar Lampung, 25 Juli 2023

Penulis

Arjun Bayu Pratama

DAFTAR ISI

I. PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2. Tujuan Penelitian	3
1.3. Manfaat Penelitian	3
II. TINJAUAN PUSTAKA.	
2.1. Data Deret Waktu.....	5
2.2. Peramalan.....	8
2.3. Jaringan Syaraf Tiruan	8
2.3.1. Konsep Dasar Neural Network	10
2.3.2. Algoritma Backpropagation.....	18
2.4. <i>Grid Search Hypertuning</i>	24
2.5. Evaluasi Model Peramalan.....	24
2.6. Cuaca.....	26
III. METODE PENELITIAN	
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	29
3.2. Data Penelitian	29
3.3. Metode Penelitian.....	30

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Proses Input Data	36
4.2. Prediksi dengan <i>Backpropagation Neural Network</i>	37
4.2.1. Penentuan data <i>input</i> dan data <i>output</i>	37
4.2.2. Skema Pembagian Data.....	38
4.2.3. Membangun Model Pertama	48
4.2.4. Membangun Model Kedua	53
4.2.5. Melakukan Prediksi Dengan Model Pertama.....	59
4.2.6. Melakukan Prediksi Dengan Model Kedua	63

V. KESIMPULAN

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

Lampiran 1. Program Grid Search Hypertuing Parameter Model Pertama Data 60% <i>Training</i> dan 40% <i>Testing</i>	36
Lampiran 2. Program Grid Search Hypertuing Parameter Model Pertama Data 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	74
Lampiran 3. Program Grid Search Hypertuing Parameter Model Pertama Data 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	76
Lampiran 4. Program Grid Search Hypertuing Parameter Model Kedua Data 60% <i>Training</i> dan 40% <i>Testing</i>	78
Lampiran 5. Program Grid Search Hypertuing Parameter Model Kedua Data 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	80
Lampiran 6. Program Grid Search Hypertuing Parameter Model Kedua Data 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	82
Lampiran 7. Program <i>Backpropagation Neural Network</i> Model Pertama Data 60% <i>Training</i> dan 40% <i>Testing</i>	84
Lampiran 8. Program <i>Backpropagation Neural Network</i> Model Pertama Data 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	86

Lampiran 9. Program Backpropagation Neural Network Model Pertama Data 80% <i>Training</i> dan 20% Testing	88
Lampiran 10. Program Backpropagation Neural Network Model Kedua Data 60% <i>Training</i> dan 40% Testing	90
Lampiran 11. Program Backpropagation Neural Network Model Kedua Data 70% <i>Training</i> dan 30% Testing	92
Lampiran 12. Program Backpropagation Neural Network Model Kedua Data 80% <i>Training</i> dan 20% Testing	94
Lampiran 13. Hasil Normalisasi Data.....	96

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Langkah-langkah <i>Backpropagation Neural Network</i>	20
2. Tabel <i>Grid Search Hypertuning</i>	32
3. Skema Pembagian Data 60% Data <i>Training</i>	38
4. Skema Pembagian Data 40% Data <i>Testing</i>	40
5. Skema Pembagian Data 70% Data <i>Training</i>	41
6. Skema Pembagian Data 30% Data <i>Testing</i>	43
7. Skema Pembagian Data 80% Data <i>Training</i>	45
8. Skema Pembagian Data 20% Data <i>Testing</i>	47
9. Tabel <i>Grid Search Hypertuning</i> Model Pertama	48
10. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Pertama Skema data 60% Data <i>Training</i> dan 40% Data <i>Testing</i>	48
11. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Pertama Skema data 70% Data <i>Training</i> dan 30% Data <i>Testing</i>	49
12. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Pertama Skema data 80% Data <i>Training</i> dan 20% Data <i>Testing</i>	50
13. Tabel <i>Grid Search Hyperparameter</i> Model Kedua	54
14. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Kedua Skema Data 60% <i>Training</i> dan 40% <i>Testing</i>	54
15. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Kedua Skema Data 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	55
16. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Kedua Skema Data 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	56
17. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Pertama	60
18. Hasil Prediksi Model Pertama	60
19. Plot Perbandingan Model Pertama	62
20. Hasil <i>Hyperparameter Tuning</i> Model Kedua	63
21. Hasil Prediksi Model Kedua	63
22. Plot Perbandinga Model Kedua	65

DAFTAR GAMBAR

Tabel	Halaman
1. Plot Data Horisontal.....	6
2. Pola Data Musiman.....	6
3. Pola Data Siklis.....	7
4. Pola Data <i>Trend</i>	7
5. Arsitektur Jaringan <i>Neural Network</i> Sederhana.....	12
6. <i>Single Layer Perceptron</i>	12
7. <i>Multi Layer Perceptron</i>	13
8. Fungsi Aktivasi Undak Biner (<i>Threshold</i>)	14
9. Fungsi Aktivasi Linear (Identitas)	15
10. Arsitektur <i>Backpropagation</i>	19
11. <i>Flowchart</i> Langkah-langkah Penelitian	33
12. <i>Flowchart</i> Algoritma <i>Grid Search Hypertuning Parameter</i>	34
13. Flowchart a. Algoritma <i>Backpropagation</i> , b. Fase propagansi maju, c. Fase Propagansi Mundur.....	35
14. Data Curah Hujan	36
15. Grafik Jumlah Curah Hujan Periode Januari 2010 – Desember 2021	37
16. Diagram Blok Model JST	37
17. Grafik <i>Loss Function</i> Model Pertama Skema Data 60% <i>Training</i> Dan 40% <i>Testing</i>	51
18. Grafik <i>Loss Function</i> Model Pertama Skema Data 70% <i>Training</i> Dan 30% <i>Testing</i>	52
19. Grafik <i>Loss Function</i> Model Pertama Skema Data 80% <i>Training</i> Dan 20% <i>Testing</i>	53
20. Grafik <i>Loss Function</i> Model Kedua Skema Data 60% <i>Training</i> Dan 40% <i>Testing</i>	57
21. Grafik <i>Loss Function</i> Model Kedua Skema Data 70% <i>Training</i> Dan 30% <i>Testing</i>	58
22. Grafik <i>Loss Function</i> Model Kedua Skema Data 80% <i>Training</i> Dan 20% <i>Testing</i>	59

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Perubahan Iklim adalah perubahan signifikan kepada iklim, suhu udara dan curah hujan mulai dari dasawarsa hingga jutaan tahun. Sebagai Negara agraris, perubahan iklim di Indonesia akan sangat mempengaruhi sektor pertanian. Menurut Las (2007) setidaknya ada tiga unsur iklim dan komponen alam yang mempengaruhi sektor pertanian, yaitu : (1) naiknya suhu udara akan berdampak pada unsur iklim lain terutama kelembapan udara dan dinamika atmosfer (El Nino dan La Nina), (2) berubahnya pola curah hujan dan semakin meningkatnya intensitas curah hujan akan mengganggu proses pertumbuhan tanaman, (3) serta naiknya air laut akibat pencairan gunung es di kutub utara. Curah hujan yang semakin besar tetapi dengan musim hujan yang singkat sebagai bentuk pergeseran musim juga merupakan dampak dari perubahan iklim. Selain daripada itu, tanaman sangat memerlukan air dalam siklus pertumbuhannya, sedangkan hujan merupakan sumber air utama bagi tanaman. Berubahnya pasokan air bagi tanaman yang disebabkan oleh berubahnya kondisi curah hujan akan memengaruhi siklus pertumbuhan tanaman (Garret et al. 2006).

Provinsi Lampung memiliki beberapa komoditas pangan unggulan, diantaranya tebu, kopi, nanas, beras, pisang, coklat, dan jagung. Dari semua komoditas pangan tersebut, curah hujan sangat mempengaruhi kualitas dan kuantitas hasil panen dari setiap tanamannya. Sedangkan curah hujan sendiri dipengaruhi oleh kelembapan udara, temperature udara, kecepatan angin, dan tekanan udara (A. Luthfiarta, dkk, 2020). Metode *backpropagation* adalah salah satu metode dalam jaringan syaraf tiruan (*Neural Network*) yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi. Algoritma pembelajaran *backpropagation* mengaktifkan *neuron-neuron* pada perambatan maju (*forward propagation*) menggunakan fungsi aktivasi yang dapat dideferensialkan untuk mendapatkan *error output*. *Error output* akan digunakan untuk mengubah nilai bobot-bobotnya kearah mundur (*backward*). Modifikasi atau perubahan bobot dilakukan untuk menurunkan kesalahan yang terjadi. (Kusumadewi, 2003). *Grid Search Hypertuning* merupakan salah satu metode optimasi parameter yang dapat digunakan dalam *backpropagation neural network*. Dengan menggunakan optimasi *grid search hypertuning* parameter dalam *backpropagation* yang biasanya dilakukan dengan *trial* dan *error* dapat diminimalisir dengan baik. Langkah ini sangat efektif dan efisien untuk dilakukan, mengingat *trial* dan *error* yang biasa dilakukan dapat memakan banyak waktu pelatihan dan juga tidak memiliki standar yang pasti. S. Santhosh Baboo dan I. Meera Narvekar (2015) telah membandingkan *Artificial Neural Network*, *Ensemble Neural network*, *Backpropagation Network*, *Radial Basic Function Network*, *General Regression Neural Network*, *Genetic Algorithm*, *Multilayer Perceptron*, *Fuzzy Clustering* dll. yang digunakan untuk melakukan peramalan cuaca harian. Dengan 28 parameter *input*, dihasilkan bahwa metode

Backpropagation Network dapat melakukan peramalan dengan kesalahan minimal. Sementara itu, di Indonesia sendiri terdapat kurang lebih tiga penelitian yang membahas terakait peramalan *backpropagation* untuk curah hujan, Lestari Handayani dan Muhammad Adri (2015) dengan menggunakan aktivasi *sigmoid biner* dan *sigmoid bipolar* berdasar parameter *epoch* 1000, *learning rate* 0.01 dan *error* sebesar 0.001. Dengan membagi *Output* yang dihasilkan menjadi 5 kategori, yakni cerah, hujan ringan, hujan sedang, hujan lebat dan hujan sangat lebat, dihasilkan akurasi keberhasilan peramalan sebesar 96%. Yudhi Andrian dan Erlinda Ningsih (2014) melakukan pernamalan curah hujan di kota Medan dengan 5,6,7,8 *hidden layer* dalam percobaanya didapatkan peramalan dengan 5 *hidden layer* memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan yang lain, yakni dengan akurasi sebesar 43,27%, dengan keterangan semakin kecil target *error* yang diberikan, maka jumlah iterasi akan semakin besasar, *hidden layer* yang semakin besar tidak selalu menyebabkan jumlah iterasi meningkat. Demikian juga Y. A. Lesnussaa, dkk (2018) melakukan prediksi curah hujan di Kota Medan dengan data tahun 2011 – 2015 didapatkan hasil akurasi prediksi curah hujan sebesar 80%, dengan menggunakan *alpha* 0.7, *epoch* 10000 dengan kesimpulan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki hasil terbaik dan akurat, baik pada tahap pelatihan maupun pengujian.

Sementara itu, untuk prediksi curah hujan di Provinsi Lampung belum pernah menggunakan *Backpropagation Neural Network*. Berdasarkan hal tersebut, peneliti tertarik untuk melakukan prediksi curah hujan menggunakan algoritma *backpropagation* dengan optimalisasi *hyperparamter* metode *Grid Search* di Provinsi Lampung.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Memperoleh model data *training* dan *testing* pada curah hujan, kelembapan udara, kecepatan angin, dan temperatur udara,
2. Menggunakan algoritma *Backpropagation* untuk melakukan prediksi data curah hujan dengan optimasi *hyperparameter* metode *Grid Search*,
3. Mendapatkan model terbaik dalam prediksi data tersebut.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah menambah wawasan ilmu pengetahuan bagi penulis dan memberikan referensi baru penggunaan FFNN untuk peramalan data *time series*, dalam hal ini adalah penggunaan FFNN dengan algoritma *Backpropagation* dengan optimasi *hyperparameter* metode *grid search* untuk prediksi data *time series*, yaitu curah hujan.

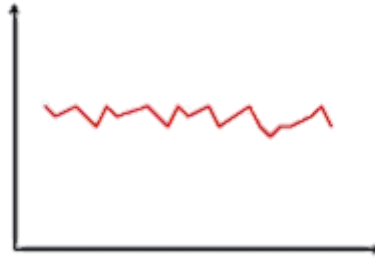
II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Deret Waktu

Data deret waktu adalah sekumpulan pengamatan kuantitatif yang disusun dari satu objek yang terdiri dari beberapa waktu periode, seperti harian, bulanan, triwulanan, dan tahunan. Beberapa contoh data deret waktu adalah produksi total tahunan produk pertanian Indonesia, harga penutupan harian sebuah saham di pasar modal untuk kurun waktu satu bulan, suhu udara per jam, dan penjualan total bulanan sebuah pasar swalayan dalam waktu satu tahun.

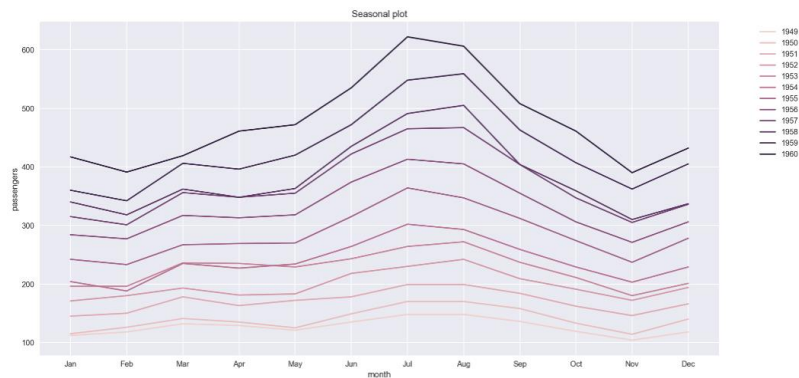
Data deret waktu dibedakan menjadi dua, yaitu data stasioner dan tidak stasioner. Data dikatakan stasioner jika memiliki nilai tengah dan ragam yang konstan dari waktu ke waktu. Adapun pola data deret waktu secara garis besar dibedakan menjadi *horizontal*, *trend*, siklis, dan musiman. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999 : 10), yaitu:

1. Pola horisontal terjadi bilamana nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu termasuk jenis deret ini. Gambar 1. menunjukkan suatu pola khas dari data horisontal.



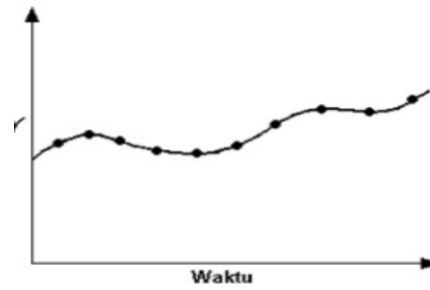
Gambar 1. Plot Data Horizontal

2. Pola musiman terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu). Gambar 2. menunjukkan pola musiman.



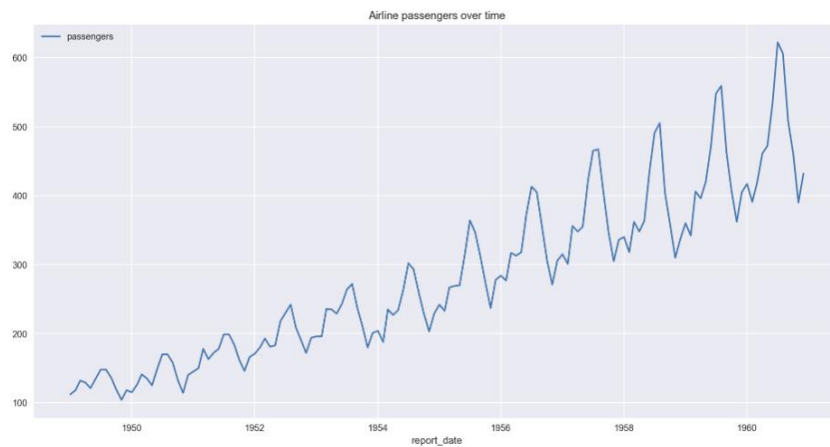
Gambar 2. Pola Data Musiman

3. Pola siklis terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Penjualan produk mobil, baja dan peralatan utama lainnya menunjukkan jenis pola data ini seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Pola Data Siklis

4. Pola *trend* terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan jangka panjang dalam data. Penjualan banyak perusahaan, produk bruto nasional (GNP) dan berbagai indikator bisnis ekonomi lainnya mengikuti suatu pola trend selama berubahannya sepanjang waktu. Gambar 4. menunjukkan salah satu pola trend seperti itu.



Gambar 4. Pola Data *Trend*

2.2 Peramalan

Peramalan adalah suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa yang akan datang berdasarkan nilai sekarang dan masa lalu dari suatu peubah (Makriadis et al., 1999). Hal ini dapat dilakukan dengan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang dengan suatu model matematis.

Menurut Barry Render (2009: 167), ada dua metode atau teknik peramalan yang dapat digunakan yaitu:

1. Peramalan kualitatif

Peramalan kualitatif merupakan peramalan yang didasarkan atas pendapat-pendapat para ahli dan datanya tidak dapat direpresentasikan menjadi suatu nilai atau angka. Pendapat-pendapat itu akan menjadi pertimbangan dalam pengambilan keputusan sebagai hasil dari peramalan yang telah dilakukan.

2. Peramalan kuantitatif

Peramalan kuantitatif merupakan peramalan yang didasarkan pada informasi tentang masa lalu dengan asumsi bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut pada masa yang akan datang. Data masa lalunya dapat dipresentasikan menjadi suatu nilai atau angka yang sering disebut dengan data *time series*.

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan/*neural network* (JST) didefinisikan sebagai suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf

manusia (Hermawan, 2006). Beberapa istilah dalam JST yang sering ditemui adalah sebagai berikut.

1. *Neuron* atau *Node* atau *Unit*: sel syaraf tiruan yang merupakan elemen pengolahan jaringan syaraf tiruan. Setiap *neuron* menerima data *input*, memproses *input* tersebut kemudian mengirimkan hasilnya berupa sebuah *output*.
2. *Jaringan*: Kumpulan *neuron* yang saling terhubung dan membentuk lapisan.
3. *Lapisan tersembunyi (hidden layer)*: lapisan yang tidak secara langsung berinteraksi dengan dunia luar. Lapisan ini memperluas kemampuan jaringan syaraf tiruan dalam menghadapi masalah-masalah yang kompleks.
4. *Input*: sebuah nilai *input* yang akan diproses menjadi nilai *output*.
5. *Output*: solusi dari nilai *input*.
6. *Bobot*: nilai matematis dari sebuah koneksi antar *neuron*.
7. *Fungsi aktivasi*: fungsi yang digunakan untuk meng-*update* nilai-nilai bobot per-iterasi dari semua nilai *input*.
8. *Fungsi aktivasi sederhana* adalah mengkalikan *input* dengan bobotnya dan kemudian menjumlahkannya (disebut penjumlahan sigma) berbentuk linier atau tidak linier, dan sigmoid.
9. *Paradigma pembelajaran*: bentuk pembelajaran, *supervised learning*, atau *unsupervised learning*.

2.3.1 Konsep Dasar Neural Network

Neural network adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi (Siang, 2005: 2). *Neural network* telah diaplikasikan dalam berbagai bidang di antaranya *pattern recognition*, *medical diagnostic*, *signal processing*, dan peramalan. Meskipun banyak aplikasi menjanjikan yang dapat dilakukan oleh *neural network*, namun *neural network* juga memiliki beberapa keterbatasan umum, yaitu ketidak akuratan hasil yang diperoleh. *Neural network* bekerja berdasarkan pola yang terbentuk pada *input*-nya.

Neural network terdiri atas elemen-elemen untuk pemrosesan informasi yang disebut dengan *neuron*, *unit*, *sel* atau *node* (Fausset, 1994: 3). Setiap *neuron* dihubungkan dengan *neuron* lainnya dengan suatu *connection link*, yang direpresentasikan dengan *weight*/bobot. Metode untuk menentukan nilai *weight* disebut dengan *training*, *learning*, atau algoritma. Setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi pada net *input* untuk menentukan prediksi *output*.

Neuron-neuron dalam *neural network* disusun dalam grup, yang disebut dengan *layer* (lapis). Susunan *neuron-neuron* dalam lapis dan pola koneksi di dalam dan antar lapis disebut dengan arsitektur jaringan. Arsitektur ini merupakan salah satu karakteristik penting yang membedakan *neural network*. Secara umum ada tiga lapis yang membentuk *neural network*:

a) Lapisan *Input*

Unit-unit di lapisan *input* disebut unit-unit *input*. Unit-unit *input* tersebut menerima pola *input*-an dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan. Banyak node atau neuron dalam lapis *input* tergantung pada banyaknya *input* dalam model dan setiap *input* menentukan satu neuron.

b) Lapisan tersembunyi (*hidden layer*)

Unit-unit dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi, di mana *output*-nya tidak dapat diamati secara langsung. Lapis tersembunyi terletak di antara lapis *input* dan lapis *output*, yang dapat terdiri atas beberapa lapis tersembunyi.

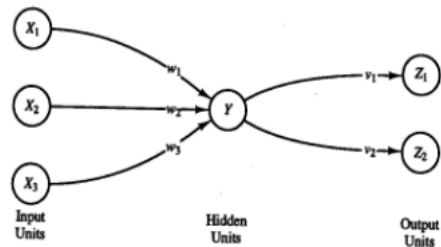
c) Lapisan *Output*

Unit-unit dalam lapisan *output* disebut unit-unit *output*. *Output* dari lapisan ini merupakan solusi *Neural Network* terhadap suatu permasalahan. Setelah melalui proses *training*, *network* merespon *input* baru untuk menghasilkan *output* yang merupakan hasil peramalan.

1) Arsitektuk *Neural Network*

Pengaturan *neuron* ke dalam lapisan, pola hubungan dalam lapisan, dan di antara lapisan disebut arsitektur *neural network* (Fausset, 1994 : 12). Arsitektur jaringan *neural network* diilustrasikan dalam gambar 5. yang terdiri dari unit *input*, unit

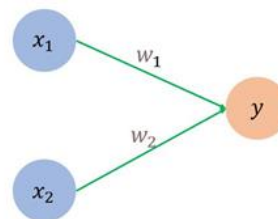
output, dan satu unit tersembunyi. *Neural network* sering diklasifikasikan sebagai *single layer* dan *multilayer*.



Gambar 5. Arsitektur jaringan *neural network* sederhana

a) *Single layer*

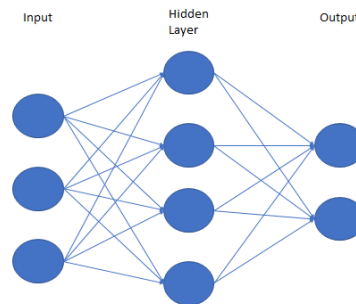
Sebuah jaringan *single layer* memiliki satu lapisan bobot koneksi (Fausset, 1994 : 12). Ciri khas dari *single layer* terlihat dalam gambar 6., dimana unit *input* yang menerima sinyal dari dunia luar terhubung ke unit *output* tetapi tidak terhubung ke unit *input* lain, dan unit-unit *output* yang terhubung ke unit *output* lainnya.



Gambar 6. *single layer perceptron*

b) *Multilayer*

Jaring *multilayer* adalah jaringan dengan satu atau lebih lapisan tersembunyi antara unit *input* dan unit *output* (Fausset, 1994 : 14). Biasanya, ada lapisan bobot antara dua tingkat yang berdekatan unit (*input*, tersembunyi, atau *output*). Jaringan *multilayer* yang di ilustrasikan pada gambar 7. memecahkan masalah yang lebih rumit daripada jaring *single layer*, dan juga pelatihannya mungkin lebih sulit.



Gambar 7. *Multi Layer Perceptron*

2) Metode Pelatihan

Selain arsitektur, metode pengaturan nilai bobot (*training*) merupakan karakteristik yang penting dalam jaringan *Neural Network* (Fausset, 1994 : 15). Metode pelatihan pada *neural network* dibagi menjadi dua jenis, yaitu :

a) Pelatihan Terawasi

Pelatihan ini dilakukan dengan adanya urutan vektor pelatihan, atau pola yang masing-masing terkait dengan

vektor target *output*. Bobot kemudian disesuaikan untuk algoritma pembelajaran. Proses ini dikenal sebagai pelatihan terawasi.

b) Pelatihan tak Terawasi

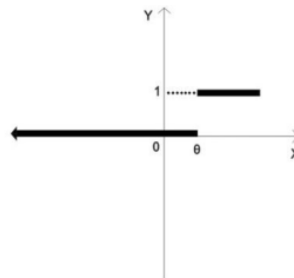
Pada pelatihan ini jaring saraf mengatur segala kinerja dirinya sendiri, mulai dari masukan vektor hingga menggunakan data *training* untuk melakukan pembelajaran.

3) Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi yang akan menentukan apakah sinyal dari *input* neuron akan diteruskan atau tidak (Jong, 2005 : 23). Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam *Neural Network*, antara lain:

a) Fungsi Undak Biner (*Threshold*)

Fungsi undak biner dengan menggunakan nilai ambang sering juga disebut dengan fungsi nilai ambang (*Threshold*) tau fungsi Heaviside.



Gambar 8. Fungsi aktivasi undak biner (*threshold*)

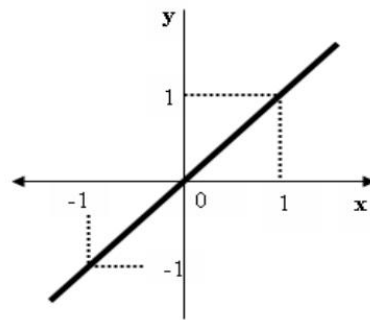
Fungsi undak biner (dengan nilai ambang θ) dirumuskan sebagai

$$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < \theta \\ 1, & \text{jika } x \geq \theta \end{cases} \quad (1.0)$$

b) Fungsi Linear (Identitas)

Fungsi linear memiliki nilai output yang sama dengan nilai inputnya. Fungsi ini dirumuskan sebagai :

$$y = x \quad (1.1)$$



Gambar 9. fungsi aktivasi linear (identitas)

c) Fungsi *Sigmoid*

Fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metode *backpropagation*. Fungsi sigmoid memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai *output*nya 0 atau 1. Fungsi sigmoid dirumuskan sebagai:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (1.2)$$

Dengan:

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (1.3)$$

Karena aktivasi ini memiliki range nilai dari 0 hingga 1, maka data yang lebih besar dari satu harus dinormalisasikan terlebih dahulu. Normalisasi data dapat dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut (Sya'diyah, 2011):

$$\text{Nilai } X_{\text{baru}} = \frac{\text{Nilai } X_{\text{lama}} - \text{Nilai } X_{\text{minimum}}}{\text{Nilai } X_{\text{maximum}} - \text{Nilai } X_{\text{minimum}}} \quad (1.4)$$

d) Fungsi *Sigmoid Bipolar*

Fungsi *sigmoid bipolar* hampir sama dengan fungsi sigmoid, hanya saja output dari fungsi ini memiliki *range* antara 1 sampai -1. Fungsi sigmoid bipolar dirumuskan sebagai:

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (1.5)$$

Dengan:

$$f'(x) = \frac{1}{2}[1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (1.6)$$

Fungsi ini sangat dekat dengan fungsi *hyperbolic tangent*. Keduanya memiliki range antara -1 sampai 1. Untuk fungsi *hyperbolic tangent*, dirumuskan sebagai:

$$y = f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (1.7)$$

Atau:

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-2x}}{1+e^{-2x}} \quad (1.8)$$

Dengan:

$$f'(x) = [1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (1.9)$$

4) Node Pada *Hidden Layer*

Jumlah node pada *hidden layer* memiliki peran yang sangat penting dalam aritektur jaringan syaraf tiruan. Menurut P. Kumar (2015) menggunakan jumlah *nodes* yang terlalu sedikit dapat menyebabkan *underfitting* pada model, sedangkan ketika menggunakan jumlah *node* yang terlalu banyak dapat menyebabkan model terlalu kompleks sehingga mengakibatkan *overfitting*. Terdapat 3 aturan yang umum digunakan dalam penentuan jumlah *nodes* pada *hidden layer* jaringan syaraf tiruan yang dinamakan aturan heaton, diantaranya (Kumar, P., 2015):

- a. Jumlah node pada *hidden layer* berada diantara jumlah *nodes* pada *input* dan *output*,
- b. Jumlah *nodes* pada *hidden layer* adalah $2/3$ dari jumlah *nodes* pada *input*, kemudian dijumlahkan dengan *nodes* pada *output*,
- c. Jumlah *nodes* pada *hidden layer* disarankan kurang dari 2 kali jumlah *nodes* pada *input layer*.

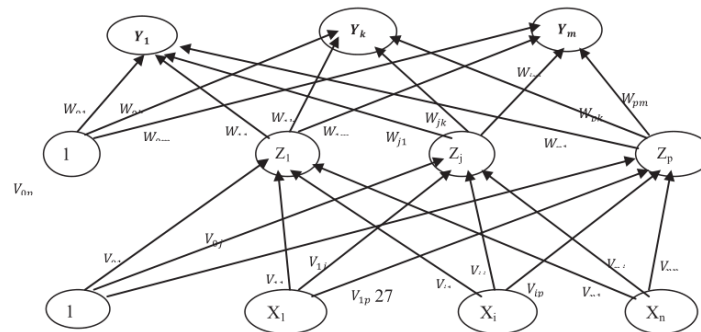
2.3.2 Algoritma *Backpropagation*

Algoritma pelatihan *backpropagation* adalah salah satu algoritma dengan *multilayer perception* yang pertama kali dirumuskan oleh Werbos dan dipopulerkan oleh Rumelhart dan McClelland untuk dipakai pada *Neural Network*. *Backpropagation neural network* merupakan tipe jaringan syaraf tiruan yang menggunakan metode pembelajaran terawasi (Kusumadewi, 2004: 93).

Algoritma *backpropagation* juga banyak dipakai pada aplikasi pengaturan karena proses pelatihannya didasarkan pada hubungan yang sederhana, yaitu jika keluaran memberikan hasil yang salah, maka penimbang dikoreksi supaya *error*-nya dapat diperkecil dan respon jaringan selanjutnya diharapkan akan lebih mendekati harga yang benar. *Backpropagation* juga berkemampuan untuk memperbaiki penimbang pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Algoritma *backpropagation* disebut sebagai propagasi balik karena ketika jaringan diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan maka pola tersebut menuju ke unit-unit pada lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke unit-unit lapisan keluaran. Selanjutnya, unit-unit lapisan keluaran memberikan tanggapan yang disebut sebagai keluaran jaringan. Saat keluaran jaringan tidak sama dengan keluaran yang diharapkan maka keluaran akan menyebar mundur (*backward*) pada lapisan tersembunyi diteruskan ke unit pada lapisan masukan. Oleh karenanya mekanisme pelatihan tersebut dinamakan *backpropagation*.

Tahap pelatihan ini merupakan langkah bagaimana suatu jaringan syaraf itu berlatih, yaitu dengan cara melakukan perubahan penimbang (sambungan antar lapisan yang membentuk jaringan melalui masing-masing unitnya). Sedangkan pemecahan masalah baru akan dilakukan jika proses pelatihan tersebut selesai, fase tersebut adalah fase mapping atau proses pengujian/testing. Gambar 10. menunjukkan arsitektur *backpropagation*.



Gambar 10. Arsitektur *backpropagation*

v_{ij} merupakan bobot garis dari unit masukan x_i ke unit layar tersembunyi z_i (v_{0j} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layar tersembunyi z_j). w_{jk} merupakan bobot dari layar tersembunyi z_j ke unit keluaran y_k (w_{0k} merupakan bobot dari bias dilayar tersembunyi ke unit keluaran z_k).

Menurut Fausett (1994), terdapat 3 tahapan serta langkah-langkah untuk menjalankan algoritma jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation*.

Tabel 1. Langkah-langkah *Backpropagation Neural Network*

Langkah ke-	Keterangan
0	Inialisasi bobot dengan bilangan acak
1	Selama proses pelatihan kondisi berhenti dan bernilai salah maka lakukan langkah 2-9
2	Untuk setiap proses pelatihan, lakukan langkah 3-8
Fase 1 : Umpan maju (<i>Feedforward</i>)	
3	Tiap unit masukan X_i ($i : 1, \dots, n$) menerima sinyal masukan x_i kemudian meneruskannya ke unit tersembunyi
4	<p>Hitung semua sinyal <i>input</i> yang sudah terboboti termasuk biasanya disetiap unit tersembunyi Z_j ($j : 1, \dots, p$)</p> $Z_{net\ j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p X_i V_{ij}$ <p>Hitung sinyal <i>output</i> dari unit tersembunyi dengan fungsi aktivasi</p> $Z_j = f(Z_{net}) = \frac{1}{(1 + e^{-Z_{net\ j}})}$ <p>Sinyal <i>output</i> ini selanjutnya diteruskan ke unit di atasnya (<i>output</i>)</p>
5	Hitung semua sinyal <i>input</i> yang sudah terboboti termasuk disetiap unit <i>output</i> Y_k ($k : 1, \dots, m$)

	$Y_{net\ k} = W_{0j} + \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^m Z_j Z_{jk}$ <p>Hitung sinyal <i>output</i> dari unit <i>output</i> dengan fungsi aktivasi</p> $Y_k = f(Y_{net\ k}) = \frac{1}{(1 + e^{-Y_{net\ k}})}$ <p>Sinyal <i>output</i> ini selanjutnya diteruskan ke seluruh unit <i>output</i></p>
Fase 2 : Umpan balik (<i>forward</i>)	
6	<p>Setiap unit <i>output</i> $Y_k (k : 1, \dots, m)$ menerima suatu pola <i>output</i> yang dihasilkan jaringan. Untuk menghitung <i>error</i> antara target yang di <i>input</i>-kan dengan <i>output</i> yang dihasilkan oleh jaringan.</p> $\begin{aligned} \delta_k &= (T_k - Y_k) f'(Y_{net\ k}) \\ &= (T_k - Y_k) Y_k (1 - Y_k) \end{aligned}$ <p>Faktor kesalahan δ_k yang akan digunakan untuk memperbaiki bobot (W_{jk}) di lapisan bawahnya (<i>hidden layer</i>) dengan laju pembelajaran (<i>learning rate</i>) α, untuk $(j : 1, \dots, p)$ dan $(k : 1, \dots, m)$</p> $\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k$ <p>Faktor δ_k kemudian diteruskan ke lapisan yang berada pada lapisan ke-7</p>
7	<p>Setiap unit tersembunyi $Z_j (j : 1, \dots, p)$ menerima <i>input</i> delta dari langkah ke-6. Kemudian hitung</p>

	<p>faktor δ disetiap unit tersembunyi berdasarkan kesalahan tiap unit tersembunyi.</p> $\delta_{net\ j} = \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^p \delta_k W_{jk}$ <p>Hitung faktor δ di unit tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi yang sudah diturunkan.</p> $\begin{aligned} \delta_j &= \delta_{net\ j} f'(Z_{net\ j}) \\ &= \delta_{net\ j} Z_j (1 - Z_j) \end{aligned}$ <p>Hitung korelasi bobot V_{ij} yang akan digunakan untuk memperbaiki bobot V_{ij} untuk $(j : 1, \dots, p)$ dan $(i : 1, \dots, n)$</p> $\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i$ <p>Hitung korelasi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki bias V_{oj}</p> $\Delta V_{oj} = \alpha \delta_j$
Fase III : Memodifikasi bobot dan bias (<i>adjustment</i>)	
8	<p>Hitung perubahan bobot di unit tersembunyi untuk $(k : 1, \dots, m)$ menuju unit <i>output</i> $(j : 1, \dots, p)$</p> $W_{jk(\text{baru})} = W_{jk(\text{lama})} + \Delta W_{jk}$ <p>Hitung juga perubahan bobot di unit <i>input</i> untuk $(i : 1, \dots, n)$ menuju unit tersembunyi $(j : 1, \dots, p)$.</p> $\Delta V_{ij(\text{baru})} = \Delta V_{ij(\text{lama})} + \Delta V_{ij}$

9	Proses pelatihan atau <i>training</i> akan berhenti ketika telah terpenuhi, namun jika belum terpenuhi maka lakukan 2-9.
---	--

- Keterangan :
- X_i : Unit *input*
 - V_{ij} : Bobot unit *input* terhadap unit tersembunyi
 - Z_j : Keluaran pada unit tersembunyi
 - $Z_{net j}$: Faktor keluaran pada unit tersembunyi
 - Y_k : Keluaran pada unit *output*
 - W_{jk} : Bobot unit tersembunyi terhadap unit *output*
 - $Y_{net k}$: Faktor keluaran pada unit *output*
 - V_{oj} : Bobot bias pada unit tersembunyi
 - W_{ok} : Bobot bias pada unit *output*
 - δ_j : Faktor kesalahan pada lapisan tersembunyi
 - δ_k : Faktor kesalahan pada lapisan *output*
 - α : Laju pembelajaran (*Learning rate*)
 - ΔW_{jk} : Suku perubahan bobot
 - e : Konstanta eksponen dengan nilai 2.718

2.4 *Grid Search Hypertuning*

Jaringan Syaraf tiruan bergantung pada berbagai pilihan *hyperparameter* tentang arsitektur, regulasi dan pengoptimalan jaringan saraf. Untuk mendapatkan model prediksi dengan kemampuan generalisasi yang baik, diperlukan suatu *hyperparameter* yang optimal untuk data *input* dan model prediksi. Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan parameter optimal adalah algoritma *grid search*. Algoritma ini membagi jangkauan parameter yang akan dioptomalkan kedalam *grid* dan melintasi semua titik untuk mendapatkan parameter yang optimal (P. Eka, 2020). Dalam aplikasinya, algoritma *grid search* harus dipandu oleh beberapa matrik kinerja, biasanya diukur dengan *cross-validation* pada data *training* (Y. Hasbi, dkk, 2014). *Cross-validation* akan membagi data *training* yang diperoleh menjadi beberapa lipatan (*fold*) yang terdiri dari data *training* dan *validation*. Pada setiap model dari kombinasi *hyperparamter* yang terbentuk dilakukan *cross-validation* untuk menghitung *score Mean Square Error* (MSE) rata-rata untuk semua lipatan yang diperoleh selama pelatihan model tersebut. *Hyperparameter* yang akan dioptimalkan pada penelitian ini adalah *batch zise*, *epoch* dan *dropout rate*.

2.5 **Evaluasi Model Peramalan**

Untuk melakukan pembelajaran jaringan diperlukan pengukuran kesalahan (*error*) agar dapat menghasilkan hasil pembelajaran yang baik. Dengan demikian, apabila dilakukan perbandingan antara pola lama dengan pola baru akan mudah untuk dikenali. Kesalahan (*error*) pada hasil keluaran jaringan pembelajaran merupakan

selisih antara keluaran sebenarnya dengan keluaran yang diinginkan atau target. Dalam penelitian ini akan dilakukan dua pengukuran kesalahan (*error*) menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

i) *Mean Square Error* (MSE)

Mean Square Error adalah rata-rata kesalahan kuadrat diantara nilai aktual dan nilai peramalan. Nilai *mean square error* digunakan untuk mengecek estimasi berapa nilai kesalahan pada peramalan. Nilai *mean square error* yang rendah atau nilai *mean square error* yang mendekati nol menunjukkan bahwa hasil peramalan sesuai dengan data aktual dan bisa dijadikan untuk perhitungan peramalan di periode mendatang. Rumus untuk menghitung MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (At - Ft)^2}{n} \quad (2.0)$$

Di mana:

At = nilai aktual permintaan

Ft = nilai hasil peramalan

n = banyaknya data

ii) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan nilai tengah kesalahan persentase *absolute* dari suatu peramalan. Dalam banyak situasi peramalan, ketepatan dipandang sebagai kriteria penolakan untuk memilih suatu metode peramalan. Dalam banyak hal, kata

ketepatan menunjuk seberapa jauh model peramalan tersebut mampu memproduksi data yang telah diketahui (Makridakis, et al., 1999: 39). Kriteria yang digunakan untuk mengukur ketepatan metode peramalan adalah MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Rumus untuk menghitung MAPE adalah sebagai berikut.

$$\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |P_e(t)| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \left(\frac{x(t) - x'(t)}{x(t)} \right) \times 100\% \right| \quad (2.1)$$

Di mana:

n : adalah jumlah data

$P_e(t)$: persentase kesalahan hasil ramalan

$x(t)$: data actual

$x'(t)$: data hasil ramalan

t : tahun perubahan

2.6 Cuaca

Cuaca adalah keadaan udara di atmosfer pada waktu dan tempat tertentu yang sifatnya tidak menentu dan berubah-ubah. Kondisi hujan, suhu udara, jumlah tutupan awan, penguapan, kelembapan dan kecepatan angin di suatu tempat merupakan hasil dari penilaian terhadap kategori cuaca. Kategori tersebut diamati sehingga dapat menghasilkan suatu data harian, data bulanan, dan data tahunan. Dari data tahunan tersebut, akan membentuk suatu pola dengan ciri atmosfer yang kemudian dapat disebut menjadi iklim. Perbedaan suhu dan kelembapan antara

satu tempat dan tempat lainnya akan mempengaruhi pembentukan cuaca. Berikut adalah unsur-unsur dan pengendali cuaca :

1. Suhu udara

Suhu udara merupakan keadaan panas atau dingin dari suatu udara. Pengukur suhu udara atau derajat panas menggunakan alat ukur yang disebut termometer. Pengukur suhu udara dinyatakan dalam skala *Celsius* (C), *Reamur* (R), atau *Fahrenheit* (F). Daerah tropis memiliki suhu udara tertinggi di permukaan bumi, sedangkan daerah kutub memiliki suhu yang paling dingin (Winarno, dkk 2019).

2. Tekanan Udara

Tekanan udara merupakan gaya berat yang ditimbulkan udara pada luas tertentu. Pengukuran tekanan udara dilakukan dengan menggunakan barometer. Tekanan udara umumnya diukur dengan satuan milibar (Sucahyono, dkk 2013).

3. Kelembapan Udara

Kelembapan udara merupakan jumlah uap air yang ada di dalam udara. Atmosfer memiliki jumlah uap air dan udara dengan nilai yang sangat sedikit yaitu sekitar 2% dari jumlah massa keseluruhan. Kelembapan udara merupakan pemusatan uap air di udara yang sangat mempengaruhi cuaca. Tingkat pemusatan kelembapan udara dinyatakan menjadi kelembapan absolut, kelembapan spesifik atau kelembapan relative (Winarno, dkk 2019).

4. Hujan

Angin merupakan pergerakan udara yang terjadi akibat adanya perbedaan suhu dan tekanan antara suatu tempat dan pada tempat lain. Pergerakan angin

terjadi dalam arah mendatar. Angin yang terukur oleh sensor angin pada ketinggian antara 6 dan 10 meter dari permukaan bumi disebut sebagai angin permukaan. Penamaan angin disesuaikan dengan arah datang dan kecepatannya, sedangkan arah angin dinyatakan dengan derajat. Arah angin dari utara dinyatakan dalam 360 derajat, dari timur 90 derajat, dari selatan 180 derajat, dan dari barat 270 derajat. Kecepatan angin dinyatakan dalam km/jam, m/detik, atau dalam knot. Angin yang memiliki kecepatan yang sangat rendah dinyatakan dalam arah 0 derajat (Wirjohamidjojo, dkk 2007).

5. Kecepatan Angin

Angin merupakan gerak udara yang sejajar dengan permukaan bumi. Angin bergerak dari daerah bertekanan tinggi ke daerah bertekanan rendah.

6. Awan

Awan adalah kumpulan titik-titik air (padat atau cair) yang tampak dan melayang-layang di atmosfer sebab ukurannya relatif kecil daripada hujan. Awan berfungsi sebagai pemantul yang baik terhadap radiasi dan penyerap terhadap radiasi bumi.

7. Penguapan atau Evaporasi

Evaporasi adalah laju penguapan dimana penguapan sendiri ialah perubahan fase cair menjadi fase air. Sehingga evaporasi diartikan sebagai laju hilangnya air dari permukaan air, tanah, dan tumbuhan (Tjasjono, 1999).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2022/2023, bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi Lampung tahun 2010 – 2021 (<https://lampung.bps.go.id/subject/151/iklim.html#subjekViewTab3>). Variabel data yang diambil adalah data bulanan dari data jumlah curah hujan, rata-rata kelembapan udara, rata-rata kecepatan angin, dan rata-rata temperatur udara. Dengan mengurutkan berdasarkan bulan, yakni dari bulan Januari 2010 - Desember 2021, data dibagi menjadi data *training* (pelatihan) dan data *testing* (pengujian). Dalam penelitian ini akan dilakukan tiga skema pembagian data.

- a) Skema yang pertama data akan dibagi menjadi 60% data *training* dan 40% data *testing*.

- b) Skema yang kedua data akan dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*.
- c) Dan skema yang ketiga data akan dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*.

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan studi literatur secara sistematis yang diperoleh dari buku-buku maupun media untuk mendapatkan informasi sebanyak mungkin untuk mendukung penulisan proposal penelitian ini. Pengolahan data pada penelitian ini akan dibangun dengan menggunakan bahasa pemrograman *python* versi 3.7.13. Dengan *library* yang digunakan seperti *Numpy*, *Pandas*, *Keras*, dan *Matplotlib*.

Adapun langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Koreksi Data

Koreksi data dilakukan terhadap data jumlah curah hujan, jumlah kelembapan udara, jumlah tekanan udara dan rata-rata kecepatan angin yang hilang, dengan mengganti nilai tersebut dengan nilai rata-rata.

2. Normalisasi Data

Normalisasi data diperlukan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Proses normalisasi dilakukan dengan mentransformasi nilai data kedalam interval tertentu. Dalam penelitian ini

interval yang digunakan adalah $[0, 1]$ karena dalam prediksi jumlah curah hujan, nilai curah hujan pasti bernilai positif atau 0.

3. Melakukan Pembagian Data

Data penelitian dibagi menjadi 2(dua) bagian. Hal ini diperlukan untuk pelatihan (data *training*) dan pengujian (data *testing*) agar menjadi data sebagai input (*vektor input*) maupun sebagai target (*output*) yang sesuai dengan model JST yang dikembangkan. Dalam penelitian ini akan dilakukan tiga skema pembagian data berdasarkan runtut waktu bulanan, bulan Januari 2010 – Desember 2021. Dengan skema pembagian data sebagai berikut:

- a) Skema pertama, data akan dibagi menjadi 60% data *training* dan 40% data *testing*.
- b) Skema kedua, data akan dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*.
- c) Skema ketiga, data akan dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*.

4. Rancangan Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Membangun Jaringan Syaraf Tiruan (JST) metode *backpropagation* dengan menginiliasiasi *hyperparameter* sebagai optimasi parameter, *hyperparameter* yang akan di optimalkan pada jaringan ini akan dibangun dengan bantuan metode *grid search*. Adapun *hyperparameter* yang akan dioptimalkan adalah *batch size*, *epoch* dan *dropout rate* dengan rincian sebagai berikut:

Tabel 2. Tabel *Grid Search Hyperparameter*

<i>Hyperparameter</i>	<i>Value</i>
<i>Batch size</i>	[3,6], [6,12]
<i>Epoch</i>	[500,750], [750,1000]
<i>Dropout rate</i>	[0.3,0.4], [0.4,0.5]

5. Pengujian Model

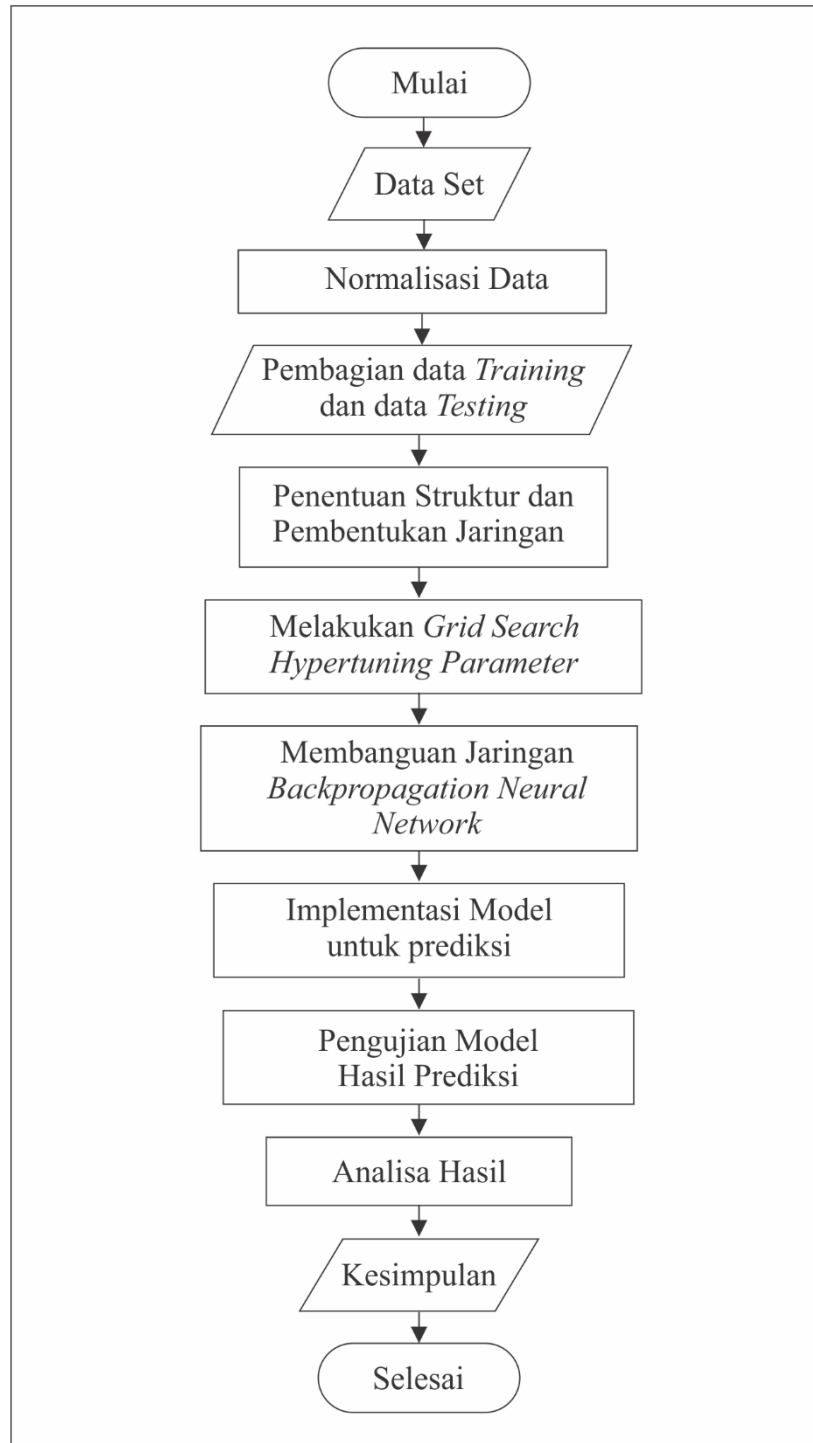
Untuk mengetahui ketepatan atau akurasi *output* dari prediksi yang dibangun, pengujian pada model JST dilakukan dengan pengujian sebagai berikut:

- a) Pengujian pertama dengan menggunakan *Mean Square Error* untuk membandingkan data *testing* dengan hasil model JST untuk melihat *error* pada model. Semakin kecil error maka model JST semakin baik.
- b) Pengujian kedua dilakukan dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* untuk membandingkan data *testing* dengan hasil model JST. Ini dilakukan untuk mengukur validasi jaringan dengan melihat persentase *error*-nya.

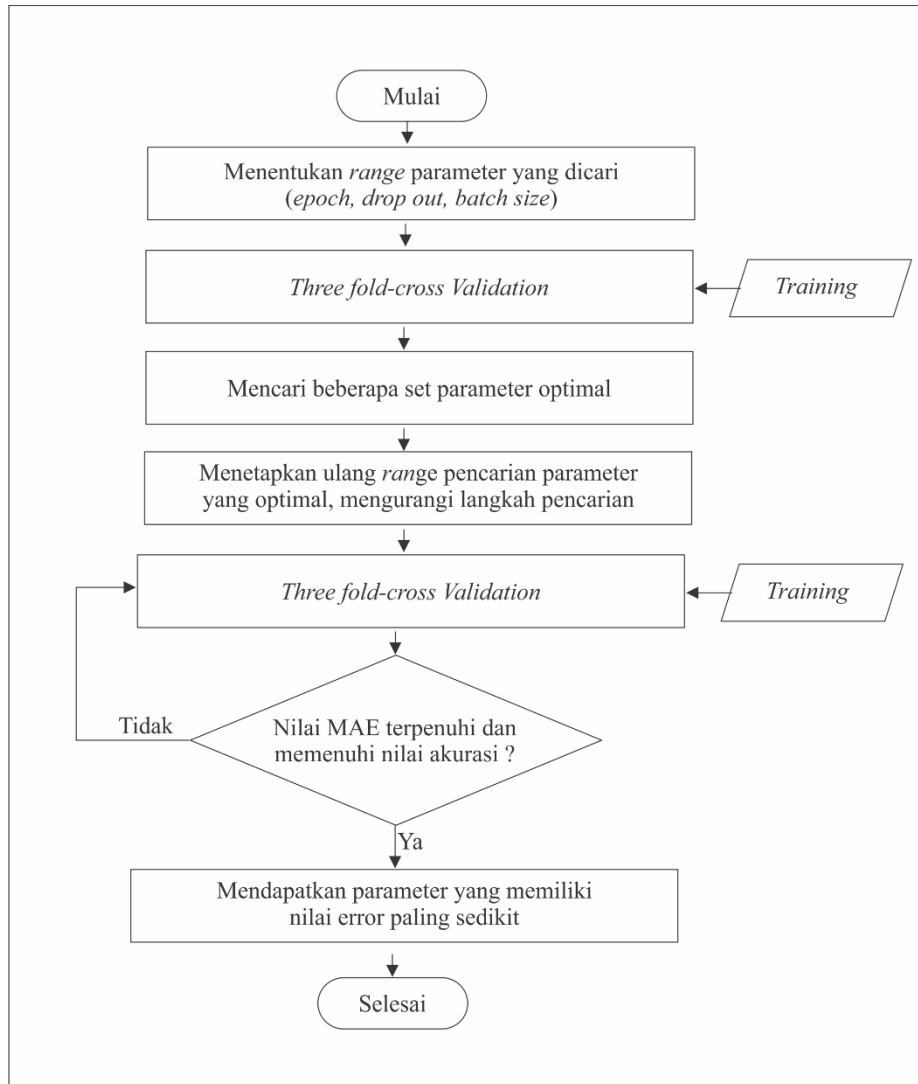
6. Implementasi Model Prediksi

Dengan model prediksi yang memiliki *error* yang paling sedikit, proses prakiraan curah hujan 12 bulan kedepan dilakukan dengan meng-inputkan data baru yang belum dipakai pada proses *training*.

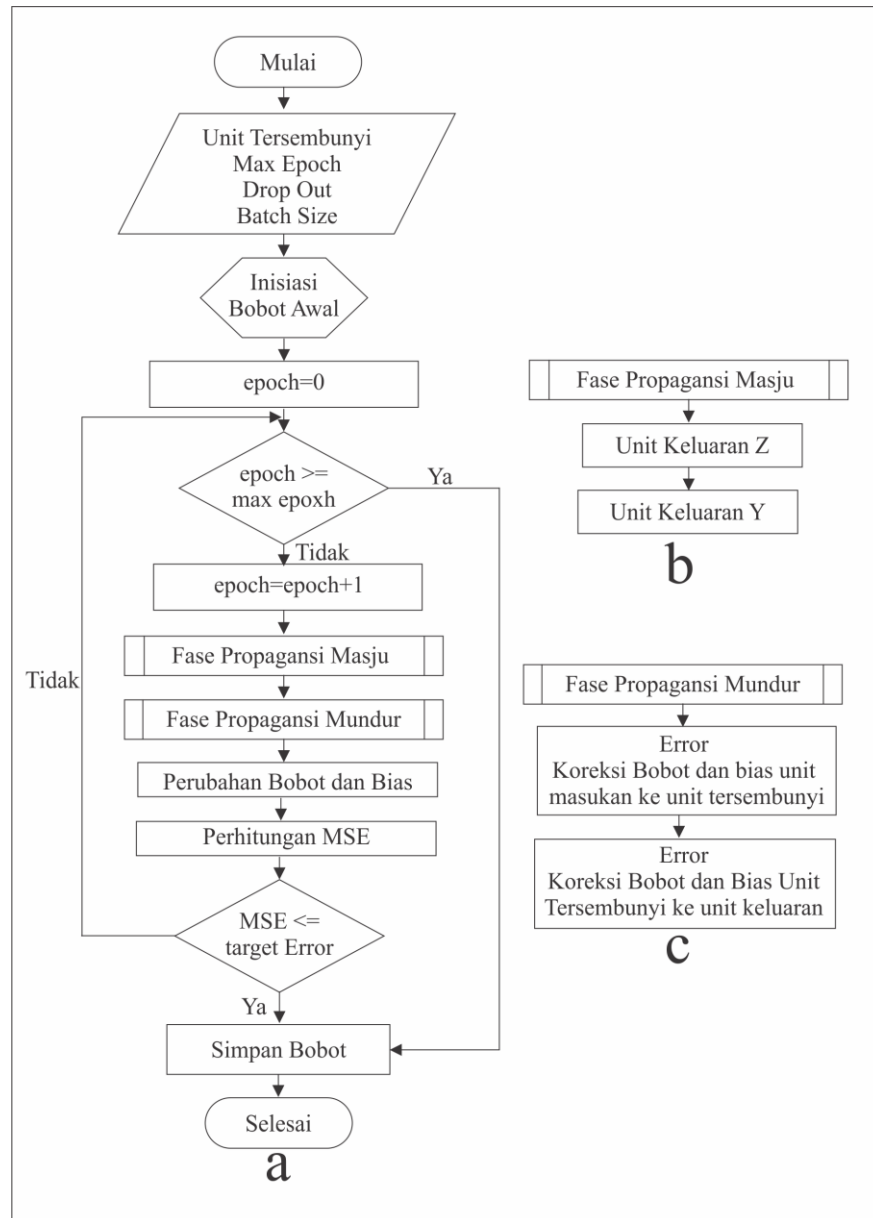
Berikut adalah *flowchart* proses prediksi jumlah curah hujan menggunakan *Backpropagation Neural Network* dengan optimasi *grid search hypertuning parameter*.



Gambar 11. *Flowchart* langkah-langkah penelitiann



Gambar 12. Flowchart Algoritma Grid Search Hypertuning Parameter



Gambar 13. *Flowchart* a. Algoritma Backpropagation, b. Fase propagansi maju, c. Fase propagansi mundur

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian ini dapat diambil kesimpulan yaitu:

1. Dengan *Grid Search Hypertuning*, proses *trial* dan *error* yang biasa dilakukan dalam menentukan parameter pada *backpropagation* dapat dihilangkan, sehingga lebih efektif dalam menentukan parameter terbaik.
2. Model jalinagn terbaik yang didapat dalam prediksi jumlah curah hujan *Backpropagation Neural Network* adalah dengan Model pertama skema pembagian data 80% *training* dan 20% *testing*, nilai *batch size* 3, *epoch* 500, dan *dropout rate* 0,3. Dengan hasil nilia evaluasi MSE 0,0171 nilai MAPE 0.3015 dan nilai akurasi sebesar 99.6984 %.

DAFTAR PUSTAKA

- Andrian, Y., & Ningsih, E. 2017. *Prediksi curah hujan di Kota Medan menggunakan metode backpropagation neural network*. In : Seminar Nasional Informatika (SNIf) (Vol. 1, No. 1, pp. 184-189).
- Baboo, S. S., & Shereef, I. K. 2010. *An efficient weather forecasting system using artificial neural network*. *International journal of environmental science and development*, 1(4), 321.
- Fausett L. 1994. *Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications*, London: Prantice-Hall, Inc
- Garrett, K. A., Dendy, S. P., & Travers, S. R. 2006. *Climate change effects on plant disease: genomes to ecosystems*. *Annual Review of Phytopathology*, 44, 489- 509.
- Handayani, L., & Adri, M. 2015. *Penerapan JST (Backpropagation) untuk Prediksi curah hujan (Studi kasus: Kota Pekanbaru)*. In : Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi dan Industri.
- Hanke, John E and Winchern, Dean W. 2004. *Business Forecasting Eight Edition*. United States of Amerika : Pearson Education, Inc
- Hermawan, A. 2006. *Jaringan Syaraf Tiruan: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

- Las, I. 2007. *Dampak perubahan iklim terhadap sektor pertanian, serta strategi antisipasi dan teknologi adaptasi*. Pengembangan Inovasi Pertanian, 1(2), 138-140
- Lesnussa, Y. A., Mustamu, C. G., Lembang, F. K., & Talakua, M. W. 2018. *Application Of Backpropagation Neural Networks In Predicting Rainfall Data In Ambon City*. *International Journal of Artificial Intelligence Research*, 2(2), 41-50.
- Luthfiarta, A., Febriyanto, A., Lestiawan, H., & Wicaksono, W. 2020 May 31. *Analisa Prakiraan Cuaca dengan Parameter Suhu, Kelembaban, Tekanan Udara, dan Kecepatan Angin Menggunakan Regresi Linear Berganda*. JOINS (Journal of Information System).
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C, and McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid satu edisi kedua, Terjemahan Ir. Hari Suminto. Jakarta. Bina Rupa Aksara.
- Narvekar, M., & Fargose, P. 2015. *Daily weather forecasting using artificial neural network*.
- Patriya, E. 2020. *Implementasi Support Vector Machine Pada Prediksi Harga Saham Gabungan (Ihsg)*. J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa .vol. 25. no. 1. pp. 24–38. doi: 10.35760/tr.2020.v25i1.2571
- Render, B dan Heizer, J. 2009. *Manajemen Operasi*. Edisi Kesembilan. Jakarta: Salemba Empat
- Siagian, Dergibson & Sugiarto. 2002. *Metode Statistika untuk Bisnis dan Ekonomi*,. Jakarta, PT Gramedia Pustaka Utama
- Siang, J. J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.

- Sucahyono S., D., dan Ribudiyanto, K. 2013. *Cuaca dan Iklim Ekstrim di Indonesia* (PDF). Jakarta: Pusat Penelitian dan Pengembangan, Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika.
- Tjasono, Bayang. 1999. *Klimatologi Umum*. Bandung: Institut Teknik Bandung
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, Inc., New York.
- Winarno, dkk. 2019. *Klimatologi Pertanian* (PDF). Bandar Lampung: Pusaka Media.
- Wirjohamidjojo, S., dan Swarinoto, Y. 2007. *Praktek Meteorologi Pertanian* (PDF). Jakarta: Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika.
- Sya'diyah, Zumrotus. 2011. *Peramalan Jumlah Kendaraan Bermotor di DKI Jakarta dengan Jaringan Backpropagation*. Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan. Universitas Darussalam. Ambon.
- Yasin, H., Prahutama, A., dan Utami, T.W. 2014. *Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vector Regression Dengan Algoritma Grid Search*. Media Statistika. Vol 7. No 1. pp. 29-35.