

Implementasi Fuzzy Inference System Sebagai Pra-Klasifikasi Suara Burung Menggunakan Metode Mamdani dan Sugeno

M. Rifqi Dzaky Azhad*, Fathan Arya Maulana†
103012330009*, 10301230083†
rifqiazhad21@gmail.com*, fathana.mrj951@gmail.com†
IF-47-08, S1 Informatika, Fakultas Informatika
Telkom University, Bandung, Indonesia

DESKRIPSI DOKUMEN

Dokumen ini merupakan proposal proyek yang disusun dalam rangka memenuhi tugas besar pada mata kuliah Dasar Kecerdasan Artificial. Proposal ini dibentuk oleh penulis, sebagai mahasiswa kelas IF-47-08, Program Studi S1 Informatika.

I. PENDAHULUAN

Pada bab ini, akan dibahas latar belakang, rumusan masalah, tujuan dan solusi yang ditawarkan proyek ini.

A. Latar Belakang

Penurunan populasi burung secara drastis serta kepunahan berbagai spesies, baik di Indonesia maupun di tingkat global, merupakan permasalahan konservasi yang sangat serius. Jika tidak segera ditanggulangi, hal ini dapat menyebabkan hilangnya keanekaragaman hayati secara permanen [1], [2]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang efektif untuk memahami dan mengatasi permasalahan ini, salah satunya melalui upaya pemantauan (monitoring) terhadap keberadaan dan aktivitas spesies burung.

Salah satu cara melakukan pemantauan ini adalah dengan memasang mikrofon yang dapat menangkap suara burung dan menggunakan model AI untuk mengidentifikasi suara tersebut, tetapi tantangan yang di dapat adalah cakupan wilayah yang luas dan volume data non-event. Untuk itu, diperlukan lebih dari satu mikrofon atau perangkat sensor untuk menjangkau area yang lebih besar, tetapi hal ini menimbulkan tantangan dari segi efisiensi sistem. Hal ini memunculkan kebutuhan akan model klasifikasi audio yang tidak hanya akurat tetapi juga ringan dan hemat sumber daya (resource-efficient) [3].

Salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah dengan mengurangi beban kerja (workload) model klasifikasi melalui pendekatan prapemrosesan [4]. Mengingat sebagian besar input berupa suara lingkungan atau non-event (background noise), sistem dapat dirancang untuk membedakan terlebih dahulu antara suara latar dan suara dengan intensitas signifikan yang memiliki potensi mengandung suara burung [5].

B. Rumusan Masalah

Monitoring langsung terhadap burung di habitat alaminya memiliki risiko mengganggu perilaku alami dan ekosistem spesies tersebut [2], [4]. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem pemantauan pasif yang dapat mengidentifikasi keberadaan burung melalui suara menggunakan mikrofon. Namun, pendekatan klasifikasi berbasis supervised learning umumnya memerlukan daya komputasi tinggi dan konsumsi energi besar [6], [7], yang menjadi kendala dalam implementasi sistem monitoring yang efisien dan real-time di lapangan.

C. Tujuan Proyek

Tujuan dari proyek ini adalah untuk mengembangkan sistem monitoring suara burung secara real-time yang efisien dalam hal penggunaan energi dan sumber daya komputasi. Untuk mencapai hal tersebut, sistem akan mengintegrasikan Fuzzy Inference System sebagai tahap awal untuk menyaring segmen audio yang tidak relevan sebelum dilakukan klasifikasi lebih lanjut menggunakan model Supervised Learning [8], [9].

D. Solusi

Proyek ini mengusulkan sebuah pipeline sistem monitoring pasif yang mengandalkan audio sebagai input utama untuk mendeteksi keberadaan burung di alam liar. Sistem akan memanfaatkan logika fuzzy untuk mendeteksi segmen suara yang berpotensi mengandung suara burung, sehingga hanya bagian audio yang relevan yang akan diproses oleh model klasifikasi. Pendekatan ini diharapkan mampu mengurangi beban komputasi, menghemat energi, dan meningkatkan efisiensi sistem monitoring suara burung secara keseluruhan [10], [11].

II. TINJAUAN PUSTAKA

Pembahasan penelitian-penelitian relevan sebelumnya.

A. Fuzzy Inference System

Fuzzy Inference System (FIS) merupakan implementasi logika fuzzy yang digunakan untuk membuat sistem dengan input ke output dengan skenario tertentu. Terdapat dua metode yang digunakan pada proyek ini, yaitu metode Mamdani [8] dan Sugeno [9] Fig. 5.

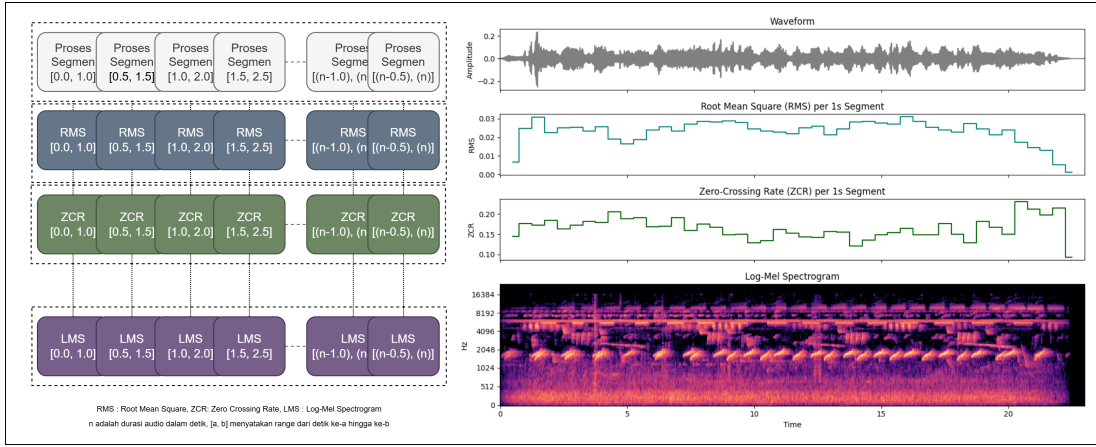


Figure 1: Implementasi Ekstraksi Fitur dari Amplitudo menjadi RMS, ZCR, dan LMS.

B. Supervised Model

Model supervised learning merupakan pendekatan dalam machine learning di mana algoritma dilatih menggunakan dataset berlabel. Algoritma ini belajar dari data yang telah diketahui untuk memetakan pola dan membuat prediksi terhadap data baru (inferensi). Supervised model sudah sering digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap data suara [12], [6], [7].

III. METODOLOGI

Bab ini menjelaskan langkah-langkah pengumpulan data, prapemrosesan, ekstraksi fitur, serta implementasi Fuzzy Inference Model dan Supervised Model.

A. Dataset

Dataset yang digunakan bersifat open-source, dimana didapat dua sumber:

- Noise Audio Data (Kaggle) [13], terdiri atas berbagai suara, mulai dari suara alam sampai suara perkotaan. Dataset memiliki durasi 3 menit 0 detik.
- Xeno-canto [14], website yang memberikan akses dataset suara hewan dari seluruh dunia, termasuk suara burung dari berbagai spesies. Dataset memiliki durasi 3 menit 54 detik.

Table I: Langkah-langkah Prapemrosesan Audio

Langkah	Deskripsi
Downmixing	Mengonversi audio stereo menjadi mono dengan merata-ratakan kedua channel: $x_{\text{mono}} = \frac{x_L + x_R}{2}$
Resampling	Mengubah sample rate menjadi 48 kHz untuk standarisasi sinyal audio.
Padding	Menyesuaikan durasi audio agar menjadi kelipatan detik tertentu, guna mempermudah proses segmentasi.
Splitting	Membagi audio menjadi segmen berdurasi 1 detik dengan overlap 0.5 detik. Segmen ke- i dimulai pada $i \times 0.5$ detik.

B. Anotasi

Seluruh file audio dari dataset dianotasi secara manual. Setelah dilakukannya anotasi, maka dapat dilanjutkan dengan mengintegrasikan flow model Fig. 4. Terdapat tiga label yang dapat diprediksi sistem, yaitu: Suara hening / non-event (2), Suara keras / event (1), dan Suara burung (0).

C. Prapemrosesan

File audio memiliki karakteristik yang berbeda-beda, dimana apabila tidak dilakukan perubahan dapat menyebabkan informasi yang tidak konsisten, sehingga model dapat kesusaan dalam menjalankan tugasnya. Oleh karena itu diperlukan suatu tahap yang dapat menyamakan karakteristik yang berbeda-beda ini, pada Tab. I terdapat 4 tahap prapemrosesan yang dilakukan pada seluruh file audio untuk mendapatkan hasil yang konsisten.

Table II: Deskripsi dan Rumus Fitur Ekstraksi Audio

Fitur	Deskripsi	Rumus
Root Mean Squared (RMS)	Mengukur amplitudo (energi) rata-rata dari sinyal dalam satu segmen.	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x[n]^2}$
Zero Crossing Rate (ZCR)	Menghitung seberapa sering sinyal audio berpindah tanda (positif ke negatif atau sebaliknya).	$\frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \text{sgn}(x[n]) - \text{sgn}(x[n-1]) $
Spectral Centroid	Menunjukkan pusat massa spektrum frekuensi, berkaitan dengan persepsi kecerahan suara.	$\frac{\sum_{k=1}^N f(k) \cdot A(k)}{\sum_{k=1}^N A(k)}$
Log-Mel Spectrogram (LMS)	Representasi spektral berbasis skala Mel yang mencerminkan persepsi frekuensi manusia.	$\log(\text{MelFB} STFT(x) ^2)$
Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)	Koefisien yang merepresentasikan karakteristik spektral suara berdasarkan skala Mel, setelah transformasi cepstral.	$\text{DCT}(\log(\text{MelFB} STFT(x) ^2))$

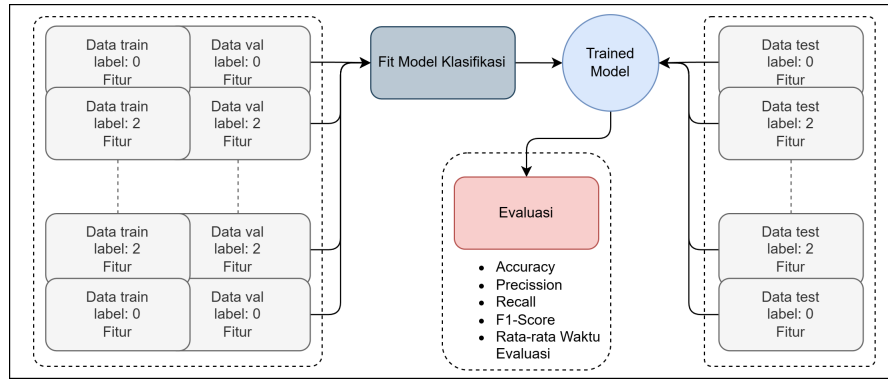


Figure 2: Pipeline Training Model.

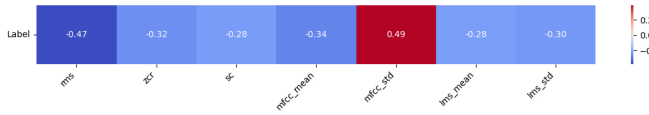


Figure 3: Hasil Uji Korelasi antara 5 Fitur.

D. Ekstraksi Fitur

Untuk mendapatkan informasi yang relevan dan dapat diproses oleh komputer, diperlukan representasi data yang sesuai. Oleh karena itu, dilakukan ekstraksi fitur dari file audio mentah menjadi beberapa fitur, yaitu Root Mean Squared Energy (RMS), Zero-Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, Log-Mel Spectrogram (LMS), dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) [15], seperti yang ditunjukkan pada Tab. II.

Selanjutnya, dilakukan analisis korelasi antara setiap fitur dengan label kelas untuk mengetahui relevansi masing-masing fitur terhadap proses klasifikasi. Hasil uji korelasi ditunjukkan pada Gambar 3, yang menunjukkan bahwa fitur *Spectral Centroid* dan *Log-Mel Spectrogram* memiliki nilai korelasi yang lebih rendah dibandingkan fitur lainnya. Oleh karena itu, kedua fitur tersebut tidak digunakan pada tahap pelatihan model.

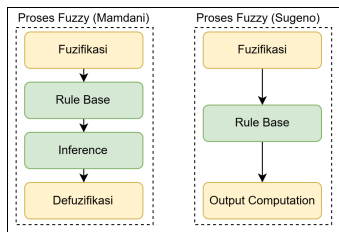


Figure 5: Perbedaan Cara Kerja Fuzzy Inference System (FIS) Mamdani dan Sugeno.

E. Splitting

Setelah proses ekstraksi fitur selesai, dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian utama, yaitu data train, data validasi, dan data test. Pembagian ini dilakukan menggunakan metode train-test split dengan proporsi rasio sebesar 8:1:1,

dimana 80% data digunakan untuk pelatihan model dan memiliki durasi 5 menit 31 detik, 10% untuk validasi dan memiliki durasi 31 detik, dan 10% sisanya digunakan untuk pengujian akhir model dan memiliki durasi 31 detik.

F. Evaluasi Model

1) *Klasifikasi Suara Event*: Evaluasi Model dilakukan dengan membandingkan kinerja antara metode fuzzy Mamdani [8] dan fuzzy Sugeno [9] dengan model supervised seperti Logistic Regression, Decision tree, dan LGBMClassifier [12].

2) *Suara Burung*: Analisis model supervised juga difokuskan pada evaluasi waktu inferensi sebagai indikator efisiensi prediksi. Model yang digunakan adalah CNN [6] dan Transformer [7].

G. Desain Sistem

Sistem secara utuh telah ditampilkan pada Gambar Fig. 4, dimana Sistem Inference Fuzzy dan Model Supervised yang digunakan belum ditetapkan, dikarenakan akan dibandingkan model dengan nilai metrik tertinggi.

Table III: Model Klasifikasi

Model	Deskripsi
Fuzzy Mamdani	Metode logika fuzzy yang menggunakan aturan IF-THEN dengan output berupa himpunan fuzzy, cocok untuk sistem kontrol.
Fuzzy Sugeno	Metode logika fuzzy dengan output berupa fungsi matematis, sering digunakan untuk optimasi dan sistem adaptif.
Decision Tree	Model klasifikasi yang menggunakan struktur pohon untuk mengambil keputusan berdasarkan fitur input.
LGBMClassifier	Model boosting berbasis randomforest, dapat melakukan klasifikasi.
Logistic Regression	Model regresi yang digunakan untuk klasifikasi biner dengan memodelkan probabilitas menggunakan fungsi logistik.
CNN	Menangkap pola spasial lokal langsung dari input 2D menggunakan filter konvolusi.
Transformer	Mengolah input sebagai sekuen. Memanfaatkan self-attention untuk menangkap konteks antar segmen.

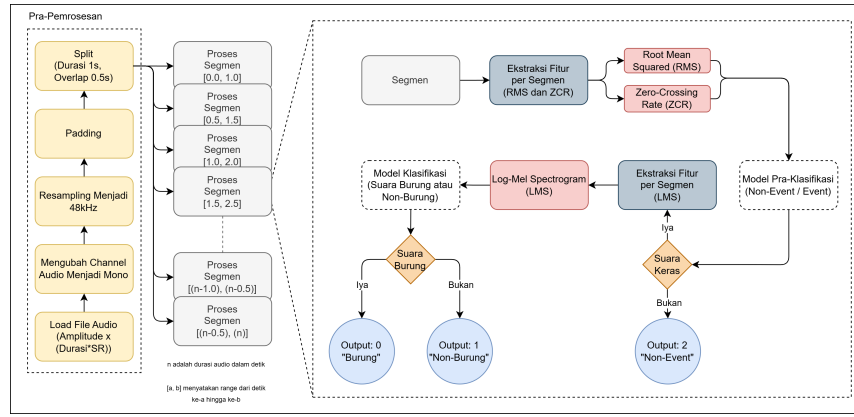


Figure 4: Desain sistem monitoring suara burung Mamdani.

Table IV: Perhitungan Metrik Evaluasi Model

Nama	Perhitungan
Akurasi	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$
Precision (Macro)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i+FP_i}$
Recall (Macro)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i+FN_i}$
F1-Score (Macro)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{2 \cdot \text{Precision}_i \cdot \text{Recall}_i}{\text{Precision}_i + \text{Recall}_i}$

TP: data positif diklasifikasi benar, FP: data negatif diklasifikasi positif, TN: data negatif diklasifikasi benar, FN: data positif diklasifikasi negatif, N: jumlah total kelas.

H. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi digunakan untuk mengukur performa model dalam melaksanakan tugasnya. Akurasi menjadi metrik utama, didukung oleh macro-averaged precision, recall, f1-score. Terdapat penjelasan terkait metode evaluasi pada Tab. IV, confusion matrix sebagai visualisasi performa, serta analisis mendalam pada label dengan kinerja kurang akurat.

TAUTAN TERKAIT

Berikut adalah tautan relevan terkait proyek ini:

- GitHub

IV. KESIMPULAN

Proposal ini membuktikan bahwa Fuzzy Inference System (FIS) dengan metode Mamdani dan Sugeno efektif sebagai tahap pre-klasifikasi dalam sistem klasifikasi suara burung. FIS berhasil memfilter segmen audio non-burung (seperti noise latar belakang atau suara keras) sebelum diproses oleh model supervised learning. Strategi ini mengurangi beban komputasi dan konsumsi energi secara signifikan, khususnya pada sistem monitoring berbasis edge device atau real-time. Implementasi FIS sebagai prapemrosesan membuka peluang aplikasi yang lebih efisien dalam skenario resource-constrained.

REFERENSI

- [1] A. Lees, S. Bezeng, K. Rosenberg *et al.* (2022) Global bird populations in decline, says research. Published by Manchester Metropolitan University, May 5, 2022. [Online]. Available: <https://www.mmu.ac.uk/news-and-events/news/story/?id=14791>

- [2] A. Johnston, A. D. Rodewald, M. Strimas-Mackey, T. Auer, W. M. Hochachka, A. N. Stillman, C. L. Davis, V. Ruiz-Gutierrez, A. M. Dokter, and D. Fink, "North american bird declines are greatest where species are most abundant," *Science*, vol. 388, no. 6746, pp. 532–537, May 2025. [Online]. Available: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.adn4381>
- [3] ANTARA News. (2011, June) More indonesian bird species nearing extinction. Accessed: 2025-05-20. [Online]. Available: <https://en.antaraneews.com/news/72587/more-indonesian-bird-species-nearing-extinction>
- [4] I. Susanto. (2025, April) Status burung di indonesia 2025, ada harapan di tengah ancaman. Accessed: 2025-05-20. [Online]. Available: <https://www.kompas.id/artikel/status-burung-di-indonesia-2025-ada-harapan-di-tengah-ancaman>
- [5] Freelancer Community. (2024, December) Understanding bird language through ai: Unlocking the secrets of avian communication. Last Modified: 20 January 2025, Accessed: 2025-05-20.
- [6] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [7] A. Dosovitskiy, L. Beyer, A. Kolesnikov, D. Weissenborn, X. Zhai, T. Unterthiner, M. Dehghani, M. Minderer, G. Heigold, S. Gelly, J. Uszkoreit, and N. Houlsby, "An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale," in *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2021.
- [8] E. H. Mamdani, "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant," *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, vol. 121, no. 12, pp. 1585–1588, 1974.
- [9] M. Sugeno and G. Kang, "Fuzzy modeling and control of multivariable systems," in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Fuzzy Information Processing*, 1985, pp. 262–268.
- [10] T. Samavat, M. Nazari, M. Ghalehnoie, M. A. Nasab, M. Zand, S. Padmanaban, and B. Khan, "A comparative analysis of the mamdani and sugeno fuzzy inference systems for mppt of an islanded pv system," *International Journal of Energy Research*, 2023.
- [11] A. D. Putri and A. Maulana, "Penerapan metode mamdani fuzzy logic untuk menentukan pembelian alat berat dalam proyek migas di pt smoe indonesia," *Jurnal Desain Dan Analisis Teknologi*, 2023.
- [12] G. Ke, Q. Meng, T. Finley, T. Wang, W. Chen, W. Ma, Q. Ye, and T.-Y. Liu, "Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree," in *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2017, pp. 3146–3154.
- [13] J. Tshqorgonov, "Noise audio data," <https://www.kaggle.com/datasets/javohirtshqorgonov/noise-audio-data>, n.d., accessed: 2025-05-10.
- [14] Xeno-canto, "Xeno-canto: Sharing bird sound recordings," <https://xeno-canto.org>, n.d., accessed: 2025-05-10.
- [15] S. Carvalho and E. F. Gomes, "Automatic classification of bird sounds: Using mfcc and mel spectrogram features with deep learning," *Vietnam Journal of Computer Science*, vol. 10, pp. 39–54, 2 2023.

V. LAMPIRAN

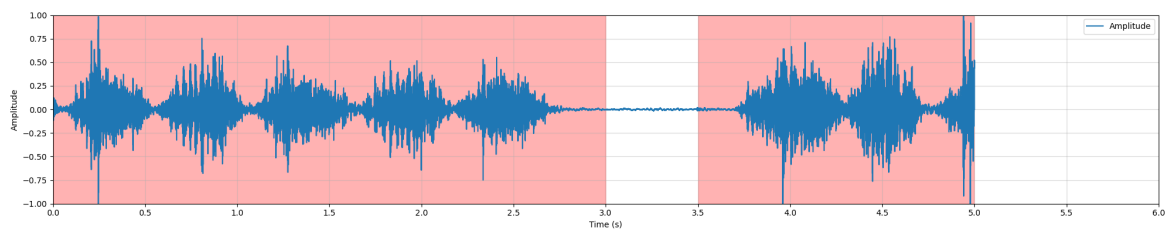


Figure 6: Contoh hasil anotasi 1 dari dataset Noise-Audio-Data.

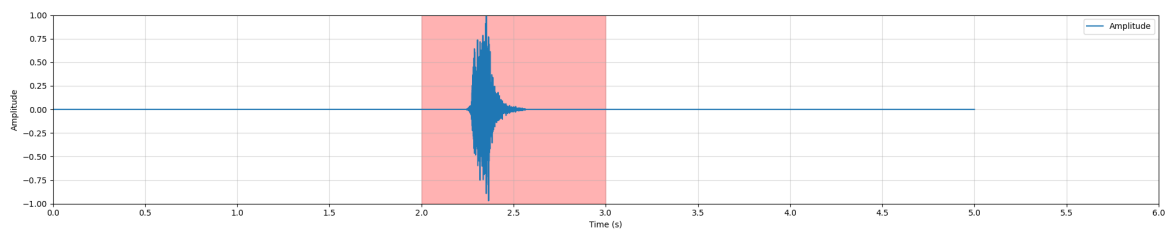


Figure 7: Contoh hasil 2 anotasi dari dataset Noise-Audio-Data.

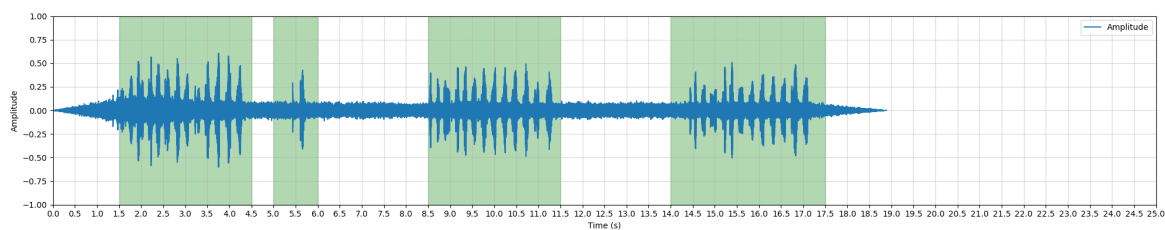


Figure 8: Contoh hasil anotasi 1 dari dataset Xeno-Canto.

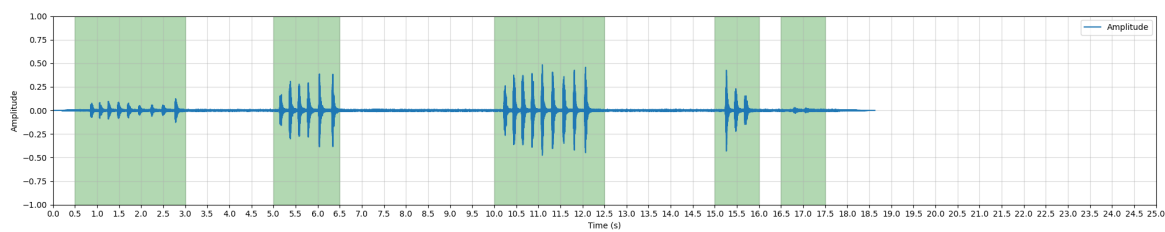


Figure 9: Contoh hasil anotasi 2 dari dataset Xeno-Canto.