

DETEKSI SUARA UNGGAS DENGAN MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

**Anwen Steven Athena Cahyono¹, Edwin Sanjaya Sijoatmodjo², Ignasius Angello
Leonel Christiputra Susianto³, Imam Rubai Putra⁴, Jeremy Marcellino Limantoro⁵,
Muhammad Anggoro Binadro⁶, Hendry Setiawan⁷**

^{1,2,3,4,5,6,7} Teknik Informatika, Universitas Ma Chung, Villa Puncak Tidar N-01, Karangwido, Kec. Dau,
Malang, Jawa Timur

***Email korespondensi:** 312410004@student.machung.ac.id

Received: 27 05 2026 – Revised: 29 07 2026 - Accepted: 04 08 2026 - Published: 05 08 2026

Abstrak. Peternakan unggas komersial modern menuntut pengawasan biosekuriti selama 24 jam penuh untuk meminimalkan risiko penularan penyakit fatal, seperti *Avian Influenza*, yang dapat dibawa oleh infiltrasi burung liar ke area kandang unggas ternak. Pemantauan manual terbukti kurang efektif karena keterbatasan jangkauan pendengaran manusia, potensi human error, dan tingginya biaya operasional tenaga kerja. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem peringatan dini otomatis berbasis bioakustik untuk mendeteksi kehadiran burung liar melalui integrasi ekstraksi ciri *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) dan klasifikasi menggunakan Artificial Neural Network (ANN). Metode penelitian meliputi akuisisi data audio dari platform multimedia, pra-pemrosesan sinyal menggunakan trimming 2 detik dengan Audacity, ekstraksi 160 fitur akustik, serta optimasi model melalui penerapan *Dropout*, *Batch Normalization*, dan *Class Weights* untuk mengatasi ketimpangan data. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ANN mampu mencapai akurasi akhir sebesar 90% pada data uji, model menunjukkan performa terbaik pada kelas kutilang dan perkutut dengan tingkat presisi 100% sebagai indikator ancaman. Meskipun demikian, terdapat penurunan performa pada kelas angsa dengan recall sebesar 67% akibat *overlapping vocals* di lingkungan nyata. Dengan demikian, sistem berbasis MFCC-ANN ini terbukti efektif dan layak digunakan sebagai purwarupa sistem peringatan dini untuk mendukung biosekuriti dan pengawasan peternakan cerdas. Penguatan analisis ini menunjukkan bahwa pendekatan bioakustik tidak hanya membantu identifikasi suara, tetapi juga berpotensi meningkatkan ketepatan respons peternak terhadap ancaman lingkungan secara lebih efisien.

Kata kunci: Bioakustik, burung liar, *Artificial Neural Network* (ANN), MFCC, biosekuriti.

PENDAHULUAN

Manajemen peternakan unggas komersial modern menuntut pengawasan yang ketat selama 24 jam penuh. Salah satu ancaman paling fatal di lapangan adalah masalah biosekuriti, khususnya infiltrasi burung liar seperti kutilang dan perkutut. Burung-burung ini kerap mendatangi kandang unggas komersial (ayam, bebek, kalkun, dan angsa) untuk mencari sisa pakan, sehingga berisiko menyebarkan penyakit mematikan seperti Flu Burung (*Avian Influenza*). Pemantauan secara manual sangat tidak efektif karena keterbatasan pendengaran manusia, rentan subjektivitas, dan memakan biaya tinggi. Oleh karena itu,

diperlukan sebuah sistem peringatan dini otomatis berbasis suara (bioakustik). Pemanfaatan teknologi pemantauan akustik menawarkan solusi non-invasif yang efisien untuk mengenali keberadaan spesies tanpa mengganggu aktivitas mereka secara fisik (Agustina et al., 2026).

Pemrosesan suara unggas secara otomatis di peternakan memiliki tantangan teknis yang berat. Tantangan pertama adalah tingginya variabilitas dan fenomena tumpang tindih suara (*overlapping vocals*) di lingkungan riil, seperti kawanan angsa yang bersuara secara bersamaan. Tantangan kedua adalah kemiripan frekuensi suara antarkelas unggas (*multiclass overlap*), yang menyulitkan pembedaan spesies. Ketiga, sering terjadi ketidakseimbangan jumlah sampel data antar hewan (*imbalanced dataset*). Ketersediaan data suara kalkun atau burung liar umumnya jauh lebih sedikit dibandingkan data suara ayam, yang berisiko membuat model klasifikasi menjadi *overfitting* atau bias pada satu kelas.

Untuk memecahkan masalah tersebut, penelitian ini membangun sistem peringatan dini otomatis menggunakan Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence - AI*) (Santoso, J. T., 2023). Pada tahap awal, karakteristik akustik suara hewan diekstraksi menggunakan algoritma *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC). Metode ini sangat handal untuk mengubah sinyal audio menjadi representasi fitur numerik yang siap diproses oleh komputer (Jayanta et al., 2021; Santoso, S. M. I., 2025).

Fitur tersebut kemudian diklasifikasikan menggunakan arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network / ANN*). ANN dipilih karena tangguh dalam mempelajari pola non-linear yang kompleks, dan telah sukses diterapkan di berbagai bidang mulai dari klasifikasi sinyal hingga prediksi data medis (Kufel et al., 2023; Thoriq et al., 2024). Untuk mengatasi masalah teknis dan *imbalanced dataset*, arsitektur ANN ini menggunakan *Batch Normalization* untuk mempercepat konvergensi dan *Dropout* guna mencegah *overfitting*. Selain itu, metode pembobotan kelas (*Class Weights*) diterapkan untuk menangani ketimpangan data. Secara keseluruhan, sistem ini ditargetkan mampu mengklasifikasikan 6 kelas audio secara presisi: 4 kelas unggas ternak (Ayam, Bebek, Angsa, Kalkun) untuk pemantauan kandang, dan 2 kelas burung liar (Kutilang, Perkutut) sebagai alarm biosekuriti.

MASALAH

Manajemen peternakan unggas komersial modern menuntut pengawasan ketat selama 24 jam penuh untuk menjaga standar biosekuriti. Namun, praktik pencegahan di

lapangan maupun pengembangan teknologi otomasisanya masih menemui berbagai kendala. Secara lebih mendalam, berikut adalah lima permasalahan utama yang melatarbelakangi penelitian ini:

1. Ancaman Fatal Biosekuriti akibat Infiltrasi Burung Liar

Peternakan unggas komersial (seperti ayam, bebek, angsa, dan kalkun) selalu menjadi daya tarik bagi burung liar dari lingkungan sekitar, khususnya kutilang dan perkutut, untuk mencari sisa pakan. Kehadiran burung-burung liar ini membawa risiko yang sangat fatal karena mereka bertindak sebagai vektor (pembawa) berbagai penyakit mematikan, salah satunya Flu Burung (*Avian Influenza*). Interaksi tidak langsung melalui pakan atau kotoran di area kandang membuat rantai penyebaran penyakit ini sangat sulit diputus jika kehadiran burung liar tidak dideteksi secara dini.

2. Keterbatasan dan Ketidakefektifan Sistem Pengawasan Manual

Untuk mencegah masuknya burung liar, peternak masih sangat mengandalkan pengawasan visual dan pendengaran secara manual oleh pekerja kandang. Metode konvensional ini terbukti sangat tidak efektif. Keterbatasan jangkauan telinga manusia menyulitkan pekerja untuk memantau suara burung liar yang menyusup secara presisi dan terus-menerus. Selain sangat rentan terhadap human error dan subjektivitas akibat kelelahan, keharusan menjaga kandang selama 24 jam penuh juga memicu tingginya pembengkakan biaya tenaga kerja operasional.

3. Fenomena Suara Tumpang Tindih (*Overlapping Vocals*) di Lapangan

Beralih dari sistem manual menuju sistem peringatan dini otomatis berbasis suara (bioakustik) menemui tantangan teknis yang cukup berat. Kondisi lingkungan kandang yang sebenarnya (real-world environment) sangatlah bising, di mana kawanan unggas sering kali bersuara secara bersamaan. Fenomena suara tumpang tindih ini membuat sistem komputer kesulitan untuk mengisolasi dan mendeteksi secara jernih kemunculan suara burung liar di antara keriuhan suara unggas ternak.

4. Kemiripan Frekuensi Akustik Antar Kelas Spesies (*Multiclass Overlap*)

Tantangan teknis selanjutnya adalah kemiripan rentang frekuensi antara suara unggas ternak dengan suara burung liar pengganggu. Sistem pendeteksi audio konvensional

sering kali gagal membedakan spesies akibat adanya irisan gelombang suara ini. Oleh karena itu, diperlukan algoritma yang sangat sensitif seperti *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) untuk memecah sinyal audio menjadi representasi fitur numerik yang spesifik, guna menghindari kesalahan klasifikasi peringatan dini di peternakan.

5. Ketimpangan Jumlah Sampel Data Pelatihan (*Imbalanced Dataset*)

Dari perspektif keilmuan Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*), masalah paling kritis terletak pada ketersediaan data. Pengumpulan sampel suara hewan di lapangan sering kali tidak merata. Ketimpangan jumlah kelas ini berisiko membuat model *Artificial Neural Network* (ANN) mengalami bias terhadap kelas mayoritas serta *overfitting* pada kelas minoritas. Karenanya, dibutuhkan intervensi saintifik melalui teknik pembobotan kelas (*Class Weights*) agar model tidak mengabaikan kelas minoritas dan tetap menghasilkan akurasi yang presisi.

METODE PELAKSANAAN

Kegiatan penelitian ini dilaksanakan menggunakan metode Simulasi Ipteks, di mana luaran utamanya adalah pemodelan kecerdasan buatan berbasis *Artificial Neural Network* (ANN). Mengingat penelitian ini berfokus pada pemrosesan bioakustik secara komputasional, kegiatan dirancang secara sistematis mulai dari akuisisi data hingga tahap pelatihan model. Agar pelaksanaan pembuatan model berjalan terstruktur dan hasilnya dapat diukur dengan jelas, rangkaian kegiatan dibagi menjadi tiga tahapan utama, yaitu:

- a. Pengumpulan Data Audio (*Data Acquisition*): Tahap pertama sebelum pemrosesan sinyal dimulai adalah mengumpulkan dataset suara sekunder. Langkah ini sangat penting untuk mendapatkan rekaman suara dari 6 kelas unggas (ayam, bebek, angsa, kalkun, kutilang, dan perkutut). Agar tugas lebih efisien dan beban kerja merata, proses pencarian sampel suara didistribusikan kepada seluruh anggota kelompok. Data suara tersebut dicari dan diunduh secara mandiri melalui berbagai platform media sosial dan multimedia penyedia video maupun audio.
- b. Pra-pemrosesan Sinyal (*Data Pre-processing*): Tahap kedua adalah kegiatan memproses data mentah yang telah diunduh. Karena data awal dari platform



multimedia sering kali memiliki durasi yang panjang dan mengandung jeda hening (*silence*), tim peneliti melakukan pemotongan (*trimming*) secara manual menggunakan perangkat lunak Audacity. Pemotongan difokuskan menjadi segmen-segmen berdurasi 2 detik dengan cara mengamati grafik gelombang suara (*waveform*) pada aplikasi. Bagian gelombang yang hening dieliminasi, sehingga sistem hanya mengambil bagian dengan frekuensi dominan yang merepresentasikan suara asli unggas. Agar kualitas sinyal audio tidak mengalami penurunan (*lossless*), seluruh hasil potongan tersebut diekspor dan disimpan dalam ekstensi .wav.

- c. Ekstraksi Fitur dan Pelatihan Model (*Feature Extraction & Modeling*): Setelah dataset siap, tahap ketiga adalah tahap komputasi yang dilaksanakan secara daring menggunakan bahasa pemrograman Python di lingkungan *Google Colab*. Pertama, data audio berformat .wav diekstraksi menggunakan algoritma *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) untuk mengubah sinyal gelombang menjadi 160 fitur matriks numerik. Kedua, fitur numerik ini dimasukkan ke dalam arsitektur *Artificial Neural Network* (ANN) untuk proses pelatihan. Pada tahap ini, model dilatih membedakan suara antar spesies, dengan menerapkan optimasi seperti *Dropout*, *Batch Normalization*, dan *Class Weights* untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan jumlah sampel (*imbalanced dataset*) pada kelas unggas.

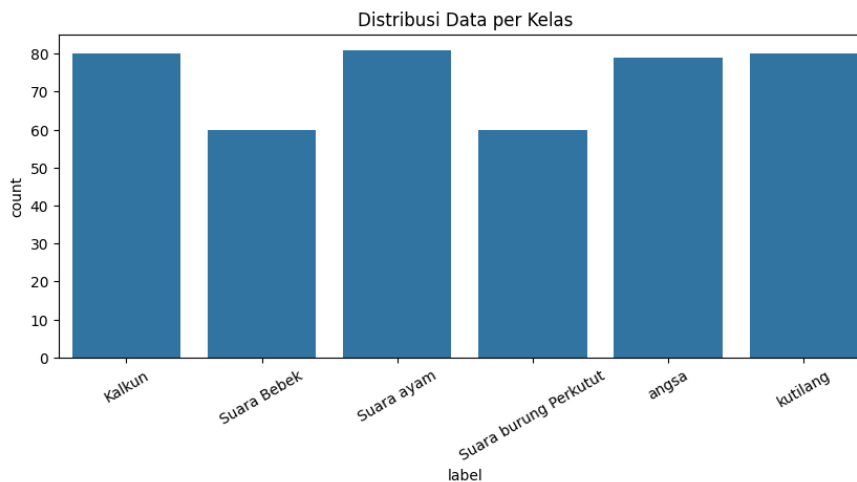
Secara teknis, keseluruhan simulasi eksperimen ini dikerjakan dengan mengambil lokasi terpusat di Program Studi Teknik Informatika, Universitas Ma Chung, Malang. Rangkaian penelitian berlangsung mulai bulan Juni hingga Juli tahun 2026, dengan total durasi pelaksanaan pengerjaan selama kurang lebih 1 bulan. Untuk teknik pengumpulan data, tim peneliti menggunakan teknik observasi dokumen digital dan penelusuran (*web scraping*/unduh manual) dari platform multimedia. Sementara itu, teknik analisis data menggunakan pendekatan analisis eksperimental kuantitatif. Model dievaluasi dengan cara menghitung parameter metrik performa seperti nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang dihasilkan oleh algoritma ANN, guna membuktikan efektivitas sistem peringatan dini dalam membedakan suara unggas ternak dan burung liar infiltran.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan pemodelan Kecerdasan Buatan (AI) berbasis *Artificial Neural Network* (ANN) yang dirancang untuk mendeteksi suara unggas ternak dan burung liar infiltran. Pengujian sistem dilakukan melalui beberapa tahapan komputasi, mulai dari analisis distribusi dataset, evaluasi arsitektur jaringan, hingga pengukuran metrik performa akhir. Hasil dari serangkaian simulasi tersebut diuraikan sebagai berikut.

1. Distribusi Dataset dan Penanganan *Imbalanced Data*

Tahap awal penelitian berfokus pada pemetaan jumlah sampel suara dari masing-masing kelas. Berdasarkan hasil akuisisi data, terkumpul sebanyak 440 sampel audio yang terbagi ke dalam enam kelas. Visualisasi distribusi data pada Gambar 1 menunjukkan adanya ketidakseimbangan jumlah sampel (*imbalanced dataset*). Kelas dengan jumlah sampel terbanyak adalah Ayam (81 sampel) dan Kalkun (80 sampel), sedangkan kelas minoritas adalah Bebek dan burung Perkutut (masing-masing 60 sampel).



Gambar 1. Distribusi jumlah sampel data audio per kelas unggas.

Ketimpangan data ini dapat menyebabkan model AI mengalami bias dengan cenderung memprediksi kelas mayoritas (Thoriq et al., 2024). Untuk mengatasi masalah teknis tersebut, diterapkan metode *Class Weights* (pembobotan kelas) pada saat komputasi. Berdasarkan hasil perhitungan algoritma, bobot yang lebih tinggi diberikan pada kelas minoritas, yaitu sebesar 1,22 untuk Bebek dan Perkutut, sedangkan kelas mayoritas seperti Ayam mendapatkan bobot yang lebih rendah, yaitu 0,90. Pendekatan ini memastikan model ANN memberikan atensi yang seimbang pada proses ekstraksi fitur dari semua kelas.

2. Arsitektur Model dan Proses Pelatihan

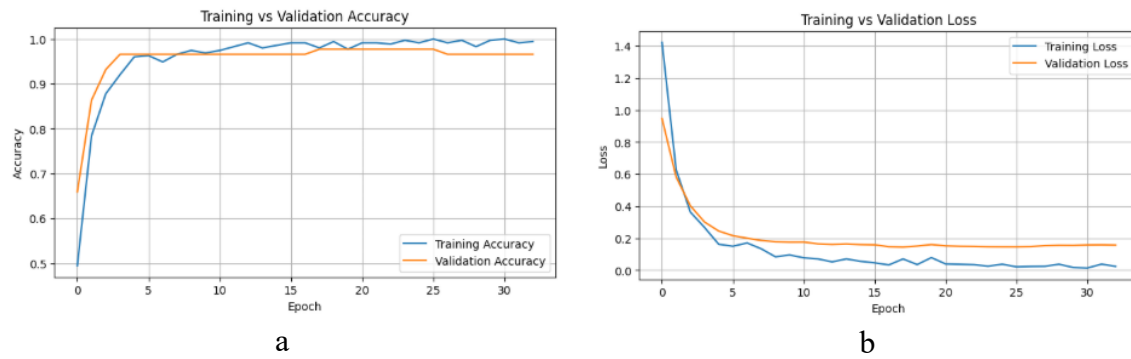
Sinyal audio yang telah dipotong (durasi 2 detik) diekstraksi menggunakan algoritma MFCC untuk menghasilkan 160 fitur numerik. Fitur ini kemudian dilatih menggunakan arsitektur ANN *Sequential* yang terdiri dari empat *Dense layer* (256, 128, 64, dan 6 neuron keluaran). Rincian parameter arsitektur model dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Ringkasan Arsitektur Model *Artificial Neural Network* (ANN)

Layer (Type)	Output Shape	Jumlah Parameter
Dense_12 (Dense)	(None, 256)	41,216
Batch_Normalization_9	(None, 256)	1,024
Dropout_9 (Dropout)	(None, 256)	0
Dense_13 (Dense)	(None, 128)	32,896
Batch_Normalization_10	(None, 128)	512
Dropout_10 (Dropout)	(None, 128)	0
Dense_14 (Dense)	(None, 64)	8,256
Batch_Normalization_11	(None, 64)	256
dropout_11 (Dropout)	(None, 64)	0
Dense_15 (Dense)	(None, 6)	390
Total params 84,550		
Trainable params: 83,654		
Non-trainable params: 896		

Tabel 1. Ringkasan Arsitektur Model *Artificial Neural Network* (ANN)

Untuk mempercepat konvergensi data dan mencegah *overfitting*, penelitian ini menyisipkan *Batch Normalization* dan *Dropout* pada setiap lapisan *hidden layer* (Kufel et al., 2023). Hasil pelatihan divisualisasikan melalui grafik *Training vs Validation Accuracy* dan *Loss* pada Gambar 2.

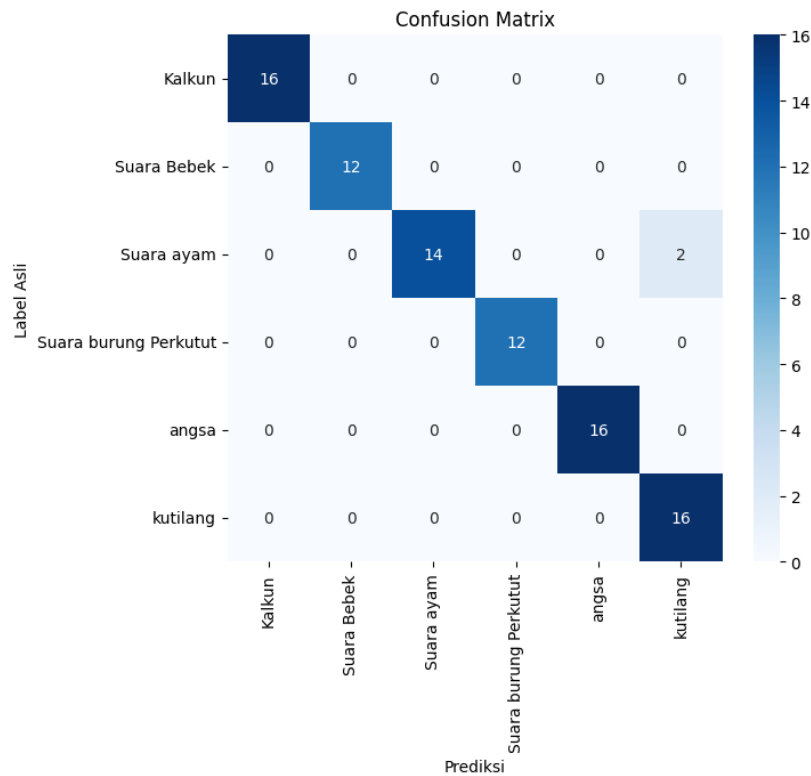


Gambar 2. (a) Grafik akurasi pelatihan dan validasi; (b) Grafik *loss* pelatihan dan validasi.

Grafik pada Gambar 2 menunjukkan bahwa model mulai mencapai tingkat konvergensi yang stabil setelah *epoch* ke-10. Pada akhir proses pelatihan, akurasi validasi berhasil menyentuh angka 97.7% dengan nilai *validation loss* yang sangat rendah (0.1449). Hal ini membuktikan bahwa kombinasi ekstraksi MFCC, *Dropout*, dan *Class Weights* bekerja secara efektif dalam membentuk model yang kebal terhadap *overfitting*.

3. Evaluasi Performa Model dan Peringatan Dini Biosekuriti

Kualitas model diukur melalui dua tahapan evaluasi, yaitu tahap validasi (selama proses pelatihan) dan tahap pengujian menggunakan data baru (*testing*). Pada tahap validasi, model menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik. Merujuk pada *Confusion Matrix* validasi pada Gambar 3, mayoritas kelas berhasil diprediksi secara sempurna. Namun, terdapat sedikit anomali pada kelas Suara Ayam, di mana dari 16 data aktual, sebanyak 2 sampel disalahartikan oleh sistem sebagai Kutilang.



Gambar 3. *Confusion Matrix* pengujian

Evaluasi puncak sesungguhnya kemudian dilakukan pada tahap pengujian (*testing*) menggunakan 105 data baru yang belum pernah diakses oleh sistem sebelumnya. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, model ANN menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 90% (0.90). Rincian evaluasi metrik performa (*Presisi*, *Recall*, dan *F1-Score*) untuk masing-masing kelas dijabarkan secara lengkap pada Tabel 2.

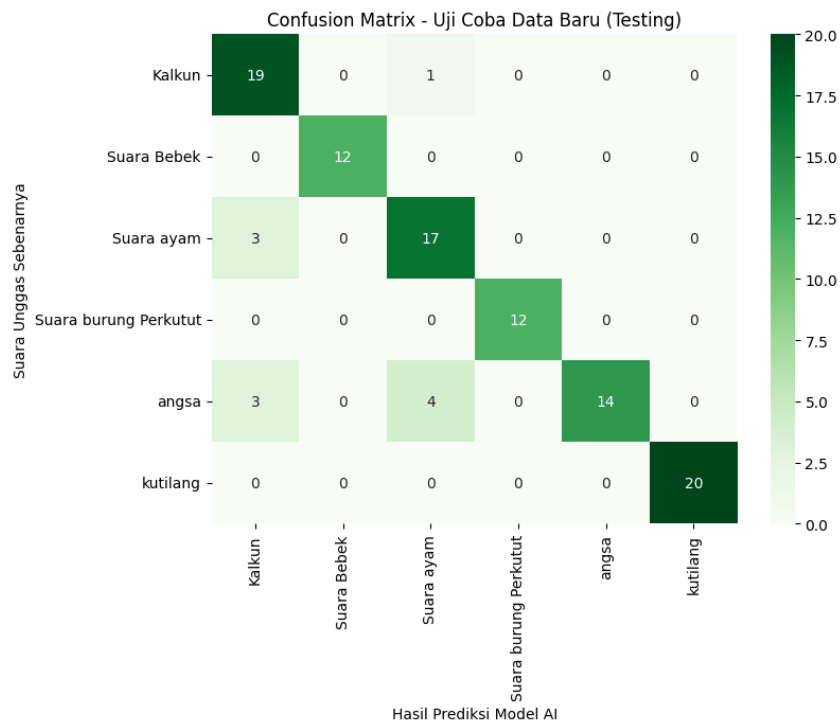
Tabel 2. Metrik Evaluasi Performa Model pada Data Uji Coba Baru

Kelas Unggas	Presisi	Recall	F1-Score	Support
Kalkun	0.76	0.95	0.84	20
Suara Bebek	1.00	1.00	1.00	12
Suara ayam	0.77	0.85	0.81	20
Suara burung Perkutut	1.00	1.00	1.00	12
Angsa	1.00	0.67	0.80	21

Kutilang	1.00	1.00	1.00	20
----------	------	------	------	----

Tabel 2. Metrik Evaluasi Performa Model pada Data Uji Coba Baru

Sementara itu, analisis detail mengenai letak distribusi kesalahan prediksi pada tahap pengujian ini divisualisasikan melalui *Confusion Matrix* pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. *Confusion Matrix* pengujian pada data uji coba baru (*Testing*).

Berdasarkan Tabel 2 dan Gambar 4, terlihat bahwa model menunjukkan keberhasilan absolut dalam mendeteksi burung liar infiltran yang menjadi sasaran utama biosekuriti. Kelas Kutilang dan Perkutut memperoleh nilai presisi dan *recall* sempurna sebesar 100% (1.00). Tidak ada satu pun suara dari kedua spesies vektor penyakit ini yang salah diklasifikasikan, sehingga model sangat layak diimplementasikan sebagai inti dari sistem peringatan dini otomatis di peternakan (Agustina et al., 2026).

Di sisi lain, hasil pengujian tersebut juga menyingkap kelemahan komputasi pada klasifikasi suara Angsa yang mengalami penurunan performa *recall* secara signifikan menjadi 67% (0.67). Dari 21 data aktual Angsa, sebanyak 4 sampel disalahartikan sebagai Ayam, dan 3 sampel diprediksi sebagai Kalkun. Penurunan akurasi spesifik pada kelas Angsa serta misklasifikasi minor pada kelas Ayam di tahap validasi sebelumnya

mengonfirmasi adanya tantangan *multiclass overlap* yang telah diuraikan pada bagian pendahuluan. Vokalisasi unggas sering kali memiliki rentang frekuensi dan pola akustik MFCC yang saling beririsan satu sama lain (Jayanta et al., 2021). Meskipun demikian, nilai akurasi makro sebesar 91% dan akurasi riil 90% pada hasil pengujian akhir membuktikan bahwa sistem berbasis ANN ini sangat handal dan layak digunakan sebagai alternatif pengganti pemantauan manual yang memakan biaya besar.

Penelitian ini berhasil mengembangkan purwarupa sistem peringatan dini biosekuriti otomatis berbasis bioakustik menggunakan integrasi MFCC dan *Artificial Neural Network* (ANN) dengan tingkat ketercapaian akurasi akhir sebesar 90%. Model terbukti sangat tangguh mengatasi masalah infiltrasi burung liar dengan mendeteksi suara burung kutilang dan perkutut secara sempurna (presisi dan *recall* 100%), sehingga sistem ini dapat berdampak langsung dalam memutus rantai penyebaran *Avian Influenza* di lingkungan *smart farming*. Meskipun demikian, fenomena *multiclass overlap* masih menjadi tantangan komputasi di mana model kesulitan mengenali suara angsa (*recall* 67%) yang sering tertukar dengan ayam dan kalkun. Untuk rekomendasi kegiatan selanjutnya, diperlukan pengayaan dataset dengan rekaman dari lingkungan peternakan riil (*berisik/noisy environment*) serta implementasi model ke dalam mikrokontroler agar sistem deteksi peringatan dini dapat berjalan secara *real-time*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Hendry Setiawan selaku dosen pengampu mata kuliah *Machine Learning* sekaligus dosen pembimbing, yang telah memberikan arahan, ilmu yang luar biasa berharga, serta bimbingan yang konsisten dari tahap awal eksperimen *Google Colab* hingga penyusunan artikel ilmiah ini selesai. Secara khusus, penulis mengucapkan terima kasih kepada Fakultas Teknologi dan Desain Universitas Ma Chung yang telah memberikan dukungan pendanaan penuh untuk pendaftaran *full paper* pada Seminar Nasional ini. Terakhir, apresiasi setinggi-tingginya ditujukan kepada seluruh anggota kelompok atas kolaborasi kerja sama yang solid, serta semua pihak yang telah membantu penyelesaian penelitian ini baik secara langsung maupun tidak langsung.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina, N. T. M., Santi, T. K., & Nugrahani, M. P. (2026). Penggunaan Bioakustik Untuk Mempelajari Keanekaragaman Spesies Burung Pantai Migran Di Teluk Pangpang Banyuwangi. *Biota: Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Hayati*, 11(1), 118-131.
- Jayanta, Seta, H. B., & Zulfahmi, R. (2021). Penerapan Pemisahan Suara Berdasarkan Ciri Suara Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Ilmiah MATRIK*, 23(2).
- Kufel, J., Bargiel-Łączek, K., Kocot, S., et al. (2023). What Is Machine Learning, Artificial Neural Networks and Deep Learning?—Examples of Practical Applications in Medicine. *Diagnostics*, 13(2582).
- Santoso, J. T. (n.d.). *Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)*. Semarang: Yayasan Prima Agus Teknik (YPAT).
- Santoso, S. M. I. (2025). *Pengembangan Aplikasi Mobile Berbasis Deep Learning Untuk Klasifikasi Vokalisasi Ayam*. [Tugas Akhir]. Malang: Universitas Ma Chung.
- Thoriq, M., Syaputra, A. E., & Eirlangga, Y. S. (2024). Prediksi Peningkatan Kunjungan Pasien Dimasa Mendatang Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Fasilkom*, 14(1), 34-40.

