



MODEL PREDIKSI PRODUKSI TANAMAN MENGGUNAKAN FUZZY ASSOCIATIVE MEMORY BERDASARKAN VARIABEL AGROKLIMAT DAN KARAKTERISTIK LAHAN

CROP PRODUCTION PREDICTION MODEL USING FUZZY ASSOCIATIVE MEMORY BASED ON AGROCLIMATIC AND LAND CHARACTERISTIC VARIABLES

Agriananta Fahmi Hidayat^{1*}, Miraj Fuadi¹, Surya Abdul Muttalib¹,
M. Azhar Mustafid¹, Yuhendra AP¹

¹Program Studi Teknik Pertanian, Universitas Mataram, Indonesia

*Co-author: agriananta.fahmi@unram.ac.id

Article History:

Received : 11-06-2026
Revised : 20-06-2026
Accepted : 23-06-2026
Online : 24-06-2026

Keywords:

Agroclimate;
Crop production;
Fuzzy Associative Memory;
land variable;
prediction model

Kata Kunci:

Agroklimat;
Fuzzy Associative Memory;
Model prediksi;
Produksi tanaman;
Variabel lahan



Abstract: Crop production prediction is important to support agricultural planning, resource allocation, and early decision-making in farming systems. Crop yield is influenced by various factors, including land characteristics and agroclimatic conditions. This study aims to develop a crop production prediction model based on agroclimatic and land variables using the Fuzzy Associative Memory (FAM) method. The study used secondary data from a crop production dataset containing land area, average air temperature, rainfall, and production variables. The modelling stages included determining input and output variables, constructing fuzzy sets, defining triangular membership functions, developing FAM rules, forming FAM matrices, performing model examination, and conducting defuzzification using the winner-takes-all approach. The input variables consisted of land area, air temperature, and rainfall, while the output variable was crop production classified into small, medium, and large categories. The results show that FAM can map linguistic input conditions into production categories through structured fuzzy rules. This model can be used as an initial approach for crop production prediction, especially when dealing with limited data and uncertain agroclimatic conditions.

Abstrak: Prediksi produksi tanaman penting untuk mendukung perencanaan pertanian, pengelolaan sumber daya, dan pengambilan keputusan awal dalam sistem pertanian. Produksi tanaman dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk karakteristik lahan dan kondisi agroklimat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi produksi tanaman berbasis variabel agroklimat dan lahan menggunakan metode Fuzzy Associative Memory (FAM). Penelitian menggunakan data sekunder dari dataset produksi tanaman yang memuat variabel luas lahan, suhu udara rata-rata, curah hujan, dan hasil produksi. Tahapan pemodelan meliputi penentuan variabel input dan output, pembentukan himpunan fuzzy, penyusunan fungsi keanggotaan segitiga, penyusunan aturan FAM, pembentukan matriks FAM, pengujian model, dan defuzzifikasi menggunakan pendekatan winner-takes-all. Variabel input terdiri atas luas lahan, suhu udara, dan curah hujan, sedangkan variabel output berupa produksi tanaman yang diklasifikasikan ke dalam kategori kecil, sedang, dan besar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa FAM mampu memetakan kondisi input linguistik ke dalam kategori produksi melalui aturan fuzzy yang terstruktur. Model ini dapat digunakan sebagai pendekatan awal prediksi produksi tanaman, terutama pada kondisi data terbatas dan variabel agroklimat yang tidak pasti.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license

A. LATAR BELAKANG

Prediksi produksi tanaman merupakan salah satu aspek penting dalam sistem pertanian karena dapat mendukung perencanaan produksi, pengelolaan sumber daya, dan pengambilan keputusan yang lebih tepat. Informasi mengenai potensi produksi dapat digunakan oleh petani, pengelola lahan, maupun pemangku kepentingan pertanian untuk memperkirakan kebutuhan input, tenaga kerja, waktu panen, distribusi hasil, dan strategi pemasaran. Dalam konteks pertanian modern, prediksi produksi tidak hanya berfungsi sebagai alat estimasi hasil, tetapi juga sebagai dasar dalam mengurangi risiko ketidakpastian produksi. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa pendekatan prediktif berbasis data semakin banyak digunakan dalam bidang pertanian, baik melalui machine learning, data cuaca, citra satelit, maupun model komputasi lainnya untuk mendukung estimasi hasil tanaman (Ju et al., 2021; Paudel et al., 2021; van Klompenburg et al., 2020).

Produksi tanaman dipengaruhi oleh berbagai faktor yang saling berinteraksi, baik faktor biologis, teknis, maupun lingkungan. Faktor biologis dan teknis mencakup kualitas benih, teknik budidaya, metode perawatan, dan pengelolaan lahan, sedangkan faktor lingkungan mencakup suhu udara, curah hujan, kelembaban, kondisi tanah, serta karakteristik agroklimat wilayah. Variabel lahan dan agroklimat menjadi penting karena keduanya berpengaruh terhadap pertumbuhan tanaman, ketersediaan air, proses fisiologis tanaman, dan hasil akhir produksi. Penelitian terkait prediksi hasil tanaman menunjukkan bahwa variabel cuaca, kondisi lingkungan, dan data lahan sering digunakan sebagai input dalam model prediksi produksi tanaman (Ansarifar et al., 2021; Benos et al., 2021; Shahhosseini et al., 2021). Oleh karena itu, pemodelan produksi tanaman berbasis variabel agroklimat dan lahan dapat menjadi pendekatan awal untuk memahami hubungan antara kondisi lingkungan dan hasil produksi.

Meskipun berbagai metode prediksi berbasis *machine learning* telah banyak dikembangkan, sistem pertanian sering kali menghadapi kondisi data yang tidak lengkap, tidak pasti, dan bersifat linguistik. Dalam praktik lapangan, informasi kondisi lahan dan agroklimat sering dinyatakan dalam kategori seperti rendah, sedang, atau tinggi. Kondisi ini sesuai dengan pendekatan fuzzy, yaitu pendekatan yang dapat merepresentasikan ketidakpastian dan batas kategori yang tidak tegas. Metode fuzzy dapat digunakan untuk memetakan input yang bersifat linguistik ke dalam kategori output tertentu, sehingga sesuai untuk permasalahan pertanian yang melibatkan variabel tidak pasti dan interpretasi berbasis kondisi. Beberapa penelitian telah menggunakan pendekatan fuzzy untuk estimasi hasil tanaman, kesesuaian tanaman, monitoring tanaman, dan prediksi produksi dalam kondisi ketidakpastian (Al-Gunaid et al., 2021; Setiadi & Sulianta, 2023; et al., 2021; Upadhy & Mathew, 2020).

Salah satu metode fuzzy yang dapat digunakan untuk pemodelan prediksi adalah Fuzzy Associative Memory (FAM). FAM merupakan pendekatan yang menghubungkan pola input fuzzy dengan pola output fuzzy melalui aturan asosiatif (Djatna & Ginantaka, 2019; Li et al., 2020). Metode ini dapat menerjemahkan kondisi linguistik terstruktur ke dalam bentuk numerik sehingga input seperti luas lahan, suhu, dan curah hujan dapat diklasifikasikan ke dalam himpunan fuzzy (Ali & Sussner, 2018), kemudian dipetakan ke kategori produksi tanaman. FAM termasuk dalam kelas jaringan saraf tiruan berbasis fuzzy, karena pola input, pola output, dan/atau hubungan antarvariabel dapat direpresentasikan dalam bentuk fuzzy. Dalam konteks prediksi hasil pertanian, FAM relevan digunakan karena mampu menyusun hubungan antara kombinasi kondisi input dan kategori hasil produksi melalui aturan fuzzy yang mudah diinterpretasikan. Penelitian sebelumnya juga telah menunjukkan penerapan FAM untuk prediksi jumlah panen, seperti pada prediksi hasil panen merica

(Permadi et al., 2022), serta pengembangan model fuzzy lain untuk estimasi produksi tanaman (Nosratabadi et al., 2021; Upadhya & Mathew, 2020).

Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan *Fuzzy Associative Memory* untuk memodelkan prediksi produksi *blueberry* berbasis kombinasi variabel agroklimat dan karakteristik lahan. Berbeda dengan penelitian (Permadi et al., 2022) yang menerapkan FAM untuk memprediksi jumlah panen merica, penelitian ini menggunakan data sekunder *blueberry* dengan variabel input berupa clone size, suhu udara rata-rata, dan jumlah hujan. Selain itu, penelitian ini menekankan penyusunan himpunan fuzzy, formulasi rules FAM, pembentukan matriks asosiatif, dan interpretasi hubungan antarvariabel agroklimat-lahan terhadap kategori produksi. Dengan demikian, penelitian ini tidak bertujuan mengembangkan algoritma FAM baru, tetapi menunjukkan penerapan FAM pada konteks data, komoditas, dan kombinasi variabel input yang berbeda sebagai pendekatan awal model prediksi produksi tanaman.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan metode *Fuzzy Associative Memory* untuk memprediksi kategori produksi *blueberry* berdasarkan variabel agroklimat dan karakteristik lahan menggunakan data sekunder. Variabel *input* yang digunakan meliputi clone size, suhu udara rata-rata, dan jumlah hujan, sedangkan variabel *output* berupa kategori produksi. Penelitian ini diposisikan sebagai studi awal penerapan FAM dalam prediksi produksi tanaman, terutama untuk menunjukkan bagaimana variabel agroklimat dan karakteristik lahan dapat dimodelkan ke dalam himpunan *fuzzy* dan dipetakan menjadi kategori produksi yang mudah diinterpretasikan.

B. METODE PENELITIAN

1. Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder sebagai data uji penerapan metode *Fuzzy Associative Memory* (FAM). Data yang digunakan berasal dari *wild blueberry yield prediction* dataset yang memuat variabel-variabel yang berkaitan dengan produksi tanaman. Penggunaan data sekunder dalam penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan FAM dalam memetakan variabel agroklimat dan lahan ke dalam kategori produksi tanaman. Dataset tersebut dipilih karena memiliki variabel yang relevan dengan sistem produksi tanaman, yaitu luas tanam atau *clone size*, suhu udara rata-rata, jumlah hujan, dan hasil produksi.

Variabel input dalam penelitian ini terdiri atas luas tanam atau clone size sebagai representasi variabel lahan, suhu udara rata-rata sebagai variabel agroklimat, dan jumlah hujan sebagai variabel agroklimat. Variabel output yang digunakan adalah jumlah produksi tanaman. Variabel output kemudian diklasifikasikan ke dalam tiga kategori fuzzy, yaitu small, medium, dan large. Penggunaan variabel lahan dan agroklimat sebagai input sejalan dengan penelitian prediksi produksi tanaman yang banyak menggunakan variabel cuaca, lingkungan, dan karakteristik lahan dalam membangun model prediksi hasil tanaman (Ju et al., 2021; Paudel et al., 2021; van Klompenburg et al., 2020). Variabel penelitian dapat dilihat pada **Tabel 1**.

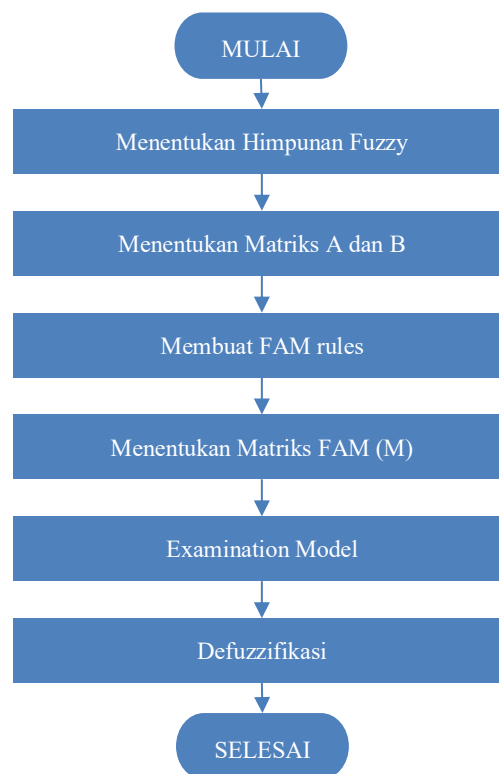
Tabel 1. Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Nama Variabel	Simbol	Satuan/Skala	Keterangan
Input	Luas tanam/ <i>clone size</i>	A	m ² /indeks dataset	Variabel lahan atau karakteristik pertanaman
Input	Suhu udara rata-rata	T	°C/°F sesuai dataset	Variabel agroklimat
Input	Jumlah hujan	R	hari/mm sesuai dataset	Variabel agroklimat
Output	Produksi tanaman	Y	lbs/kg sesuai dataset	Hasil produksi tanaman

2. Tahapan Metode Fuzzy Associative Memory

Metode *Fuzzy Associative Memory* digunakan untuk memetakan pola input fuzzy ke pola output fuzzy melalui aturan asosiatif. FAM sesuai digunakan pada permasalahan prediksi yang melibatkan variabel linguistik seperti rendah, sedang, tinggi, kecil, dan besar. Pada penelitian ini, FAM digunakan untuk menghubungkan variabel input berupa luas tanam, suhu udara, dan jumlah hujan dengan output berupa kategori produksi tanaman. Pendekatan *fuzzy* dan FAM telah digunakan dalam beberapa penelitian pertanian, antara lain untuk estimasi hasil tanaman, prediksi panen, dan pemodelan sistem pertanian dalam kondisi ketidakpastian (Al-Gunaid et al., 2021; Permadi et al., 2022; Upadhya & Mathew, 2020).

Tahapan metode *Fuzzy Associative Memory* ditunjukkan pada gambar 1. Secara umum, proses dimulai dari penentuan variabel input dan output, kemudian dilanjutkan dengan pembentukan himpunan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan. Setelah itu, disusun aturan FAM berdasarkan kombinasi variabel input dan kategori output. Setiap aturan digunakan untuk membentuk matriks FAM. Model kemudian diuji menggunakan data input, dan hasil akhirnya diperoleh melalui proses defuzzifikasi.



Gambar 1. Diagram alir metode *Fuzzy Associative Memory*

3. Formulasi Matematis *Fuzzy Associative Memory*

Fungsi keanggotaan yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi keanggotaan segitiga. Fungsi segitiga dipilih karena sederhana, mudah diinterpretasikan, dan sesuai untuk membagi nilai numerik ke dalam kategori linguistik. Pada fungsi segitiga, nilai keanggotaan tertinggi adalah 1 pada titik pusat, sedangkan nilai di sisi kiri dan kanan titik pusat akan menurun secara bertahap hingga mencapai 0.

Secara umum, fungsi keanggotaan segitiga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mu_A[X] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ or } x \geq c \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ (c - x)/(c - b); & b \leq x \leq c, \end{cases}$$

Keterangan:

- (x) adalah nilai variabel;
- (a) adalah batas bawah;
- (b) adalah titik pusat;
- (c) adalah batas atas.

Setiap variabel input dan output dibagi ke dalam tiga himpunan fuzzy. Variabel luas tanam atau *clone size* dibagi menjadi small, medium, dan large (**Tabel 2**). Variabel suhu udara dan jumlah hujan dibagi menjadi low, medium, dan high. Variabel output produksi tanaman dibagi menjadi small, medium, dan large.

Tabel 2. Himpunan Fuzzy Variabel Input dan Output

Variabel	Simbol	Himpunan Fuzzy
Luas tanam/ <i>clone size</i>	A	Small, Medium, Large
Suhu udara	T	Low, Medium, High
Jumlah hujan	R	Low, Medium, High
Produksi tanaman	Y	Small, Medium, Large

Vektor Vektor input *fuzzy* disusun dari tiga variabel input, yaitu clone size (A), suhu udara rata-rata (T), dan jumlah hujan (R). Masing-masing variabel input memiliki tiga himpunan *fuzzy*. Oleh karena itu, vektor input *fuzzy* dituliskan sebagai berikut

$$[A' = [\mu_{Small}(A), \mu_{Medium}(A), \mu_{Large}(A), \mu_{Low}(T), \mu_{Medium}(T), \mu_{High}(T), \mu_{Low}(R), \mu_{Medium}(R), \mu_{High}(R)]]$$

Vektor output *fuzzy* terdiri atas tiga kategori produksi, yaitu small, medium, dan large, sehingga dituliskan sebagai berikut:

$$[B = [\mu_{Small}(Y), \mu_{Medium}(Y), \mu_{Large}(Y)]]$$

Setiap aturan FAM dinyatakan dalam bentuk berikut:

$$[IF A_i AND T_j AND R_k THEN Y_l]$$

Keterangan: A_i adalah kategori *fuzzy clone size*, T_j adalah kategori *fuzzy* suhu udara, R_k adalah kategori *fuzzy* jumlah hujan, dan Y_l adalah kategori *fuzzy* produksi.

Matriks FAM dibentuk menggunakan pendekatan *correlation-minimum encoding*. Hubungan antara elemen vektor input dan output dinyatakan sebagai berikut:

$$[m_{ij} = \min(a_i, b_j)]$$

Keterangan: (m_{ij}) adalah elemen matriks FAM, (a_i) adalah elemen vektor input *fuzzy*, dan (b_j) adalah elemen vektor output *fuzzy*. Matriks FAM akhir diperoleh dengan menggabungkan seluruh matriks aturan menggunakan operator maksimum sebagai berikut:

$$[M = \max(M_1, M_2, \dots, M_n)]$$

Pada tahap pengujian, vektor input baru dikomposisikan dengan matriks FAM menggunakan metode *max-min composition*:

$$[b'_j = \max_i[\min(a'_i, m_{ij})]]$$

Keterangan: (b'_j) adalah elemen output hasil pengujian, (a'_i) adalah elemen input *fuzzy* dari data uji, dan (m_{ij}) adalah elemen matriks FAM. Output akhir ditentukan menggunakan pendekatan *winner takes all*, yaitu memilih kategori dengan derajat keanggotaan tertinggi:

$$[Y = \operatorname{argmax}(B')]$$

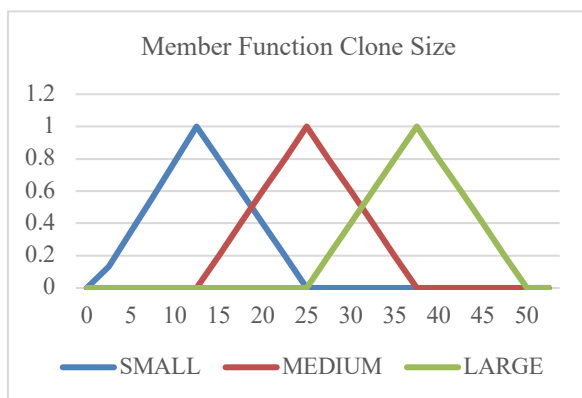
Setiap variabel input dan output dibagi ke dalam tiga himpunan *fuzzy*. Variabel clone size dibagi menjadi *small*, *medium*, dan *large*. Variabel suhu udara dan jumlah hujan dibagi menjadi *low*, *medium*, dan *high*. Variabel output produksi *blueberry* dibagi menjadi *small*, *medium*, dan *large*.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

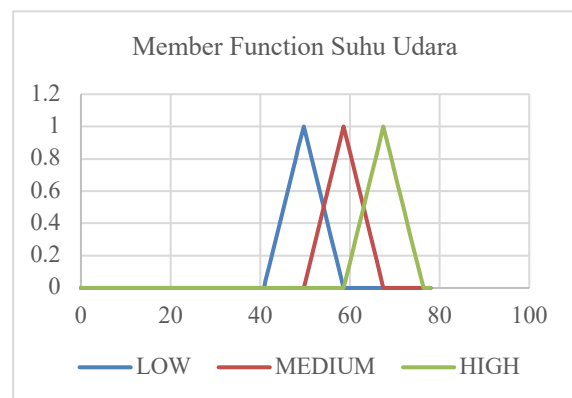
1. Pembentukan Himpunan *Fuzzy* Variabel Input dan Output

Tahap awal dalam penerapan *Fuzzy Associative Memory* (FAM) adalah membentuk himpunan *fuzzy* pada setiap variabel input dan output. Variabel input yang digunakan terdiri atas luas tanam atau *clone size*, suhu udara rata-rata, dan jumlah hujan. Variabel output yang digunakan adalah produksi tanaman. Setiap variabel diklasifikasikan ke dalam tiga kategori linguistik agar dapat diproses menggunakan pendekatan *fuzzy*.

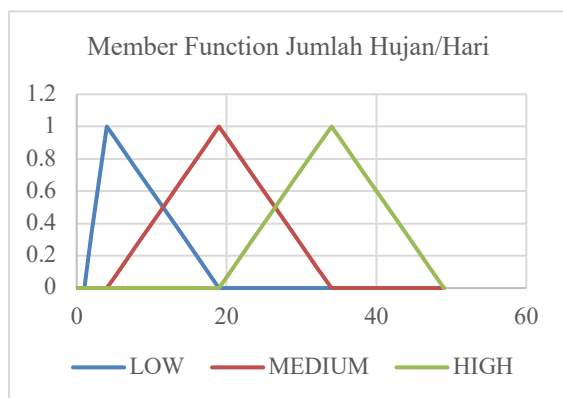
Variabel luas tanam dikategorikan menjadi *small*, *medium*, dan *large*. Variabel suhu udara dan jumlah hujan dikategorikan menjadi *low*, *medium*, dan *high*. Sementara itu, variabel produksi tanaman dikategorikan menjadi *small*, *medium*, dan *large*. Pembagian kategori ini bertujuan untuk mengubah nilai numerik menjadi bentuk linguistik sehingga hubungan antara variabel agroklimat, lahan, dan produksi tanaman dapat dimodelkan melalui aturan *fuzzy*.



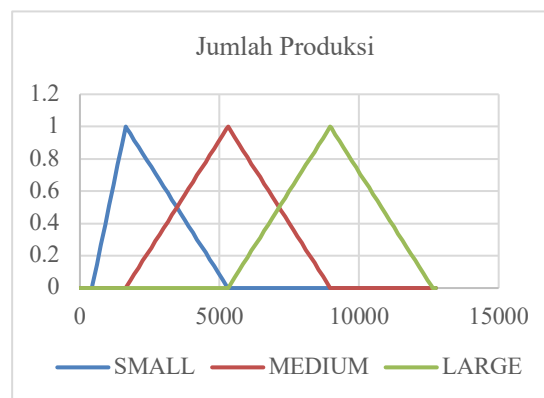
Gambar 2. Fuzzy Set untuk luasan



Gambar 3. Fuzzy Set untuk rata-rata suhu



Gambar 4. Fuzzy Set untuk jumlah hujan



Gambar 5. Fuzzy Set untuk jumlah produksi

Gambar 2 menunjukkan bentuk fungsi keanggotaan segitiga yang digunakan dalam penelitian ini. Fungsi ini memiliki satu titik pusat dengan derajat keanggotaan maksimum bernilai 1. Nilai yang berada di sekitar titik pusat memiliki derajat keanggotaan yang lebih tinggi, sedangkan nilai yang menjauh dari titik pusat memiliki derajat keanggotaan yang semakin rendah.

Berdasarkan fungsi keanggotaan tersebut, setiap variabel input dan output dibentuk menjadi tiga himpunan *fuzzy*. **Gambar 3** menunjukkan himpunan *fuzzy* untuk variabel luas tanam atau *clone size*. Variabel ini dibagi menjadi *small*, *medium*, dan *large* dengan titik pusat masing-masing pada nilai 12,5; 25; dan 37,5. Pembagian ini digunakan untuk membedakan kondisi luas tanam rendah, sedang, dan tinggi dalam model. **Gambar 4** menunjukkan himpunan *fuzzy* untuk variabel suhu udara. Variabel suhu udara dibagi menjadi *low*, *medium*, dan *high* dengan titik pusat masing-masing pada nilai 49,7; 58,6; dan 67,5. Kategori ini digunakan untuk merepresentasikan kondisi agroklimat yang dapat memengaruhi produksi tanaman.

Gambar 5 menunjukkan himpunan *fuzzy* untuk variabel jumlah hujan. Jumlah hujan dibagi menjadi *low*, *medium*, dan *high* dengan titik pusat masing-masing pada nilai 4; 19; dan 34. Variabel ini digunakan karena curah hujan atau jumlah hari hujan merupakan salah satu faktor lingkungan yang berpengaruh terhadap pertumbuhan dan produksi tanaman. **Gambar 6** menunjukkan himpunan *fuzzy* untuk variabel output produksi tanaman. Produksi tanaman dikategorikan menjadi *small*, *medium*, dan *large* dengan titik pusat masing-masing pada nilai 1638; 5304; dan 8969. Kategori ini digunakan sebagai output akhir dari model FAM.

Titik pusat masing-masing himpunan *fuzzy* ditunjukkan pada **Tabel 3**. Pembentukan himpunan *fuzzy* ini menunjukkan bahwa data numerik dapat diterjemahkan menjadi kategori linguistik. Pendekatan ini sesuai untuk sistem pertanian karena banyak kondisi lapangan yang sering dijelaskan dalam bentuk kategori, seperti rendah, sedang, tinggi, kecil, atau besar. Pendekatan *fuzzy* juga relevan untuk menangani ketidakpastian pada data agroklimat dan produksi tanaman

Tabel 3. Titik Pusat Himpunan Fuzzy Variabel Penelitian

Variabel	Kategori 1	Titik Pusat	Kategori 2	Titik Pusat	Kategori 3	Titik Pusat
Luas tanam/clone size	Small	12,5	Medium	25	Large	37,5
Suhu udara	Low	49,7	Medium	58,6	High	67,5
Jumlah hujan	Low	4	Medium	19	High	34
Produksi tanaman	Small	1638	Medium	5304	Large	8969

2. Penyusunan Rules FAM

Rules FAM disusun berdasarkan kombinasi tiga variabel input, yaitu luas tanam, suhu udara, dan jumlah hujan. Karena setiap variabel memiliki tiga kategori *fuzzy*, maka terbentuk 27 kombinasi aturan. Setiap aturan menghubungkan kondisi input tertentu dengan kategori output produksi tanaman.

Bentuk umum aturan FAM adalah:

IF luas tanam = A_i AND suhu udara = T_j AND jumlah hujan = R_k THEN produksi tanaman = Y_l

Tabel 4 menunjukkan rules FAM yang digunakan dalam penelitian ini. Rules tersebut menunjukkan bahwa produksi tanaman tidak hanya ditentukan oleh satu variabel, tetapi oleh kombinasi antara luas tanam, suhu udara, dan jumlah hujan. Misalnya, luas tanam kecil dengan suhu sedang dan hujan rendah menghasilkan kategori produksi *large*. Sebaliknya, luas tanam besar dengan suhu tinggi dan hujan tinggi menghasilkan kategori produksi *small*. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antar variabel dalam produksi tanaman bersifat kombinatorik dan tidak selalu linear.

Tabel 4. Rules FAM untuk Prediksi Produksi Tanaman

No	Luas Tanam/ <i>Clone Size</i>	Suhu Udara	Jumlah Hujan	Produksi Tanaman
1	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>
2	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>
3	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>
4	<i>Small</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>
5	<i>Small</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>
6	<i>Small</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>
7	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>
8	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>
9	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>
10	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>
11	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>
12	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>
13	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>
14	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>
15	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>
16	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>
17	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>
18	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>
19	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>
20	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Small</i>
21	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>
22	<i>Large</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>
23	<i>Large</i>	<i>Medium</i>	<i>Medium</i>	<i>Small</i>
24	<i>Large</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>
25	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>
26	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Small</i>
27	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>

3. Pengujian Model FAM

Pengujian model dilakukan dengan memasukkan beberapa kombinasi input ke dalam model FAM. Setiap input dikonversi ke dalam kategori *fuzzy*, kemudian diproses menggunakan rules FAM. Output akhir ditentukan dengan pendekatan *winner takes all*, yaitu memilih kategori dengan derajat keanggotaan tertinggi. Tabel 5 menunjukkan contoh hasil pengujian model berdasarkan titik pusat himpunan *fuzzy*. Pengujian ini digunakan untuk melihat konsistensi model dalam menghasilkan output sesuai dengan rules yang telah disusun.

Tabel 5. Contoh Hasil Pengujian Model FAM

No	Luas Tanam	Suhu Udara	Jumlah Hujan	Kategori Input	Produksi Hasil FAM	Keterangan
s	12,5	49,7	4	<i>Small-Low-Low</i>	<i>Medium</i>	Sesuai Rule 1
2	12,5	58,6	4	<i>Small-Medium-Low</i>	<i>Large</i>	Sesuai Rule 4
3	12,5	67,5	34	<i>Small-High-High</i>	<i>Small</i>	Sesuai Rule 9
4	25	49,7	19	<i>Medium-Low-Medium</i>	<i>Medium</i>	Sesuai Rule 11
5	25	58,6	34	<i>Medium-Medium-High</i>	<i>Small</i>	Sesuai Rule 15
6	25	67,5	4	<i>Medium-High-Low</i>	<i>Medium</i>	Sesuai Rule 16
7	37,5	49,7	4	<i>Large-Low-Low</i>	<i>Small</i>	Sesuai Rule 19
8	37,5	58,6	4	<i>Large-Medium-Low</i>	<i>Medium</i>	Sesuai Rule 22
9	37,5	67,5	34	<i>Large-High-High</i>	<i>Small</i>	Sesuai Rule 27

Berdasarkan Tabel 5, model FAM mampu menghasilkan kategori produksi sesuai kombinasi input yang diberikan. Pada contoh kedua, kombinasi luas tanam small, suhu medium, dan jumlah hujan low menghasilkan output large. Pada contoh kesembilan, kombinasi luas tanam large, suhu high, dan jumlah hujan high menghasilkan output small. Hasil ini menunjukkan bahwa model FAM bekerja berdasarkan pemetaan aturan dan mampu menghubungkan kondisi input dengan kategori output produksi tanaman.

4. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa FAM dapat digunakan sebagai pendekatan awal untuk memprediksi kategori produksi tanaman berbasis variabel agroklimat dan karakteristik lahan. Model ini mampu memetakan variabel *clone size*, suhu udara, dan jumlah hujan ke dalam kategori produksi melalui aturan *fuzzy* yang terstruktur. Dalam penelitian ini, kelebihan FAM tidak dimaknai sebagai keunggulan akurasi dibandingkan metode prediksi lain, tetapi sebagai kemampuan model dalam merepresentasikan data linguistik dan menghasilkan hubungan input-output yang mudah diinterpretasikan.

Dalam konteks pertanian, interpretabilitas model menjadi penting karena pengguna model tidak selalu berasal dari latar belakang komputasi. FAM memungkinkan hubungan antara input dan output dijelaskan melalui aturan seperti jika *clone size* kecil, suhu sedang, dan hujan rendah, maka produksi besar. Pola aturan seperti ini lebih mudah dipahami dibandingkan model prediksi yang bersifat *black box*. Hal ini membuat FAM sesuai digunakan sebagai pendekatan awal pada kondisi data terbatas atau ketika dibutuhkan model yang sederhana dan mudah dijelaskan.

Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa pendekatan *fuzzy* dapat digunakan untuk estimasi hasil tanaman dan pengambilan keputusan dalam sistem pertanian. Upadhyaya dan Mathew (2020) menggunakan *fuzzy logic* untuk estimasi hasil tanaman sayuran,

sedangkan Permadi et al. (2022) menggunakan FAM untuk prediksi jumlah panen merica. Selain itu, penelitian prediksi hasil tanaman berbasis *machine learning* juga menunjukkan bahwa variabel cuaca, lingkungan, dan lahan memiliki peran penting dalam pemodelan produksi tanaman (Ju et al., 2021; Paudel et al., 2021; Klompenburg et al., 2020).

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan. Data yang digunakan merupakan data sekunder, sehingga belum merepresentasikan kondisi spesifik komoditas dan wilayah pertanian di Indonesia. Selain itu, evaluasi model masih terbatas pada kesesuaian terhadap rules FAM, belum sampai pada pengujian akurasi terhadap data aktual dalam jumlah besar dan belum dibandingkan secara kuantitatif dengan metode prediksi lain. Oleh karena itu, penelitian lanjutan perlu menggunakan data lapangan lokal, menambah variabel seperti jenis tanah, kelembaban, pupuk, dan praktik budidaya, serta membandingkan FAM dengan metode lain seperti ANFIS, *Artificial Neural Network*, *Random Forest*, atau *Support Vector Machine* menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi kategori, MAE, RMSE, atau MAPE.

D. SIMPULAN DAN SARAN

Metode *Fuzzy Associative Memory* (FAM) dapat diterapkan untuk memprediksi kategori produksi tanaman berdasarkan variabel agroklimat dan lahan menggunakan data sekunder. Model dibangun dengan tiga variabel input, yaitu luas tanam atau *clone size*, suhu udara rata-rata, dan jumlah hujan, serta satu variabel output berupa produksi tanaman. Setiap variabel diklasifikasikan ke dalam himpunan *fuzzy* sehingga nilai numerik dapat dipetakan menjadi kategori linguistik.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi variabel input menghasilkan 27 rules FAM yang mampu memetakan kondisi luas tanam, suhu, dan hujan ke dalam kategori produksi *small*, *medium*, dan *large*. Dengan demikian, FAM dapat digunakan sebagai pendekatan awal untuk menjelaskan hubungan antara variabel agroklimat, variabel lahan, dan kategori produksi tanaman secara sederhana dan mudah diinterpretasikan.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data lapangan lokal, menambah variabel seperti jenis tanah, kelembaban, varietas, pemupukan, dan praktik budidaya, serta membandingkan FAM dengan metode prediksi lain seperti ANFIS, *Artificial Neural Network*, *Random Forest*, atau *Support Vector Machine*.

DAFTAR RUJUKAN

- Al-Gunaid, M. A., Salygina, I. I., Shcherbakov, M. V., Trubitsin, V. N., & Groumpos, P. P. (2021). Forecasting potential yields under uncertainty using fuzzy cognitive maps. *Agriculture & Food Security*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s40066-021-00314-9>
- Ali, M., & Sussner, P. (2018). An Introduction to Projection Fuzzy Associative Memories in Complete Inf-Semilattices. In *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*. SBMAC. <https://doi.org/10.5540/03.2018.006.01.0314>
- Ansarifar, J., Wang, L., & Archontoulis, S. V. (2021). An interaction regression model for crop yield prediction. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-97221-7>
- Benos, L., Tagarakis, A. C., Dolias, G., Berruto, R., Kateris, D., & Bochtis, D. (2021). Machine Learning in Agriculture: A Comprehensive Updated Review. *Sensors*, 21(11), 3758. <https://doi.org/10.3390/s21113758>
- Djatna, T., & Ginantaka, A. (2019). Traceability of Information Routing Based on Fuzzy Associative Memory Modelling in Fisheries Supply Chain. *International Journal of Fuzzy Systems*, 22(2), 724–734. <https://doi.org/10.1007/s40815-019-00754-3>
- Gustina, M., Salamah, I., & Lindawati, L. (2021). Design and Construction of Crop Suitability Prediction System Using Fuzzy Logic Classifier Method. *Logic: Jurnal Rancang Bangun Dan Teknologi*, 21(3), 139–148. <https://doi.org/10.31940/logic.v21i3.139-148>
- Ju, S., Lim, H., Ma, J. W., Kim, S., Lee, K., Zhao, S., & Heo, J. (2021). Optimal county-level crop yield prediction using MODIS-based variables and weather data: A comparative study on machine learning models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 307, 108530. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2021.108530>
- Li, L., Pedrycz, W., Qu, T., & Li, Z. (2020). Fuzzy associative memories with autoencoding mechanisms. *Knowledge-*

- Based Systems*, 191, 105090. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105090>
- Nosratabadi, S., Ardabili, S., Lakner, Z., Mako, C., & Mosavi, A. (2021). Prediction of Food Production Using Machine Learning Algorithms of Multilayer Perceptron and ANFIS. *Agriculture*, 11(5), 408. <https://doi.org/10.3390/agriculture11050408>
- Paudel, D., Boogaard, H., de Wit, A., Janssen, S., Osinga, S., Pylianidis, C., & Athanasiadis, I. N. (2021). Machine learning for large-scale crop yield forecasting. *Agricultural Systems*, 187, 103016. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.103016>
- Permadi, I., Nugroho, A. K., Rachmat, M. R., & Rachmat, M. R. (2022). PREDICTION OF THE AMOUNT OF PEPPER HARVEST BY USING FUZZY ASSOCIATIVE MEMORY. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 3(1 SE-Articles), 177–182. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.1.174>
- Setiadi, R. S., & Sulianta, F. (2023). SMART MONITORING AND WATERING OF CHILI PLANTS USING A FUZZY MAMDANI SYSTEM. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(1), 247–256. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.1.505>
- Shahhosseini, M., Hu, G., Huber, I., & Archontoulis, S. V. (2021). Coupling machine learning and crop modeling improves crop yield prediction in the US Corn Belt. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80820-1>
- Upadhy, S. M., & Mathew, S. (2020). Implementation of Fuzzy Logic in Estimating Yield of a Vegetable Crop. *Journal of Physics: Conference Series*, 1427(1), 12013. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1427/1/012013>
- van Klompenburg, T., Kassahun, A., & Catal, C. (2020). Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177, 105709. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>