



Pengolahan Citra Digital Kamera Multispektral Berbasis Drone dengan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk Identifikasi Cekaman Air pada Tanaman Padi

Shahiban Muzaki*

Teknik Pertanian, Fakultas Teknologi Industri Pertanian, Universitas Padjadjaran, Indonesia

Email: shahiban21001@mail.unpad.ac.id *

Alamat: Jln. Raya Bandung-Sumedang Km.21, Jatinangor, Sumedang 45363

Penulis Korespondensi: shahiban21001@mail.unpad.ac.id

Abstract *Improper water management in rice cultivation can lead to water stress, which reduces productivity. Conventional monitoring has limitations on large-scale lands, necessitating more efficient remote sensing technologies. This study aims to develop a water stress identification system for rice plants in the late vegetative phase using multispectral drone imagery integrated with an Artificial neural network (ANN). The research method employs an experimental approach with six water availability levels in Karyamukti Village, Sumedang. Field reference data were obtained through soil moisture sensors converted into Available Water (AW) values. Image processing stages included orthomosaic reconstruction, leaf object segmentation, and transformation of vegetation indices (NDVI, NDRE, GNDVI, etc.) as model inputs. The results show that the ANN model with a four-hidden-layer architecture achieved training and validation accuracies of 94–95%. In the independent testing phase, the model produced an accuracy of 94.60% with an F1-Score of 93.33%. Spatial visualization of the prediction results indicates a consistent water condition distribution across rice plots. In conclusion, the integration of multispectral drones and ANN provides an accurate non-destructive solution for spatial monitoring of water availability in rice plants.*

Keywords: *Artificial neural network; Water Stress; Multispectral Drone; Vegetation Indices; Rice.*

Abstrak. Pengelolaan air yang tidak tepat pada budidaya padi dapat menyebabkan cekaman air yang menurunkan produktivitas. Pemantauan konvensional memiliki keterbatasan pada lahan luas, sehingga diperlukan teknologi penginderaan jauh yang lebih efisien. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem identifikasi cekaman air pada tanaman padi fase vegetatif akhir menggunakan citra drone multispektral yang terintegrasi dengan *Artificial neural network* (ANN). Metode penelitian menggunakan pendekatan eksperimen dengan enam tingkat ketersediaan air di Desa Karyamukti, Sumedang. Data referensi lapangan diperoleh melalui sensor kelembaban tanah yang dikonversi menjadi nilai Air Tersedia (AT). Proses pengolahan citra meliputi rekonstruksi *orthomosaic*, segmentasi objek daun, dan transformasi indeks vegetasi (NDVI, NDRE, GNDVI, dll.) sebagai *input* model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ANN dengan arsitektur empat *hidden layer* mampu mencapai akurasi pelatihan dan validasi sebesar 94-95%. Pada tahap pengujian independen, model menghasilkan akurasi sebesar 94,60% dengan nilai F1-Score 93,33%. Visualisasi spasial hasil prediksi menunjukkan distribusi kondisi air yang konsisten antar petakan sawah. Kesimpulannya, integrasi drone multispektral dan ANN memberikan solusi non-destruktif yang akurat untuk pemantauan ketersediaan air tanaman padi secara spasial.

Kata kunci: *Artificial neural network , Cekaman Air, Drone Multispektral, Indeks Vegetasi; Padi.*

1. LATAR BELAKANG

Padi merupakan komoditas strategis di Indonesia karena berperan sebagai pangan pokok utama sekaligus indikator ketahanan pangan nasional. Meskipun produksi padi menunjukkan tren peningkatan, capaian tersebut belum sepenuhnya mampu mengimbangi laju pertumbuhan penduduk dan tingginya tingkat konsumsi beras (Wijaya & Astuti, 2023). Kondisi ini mendorong pemerintah untuk menguatkan program swasembada pangan yang keberhasilannya

sangat bergantung pada ketersediaan sarana pendukung, khususnya pengelolaan jaringan irigasi yang efektif dan berkelanjutan.

Ketersediaan air merupakan faktor krusial dalam budidaya padi karena tanaman ini bersifat semi-akuatik dan memiliki kebutuhan air yang bervariasi pada setiap fase pertumbuhan. Ketidaktepatan pengelolaan air, baik dalam kondisi kekurangan maupun kelebihan, dapat menimbulkan cekaman air yang berdampak pada terganggunya pertumbuhan serta penurunan produktivitas tanaman (Wardani & Kurniati, 2022). Permasalahan ini semakin kompleks mengingat lahan sawah sangat bergantung pada curah hujan dan sistem irigasi, sementara metode pemantauan konvensional masih terbatas efektivitasnya pada lahan berskala luas dan cenderung bergantung pada pengalaman petani (Darma, 2022).

Pemanfaatan teknologi penginderaan jauh menjadi alternatif yang potensial untuk meningkatkan efisiensi pemantauan dan pengelolaan lahan pertanian. Drone yang dilengkapi kamera multispektral mampu menjangkau area luas secara cepat serta menyediakan informasi spektral yang sensitif terhadap kondisi vegetasi, sehingga memungkinkan deteksi kesehatan tanaman dan cekaman air melalui analisis indeks vegetasi (Roihan et al., 2020). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa teknologi drone multispektral memiliki tingkat akurasi tinggi dalam mengidentifikasi cekaman air pada tanaman padi, namun masih memiliki keterbatasan karena dilakukan pada fase generatif serta belum didukung oleh sistem pengolahan data yang terintegrasi (Hamid, 2024). Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pengolahan citra multispektral berbasis drone yang terintegrasi dengan *Artificial neural network* (ANN) untuk mengidentifikasi cekaman air pada tanaman padi pada akhir fase vegetatif secara lebih akurat dan efisien.

2. KAJIAN TEORITIS

A. Tanaman Padi dan Cekaman Air

Tanaman padi (*Oryza sativa* L.) merupakan tanaman semusim dari *famili Graminae* yang memiliki sistem perakaran serabut sehingga mampu menyerap hara secara efektif, namun memiliki sensitivitas tinggi terhadap kondisi kekurangan air. Secara morfologis, padi tersusun atas akar, batang berongga (jerami), daun, serta organ reproduktif berupa malai yang berkembang sesuai fase pertumbuhan vegetatif dan generatif. Pertumbuhan padi berlangsung melalui fase vegetatif, reproduktif, dan pematangan, di mana setiap fase memiliki kebutuhan air yang berbeda. Ketersediaan air menjadi faktor pembatas utama karena berperan langsung dalam menjaga tekanan turgor sel, transpirasi, dan fotosintesis. Kekurangan air menyebabkan

cekaman kekeringan yang ditandai oleh penutupan stomata, penurunan konduktansi, dehidrasi jaringan, serta terhambatnya pertumbuhan daun dan biomassa (Gulo & Nurhayati, 2022). Cekaman ini terjadi ketika suplai air di daerah perakaran lebih kecil dibanding kebutuhan evapotranspirasi tanaman (Nio Song & Banyo, 2011).

B. Kebutuhan Air Tanaman dan Kelembaban Tanah

Kebutuhan air tanaman padi mencakup evapotranspirasi, perkolasi, rembesan, serta kebutuhan awal untuk penjenjutan tanah. Respons tanaman terhadap defisit air sangat bergantung pada fase pertumbuhan, di mana fase pembungaan dan pembentukan hasil merupakan tahap paling sensitif terhadap kekeringan (Munir dalam Fuadi et al., 2016). Kondisi kelembaban tanah yang ideal berada di antara kapasitas lapang dan titik layu permanen, yang menentukan ketersediaan air bagi akar tanaman (Adhiguna & Rejo, 2018).

Pengukuran kelembaban tanah secara langsung menggunakan sensor memiliki keterbatasan pada skala luas dan heterogenitas lahan. Oleh karena itu, pendekatan tidak langsung melalui penginderaan jauh menjadi alternatif yang lebih efisien. Estimasi kelembaban tanah berbasis citra mampu merepresentasikan karakteristik permukaan lahan secara spasial dan temporal dalam cakupan area yang luas (Prasasti et al., 2012).

C. Penginderaan Jauh Berbasis UAV dan Citra Multispektral

Penginderaan jauh menggunakan *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) berkembang pesat karena kemampuannya menghasilkan data spasial beresolusi tinggi, fleksibel terhadap waktu akuisisi, dan relatif efisien secara biaya (Nina, 2023). UAV yang dilengkapi kamera multispektral mampu merekam reflektansi vegetasi pada berbagai panjang gelombang, termasuk spektrum inframerah-dekat dan merah tepi, yang sangat sensitif terhadap kondisi fisiologis tanaman. Citra multispektral memungkinkan analisis kesehatan vegetasi melalui indeks vegetasi seperti NDVI, NDMI, dan NDWI. Perubahan nilai indeks-indeks tersebut mencerminkan variasi kandungan klorofil, biomassa, serta kelembaban vegetasi dan tanah, sehingga dapat digunakan sebagai indikator awal terjadinya cekaman air. Dengan demikian, citra multispektral menyediakan dasar teoritis yang kuat untuk pemantauan cekaman air secara non-destruktif dan spasial.

D. Pengolahan Citra Digital dan Informasi Spasial

Pengolahan citra digital bertujuan mengekstraksi informasi bermakna dari citra melalui transformasi matematis dan analisis piksel (Ratna, 2020). Dalam konteks penginderaan jauh berbasis UAV, proses ini mencakup pembentukan *point cloud*, *Digital elevation model* (DEM), serta *orthomosaic* yang memiliki akurasi geometrik tinggi dan siap dianalisis secara kuantitatif. Pengolahan citra multispektral memungkinkan integrasi berbagai band spektral untuk menghasilkan parameter biofisik tanaman yang tidak dapat diamati secara visual langsung, sehingga sangat relevan dalam studi cekaman air pada tanaman padi.

E. Machine learning dan Artificial neural network

Machine learning merupakan pendekatan komputasi yang memungkinkan sistem belajar dari data untuk membangun model prediktif tanpa pemrograman eksplisit (Ismail, 2021). Dalam analisis citra multispektral, *machine learning* berperan penting untuk menangkap hubungan non-linier antara nilai spektral dan kondisi fisiologis tanaman.

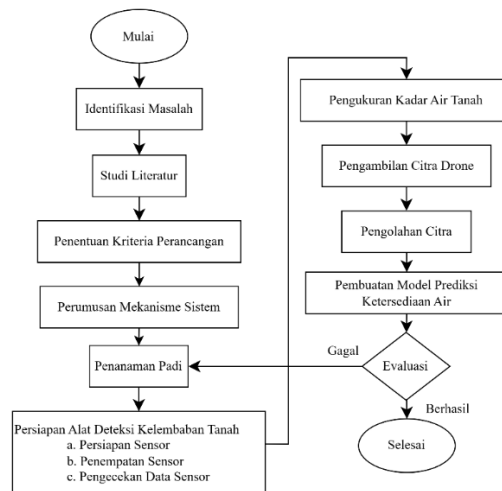
Artificial neural network (ANN) merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang meniru cara kerja jaringan saraf biologis dan mampu memodelkan hubungan kompleks antar variabel *input*. ANN terdiri dari lapisan *input*, *hidden*, dan *output* yang saling terhubung melalui bobot dan fungsi aktivasi non-linier. Keunggulan ANN terletak pada kemampuannya mengolah data berdimensi tinggi dan menangani pola non-linier, sehingga sesuai digunakan untuk mengidentifikasi cekaman air berdasarkan indeks vegetasi dan citra multispektral.

3. METODE PENELITIAN

A. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode rekayasa (*engineering*) dan eksperimen untuk mengembangkan sistem identifikasi cekaman air pada tanaman padi (*Oryza sativa L.*). Eksperimen dimulai sejak bulan Mei 2025 di lahan sawah yang berlokasi di Desa Karyamukti, Tomo, Sumedang selama satu musim tanam. Perlakuan penelitian difokuskan pada enam tingkat ketersediaan air yang ditentukan berdasarkan persentase Ketersediaan air yaitu: 20%, 40%, 60%, 80%, 100%, dan 120%. Setiap tingkat perlakuan diterapkan pada lima plot percobaan, sehingga terdapat total 30 unit sampel amatan. Penempatan perlakuan pada setiap petak lahan dilakukan secara acak untuk menjamin objektivitas data. Alur dari penelitian dimulai dari Identifikasi Masalah, Studi Literatur, Penentuan Kriteria Perancangan, Penanaman padi, Persiapan Alat deteksi Kelembaban Tanah, Pengukuran Kadar Air Tanah, Pengambilan

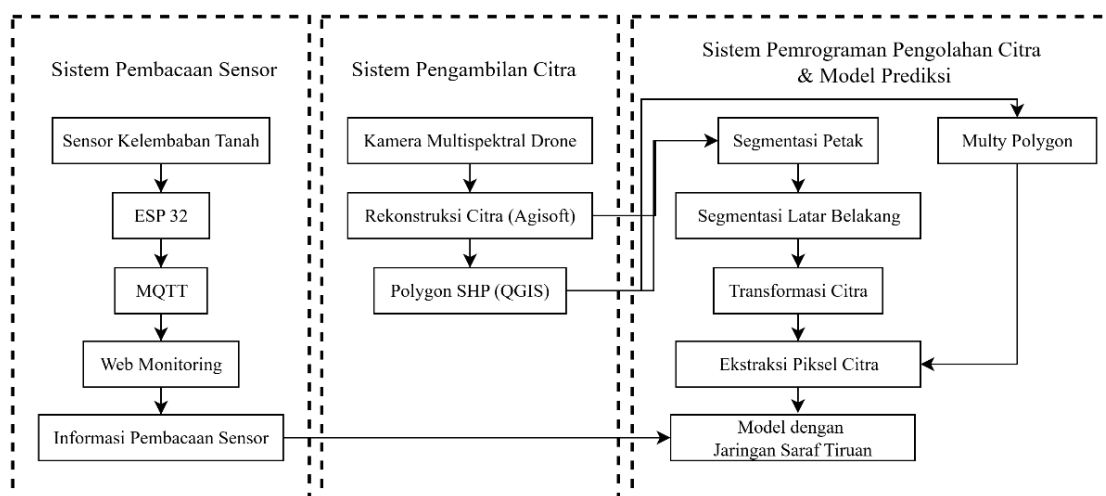
Citra Drone, Pengolahan Citra, Pembuatan Model, Evaluasi, dan Selesai. Atau secara rinci dapat terlihat pada diagram alir pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir desain penelitian

B. Teknik dan Instrumen Pengumpulan Data

Data utama berupa citra udara diperoleh menggunakan wahana *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) yang dilengkapi dengan kamera multispektral. Pengambilan citra dilakukan pada ketinggian terbang 20 meter untuk menghasilkan peta *orthomosaic* dalam format .TIF. Sebagai data referensi lapangan (*ground truth*), kadar air tanah dipantau secara langsung menggunakan sensor kelembaban tanah (*soil moisture sensor*) di setiap petak. Selain itu, perhitungan kebutuhan air tanaman didukung oleh data iklim dari Stasiun Hujan Marongge dan PCH Warung Peti yang diolah menggunakan perangkat lunak CROPWAT. Keterkaitan dari data yang diambil ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir keterkaitan antar data penelitian

Berdasarkan Gambar 2. Dapat diketahui bahwa dalam penelitian ini terdapat tiga sistem yaitu pembacaan kelembaban tanah dengan sensor, sistem pengambilan citra dengan drone, dan sistem pemrograman pengolahan citra dan model prediksi ketersediaan air. Hasil pembacaan sensor akan dijadikan sebagai target prediksi di dalam model. Sedangkan hasil dari pengambilan citra akan diekstrak nilai pikselnya sebagai *input* dari model.

C. Alat Analisis Data dan Model Penelitian

Analisis data dilakukan melalui integrasi pengolahan citra digital dan teknik *machine learning* dengan bahasa pemrograman *Python*. Tahapan analisis meliputi:

1. Segmentasi citra berdasarkan petak percobaan menggunakan poligon serta *masking* citra daun padi dari latar belakang.
2. Transformasi Citra untuk memperbanyak fitur dan variasi data.
3. Ekstraksi nilai piksel dan indeks vegetasi.
4. Seleksi fitur sebagai *input* bagi ANN.
5. Pengembangan Model dengan Implementasi algoritma *Artificial neural network* (ANN) untuk mengklasifikasikan kondisi tanaman ke dalam kategori tercekam air atau tidak tercekam.

D. Pengujian Validitas dan Evaluasi

Validasi instrumen dilakukan dengan mengorelasikan hasil ekstraksi citra terhadap nilai kadar air tanah dari sensor lapangan. Evaluasi performa model dilakukan dengan membagi data menjadi set pelatihan (*training*) dan set pengujian (*testing*). Kinerja model dinilai berdasarkan tingkat akurasi prediksi dalam mengidentifikasi gejala cekaman air, merujuk pada standar akurasi penelitian serupa dengan akurasi minimum sebesar 80%.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pencatatan Nilai Ketersediaan Air

Pencatatan nilai ketersediaan air pada tanaman padi dilakukan dengan mengintegrasikan data dari dua sensor kelembaban tanah per petak untuk menangkap variasi spasial skala mikro. Guna menjamin stabilitas data dan meminimalkan *noise* listrik, sistem menerapkan teknik perataan dengan membaca nilai sensor sebanyak lima kali dalam satu siklus sebelum dikirim ke server. Nilai kelembaban tanah (KT) mentah tersebut kemudian ditransformasikan menjadi nilai Air Tersedia (AT) menggunakan parameter Kapasitas Lapang (KL) dan Titik Layu

Permanen (TLP). Proses konversi ini sangat krusial karena hanya air pada rentang antara KL dan TLP yang dapat diserap secara efektif oleh akar tanaman, dan hasil perhitungan AT inilah yang digunakan sebagai label utama dalam pengembangan *dataset machine learning*.

B. Pengolahan Citra Daun Tanaman Padi

1) Rekonstruksi Citra

Proses rekonstruksi citra drone dilakukan dengan menggabungkan potongan foto melalui tahap *align photo* untuk membentuk *sparse point cloud*, yang kemudian dikembangkan menjadi model 3D melalui pembuatan *mesh* dan *dense cloud*. Selanjutnya, disusun *Digital elevation model* (DEM) untuk representasi topografi hingga menghasilkan *orthomosaic* yang akurat secara geografis dan bebas distorsi. Hasil akhirnya seperti pada Gambar 3. menunjukkan kualitas pemetaan yang tinggi dengan resolusi spasial tajam, pencahayaan konsisten, serta detail petakan sawah yang jelas, menandakan keberhasilan proses stitching dan koreksi geometrik.

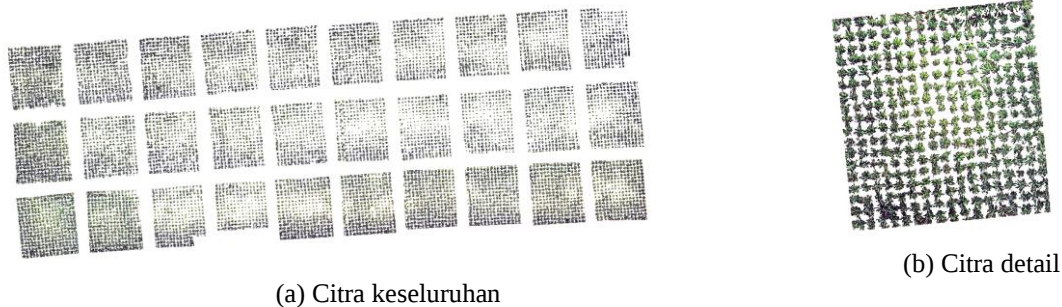


Gambar 3. Hasil rekonstruksi citra dengan QGIS

2) Segmentasi Citra

Pemisahan objek daun padi dilakukan melalui proses segmentasi dan *masking* yang diawali dengan teknik *clipping* citra menggunakan poligon dari perangkat lunak QGIS untuk memisahkan area petakan sawah dari latar belakang. Poligon dibuat dengan metode *buffer* (melewati satu baris tepi) dan menghindari area bayangan untuk menjaga akurasi data, mencakup rata-rata 76,06% dari luas total petakan. Selanjutnya, pembuatan *mask* vegetasi dilakukan menggunakan indeks NDVI yang dioptimalkan melalui normalisasi persentil, *threshold* adaptif, penghalusan *Gaussian*, serta operasi morfologi untuk menghasilkan

segmentasi yang bersih dari objek non-vegetasi seperti tanah dan air. Hasil akhir segmentasi terlihat pada Gambar 4.



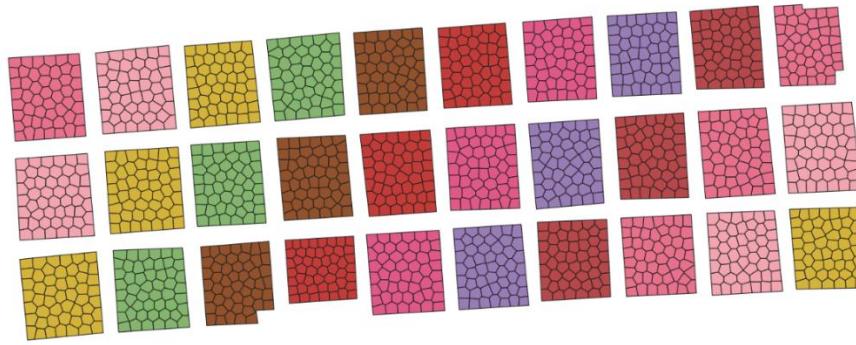
Gambar 4. Hasil segmentasi citra daun padi

3) *Transformasi Citra*

Transformasi citra menjadi berbagai indeks vegetasi memiliki peran krusial dalam mengekstraksi informasi biofisik tanaman yang tidak terdeteksi melalui kanal spektral mentah. Dengan memanfaatkan kombinasi kanal multispektral dan tampak, transformasi ini meningkatkan sensitivitas terhadap variasi kesehatan tanaman, kerapatan kanopi, klorofil, hingga kandungan air vegetasi. Penggunaan berbagai indeks seperti NDVI, NDRE, hingga indeks berbasis RGB berfungsi untuk meminimalkan gangguan latar belakang tanah serta menyediakan variabel turunan yang lebih akurat dan informatif guna pemodelan ketersediaan air pada lahan pertanian.

4) *Multi Polygon*

Pembuatan multi-polygon melalui pembentukan sub-petakan di dalam satu petak utama sangat penting untuk menangkap variasi spasial kondisi tanaman yang seringkali tidak terwakili jika hanya menggunakan satu nilai rata-rata petak. Dengan menggunakan metode *K-Means clustering* dan poligon *Voronoi* yang berbasis pada titik acak proporsional, petakan dibagi menjadi unit analisis yang lebih kecil, seragam, dan tersebar merata tanpa saling tumpang tindih. Pendekatan ini memastikan bahwa setiap sub-area memiliki representasi nilai piksel yang akurat, sehingga memungkinkan identifikasi perbedaan mikro pada kesehatan atau pertumbuhan tanaman di seluruh area lahan secara lebih detail dan presisi. Hasil dari multi polygon dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil akhir multi poligon

5) *Ekstraksi Citra*

Proses ekstraksi nilai piksel mentransformasi data spasial citra drone menjadi data numerik melalui integrasi multi poligon sub-petakan dengan citra raster menggunakan teknik *masking* dan reduksi data berbasis nilai rata-rata (*mean*). Hasil ekstraksi yang mencakup kanal spektral, indeks vegetasi, dan status ketersediaan air ini disimpan dalam format CSV dan *Geopackage* untuk keperluan analisis statistik serta pemetaan GIS. Analisis terhadap 1.500 sampel menunjukkan distribusi data yang stabil dan representatif, di mana nilai reflektansi tinggi pada kanal M_NIR serta konsentrasi indeks vegetasi seperti NDVI di atas 0,7 mengonfirmasi kondisi vegetasi yang rapat, homogen, dan minim gangguan unsur non-vegetasi.

C. Seleksi Fitur dan Optimasi Model

1) *Seleksi Fitur*

Seleksi fitur dilakukan secara sistematis untuk menjamin kualitas *input* dalam pemodelan ketersediaan air, diawali dengan imputasi *outlier* berbasis status untuk menjaga stabilitas data tanpa menghilangkan variansi alami vegetasi. Melalui analisis kurva hubungan (linear, polinomial, logaritmik, dan eksponensial), fitur terpilih seperti *GREEN_VIS*, *M_GREEN*, *M_RED*, *NDVI*, *NDRE*, *GNDVI*, *EVI*, *VIDVI*, dan *CIVE* terbukti memiliki relevansi kuat terhadap status ketersediaan air dengan nilai R^2 di atas 0,3. Penyeleksian ini kemudian dipertajam dengan uji multikolinearitas untuk mengeliminasi redundansi antar variabel yang memiliki korelasi di atas 0,95, sehingga menghasilkan kombinasi fitur final yang tidak hanya sensitif terhadap perubahan biofisik tanaman padi, tetapi juga memiliki efisiensi komputasi yang optimal untuk digunakan dalam arsitektur *Artificial neural network* (ANN).

2) Training dan Validasi Model Klasifikasi Ketersediaan Air

Arsitektur yang digunakan dalam pembuatan model dapat dilihat pada Tabel 1.

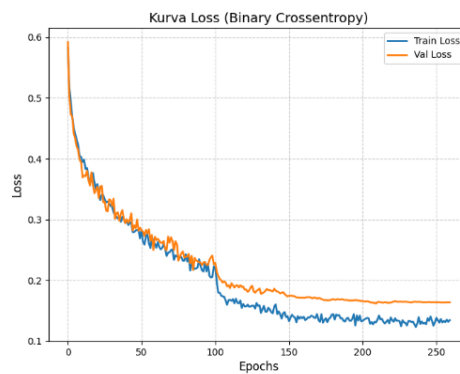
Tabel 1. Arsitektur model klasifikasi ketersediaan air

Komponen	Spesifikasi / Detail
Input Layer	Berupa fitur hasil ekspansi polinomial (<i>degree</i> 2) dari 9 indeks vegetasi utama.
Hidden Layer 1	1024 neuron, inisialisasi He Uniform, ditambah <i>Gaussian Noise</i> (0.01).
Hidden Layer 2	512 neuron.
Hidden Layer 3	256 neuron.
Hidden Layer 4	128 neuron.
Fungsi Aktivasi	<i>Swish Activation</i> pada lapisan tersembunyi dan <i>Sigmoid</i> pada lapisan <i>output</i> .
Regulasi	<i>Batch Normalization</i> dan <i>Dropout</i> (0.3 - 0.4) untuk mencegah <i>overfitting</i> .
Optimizer	<i>Nadam</i> dengan <i>learning rate</i> awal 0.001.
Loss Function	<i>Binary Crossentropy</i> (untuk klasifikasi biner status ketersediaan air).
Mekanisme Tambahan	<i>Early Stopping</i> , <i>Model Checkpoint</i> , dan <i>ReduceLROnPlateau</i> .

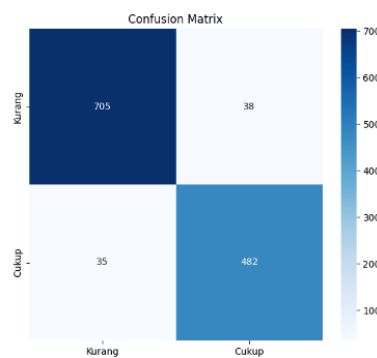
Pelatihan model *Artificial neural network* (ANN) menunjukkan performa yang stabil dan konvergen dengan akurasi data *training* serta *validation* yang mencapai kisaran 94-95% sebagaimana yang terlihat pada Gambar 6. Selisih tipis antar kurva akurasi serta stabilisasi nilai *loss* di bawah 0,2 seperti yang terlihat pada Gambar 7. mengindikasikan bahwa penggunaan optimasi *Nadam* dan strategi regulasi seperti *Dropout* berhasil mencegah *overfitting* secara signifikan. Berdasarkan *Confusion matrix* pada Gambar 8., model menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat kuat dalam membedakan kondisi ketersediaan air tanaman padi di lapangan. Pada kelas "Kurang", model berhasil memprediksi 716 sampel dengan benar (*True Negative*) dan hanya melakukan 27 kesalahan prediksi sebagai "Cukup". Sementara itu, pada kelas "Cukup", model berhasil memprediksi 476 sampel dengan benar (*True Positive*) dengan 41 sampel yang terdeteksi salah sebagai "Kurang". Tingginya akumulasi angka pada diagonal utama *Confusion matrix* ini secara teknis membuktikan bahwa model memiliki nilai presisi, sensitivitas, dan akurasi keseluruhan yang sangat tinggi.



Gambar 6. Kurva akurasi *training* dan validasi model



Gambar 7. Kurva *loss* training dan validasi model

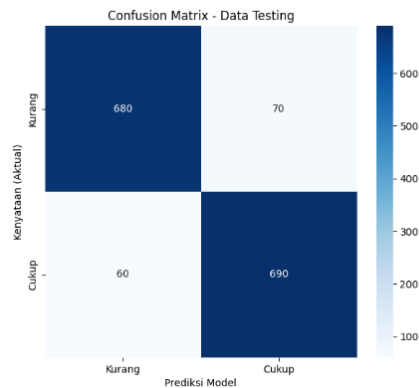


Gambar 8. *Confusion matrix* training model

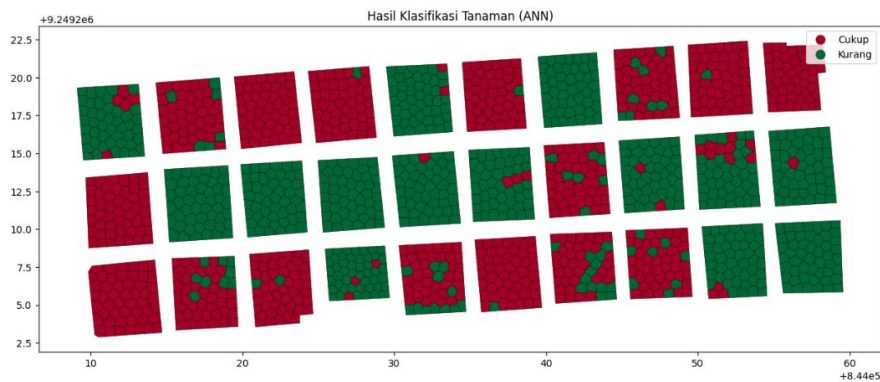
3) *Testing Model Klasifikasi Ketersediaan Air*

Proses pengujian model *Artificial neural network* (ANN) pada citra yang berbeda menunjukkan tingkat generalisasi yang sangat baik, yang dibuktikan dengan kurva akurasi yang stabil pada rentang 94-95%. serta nilai *loss* yang konvergen di bawah 0,2. Berdasarkan evaluasi *Confusion matrix* pada Gambar 9., model mampu mengklasifikasikan status ketersediaan air dengan akurasi tinggi, di mana terdapat 716 prediksi benar untuk kategori

"Kurang" dan 476 prediksi benar untuk kategori "Cukup", dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Implementasi spasial hasil prediksi ini pada peta klasifikasi tanaman menunjukkan sebaran kondisi vegetasi yang detail dan konsisten antar petakan sawah, membuktikan bahwa model tidak hanya unggul secara statistik tetapi juga andal saat diaplikasikan pada data lapangan yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil prediksi divisualisasikan dengan Gambar 10.



Gambar 9. Confusion matrix data testing



Gambar 10. Visualisasi hasil prediksi model

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi penginderaan jauh drone multispektral dengan algoritma *Artificial neural network* (ANN) sangat efektif dalam mengidentifikasi cekaman air tanaman padi fase vegetatif akhir dengan akurasi pengujian mencapai 94,60%. Penggunaan indeks vegetasi seperti NDVI, NDRE, dan EVI terbukti krusial sebagai fitur *input* yang sensitif terhadap kondisi biofisik dan ketersediaan air tanaman. Meskipun model

menunjukkan generalisasi yang baik dengan akurasi tinggi dan visualisasi spasial yang detail, penelitian ini masih terbatas pada satu fase pertumbuhan saja. Untuk penelitian mendatang, disarankan perluasan studi pada fase reproduktif dan pematangan serta pengembangan sistem pemrosesan data *real-time* dan penambahan variabel sensor lingkungan untuk meningkatkan ketajaman prediksi di berbagai kondisi lapangan.

DAFTAR REFERENSI

- Adhiguna, R. T., & Rejo, A. (2018). Teknologi Irigasi Tetes dalam Mengoptimalkan Efisiensi Penggunaan Air di Lahan Pertanian. Prosiding Seminar Nasional Hari Air Dunia 2018, 1(1).
- Darma, S. (2022). Kesesuaian Lahan Padi Sawah di Desa Bumi Rapak dan Desa Selangkau Kabupaten Kutai Timur. *Jurnal Ilmu Tanah Dan Lingkungan*, 24(1). <https://doi.org/10.29244/jitl.24.1.32-38>
- Fuadi, N. A., Purwanto, M. Y. J., & Tarigan, S. D. (2016). Kajian Kebutuhan Air dan Produktivitas Air Padi Sawah dengan Sistem Pemberian Air Secara SRI dan Konvensional Menggunakan Irigasi Pipa. *Jurnal Irigasi*, 11(1). <https://doi.org/10.31028/ji.v11.i1.23-32>
- Gulo, D. K., & Nurhayati, N. (2022). Proses Fisiologis Pembentukan Protein Kedelai pada Kondisi Tanaman Mengalami Cekaman Kekeringan. *Tabela Jurnal Pertanian Berkelanjutan*, 1(1). <https://doi.org/10.56211/tabela.v1i1.167>
- Ismail. (2021). Machine learning: Teori, Studi Kasus, dan Implementasi Menggunakan Phyton.
- Nina, A. (2023). Efektifitas Drone Sebagai Media Penginderaan Jauh Untuk Pemantauan Kesehatan Tanaman. *Jurnal Technopreneur (JTech)*, 11(2). <https://doi.org/10.30869/jtech.v11i2.1186>
- Nio Song, A., & Banyo, Y. (2011). Konsentrasi Klorofil Daun Sebagai Indikator Kekurangan Air Pada Tanaman. *Jurnal Ilmiah Sains*, 15(1). <https://doi.org/10.35799/jis.11.2.2011.202>
- Prasasti, I., Carolita, I., Ramdani, A. E., Risdiyanto, I., Pemanfaatan Penginderaan Jauh, P., & Geofisika dan Meteorologi, J. (2012). Kajian Pemanfaatan Data Alospalsardalam Pemetaan Kelembaban Tanah (The Study of Alos Palsar Data Application For Soil Moisture Estimation). In *Jurnal Penginderaan Jauh* (Vol. 9, Issue 2).
- Ratna, S. (2020). Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm. *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3). <https://doi.org/10.31602/tji.v11i3.3294>
- Roihan, A., Hasanudin, M., Sunandar, E., & Pratama, S. R. (2020). Perancangan Purwarupa Bird Repellent Device Sebagai Optimasi Panen Padi Di Bidang Pertanian Berbasis Internet of Things. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 11(1). <https://doi.org/10.24176/simet.v11i1.3752>
- Wardani, M., & Kurniati, E. (2022). Analisis Kebutuhan Air Irigasi Untuk Tanaman Padi Di Desa Berora Kecamatan Lopok. *Jurnal Kacapuri: Jurnal Keilmuan Teknik Sipil*, 5(1). <https://doi.org/10.31602/jk.v5i1.7565>

Wijaya, W., & Astuti, L. C. (2023). Kajian Literatur Hubungan Karakteristik Petani dengan Adopsi Inovasi Budidaya Padi Sawah. *Paradigma Agribisnis*, 5(2).
<https://doi.org/10.33603/jpa.v5i2.7833>