

ANALISIS SUARA PARU-PARU UNTUK SISTEM DETEKSI PENYAKIT PARU-PARU MENGUNAKAN MACHINE LEARNING

Kelompok 6



KELOMPOK 6

1

Arkan Syafiq At'taqy (62)

2

Kyla Belva Queena (15)

3

Ramadhan Eko S. (88)

4

Rizal Dwi Prasetyo (59)



LATAR BELAKANG

Penyakit paru-paru, khususnya Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK), menjadi salah satu penyebab utama kematian di dunia. Berdasarkan data WHO, PPOK menempati urutan keempat sebagai penyebab kematian terbanyak global, dengan lebih dari 3,5 juta orang meninggal akibat penyakit ini pada tahun 2021. Salah satu tantangan utama dalam mengurangi angka kematian ini adalah keterlambatan dalam diagnosis, karena banyak pasien baru mengunjungi dokter pada tahap lanjut penyakit. Penggunaan teknologi dalam mendiagnosis penyakit paru-paru, terutama di daerah dengan sumber daya terbatas menjadi sangat penting.

Salah satu metode yang dapat diterapkan untuk mempercepat diagnosis adalah menggunakan teknologi berbasis machine learning untuk menganalisis suara paru-paru. Dalam metode tradisional, auskultasi dengan stetoskop digunakan untuk mendengarkan suara pernapasan pasien. Namun, sistem ini memiliki keterbatasan, terutama di daerah terpencil yang kekurangan tenaga medis. Solusi berbasis machine learning, yang menganalisis suara paru-paru untuk mendeteksi pola yang menunjukkan adanya gangguan pernapasan, dapat menawarkan diagnosa cepat dan murah. Dengan menggunakan dataset seperti Mendeley Data yang menyediakan suara paru-paru, sistem ini dapat dilatih untuk mendeteksi gejala penyakit paru-paru secara otomatis.

Implementasi sistem deteksi berbasis suara paru-paru dengan machine learning memiliki potensi besar untuk meningkatkan diagnosa dini penyakit paru-paru, terutama di wilayah dengan keterbatasan sumber daya medis. Dengan menganalisis suara pernapasan menggunakan fitur seperti Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), Spectral Roll-Off, dan Zero-Crossing Rate, sistem ini dapat memberikan hasil yang lebih cepat dan lebih murah dibandingkan metode tradisional. Harapannya, sistem ini dapat menjadi bagian dari transformasi digital di sektor kesehatan yang memungkinkan deteksi penyakit paru-paru lebih awal, sehingga pasien dapat segera mendapatkan penanganan medis yang lebih lanjut.



RUMUSAN MASALAH

1. Bagaimana cara mengolah data suara paru-paru dari Mendeley Data untuk mendukung proses klasifikasi penyakit paru-paru?
2. Apa algoritma machine learning yang paling efektif dalam mengklasifikasikan suara paru-paru sebagai normal atau abnormal?
3. Sejauh mana akurasi model yang dihasilkan dalam mengklasifikasikan suara paru-paru ke dalam kategori normal dan abnormal?

TUJUAN PENELITIAN

1. Mengolah dan menganalisis data suara paru-paru dari Mendeley Data untuk mendeteksi adanya indikasi penyakit paru-paru secara otomatis.
2. Mengembangkan model klasifikasi berbasis machine learning yang mampu mengidentifikasi suara paru-paru sebagai normal atau abnormal.
3. Mengevaluasi performa model dalam mendeteksi kelainan pada suara paru-paru dengan menggunakan metrik evaluasi yang relevan.

MANFAAT PENELITIAN

1. Meningkatkan kemampuan dalam mengembangkan sistem berbasis machine learning untuk aplikasi medis, khususnya dalam mendiagnosis penyakit paru-paru menggunakan analisis suara.
2. Mempercepat dan mempermudah proses diagnosis penyakit paru-paru, terutama di daerah yang sulit mengakses fasilitas medis, dengan menggunakan teknologi analisis suara secara real-time.
3. Mendorong inovasi dalam pengolahan data suara untuk bidang kesehatan, serta meningkatkan kesadaran akan pentingnya teknologi dalam meningkatkan akurasi dan kecepatan pengambilan keputusan medis.



SUMBER DATA

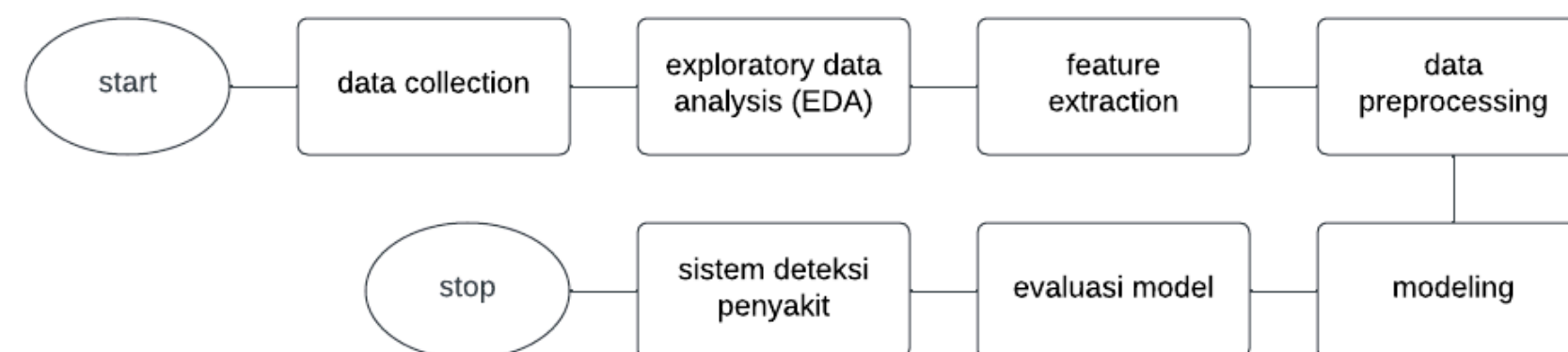
Mendeley Data

Pada penelitian ini, kami melakukan analisis Klasifikasi Suara Paru-Paru untuk sistem deteksi penyakit paru-paru. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 222 rekaman suara, yang diperoleh dari platform Mendeley Data.

Kelas	Jumlah
abnormal	197 files wav
normal	25 files wav

Variabel Penelitian

1. Abnormal (88.74%) → Berisi rekaman suara dari pasien dengan kondisi penyakit paru-paru seperti COPD, Pleural, Rhonching, dan Wheezing.
2. Normal (11.26%) → Berisi rekaman suara dari subjek sehat tanpa kelainan paru-paru.





PREPROCESSING DATA

Feature Extraction

Teknik ekstraksi fitur digunakan untuk mendapatkan informasi penting dari data suara paru-paru yang diperlukan untuk proses klasifikasi, adalah sebagai berikut:

- Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)
- Spectral Roll-Off
- Zero-Crossing Rate (ZCR)

Load Data

Mengimpor data suara paru-paru dan dimuat ke dalam lingkungan analisis. Pada bagian ini, semua file suara dibaca dan label "normal" atau "abnormal" dimasukkan ke dalam dataframe. Pada proses ini juga dilakukan validasi data untuk memastikan semua file telah dimuat dengan benar.



PREPROCESSING DATA

Encoding

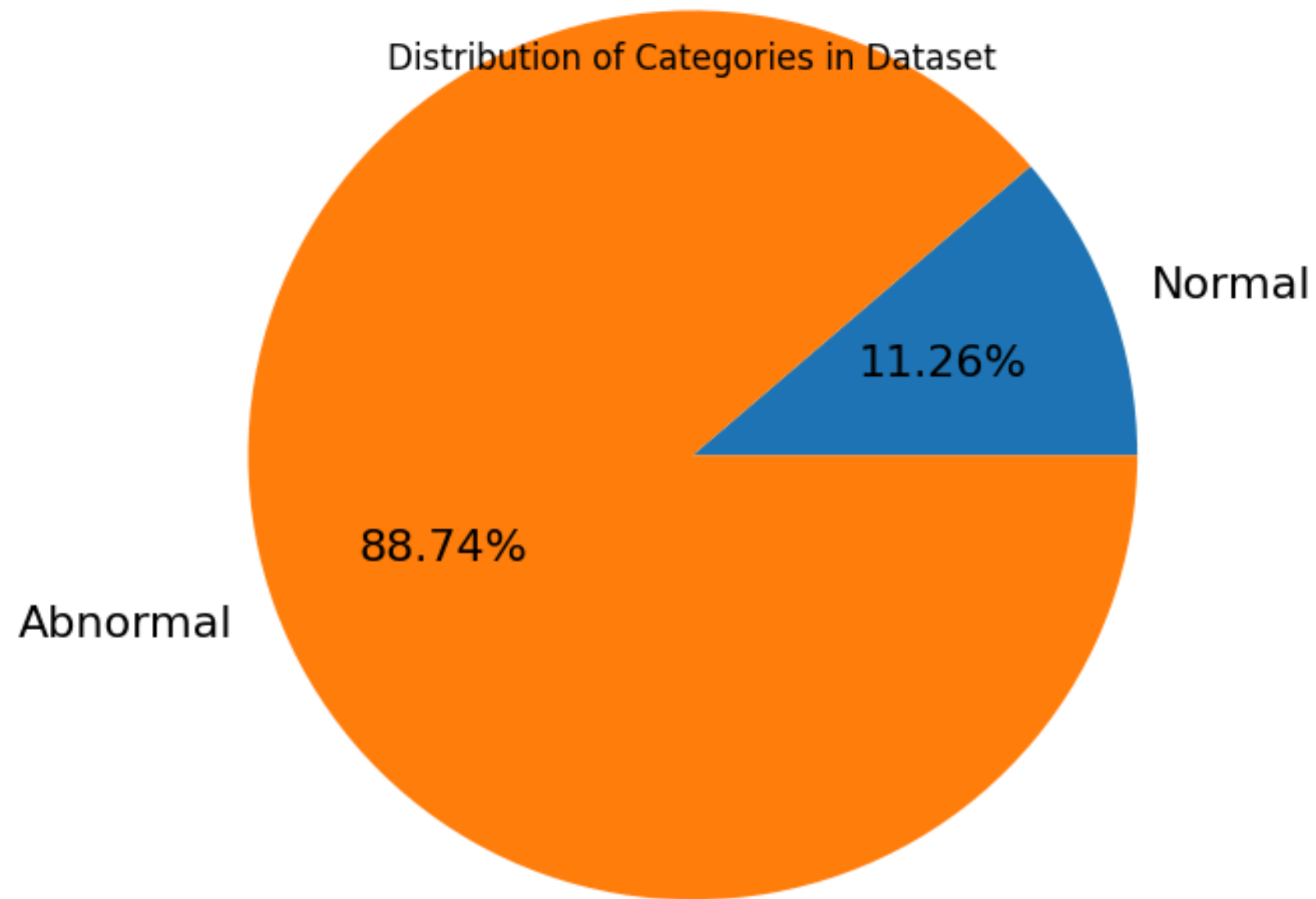
Setelah data dimuat, encoding dilakukan untuk mengubah label kategori ("Normal" dan "Abnormal") menjadi bentuk numerik agar algoritma machine learning dapat memprosesnya. Pada tahap ini, metode label encoding langsung mengubah label menjadi angka yang berbeda, 0 untuk "Abnormal" dan 1 untuk "Normal".

Train-Test Split

Pada tahap ini, data dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data). Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa model yang akan dibuat dapat diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya untuk memungkinkan evaluasi performa model menjadi lebih objektif.



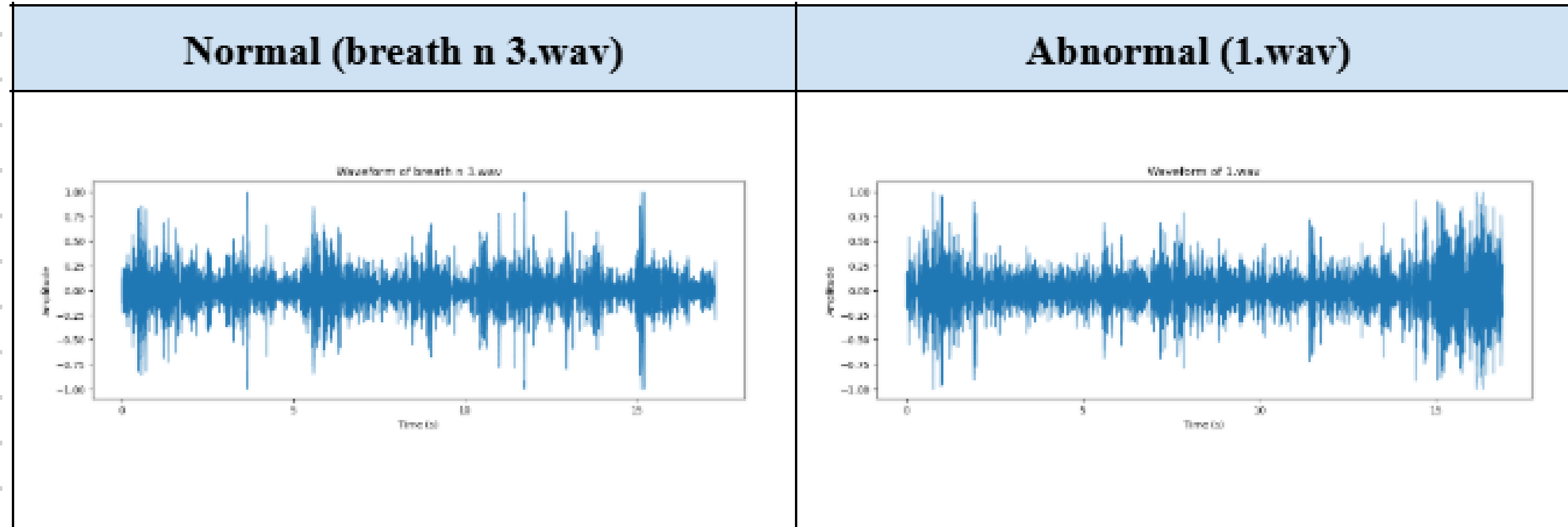
DISTRIBUSI DATA



Pie chart tersebut menunjukkan distribusi data dari dataset yang digunakan, di mana 88,74% data termasuk dalam kategori Abnormal, sedangkan hanya 11,26% data termasuk dalam kategori Normal.



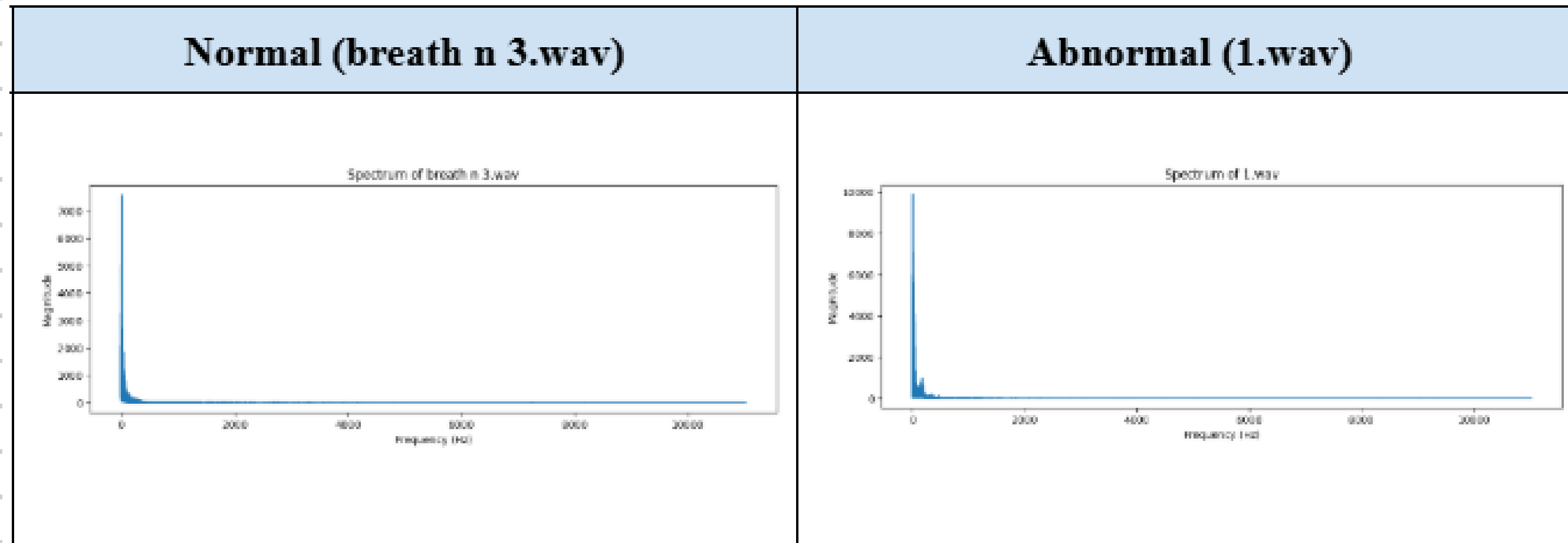
WAVEFORM



Waveform untuk "normal" menunjukkan pola suara yang stabil dengan fluktuasi amplitudo alami dalam rentang -1 hingga 1, tanpa lonjakan ekstrem, yang menandakan tidak ada gangguan signifikan. Sebaliknya, waveform "abnormal" menunjukkan ketidak teraturan, adanya noise, dan pola yang kurang konsisten, mengindikasikan kemungkinan gangguan pada saluran pernapasan.



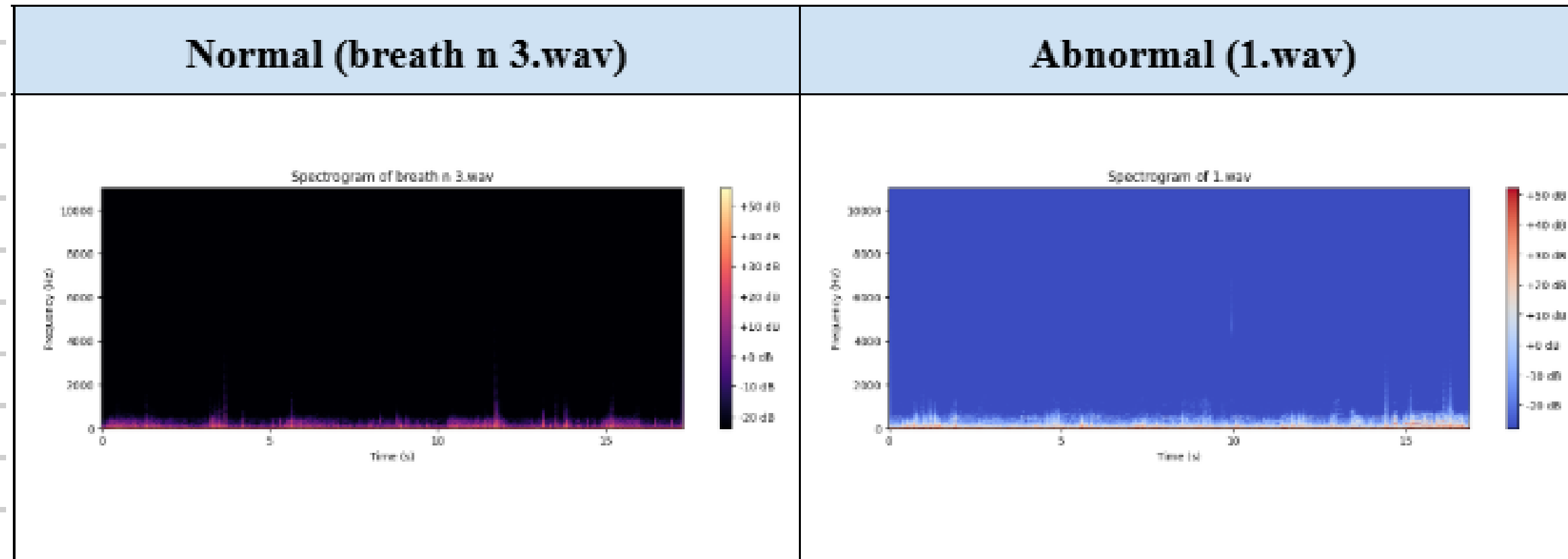
SPECTRUM



Spectrum "normal" menunjukkan dominasi energi pada frekuensi rendah (0–1000 Hz) dengan penurunan signifikan di frekuensi tinggi, mencerminkan suara manusia yang lebih kaya di frekuensi rendah. Sebaliknya, spectrum "abnormal" menggambarkan sinyal dengan karakteristik frekuensi-waktu yang tidak teratur, dengan intensitas yang bervariasi pada berbagai frekuensi, mengindikasikan gangguan pada saluran pernapasan.



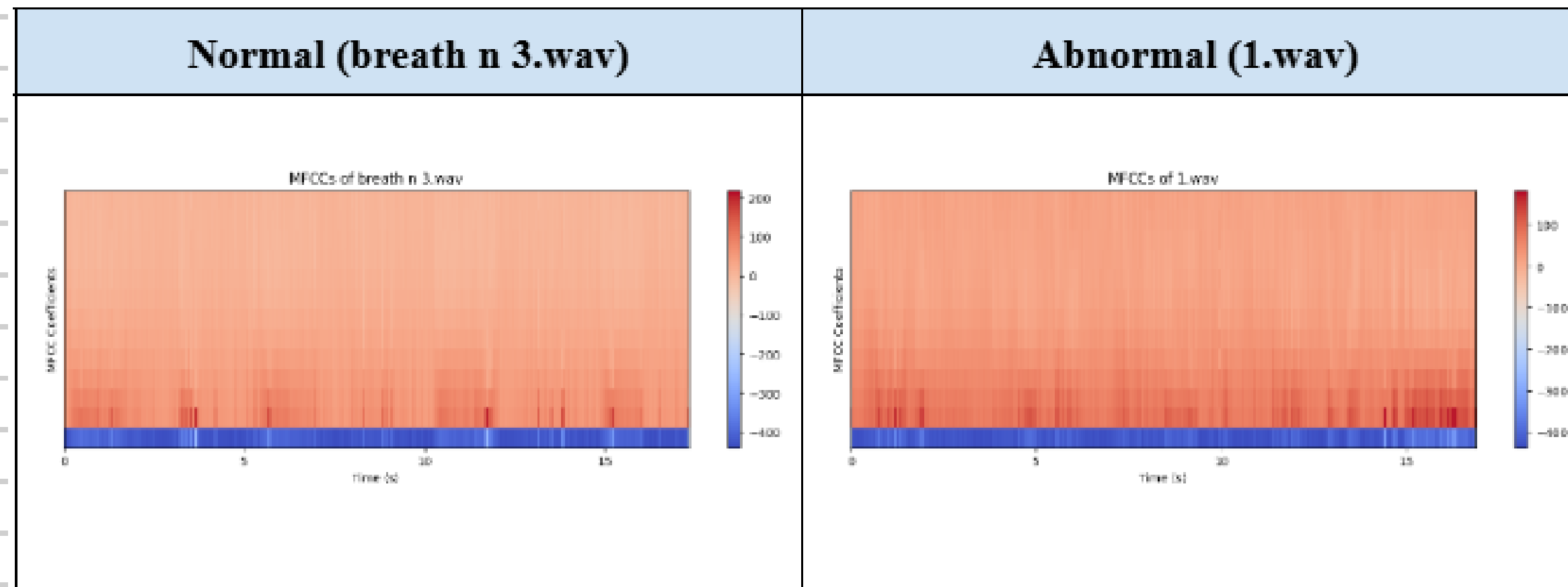
SPECTROGRAM



Spectrogram "normal" menunjukkan pola teratur dengan rentang frekuensi yang luas dan variasi intensitas yang sesuai dengan siklus pernapasan, mencerminkan kondisi pernapasan yang sehat. Sebaliknya, spectrogram "abnormal" menampilkan intensitas tinggi yang lebih dominan pada frekuensi rendah (di bawah 2000 Hz), sering terkait dengan gangguan seperti "wheezing", dengan variasi intensitas yang mengindikasikan gangguan pernapasan.



MFCC



MFCC "normal" menunjukkan pola suara pernapasan dengan amplitudo yang lebih stabil, dengan warna hangat (merah, orange) untuk amplitudo tinggi dan warna dingin (biru) untuk amplitudo rendah, mencerminkan pernapasan yang teratur. MFCC "abnormal" menunjukkan variasi yang lebih signifikan dalam warna, dengan perubahan pola amplitudo yang mengindikasikan gangguan pada pernapasan, seperti suara lebih keras (merah) atau lebih lembut (biru).



RANDOM FOREST

Feature Extraction	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MFCC	0.89	0.40	0.50	0.44
Spectral Roll-Off	0.84	0.20	0.25	0.22
Zero-Crossing Rate	0.84	0.20	0.25	0.22
MFCC + Spectral Roll-Off	0.93	1	0.25	0.40
MFCC + Zero-Crossing Rate	0.93	1	0.25	0.40
Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.93	1	0.25	0.40
MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.93	1	0.25	0.40

Pada tabel di atas, terlihat bagaimana model Random Forest bekerja dalam melakukan klasifikasi. Seluruh feature extraction pada model ini berhasil melakukan prediksi pada kelas negatif. Model dengan feature extraction MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate memiliki nilai metrik paling tinggi dengan akurasi sebesar 0.93, precision sebesar 1, recall sebesar 0.25, dan F1-Score sebesar 0.40.



LIGHT GRADIENT BOOSTING MACHINE (LGBM)

Feature Extraction	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MFCC	0.89	0.40	0.50	0.44
Spectral Roll-Off	0.69	0.14	0.50	0.22
Zero-Crossing Rate	0.80	0.22	0.50	0.31
MFCC + Spectral Roll-Off	0.87	0.38	0.75	0.50
MFCC + Zero-Crossing Rate	0.87	0.38	0.75	0.50
Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.80	0.22	0.50	0.31
MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.91	0.50	0.75	0.60

Pada tabel di atas, terlihat bagaimana model Light Gradient Boost Machine (LGBM) bekerja dalam melakukan klasifikasi. Seluruh feature extraction pada model ini berhasil melakukan prediksi pada kelas negatif. Model dengan feature extraction MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate memiliki nilai metrik paling tinggi dengan akurasi sebesar 0.91, precision sebesar 0.50, recall sebesar 0.75, dan F1-Score sebesar 0.60.



SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Feature Extraction	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MFCC	0.42	0.13	1	0.24
Spectral Roll-Off	0.89	0.33	0.25	0.29
Zero-Crossing Rate	0.64	0.17	0.75	0.27
MFCC + Spectral Roll-Off	0.89	0.33	0.25	0.49
MFCC + Zero-Crossing Rate	0.42	0.13	1	0.24
Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.87	0.25	0.25	0.25
MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.89	0.33	0.25	0.29

Pada tabel di atas, terlihat bagaimana model Support Vector Machine (SVM) bekerja dalam melakukan klasifikasi. Seluruh feature extraction pada model ini berhasil melakukan prediksi pada kelas negatif. Model dengan feature extraction Spectral Roll-Off memiliki nilai metrik paling tinggi dengan akurasi sebesar 0.89, precision sebesar 0.33, recall sebesar 0.25, dan F1-Score sebesar 0.29.



VOTING CLASSIFIER

Feature Extraction	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MFCC	0.89	0.33	0.25	0.29
Spectral Roll-Off	0.91	0.50	0.25	0.33
Zero-Crossing Rate	0.91	0	0	0
MFCC + Spectral Roll-Off	0.91	0.50	0.25	0.33
MFCC + Zero-Crossing Rate	0.89	0.33	0.25	0.29
Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.93	1	0.25	0.40
MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.91	0.50	0.25	0.33

Pada tabel di atas, terlihat bagaimana model Voting Classifier bekerja dalam melakukan klasifikasi. Seluruh feature extraction pada model ini berhasil melakukan prediksi pada kelas negatif. Model dengan feature extraction Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate memiliki nilai metrik paling tinggi dengan akurasi sebesar 0.93, precision sebesar 1, recall sebesar 0.25, dan F1-Score sebesar 0.40.



PEMILIHAN MODEL TERBAIK

Model	Feature Extraction	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Random Forest	MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.93	1	0.25	0.40
Light Gradient Boost Machine	MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.91	0.50	0.75	0.60
Support Vector Machine	Spectral Roll-Off	0.89	0.33	0.25	0.29
Voting Classifier	Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate	0.93	1	0.25	0.40

Setelah melakukan pemodelan dengan berbagai algoritma, dapat ditentukan model terbaik berdasarkan metrik-metrik yang digunakan untuk evaluasi performa. Tabel di atas menunjukkan bagaimana model Random Forest bekerja dalam melakukan klasifikasi. Seluruh feature extraction pada model ini berhasil memprediksi kelas negatif dengan baik. Model dengan kombinasi feature extraction MFCC + Spectral Roll-Off + Zero-Crossing Rate memberikan nilai akurasi tertinggi, yaitu 0.93, dengan precision sebesar 1, recall sebesar 0.25, dan F1-Score sebesar 0.40.



SISTEM DETEKSI PENYAKIT PARU-PARU

Kelas	Prediksi Benar	Prediksi Salah	Jumlah File
Abnormal	197	0	197
Normal	22	3	25

Dari tabel di atas, dapat dilihat bahwa sistem deteksi berhasil memprediksi dengan benar 197 dari 197 file yang berlabel abnormal, tanpa ada prediksi salah pada kelas ini. Namun, pada kelas normal, terdapat 3 prediksi salah dari 25 file, yang menghasilkan recall rendah pada kelas tersebut. Meskipun demikian, hasil ini menunjukkan bahwa model lebih unggul dalam memprediksi kelas abnormal dibandingkan dengan kelas normal. Hal ini menunjukkan bahwa sistem ini memiliki kecenderungan untuk lebih berhati-hati dalam memprediksi normal, yang perlu diperhatikan jika deteksi kondisi normal juga sangat penting.



FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN
fmm **air**

**THANK
YOU!**