

DISERTASI

**MODEL PREDIKSI MULTIPLE ANFIS-CART PERTUMBUHAN
TANAMAN SORGHUM BERDASARKAN PEMBERIAN PUPUK
ORGANIK PADA LAHAN PASANG SURUT**

***(MULTIPLE ANFIS-CART PREDICTION MODEL FOR SORGHUM PLANT
GROWTH BASED ON ORGANIC FERTILIZER APPLICATION
IN TIDAL LAND)***

**Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Doktor dalam Bidang Ilmu Teknik Informatika**



**ABDUL RAHMAN
B.K.U TEKNIK INFORMATIKA
NIM 03043621924007**

**PROGRAM STUDI ILMU TEKNIK PROGRAM DOKTOR
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2024**

HALAMAN PENGESAHAN

**MODEL PREDIKSI MULTIPLE ANFIS-CART PERTUMBUHAN
TANAMAN SORGHUM BERDASARKAN PEMBERIAN PUPUK ORGANIK
PADA LAHAN PASANG SURUT**

***(MULTIPLE ANFIS-CART PREDICTION MODEL OF SORGHUM PLANT
GROWTH BASED ON APPLICATION OF ORGANIC FERTILIZER ON
TIDAL LAND)***

DISERTASI

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Doktor dalam Bidang Ilmu Teknik Informatika

Oleh

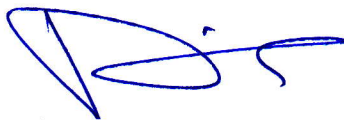
**ABDUL RAHMAN
03043621924007**

Palembang, 10 Januari 2024
Promotor,



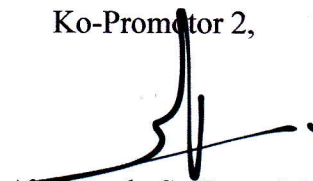
Dr. Ermatita, M.Kom.
NIP. 196709132006042001

Ko-Promotor 1,



Prof. Dr. Ir. Dedik Budianta, M.S
NIP. 196306141989031003

Ko-Promotor 2,



Dr. Abdiansah, S. Kom., M.Cs
NIP. 198410012009121005

Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknik,

Prof. Dr. Eng. Ir. H. Joni Arliansyah, MT
NIP. 196706151995121002



Koordinator Program Studi,

Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
NIP. 195903211987081001



HALAMAN PERSETUJUAN

Karya tulis ilmiah berupa laporan disertasi ini dengan judul “Model Prediksi Multiple ANFIS-CART Pertumbuhan Tanaman Sorghum Berdasarkan Pemberian Pupuk Organik Pada Lahan Pasang Surut” telah dipertahankan di hadapan Tim Penguji Karya Tulis Ilmiah Program Studi Ilmu Teknik Program Doktor Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya pada tanggal 10 Januari 2024.

Palembang, 10 Januari 2024

Tim Penguji Karya Tulis Ilmiah berupa Laporan Disertasi

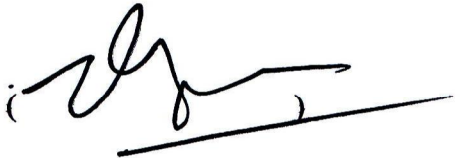
Ketua :

Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T
NIP. 195903211987031001

()

Anggota :

1. Prof. Deris Stiawan, S.Kom., M.T., Ph.D
NIP. 197806172006041002

()

2. Dr. Dian Palupi Rini, S.Si., M.Kom
NIP. 197802232006042002

()

3. Darius Antoni, S.Kom., M.M., Ph.D
NIDN. 0211097901

()

Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknik,

Koordinator Program Studi,


Prof. Dr. Eng. Ir. H. Joni Arliansyah, MT
NIP. 196706151995121002


Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
NIP. 195903211987031001

HALAMAN PERNYATAAN INTEGRITAS

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Abdul Rahman
NIM : 03043621924007
Judul Disertasi : Model Prediksi Multiple ANFIS-CART Pertumbuhan
Tanaman Sorghum Berdasarkan Pemberian Pupuk
Organik Pada Lahan Pasang Surut

Menyatakan bahwa Disertasi saya merupakan hasil karya saya sendiri didampingi tim promotor dan ko-promotor dan bukan hasil jiplakan / plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan / plagiat dalam Disertasi ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai aturan yang berlaku.

Demikian pernyataan ini Saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa paksaan dari siapapun.

Palembang, 10 Januari 2024



Abdul Rahman
NIM. 03043621924007

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT. Tuhan Yang Maha Esa, atas segala rahmat dan karunia yang diberikan sehingga Saya dapat menyelesaikan penelitian Disertasi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Doktor pada Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya. Saya menyadari bahwa penulis tidak dapat sendiri dalam penyelesaian Disertasi ini, melalui kesempatan ini Saya menyampaikan terima kasih kepada :

1. Yth. Rektor Universitas Sriwijaya.
2. Yth. Ketua Program Studi Doktor Ilmu Teknik Program Doktor Universitas Sriwijaya Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
3. Yth. Dekan Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya Prof. Dr. Eng. Ir. H. Joni Arliansyah, MT
4. Istri dan Ananda tercinta yang selalu mendoakan dan mendukung proses penelitian Disertasi ini.
5. Ayahanda dan Ibunda (Alm) yang selalu mendoakan dan mendukung studi program doktor ini.
6. Ibu Dr. Ermatita., M.Kom selaku promotor, yang telah meluangkan waktu, memberikan arahan, saran dan masukan dalam penelitian Disertasi ini.
7. Prof. Dr. Ir. Dedik Budianta, M.S selaku ko-promotor pertama, yang telah meluangkan waktu untuk memberikan arahan terkait data penelitian tanaman sorghum.
8. Dr. Abdiansah., M.Kom selaku ko-promotor kedua, yang telah membantu penulis dalam melakukan penulisan dan pembuatan laporan penelitian disertasi ini.
9. Dosen-dosen di Program Studi Ilmu Teknik (S3) BKU Teknik Informatika beserta staf yang telah membimbing dan juga membantu dalam proses perkuliahan.
10. Bapak Alexander Kurniawan dan Bapak James Alexander selaku Ketua dan pihak Yayasan Multi Data Palembang, yang telah memberikan dukungan untuk menyelesaikan studi Doktor ini.

11. Bapak Dr. Johannes Petrus, S.Kom., M.T.I selaku Rektor Universitas Multi Data Palembang, yang memberikan dukungan untuk dapat menyelesaikan studi Doktor ini.
12. Para mentor Doctoral Reseach Universitas MDP yang telah sangat membantu mengarahkan dan memotivasi dalam proses penyelesaian Disertasi saya ini.
13. Rekan-rekan kerja Universitas MDP, Bapak/Ibu Wakil Rektor, Bapak Dekan FIKR dan FIB serta Bapak/Ibu Kaprodi yang telah sangat membantu dalam mendukung penyelesaian pendidikan Doktor saya ini.
14. Semua teman-teman yang telah memberikan dukungannya kepada saya selama ini.
15. Keluarga besar saya yang terus memberikan dukungan, do'a dan semangat dalam menyelsaikan studi Doktor ini.
16. Pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Disertasi ini masih jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu kritik dan saran yang membangun dalam penyempurnaan penulisan sangat penulis harapkan dan dapat menjadi acuan yang berguna dalam penelitian-penelitian selanjutnya. Dan Penulis juga mohon maaf apabila dalam penulisan Disertasi ini masih banyak kekurangan dan kesalahan.

Palembang, 10 Januari 2024

Abdul Rahman
NIM : 03043621924007

RINGKASAN

MODEL PREDIKSI MULTIPLE ANFIS-CART PERTUMBUHAN TANAMAN SORGHUM BERDASARKAN PEMBERIAN PUPUK ORGANIK PADA LAHAN PASANG SURUT

Karya Tulis Ilmiah Berupa Disertasi, 2 Januari 2024

Abdul Rahman; dibimbing oleh Dr. Ermatita, M.Kom., Prof. Dr. Ir. Dedik Budianta, M.S., Dr. Abdiansah., S.Kom., M.CS.

Program Studi Ilmu Teknik Program Doktor, Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya

Tanaman sorghum merupakan tanaman yang membutuhkan lebih sedikit pupuk, lebih toleran terhadap kekeringan dan kondisi buruk lainnya, serta mempunyai nilai nutrisi yang tinggi. Sorghum selain sebagai sumber makanan, dapat juga dijadikan sebagai pakan ternak, bahan baku industri roti dan biomasnya dapat dijadikan sebagai sumber energi alternatif, sehingga tanaman sorghum dapat dikembangkan di Indonesia untuk menunjang program diversifikasi pangan nasional. Pemanfaatan pupuk organik yang merupakan sumber daya lokal untuk meningkatkan kadar nutrisi pada lahan tanaman sorghum. Model *Adaptive Neural Fuzzy Inference System*(ANFIS) digunakan untuk memprediksi tinggi, berat biomassa dan berat biji per malai tanaman sorghum, karena pupuk organik yang digunakan ada 3, yaitu kadang ayam, kandang sapi dan vermicompost, serta kombinasi takaran pupuk dan kapur dolomit, maka pada penelitian ini menggunakan model *Multiple ANFIS* yang terdiri dari sembilan model *ANFIS*. Berdasarkan parameter keluaran hasil prediksi, akan diambil keputusan terhadap pertumbuhan tanaman sorghum menggunakan pohon keputusan *CART*, sehingga kebaruan dari penelitian ini adalah model prediksi menggunakan model *Multiple ANFIS-CART*. Hasil penelitian Disertasi yang telah dilakukan memperlihatkan bahwa model *Multiple ANFIS* yang

digunakan untuk prediksi pertumbuhan tanaman sorghum terdiri dari sembilan model *ANFIS* dengan tipe dan derajat fungsi keanggotaan yang berbeda-beda sesuai dengan tingkat akurasi yang dihasilkan pada masing-masing perlakuan pupuk organik yang digunakan dan parameter keluaran yang diprediksi. Tingkat akurasi terbaik pada model *Multiple ANFIS* didapatkan pada model *ANFIS* untuk prediksi berat biji per malai tanaman sorghum dengan perlakuan pemberian pupuk kandang ayam, hasil yang didapatkan MAPE sebesar 5,77%, MAE sebesar 0,2994 dan RMSE sebesar 0,395. Proses *clustering* dengan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* bertujuan untuk memberikan label pada tiga parameter yang diprediksi dan hasilnya didapatkan klaster yang optimal adalah 3 klaster. Proses pengambilan keputusan dengan menggunakan *decision tree CART* digunakan untuk menentukan pertumbuhan tanaman sorghum masuk dalam kategori Sangat Baik, Baik, dan Kurang Baik. Akurasi hasil model *CART* diukur menggunakan *confusion matrix* menunjukkan nilai akurasi sebesar 96% dengan menggunakan kriteria gini index, sedangkan model *CART* menggunakan kriteria entropy didapatkan tingkat akurasi sebesar 99%.

Kata kunci: Prediksi, Sorghum, Multiple ANFIS-CART, K-Means Clustering Akurasi.

SUMMARY

The investigation into sorghum cultivation indicates that sorghum demands reduced fertilizer input, exhibits greater resilience to drought and unfavorable conditions, and possesses significant nutritional value. Sorghum serves as a food source and finds applications as animal feed and a raw material for bread production. Furthermore, it can use its biomass as an alternative energy source—this positions sorghum as a viable candidate for cultivation in Indonesia to bolster the national food diversification program. Organic fertilizers, which are local resources, can enhance the nutrient content in sorghum cultivation. The study employs the Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) model to predict the height, biomass weight, and seed weight per sorghum plant head. Since three types of organic fertilizers (chicken manure, cow dung, and vermicompost) and various combinations of fertilizer and dolomite lime are used, the research utilizes a Multiple ANFIS model consisting of nine ANFIS models. Decision-making regarding sorghum plant growth is based on the predicted output parameters, and a Decision Tree model, precisely CART (Classification and Regression Trees), is employed. Therefore, the novelty of this research lies in the predictive model using the Multiple ANFIS-CART approach. The dissertation results indicate that the Multiple ANFIS model used for predicting sorghum plant growth consists of nine ANFIS models with different types and degrees of membership functions based on the accuracy level produced for each treatment of organic fertilizer and the predicted output parameters. The best accuracy level in the Multiple ANFIS model is achieved for predicting seed weight per sorghum plant head with the application of chicken manure, resulting in a MAPE of 5.77%, MAE of 0.2994, and RMSE of 0.395. The K-Means Clustering algorithm's clustering process aims to provide labels for three predicted parameters, and the optimal result yields three clusters. The decision-making process using the CART decision tree is employed to determine the growth of sorghum plants classified as Very Good, Good, and Less Good. The accuracy of the CART model results is measured using a confusion

matrix, indicating an accuracy of 96% when using the Gini index criteria, while the CART model using the entropy criteria achieves an accuracy level of 99%.

Keywords: Prediction, Sorghum, Multiple ANFIS-CART, K-Means Clustering, Accuracy.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN INTEGRITAS.....	iv
KATA PENGANTAR	v
RINGKASAN	vii
SUMMARY	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Batasan masalah.....	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Prospek Tanaman Sorghum di Dunia	7
2.2 Penerapan AI di Bidang Pertanian.....	7
2.3 Penerapan AI untuk Prediksi Hasil Panen	9
2.4 Perkembangan metode <i>ANFIS</i>	10
2.4.1 <i>Fuzzy Inference System (FIS)</i>	10
2.4.2 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	12
2.4.3 Arsitektur ANFIS	13
2.5 <i>K-Means Clustering</i>	16
2.6 <i>Decision tree</i> untuk pengambilan keputusan.....	16
2.7 Perhitungan Tingkat Kesalahan.....	18
2.8 State of The Art	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	38
3.1 Diagram Alir Tahapan Penelitian	38

3.2 Identifikasi Masalah.....	39
3.3 Pengumpulan dan Pengolahan Data	40
3.3.1 Studi Pustaka	40
3.3.2 Data Pengamatan dan Uji Laboratorium	40
3.4 Perancangan Model Multiple ANFIS	46
3.4.1 Pemilihan Data Latih dan Data Uji	47
3.4.2 Inisialisasi Parameter ANFIS	47
3.4.3 Pelatihan	49
3.4.4 Pengujian	51
3.4.5 Perhitungan Tingkat Kesalahan.....	52
3.4.6 Dataset Hasil Prediksi.....	53
3.4.7 <i>Clustering</i> Pertumbuhan Sorghum (<i>K-Means</i>).....	54
3.4.8 Metode <i>CART</i>	55
BAB IV PREDIKSI MODEL MULTIPLE ANFIS.....	57
4.1 Model Multiple ANFIS	58
4.2 Pemilihan Tipe dan Jumlah dari Fungsi Keanggotaan	59
4.3 Model Prediksi MANFIS Hasil Pemilihan Fungsi Keanggotaan.....	68
4.4 ANFIS RULES BASE.....	73
4.5 Simulasi Model Multiple ANFIS	76
BAB V HASIL PREDIKSI MODEL MULTIPLE ANFIS-CART	79
5.1 Hasil <i>K-Means Clustering</i>	79
5.2 Hasil <i>Decision Tree CART</i>	87
5.2.1 Hasil <i>Decision Tree CART</i> Kriteria <i>Gini Index</i>	89
5.2.2 Hasil <i>Decision Tree CART</i> Kriteria <i>Entropy</i>	93
5.3 Hasil Model Multiple ANFIS-CART	96
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN	99
6.1 Kesimpulan.....	99
6.2 Saran	100
DAFTAR PUSTAKA	101
A. LAMPIRAN KEGIATAN PENGUMPULAN DATA.....	113
B. LAMPIRAN PUBLIKASI JURNAL	115

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Diagram Skema dari FIS	11
Gambar 2. 2 Trend Publikasi ANFIS pada tahun 1993-2020	13
Gambar 2. 3 Penerapan Metode hybrids ANFIS dalam Berbagai Bidang.....	13
Gambar 2. 4 Arsitektur Model ANFIS.....	14
Gambar 2. 5 Grafik Menentukan Jumlah Klaster Optimum Metode Elbow	19
Gambar 2. 6 Confusion Matrix	20
Gambar 2. 7 Hasil Analisis Bibliometric Network Visualization.....	22
Gambar 2. 8 Hasil Analisis Bibliometric Overlay Visualiza	23
Gambar 2. 9 Arsitektur Multiple ANFIS (Vanani & Sohrabi, 2020)	32
Gambar 3. 1 Diagram Alir Tahapan Penelitian.....	39
Gambar 3. 2 Model <i>Multiple ANFIS-CART</i> Prediksi Pertumbuhan Sorghum.....	46
Gambar 3. 3 Diagram Alir Model <i>Multiple ANFIS-CART</i> Prediksi Pertumbuhan Sorghum	47
Gambar 3. 4 Alur Pemilihan Tipe Fungsi Keanggotaan <i>ANFIS</i>	48
Gambar 3. 5 Fungsi Keanggotaan dengan Jumlah Keanggotaan Tiga	50
Gambar 3. 6 Diagram Alir K-Means Clustering.....	55
Gambar 3. 7 Simulasi Model Pohon Keputusan CART	56
Gambar 4. 1 Diagram Alir Model Multiple ANFIS.....	57
Gambar 4. 2 Struktur Model MANFIS	58
Gambar 4. 3 Tingkat Kesalahan Prediksi Tinggi Sorgum Perlakuan Pupuk Kandang Ayam.....	61
Gambar 4. 4 Tingkat Kesalahan Prediksi Berat Biomassa Sorgum Perlakuan Pupuk Kandang Ayam	61
Gambar 4. 5 Tingkat Kesalahan Prediksi Berat Biji per Malai Sorgum Perlakuan Pupuk Kandang Ayam	62
Gambar 4. 6 Tingkat Kesalahan Prediksi Tinggi Sorgum Perlakuan Pupuk Kandang Sapi	64
Gambar 4. 7 Tingkat Kesalahan Prediksi Biomassa Sorgum Perlakuan Pupuk Kandang Sapi	65

Gambar 4. 8 Tingkat Kesalahan Prediksi Berat Biji per Malai Sorgum Perlakuan Pupuk Kandang Sapi	65
Gambar 4. 9 Tingkat Kesalahan Prediksi Tinggi Sorgum Perlakuan Pupuk Vermicompost	67
Gambar 4. 10 Tingkat Kesalahan Prediksi Biomassa Sorgum Perlakuan Pupuk Vermicompost	68
Gambar 4. 11 Tingkat Kesalahan Prediksi Berat Biji per Malai Sorgum Perlakuan Pupuk Vermicompost	68
Gambar 4. 12 Model Prediksi MANFIS dengan Fungsi Keanggotaan yang Dipilih	69
Gambar 4. 13 Aturan ANFIS-1	73
Gambar 4. 14 Aturan ANFIS-2	74
Gambar 4. 15 Aturan ANFIS-3	74
Gambar 4. 16 Aturan ANFIS-4	74
Gambar 4. 17 Aturan ANFIS-5	75
Gambar 4. 18 Aturan ANFIS-6	75
Gambar 4. 19 Aturan ANFIS-7	75
Gambar 4. 20 Aturan ANFIS-8	76
Gambar 4. 21 Aturan ANFIS-9	76
Gambar 4. 22 Simulasi Model Prediksi MANFIS	77
Gambar 5. 1 Identifikas dan Penghapusan <i>Outliers</i> Data	80
Gambar 5. 2 Hasil Metode Elbow	81
Gambar 5. 3 Hasil Silhouette Analisis	82
Gambar 5. 4 Hasil K-Means Clustering	82
Gambar 5. 5 Grafik 3-Dimensi Hasil K-Means Clustering	82
Gambar 5. 6 Hasil Boxplot Visualisasi Klaster terhadap Tinggi Sorghum	83
Gambar 5. 7 Hasil Boxplot Visualisasi Klaster terhadap Biomassa Sorghum	84
Gambar 5. 8 Hasil Boxplot Visualisasi Klaster terhadap Berat Biji per Malai Sorghum	84
Gambar 5. 9 Rata-Rata Pertumbuhan Tanaman Sorghum per Kluster	85
Gambar 5. 10 Proses <i>Import</i> Dataset	88

Gambar 5. 11 Pembagian Dataset Untuk Data Pelatihan dan Pengujian.....	89
Gambar 5. 12 Klasifikasi Model <i>CART</i> dengan Kriteria <i>Gini Index</i>	90
Gambar 5. 13 Visualisasi Hasil <i>Decision Tree CART</i> dengan Kriteria <i>Gini Index</i>	90
Gambar 5. 14 Proses <i>Confusion Matrik Decision Tree CART</i> Kriteria <i>Gini Index</i>	91
Gambar 5. 15 Visualisasi <i>Confusion Matrix</i> model <i>CART</i> Kriteria <i>Gini Index</i>	92
Gambar 5. 16 Hasil Akurasi Prediksi Model <i>CART</i> Kriteria <i>Gini Index</i>	93
Gambar 5. 17 Klasifikasi Model <i>CART</i> dengan Kriteria <i>Entropy</i>	93
Gambar 5. 18 Visualisasi Hasil <i>Decision Tree CART</i> dengan Kriteria <i>Entropy</i> ...	94
Gambar 5. 19 Proses <i>Confusion Matrik Decision Tree CART</i> Kriteria <i>Entropy</i> .	95
Gambar 5. 20 Visualisasi <i>Confusion Matrix</i> model <i>CART</i> Kriteria <i>Entropy</i>	95
Gambar 5. 21 Hasil Akurasi Prediksi Model <i>CART</i> Kriteria <i>Entropy</i>	96

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Perbandingan Algoritma Pohon Keputusan.....	17
Tabel 2. 2 Penelitian Prediksi Hasil Panen Menggunakan Kecerdasan Buatan ...	24
Tabel 2. 3 Komparasi Penelitian Model Multiple ANFIS	34
Tabel 3. 1 Dataset Hasil Pengamatan dan Uji Laboratorium Tanaman Sorghum	43
Tabel 3. 2 Himpunan Fuzzy Pertumbuhan Sorghum.....	50
Tabel 3. 3 Fungsi Keanggotaan Pertumbuhan Sorghum.....	51
Tabel 3. 4 Tingkat Kesalahan Prediksi Tinggi Sorghum Berdasarkan Tipe Fungsi Keanggotaan Pupuk Vermicompost.....	53
Tabel 3. 5 Tingkat Kesalahan Prediksi Tinggi Sorghum Berdasarkan Tipe Fungsi Keanggotaan Pupuk Kandang Ayam	53
Tabel 4. 1 Tingkat Kesalahan Hasil Pengukuran ANFIS untuk Dataset Perlakuan Pupuk Kandang Ayam	60
Tabel 4. 2 Tingkat Kesalahan Hasil Pengukuran ANFIS untuk Dataset Perlakuan Pupuk Kandang Sapi.....	63
Tabel 4. 3 Tingkat Kesalahan Hasil Pengukuran ANFIS untuk Dataset Perlakuan Pupuk Vermicompos.....	66
Tabel 4. 4 Hasil Pemilihan Jenis dan Jumlah Fungsi Keanggotaan.....	69
Tabel 4. 5 Hasil Prediksi Model MANFIS Perlakuan Pupuk Kandang Ayam	70
Tabel 4. 6 Hasil Prediksi Model MANFIS Perlakuan Pupuk Kandang Sapi.....	71
Tabel 4. 7 Hasil Prediksi Model MANFIS Perlakuan Pupuk Vermicompost	72
Tabel 4. 8 Hasil Prediksi Simulasi Model MANFIS	78
Tabel 5. 1 Dataset Hasil K-Means Clustering.....	85
Tabel 5. 2 Hasil Prediksi Multiple ANFIS-CART.....	97

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman Sorgum (*Sorghum bicolor L moench*) merupakan tanaman sereal terpenting kelima di dunia, baik dari segi produksi maupun luas area tanamnya yang tersebar di banyak negara maju semi-kering meliputi Asia, Afrika dan Amerika (Widiastuti dkk., 2018). Tanaman Sorghum ternyata cocok dikembangkan di Indonesia karena karakterisasinya yang toleran terhadap kekeringan dan dapat beradaptasi di daerah tropis (Sajimin dkk., 2018). Pemberian pupuk pada lahan pasang surut telah memberikan dampak yang baik pada pertumbuhan tanaman sorghum, baik tinggi tanaman, diameter batang, panjang akar, volume akar, berat brangkasan segar, berat brangkasan kering, jumlah biji per tanaman (Harahap dkk., 2020; Harsono dkk., 2021; Syakur dkk., 2018).

Perkembangan kecerdasan buatan (*AI*) dan *machine learning (ML)* telah banyak digunakan untuk melakukan prediksi pertumbuhan dan hasil panen tanaman (Elavarasan & Durai Raj Vincent, 2021; Kaur dkk., 2021; Khaki dkk., 2020; Khaki & Wang, 2019; Medar dkk., 2019; Nevavuori dkk., 2019a; Shidnal dkk., 2021b; Shook dkk., 2021). Fitur (*features*) atau parameter yang paling banyak digunakan untuk melakukan prediksi hasil panen tanaman menggunakan *ML* meliputi: suhu, jenis tanah, curah hujan, informasi tanaman, pemetaan lahan, kelembaban, dan pH, sedangkan algoritma yang banyak digunakan yaitu: *neural network*, *linear regression*, *random forest*, dan *support vektor machine (SVM)* (van Klompenburg dkk., 2020).

Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan model hibrida yang menggabungkan jaringan saraf tiruan dan logika fuzzy untuk mengembangkan hubungan pemetaan antara masukan dan keluaran (Naresh dkk., 2020). Model ANFIS telah banyak digunakan dan berhasil diterapkan ke beberapa domain masalah yang berbeda seperti klasifikasi, prediksi, dan pengenalan pola (Das dkk., 2020) serta memiliki tingkat akurasi yang sangat baik (Iphar, 2012; Okwu & Adetunji, 2018; N. Zhang dkk., 2017).

Model prediksi menggunakan ANFIS telah banyak digunakan pada bidang pertanian dan peternakan, antara lain: ANFIS dengan fungsi keanggotaan bawaan berbentuk *generalized bell-shaped (Gbell)* memiliki tingkat kesalahan terendah dalam memprediksi produksi pangan di Iran dengan menggunakan tiga variabel untuk menilai produksi ternak yaitu hasil ternak, ternak hidup, dan hewan potong, serta dua variabel digunakan untuk menilai produksi pertanian yaitu hasil dan susut produksi pertanian (Nosratabadi dkk., 2021). ANFIS digunakan untuk memodelkan perubahan parameter pertumbuhan, sifat stomata, dan produktivitas air tanaman selada dengan berbagai skenario intensitas cahaya dan konsentrasi CO₂, sehingga dari skenario ini dapat di prediksi produktivitas dan pertumbuhan tanaman selada (Esmaili dkk., 2021). Model ANFIS yang di optimasikan dengan menggunakan algoritma genetika untuk memprediksi curah hujan di wilayah Tengger Indonesia agar petani dapat menentukan waktu tanam yang baik untuk tanaman kentang (Wahyuni dkk., 2017).

Model ANFIS yang digunakan pada penelitian-penelitian (Esmaili dkk., 2021; Nosratabadi dkk., 2021; Wahyuni dkk., 2017) mempunyai beberapa parameter masukan dan hanya menghasilkan satu parameter keluaran. Untuk parameter keluaran yang mempunyai lebih dari satu parameter dapat digunakan model ANFIS secara individual untuk masing-masing parameter keluaran, sehingga terbentuklah model *multiple ANFIS*. Penelitian-penelitian yang telah menggunakan model *multiple ANFIS*, antara lain: Model *Multiple ANFIS* dikembangkan untuk mencari solusi prediktif bertingkat hierarkis yang secara otomatis memprediksi keberhasilan implementasi solusi *Enterprise resource planning (ERP)* (Vanani & Sohrabi, 2020). Model *Multiple Adaptif Neuro-Fuzzy Inference System (MANFIS)* untuk klasifikasi sinyal *hemiplegic gait acceleration (HGA)* dengan metode penurunan gradien propagasi balik yang dikombinasikan dengan metode kuadrat terkecil untuk pelatihan ANFIS (Yardimci & Asilkan, 2014). Model ANFIS yang disusun dalam kombinasi paralel untuk menghasilkan model dengan struktur *multi input multi output* untuk mengklasifikasikan citra sel serviks (Subhi Al-Batah dkk., 2014). Model *multiple instance ANFIS* untuk beberapa parameter masukan dan parameter keluaran tunggal (Khalifa & Frigui, 2015). *Multiple-ANFIS* dibangun melalui pembelajaran data sampel yang

dikumpulkan dari proses nyata, dan pengontrol prediktif model (MPC) dirancang untuk menerapkan kontrol pelacakan sinkron pada HSEMU (*high-speed electric multiple unit*) (H. Yang dkk., 2018). Model *multiple* ANFIS pada penelitian-penelitian (Khalifa & Frigui, 2015; Subhi Al-Batah dkk., 2014; H. Yang dkk., 2018; Yardimci & Asilkan, 2014) untuk keluarannya masih secara individual tidak digunakan untuk hasil secara keseluruhan, kecuali yang dilakukan oleh (Vanani & Sohrabi, 2020) dimana tiga keluarannya di masukkan lagi dalam satu model ANFIS untuk menyimpulkan hasil dari parameter keluaran sebelumnya.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Vanani & Sohrabi, 2020), hasil dari keluaran tiga model ANFIS dijadikan sebagai parameter masukkan pada satu model ANFIS lagi untuk mendapatkan hasil prediksi keberhasilan implementasi solusi ERP. Hal ini dapat dilakukan karena dataset yang digunakan pada penelitian (Vanani & Sohrabi, 2020) telah mempunyai label (*supervised learning*) untuk keberhasilan implementasi solusi ERP.

Berdasarkan kajian terhadap permasalahan dan penelitian-penelitian terdahulu yang telah disampaikan, maka pada penelitian ini memiliki keterbaruan pada variabel yang digunakan untuk memprediksi pertumbuhan tanaman, yaitu takaran pupuk organik dan kapur dolomit yang diaplikasikan pada lahan pasang surut. Pada penelitian-penelitian terdahulu untuk variabel yang dijadikan sebagai parameter masukkan meliputi: Suhu, kelembaban, iklim, pH tanah, irigasi, dan kecepatan angin (Crane-Droesch, 2018) (Assous dkk., 2023) (Ishak dkk., 2021) (Su dkk., 2017) (Xu dkk., 2019) (Wani dkk., 2021). Pada model prediksi yang digunakan pada penelitian ini mempunyai keterbaruan pada model prediksi yang digunakan untuk memprediksi pertumbuhan tanaman sorghum, yaitu menggunakan model *Multiple ANFIS-CART*. Pada penelitian yang akan dilakukan ini, keluaran dari model *multiple* ANFIS yang digunakan menghasilkan dataset yang belum mempunyai nilai atau label target (*unsupervised learning*). Oleh sebab itu pada penelitian ini akan dilakukan *clustering* dari hasil prediksi parameter-parameter keluaran dari *multiple* ANFIS menggunakan k-means, hasil *clustering* parameter-parameter ini dapat mengubah dataset dari *unsupervised learning* menjadi *supervised learning*, sehingga keluaran dari model *multiple* ANFIS akan dijadikan sebagai parameter masukkan pada model *Classification and Regression Tree*

(*CART*) yang digunakan untuk mengambil keputusan hasil prediksi pertumbuhan tanaman sorghum berdasarkan parameter yang diamati. Pemilihan model *CART* untuk klasifikasi hasil prediksi pertumbuhan tanaman sorghum karena model *CART* telah banyak dalam pengambilan keputusan akhir hasil panen pertanian, diantaranya digunakan dalam menganalisis variabilitas hasil gandum musim dingin disebabkan oleh faktor tanah, cuaca dan pengelolaan tanaman, serta membandingkan kontribusi faktor lingkungan dan manajemen pada variasi hasil gandum musim dingin di Polandia untuk mendukung produksi gandum musim dingin yang lebih efektif (Iwańska dkk., 2018). Model *CART* juga mampu mendeteksi perbedaan pertumbuhan sukses *triticale* tanaman pada musim semi dan musim dingin (Wójcik-Gront & Studnicki, 2021).

Model *Multiple ANFIS-CART* yang diusulkan pada penelitian ini, mempunyai parameter masukkan meliputi takaran pupuk organik yang terdiri dari pupuk kandang ayam, pupuk kandang sapi, dan vermicompost yang dikombinasikan dengan kapur dolomit pada media tanam tanaman sorghum menggunakan tanah lahan pasang surut. Untuk keluaran dari model *multiple ANFIS* terdiri dari 3 parameter keluaran, yaitu: tinggi tanaman, berat biji per malai, dan berat biomassa tanaman sorghum. Tiga keluaran dari *multiple ANFIS* ini akan dilakukan *clustering* menggunakan *k-means* sebelum parameter-parameter ini dimasukkan pada model *CART* untuk menentukan tingkat pertumbuhan dari tanaman sorghum berdasarkan perlakuan pemberian pupuk organik pada lahan pasang surut.

Penelitian ini memiliki kontribusi yang signifikan dalam bidang pertanian dan ilmu pengetahuan lingkungan serta perkembangan kecerdasan buatan khususnya *machine learning*. Model *Multiple ANFIS-CART* memberikan kontribusi yaitu menyediakan suatu metode prediksi menggunakan *machine learning* yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan pertumbuhan tanaman sorghum, khususnya pada lahan pasang surut. Penelitian ini juga memberikan kontribusi dalam merumuskan strategi terbaik untuk memberikan pupuk organik kepada tanaman sorghum di lahan pasang surut, sehingga dapat berperan dalam meningkatkan hasil pertanian sekaligus memperhatikan aspek keberlanjutan lingkungan. Model *Multiple ANFIS-CART* ini juga dapat memberikan kontribusi dalam usaha modernisasi pertanian yang merupakan bagian dari implementasi *smart farming*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dibuat, maka dapat dirumuskan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini meliputi:

1. Bagaimana model *multiple ANFIS* dapat memprediksi 3(tiga) parameter keluaran yang diprediksi (tinggi tanaman, berat biomassa, dan berat biji per malai sorghum)?
2. Bagaimana tingkat akurasi model *multiple ANFIS* terhadap pemilihan tipe fungsi keanggotaan yang digunakan pada masing-masing keluaran dari *ANFIS*?
3. Bagaimana algoritma *K-Mean Clustering* dapat memberikan label untuk dataset hasil prediksi *multiple ANFIS*?
4. Bagaimana tingkat akurasi prediksi model *multiple ANFIS-CART* dapat memprediksi pertumbuhan tanaman sorghum pada lahan pasang surut berdasarkan perlakuan pemberian pupuk organik.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Membuat model prediksi menggunakan model *multiple ANFIS* untuk memprediksi tinggi tanaman, berat biomassa, dan berat biji per malai tanaman sorghum dengan perlakuan pemberian pupuk organik dan pemberian kapur dolomit pada lahan pasang surut.
2. Melakukan *clustering* pada hasil keluaran model *multiple ANFIS* agar dataset hasil keluaran ini dapat digunakan pada pohon keputusan *CART*.
3. Untuk mengklasifikasi pertumbuhan tanaman sorghum berdasarkan tiga parameter hasil prediksi dari model *multiple ANFIS* menggunakan pohon keputusan *CART*.

1.4 Batasan masalah

Penelitian ini berhubungan dengan bagaimana model *multiple ANFIS-CART* diterapkan untuk memprediksi dan mengklasifikasi pertumbuhan tanaman sorghum dengan perlakuan pemberian pupuk organik yang terdiri dari pupuk kandang ayam,

pupuk kandang sapi, dan vermicompost. Data pertumbuhan sorghum yang diamati berupa tinggi tanaman sorghum, berat biji per malai, dan berat biomassa tanaman sorghum. Kandungan tingkat keasaman tanah (pH) dan kandungan nutrisi tanah (N, P, dan K) pada media tanam yang telah diberikan perlakuan pupuk organik dilakukan pengujian di laboratorium kimia, kesuburan, dan biologi tanah fakultas pertanian Universitas Sriwijaya.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah:

1. Memberikan sumbangsih ilmu pengetahuan khususnya bidang kecerdasan buatan dalam suatu model prediksi menggunakan model *multiple ANFIS-CART*.
2. Penelitian ini dapat digunakan untuk menentukan kadar pupuk organik yang dapat digunakan agar pertumbuhan tanaman sorghum jenis Bioguma agritan 3 yang ditanam dapat tumbuh optimal pada lahan tanam sub optimal pasang surut. Petani sorghum dapat menentukan komposisi terbaik untuk perlakuan pemberian pupuk organik pada media tanam tanah lahan pasang surut.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdessalem, R. Ben, & Tabbane, N. (2018). *Proceedings of International Conference on Wireless Communication* (Vol. 19). Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-10-8339-6>
- Abdullah, D., Susilo, S., Ahmar, A. S., Rusli, R., & Hidayat, R. (2022). The application of K-means clustering for province clustering in Indonesia of the risk of the COVID-19 pandemic based on COVID-19 data. *Quality & Quantity*, 56(3), 1283–1291. <https://doi.org/10.1007/s11135-021-01176-w>
- Ahmad, I., Saeed, U., Fahad, M., Ullah, A., Habib ur Rahman, M., Ahmad, A., & Judge, J. (2018). Yield Forecasting of Spring Maize Using Remote Sensing and Crop Modeling in Faisalabad-Punjab Pakistan. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(10), 1701–1711. <https://doi.org/10.1007/s12524-018-0825-8>
- Aldino, A. A., Darwis, D., Prastowo, A. T., & Sujana, C. (2021). Implementation of K-Means Algorithm for Clustering Corn Planting Feasibility Area in South Lampung Regency. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1), 12038. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012038>
- Alhawarat, M., & Hegazi, M. (2018). Revisiting K-Means and Topic Modeling, a Comparison Study to Cluster Arabic Documents. *IEEE Access*, 6, 42740–42749. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2852648>
- Ali, I., Cawkwell, F., Dwyer, E., & Green, S. (2017). Modeling Managed Grassland Biomass Estimation by Using Multitemporal Remote Sensing Data-A Machine Learning Approach. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(7), 3254–3264. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2561618>
- Ameen, A., Yang, X., Chen, F., Tang, C., Du, F., Fahad, S., & Xie, G. H. (2017). Biomass Yield and Nutrient Uptake of Energy Sorghum in Response to Nitrogen Fertilizer Rate on Marginal Land in a Semi-Arid Region. *Bioenergy Research*, 10(2), 363–376. <https://doi.org/10.1007/s12155-016-9804-5>
- Arora, M., Verma, S., & Kavita. (2018). An efficient effort and cost estimation framework for Scrum Based Projects. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7(4.12 Special Issue 12), 52–57. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.12.20992>
- Arouna, A., Yergo, W. G., Aboudou, R., & Kazuki, S. (2021). Comparative analysis of rice yield determinants in irrigated production system in West Africa: evidence from Classification and Regression Trees model in Mali and Senegal. *the 31 st Triennial International Conference of Agricultural Economists 2021 (ICAE 2021)*, Icae 2021, 1–37.
- Assous, H. F., AL-Najjar, H., Al-Rousan, N., & AL-Najjar, D. (2023). Developing a Sustainable Machine Learning Model to Predict Crop Yield in the Gulf Countries. In *Sustainability* (Vol. 15, Nomor 12).

<https://doi.org/10.3390/su15129392>

- Aznar-Sánchez, J. A., Piquer-Rodríguez, M., Velasco-Muñoz, J. F., & Manzano-Agugliaro, F. (2019). Worldwide research trends on sustainable land use in agriculture. *Land Use Policy*, 87, 104069. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104069>
- Barati-Harooni, A., Najafi-Marghmaleki, A., Tatar, A., & Mohammadi, A. H. (2016). Experimental and modeling studies on adsorption of a nonionic surfactant on sandstone minerals in enhanced oil recovery process with surfactant flooding. *Journal of Molecular Liquids*, 220, 1022–1032. <https://doi.org/10.1016/j.molliq.2016.04.090>
- Benmiloud, T. (2010). Multioutput adaptive neuro-fuzzy inference system. *Proc. of the 11th WSEAS Int. Conf. on Neural Networks, NN '10, Proceedings of the 11th WSEAS Int. Conf. on Evolutionary Computing, EC '10, Proc. of the 11th WSEAS Int. Conf. on Fuzzy Systems, FS '10, June 2010*, 94–98.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1201/9781315139470>
- Budianta, D., Napoleon, A., Paripurna, A., & Ermatita, E. (2019). Growth and production of soybean (*Glycine max* (L.) Merrill) with different fertilizer strategies in a tidal soil from South Sumatra, Indonesia. *Spanish Journal of Soil Science*, 9(1), 54–62. <https://doi.org/10.3232/SJSS.2019.V9.N1.04>
- Budianta, D., Windusari, Y., & Abel, T. (2016). Beneficial Effect of Local Resources to Improve Food Crop Production in Tidal Swamp of Indonesia. *International Journal of Environmental & Agriculture Research (IJOEAR)*, 2(1), 98–101. <https://ijoeear.com/issue-detail/issue-January-2016>
- Buono, A., & Mushthofa. (2012). An implementation of fuzzy inference system for onset prediction based on Southern Oscillation Index for increasing the resilience of rice production against climate variability. *2012 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACISIS)*, 281–286.
- Cabrera-Ramírez, A. H., Luzardo-Ocampo, I., Ramírez-Jiménez, A. K., Morales-Sánchez, E., Campos-Vega, R., & Gaytán-Martínez, M. (2020). Effect of the nixtamalization process on the protein bioaccessibility of white and red sorghum flours during in vitro gastrointestinal digestion. *Food Research International*, 134(January), 109234. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2020.109234>
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, 1–24. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>
- Chopra, S., Dhiman, G., Sharma, A., Shabaz, M., Shukla, P., & Arora, M. (2021). Taxonomy of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System in Modern Engineering Sciences. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021,

- 1–14. <https://doi.org/10.1155/2021/6455592>
- Chu, T. S., Chua, A., & Secco, E. L. (2022). a Study on Neuro Fuzzy Algorithm Implementation on Bci-Uav Control Systems. *ASEAN Engineering Journal*, *12*(4), 75–81. <https://doi.org/10.11113/aej.V12.16900>
- Chu, Z., & Yu, J. (2020). An end-to-end model for rice yield prediction using deep learning fusion. *Computers and Electronics in Agriculture*, *174*(April), 105471. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105471>
- Crane-Droesch, A. (2018). Machine learning methods for crop yield prediction and climate change impact assessment in agriculture. *Environmental Research Letters*, *13*(11). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aae159>
- Črtomir, R., Urška, C., Stanislav, T., Denis, S., Karmen, P., Pavlovič, M., & Marjan, V. (2012). Application of Neural Networks and Image Visualization for Early Forecast of Apple Yield. *Erwerbs-Obstbau*, *54*(2), 69–76. <https://doi.org/10.1007/s10341-012-0162-y>
- Das, H., Naik, B., & Behera, H. S. (2020). A Hybrid Neuro-Fuzzy and Feature Reduction Model for Classification. *Advances in Fuzzy Systems*, *2020*, 4152049. <https://doi.org/10.1155/2020/4152049>
- Ehret, D. L., Hill, B. D., Helmer, T., & Edwards, D. R. (2011). Neural network modeling of greenhouse tomato yield, growth and water use from automated crop monitoring data. *Computers and Electronics in Agriculture*, *79*(1), 82–89. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.07.013>
- Elavarasan, D., & Durai Raj Vincent, P. M. (2021). Fuzzy deep learning-based crop yield prediction model for sustainable agronomical frameworks. *Neural Computing and Applications*, *33*(20), 13205–13224. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05950-7>
- Eli-Chukwu, N. C. (2019). Applications of Artificial Intelligence in Agriculture: A Review. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, *9*(4), 4377–4383. <https://doi.org/10.48084/etasr.2756>
- Esmaili, M., Aliniaiefard, S., Mashal, M., Vakilian, K. A., Ghorbanzadeh, P., Azadegan, B., Seif, M., & Didaran, F. (2021). Assessment of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) to predict production and water productivity of lettuce in response to different light intensities and CO₂ concentrations. *Agricultural Water Management*, *258*, 107201. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.107201>
- Febriza, N. I., Budianta, D., & Napoleon, A. (2022). *Pengaruh Vermikompos Dan Dolomit Terhadap N, P, K Tanah Serta Serapan N, P, K, Pertumbuhan Dan Hasil Sorgum (Sorghum Bicolor L. Moench) Pada Lahan Tanah Pasang Surut* [Universitas Sriwijaya]. <https://repository.unsri.ac.id/68222/>
- Filippi, P., Jones, E. J., Wimalathunge, N. S., Somarathna, P. D. S. N., Pozza, L. E., Ugbaje, S. U., Jephcott, T. G., Paterson, S. E., Whelan, B. M., & Bishop, T. F. A. (2019). An approach to forecast grain crop yield using multi-layered, multi-farm data sets and machine learning. *Precision Agriculture*, *20*(5),

1015–1029. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-09628-4>

- Fountas, S., Mylonas, N., Malounas, I., Rodias, E., Hellmann Santos, C., & Pekkeriet, E. (2020). Agricultural Robotics for Field Operations. In *Sensors* (Vol. 20, Nomor 9). <https://doi.org/10.3390/s20092672>
- Ghiasi, M. M., & Zendehboudi, S. (2019). Decision tree-based methodology to select a proper approach for wart treatment. *Computers in Biology and Medicine*, *108*(February), 400–409. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2019.04.001>
- Gonzalez-Sanchez, A., Frausto-Solis, J., & Ojeda-Bustamante, W. (2014). Predictive ability of machine learning methods for massive crop yield prediction. *Spanish Journal of Agricultural Research*, *12*(2), 313–328. <https://doi.org/10.5424/sjar/2014122-4439>
- Guo, P.-T., Li, M.-F., Luo, W., Tang, Q.-F., Liu, Z.-W., & Lin, Z.-M. (2015). Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: An application of random forest plus residuals kriging approach. *Geoderma*, *237–238*, 49–59. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.08.009>
- Harahap, F. S., Rahmaniah, R., Sidabuke, S. H., & Zuhirsyan, M. (2020). Evaluasi Kesesuaian Lahan Tanaman Sorgum (Shorgum Bicolor) Di Kecamatan Bilah Barat, Kabupaten Labuhanbatu. *Jurnal Tanah dan Sumberdaya Lahan*, *8*(1), 231–238. <https://doi.org/10.21776/ub.jtisl.2021.008.1.26>
- Harsono, P., Handayanta, E., Hartanto, R., & ... (2021). Pertumbuhan dan Hasil Tanaman Sorgum Manis (*Sorghum bicolor* L.) dengan Aplikasi Pupuk Kandang di Lahan Kering. *Indonesian Journal of Agrotech*, *6*. <https://doi.org/https://doi.org/10.33661/jai.v6i1.4411>
- Ishak, M., Rahaman, M. S., & Mahmud, T. (2021). FarmEasy: An Intelligent Platform to Empower Crops Prediction and Crops Marketing. *2021 13th International Conference on Information & Communication Technology and System (ICTS)*, 224–229. <https://doi.org/10.1109/ICTS52701.2021.9608436>
- Iwańska, M., Oleksy, A., Dacko, M., Skowera, B., Oleksiak, T., & Wójcik-Gront, E. (2018). Use of classification and regression trees (CART) for analyzing determinants of winter wheat yield variation among fields in Poland. *Biometrical Letters*, *55*(2), 197–214. <https://doi.org/10.2478/bile-2018-0013>
- Jang, J. S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, *23*(3), 665–685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Jeong, J. H., Resop, J. P., Mueller, N. D., Fleisher, D. H., Yun, K., Butler, E. E., Timlin, D. J., Shim, K. M., Gerber, J. S., Reddy, V. R., & Kim, S. H. (2016). Random forests for global and regional crop yield predictions. *PLoS ONE*, *11*(6), 1–15. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0156571>
- Jiang, H., Hu, H., Zhong, R., Xu, J., Xu, J., Huang, J., Wang, S., Ying, Y., & Lin, T. (2020). A deep learning approach to conflating heterogeneous geospatial

- data for corn yield estimation: A case study of the US Corn Belt at the county level. *Global Change Biology*, 26(3), 1754–1766. <https://doi.org/10.1111/gcb.14885>
- Karaboga, D., & Kaya, E. (2019). Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*, 52(4), 2263–2293. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
- Kaur, S., Randhawa, S., & Malhi, A. (2021). An efficient ANFIS based pre-harvest ripeness estimation technique for fruits. *Multimedia Tools and Applications*, 80(13), 19459–19489. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10741-2>
- Khairunniza Bejo, S., Mustaffha, S., Khairunniza-Bejo, S., Ishak, W., & Ismail, W. (2014). Application of Artificial Neural Network in Predicting Crop Yield: A Review Spectroscopy techniques View project Application of Artificial Neural Network in Predicting Crop Yield: A Review. *Journal of Food Science and Engineering*, 4(November 2015), 1–9. <https://www.researchgate.net/publication/283570924>
- Khaki, S., & Wang, L. (2019). Crop yield prediction using deep neural networks. *Frontiers in Plant Science*, 10(May), 1–10. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00621>
- Khaki, S., Wang, L., & Archontoulis, S. V. (2020). A CNN-RNN Framework for Crop Yield Prediction. *Frontiers in Plant Science*, 10(January), 1–14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.01750>
- Khalifa, A. B., & Frigui, H. (2015). MI-ANFIS: A multiple instance Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2015-Novem*. <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2015.7338077>
- Khot, P., & Bawane, N. (2012). “Anfis Based Model in Decision Making To Optimize the Profit in Farm Cultivation.” *International Journal of Engineering Science and Technology*, 4(2), 442–448.
- Kouadio, L., Deo, R. C., Byrareddy, V., Adamowski, J. F., Mushtaq, S., & Phuong Nguyen, V. (2018). Artificial intelligence approach for the prediction of Robusta coffee yield using soil fertility properties. *Computers and Electronics in Agriculture*, 155, 324–338. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.10.014>
- Loh, W. Y. (2011). Classification and regression trees. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(1), 14–23. <https://doi.org/10.1002/widm.8>
- Lowenberg-DeBoer, J., Huang, I. Y., Grigoriadis, V., & Blackmore, S. (2020). Economics of robots and automation in field crop production. *Precision Agriculture*, 21(2), 278–299. <https://doi.org/10.1007/s11119-019-09667-5>
- Maher, I., Eltaib, M. E. H., Sarhan, A. A. D., & El-Zahry, R. M. (2014). Investigation of the effect of machining parameters on the surface quality of machined brass (60/40) in CNC end milling—ANFIS modeling. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 74(1), 531–

537. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-6016-z>
- Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Hartling, S., Esposito, F., & Fritschi, F. B. (2020). Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 237(December 2019), 111599. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111599>
- McKinion, J. M., & Lemmon, H. E. (1985). Expert systems for agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1(1), 31–40. [https://doi.org/10.1016/0168-1699\(85\)90004-3](https://doi.org/10.1016/0168-1699(85)90004-3)
- Medar, R., Rajpurohit, V. S., & Shweta, S. (2019). Crop Yield Prediction using Machine Learning Techniques. *2019 IEEE 5th International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/I2CT45611.2019.9033611>
- Meng, Y., Liang, J., Cao, F., & He, Y. (2018). A new distance with derivative information for functional k-means clustering algorithm. *Information Sciences*, 463–464, 166–185. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.06.035>
- Mohaddes, S. A., & Fahimifard, S. M. (2015). Application of adaptive Neuro-Fuzzy inference system (ANFIS) in forecasting agricultural products export revenues (case of iran's agriculture sector). *Journal of Agricultural Science and Technology*, 17(1), 1–10.
- Monjezi, N. (2021). The application of the cart and chiad algorithms in sugar beet yield prediction. *Basrah Journal of Agricultural Sciences*, 34(1), 1–13. <https://doi.org/10.37077/25200860.2021.34.1.01>
- Murase, H. (2000). Artificial intelligence in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 29(1), 1–2. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(00\)00132-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0168-1699(00)00132-0)
- Nabavi-Pelesaraei, A., Rafiee, S., Hosseini-Fashami, F., & Chau, K. (2021). Chapter 11 - Artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system in energy modeling of agricultural products. In R. Deo, P. Samui, & S. S. B. T.-P. M. for E. M. and P. S. E. Roy (Ed.), *Predictive Modelling for Energy Management and Power Systems Engineering* (hal. 299–334). Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-817772-3.00011-2>
- Nabavi-Pelesaraei, A., Rafiee, S., Mohtasebi, S. S., Hosseinzadeh-Bandbafha, H., & Chau, K. wing. (2018). Integration of artificial intelligence methods and life cycle assessment to predict energy output and environmental impacts of paddy production. *Science of the Total Environment*, 631–632, 1279–1294. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.03.088>
- Nedumaran, S., & Abinaya, P. (2013). Socioeconomics Discussion Paper Series Sorghum and Millets Futures in Asia under Changing Socio-economic and Climate Scenarios. *icrisat*, 2. <http://oar.icrisat.org/id/eprint/6427>
- Nevavuori, P., Narra, N., & Lipping, T. (2019a). Crop yield prediction with deep

- convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, *163*, 104859. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104859>
- Nevavuori, P., Narra, N., & Lipping, T. (2019b). Crop yield prediction with deep convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, *163*(June), 104859. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104859>
- 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 (Switzerland)*, *11*(5), 1–13. <https://doi.org/10.3390/agriculture11050408>
- Osman, T., Psyche, S. S., Kamal, M. R., Tamanna, F., Haque, F., & Rahman, R. M. (2017). Predicting early crop production by analysing prior environment factors. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, *538 AISC*, 470–479. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49073-1_51
- Pantazi, X. E., Moshou, D., Alexandridis, T., Whetton, R. L., & Mouazen, A. M. (2016). Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, *121*, 57–65. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.11.018>
- Patrício, D. I., & Rieder, R. (2018). Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. *Computers and Electronics in Agriculture*, *153*(June), 69–81. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.001>
- Pezzali, J. G., Suprabha-Raj, A., Siliveru, K., & Aldrich, C. G. (2020). Characterization of white and red sorghum flour and their potential use for production of extrudate crisps. In *PLoS ONE* (Vol. 15, Nomor 6 June). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0234940>
- Punhani, A., Faujdar, N., Mishra, K. K., & Subramanian, M. (2022). Binning-Based Silhouette Approach to Find the Optimal Cluster Using K-Means. *IEEE Access*, *10*, 115025–115032. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3215568>
- Qaddoum, K., Hines, E., & Illiescu, D. (2011). Adaptive neuro-fuzzy modeling for crop yield prediction. *Recent Researches in Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases - 10th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases, AIKED'11*, 199–204.
- Qiao, M., He, X., Cheng, X., Li, P., Luo, H., Zhang, L., & Tian, Z. (2021). Crop yield prediction from multi-spectral, multi-temporal remotely sensed imagery using recurrent 3D convolutional neural networks. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *102*(July), 102436. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102436>
- Ranjan, A. K., & Parida, B. R. (2019). Paddy acreage mapping and yield prediction using sentinel-based optical and SAR data in Sahibganj district, Jharkhand (India). *Spatial Information Research*, *27*(4), 399–410. <https://doi.org/10.1007/s41324-019-00246-4>

- Rashwan, A. K., Yones, H. A., Karim, N., Taha, E. M., & Chen, W. (2021). Potential processing technologies for developing sorghum-based food products: An update and comprehensive review. *Trends in Food Science and Technology*, *110*(November 2020), 168–182. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2021.01.087>
- Ren, G., Lin, T., Ying, Y., Chowdhary, G., & Ting, K. C. (2020). Agricultural robotics research applicable to poultry production: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, *169*, 105216. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105216>
- Riznanda Fatiharani, F., Budianta, D., & Fitri, S. N. A. (2022). Pengaruh pupuk kandang ayam dan dolomit terhadap nitrogen (n), fosfor (p) dan kalium (k) tanah serta pertumbuhan dan hasil tanaman sorgum (*sorghum bicolor* (L.) Moench) pada tanah pasang surut [Universitas Sriwijaya]. <https://repository.unsri.ac.id/75716/>
- Rose, D. C., Wheeler, R., Winter, M., Lobley, M., & Chivers, C.-A. (2021). Agriculture 4.0: Making it work for people, production, and the planet. *Land Use Policy*, *100*, 104933. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104933>
- Roy, S. K., & De, D. (2020). Genetic Algorithm based Internet of Precision Agricultural Things (IopaT) for Agriculture 4.0. *Internet of Things*, 100201. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100201>
- Ruiz-Real, J. L., Uribe-Toril, J., Arriaza, J. A. T., & Valenciano, J. de P. (2020). A look at the past, present and future research trends of artificial intelligence in agriculture. *Agronomy*, *10*(11), 1–16. <https://doi.org/10.3390/agronomy10111839>
- Ryan, M. (2020). Agricultural Big Data Analytics and the Ethics of Power. *Journal of Agricultural and Environmental Ethics*, *33*(1), 49–69. <https://doi.org/10.1007/s10806-019-09812-0>
- Saeed, R. A., Galybin, A. N., & Popov, V. (2013). 3D fluid-structure modelling and vibration analysis for fault diagnosis of Francis turbine using multiple ANN and multiple ANFIS. *Mechanical Systems and Signal Processing*, *34*(1–2), 259–276. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.08.004>
- Sajimin, S., Purwantari, N. D., . S., & . S. (2018). Evaluation on performance of some Sorghum bicolor cultivars as forage resources in the dry land with dry climate. *Jurnal Ilmu Ternak dan Veteriner*, *22*(3), 135. <https://doi.org/10.14334/jitv.v22i3.1611>
- Sang-Hyun, L., Lee, J. G., & Kyung-II, M. (2013). Smart home security system using multiple ANFIS. *International Journal of Smart Home*, *7*(3), 121–132.
- Sarr, M. A., Seidou, O., Bryant, C. R., & Amadou, A. (2016). Projections of Peanut Yields from 2011 to 2040 in Senegal Using Classification and Regression Trees. In *Agricultural Adaptation to Climate Change* (hal. 153–165). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-31392-4_10

- Savla, A., Bhadada, H., Dhawan, P., & Joshi, V. (2015). Application of Machine Learning Techniques for Yield Prediction on Delineated Zones in Precision Agriculture. *International Journal of New Computer Architectures and their Applications (IJNCAA)*, 5.
- Shidnal, S., Latte, M. V., & Kapoor, A. (2021a). Crop yield prediction: two-tiered machine learning model approach. *International Journal of Information Technology (Singapore)*, 13(5), 1983–1991. <https://doi.org/10.1007/s41870-019-00375-x>
- Shidnal, S., Latte, M. V., & Kapoor, A. (2021b). Crop yield prediction: two-tiered machine learning model approach. *International Journal of Information Technology*, 13(5), 1983–1991. <https://doi.org/10.1007/s41870-019-00375-x>
- Shook, J., Gangopadhyay, T., Wu, L., Ganapathysubramanian, B., Sarkar, S., & Singh, A. K. (2021). Crop yield prediction integrating genotype and weather variables using deep learning. *PLOS ONE*, 16(6), e0252402. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0252402>
- Silver, D. L., & Monga, T. (2019). In Vino Veritas: Estimating Vineyard Grape Yield from Images Using Deep Learning. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 11489 LNAI*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-18305-9_17
- Smith, M. J. (2019). Getting value from artificial intelligence in agriculture. *Animal Production Science*, 60(1), 46–54. <https://doi.org/10.1071/AN18522>
- Su, Y., Xu, H., & Yan, L. (2017). Support vector machine-based open crop model (SBOCM): Case of rice production in China. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 24(3), 537–547. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2017.01.024>
- Subhi Al-Batah, M., Mat Isa, N. A., Klaib, M. F., & Al-Betar, M. A. (2014). Multiple adaptive neuro-fuzzy inference system with automatic features extraction algorithm for cervical cancer recognition. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/181245>
- Sumeet Kumar Agrawal. (2021). Metrics to Evaluate your Classification Model to take the right decisions. *Analytics Vidhya*.
- Suparta, W., & Alhasa, K. M. (2016). *Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System*. 2009, 5–18. https://doi.org/10.1007/978-3-319-28437-8_2
- Susilawati, Subatra, K., Suwigno, R. A., & Hayati, R. (2014). Adaptasi Beberapa Varietas Unggul Kedelai yang Berdaya Hasil Tinggi dengan Pemberian Dolomit dan Urea di Lahan Pasang Surut. *Jurnal Lahan Suboptimal*, 3(2), 126–131. <https://www.jikm.unsri.ac.id/index.php/jlso/article/view/117>
- Syakur, M., Muyassir, Hifnalisa, & Fazlina, Y. D. (2018). Potential of critical land for sorghum (*Sorghum bicolor*) development in Indrapuri sub-district, Aceh Besar district, Aceh Province. *Eurasian Journal of Analytical Chemistry*,

13(6), 170–177.

- Taherei Ghazvinei, P., Darvishi, H. H., Mosavi, A., Bin Wan Yusof, K., Alizamir, M., Shamshirband, S., & Chau, K. W. (2018). Sugarcane growth prediction based on meteorological parameters using extreme learning machine and artificial neural network. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 12(1), 738–749. <https://doi.org/10.1080/19942060.2018.1526119>
- Talpur, N., Salleh, M. N. M., & Hussain, K. (2017). An investigation of membership functions on performance of ANFIS for solving classification problems. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 226(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/226/1/012103>
- Tedesco-Oliveira, D., Pereira da Silva, R., Maldonado, W., & Zerbato, C. (2020). Convolutional neural networks in predicting cotton yield from images of commercial fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 171(October 2019), 105307. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105307>
- Teetor, V. H., Duclos, D. V., Wittenberg, E. T., Young, K. M., Chawhuaymak, J., Riley, M. R., & Ray, D. T. (2011). Effects of planting date on sugar and ethanol yield of sweet sorghum grown in Arizona. *Industrial Crops and Products*, 34(2), 1293–1300. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2010.09.010>
- Thomopoulos, R., Croitoru, M., & Tamani, N. (2015). Decision support for agri-food chains: A reverse engineering argumentation-based approach. *Ecological Informatics*, 26, 182–191. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2014.05.010>
- Thongboonnak, K., & Sarapirome, S. (2011). Integration of Artificial Neural Network and Geographic Information System for Agricultural. *Suranaree Journal of Science and Technology*, 18(1), 71–80. <http://sutir.sut.ac.th:8080/jspui/handle/123456789/3813>
- Tian, L., Wang, C., Li, H., & Sun, H. (2020). Yield prediction model of rice and wheat crops based on ecological distance algorithm. *Environmental Technology & Innovation*, 20, 101132. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eti.2020.101132>
- van Engelen, J. E., & Hoos, H. H. (2020). A survey on semi-supervised learning. *Machine Learning*, 109(2), 373–440. <https://doi.org/10.1007/s10994-019-05855-6>
- 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/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
- Vanani, I. R., & Sohrabi, B. (2020). A multiple adaptive neuro-fuzzy inference system for predicting ERP implementation success. *Iranian journal of Management Studies*, 13(4), 587–621. <https://doi.org/10.22059/IJMS.2020.289483.673801>
- Vasilakoglou, I., Dhima, K., Karagiannidis, N., & Gatsis, T. (2011). Sweet sorghum

- productivity for biofuels under increased soil salinity and reduced irrigation. *Field Crops Research*, 120(1), 38–46. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.08.011>
- Villanueva, M. B., & Salenga, M. L. M. (2018). Bitter melon crop yield prediction using Machine Learning Algorithm. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(3), 1–6. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2018.090301>
- Wahyuni, I., Mahmudy, W. F., & Iriany, A. (2017). Rainfall prediction using hybrid adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and genetic algorithm. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*, 9(2–8), 51–56.
- Wani, T., Dhas, N., Sasane, S., Nikam, K., & Abin, D. (2021). *Soil pH Prediction Using Machine Learning Classifiers and Color Spaces BT - Machine Learning for Predictive Analysis* (A. Joshi, M. Khosravy, & N. Gupta (ed.); hal. 95–105). Springer Singapore.
- Widiastuti, W., Handayani, A., & Dwiatmiko, S. (2018). Prospect And Sustainability Of Sorghum Production In Raji Village Demak Regency Central Java Indonesia. In Universitas Mahasaraswati (Ed.), *The 9th International Conference Rural Research & Planning Group* (hal. 44–53). 2019-02-22. <https://e-journal.unmas.ac.id/index.php/IC-RRPG/article/view/233/227>
- Wójcik-Gront, E. (2018). Variables influencing yield-scaled Global Warming Potential and yield of winter wheat production. *Field Crops Research*, 227, 19–29. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2018.07.015>
- Wójcik-Gront, E., & Studnicki, M. (2021). Long-term yield variability of triticale (×triticosecale wittmack) tested using a cart model. *Agriculture (Switzerland)*, 11(2), 1–12. <https://doi.org/10.3390/agriculture11020092>
- Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M. J. (2017). Big Data in Smart Farming – A review. *Agricultural Systems*, 153, 69–80. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
- Wulandari, R., Bakri, B., & Budianta, D. (2022). *Pengaruh Pupuk Kotoran Sapi Dan Dolomit Terhadap Ph, Npk Tanah Serta Pertumbuhan Dan Produksi Tanaman Sorghum (Sorghum Bicolor (L.) Moench) Pada Tanah Pasang Surut* [Universitas Sriwijaya]. <https://repository.unsri.ac.id/68158/>
- Xu, X., Gao, P., Zhu, X., Guo, W., Ding, J., Li, C., Zhu, M., & Wu, X. (2019). Design of an integrated climatic assessment indicator (ICAI) for wheat production: A case study in Jiangsu Province, China. *Ecological Indicators*, 101(July 2018), 943–953. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.01.059>
- Yang, H., Fu, Y., & Wang, D. (2018). Multi-ANFIS Model Based Synchronous Tracking Control of High-Speed Electric Multiple Unit. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26(3), 1472–1484. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2017.2725819>
- Yang, J., Shang, C., Li, Y., Li, F., Shen, L., & Shen, Q. (2022). Constructing ANFIS

- With Sparse Data Through Group-Based Rule Interpolation: An Evolutionary Approach. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 30(4), 893–907. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2021.3049949>
- Yang, Q., Shi, L., Han, J., Zha, Y., & Zhu, P. (2019). Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images. *Field Crops Research*, 235(August 2018), 142–153. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2019.02.022>
- Yardimci, A., & Asilkan, O. (2014). A new Multiple ANFIS model for classification of hemiplegic gait. *Studies in Health Technology and Informatics*, 205, 88–92. <https://doi.org/10.3233/978-1-61499-432-9-88>
- Yasmine, E. A. S. L., Abdel Ghani, B., Trentesaux, D., & Bouziane, B. (2014). Supply Chain Management Using Multi-Agent Systems in the Agri-Food Industry. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 544, hal. 145–155). <https://doi.org/10.1007/978-3-319-04735-5>
- Zakri, A. A., Mustafa, M. W., & Tribowo, I. (2019). ANFIS Design Based on Prediction Models for The Photovoltaic System. *2019 International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, 234–239. <https://doi.org/10.1109/SIET48054.2019.8986133>
- Zhai, Z., Martínez, J. F., Beltran, V., & Martínez, N. L. (2020). Decision support systems for agriculture 4.0: Survey and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*, 170, 105256. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105256>
- Zhu, J., Jiang, Z., Evangelidis, G. D., Zhang, C., Pang, S., & Li, Z. (2019). Efficient registration of multi-view point sets by K-means clustering. *Information Sciences*, 488, 205–218. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.03.024>