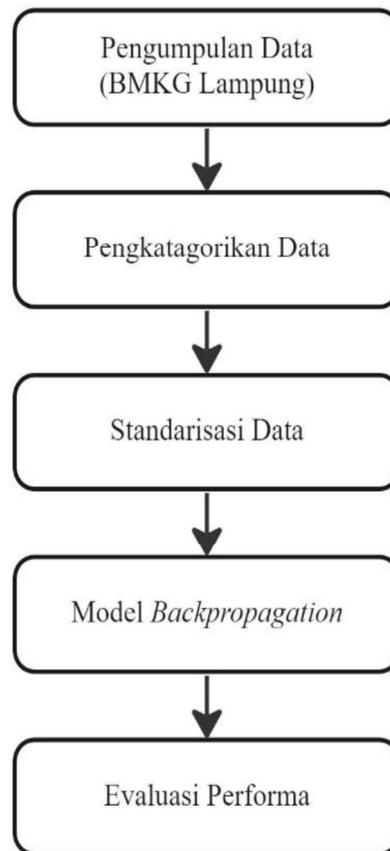


## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1. Diagram Alur Penelitian

Alur penelitian adalah ringkasan konsep atau gambaran dari penelitian yang akan dilakukan oleh penulis. Penjabaran alur penelitian akan dijelaskan pada subbab-subbab berikutnya, dan diagramnya dapat dilihat pada gambar 3.1.



**Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian**

### 3.2. Pengumpulan Data

Proses pertama yang dilakukan pada penelitian ini sesuai dengan diagram alur di atas adalah proses pengumpulan data. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data unsur-unsur cuaca, seperti tekanan, suhu udara, kelembaban, arah dan kecepatan angin, serta curah hujan, yang didapatkan dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II Lampung. Data observasi memiliki kerapatan data per 1 jam, dengan rentang waktu selama 5 tahun yaitu dari 01 Januari 2018 – 31 Desember 2022.

**Tabel 3.1 Atribut data yang digunakan**

Atribut	Keterangan
Suhu Udara	43.800 Data Pengamatan (dalam satuan $^{\circ}\text{C}$ )
Kelembaban	43.800 Data Pengamatan (dalam satuan %)
Angin	43.800 Data Pengamatan (dalam satuan knot)
Tinggi Awan	43.800 Data Pengamatan (dalam satuan meter)
Jarak Pandang	43.800 Data Pengamatan (dalam satuan meter)
Intensitas Hujan	43.800 Data Pengamatan (dalam satuan mm)

Sampel data yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.2. Dapat dilihat bahwa data cuaca yang digunakan pada penelitian adalah data cuaca perjam yang terdiri dari beberapa unsur cuaca, seperti suhu, tekanan, kelembaban, kecepatan angin, tutupan awan, dan jarak pandang.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Tanggal	Jam	Suhu	Tekanan	Kelembaban	Kecepatan Awan	Awan	Visibility
2	1/1/2020	0:00	24.2	1013.4	94	3	1300	8000
3	1/1/2020	1:00	25	1013.7	90	5	1300	10000
4	1/1/2020	2:00	26.3	1014.1	85	5	1300	10000
5	1/1/2020	3:00	26.9	1014.2	83	6	1300	10000
6	1/1/2020	4:00	27.9	1013.7	79	5	1300	10000
7	1/1/2020	5:00	28.1	1013	76	8	1300	10000
8	1/1/2020	6:00	29	1012.1	71	7	1500	10000
9	1/1/2020	7:00	30.2	1010.6	68	4	1500	10000
10	1/1/2020	8:00	30.2	1010.2	68	6	1500	10000
11	1/1/2020	9:00	30.3	1010.5	66	7	1300	10000
12	1/1/2020	10:00	27.2	1011.4	83	5	1300	8000
13	1/1/2020	11:00	26.5	1011.8	90	4	1300	8000
14	1/1/2020	12:00	25.9	1012.4	89	4	1500	10000
15	1/1/2020	13:00	25.6	1013.8	92	3	1500	10000
16	1/1/2020	14:00	25.2	1014.6	89	5	1500	10000
17	1/1/2020	15:00	25.2	1014.9	88	5	1500	10000
18	1/1/2020	16:00	25	1014.6	91	3	1500	10000
19	1/1/2020	17:00	24.8	1014.2	91	0	1500	10000
20	1/1/2020	18:00	24.7	1013.4	91	0	1500	10000
21	1/1/2020	19:00	24.6	1013	91	0	1500	10000
22	1/1/2020	20:00	24.5	1012.7	92	0	1500	10000
23	1/1/2020	21:00	24.4	1012.4	93	0	1500	8000
24	1/1/2020	22:00	24.4	1012.7	93	2	1500	8000
25	1/1/2020	23:00	24.4	1013.2	93	0	1500	7000
26	1/2/2020	0:00	24.6	1014.1	93	0	1500	7000
27	1/2/2020	1:00	26.1	1014.7	84	2	1500	10000
28	1/2/2020	2:00	28	1015.1	76	6	1500	10000
29	1/2/2020	3:00	29.1	1014.7	73	13	1500	10000
30	1/2/2020	4:00	29.9	1014.1	71	6	1500	10000
31	1/2/2020	5:00	31	1013	67	15	1500	10000
32	1/2/2020	6:00	31.4	1011.8	60	8	1400	10000
33	1/2/2020	7:00	32	1010.5	61	9	1400	10000
34	1/2/2020	8:00	31.4	1010.2	63	4	1400	10000

**Gambar 3.2 Sampel Data Pengamatan**

### 3.3. Pengkatagorikan Data

Data hujan yang digunakan nantinya akan dikatagorikan menjadi tak hujan dengan intensitas hujan 0, hujan ringan sekitar 0-5 mm, hujan sedang sekitar 5-20 mm, dan hujan lebat lebih besar dari 20 mm. Selain itu, pengkatagorikan hujan juga dilakukan sesuai dengan prakiraannya, yaitu 1-3 jam untuk prakiraan dini (*nowcast*), 3-6 jam untuk prakiraan jangka pendek (*shortcast*), dan 6-12 jam untuk prakiraan (*forecast*).

### 3.4. Standarisasi Data

Sebelum diolah menggunakan algoritma terlebih dahulu dilakukan standarisasi data terhadap variabel input. Standarisasi akan dilakukan untuk variabel tekanan, suhu udara, kelembaban, kecepatan angin, tinggi awan, dan jarak pandang. Sementara

untuk variabel hujan tidak dilakukan standarisasi, karena variabel hujan hanya memiliki nilai 0 yang berarti tidak hujan dan 1 yang berarti hujan.

### 1. Standarisasi Tekanan

Dengan menggunakan persamaan (1), maka standarisasi tekanan  $s_p$  dapat dilakukan sebagai berikut:

$$s_p = \frac{P - \mu_p}{\sigma_p} \quad (17. a)$$

dengan P adalah *pressure* atau tekanan,  $\mu_p$  adalah rata-rata tekanan, dan  $\sigma_p$  adalah standar deviasi tekanan, sehingga didapatkan standarisasi tekanan pada index ke-1 adalah:

$$s_p = \frac{1009.5 - 1009.9}{1.8} = -0.25 \quad (17. b)$$

### 2. Standarisasi Suhu Udara

Dengan menggunakan persamaan (1), maka standarisasi suhu udara  $s_T$  dapat dilakukan sebagai berikut:

$$s_T = \frac{T - \mu_T}{\sigma_T} \quad (18. a)$$

dengan T adalah *temperature* atau suhu udara,  $\mu_T$  adalah rata-rata suhu udara, dan  $\sigma_T$  adalah standar deviasi suhu udara, sehingga didapatkan standarisasi suhu udara pada index ke-1 adalah:

$$s_T = \frac{24.4 - 27.1}{2.88} = -0.94 \quad (18. b)$$

### 3. Standarisasi Kelembaban

Dengan menggunakan persamaan (1), maka standarisasi kelembaban  $s_{RH}$  dapat dilakukan sebagai berikut:

$$s_{RH} = \frac{RH - \mu_{RH}}{\sigma_{RH}} \quad (19. a)$$

dengan RH adalah *relative humidity* atau kelembaban,  $\mu_{RH}$  adalah rata-rata kelembaban, dan  $\sigma_T$  adalah standar deviasi kelembaban, sehingga didapatkan standarisasi kelembaban pada index ke-1 adalah:

$$s_{RH} = \frac{94.0 - 80.3}{12.7} = 1.07 \quad (19. b)$$

#### 4. Standarisasi Angin

Dengan menggunakan persamaan (1), maka standarisasi angin  $s_W$  dapat dilakukan sebagai berikut:

$$s_W = \frac{W - \mu_W}{\sigma_W} \quad (20. a)$$

dengan W adalah *wind* atau angin,  $\mu_W$  adalah rata-rata kecepatan angin, dan  $\sigma_W$  adalah standar deviasi kecepatan angin, sehingga didapatkan standarisasi angin pada index ke-0 adalah:

$$s_W = \frac{0 - 2.9}{3.1} = -0.93 \quad (20. b)$$

#### 5. Standarisasi Tinggi Awan

Dengan menggunakan persamaan (1), maka standarisasi tinggi awan  $s_C$  dapat dilakukan sebagai berikut:

$$s_C = \frac{C - \mu_C}{\sigma_C} \quad (21. a)$$

dengan C adalah *cloud* atau tinggi awan,  $\mu_C$  adalah rata-rata tinggi awan, dan  $\sigma_T$  adalah standar deviasi tinggi awan, sehingga didapatkan standarisasi tinggi awan pada index ke-1 adalah:

$$s_C = \frac{1500 - 2024}{1920} = -0.27 \quad (21. b)$$

## 6. Standarisasi Jarak Pandang

Dengan menggunakan persamaan (1), maka standarisasi jarak pandang  $s_V$  dapat dilakukan sebagai berikut:

$$s_V = \frac{V - \mu_V}{\sigma_V} \quad (22. a)$$

dengan  $V$  adalah *visibility* atau jarak pandang,  $\mu_V$  adalah rata-rata jarak pandang, dan  $\sigma_V$  adalah standar deviasi jarak pandang sehingga didapatkan standarisasi jarak pandang pada index ke-1 adalah:

$$s_V = \frac{6000 - 8018}{2620} = -0.77 \quad (22. b)$$

### 3.5. Model Backpropagation

Penggunaan Deep Learning dengan metode *backpropagation* dilakukan dengan dua tahapan (fase), yaitu fase maju untuk melihat prediksi awal dengan nilai inisiasi yang telah ditetapkan dan fase mundur untuk mendapatkan nilai koreksi dari bobot yang digunakan untuk mendapatkan prediksi awal.

#### 1. Fase Maju

Untuk mendapatkan nilai hidden layer, maka digunakan persamaan 5.a dan dengan menggunakan variabel input terdiri P adalah tekanan, T adalah suhu udara, RH adalah kelembaban, W adalah angin, C adalah tinggi awan, dan V adalah jarak pandang, maka persamaan 5.a menjadi:

$$a_j = b + x_{jP}v_P + x_{jT}v_T + x_{jRH}v_{RH} + x_{jW}v_W + x_{jC}v_C + x_{jV}v_V$$

Dengan  $a_j$  adalah net input,  $b$  adalah bias,  $x_{jP}$  adalah nilai input dari tekanan,  $v_P$  adalah bobot tekanan,  $x_{jT}$  adalah nilai input suhu udara,  $v_T$  adalah bobot suhu udara,  $x_{jRH}$  adalah nilai input kelembaban,  $v_{RH}$  adalah bobot kelembaban,  $x_{jW}$  adalah nilai input angin,  $v_W$  adalah bobot kecepatan angin,  $x_{jC}$  adalah nilai input tinggi awan,

$v_C$  adalah bobot tinggi awan,  $x_{jV}$  adalah nilai input jarak pandang, dan  $v_V$  adalah bobot jarak pandang.

Pada nilai  $j = 1$  atau pada tabel indek ke-1, maka didapatkan

$$a_1 = b + x_{1P}v_P + x_{1T}v_T + x_{1RH}v_{RH} + x_{1W}v_W + x_{1C}v_C + x_{1V}v_V$$

dengan menggunakan nilai variabel yang distandarisasi pada subbab 3.4, maka nilai  $a_1$  akan menjadi

$$a_1 = b + (-0,25)v_p + (-0.94)v_T + (1.07)v_{RH} + (-0.93)v_W + (-0.27)v_V$$

$$a_1 = b - 0.25v_p - 0.94v_T + 1.07v_{RH} - 0.93v_W - 0.27v_V$$

Inisiasi dilakukan dengan memasukkan bilangan acak kecil, misal  $b = 0.5$ ,  $v_p = 0.2$ ,  $v_T = 0.2$ ,  $v_{RH} = 0.1$ ,  $v_W = 0.1$ ,  $v_V = 0.1$ , maka akan didapatkan nilai  $a_1 = 0.299$ .

Untuk mendapatkan nilai output dari *hidden layer* maka digunakan persamaan 5.b, dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU, maka didapatkan nilai hidden layer ke-1 atau  $z_1$  adalah

$$z_1 = f(a_1) = \max(0, a_1)$$

$$z_1 = \max(0, 0.299) = 0.299$$

Untuk mendapatkan nilai output dari unit, maka digunakan persamaan (6.a). Untuk mencari nilai output dari data ke-1  $y_{net_1}$ , maka dilakukan perhitungan sebagai berikut

$$y_{net_1} = c + z_1w_{11} + z_2w_{12} + z_3w_{13}$$

Dengan  $c$  adalah bias hidden layer,  $z_1$  adalah nilai input hidden layer baris ke-1,  $z_2$  adalah nilai input hidden layer baris ke-2,  $z_3$  adalah nilai input hidden layer baris ke-3,  $w_{11}$  adalah bobot ke-1,  $w_{12}$  adalah bobot ke-2, dan  $w_{13}$  adalah bobot ke-3.

Berdasarkan data variabel cuaca pada data input, maka didapatkan nilai  $z_2 = 0.35$ ,  $z_3 = 0.25$ ,  $z_4 = 0.4$ , dan  $z_5 = 0.2$ . Inisiasi awal dari hidden layer ditentukan  $c =$

0.8,  $w_{11} = -1$ ,  $w_{12} = -0.5$ ,  $w_{13} = -0.5$ ,  $w_{14} = -0.5$ , dan  $w_{15} = -1$ . Sehingga nilai output dari unit didapatkan

$$y_{net_1} = 0.3 - 0.299 - 0.175 - 0.125 - 0.2 - 0.2 = -0.699$$

$$y_1 = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{0.699}} = 0.33$$

Berdasarkan pengkatagorikan data pada subbab 3.3, nilai  $y_1$  di atas dibulatkan menjadi 0, sehingga cuaca diperkirakan **tidak hujan**.

## 2. Fase Mundur

Pada tahap fase mundur langkah pertama yang diambil adalah dengan menghitung error atau selisih antara hasil sebenarnya dan hasil prediksi. Dengan menggunakan contoh pada  $y_1$  dan persamaan 7, maka nilai error  $\delta_k$  adalah

$$\delta_k = (0.426 - 0) = 0.426$$

Untuk menghitung laju perubahan dari bobot atau  $\alpha$ , dilakukan dengan menghitung rata-rata dari bobot yaitu

$$\alpha = \frac{0.426 + 0.174 + 0}{3} = 0.2$$

Maka perubahan nilai bobot atau  $\Delta W$ , dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 8, yaitu

$$\Delta W_1 = (0.2)(0.426)(0.299) = 0.025$$

Sehingga bobot baru adalah

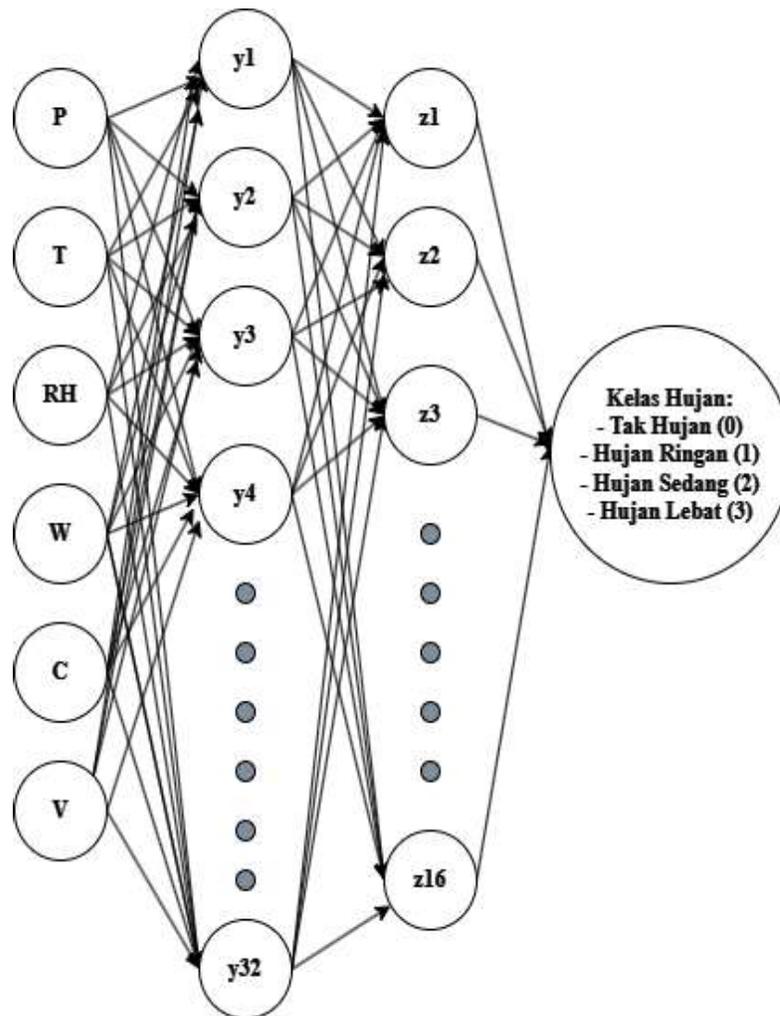
$$W_1(\text{baru}) = -1 + 0.025 = 0.975$$

$$W_2(\text{baru}) = -0.5 + 0.025 = 0.475$$

$$W_3(\text{baru}) = -0.5 + 0.025 = 0.475$$

### 3.6. Model Penelitian

Struktur layer dari JST dapat dilihat pada gambar 3.3. Berdasarkan gambar 3.3, model penelitian terdiri dari 1 input layer yang terdiri dari 6 variabel yaitu P adalah tekanan, T adalah suhu udara, RH adalah kelembaban, W adalah kecepatan angin, C adalah tinggi dasar awan, dan V adalah jarak pandang; 2 hidden layer untuk hidden layer 1 terdiri dari 32 variabel  $y_1$ - $y_{32}$  dan untuk hidden layer 2 terdiri dari 16 variabel  $z_1$ - $z_{16}$ ; dan 1 output layer yang terdiri berupa prakiraan cuaca. Setiap unsur cuaca dari input layer, saling terhubung pada hidden layer, lalu akan mengeluarkan output layer, berupa prakiraan cuaca.



Gambar 3.3 Struktur dari JST

### 3.7. Prakiraan Cuaca

Prakiraan cuaca dengan pada penelitian ini akan dilakukan untuk prakiraan hujan dengan klasifikasi dan tanpa klasifikasi. Untuk prakiraan cuaca dengan klasifikasi output akhir dari model JST yaitu berawan, hujan ringan, hujan sedang, dan hujan lebat. Sedangkan untuk prakiraan cuaca tanpa klasifikasi output akhir dari model JST adalah tidak hujan dan hujan.

Untuk prakiraan cuaca dengan klasifikasi, output akhir akan menggunakan fungsi aktivasi ReLU dengan nilai maksimum 3, sehingga rentang nilai output berkisar antara 0 – 3. Prakiraan cuaca akan menggunakan nilai akhir output yang akan dibagi ke dalam 4 katagori, yaitu kondisi berawan, dengan nilai output lebih kecil dari 0.5, hujan ringan nilai output antara 0.5 – 1.5, hujan sedang memiliki nilai output antara 1.5 – 2.5, dan hujan lebat memiliki nilai output lebih besar dari 2.5.

Untuk prakiraan cuaca tanpa klasifikasi output akhir akan menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid sehingga nilai output berkisar antara 0 – 1. Prakiraan cuaca akan menggunakan nilai akhir output yang akan dibagi ke dalam dua katagori, yaitu tidak hujan dengan nilai output lebih kecil dari 0.5 dan hujan dengan nilai output lebih besar dari 0.5.

### 3.8. Evaluasi Performa

Evaluasi performa dilakukan dengan menggunakan matriks konfusi untuk mengetahui berapa banyak prakiraan yang benar terjadi, atau meleset dibandingkan keadaan sebenarnya. Pada penelitian ini akan dibuat matriks konfusi untuk memprakirakan terjadi hujan atau tidaknya (Tabel 3.2) atau hujan dengan klasifikasi (Tabel 3.3). Pada tabel tersebut TP menunjukkan *True Positive* yang menandakan model memprakirakan hujan dan keadaan sebenarnya hujan, FN adalah *False Negative* dimana model memprakirakan tidak hujan sedangkan keadaan sebenarnya hujan, FP adalah *False Positive* dimana model memprakirakan hujan sedangkan keadaan sebenarnya tidak hujan, dan TN adalah *True Negative* dimana model dan keadaan sebenarnya tidak hujan.

**Tabel 3.2 Matriks Konfusi Penentuan Terjadinya Hujan Tanpa Klasifikasi**

		Keadaan Sebenarnya	
		Hujan	Tidak Hujan
Model Prediksi	Hujan	TP	FP
	Tidak Hujan	FN	TN

**Tabel 3.3 Matriks Konfusi Penentuan Terjadinya Hujan Dengan Klasifikasi**

		Keadaan Sebenarnya			
		Tidak Hujan	Hujan Ringan	Hujan Sedang	Hujan Lebat
Model Prediksi	Tidak Hujan	TP	FP	FP	FP
	Hujan Ringan	FN	TP	FP	FP
	Hujan Sedang	FN	FN	TP	FP
	Hujan Lebat	FN	FN	FN	TP

Selain dilakukan uji performa, hasil prakiraan cuaca dengan model BPNN akan dibandingkan dengan model JST lainnya, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Logistic Regression* (LR).