

TESIS

Optimalisasi CNN Ringan Menggunakan *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* untuk Meningkatkan Generalisasi pada Klasifikasi Suara Burung



Oleh:

David Suharjanto

NIM. 24206052003

**STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
PROGRAM MAGISTER FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UIN SUNAN KALIJAGA**

YOGYAKARTA

2026

PERNYATAAN KEASLIAN

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : David Suharjanto

NIM : 24206052003

Jenjang : Magister

Program Studi : Informatika

menyatakan bahwa naskah tesis ini secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri, kecuali pada bagian-bagian yang dirujuk sumbernya.

Yogyakarta, 30 Juni 2026

Saya yang menyatakan,



David Suharjanto

NIM: 24206052003

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : David Suharjanto

NIM : 24206052003

Jenjang : Magister

Program Studi : Informatika

menyatakan bahwa naskah tesis ini secara keseluruhan benar-benar bebas dari plagiasi. Jika di kemudian hari terbukti melakukan plagiasi, maka saya siap ditindak sesuai ketentuan hukum yang berlaku.

Yogyakarta, 30 Juni 2026

Saya yang menyatakan,



David Suharjanto

NIM: 24206052003

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

LEMBAR PENGESAHAN



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1726/Un.02/DST/PP.00.9/08/2026

Tugas Akhir dengan judul : Optimalisasi CNN Ringan Menggunakan SpecAugment dan Sharpness-Aware Minimization untuk Meningkatkan Generalisasi pada Klasifikasi Suara Burung

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : DAVID SUHARJANTO, S.Si.
Nomor Induk Mahasiswa : 24206052003
Telah diujikan pada : Selasa, 21 Juli 2026
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang

Prof. Dr. Ir. Shofwatul 'Uyun, S.T., M.Kom., IPM., ASEAN Eng.
SIGNED

Valid ID: 6a73d67f5c920



Penguji I

Ir. Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D.
SIGNED

Valid ID: 6a73d52eebd04



Penguji II

Siti Mutmainah, S.Kom., M.Cs., Ph.D
SIGNED

Valid ID: 6a742d26dfad1



Yogyakarta, 21 Juli 2026
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

Valid ID: 6a743562cafcd

NOTA DINAS PEMBIMBING

Kepada Yth.,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Kalijaga

Yogyakarta

Assalamu 'alaikum wr. wb.

Setelah melakukan bimbingan, arahan, dan koreksi terhadap penulisan tesis yang berjudul:

Optimalisasi CNN Ringan Menggunakan *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* untuk Meningkatkan Generalisasi pada Klasifikasi Suara Burung

Yang ditulis oleh:

Nama : David Suharjanto

NIM : 24206052003

Jenjang : Magister

Program Studi : Informatika

Saya berpendapat bahwa tesis tersebut sudah dapat diajukan kepada Magister Informatika UIN Sunan Kalijaga untuk diujikan dalam rangka memperoleh gelar Magister Informatika.

Wassalamu'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 30 Juni 2026

Pembimbing,



Prof. Dr. Ir. Shofwatul 'Uyun, S.T.,
M.Kom., IPM., ASEAN Eng.

NIP: 19820511 200604 2 002

ABSTRAK

Klasifikasi suara burung berbasis kecerdasan buatan merupakan pendekatan yang potensial untuk mendukung identifikasi spesies secara otomatis. Namun, kemampuan generalisasi model terhadap gangguan *noise* dan data *out-of-distribution* (OOD) masih menjadi tantangan. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi pengaruh *SpecAugment* (Aug) dan *Sharpness-Aware Minimization* (SAM) terhadap performa, *robustness*, kemampuan generalisasi, serta efisiensi komputasi model *convolutional neural network* (CNN) ringan untuk klasifikasi suara burung.

Eksperimen dilakukan menggunakan dataset Birdsddata sebagai data utama, UrbanSound8K untuk evaluasi *robustness* terhadap *noise*, dan Shorebird sebagai dataset OOD. Tiga arsitektur CNN ringan yang dievaluasi adalah MobileNetV3-Small, EfficientNet-B0, dan ConvNeXt-Atto. Evaluasi mencakup performa pada data bersih, ketahanan terhadap *noise* pada variasi *signal-to-noise ratio* (SNR) -5 hingga 20 dB, kemampuan generalisasi pada data OOD, analisis *confusion matrix* dan Grad-CAM, serta efisiensi inferensi pada perangkat *edge* Radxa ROCK 4 SE.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi *SpecAugment* dan SAM secara konsisten meningkatkan performa pada seluruh arsitektur dibandingkan model *baseline*, dengan peningkatan F1-score sebesar 2,9-5,8 poin persentase. ConvNeXt-Atto memberikan hasil terbaik dengan akurasi 96,7% dan F1-score 96,1%, serta menunjukkan *robustness* terhadap *noise* dan kemampuan deteksi OOD yang lebih baik berdasarkan metrik AUROC. Interpretasi hasil didukung oleh analisis *confusion matrix* dan Grad-CAM. Pada implementasi *edge*, model ini juga memberikan *trade-off* terbaik antara akurasi dan efisiensi dengan latensi inferensi 484,3 ms dan penggunaan RAM 356,6 MB. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* efektif meningkatkan akurasi, *robustness*, dan kemampuan generalisasi model CNN ringan tanpa mengorbankan efisiensi komputasi, sehingga berpotensi diterapkan pada sistem klasifikasi suara burung berbasis perangkat *edge*.

Kata kunci: Klasifikasi Suara Burung, CNN Ringan, *SpecAugment*, *Sharpness-Aware Minimization*, *Out-of-Distribution*, *Edge AI*.

ABSTRACT

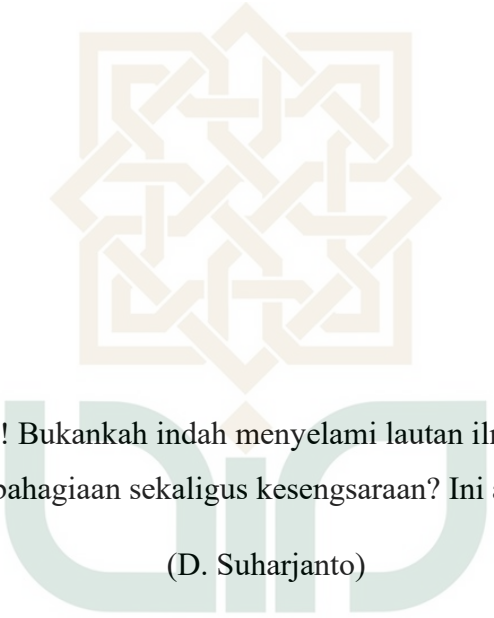
Bird sound classification based on artificial intelligence is a promising approach for supporting automatic bird species identification. However, the generalization capability of deep learning models remains a challenge, particularly when confronted with noisy environments and out-of-distribution (OOD) data. This study aims to evaluate the effects of SpecAugment (Aug) and Sharpness-Aware Minimization (SAM) on the performance, robustness, generalization capability, and computational efficiency of lightweight convolutional neural network (CNN) models for bird sound classification.

Experiments were conducted using the Birdsound dataset as the primary dataset, UrbanSound8K for robustness evaluation under noisy conditions, and the Shorebird dataset as the OOD dataset. Three lightweight CNN architectures were evaluated: MobileNetV3-Small, EfficientNet-B0, and ConvNeXt-Atto. The evaluation included performance on clean data, robustness under noise at signal-to-noise ratio (SNR) levels ranging from -5 to 20 dB, generalization capability on OOD data, along with confusion matrix and Grad-CAM analyses, and inference efficiency on the Radxa ROCK 4 SE edge device.

The results demonstrate that the combination of SpecAugment and SAM consistently improved the performance of all evaluated architectures compared with the baseline models, yielding F1-score improvements of 2.9-5.8 percentage points. ConvNeXt-Atto achieved the best performance with an accuracy of 96.7% and an F1-score of 96.1%, while also exhibiting superior robustness to noise and improved OOD detection capability based on the AUROC metric. These findings were supported by confusion matrix and Grad-CAM analyses. In edge deployment, ConvNeXt-Atto achieved the best trade-off between accuracy and efficiency, with 484.3 ms inference latency and 356.6 MB RAM usage. These findings demonstrate that SpecAugment and Sharpness-Aware Minimization improve the accuracy, robustness, and generalization of lightweight CNNs while maintaining computational efficiency.

Keywords: *Bird Sound Classification, Lightweight CNN, SpecAugment, Sharpness-Aware Minimization, Out-of-Distribution, Edge AI.*

MOTTO



“Bersabarlah! Bukankah indah menyelami lautan ilmu pengetahuan dengan kebahagiaan sekaligus kesengsaraan? Ini akan berlalu.”

(D. Suharjanto)

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

HALAMAN PERSEMBAHAN



Untuk Bapak, Ibu, Kakak, Adik, dan Almamater Tercinta

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur senantiasa penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas kasih dan karunia-Nya sehingga penulisan tugas akhir tesis dapat terselesaikan dengan baik. Tesis yang berjudul “Optimalisasi CNN Ringan Menggunakan *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* untuk Meningkatkan Generalisasi pada Klasifikasi Suara Burung” ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan guna memperoleh gelar Magister Komputer.

Terselesaikannya tugas akhir ini tidak lepas dari bantuan dan peran berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada yang terhormat:

1. Bapak Prof. Noorhaidi Hasan, S.Ag., M.A., M.Phil., Ph.D. selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Bapak Dr. Ir. Sumarsono, S.T., M.Kom. sebagai Ketua Program Studi Magister Informatika yang telah memberikan banyak dukungan dan arahan kepada penulis semasa menempuh pendidikan.
4. Ibu Prof. Dr. Ir. Shofwatul 'Uyun, S.T., M.Kom., IPM., ASEAN Eng. sebagai dosen pembimbing tesis yang telah memberikan berbagai dukungan, arahan, dan bimbingan selama proses pendidikan serta penulisan tesis ini.
5. Ibu Ir. Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D. dan Ibu Siti Mutmainah, S.Kom., M.Cs., Ph.D. selaku dosen penguji yang

telah memberikan saran, masukan, dan arahan yang membangun sehingga tesis ini dapat diselesaikan dengan lebih baik.

6. Segenap dosen dan staf Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, yang telah tulus membagikan ilmu serta memberikan berbagai kemudahan dan bantuan selama penulis menempuh pendidikan.
7. Semua pihak yang telah membantu kelancaran penyusunan tesis.

Semoga bantuan yang telah diberikan semua pihak dapat menjadi amalan yang bermanfaat dan mendapatkan balasan kebaikan dari Allah SWT serta penulis berharap semoga tugas akhir tesis ini dapat bermanfaat bagi pembaca.

Yogyakarta, 25 Juli 2026

Penulis,



David Suharjanto

NIM: 24206052003

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	ii
PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI	iii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iv
NOTA DINAS PEMBIMBING	v
ABSTRAK	vi
<i>ABSTRACT</i>	vii
MOTTO	viii
HALAMAN PERSEMBAHAN	ix
KATA PENGANTAR	x
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah.....	5
C. Batasan Masalah	5
D. Tujuan Penelitian	6
E. Manfaat Penelitian	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI.....	8
A. Kajian Pustaka	8
B. Landasan Teori.....	13
1. <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	13
2. <i>Explainable Artificial Intelligence</i> (XAI)	14
3. <i>SpecAugment</i>	15
4. <i>Sharpness-Aware Minimization</i> (SAM)	17
5. <i>Robustness terhadap Noise</i>	19

6.	<i>Out-of-Distribution (OOD)</i>	20
7.	<i>Edge Computing</i>	22
8.	Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi	23
9.	Analisis Statistik	25
10.	Karakteristik Suara Burung	26
BAB III METODE PENELITIAN		28
A.	Rancangan Penelitian	28
B.	Lingkungan Pengembangan	30
C.	Dataset Penelitian	30
D.	Prapemrosesan Data	34
E.	Arsitektur CNN Ringan	36
F.	Penerapan <i>SpecAugment</i> dan SAM	36
G.	Skenario Eksperimen	38
H.	Metrik Evaluasi	41
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		44
A.	Evaluasi pada Data Bersih	44
B.	Evaluasi <i>Robustness</i> terhadap <i>Noise</i>	48
C.	Evaluasi Generalisasi OOD	57
D.	Evaluasi pada Perangkat <i>Edge</i>	60
E.	Studi Ablasi	62
F.	Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya	67
G.	Analisis Komprehensif	68
BAB V PENUTUP		80
A.	Kesimpulan	80
B.	Saran	81
DAFTAR PUSTAKA		82
LAMPIRAN-LAMPIRAN		90
Lampiran 1: Hasil Evaluasi pada Data Bersih		90

Lampiran 2: Hasil Evaluasi <i>Robustness</i> terhadap <i>Noise</i> (Deterministik)	90
Lampiran 3: Hasil Evaluasi <i>Robustness</i> terhadap <i>Noise</i> (Probabilistik)	91
Lampiran 4: Hasil Uji Nemenyi pada Evaluasi <i>Robustness</i> terhadap <i>Noise</i>	92
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	94



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Ilustrasi penerapan <i>SpecAugment</i> pada <i>log-mel spectrogram</i> : (a) asli, (b) <i>frequency masking</i> , dan (c) <i>time masking</i> (Park <i>et al.</i> , 2019).....	17
Gambar 2. 2 Visualisasi Perbedaan <i>Sharp Minima</i> (kiri) dan <i>Flat Minima</i> (kanan) pada SAM (Foret <i>et al.</i> , 2020)	18
Gambar 3. 1 Rancangan Alur Penelitian	29
Gambar 3. 2 Distribusi Jumlah Rekaman pada Dataset Birdsddata	32
Gambar 3. 3 Distribusi Jumlah Rekaman pada Dataset Shorebird	34
Gambar 3. 4 Tahapan Prapemrosesan Data Audio menjadi <i>Log-Mel Spectrogram</i>	35
Gambar 3. 5 Penerapan <i>SpecAugment</i> pada <i>log-mel spectrogram</i> suara burung Water Rail: (a) asli, (b) <i>frequency masking</i> , (c) <i>time masking</i> , dan (d) gabungan keduanya.....	37
Gambar 3. 6 Proses optimasi menggunakan SAM.....	38
Gambar 4. 1 Kenaikan Akurasi terhadap <i>Baseline</i> pada Evaluasi Deterministik	49
Gambar 4. 2 Kenaikan F1-Score terhadap <i>Baseline</i> pada Evaluasi Deterministik	49
Gambar 4. 3 Kenaikan Akurasi terhadap <i>Baseline</i> pada Evaluasi Probabilistik.....	50
Gambar 4. 4 Kenaikan F1-Score terhadap <i>Baseline</i> pada Evaluasi Probabilistik.....	50
Gambar 4. 5 <i>Confusion Matrix</i> ConvNeXt-Atto <i>Baseline</i> pada Data Uji Birdsddata.....	71
Gambar 4. 6 <i>Confusion Matrix</i> ConvNeXt-Atto dengan Aug+SAM pada Data Uji Birdsddata	71
Gambar 4. 7 Visualisasi Grad-CAM pada kelas Common Pheasant: (a) <i>spectrogram</i> asli, (b) ConvNeXt-Atto <i>Baseline</i> , dan (c) ConvNeXt-Atto dengan Aug+SAM	73
Gambar 4. 8 Visualisasi Grad-CAM pada kelas Green-winged Teal: (a) <i>spectrogram</i> asli, (b) ConvNeXt-Atto <i>Baseline</i> , dan (c) ConvNeXt-Atto dengan Aug+SAM	74
Gambar 4. 9 <i>Confusion Matrix</i> ConvNeXt-Atto <i>Baseline</i> pada SNR 10 dB	75

Gambar 4. 10 <i>Confusion Matrix</i> ConvNeXt-Atto Aug+SAM pada SNR 10 dB	75
Gambar 4. 11 Visualisasi Grad-CAM pada sampel Grey Heron dengan SNR 10 dB: (a) <i>spectrogram</i> asli, (b) <i>spectrogram</i> setelah injeksi <i>noise</i> , (c) ConvNeXt-Atto Baseline, dan (d) ConvNeXt-Atto dengan Aug+SAM.	77
Gambar 4. 12 Visualisasi Grad-CAM pada sampel Eurasian Tree Sparrow dengan SNR 10 dB: (a) <i>spectrogram</i> asli, (b) <i>spectrogram</i> setelah injeksi <i>noise</i> , (c) ConvNeXt-Atto Baseline, dan (d) ConvNeXt-Atto dengan Aug+SAM.	77

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Perbandingan Penelitian Terdahulu pada Klasifikasi Suara Burung	12
Tabel 3. 1 Distribusi Jumlah Rekaman pada Dataset Birdsddata	31
Tabel 3. 2 Distribusi Jumlah Rekaman pada Dataset Shorebird.....	33
Tabel 3. 3 Skenario Pelatihan Model	39
Tabel 3. 4 Konfigurasi Pelatihan Model	39
Tabel 3. 5 Metrik Evaluasi Penelitian.....	42
Tabel 4. 1 Hasil Evaluasi pada Data Bersih.....	45
Tabel 4. 2 Hasil Uji Nemenyi pada Data Bersih.....	46
Tabel 4. 3 Hasil Evaluasi <i>5-fold cross-validation</i> pada Data Bersih ..	47
Tabel 4. 4 Hasil Uji Friedman pada Evaluasi <i>Robustness</i> terhadap <i>Noise</i>	53
Tabel 4. 5 Ringkasan Hasil Uji Nemenyi pada Evaluasi <i>Robustness</i> terhadap <i>Noise</i>	53
Tabel 4. 6 Perbandingan Strategi Injeksi Noise pada SNR 10 dB.....	55
Tabel 4. 7 Hasil Evaluasi Generalisasi OOD.....	57
Tabel 4. 8 Hasil Uji Nemenyi pada Evaluasi OOD	59
Tabel 4. 9 Hasil Evaluasi pada Perangkat <i>Edge</i>	60
Tabel 4. 10 Pengaruh Ukuran Dataset terhadap Performa Model	63
Tabel 4. 11 Pengaruh Komponen <i>SpecAugment</i> terhadap Performa Model.....	64
Tabel 4. 12 Pengaruh Nilai ρ terhadap Performa Model.....	65
Tabel 4. 13 Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya pada Dataset Birdsddata.....	67
Tabel 4. 14 Perbandingan Performa dan Efisiensi Model pada Konfigurasi Aug+SAM	78

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Burung memainkan peran penting dalam menjaga keseimbangan ekosistem (Fraixedas *et al.*, 2020). Mereka berkontribusi terhadap kestabilan ekosistem melalui pengendalian populasi serangga, penyebaran biji, dan penyerbukan (Morante-Filho and Faria, 2020). Selain itu, burung sering digunakan sebagai indikator perubahan iklim dan tingkat keanekaragaman hayati suatu habitat (Abernathy *et al.*, 2023; Maznikova, Ormerod and Gómez-Serrano, 2024). Namun, tekanan dari perburuan liar, perdagangan ilegal, dan hilangnya habitat alami terus menjadi ancaman serius yang dapat mengakibatkan penurunan populasi burung secara drastis (Nijman *et al.*, 2022; Mugatha *et al.*, 2024; Romero-Vidal *et al.*, 2025).

Inventarisasi keanekaragaman burung secara konvensional umumnya menggunakan metode *point count* dan *line transect* (Skirrow, Ortiz-Catedral and Smith, 2024). Namun, metode ini memiliki keterbatasan, seperti ketergantungan pada keterampilan pengamat, cakupan waktu yang terbatas, dan risiko burung menghindar akibat kehadiran manusia (Darras *et al.*, 2018). Sebaliknya, metode bioakustik berbasis *Passive Acoustic Monitoring* (PAM) menawarkan solusi yang lebih efektif karena dapat merekam vokalisasi burung secara terus-menerus tanpa mengganggu perilaku alaminya (Metcalf *et al.*, 2022). Meski demikian, identifikasi spesies dari rekaman PAM masih dilakukan secara manual, yang rentan terhadap variabilitas interpretasi pengamat (Hopping *et al.*, 2024).

Oleh karena itu, otomatisasi identifikasi spesies dalam inventarisasi keanekaragaman burung berdasarkan suara menjadi langkah penting untuk mendukung pelestarian burung di habitatnya (Kahl *et al.*, 2021).

Perkembangan *artificial intelligence*, khususnya *deep learning*, telah membuka peluang besar untuk mengotomatisasi proses identifikasi spesies burung berdasarkan suara. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang memproses representasi audio seperti *log-mel spectrogram* untuk mempelajari karakteristik vokalisasi burung (Abebe Endalamaw, Yang and Hsu, 2026). Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai performa yang tinggi pada tugas klasifikasi suara burung (Mutanu *et al.*, 2022).

Meskipun berbagai riset sebelumnya telah melaporkan performa yang tinggi dalam klasifikasi suara burung, evaluasi model umumnya masih berfokus pada data uji standar yang memiliki karakteristik serupa dengan data pelatihan (Duan, Yang and Guo, 2024). Dalam implementasi nyata, rekaman suara burung sering terpapar berbagai sumber gangguan seperti suara angin, manusia, mesin, maupun suara satwa lainnya (Clark *et al.*, 2023). Kehadiran *noise* tersebut dapat mengubah karakteristik sinyal akustik dan menurunkan performa model klasifikasi (Schwinger *et al.*, 2026). Oleh karena itu, akurasi yang tinggi pada data uji standar belum tentu mencerminkan kemampuan model dalam menghadapi kondisi akustik yang lebih menantang. Kondisi ini menegaskan pentingnya evaluasi ketahanan model terhadap berbagai tingkat gangguan lingkungan

sebagai bagian dari pengembangan sistem klasifikasi suara burung yang andal.

Tantangan lain yang tidak kalah penting adalah kemampuan model dalam menghadapi data yang berbeda dari distribusi pelatihannya. Model *deep learning* diketahui dapat menghasilkan prediksi dengan tingkat keyakinan yang tinggi meskipun menerima masukan yang belum pernah ditemui selama proses pelatihan (Minderer *et al.*, 2021). Fenomena tersebut dikenal sebagai masalah *Out-of-Distribution* (OOD) (Yang *et al.*, 2021). Dalam sistem monitoring suara burung, kondisi OOD dapat muncul ketika sistem menerima suara yang tidak terdapat pada data pelatihan. Ketidakmampuan model dalam mengenali kondisi tersebut berpotensi menghasilkan prediksi yang keliru dengan tingkat keyakinan tinggi sehingga dapat menurunkan keandalan sistem monitoring.

Selain aspek generalisasi, efisiensi komputasi juga menjadi faktor penting dalam pengembangan sistem identifikasi suara burung. Pada implementasi monitoring bioakustik, proses inferensi idealnya dapat dilakukan secara langsung pada perangkat *edge* untuk mengurangi kebutuhan transmisi data, latensi, dan konsumsi energi (Delgado-Rajó and Travieso-Gonzalez, 2025). Oleh sebab itu, model yang digunakan perlu memiliki ukuran yang relatif kecil, kebutuhan memori yang rendah, serta waktu inferensi yang cepat tanpa mengorbankan performa secara signifikan.

Salah satu pendekatan yang dapat memenuhi kebutuhan tersebut adalah penggunaan arsitektur CNN ringan seperti MobileNetV3-Small (Howard *et al.*, 2019), EfficientNet-B0 (Tan and

Le, 2019), dan ConvNeXt-Atto (Z. Liu *et al.*, 2022). Arsitektur tersebut dirancang untuk menghasilkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi sehingga lebih sesuai untuk diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

Meskipun menawarkan efisiensi komputasi yang tinggi, model ringan umumnya memiliki kapasitas representasi yang lebih terbatas dibandingkan model berukuran besar sehingga kemampuan generalisasinya perlu ditingkatkan. Salah satu teknik yang dapat digunakan adalah *SpecAugment*, yaitu metode augmentasi data yang menerapkan *masking* pada domain waktu dan frekuensi untuk memperluas variasi data pelatihan secara *on-the-fly* (Park *et al.*, 2019). Teknik ini telah banyak digunakan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi akustik (Assarzadeh *et al.*, 2025; J. Ding *et al.*, 2025).

Di sisi lain, *Sharpness-Aware Minimization* (SAM) merupakan metode optimisasi yang mendorong model untuk menemukan solusi pada wilayah fungsi kerugian yang lebih datar (*flat minima*), sehingga diharapkan mampu meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Foret *et al.*, 2020; X. Zhang *et al.*, 2023). Kombinasi antara *SpecAugment* dan SAM berpotensi menghasilkan model yang lebih tangguh karena peningkatan generalisasi dilakukan baik dari sisi variasi data pelatihan maupun proses optimisasi model.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini mengusulkan optimalisasi CNN ringan menggunakan *SpecAugment* dan SAM untuk klasifikasi suara burung yang tangguh terhadap *noise* dan pergeseran

distribusi data. Evaluasi dilakukan melalui pengujian pada data *in-distribution*, pengujian *robustness* terhadap *noise* pada berbagai tingkat *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), pengujian *Out-of-Distribution* menggunakan dataset eksternal, serta pengukuran efisiensi inferensi pada perangkat *edge* Radxa Rock 4 SE. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model yang tidak hanya akurat dan efisien, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik sehingga mendukung pengembangan sistem monitoring bioakustik burung yang lebih andal.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pengaruh penggunaan *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* terhadap performa model CNN ringan untuk klasifikasi suara burung?
2. Bagaimana kemampuan generalisasi model CNN ringan dalam menghadapi gangguan *noise* dan data *out-of-distribution* pada tugas klasifikasi suara burung?
3. Bagaimana efisiensi komputasi model CNN ringan pada perangkat *edge* Radxa Rock 4 SE?

C. Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus dan ruang lingkup penelitian agar tidak melebar, maka batasan masalah dalam penelitian ini ditetapkan sebagai berikut:

1. Penelitian ini difokuskan pada klasifikasi suara burung menggunakan rekaman yang mengandung satu spesies burung (*single-label classification*).
2. Evaluasi *robustness* model dibatasi pada skenario gangguan *noise* lingkungan dengan variasi *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) yang ditentukan dalam penelitian ini.
3. Evaluasi kemampuan *Out-of-Distribution* (OOD) dibatasi menggunakan satu dataset eksternal sebagai representasi data di luar distribusi pelatihan.
4. Evaluasi efisiensi komputasi dibatasi pada implementasi menggunakan perangkat *edge* Radxa ROCK 4 SE.

D. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah serta batasan masalah yang telah ditetapkan, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis pengaruh penggunaan *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* terhadap performa model CNN ringan untuk klasifikasi suara burung.
2. Mengevaluasi kemampuan generalisasi model CNN ringan dalam menghadapi gangguan *noise* dan data *out-of-distribution* pada tugas klasifikasi suara burung.
3. Mengevaluasi efisiensi komputasi model CNN ringan pada perangkat *edge* Radxa Rock 4 SE.

E. Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan yang telah dirumuskan, penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Akademik

- a. Menambah wawasan empiris mengenai penerapan *SpecAugment* dan *Sharpness-Aware Minimization* untuk meningkatkan generalisasi model klasifikasi suara burung.
- b. Menyediakan hasil evaluasi mengenai ketahanan model terhadap *noise* dan data *out-of-distribution* pada tugas klasifikasi suara burung.

2. Manfaat Praktis

- a. Menyediakan model klasifikasi suara burung yang efisien dan berpotensi diterapkan pada perangkat *edge*.
- b. Memberikan referensi bagi pengembangan sistem monitoring keanekaragaman burung berbasis kecerdasan buatan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan kombinasi *SpecAugment* (Aug) dan *Sharpness-Aware Minimization* (SAM) terbukti mampu meningkatkan performa model CNN ringan pada tugas klasifikasi suara burung. Pada seluruh arsitektur yang dievaluasi, yaitu MobileNetV3-Small, EfficientNet-B0, dan ConvNeXt-Atto, kombinasi tersebut secara konsisten menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan model *baseline* pada data bersih. ConvNeXt-Atto memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 96,7% dan F1-score 96,1%. Hasil uji statistik Friedman dan Nemenyi juga menunjukkan bahwa peningkatan performa yang diperoleh bersifat signifikan.

Selain meningkatkan performa, kombinasi *SpecAugment* dan SAM juga terbukti meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pada pengujian *robustness* terhadap *noise*, metode ini menghasilkan performa yang lebih baik pada sebagian besar tingkat *signal-to-noise ratio* (SNR) dibandingkan model *baseline*. Selain itu, pada pengujian menggunakan dataset *out-of-distribution* (OOD), kombinasi tersebut memperoleh nilai AUROC tertinggi baik berdasarkan skor *entropy* maupun *Maximum Softmax Probability* (MSP). Temuan ini menunjukkan bahwa *SpecAugment* dan SAM mampu menghadapi variasi kondisi lingkungan dan membedakan data yang berada di luar distribusi pelatihan.

Dari aspek implementasi pada perangkat *edge*, MobileNetV3-Small merupakan model dengan kebutuhan sumber daya paling rendah. Namun, ConvNeXt-Atto memberikan keseimbangan terbaik antara performa klasifikasi, kemampuan generalisasi, dan efisiensi komputasi, dengan ukuran model 12,9 MB, latensi inferensi 484,3 ms, dan penggunaan RAM 356,6 MB pada perangkat Radxa ROCK 4 SE. Dengan demikian, konfigurasi ConvNeXt-Atto dengan *SpecAugment* dan SAM merupakan solusi terbaik yang dihasilkan dalam penelitian ini untuk klasifikasi suara burung berbasis perangkat *edge*.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya. Evaluasi *robustness* dapat diperluas dengan menggunakan berbagai kondisi perekaman dan jenis gangguan akustik yang lebih beragam. Pengujian *out-of-distribution* (OOD) juga dapat dilakukan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara lebih komprehensif. Selain itu, implementasi pada perangkat *edge* dapat dioptimalkan melalui teknik kompresi model untuk meningkatkan efisiensi inferensi.

DAFTAR PUSTAKA

- Abebe Endalamaw, H., Yang, C.-K. and Hsu, C.-H. (2026) "A real-time bird sound recognition app via deep learning techniques," *Multimedia Tools and Applications*, 85(2), p. 62. Available at: <https://doi.org/10.1007/s11042-026-21211-y>.
- Abernathy, V.E. *et al.* (2023) "The Effects of Climate Change on the Nesting Phenology of Three Shorebird Species in the United States," *Animals*, 13(15). Available at: <https://doi.org/10.3390/ani13152459>.
- Acconci, M. and Ntalampiras, S. (2020) "One-shot learning for acoustic identification of bird species in non-stationary environments," *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, pp. 755–762. Available at: <https://doi.org/10.1109/ICPR48806.2021.9412005>.
- Ali, S. *et al.* (2023) "Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence," *Information Fusion*, 99, p. 101805. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805>.
- Ascencio-Cabral, A. and Reyes-Aldasoro, C.C. (2022) "Comparison of Convolutional Neural Networks and Transformers for the Classification of Images of COVID-19, Pneumonia and Healthy Individuals as Observed with Computed Tomography," *Journal of Imaging*, 8(9). Available at: <https://doi.org/10.3390/jimaging8090237>.
- Assarzadeh, M. *et al.* (2025) "Investigating misclassification in bird sounds: The adverse effect of label noise on BirdNET," *Ecological Informatics*, 92, p. 103494. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2025.103494>.
- Bukhsh, Z. and Saeed, A. (2022) "On Out-of-Distribution Detection for Audio with Deep Nearest Neighbors," *arXiv e-prints*, p. arXiv:2210.15283. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.15283>.

- Chakrabarty, S. *et al.* (2025) “Can We Trust AI With Our Ears? A Cross-Domain Comparative Analysis of Explainability in Audio Intelligence,” *IEEE Access*, 13, pp. 179733–179758. Available at: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3622161>.
- Clark, M.L. *et al.* (2023) “The effect of soundscape composition on bird vocalization classification in a citizen science biodiversity monitoring project,” *Ecological Informatics*, 75, p. 102065. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102065>.
- Darras, K. *et al.* (2018) “Comparing the sampling performance of sound recorders versus point counts in bird surveys: A meta-analysis,” *Journal of Applied Ecology*, 55(6), pp. 2575–2586. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/1365-2664.13229>.
- Delgado-Rajó, F.A. and Travieso-Gonzalez, C.M. (2025) “Flexible hybrid edge computing IoT architecture for low-cost bird songs detection system,” *Ecological Informatics*, 90, p. 103231. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2025.103231>.
- Ding, J. *et al.* (2025) “Cross-Dialect Bird Species Recognition with Dialect-Calibrated Augmentation.” Available at: <https://arxiv.org/abs/2509.22317>.
- Duan, L., Yang, L. and Guo, Y. (2024) “SIAlex: Species identification and monitoring based on bird sound features,” *Ecological Informatics*, 81. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102637>.
- Foret, P. *et al.* (2020) “Sharpness-Aware Minimization for Efficiently Improving Generalization,” *CoRR*, abs/2010.01412. Available at: <https://arxiv.org/abs/2010.01412>.
- Fraixedas, S. *et al.* (2020) “A state-of-the-art review on birds as indicators of biodiversity: Advances, challenges, and future directions,” *Ecological Indicators*, 118, p. 106728. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2020.106728>.

- Gupta, G. *et al.* (2021) “Comparing recurrent convolutional neural networks for large scale bird species classification,” *Scientific Reports*, 11(1), p. 17085. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96446-w>.
- He, H. and Luo, H. (2025) “An improved lightweight method based on EfficientNet for birdsong recognition,” *Scientific Reports*, 15(1), p. 23727. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-07875-w>.
- Hopping, W.A. *et al.* (2024) “Simultaneous passive acoustic monitoring uncovers evidence of potentially overlooked temporal variation in an Amazonian bird community,” *Ibis*, 166(3), pp. 986–1002. Available at: <https://doi.org/10.1111/ibi.13293>.
- Howard, A. *et al.* (2019) “Searching for MobileNetV3,” *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 1314–1324. Available at: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00140>.
- Jeantet, L. and Dufourq, E. (2023) “Improving deep learning acoustic classifiers with contextual information for wildlife monitoring,” *Ecological Informatics*, 77, p. 102256. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102256>.
- Kahl, S. *et al.* (2021) “BirdNET: A deep learning solution for avian diversity monitoring,” *Ecological Informatics*, 61. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101236>.
- Lai, N. *et al.* (2026) “A comprehensive review of lightweight deep learning models for edge computing with future directions,” *Discover Computing*, 29(1), p. 110. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10791-026-10021-3>.
- Lim, K.M. *et al.* (2023) “EnViTSA: Ensemble of Vision Transformer with SpecAugment for Acoustic Event Classification,” *Sensors*, 23(22). Available at: <https://doi.org/10.3390/s23229084>.
- Liu, J. *et al.* (2022) “Birdsong classification based on ensemble multi-scale convolutional neural network,” *Scientific Reports*, 12(1),

- p. 8636. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-12121-8>.
- Liu, Z. *et al.* (2022) “A ConvNet for the 2020s,” *CoRR*, abs/2201.03545. Available at: <https://arxiv.org/abs/2201.03545>.
- Lu, Z. *et al.* (2025) “DuSAFNet: A Multi-Path Feature Fusion and Spectral–Temporal Attention-Based Model for Bird Audio Classification,” *Animals*, 15(15). Available at: <https://doi.org/10.3390/ani15152228>.
- Macedo, D. *et al.* (2021) “Entropic Out-of-Distribution Detection,” *2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, pp. 1–8. Available at: <https://doi.org/10.1109/ijcnn52387.2021.9533899>.
- Maznikova, V.N., Ormerod, S.J. and Gómez-Serrano, M.Á. (2024) “Birds as bioindicators of river pollution and beyond: specific and general lessons from an apex predator,” *Ecological Indicators*, 158, p. 111366. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2023.111366>.
- Metcalf, O.C. *et al.* (2022) “Optimizing tropical forest bird surveys using passive acoustic monitoring and high temporal resolution sampling,” *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 8(1), pp. 45–56. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/rse2.227>.
- Minderer, M. *et al.* (2021) “Revisiting the Calibration of Modern Neural Networks,” *CoRR*, abs/2106.07998. Available at: <https://arxiv.org/abs/2106.07998>.
- Mohamed, A., Abdelqader, K. and Shaalan, K. (2025) “Explainable Artificial Intelligence: A systematic Review of Progress and Challenges,” *Intelligent Systems with Applications*, 28, p. 200595. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200595>.
- Morante-Filho, J.C. and Faria, D. (2020) “An Appraisal of Bird-Mediated Ecological Functions in a Changing World,” *Tropical*

- Conservation Science*, 10(1). Available at: <https://doi.org/10.1177/1940082917703339>.
- Mugatha, S.M. *et al.* (2024) “Bird species richness and diversity responses to land use change in the Lake Victoria Basin, Kenya,” *Scientific Reports*, 14(1), p. 1711. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52107-2>.
- Mutanu, L. *et al.* (2022) “A Review of Automated Bioacoustics and General Acoustics Classification Research,” *Sensors*, 22(21). Available at: <https://doi.org/10.3390/s22218361>.
- Nijman, V. *et al.* (2022) “Disentangling the Legal and Illegal Wildlife Trade—Insights from Indonesian Wildlife Market Surveys,” *Animals*, 12(5). Available at: <https://doi.org/10.3390/ani12050628>.
- Park, D.S. *et al.* (2019) “SpecAugment: A Simple Data Augmentation Method for Automatic Speech Recognition,” *Proceedings of Interspeech 2019*. Graz, Austria: ISCA, pp. 2613–2617. Available at: <https://doi.org/10.21437/Interspeech.2019-2680>.
- Peng, C. *et al.* (2025) “A Bird Vocalization Classification Method Based on Bidirectional FBank with Enhanced Robustness,” *Applied Sciences*, 15(9). Available at: <https://doi.org/10.3390/app15094913>.
- Qin, R. and Huang, J. (2025) “Towards accurate bird sound recognition through multi-scale texture-aware modeling,” *npj Acoustics*, 1(1), p. 22. Available at: <https://doi.org/10.1038/s44384-025-00025-6>.
- Rainio, O., Teuho, J. and Klén, R. (2024) “Evaluation metrics and statistical tests for machine learning,” *Scientific Reports*, 14(1), p. 6086. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x>.
- Rauch, L. *et al.* (2025) “Can Masked Autoencoders Also Listen to Birds?” Available at: <https://arxiv.org/abs/2504.12880>.

- Romero-Vidal, P. *et al.* (2025) “The hidden dimension of poaching: A novel survey method shows that local demand for pets largely outnumbers domestic and international trade of neotropical parrots,” *Biological Conservation*, 303, p. 111029. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.BIOCON.2025.111029>.
- Saad, A. *et al.* (2024) “A Novel Deep Learning Approach for Classification of Bird Sound Using Mel Frequency Cepstral Coefficients,” *Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics*, 5(3), pp. 660–670. Available at: <https://doi.org/10.52866/ijcsm.2024.05.03.040>.
- Santiago, C. *et al.* (2021) “LOW: Training deep neural networks by learning optimal sample weights,” *Pattern Recognition*, 110, p. 107585. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107585>.
- Schwinger, R. *et al.* (2026) “Foundation models for bioacoustics – A comparative review,” *Ecological Informatics*, 96, p. 103765. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2026.103765>.
- Skirrow, M.J.A., Ortiz-Catedral, L. and Smith, A.N.H. (2024) “How to Count Parrots: Comparing the Performance of Point and Transect Counts for Surveying Tasman Parakeets (*Cyanoramphus cookii*),” *Diversity*, 16(11). Available at: <https://doi.org/10.3390/d16110698>.
- Stowell, D. (2022) “Computational bioacoustics with deep learning: a review and roadmap,” *PeerJ*. Edited by Y. Shang, 10, p. e13152. Available at: <https://doi.org/10.7717/peerj.13152>.
- Sun, Y.-P. *et al.* (2023) “Wild Bird Species Identification Based on a Lightweight Model With Frequency Dynamic Convolution,” *IEEE Access*, 11, pp. 54352–54362. Available at: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3281361>.
- Tan, M. and Le, Q. (2019) “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,” in K. Chaudhuri and R. Salakhutdinov (eds.) *Proceedings of the 36th International*

- Conference on Machine Learning*. PMLR (Proceedings of Machine Learning Research), pp. 6105–6114. Available at: <https://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html>.
- Vuilliomonet, A., Jones, K.E. and Wilson, D. (2026) “Future of Edge AI in biodiversity monitoring.” Available at: <https://arxiv.org/abs/2602.13496>.
- Wakili, M.A. *et al.* (2022) “Classification of Breast Cancer Histopathological Images Using DenseNet and Transfer Learning,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1), p. 8904768. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2022/8904768>.
- Xie, J., Colonna, J.G. and Zhang, J. (2021) “Bioacoustic signal denoising: a review,” *Artificial Intelligence Review*, 54(5), pp. 3575–3597. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09932-4>.
- Xie, J. and Zhu, M. (2023) “Acoustic Classification of Bird Species Using an Early Fusion of Deep Features,” *Birds*, 4(1), pp. 138–147. Available at: <https://doi.org/10.3390/birds4010011>.
- Yang, F., Jiang, Y. and Xu, Y. (2022) “Design of Bird Sound Recognition Model Based on Lightweight,” *IEEE Access*, 10, pp. 85189–85198. Available at: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3198104>.
- Yang, J. *et al.* (2021) “Generalized Out-of-Distribution Detection: A Survey,” *CoRR*, abs/2110.11334. Available at: <https://arxiv.org/abs/2110.11334>.
- Yi, D. and Shen, X. (2024) “Investigation of Bird Sound Transformer Modeling and Recognition,” *Electronics (Switzerland)*, 13(19). Available at: <https://doi.org/10.3390/electronics13193964>.
- Zabidi, M.M.A. *et al.* (2026) “Efficiency Analysis of Lightweight CNNs for Malaysian Bird Sound Recognition,” in A.O. Albaji (ed.) *Selected Papers from the International Conference on Artificial Intelligence*. Cham: Springer Nature Switzerland, pp. 919–936.

- Zhang, S. *et al.* (2023) “A Novel Bird Sound Recognition Method Based on Multifeature Fusion and a Transformer Encoder,” *Sensors*, 23(19). Available at: <https://doi.org/10.3390/s23198099>.
- Zhang, X. *et al.* (2023) “Gradient Norm Aware Minimization Seeks First-Order Flatness and Improves Generalization.” Available at: <https://arxiv.org/abs/2303.03108>.
- Zhang, Y. *et al.* (2023) “Analogies of human speech and bird song: From vocal learning behavior to its neural basis,” *Frontiers in Psychology*, Volume 14-2023. Available at: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1100969>.
- Zhao, Z. *et al.* (2023) “Acoustic bird species classification under low SNR and small-scale dataset conditions,” *Applied Acoustics*, 214, p. 109670. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2023.109670>.

