

Klasifikasi Jenis Burung Cucak Berdasarkan Suara Menggunakan MFCC Dan Naive Bayes

Muhammad Romadloni Putra¹, Firman Nurdiyansyah², Aviv Yuniar Rahman³

¹Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang

²Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang

³Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang

¹romadloniputra@gmail.com*, ²firmannurdiyansyah7@gmail.com, ³aviv@widyagama.ac.id

Abstract

Indonesia has a rich and diverse ecosystem with a high level of biodiversity, including bird diversity. The main goal of this project is to create a system for classifying bird sounds using the Mel-Frequency Cepstral Coefficient and the Naive Bayes method. The system aims to accurately identify five bird species of the family Pycnonotidae in Indonesia: Javan Bulbul, Sooty-headed Bulbul, Olive-winged Bulbul, Yellow-vented Bulbul, and Red-eyed Bulbul. Bird sound datasets were collected from the xeno-canto.org website, processed, and feature extracted using Mel Frequency Cepstral Coefficients. The Naive Bayes model was then trained and tested on the labeled dataset. This study shows that the Naive Bayes model is an effective method for classifying bulbul sounds, achieving high prediction accuracies ranging from a low of 52% to a high of 90%. This suggests that the model is well suited for discriminating between different bulbul vocalizations. The obtained test results show that the Naive Bayes model has great potential in classifying bulbul sounds. The accuracy achieved by this model, even with 20% training data, proves its ability to identify and discriminate the sound of bulbul with a high degree of accuracy. The effectiveness of the naive bayes model in classifying bulbul sounds is remarkable, especially considering its ability to achieve high efficiency even with limited training data.

Keywords: bird diversity, bird sounds, mel frequency cepstral coefficients, naive bayes, sound classification

Abstrak

Indonesia memiliki ekosistem yang kaya dan beragam dengan tingkat keanekaragaman hayati yang tinggi, termasuk keanekaragaman burung. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi suara burung yang menggunakan Mel-Frequency Cepstral Coefficient dan algoritma Naive Bayes. Sistem ini bertujuan untuk mengidentifikasi spesies burung dari famili Pycnonotidae di Indonesia: brinji gunung, cucak kutilang, merbah belukar, merbah cerucuk, dan merbah mata merah. Dataset suara burung dikumpulkan dari website xeno-canto.org, kemudian data diproses dan diekstraksi menggunakan fitur mel frequency cepstral coefficient. Model naive bayes kemudian dilatih dan diuji pada dataset yang telah diberi label. Penelitian ini menunjukkan bahwa model naive bayes adalah metode yang efektif untuk mengklasifikasikan suara burung. Model naive bayes memiliki kinerja yang cukup bagus dalam mengklasifikasi suara burung, mencapai akurasi prediksi mulai dari yang terendah 52% hingga yang tertinggi 90%. Hal ini menunjukkan bahwa model ini cocok untuk membedakan antara suara burung cucak yang berbeda. Hasil pengujian yang diperoleh menunjukkan bahwa model naive bayes memiliki potensi besar dalam mengklasifikasikan suara cucak. Akurasi yang dicapai oleh model ini, bahkan dengan 20% data latih, membuktikan kemampuannya untuk mengidentifikasi dan membedakan suara cucak dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Efektivitas model naive bayes dalam mengklasifikasikan suara cucak cukup bagus, terutama mengingat kemampuannya untuk mencapai efisiensi yang tinggi meskipun dengan data pelatihan yang terbatas.

Kata kunci: keanekaragaman burung, klasifikasi suara, MFCC, naive bayes, suara burung

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International

1. Pendahuluan

Indonesia memiliki keanekaragaman burung yang luar biasa, dengan 1.812 spesies burung yang telah didokumentasikan [1]. Kekayaan ini tersebar diberbagai habitat, termasuk hutan, perkebunan, padang rumput, dan perairan [2]. Kemampuan untuk mengidentifikasi spesies burung secara akurat sangat penting untuk memantau keanekaragaman hayati, memahami perubahan ekologi, dan menerapkan strategi konservasi yang efektif.

Meskipun metode tradisional identifikasi burung mengandalkan pengamatan visual, identifikasi melalui suara menggunakan voice recognition menawarkan alternatif yang menjanjikan, terutama pada vegetasi yang lebat dimana identifikasi secara visual cukup sulit dilakukan [3]. Keragaman jenis habitat burung

mempengaruhi keanekaragaman burung. Struktur vegetasi dan ketersediaan makanan habitat berkorelasi dengan keragaman jenis burung yang lebih besar dibandingkan dengan habitat dengan jenis tumbuhan yang seragam [4]. Suara kicauan burung merupakan salah satu indikator kehidupan burung di suatu wilayah. Suara kicauan yang dikeluarkan oleh burung dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis burung berdasarkan suaranya [5].

Goni dan dkk, pada tahun 2021 [6] dalam penelitiannya mengeksplorasi kemampuan Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) dan Backpropagation Neural Network (BPNN) dalam mengidentifikasi suara burung, dengan menggunakan dataset 450 rekaman suara burung. Mereka melatih model dengan 360 rekaman (80% dari total dataset selama 100 epoch,

dengan ukuran batch 16, dan menggunakan 20% sebagai data validasi untuk menilai kinerja model pada setiap epoch. Hasilnya menunjukkan bahwa model tersebut berhasil mencapai akurasi identifikasi suara burung yang tinggi, yaitu 95.83%, menunjukkan potensi MFCC dan BPNN dalam pengembangan sistem identifikasi suara burung yang akurat.

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Dewi & Juniati pada tahun 2023 [7] terkait identifikasi suara burung di malam hari menggunakan Dimensi Fraktal Higuchi dan KNN. Penelitian ini menggunakan 120 data dengan masing-masing 15 data untuk 8 spesies burung yang berbeda. Tahap pertama dilakukan pre-processing pada data dan dilanjutkan dengan ekstraksi ciri data sinyal suara melalui transformasi gelombang diskret menggunakan level mother wavelet Daubechies 4 dan dekomposisi 5. Kemudian dicari nilai dimensi fraktalnya dengan metode Higuchi. Nilai dimensi fraktal yang diperoleh dibagi menjadi data latih dan data uji yang selanjutnya diklasifikasikan dengan metode KNN dan hasil yang diperoleh akurasi tertinggi 87.5% pada K-max metode Higuchi 50 dan 60 dengan k=3 pada KNN. Ini menunjukkan bahwa 87,5% dari data suara burung nokturnal dapat diprediksi dengan benar untuk setiap spesiesnya, dan 10% dari data suara burung nokturnal dapat diprediksi dengan benar untuk beberapa jenis burung nokturnal.

Penelitian ini mengusulkan sebuah pendekatan untuk mengidentifikasi spesies burung berdasarkan suara, memberikan alternatif yang kuat untuk metode identifikasi. Mel-Frequency Cepstral Coefficients, sebuah teknik ekstraksi fitur yang kuat yang banyak digunakan dalam pemrosesan suara, digunakan dalam sistem ini. MFCC telah terbukti sangat efektif dalam mempresentasikan spektrum suara, menangkap fitur-fitur akustik yang menonjol dari suara burung dengan mengubahnya menjadi representasi yang ringkas dan mudah dianalisis [8]. Fitur-fitur MFCC yang telah diekstraksi kemudian dimasukkan ke dalam pengklasifikasi model Naive Bayes, sebuah metode probabilistik yang dikenal dengan efisiensi dan ketangguhannya dalam mengklasifikasikan titik-titik data ke dalam kategori-kategori tertentu berdasarkan probabilitas kemunculannya [9].

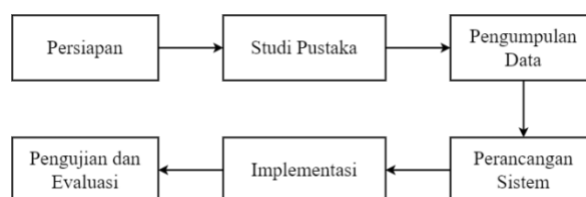
Meskipun berbagai penelitian telah dilakukan mengenai klasifikasi suara burung, penelitian ini akan memberikan kontribusi yang lebih mendalam dengan menitikberatkan pada lima jenis burung dari famili Pycnonotidae. Pilihan ini didasarkan pada kenyataan bahwa Pycnonotidae merupakan famili burung yang memiliki keragaman suara yang tinggi dan seringkali sulit dibedakan satu sama lain.

Dengan menggabungkan teknologi analisis suara yang canggih dengan pemahaman mendalam tentang ekologi dan perilaku burung, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan data yang lebih akurat dan komprehensif tentang suara burung. Analisis suara yang canggih memungkinkan identifikasi fitur-fitur

spesifik dalam rekaman suara, seperti frekuensi dan durasi, yang sebelumnya mungkin sulit dideteksi secara manual. Tujuan akhir dari penelitian ini adalah untuk membuat sistem klasifikasi suara burung yang lebih akurat dan tepat. Pada akhirnya, sistem ini akan mendukung upaya konservasi dan penelitian yang berfokus pada pemahaman dan perlindungan populasi burung di masa depan.

2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian ini, seperti yang digambarkan dalam gambar 1, memberikan panduan yang sistematis dan komprehensif mengenai alur penelitian. Mulai langkah awal persiapan hingga pengujian dan evaluasi. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa penelitian dilakukan dengan tepat, objektif, dan dapat diandalkan sehingga menghasilkan temuan yang valid dan dapat dipertanggungjawabkan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini terdiri dari enam tahap yang saling berhubungan, dimana tahap persiapan menjadi titik awal proses penelitian. Pada tahap ini, penulis melakukan identifikasi masalah yang menjadi fokus penelitian. Melalui proses pemahaman yang mendalam terhadap masalah, penulis menentukan tujuan yang ingin dicapai melalui penelitian ini. Selain itu, tahap persiapan dilakukan dengan mengumpulkan dan mempersiapkan berbagai sumber daya yang dibutuhkan untuk mendukung penelitian. Sumber daya tersebut antara lain data suara burung, perangkat lunak analisis data, serta literatur dan referensi yang relevan dengan topik penelitian.

Tahap selanjutnya adalah studi literatur yang bertujuan untuk merumuskan masalah secara lebih terarah dan menemukan landasan teori yang kuat. Penelitian ini menggunakan platform Publish or Perish 8 dan Google Scholar untuk mencari literatur yang berkaitan dengan klasifikasi suara burung dengan menggunakan kata kunci MFCC, Naive Bayes, suara burung, dan klasifikasi suara, dan keanekaragaman burung. Pada tahap pengumpulan data, dataset suara burung dikumpulkan dari situs web xeno-canto.org, yang terdiri dari 5 jenis suara burung dari famili Pycnonotidae. Dataset tersebut kemudian diberi label dan diekstraksi menggunakan fitur Mel Frequency Cepstral Coefficient.

Tahap implementasi melibatkan pembuatan sistem klasifikasi menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan menggunakan fitur MFCC dan Naive Bayes. Sistem ini dirancang untuk mengumpulkan data suara burung, memproses data, mengekstrak fitur, dan melatih model Naive Bayes. Model tersebut kemudian

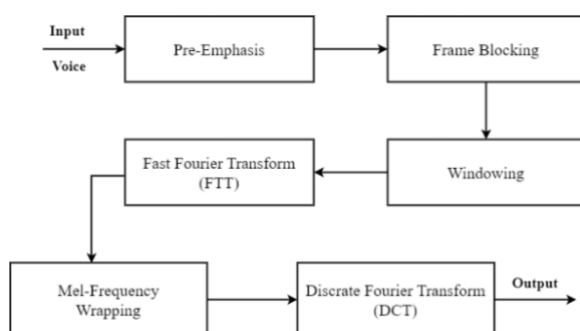
dievaluasi dengan menggunakan confusion matrix untuk mendapatkan nilai akurasi. Secara keseluruhan, penelitian ini melibatkan langkah-langkah sistematis untuk membangun dan mengevaluasi sistem klasifikasi suara burung menggunakan MFCC dan Naive Bayes, dengan tujuan untuk mengidentifikasi suara burung secara akurat.

2.1. Suara Burung

Burung adalah makhluk yang menarik dengan warna bulu yang beragam, suara yang merdu, dan perilaku yang menarik. Burung dicirikan dengan adanya bulu dan suara, baik pada spesies yang terbang maupun yang tidak terbang [10]. Sistem ini menggabungkan teknologi pengenalan suara dan pembelajaran mesin untuk mengidentifikasi suara burung [6]. Suara burung berfungsi sebagai alat komunikasi dan pemberi isyarat bagi spesiesnya, variasi kicauan burung menghasilkan sinyal suara dengan amplitudo yang tidak stabil, sehingga sinyalnya tidak stasioner [2]. Keberadaan burung disuatu wilayah dapat diketahui dari suara kicauannya. Setiap jenis burung memiliki suara kicauan yang khas, sehingga suara ini dapat dijadikan petunjuk untuk mengidentifikasi jenis burung tersebut [5]. Pola suara burung yang diukur berdasarkan frekuensi dapat membantu mengidentifikasi jenis burung. Penelitian sebelumnya menggunakan pengenalan pola suara burung dan menghasilkan data berupa serangkaian nilai Discrete Cosine Transform yang disusun dalam bentuk frame [11].

2.2. Mel-Frequency Cepstral Coefficient

Ekstraksi fitur suara merupakan bagian krusial dari pengenalan suara, memungkinkan sistem mengenali karakteristik unik dari kata-kata yang diucapkan. Untuk mengekstrak fitur suara, algoritma Mel-Frequency Cepstral Coefficients sering digunakan. Algoritma ini mentransformasikan representasi suara dari waktu ke frekuensi, menggunakan konsep divide and conquer, sehingga MFCC sangat efisien dalam memproses sinyal suara digital [12]. Dalam pengenalan suara, MFCC digunakan untuk menganalisis suara dengan meniru kemampuan telinga manusia dalam membedakan suara berdasarkan frekuensi, untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari suara [13]. Diagram Proses ekstraksi fitur Mel-Frequency Cepstral Coefficient dapat dilihat pada gambar 2 [14].



Gambar 2. Proses Mel-Frequency Cepstral Coefficient

1. Pre-Emphasis

Pre-Emphasis dalam pemrosesan sinyal suara diperlukan setelah data sampel diproses. Tujuan pengurangan noise ini adalah untuk memperoleh bentuk spektral yang lebih baik dari frekuensi sinyal suara. Bentuk spektral dengan nilai tinggi pada daerah kecil cenderung menurun tajam pada frekuensi di atas 2000 Hz. Pre-emphasis filtering diperoleh dari hubungan input atau output dalam domain waktu [14].

2. Frame Blocking

Sinyal suara dibagi menjadi beberapa bingkai, yang masing-masing terdiri dari sejumlah sampel. Teknik ini mengubah sinyal yang bervariasi dengan waktu menjadi urutan sinyal yang hampir konstan. Dengan demikian, dapat menganalisis sinyal dalam domain frekuensi menggunakan transformasi Fourier, yang mengubah sinyal dari representasi waktu menjadi representasi frekuensi [13].

3. Windowing

Sinyal suara yang telah diproses sebelumnya diakses frame per frame, dan proses windowing dilakukan di setiap frame dengan fungsi windowing. Teknik windowing digunakan untuk mengurangi efek transien yang terjadi pada awal dan akhir setiap segmen sinyal suara, sehingga sinyal menjadi lebih halus dan lebih mudah dianalisis.

4. Fast Fourier Transform (FFT)

Dalam Fast Fourier Transform, N dan frame dikonversi dari domain waktu ke domain frekuensi dengan tujuan agar sinyal dapat diproses dalam pengurangan spektral [15].

5. Mel-frequency wrapping

Sejumlah M Filter segitiga dengan tinggi satu digunakan untuk memfilter spektrum setiap frame yang diperoleh dari tahap sebelumnya [16].

6. Discrete Cosine Transform (DCT)

Teknik ini mengubah suara ke dalam frekuensi dasar dengan mempertimbangkan nilai rill dari hasil transformasi [15].

2.3. Naive Bayes

Metode klasifikasi Naive Bayes menentukan probabilitas bahwa sebuah titik data termasuk dalam kategori tertentu berdasarkan probabilitas data tersebut sebagai bukti. Metode ini mengasumsikan bahwa atribut-atribut tidak bergantung satu sama lain, sehingga menjadikannya model yang sederhana dan efisien. Dengan demikian, naive bayes adalah teknik prediksi berbasis probabilitas. Proses klasifikasi yang terjadi pada algoritma ini adalah dengan menggunakan pendekatan statistik yang sangat mendasar dalam menentukan sebuah pola [16].

Algoritma Naive Bayes menggunakan teorema Bayes untuk menentukan kategori yang paling mungkin untuk

suatu titik data. Algoritma ini melakukan hal ini dengan menghitung probabilitas dari setiap kategori dan memilih kategori dengan probabilitas tertinggi. Pendekatan probabilitas yang sederhana ini membuatnya menjadi teknik yang banyak digunakan untuk tugas kalsifikasi [9]. Rumus naive bayes bisa dilihat pada rumus 1:

$$P(H | X) = \frac{P(H)P(X | H)}{P(X)} \quad (1)$$

dengan X adalah Titik data yang kelasnya ingin ditentukan, H adalah Hipotesis bahwa titik data ini termasuk dalam kelas tertentu, $P(H|X)$ adalah Probabilitas bahwa hipotesis (H) adalah benar, mengingat titik data (X). Ini disebut probabilitas posterior. $P(H)$ adalah Probabilitas bahwa hipotesis adalah benar, tidak bergantung pada titik data. Ini disebut probabilitas prior, $P(X|H)$ adalah Probabilitas mengamati titik data (X) dengan hipotesis (H) benar. Ini disebut likelihood, $P(X)$ adalah Probabilitas mengamati titik data (X), terlepas dari hipotesis apapun [9].

2.4. Confusion Matrix

Untuk mengevaluasi keefektifan metode ini, hasil klasifikasi dianalisis untuk menentukan tingkat keberhasilannya. Analisis ini melibatkan perhitungan metrik performa seperti Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score [17].

1. Accuracy

Accuracy menunjukkan kinerja keseluruhan model dalam memprediksi nilai yang benar.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \cdot 100 \quad (2)$$

2. Precision

Precision adalah tingkat keakuratan antara informasi yang diminta oleh pengguna dan jawaban yang diberikan oleh sistem.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

3. Recall

Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam mengambil informasi

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

4. F1-Score

F1-Score diperoleh dari hasil Precision dan Recall antara kategori yang diprediksi dengan kategori aktual.

$$\text{F1-score} = 2 \cdot \frac{\text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

3. Hasil dan Pembahasan

(4)

Penelitian ini memperoleh data suara burung di Wayan Indonesia dengan memanfaatkan sumber data publik yang tersedia secara daring melalui situs web <https://xeno-canto.org>. akses terhadap data ini memungkinkan peneliti untuk mendapatkan informasi audio yang dibutuhkan untuk analisis lebih lanjut. Data suara yang tersedia di situs web tersebut telah terakurasi, sehingga kualitas data yang diperoleh dapat dijamin.

3.1 Pelabelan Objek

Tahap pelabelan objek merupakan langkah krusial dalam klasifikasi suara burung. Proses ini melibatkan identifikasi dan penandaan objek suara burung secara tepat, sehingga menjadi landasan penting dalam membangun model klasifikasi yang akurat. Untuk memastikan konsistensi data dan menghindari bias akibat perbedaan durasi, semua data suara dipotong menjadi rentang waktu yang seragam, yaitu 3-5 detik.

Penelitian ini berfokus pada pengenalan suara burung dari Famili Pycnonotidae, kelompok burung kicau yang umum dijumpai di Indonesia, yaitu jenis: Brinji Gunung, Cucak Kutilang, Merbah Belukar, Merbah Cerucuk, dan Merbah Mata Merah. Proses pemotongan dan pelabelan suara burung menggunakan perangkat lunak WavePad menghasilkan dataset yang terdiri dari 500 rekaman suara burung berformat .wav, dengan setiap rekaman memiliki label untuk diidentifikasi. Dataset ini dirancang seimbang, dengan 100 rekaman untuk setiap jenisnya. Hal ini memastikan model klasifikasi dapat mengidentifikasi semua spesies dengan akurasi yang tinggi.

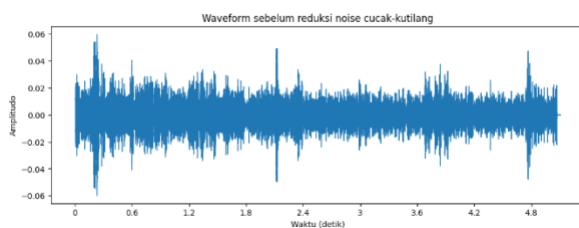
Dataset suara berjumlah 500 dataset, dimana 100 dataset untuk setiap jenisnya yang telah diberi label dibagi menjadi dua bagian yaitu 80% data latih (400 dataset) dan 20% data uji (100 dataset). Pembagian ini dirancang untuk mengoptimalkan proses pembelajaran model, mencegah overfitting dan underfitting. Mencegah overfitting, menggunakan 400 dataset (80% dataset) untuk pelatihan memungkinkan model mempelajari pola umum dari setiap jenis burung tanpa terjebak dalam detail khusus dari data pelatihan. Ini penting karena data audio memiliki karakteristik unik dan model yang terlalu terfokus pada data pelatihan mungkin kesulitan mengenali suara yang berbeda sedikit. Mencegah underfitting, model yang terlalu sederhana atau kurang data pelatihan dapat mengalami underfitting. Model tersebut tidak dapat menangkap pola kompleks dalam data dan gagal untuk memprediksi dengan akurat. Dengan menggunakan 400 dataset untuk pelatihan, model diharapkan memiliki cukup data untuk mempelajari pola yang kompleks dan menghindari underfitting.

3.2 Pengurangan Noise

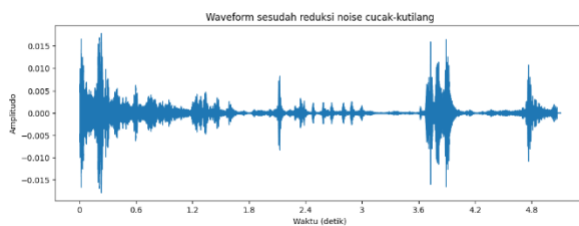
Identifikasi burung berdasarkan suara dapat ditingkat dengan memproses rekaman suara burung yang diberi label untuk menghilangkan kebisingan latar belakang.

Proses ini sangat penting karena suara angin, kendaraan, atau aktivitas manusia dapat mengganggu model machine learning dan menghambat kemampuannya untuk mendeteksi ciri-ciri spesifik suara burung. Dengan membersihkan rekaman suara, model dapat fokus pada frekuensi, nada, dan pola unik yang membedakan satu jenis burung dari yang lain, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi.

Contohnya, perbedaan yang signifikan terlihat pada waveform suara sebelum dan sesudah pengurangan noise. Pada gambar 3, waveform terlihat lebih kompleks dan berantakan, menunjukkan adanya gangguan latar belakang yang signifikan. Sebaliknya, pada gambar 4, waveform lebih bersih dan terstruktur, menunjukkan bahwa proses pengurangan noise berhasil menghilangkan gangguan dan menyoroti ciri-ciri spesifik suara burung yang penting untuk klasifikasi.



Gambar 3. Suara Cucak Kutilang Sebelum Reduksi Noise



Gambar 4. Suara Cucak Kutilang Sesudah Reduksi Noise

3.3 Ekstraksi Fitur MFCC

Setelah data suara burung diberi label dan direduksi noise, langkah selanjutnya adalah mengekstrak fitur-fitur penting dari data tersebut. Proses ekstraksi fitur ini bertujuan untuk menyaring karakteristik kunci yang memungkinkan pengenalan pola dan klasifikasi yang lebih akurat. Fitur yang dipilih mewakili ciri-ciri khas suara burung yang dapat membedakan satu spesies dari yang lain, sehingga membantu dalam proses identifikasi.

Mel-Frequency Cepstral Coefficient merupakan salah satu metode ekstraksi fitur yang sering digunakan dalam pengenalan suara burung. Metode ini bekerja dengan mengubah sinyal suara ke dalam domain frekuensi, yang kemudian diproses untuk menghasilkan koefisien yang mempresentasikan karakteristik frekuensi nada, timbre, dan harmonisa suara burung, yang memungkinkan model machine learning untuk membedakan jenis burung yang berbeda berdasarkan suara.

Selanjutnya, data numerik yang diperoleh dari proses ekstraksi fitur MFCC akan digunakan untuk melatih model klasifikasi. Model ini akan menemukan pola khusus dalam koefisien MFCC yang terkait dengan jenis burung tertentu. Dengan kata lain, model akan mempelajari hubungan antara karakteristik suara yang direpresentasikan oleh MFCC dan jenis burung yang bersangkutan. Proses pelatihan ini memungkinkan model untuk membuat prediksi akurat tentang jenis burung berdasarkan suara yang belum pernah didengar sebelumnya.

3.4 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan proses penting dalam analisis data yang bertujuan untuk mengubah data asli ke dalam format yang lebih seragam dan terstandarisasi. Proses ini dilakukan untuk mempermudah pre-processing data dan meningkatkan efisiensi algoritma machine learning. Normalisasi memungkinkan data diproses dengan lebih efektif, mencegah fitur dengan nilai yang sangat tinggi atau rendah mendominasi analisis, dan meningkatkan kinerja model klasifikasi.

Pada penelitian ini, normalisasi min-max diterapkan pada dataset suara burung. Metode ini mentransformasikan data asli ke dalam rentang -1 hingga 1, sehingga nilai data menjadi lebih kecil dan mudah dikomputasi. Proses normalisasi ini memastikan bahwa semua fitur berkontribusi secara setara terhadap proses klasifikasi, tanpa dibayangi oleh fitur dengan rentang nilai yang jauh lebih besar. Hasilnya, data yang ternormalisasi menghasilkan representasi yang lebih akurat dan mempermudah model klasifikasi untuk mengidentifikasi pola yang signifikan dalam data suara burung.

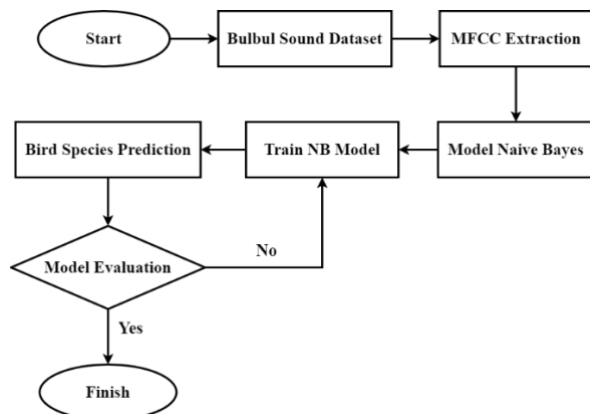
Data frame Summary Statistics (% data pertains to total)		1												
0		1												
0		1												
0	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
1	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
2	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
3	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
4	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
5	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
6	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
7	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
8	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
9	briefing-gung	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
10	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
11	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
12	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
13	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
14	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
15	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
16	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
17	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
18	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
19	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
20	nerboh-mata	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
21	nerboh-cerak	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
22	nerboh-cerak	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
23	nerboh-cerak	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228
24	nerboh-cerak	0.00000	0.02601	0.54303	-0.47085	-0.75092	-1.19553	-1.45028	-2.04114	-4.73581	-1.33093	-1.04124	-0.40683	7.92228

Gambar 5. Data Numerik Sesudah Normalisasi

3.5 Naive Bayes

Model Naive Bayes dipilih sebagai metode klasifikasi untuk memprediksi kelas suara burung berdasarkan karakteristik audio yang telah diekstrak dan dinormalisasi, yaitu MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficient). Model naive bayes dikenal karena kesederhanaannya, memiliki struktur yang relatif mudah dipahami dan diimplementasikan, sehingga memungkinkan analisis data yang efisien. Model ini mampu bekerja secara efektif meskipun data yang digunakan terbatas atau karakteristik audio memiliki variabilitas yang tinggi. Hal ini menjadikan model naive bayes pilihan yang baik untuk penelitian yang

melibatkan dataset suara burung yang mungkin tidak lengkap atau memiliki variasi yang signifikan. Model ini mengasumsikan bahwa setiap fitur memberikan kontribusi independen terhadap probabilitas kelas suara, meskipun dalam kenyataannya mungkin ada korelasi antar fitur.



Gambar 6. Algoritma Naive Bayes

Proses pengujian model dilakukan dengan menggunakan dataset suara burung yang telah diproses sebelumnya. Data audio ini telah diubah menjadi data numerik melalui proses ekstraksi MFCC dan normalisasi, sehingga setiap sampel suara diwakili oleh serangkaian koefisien yang dapat diproses oleh model Naive Bayes. Model tersebut akan menggunakan koefisien MFCC untuk belajar mendeteksi pola-pola yang khas dari berbagai jenis burung, dan kemudian memprediksi kelas suara berdasarkan pola-pola tersebut.

Melalui proses pengujian ini, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas model Naive Bayes dalam mengklasifikasikan berbagai jenis suara burung berdasarkan fitur MFCC. Penelitian ini juga akan mengidentifikasi kekuatan dan keterbatasan model Naive Bayes dalam konteks klasifikasi suara burung dan memberikan wawasan tentang bagaimana model tersebut dapat ditingkatkan.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
brinji-gunung	0.79	0.71	0.75	21
cucak-kutiang	0.90	0.79	0.84	24
merbah-belukar	0.73	0.52	0.61	21
merbah-cerucuk	0.76	0.90	0.83	21
merbah-mata-merah	0.55	0.85	0.67	13
accuracy			0.75	100
macro avg	0.75	0.76	0.74	100
weighted avg	0.77	0.75	0.75	100

Gambar 7. Hasil Classification Report

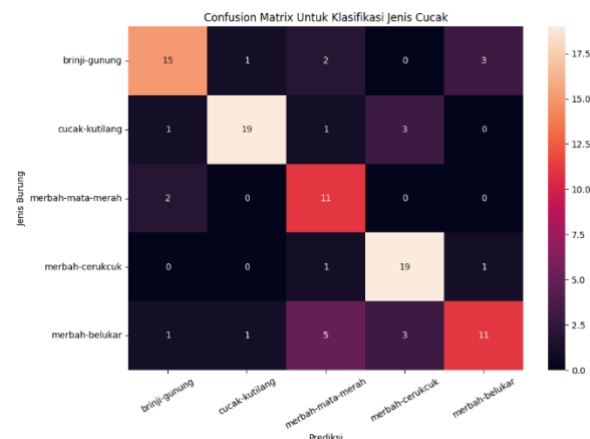
Hasil Classification Report menunjukkan terdapat metrik-metrik penting untuk menilai kinerja model, yaitu Precision, Recall, F1-Score untuk setiap kelas suara yang dianalisis. Precision menggambarkan ketepatan model dalam mengidentifikasi suara, Recall menunjukkan kemampuan model dalam mengenali

semua instance dari suara yang ada, dan F1-Score memberikan keseimbangan antara precision dan recall.

3.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan alat penting dalam mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Matriks ini memberikan representasi visual yang mudah dipahami tentang bagaimana model mampu mengklasifikasikan data. False Positive (FP), True Negative (TN), True Positive (TP), dan False Negative (FN) adalah empat kategori hasil prediksi model menurut Confusion Matrix.

Confusion Matrix menunjukkan kinerja model dalam mengidentifikasi suara burung dari 5 jenis yang diteliti. True Positive mewakili jumlah suara burung yang diidentifikasi dengan benar sebagai jenis target. Dengan menganalisa confusion matrix, dapat mengidentifikasi kesalahan yang paling sering terjadi dan mengoptimalkan model untuk meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi suara burung secara tepat.

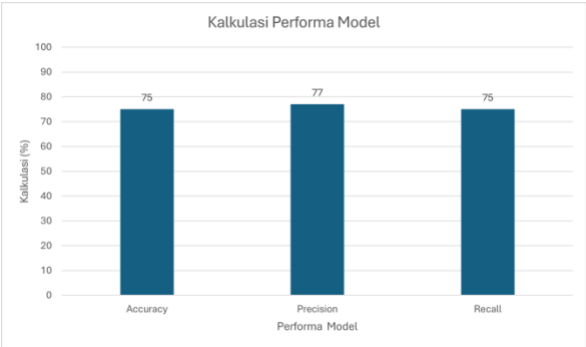


Gambar 8. Hasil Confusion Matrix

Pada gambar 8. Hasil confusion matrix diagonal utama tabel yang menunjukkan prediksi yang benar, mencatatkan 15 identifikasi akurat untuk Brinji Gunung, 11 untuk Merbah Mata Merah, 11 untuk Merbah Belukar, 19 untuk Cucak Kutiang, dan 19 untuk Merbah Cerucuk. Ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali beberapa jenis suara cucak dengan tingkat akurasi tertinggi 90% pada rasio 80:20. Model menunjukkan beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas merbah belukar. Data merbah belukar diklasifikasikan lima kali sebagai merbah mata merah dan tiga kali sebagai merbah cerucuk. Tiga data dari brinji gunung juga diklasifikasikan sebagai merbah belukar. Namun, model cenderung menghasilkan lebih banyak false positive untuk jenis merbah mata merah, hal ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan ciri-ciri burung merbah mata merah dengan jenis burung lain. Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya adalah false positif dan false negatif.

Namun, analisis kesalahan klasifikasi juga menjadi penting untuk memahami kelemahan model. Misalnya,

Brinji Gunung salah diklasifikasikan sekali sebagai Cucak Kutilang dan dua kali sebagai Merbah Mata Merah. Ini menunjukkan bahwa model masih memiliki kesulitan dalam membedakan suara Brinji Gunung dengan suara burung-burung tersebut.



Gambar 9. Kalkulasi Performa Model

Peneliti	Metode	Objek	Akurasi
Penelitian Afida [2]	Support Vector Machine	Suara Burung	77%
Penelitian Goni dkk [6]	MFCC dan BPNN	Suara Burung	95.83%
Penelitian Dewi & Juniati [7]	Dimensi Fraktal Higuchi & KNN	Suara Burung	87,5%
Penelitian saat ini	MFCC & Naive Bayes	Suara Burung	90%

Tabel 1. Perbandingan Performa

Terlihat pada tabel 1, penelitian ini mengkaji perfoma metode MFCC dan algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi suara burung, menghasilkan akurasi 90%. Hasil ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode berbeda, menunjukkan bahwa model ini menyaingi akurasi penelitian Afida [2] dan Dewi & Juniati [7], namun lebih rendah dibandingkan dengan Goni dkk [6] yang menggunakan BPNN. Meskipun demikian, algoritma Naive Bayes memiliki keunggulan dalam kesederhanaan dan kecepatan pelatihan, sehingga memudahkan implementasi.

Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa variabel seperti kualitas dataset dan kompleksitas data suara burung dapat mempengaruhi akurasi model. untuk meningkatkan akurasi di masa depan, penelitian ini dapat dilanjutkan dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam serta mempelajari algoritma klasifikasi tambahan. Hasil penelitian ini membantu mengembangkan sistem identifikasi suara burung yang lebih efektif dan mudah digunakan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa model Naive Bayes adalah teknik yang efektif untuk klasifikasi suara cucak, berdasarkan hasil tes. Hasil pengujian pada rasio 80:20 (80% data latih dan 20% data uji) menunjukkan bahwa model Naive Bayes mampu mencapai akurasi prediksi yang optimal, dengan akurasi tertinggi mencapai 90% dan akurasi terendah 52%. Performa model ini menunjukkan bahwa model Naive Bayes dapat digunakan secara efektif untuk membedakan berbagai jenis suara cucak. Keberhasilan model ini dalam mencapai tingkat akurasi tertinggi menunjukkan kemampuannya dalam mengidentifikasi pola dan karakteristik unik dari setiap jenis suara cucak.

Hasil pengujian yang diperoleh menunjukkan bahwa model Naive Bayes memiliki potensi yang besar dalam mengklasifikasikan suara cucak. Akurasi yang dihasilkan model ini, bahkan dengan data latih 20% membuktikan kemampuannya dalam mengidentifikasi dan membedakan suara cucak dengan akurasi yang tinggi. Menunjukkan bahwa model Naive Bayes tidak hanya efektif dalam mengklasifikasikan suara cucak, tetapi juga dapat diaplikasikan dengan efisien yang tinggi meskipun dengan data pelatihan yang terbatas.

Daftar Rujukan

[1] A. R. Junaid, Jihad, and F. Hasudungan, *Burung-Burung Di Indonesia*. Burung Indonesia, 2021.

[2] A. M. Afida, “Klasifikasi Jenis Burung Berdasarkan Suara Menggunakan Algoritme Support Vector Machine,” 2020.

[3] J. Kurniawan, H. Prayogo, and R. Herawatiningsih, “Keanekaragaman Jenis Burung Diurnal Di Desa Bukit Batu Kecamatan Sungai Kunyit Kabupaten Mempawah,” 2019.

[4] N. Husna Siregar, P. Studi Pendidikan Biologi, I. Pendidikan Tapanuli Selatan, and P. Studi Pendidikan Fisika, “Keragaman Burung Pada Berbagai Tipe Habitat Di Taman Nasional Batang Gadis,” 2019.

[5] P. A. N. Yania and D. Juniati, “Penerapan Dimensi Fraktal Higuchi Dan K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Passeriformes (Burung Pengicau) Berdasarkan Suara,” *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, 2020.

[6] A. W. Goni, D. T. Salaki, D. Luther, and A. Latumakulita, “Identifikasi Suara Burung Menggunakan Mel-Frequency Cepstral Coefficients Dan Backpropagation Neural Network,” *Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK)*, 2021, [Online]. Available: <https://omkicau.com/>

-
- [7] S. D. Dewi and D. Juniati, "Klasifikasi Burung Nokturnal Berdasarkan Suara Menggunakan Dimensi Fraktal Higuchi Dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika*, vol. 07, no. 02, pp. 177–194, 2023.
- [8] R. B. Handoko and S. Suyanto, "Klasifikasi Gender Berdasarkan Suara Menggunakan Support Vector Machine," *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, vol. 4, no. 1, p. 9, Mar. 2019, doi: 10.21108/indojc.2019.4.1.244.
- [9] A. Tangkelayuk and E. Mailoa, "Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naive Bayes Dan Decision Tree," vol. 9, no. 2, pp. 1109–1119, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [10] R. Irwanto, B. Afriyansyah, I. S. Qomariah, J. Junita, and Y. S. Fadhillah, "Keanekaragaman Dan Status Konservasi Burung Yang Diperdagangkan Di Kota Pangkalpinang, Provinsi Kepulauan Bangka Belitung," *Ber Biol*, vol. 22, no. 2, pp. 179–187, Oct. 2023, doi: 10.55981/beritabiologi.2023.1976.
- [11] H. Nugroho, W. Widodo, and A. Rachman, "Pattern Recognition Bird Sounds Based on Their Type Using Discrete Cosine Transform (DCT) and Gaussian Methods," *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, pp. 233–240, Jul. 2019, doi: 10.22219/kinetik.v4i3.791.
- [12] D. Trijtmiko, A. Y. Rahman, and I. Istiadi, "Voice Classification of Children with Speech Impairment Using MFCC Kernel-Based SVM," 2023.
- [13] P. D. Prasetyo, I. Gede Pasek Suta Wijaya, and A. Y. Husodo, "Klasifikasi Genre Musik Menggunakan Metode Mel Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) Dan K-Nearest Neighbors Classifier," 2019. [Online]. Available: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- [14] R. Umar, I. Riadi, and A. Hanif, "Analisis Bentuk Pola Suara Menggunakan Ekstraksi Ciri Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) Voice Pattern Form Analysis Using Feature Extraction Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)," *Cogito Smart Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 1–294, 2018.
- [15] D. P. Martiyaningsih, C. A. A. Soemedhy, and V. A. Kurniawan, "Klasifikasi Tangisan Bayi Berdasarkan Amplitudo Frekuensi Suara Menggunakan Algoritma MFCC dan CNN," *Jurnal Teknik Industri, Sistem Informasi, dan Teknik Informatika*, Jun. 2022.
- [16] S. Safriadi and R. Rahmadani, "Klasifikasi Gender Berdasarkan Suara Dengan Naive Bayes Dan Mel Frequency Cepstral Coefficient," *Technology Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 19–26, 2020, doi: 10.15575/jw.xxx.xxx.
- [17] J. Alberto and D. Hermanto, "Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN Dan Arsitektur ResNet-50," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, 2023, Accessed: Jun. 23, 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/4558/1529>
-