

Climate Forecasting as Support for Planting Calendar in North Aceh Using the Backpropagation Method

M Rifky Aditya¹, Muhammad Arhami^{2*}, Rahmad Hidayat³

^{1,2,3} Jurusan Tekniknologi Informasi dan Komputer Politeknik Negeri Lhokseumawe, Jln. B.Aceh Medan Km.280 Buketrata 24301
INDONESIA

*Penulis Korespondensi : muhammad.arhami@pnl.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

Riwayat artikel:

Diajukan pada 25 Mei 25
Direvisi pada 29 Mei 25
Publikasi pada 20 Juni 25

Kata kunci:

Prediksi iklim
Backpropagation
Kalender tanam
Curah hujan

Keywords:

Climate prediction
Backpropagation
Planting calendar
Rainfall

ABSTRAK

Kabupaten Aceh Utara merupakan lumbung padi terbesar di Provinsi Aceh, namun mengalami kerentanan terhadap perubahan iklim. Data menunjukkan bahwa banjir telah merusak lahan pertanian, termasuk lahan padi, yang dapat mengganggu produksi padi secara signifikan. Untuk menghadapi tantangan ini, penelitian ini bertujuan mengembangkan sebuah model prediksi iklim menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation*, sebagai pendukung dalam penyusunan kalender tanam di Kabupaten Aceh Utara. Metode penelitian ini melibatkan pengumpulan data historis terkait kondisi iklim, seperti curah hujan dan suhu udara, yang kemudian digunakan sebagai *input* untuk melatih dan menguji model JST dengan algoritma *backpropagation*. Model JST dikonfigurasi untuk memahami pola-pola iklim yang kompleks dan mengidentifikasi hubungan antara variabel-variabel iklim dengan masa tanam yang optimal untuk berbagai jenis tanaman lokal. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa untuk data curah hujan, model arsitektur terbaik adalah 12-75-1, dengan *learning rate* terbaik 0,2 dan momentum terbaik 0,15. Sementara itu, untuk data suhu udara, model arsitektur terbaik adalah 12-25-1, dengan *learning rate* terbaik 0,1 dan momentum terbaik 0,20. Berdasarkan konversi data prediksi iklim menjadi kalender tanam, didapatkan jadwal tanam padi dan jagung di bulan September – Desember, tanam kedelai di bulan Juni – Desember, tanam ubi kayu dan terong di bulan April – Oktober, tanam ubi jalar dan tomat di bulan Februari – Oktober, tanam cabai dan bawang merah di bulan Juni – Oktober, tanam kacang Panjang di bulan Mei – September, tanam kacang hijau dapat dilakukan sepanjang tahun sedangkan kacang tanah tidak sesuai ditanam sepanjang tahun.

ABSTRACT

North Aceh Regency is the largest rice producer in the Aceh Province, yet it faces vulnerability to climate change. Data indicates that floods have damaged agricultural land, including rice fields, significantly affecting rice production. In response to this challenge, this research aims to develop a climate prediction model using artificial neural networks with backpropagation algorithms to support the creation of a planting calendar in North Aceh Regency. The research method involves collecting historical data related to climate conditions, such as rainfall and air temperature, which are then used as inputs to train and test the ANN model with backpropagation. The ANN model is configured to understand complex climate patterns and identify relationships between climate variables and the optimal planting season for various local crops. The results of this study show that for rainfall data, the best architecture is 12-75-1, with a learning rate of 0.2 and a momentum of 0.15. Meanwhile, for air temperature data, the best architecture is 12-25-1, with a learning rate of 0.1 and a momentum of 0.20. Based on the conversion of climate prediction data into a

planting calendar, planting schedules for rice and corn are determined from September to December, soybeans from June to December, cassava and eggplants from April to October, sweet potatoes and tomatoes from February to October, chili peppers and shallots from June to October, long beans from May to September, and green beans can be planted throughout the year, while peanuts are not suitable for year-round planting.

1. Pendahuluan

Kabupaten Aceh Utara merupakan salah satu lumbung padi Provinsi Aceh yang menyumbangkan sebesar 173.943 ton padi pada tahun 2022 yang membuatnya menjadi Kabupaten penyumbang produksi padi terbesar pertama menurut Kabupaten/Kota di Aceh pada periode tahun 2022 [1]. Berdasarkan data Dinas Pertanian Kabupaten Aceh Utara pada tahun 2022 sedikitnya 3.611 hektare (ha) lahan padi di 18 Kecamatan di Kabupaten Aceh Utara rusak akibat banjir. Total seluruh tanaman padi yang rusak terdiri dari pertanaman seluas 2.085 hektare dan persemaian 1.526 hektare [2]. Masalah lain yang timbul adalah subsektor tanaman padi di Kabupaten Aceh Utara mengalami kenaikan dan penurunan produksi secara signifikan dari tahun ke tahun mulai tahun 2016 hingga tahun 2020, produksi padi berturut-turut sebesar 311.031 ton, 427.455 ton, 385.341 ton, 396.468 ton [3]. Hal tersebut diduga tidak terlepas dari kerentanannya terhadap perubahan iklim.

Iklim memiliki hubungan yang signifikan dengan pertumbuhan dan produksi tanaman palawija. Beberapa faktor iklim yang penting bagi pertumbuhan tanaman palawija antara lain curah hujan dan suhu udara. Sebagian besar tanaman palawija membutuhkan curah hujan yang cukup untuk pertumbuhan dan perkembangannya. Curah hujan yang terlalu rendah dapat menyebabkan kekeringan, yang dapat menyebabkan tanaman layu dan mati. Curah hujan yang terlalu tinggi dapat menyebabkan genangan air, yang dapat menyebabkan tanaman busuk. Suhu juga merupakan faktor penting bagi pertumbuhan tanaman palawija. Sebagian besar tanaman palawija tumbuh dan berkembang dengan baik pada suhu yang hangat. Suhu yang terlalu rendah dapat menyebabkan tanaman layu dan mati. Suhu yang terlalu tinggi dapat menyebabkan tanaman stres, yang dapat menyebabkan penurunan hasil panen [4]. Kelembaban udara juga mempengaruhi pertumbuhan tanaman. Namun, perubahan dalam kelembaban udara dipengaruhi oleh curah hujan dan suhu udara. Curah hujan dapat meningkatkan kelembaban udara dengan menghasilkan uap air tambahan ke atmosfer. Sebaliknya, suhu udara yang tinggi cenderung mengurangi kelembaban relatif udara [5]. Waktu yang tepat untuk menanam dan merawat tanaman sangat penting dalam budidaya tanaman. Tanaman memiliki kebutuhan yang berbeda-beda tergantung pada kondisi iklim seperti suhu, curah hujan, kelembaban udara, dan sinar matahari. Dengan memahami pola iklim di suatu wilayah, petani dapat menentukan waktu yang paling optimal untuk menanam, melakukan penyemaian, pemberian pupuk, pengendalian hama, dan kegiatan pertanian lainnya [6].

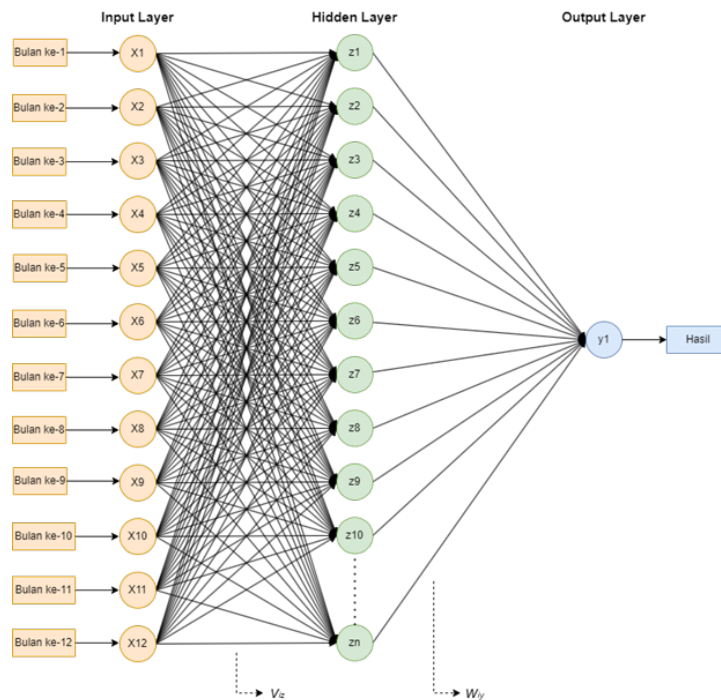
Prediksi iklim berfungsi untuk memberikan perkiraan tentang bagaimana iklim akan berperilaku di masa depan berdasarkan analisis data historis dan model iklim. Prediksi ini dapat mencakup perubahan musiman seperti musim hujan dan musim kemarau, serta pola cuaca ekstrem. Prediksi iklim juga dapat membantu petani mengantisipasi perubahan iklim jangka panjang yang dapat mempengaruhi produktivitas pertanian. Dengan mengetahui pola iklim yang berubah, petani dapat memilih varietas tanaman yang lebih tahan terhadap kondisi iklim yang baru [7]. Prediksi iklim dapat digunakan sebagai panduan untuk

menentukan waktu yang optimal untuk melakukan kegiatan pertanian tertentu. Masyarakat pada umumnya masih menerapkan prediksi iklim secara tradisional yang cenderung bergantung pada analisis data historis. Namun, dalam menghadapi perubahan iklim yang cepat dan kompleks, metode konvensional ini mungkin tidak lagi memberikan hasil yang memuaskan [7]. Diperlukan pendekatan yang lebih canggih dan adaptif untuk menghadapi perubahan iklim.

Salah satu pendekatan yang dapat membantu meningkatkan prediksi iklim adalah menggunakan metode kecerdasan buatan, seperti jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) dengan algoritma *backpropagation*. Jaringan saraf tiruan dapat mengenali pola kompleks dalam data iklim dan membantu mengidentifikasi tren serta korelasi yang relevan dengan kondisi iklim masa depan. Prediksi iklim yang dihasilkan oleh model yang dilatih dengan metode *backpropagation* dapat digunakan sebagai pendukung dalam menentukan waktu yang tepat untuk menanam tanaman tertentu. Petani dapat mengacu pada prediksi ini untuk memilih waktu yang optimal untuk menanam dan menghindari risiko yang dapat timbul akibat kondisi iklim yang tidak sesuai. Dengan menggunakan metode *backpropagation* sebagai pendukung kalender tanam, petani dapat memperoleh informasi yang lebih akurat dan dapat diandalkan tentang kondisi iklim masa depan, yang dapat membantu mereka mengoptimalkan hasil pertanian.

2. Metode

2.1 Backpropagation



Gambar 1. Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation.

Backpropagation adalah suatu pelatihan jenis terkontrol di mana menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai kesalahan yang Minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata [8]. Dalam setiap proses, bobot relasi dalam jaringan dimodifikasi untuk meminimalkan nilai Mean Square Error (MSE) antara nilai prediksi dari jaringan syaraf dilakukan dalam arah mundur, dari output

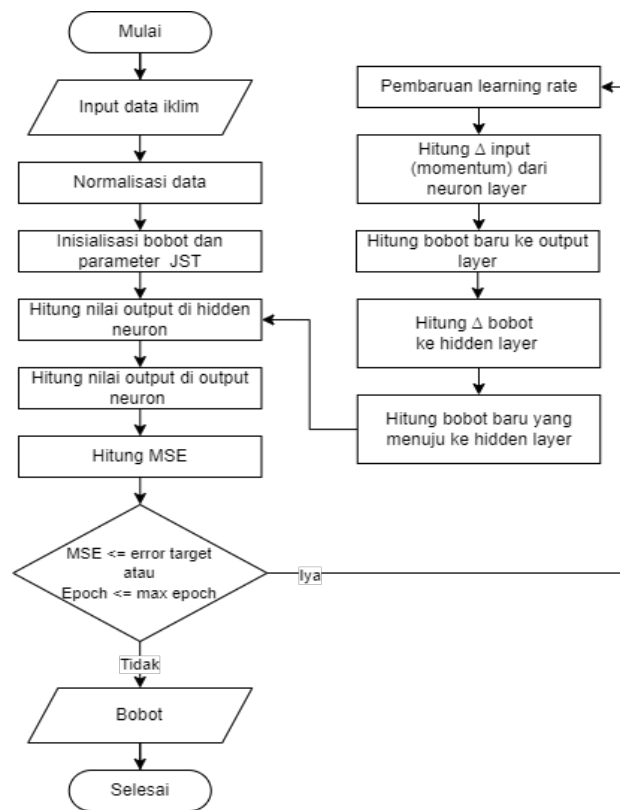
layer hingga layer pertama dari hidden layer sehingga disebut backpropagation [9] seperti yang ditampilkan pada Gambar 1.

2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berisi curah hujan bulanan dan suhu udara bulanan mulai dari bulan Januari tahun 2013 sampai bulan Desember tahun 2022 di Kabupaten Aceh Utara yang diambil dari BMKG (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika) Indrapuri Kabupaten Aceh Besar.

2.3 Algoritma Backpropagation

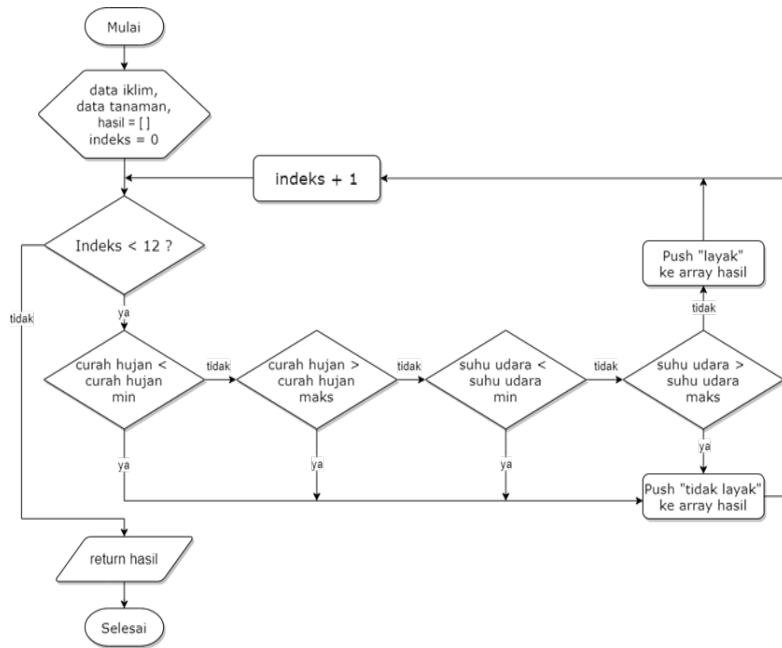
Sistem pembuatan kalender tanam menggunakan pendekatan *machine learning* jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk memprediksi curah hujan dan suhu udara sebagai pendukung kalender tanam. Gambar 2 merupakan *flowchart* dari implementasi JST *backpropagation*.



Gambar 2. Flowchart Backpropagation

2.4 Perancangan Konversi Kalender Tanam

Perancangan konversi kalender tanam dalam sistem ini adalah untuk menyusun sebuah pola tanam yang sesuai dengan standar kesetaraan iklim dan nantinya disebut dengan kalender tanam. Gambar 3 merupakan *flowchart* dari konversi kalender tanam.



Gambar 3. Flowchart konversi kalender tanam

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1 Implementasi *Backpropagation*

Proses *training* dilakukan sampai *error* yang dihasilkan sesuai atau lebih kecil dari target *error* yang telah ditetapkan sebelumnya. Pada penelitian ini menggunakan 8 arsitektur dengan susunan *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*, antara lain 12-10-1, 12-25-1, 12-30-1, 12-35-1, 12-40-1, 12-60-1, 12-70-1, 12-75-1. Tahap ini dilakukan beberapa kali percobaan untuk mendapatkan *hidden layer* yang baik. Hasil nilai MSE dari ke 8 model arsitektur yang digunakan sangat bervariasi, begitu juga dengan *epoch* (iterasi), *learning rate* dan momentum.

3.1.1 Pengujian Data Berdasarkan Model Arsitektur

Inisialisasi bobot awal dan bias, *learning rate*, target *error*, momentum, fungsi aktivasi serta jumlah iterasi berdasarkan model arsitektur ini yaitu: bobot awal digunakan adalah secara *random* bilangan acak antara -1 sampai 1 dengan bias awal adalah 0,1. *Learning rate* yang digunakan adalah 0,1, serta ditetapkan target *error* sebesar 0,001. Momentum yang digunakan adalah 0,40, Fungsi aktivasi yang digunakan adalah dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU, dengan jumlah iterasi maksimum 10000 iterasi. Hasilnya terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Delapan model arsitektur terhadap data curah hujan

No	Model Arsitektur	Epoch	MSE	Testing MSE
1	12-10-1	8481	0,1122	0,0331
2	12-25-1	86	0,0278	0,0435
3	12-30-1	1721	0,0486	0,0321
4	12-35-1	1105	0,0330	0,0321
5	12-40-1	1670	0,5414	0,0321
6	12-60-1	763	0,0269	0,0322
7	12-70-1	9908	0,0491	0,0319
8	12-75-1	5912	0,0339	0,0280

Tabel 2. Delapan model arsitektur terhadap data suhu udara

No	Model Arsitektur	Epoch	MSE	Testing MSE
1	12-10-1	7504	0,4751	0,3232
2	12-25-1	5199	0,2099	0,1647
3	12-30-1	3560	0,4751	0,2959
4	12-35-1	4178	0,3178	0,2030
5	12-40-1	8976	0,5312	0,2959
6	12-60-1	8455	0,4751	0,3232
7	12-70-1	3952	0,1767	0,1902
8	12-75-1	6808	0,2874	0,2382

Arsitektur terbaik dari ke 8 model untuk data curah hujan yaitu 12-75-1 dengan tingkat nilai *Mean Square Error* (MSE) testing terkecil sebesar 0,0280 dan 12-25-1 untuk data suhu udara dengan tingkat nilai *Mean Square Error* (MSE) testing terkecil sebesar 0,1647. Diketahui bahwa dengan nilai MSE terkecil pada training belum tentu menghasilkan nilai MSE pada testing dengan nilai terkecil pula.

3.1.2 Pengujian Data Berdasarkan *Learning Rate*

Bobot awal yang digunakan adalah secara *random* bilangan acak antara -1 sampai 1 dengan bias awal adalah 0,1. *Learning rate* yang diuji antara 0,1-0,9 dengan kelipatan 0,1 yang bertujuan untuk mendapatkan jumlah *learning rate* yang optimal, serta ditetapkan target *error* 0,001. Momentum yang digunakan adalah sebesar 0,4. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU dengan jumlah iterasi maksimum 10000 iterasi. Pada Tabel III dan Tabel IV akan dijabarkan hasil pengujian perubahan *learning rate* antara 0,1-0,9 dari model arsitektur yang telah ditetapkan sebelumnya sebagai model arsitektur yang terbaik untuk data curah hujan yaitu 12-75-1 dan 12-25-1 untuk data suhu udara.

Tabel 3. Hasil pengujian *learning rate* terhadap data curah hujan

No	Learning Rate	Epoch	MSE	Testing MSE
1	0,1	9908	0,0491	0,0319
2	0,2	3478	0,0161	0,0299
3	0,3	1528	0,0326	0,0306
4	0,4	7683	0,0350	0,0321
5	0,5	1009	0,0362	0,0321
6	0,6	4233	0,0351	0,0321
7	0,7	9675	0,0346	0,0321
8	0,8	5003	0,0344	0,0321
9	0,9	8826	0,0343	0,0321

Tabel 4. Hasil pengujian *learning rate* terhadap data suhu udara

No	Learning Rate	Epoch	MSE	Testing MSE
1	0,1	5199	0,2099	0,1647
2	0,2	4915	0,4087	0,2687
3	0,3	370	0,5022	0,2959
4	0,4	12	4,6324	0,2977
5	0,5	117	0,5138	0,2971
6	0,6	558	0,4842	0,2961
7	0,7	1000	0,5124	0,2971
8	0,8	2122	0,5005	0,2961
9	0,9	1003	0,5091	0,2966

Learning rate yang telah diuji coba di atas didapatkan *learning rate* yang terbaik adalah 0,2 untuk data curah hujan dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) testing terkecil sebesar 0,0299 namun model mengalami divergensi sehingga nilai loss yang dihasilkan selama pelatihan selalu sama. *Learning rate* untuk data suhu udara adalah 0,1 dengan tingkat nilai *Mean Square Error* (MSE) testing terkecil sebesar 0,1647 tetapi nilai

generalization gap yang terjadi antara nilai *loss training* dengan *loss testing* lumayan besar. Diketahui bahwa dengan nilai MSE terkecil pada $\hat{\theta}$ belum tentu menghasilkan nilai MSE pada testing dengan nilai terkecil pula.

3.1.3 Pengujian Data Berdasarkan Momentum

Tabel 5. Hasil pengujian momentum terhadap data curah hujan

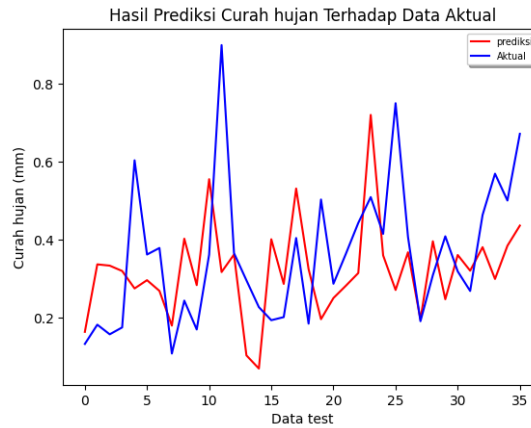
No	Momentum	Epoch	MSE	Testing MSE
1	0	7789	0,0485	0,0299
2	0,05	2557	0,0268	0,0332
3	0,10	8498	0,0298	0,0298
4	0,15	8222	0,0254	0,0290
5	0,20	1529	0,0329	0,0322
6	0,25	7588	0,0364	0,0320
7	0,30	5219	0,0357	0,0321
8	0,35	6294	0,0328	0,0317
9	0,40	3478	0,0161	0,0299

Inisialisasi bobot awal yang digunakan adalah secara *random* bilangan acak antara -1 sampai 1 dengan bias awal adalah 0,1. *Learning rate* yang digunakan adalah 0,2 untuk data curah hujan dan 0,1 untuk data suhu udara serta ditetapkan target *error* sebesar 0,001. Momentum yang diuji antara 0-0,40 dengan kelipatan 0,05 yang bertujuan agar mendapatkan nilai momentum yang optimal. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU, dengan jumlah iterasi maksimum 10000 iterasi. Pada Tabel 5 dan Tabel 6 akan dijabarkan hasil pengujian perubahan momentum antara 0-0,40 dari model arsitektur yang telah ditetapkan sebelumnya sebagai model arsitektur yang terbaik untuk data curah hujan yaitu 12-75-1 dan 12-25-1 untuk data suhu udara.

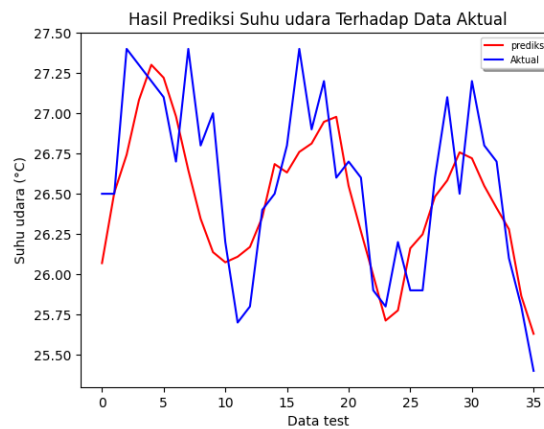
Tabel 6. Hasil pengujian momentum terhadap data suhu udara

No	Momentum	Epoch	MSE	Testing MSE
1	0	2911	0,3993	0,2564
2	0,05	3104	0,3354	0,2334
3	0,10	3284	0,5299	0,2896
4	0,15	5957	0,1515	0,1490
5	0,20	4681	0,1660	0,1402
6	0,25	3104	0,3068	0,2017
7	0,30	3117	0,2789	0,1933
8	0,35	3409	0,2495	0,1818
9	0,40	5199	0,2099	0,1647

Momentum yang telah diuji coba di atas didapatkan momentum yang terbaik untuk data curah hujan adalah 0,15 dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) testing terkecil sebesar 0,0290 dan 0,20 untuk data suhu udara dengan tingkat nilai *Mean Square Error* (MSE) testing terkecil sebesar 0,1402. Diketahui bahwa dengan nilai MSE terkecil pada *training* belum tentu menghasilkan nilai MSE pada testing dengan nilai terkecil pula. Gambar 3 dan Gambar 4 menunjukkan testing grafik keluaran Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan momentum 0,15 untuk data curah hujan dan 0,20 untuk data suhu udara.



Gambar 4. Testing grafik keluaran JST dan target data curah hujan



Gambar 4. Testing Grafik Keluaran JST dan Target Data Suhu Udara

Gambar 3 dan Gambar 4 dapat dijelaskan bahwa prediksi dan target tidak terlalu berbeda jauh karena pada beberapa bagian garisnya ada yang saling berhimpit meskipun pada titik tertentu ada yang naik dan turun secara drastis. Dapat disimpulkan bahwa performa ini cukup baik dalam prediksi data *time series*.

3.2 Hasil Prediksi

Tabel 7. Hasil prediksi iklim tahun 2023

Bulan	Data Prediksi Curah Hujan	Data Prediksi Suhu Udara
Januari	210.8	25.6
Februari	189.4	25.6
Maret	66.3	25.8
April	127.7	26.2
Mei	94.5	26.3
Juni	115	26.4
Juli	103.2	26.6
Agustus	118.6	26.4
September	148	26.1
Oktober	193.5	25.8
November	235.9	25.5
Desember	231.5	25.3

Menurut data prediksi curah hujan dan suhu udara Kabupaten Aceh Utara Tahun 2023 yang tertera pada Tabel VII intensitas curah hujan terendah terjadi pada bulan Maret, Mei dan Juni dengan

kapasitas curah hujan 66 mm², 94 mm² dan 103 mm². Sedangkan, intensitas curah hujan tertinggi terjadi pada bulan April dengan kapasitas curah hujan 236 mm². Suhu Udara terendah terjadi pada bulan Januari, Februari, November dan Desember dengan rata-rata suhu udara lebih rendah dari 25,6 °C. Sedangkan, rata-rata suhu udara tertinggi terjadi pada bulan Juli dengan rata-rata suhu udara 26,6 °C.

3.3 Hasil Konversi Kalender Tanam

Menentukan kalender tanam, ada 2 hal yang perlu diperhatikan, diantaranya kesetaraan iklim dan waktu yang dibutuhkan oleh tanaman dari masa tanam hingga masa panen. Data tanaman yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Kebutuhan curah hujan dan suhu udara tiap tanaman

Tanaman	Kebutuhan Curah Hujan	Kebutuhan Suhu Udara	Waktu penanaman
Padi	150-500 mm/bulan	24-29 °C	4 bulan
Jagung	85-400 mm/bulan	20-26 °C	4 bulan
Kedelai	100-400 mm/bulan	22-27 °C	3 bulan
Kacang Hijau	50-400 mm/bulan	25-27 °C	3 bulan
Kacang Tanah	45-200 mm/bulan	28-32 °C	3 bulan
Ubi Kayu	85-200 mm/bulan	18-35 °C	6 bulan
Ubi Jalar	62-200 mm/bulan	21-27 °C	4 bulan
Tomat	62-200 mm/bulan	20-27 °C	3 bulan
Cabai	100-200 mm/bulan	25-27 °C	4 bulan
Kacang Panjang	50-125 mm/bulan	20-30 °C	2 bulan
Bawang Merah	100-200 mm/bulan	25-32 °C	3 bulan
Terong	85-200 mm/bulan	25-30 °C	3 bulan

Hasil prediksi kemudian akan dikonversikan ke dalam bentuk tabel kalender tanam menggunakan algoritma yang tertera pada Gambar 2, hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 8. Kalender tanam aceh utara tahun 2023

Tanaman	j	f	m	a	m	j	j	a	s	o	n	d
	a	e	a	p	e	u	u	g	e	k	o	e
	n	b	r	r	i	n	l	u	p	t	v	s
Padi	○	○	×	×	×	×	×	×	×	○	○	○
Jagung	○	○	×	×	×	×	×	×	×	○	○	○
Kedelai	○	○	×	○	×	○	○	○	○	○	○	○
Kacang Hijau	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Kacang Tanah	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
Ubi Kayu	×	○	×	○	○	○	○	○	○	○	×	×
Ubi Jalar	×	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×
Tomat	×	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×
Cabai	×	○	×	○	×	○	○	○	○	○	×	×
Kacang Panjang	×	×	○	×	○	○	○	○	○	×	×	×
Bawang Merah	×	○	×	○	×	○	○	○	○	○	×	×
Terong	×	○	×	○	○	○	○	○	○	○	×	×

Keterangan :

○ = Strategi untuk tanam

×

Berdasarkan Tabel IX menunjukkan waktu tanam yang terbaik pada tahun 2023 dari tanaman yang tertera pada Tabel VIII. Proses penanaman padi dan jagung dapat dilakukan mulai dari bulan September hingga Desember karena curah hujan pada bulan September mencapai 148 mm². Hal ini mendekati

kebutuhan curah hujan tanaman padi dan jagung yang sekitar 150 mm². Penanaman kedelai disarankan dimulai dari bulan Juni hingga Desember. Ubi kayu dan terong sebaiknya ditanam mulai dari bulan April hingga Oktober. Sedangkan penanaman ubi jalar dan tomat sebaiknya dilakukan antara bulan Februari hingga Oktober. Cabai dan bawang merah direkomendasikan ditanam dari bulan Juni hingga Oktober. Untuk kacang Panjang, periode yang baik untuk penanaman adalah dari bulan Mei hingga September. Kacang hijau dapat ditanam sepanjang tahun, mulai dari bulan Januari hingga Desember. Namun, kacang tanah tidak cocok ditanam sepanjang tahun.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai penelitian prediksi iklim menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* sebagai pendukung kalender tanam di Kabupaten Aceh Utara, dapat disimpulkan bahwa model prediksi curah hujan dan suhu udara berdasarkan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*, diperoleh model arsitektur terbaiknya untuk data curah hujan adalah 12-75-1 yaitu 12 *input*, 1 *hidden layer* dengan 75 *node* dan 1 *output*. *Learning rate* yang terbaik adalah 0,2 dan momentum yang terbaik adalah 0,15 dengan nilai MSE testing sebesar 0,0290. Model arsitektur terbaiknya untuk data suhu udara adalah 12-25-1 yaitu 12 *input*, 1 *hidden layer* dengan 25 *node* dan 1 *output*. *Learning rate* yang terbaik adalah 0,1 dan momentum yang terbaik adalah 0,20 dengan nilai MSE testing sebesar 0,1402. dapat disimpulkan bahwa model JST *backpropagation* dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan dan suhu udara.

Hasil konversi data prediksi iklim menjadi kalender tanam di Kabupaten Aceh Utara menggunakan JST *Backpropagation* pada tahun 2023 untuk waktu tanamnya yaitu penanaman padi dan jagung dilakukan pada rentang waktu September hingga Desember, sementara kedelai direkomendasikan ditanam mulai Juni hingga Desember. Ubi kayu dan terong paling baik ditanam antara bulan April dan Oktober, sedangkan ubi jalar serta tomat sebaiknya ditanam dari bulan Februari hingga Oktober. Cabai dan bawang merah cocok ditanam pada periode Juni hingga Oktober, sementara kacang Panjang dapat ditanam mulai dari bulan Mei hingga September. Kacang hijau memiliki fleksibilitas penanaman sepanjang tahun, dari Januari hingga Desember, berbeda dengan kacang tanah yang tidak sesuai ditanam sepanjang tahun.

Referensi

- [1] Distanbun, "Produksi Padi Aceh Capai 963.004 Ton Periode Januari-Juli 2022, Ini Tiga Wilayah Penyumbang Terbesar," Dinas Pertanian Dan Perkebunan Aceh.
- [2] N. Zuraya, "Sawah di Aceh Utara Gagal Panen Akibat Banjir," Nusantara.
- [3] BPS, "Data Produksi, Luas Panen Dan Luas Lahan Sawah Komoditi Padi Di Provinsi Aceh Tahun 2016 Sampai 2020," Badan Pusat Statistik Aceh Utara, 2022.
- [4] Nurul Huda, M. Arifin, and Ida Bagus Rai Iswara, "The use of climate prediction in agriculture: A review," *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, vol. 15, no. 3, pp. 1–9, 2022.
- [5] E. Ginting, "Pengaruh curah hujan dan kelembaban udara terhadap pertumbuhan dan hasil tanaman," *Jurnal Ilmu Pertanian*, vol. 15, no. 2, pp. 118–126, 2012.
- [6] D. Puspasari, H. Sulistyawati, and R. A. D. Wibisono, "Dampak perubahan iklim terhadap produksi jagung di Jawa Tengah," *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, vol. 22, no. 2, pp. 120–127, 2017.
- [7] Yonny Koesmaryono, Tri Wibowo, and Iwan Setiawan, "The importance of ENSO prediction for crop planting season in Indonesia," *Jurnal Sains dan Teknologi Indonesia*, vol. 24, no. 2, pp. 177–184, 2022.
- [8] M. F. Andrijasa and Mistianingsih, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation," *Jurnal Informatika Mulawarman*, vol. 5, no. 1, Feb. 2010.
- [9] J. S. Jong, *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Yogyakarta, 2005.