

PENGEMBANGAN SISTEM KENDALI PENGERINGAN PADI OTOMATIS BERBASIS MULTIMODAL DEEP LEARNING MENGGUNAKAN DATA SENSOR DAN CITRA VISUAL

Andrew Ramadhani^{1*}, Junaidi², Suci Fitriayu³

Universitas Royal

email: ¹andrewrmdhn@gmail.com, ²junaidijuna993@gmail.com

Abstract: Rice drying is a crucial post-harvest stage that affects the quality, shelf life, and economic value of rice. Conventional methods, such as sun drying and timer-based systems, are still predominantly used but are less adaptive to weather changes, often resulting in reduced product quality. This study developed an automated rice drying control system based on multimodal deep learning by integrating visual images and weather sensor data. The YOLOv5 model was used to detect grain conditions with 95% accuracy, while sensor analysis using LSTM and Transformer achieved accuracies of 90% and 93%, respectively. Multimodal integration improved control accuracy to 96% through an automatic roof opening/closing mechanism responsive to weather conditions and grain moisture status. Test results show that this system is more efficient than the baseline method, with an average drying time of 12 hours, moisture content accuracy of $\pm 96\%$, and 30% lower yield loss. These findings highlight the potential of multimodal deep learning in supporting precision agriculture and modernizing post-harvest processes in Indonesia, while also opening opportunities for developing similar systems for other food commodities to support sustainable food security.

Keywords: Rice Drying, Intelligent Control System, Multimodal Deep Learning, Sensor Data, Visual Imagery

Abstrak: Pengerian padi merupakan tahap krusial pascapanen yang memengaruhi mutu, daya simpan, dan nilai ekonomis gabah. Metode konvensional, seperti penjemuran matahari dan sistem berbasis timer, masih dominan digunakan namun kurang adaptif terhadap perubahan cuaca, sehingga sering menurunkan kualitas hasil. Penelitian ini mengembangkan sistem kendali pengerian padi otomatis berbasis multimodal deep learning dengan mengintegrasikan citra visual dan data sensor cuaca. Model YOLOv5 digunakan untuk mendeteksi kondisi gabah dengan akurasi 95%, sedangkan analisis sensor menggunakan LSTM dan Transformer menghasilkan akurasi masing-masing 90% dan 93%. Integrasi multimodal meningkatkan akurasi kendali menjadi 96% melalui mekanisme buka-tutup atap otomatis yang responsif terhadap kondisi cuaca dan status kekeringan gabah. Hasil uji menunjukkan sistem ini lebih efisien dibandingkan metode baseline, dengan waktu pengerian rata-rata 12 jam, akurasi kadar air $\pm 96\%$, serta kehilangan hasil 30% lebih rendah. Temuan ini menegaskan potensi penerapan multimodal deep learning dalam mendukung pertanian presisi dan modernisasi proses pascapanen di Indonesia, sekaligus membuka peluang pengembangan sistem serupa pada komoditas pangan lain untuk mendukung ketahanan pangan berkelanjutan.

Kata Kunci: Pengerian Padi, Sistem Kendali Cerdas, Multimodal Deep Learning, Data Sensor, Citra Visual

PENDAHULUAN

Di era Revolusi Industri 4.0, kemajuan teknologi seperti Internet of

Things (IoT), kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), machine learning, dan sistem otomatisasi telah mentransformasi berbagai sektor

kehidupan, termasuk pengelolaan sumber daya pangan (1). Padi, sebagai komoditas strategis dan sumber pangan utama bagi lebih dari separuh populasi dunia, memiliki peran penting dalam ketahanan pangan nasional. Salah satu tahapan krusial pasca-panen adalah proses pengeringan, yang bertujuan menurunkan kadar air gabah hingga sekitar 14% agar aman disimpan dan tetap bermutu (2). Saat ini, praktik pengeringan di lapangan masih banyak menggunakan metode tradisional seperti penjemuran matahari atau pengering berbasis waktu tetap tanpa kendali otomatis (3). Ketidaktepatan suhu dan durasi pengeringan kerap menurunkan kualitas gabah, menyebabkan kerusakan butir, kehilangan nutrisi, dan memperpendek daya simpan (4). Seiring berkembangnya teknologi kecerdasan buatan, pendekatan multimodal deep learning menawarkan solusi dengan kemampuan menganalisis data kompleks secara real-time melalui integrasi data sensor dan citra visual (5)(6). Pendekatan ini berpotensi meningkatkan akurasi pengendalian proses pengeringan, sehingga lebih presisi dalam menentukan waktu dan intensitas yang optimal.

Di Indonesia, penerapan teknologi ini masih terbatas, padahal modernisasi sistem pasca-panen sangat strategis untuk mengurangi kehilangan hasil (losses) dan meningkatkan standar mutu gabah (7). Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem kendali pengeringan padi otomatis berbasis multimodal deep learning yang mampu mengintegrasikan sensor fisik dan kamera visual untuk pengambilan keputusan otomatis. Inovasi ini diharapkan menjadi kontribusi nyata bagi penerapan pertanian presisi sekaligus memperkaya kajian ilmiah di bidang machine vision dan sensor-based control systems pada konteks agrikultur tropis (8).

METODE

Penelitian ini menerapkan pendekatan multimodal dengan mengintegrasikan dua jenis data utama, yaitu data sensor (intensitas cahaya, curah hujan, dan suhu) serta citra visual gabah. Data sensor berfungsi memantau kondisi lingkungan, sementara citra visual digunakan untuk mengidentifikasi tingkat kekeringan gabah. Kedua data tersebut dianalisis secara terpadu guna mengoperasikan sistem atap otomatis secara adaptif dan cerdas. Pada tahap awal, metode yang direncanakan adalah Jaringan Saraf Konvolusional (Convolutional Neural Network/CNN) untuk klasifikasi citra. Implementasi kemudian menggunakan YOLOv5 (You Only Look Once versi 5), sebuah pengembangan berbasis CNN yang memiliki kemampuan deteksi dan pelokalan objek secara waktu nyata (real-time). Algoritma ini dipilih karena dinilai lebih sesuai untuk kebutuhan sistem kendali pengeringan gabah. Data primer diperoleh dari pengambilan citra menggunakan kamera digital di area penjemuran. Pengumpulan dilakukan pada empat kategori kondisi gabah, yaitu basah, setengah kering, kering optimal, dan terlalu kering. Selain itu, data numerik dari sensor lingkungan dikumpulkan untuk memperkaya informasi multimodal.

Tahapan penelitian meliputi:

1. Pengumpulan dan Pelabelan Data

Data sensor suhu, kelembapan, dan kadar air gabah diperoleh secara waktu nyata, sementara citra gabah diambil menggunakan kamera RGB. Klasifikasi kadar air mengikuti standar SNI 6128:2020 serta pedoman IIRI dan FAO, yaitu: basah (>22%), setengah kering (15–22%), kering optimal (13–14%), dan terlalu kering (<12%). Validasi dilakukan dengan Moisture Meter digital.

Tabel 1. Klasifikasi Label

Label	Moisture	RGB	Warna
Basah	M >	0;255;0	Hijau

	22%		
Setengah Kering	$15\% \leq M \leq 22\%$	153;204 ;0	Hijau Kekuningan
Kering Optimal	$13\% \leq M \leq 14\%$	255;255 ;0	Kuning Cerah
Terlalu Kering	$M < 12\%$	204;153 ;0	Kuning Kecoklatan

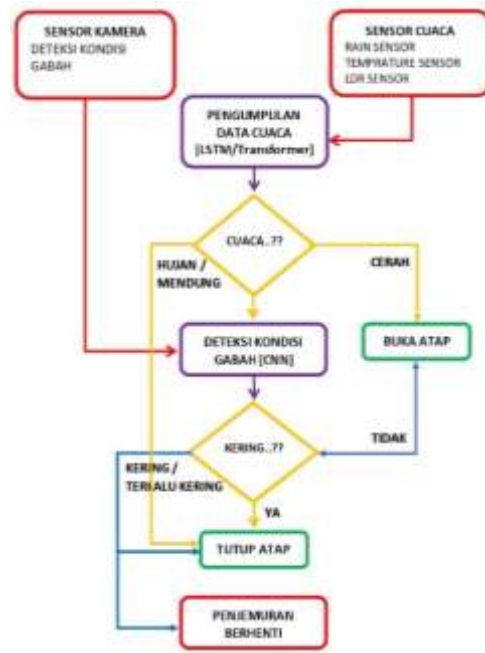
2. Pra-pemrosesan dan Anotasi

Citra dianotasi menggunakan perangkat lunak Roboflow dengan metode bounding box untuk menandai area gabah sesuai kategori kondisi kekeringan. Setiap kelas diberi label dan warna berbeda guna mempermudah proses evaluasi dan pelatihan. Data sensor kemudian dinormalisasi agar konsisten, terintegrasi, dan siap digunakan pada tahap pelatihan model multimodal berbasis deep learning sehingga hasil prediksi lebih akurat dan stabil.

3. Pengembangan Arsitektur Multimodal

Arsitektur yang dikembangkan terdiri dari dua jalur pemrosesan:

1. Jalur visual menggunakan YOLOv5 berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengekstraksi fitur citra gabah, mendeteksi kondisi kekeringan, dan mengklasifikasikan secara real-time.
2. Jalur sensor menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk menganalisis data sensor berbasis deret waktu (time series), sehingga mampu mengenali pola cuaca yang memengaruhi efektivitas pengeringan. Integrasi keduanya menghasilkan keputusan kendali adaptif dan presisi.



Gambar 1. Arsitektur Multimodal Pengeringan Padi

4. Pelatihan dan Evaluasi Model

Model deteksi citra berbasis YOLOv5 dilatih menggunakan dataset yang dibagi menjadi data latih (71%), data validasi (19%), dan data uji (10%). Evaluasi kinerja dilakukan dengan metrik utama, yaitu ketepatan rata-rata (mean Average Precision/mAP), presisi (precision), dan daya ingat (recall). Model dinyatakan andal apabila $mAP \geq 90\%$ dengan presisi dan recall yang konsisten tinggi.

5. Validasi Lapangan

Validasi dilakukan di lokasi mitra dengan parameter: kecepatan mencapai kadar air optimal, kestabilan suhu dan kelembapan, akurasi klasifikasi terhadap pengukuran manual, serta ketepatan kendali atap berdasarkan kondisi cuaca. Hasil pengujian dibandingkan dengan metode konvensional untuk menilai efektivitas sistem yang dikembangkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil penelitian mengenai sistem kendali pengeringan padi otomatis berbasis multimodal deep learning. Uraian meliputi deskripsi dataset dan proses anotasi, evaluasi kinerja model deteksi visual menggunakan YOLOv5, analisis jalur sensor dengan LSTM dan Transformer, serta integrasi keduanya dalam arsitektur multimodal. Selain itu, dilakukan perbandingan dengan metode pengeringan konvensional dan sistem otomatis berbasis waktu tetap untuk menilai efektivitas pendekatan yang diusulkan.

1. Pengumpulan dan Deskripsi Data

Proses pengumpulan data dilakukan melalui dua sumber utama, yaitu data sensor lingkungan dan data citra visual gabah. Data sensor mencakup pembacaan suhu, kelembapan, intensitas cahaya (LDR), dan curah hujan, yang dikumpulkan secara real-time menggunakan sensor yang terintegrasi ke dalam sistem kendali. Data ini digunakan untuk mendeteksi kondisi cuaca aktual selama proses penjemuran berlangsung dan menjadi salah satu acuan utama dalam logika kendali atap otomatis. Data yang di gunakan mengacu pada penelitian sebelumnya (11).

Tabel 2. Pengujian Sensor pada Sistem

No.	Kondisi Cuaca	Sensor LDR	Sensor Hujan	Sensor Suhu	Kondisi Atap	Kondisi Heater
1	Panas	High	Low	Low	Terbuka	Mati
2	Hujan		High	High	Tertutup	Hidup
3	Mendung Kering	Low	Low	Low	Terbuka	Mati
4	Mendung Lembab	Low	High	High	Tertutup	Hidup
5	Panas – Hujan	High	High	Low	Tertutup	Mati
6	Malam	Low	Low	High	Tertutup	Hidup

Sementara itu, dataset sementara dalam studi awal (prototype) terdiri dari 31 gambar gabah yang diambil dari lokasi penjemuran, dengan klasifikasi: gabah basah (19 anotasi), gabah kering (12 anotasi), dan gabah optimal (11 anotasi). Data dibagi menjadi 22 gambar (71%) untuk pelatihan, 6 (19%) untuk validasi, dan 3 (10%) untuk pengujian. Anotasi dilakukan manual menggunakan Roboflow, divalidasi dengan moisture meter digital. Gambar memiliki resolusi rata-rata 8,67 megapiksel (2976x2944 piksel). Distribusi yang cukup merata mendukung pelatihan model YOLOv5 agar mampu mendeteksi kondisi gabah secara akurat dan seimbang pada setiap kelas.



Gambar 2. Dataset Analytic pada Roboflow

2. Proses Anotasi dan Pelabelan

Anotasi citra dilakukan secara manual menggunakan Roboflow dengan metode bounding box, rata-rata 1,4 anotasi per gambar. Setiap kelas diberi

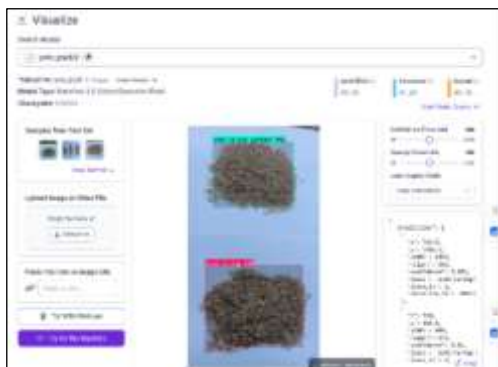
warna berbeda: gabah basah (ungu), gabah kering (merah), dan gabah kering optimal (cyan) untuk mempermudah visualisasi dan evaluasi. Hasil anotasi disimpan dalam format XML/JSON dan diekspor ke format YOLO agar kompatibel dengan model deteksi objek.



Gambar 3. Anotasi dan label pada Roboflow

3. Evaluasi Visual dan Prediksi Model

Model YOLOv5 mampu melakukan deteksi multilabel secara akurat, seperti mendeteksi “gabah kering” (99%) dan “gabah kering optimal” (85%) dalam satu gambar. Uji real-time dengan kamera webcam menunjukkan respons cepat dengan confidence >85%, membuktikan keandalannya untuk diintegrasikan ke dalam sistem kendali pengeringan otomatis berbasis visual secara adaptif.

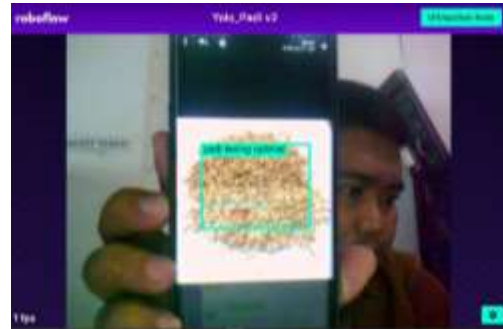


Gambar 4. Visualize Proses Deteksi

4. Pengujian Sensor Kamera

Pengujian sensor dan kamera masih dilakukan dalam tahap prototipe sistem untuk mengevaluasi secara dini kinerja kendali otomatis pengeringan padi. Pada simulasi uji sensor kamera ini menggunakan gambar pada perangkat

android di karenakan pada saat pengujian ini di lakukan daerah penulis sedang masa penanaman baru sehingga terbatasnya sample gabah. Meskipun demikian fokus utama pengujian meliputi respons sistem terhadap data visual dan sensor, keakuratan klasifikasi kondisi gabah, serta logika buka-tutup atap otomatis sebagai dasar pengembangan menuju implementasi skala penuh di lapangan.



Gambar 5. Pengujian Sensor Kamera

5. Hasil Model Sensor

Jalur sensor digunakan untuk mendeteksi kondisi cuaca (suhu, kelembapan, cahaya, dan curah hujan) sebagai dasar kendali buka-tutup atap, bukan untuk memprediksi kadar air gabah. Analisis deret waktu dengan LSTM mencapai akurasi 90%, sedangkan Transformer 93%. Hasil ini mendukung prediksi kadar air dari jalur visual YOLOv5 (95%), sehingga integrasi multimodal menghasilkan akurasi keputusan kendali 96%.

Tabel 3. Perbandingan Akurasi Model

Model	Data	Fungsi	Akurasi (%)
YOLOv5	Visual	Prediksi Kadar Air (Kering)	95
LSTM	Sensor	Deteksi Cuaca	90
Transformer	Sensor	Deteksi Cuaca	93
Multimodal	Visual + Sensor	Kendali Atap Otomatis	96

Meskipun sensor tidak memprediksi kadar air gabah, fungsinya penting untuk mendukung jalur visual. Integrasi multimodal membuat sistem lebih adaptif: atap menutup saat cuaca hujan atau mendung guna menjaga mutu, dan terbuka saat cerah hingga gabah mencapai kondisi kering optimal. Kombinasi deteksi visual dan cuaca ini meningkatkan reliabilitas dibandingkan model unimodal.

6. Integrasi Model dalam Sistem Kendali

Model deteksi visual berbasis YOLOv5 diintegrasikan dengan sensor cuaca untuk mengendalikan atap penjemuran secara otomatis. Logika pengambilan keputusan dilakukan berdasarkan dua parameter: prediksi visual kondisi gabah dan status cuaca terkini. Jika cuaca cerah dan gabah belum mencapai kondisi optimal, maka atap terbuka dan heater aktif (proses pengeringan lanjut). Sebaliknya, jika cuaca mendung atau gabah sudah terdeteksi kering optimal, atap tertutup (proses pengeringan berhenti). Mekanisme ini mencegah over-drying dan menjaga kualitas hasil panen. Hasil dari proses ini dapat di lihat dari tabel logic berikut :

Tabel 4. Output Logic

Kondisi Cuaca	Kondisi Gabah	Proses Pengeringan	
		Atap	Heater
Panas	Basah	Tertutup	Off
	Kering Optimal	Tertutup	Off
Hujan	Basah	Tertutup	On
	Kering Optimal	Tertutup	Off
Mendung	Basah	Tertutup	On
	Kering Optimal	Tertutup	Off
Panas – Hujan	Basah	Tertutup	On
	Kering Optimal	Tertutup	Off
Malam	Basah	Tertutup	On
	Kering Optimal	Tertutup	Off

7. Perbandingan Dengan Baseline

Untuk menilai efektivitas sistem multimodal, dilakukan perbandingan dengan dua baseline: penjemuran tradisional dan sistem otomatis berbasis timer. Penjemuran tradisional memerlukan waktu lama (18–20 jam) dengan mutu tidak seragam serta risiko kontaminasi. Sistem timer lebih cepat (14–15 jam), namun kurang adaptif terhadap cuaca sehingga sering menghasilkan gabah terlalu kering atau lembap.

Sebaliknya, sistem multimodal mampu mencapai kadar air optimal (13–14%) rata-rata dalam 12 jam dengan tingkat keseragaman mutu lebih baik dan kehilangan hasil sekitar 30% lebih rendah dibandingkan metode konvensional. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi deteksi visual dan sensor cuaca memberikan kendali pengeringan yang lebih presisi, efisien, dan konsisten.

Tabel 5. Perbandingan Sistem Multimodal dengan Baseline

Metode	Waktu Pengeringan	Akurasi Kadar Air (Kering)	Kehilangan Hasil (Loses)
Penjemuran Tradisional	18 – 24+ jam	±80%	Tinggi
Otomatis Berbasis Timer	14-15 jam	±85%	Sedang
Multimodal Deep Learning	±12 jam	±96%	Rendah

Temuan ini menegaskan bahwa sistem multimodal tidak hanya mempercepat proses pengeringan, tetapi juga menjaga mutu gabah secara lebih konsisten dibandingkan baseline yang ada.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan merealisasikan sistem kendali pengeringan padi otomatis berbasis multimodal deep learning dengan

memanfaatkan citra visual dan data sensor cuaca sebagai dasar pengambilan keputusan adaptif. Model deteksi visual YOLOv5 menunjukkan akurasi 95% dalam mengidentifikasi kondisi gabah, sementara analisis sensor dengan LSTM dan Transformer mencapai akurasi masing-masing 90% dan 93%. Integrasi keduanya meningkatkan akurasi kendali menjadi 96%, sehingga sistem mampu menyesuaikan proses pengeringan secara presisi melalui mekanisme buka–tutup atap otomatis. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa sistem multimodal lebih efisien dibandingkan metode konvensional maupun sistem otomatis berbasis timer, dengan waktu pengeringan lebih singkat (± 12 jam), akurasi kadar air lebih tinggi ($\pm 96\%$), dan kehilangan hasil lebih rendah. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan multimodal dapat meningkatkan mutu dan daya simpan gabah sekaligus mendukung penerapan pertanian presisi di Indonesia.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Direktorat Jendral Riset dan Pengembangan Kementerian Pendidikan [Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia atas dukungan pendanaan melalui skema Program Penelitian Dosen Pemula (PDP) tahun anggaran 2025, yang telah memberikan kontribusi penting terhadap kelancaran dan penyelesaian penelitian ini.

Penghargaan disampaikan kepada pimpinan Universitas Royal dan LPPM Universitas Royal atas dukungan fasilitas dan arahan berkelanjutan. Ucapan terima kasih khusus ditujukan kepada tim peneliti dan asisten lapangan yang berperan aktif dalam pengumpulan data, eksperimen, serta analisis selama pelaksanaan riset ini.

Penulis berterima kasih kepada rekan kerja dan mitra kolaborator atas masukan konstruktif, serta kepada

keluarga tercinta atas doa, semangat, dan dukungan moral yang tiada henti dalam mendampingi proses penelitian dan penulisan artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- H. Nurjannah, S. Nurjannah, and R. Kurniawan, "Design and Implementation of Smart Paddy Dryer using Arduino and IoT," *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, vol. 762, no. 1, p. 012048, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/762/1/012048>.
- D. Kusnadi et al., "Evaluasi Kerugian Pascapanen Padi di Indonesia," *J. Teknol. Pertan.*, vol. 24, no. 2, pp. 85–93, 2023.
- T. Nugraha et al., "Sistem Pengering Padi Otomatis dengan Mikrokontroler," *J. Riset Elektro*, vol. 9, no. 2, pp. 99–106, 2021.
- A. Purwanto and S. Widodo, "Efisiensi Proses Pascapanen Padi di Indonesia," *J. Teknol. Pertan.*, vol. 25, no. 1, pp. 14–23, 2022.
- J. Chen et al., "A hybrid sensor-vision model for monitoring crop drying in real-time," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 343, p. 130051, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.snb.2021.130051>
- T. H. Nguyen et al., "Multimodal Deep Learning for Smart Agriculture: A Review," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 124567–124590, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3147020>
- A. Rahmat et al., "Pemanfaatan AI dalam Otomatisasi Proses Pascapanen," *J. Agroind. Indones.*, vol. 10, no. 2, pp. 77–85, 2023.
- Z. Zhang, Y. Li, and Q. Zhao, "Rice Drying Prediction and Monitoring Based on IoT and Machine Learning," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 113217–113229, 2021. [Online].

- Available:
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3105575>
- J. Duan et al., "Multimodal Deep Learning for Smart Agriculture: A Review," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 203, p. 107456, 2023. [Online]. Available:
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107456>
- J. Han et al., "Application of Multimodal Learning in Agricultural Crop Monitoring," *Remote Sens.*, vol. 13, no. 5, p. 873, 2021. [Online]. Available:
<https://doi.org/10.3390/rs13050873>
- A. Ramadhani and M. A. Sembiring, "Sistem Kendali Berbasis Machine Learning Menggunakan Model Naive Bayes pada Pengeringan Padi Otomatis," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 3, pp. 690–696, 2022.