

# Deteksi Suara Suling Sunda Menggunakan Metode Key-Nearest Neighbor

*Sundanese Flute Sound Detection using the Key-Nearest Neighbor Method*

Mawar Hardiyanti<sup>1</sup>, Yeremia Victor Rondonuwu<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Sistem Informasi, Universitas Pignatelli Triputra

E-mail: <sup>1</sup>mawar@upitra.ac.id, <sup>2</sup>yeremiavictor@upitra.ac.id

## Abstrak

Suling Sunda merupakan alat musik tiup tradisional yang memiliki berbagai jenis. Masing-masing jenis suling Sunda memiliki karakteristik suara yang berbeda-beda. Hal ini menghasilkan keindahan suara yang beragam, mulai dari suara yang lembut dan mendayu-dayu hingga suara yang ceria dan dinamis. Namun, mengenali jenis suling Sunda tidaklah mudah bagi sebagian orang. Oleh karena itu, diperlukan metode deteksi suara suling Sunda yang dapat dilakukan secara otomatis. Penelitian ini telah berhasil mengembangkan metode deteksi suara suling Sunda dengan metode KNN. Metode KNN dipilih karena lebih sederhana dan menghasilkan akurasi yang tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model KNN dengan nilai  $k=5$  mendapat nilai akurasi pengujian data sebesar 79,76% sedangkan pada pengujian aplikasi sebesar 82,5%. Evaluasi terhadap aplikasi Android menunjukkan kemudahan akses, navigasi yang jelas, pemahaman fitur, respon aplikasi yang responsif, dan pengalaman pengguna yang positif. Penelitian ini memberikan kontribusi yang penting dalam pengembangan teknologi deteksi suara suling Sunda. Metode KNN yang dikembangkan terbukti dapat menghasilkan akurasi yang tinggi, sehingga dapat menjadi solusi untuk mengenali jenis suling Sunda secara otomatis. Implementasi model KNN pada smartphone Android juga dapat menjadi sarana untuk memperkenalkan teknologi kecerdasan buatan kepada generasi muda Indonesia. Aplikasi ini dapat digunakan untuk mendeteksi jenis suling Sunda secara langsung, sehingga dapat membantu generasi muda untuk lebih memahami keberagaman jenis-jenis suara suling Sunda.

Kata kunci: Suling, Suara, KNN, Pembelajaran Mesin, Telepon Pintar

## Abstract

*The Sundanese flute is a traditional wind instrument with various types, each possessing different sound characteristics, ranging from gentle and melodious to cheerful and dynamic. However, recognizing the types of Sundanese flutes can be challenging for some people. Therefore, an automatic sound detection method for Sundanese flutes is needed. This research has successfully developed a sound detection method using the KNN (K-Nearest Neighbors) algorithm. The KNN method was chosen for its simplicity and high accuracy. The research results show that the KNN model with a  $k$ -value of 5 achieved an accuracy of 79.76% on test data, while in application testing, it reached 82.5%. Evaluation of the Android application indicates ease of access, clear navigation, understanding of features, responsive application response, and a positive user experience. This research significantly contributes to the development of Sundanese flute sound detection technology. The developed KNN method has proven to produce high accuracy, making it a solution for automatic recognition of Sundanese flute types. Implementing the KNN model on Android smartphones can also serve as a means to introduce artificial intelligence technology to the younger generation in Indonesia. This application can be used to directly detect Sundanese flute types, thereby helping the younger generation better understand the diversity of Sundanese flute sounds.*

Keywords: Flute, Sound, Sundanese, KNN, Machine Learning, Smartphone

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi *artificial intelligence*, seperti pembelajaran mesin telah menjadi bagian yang

tak terpisahkan dari kehidupan dari kehidupan manusia saat ini. Salah satu pemanfaatan teknologi yang sangat penting adalah kemampuannya untuk mempermudah proses pengolahan dan komputasi data sesuai dengan tipe data yang diberikan. Deteksi adalah proses mengidentifikasi atau menentukan identitas objek. Metode ini digunakan untuk mengidentifikasi dari suatu objek yang belum memiliki label kelasnya berdasarkan pola dan informasi yang ditemukan dalam data [1]. *Machine Learning* memiliki kemampuan mengenali dan memprediksi gambar, suara, serta gerakan tubuh. Keuntungan *machine learning* yaitu fleksibilitasnya dalam mengganti dan mencocokkan data untuk menampung pergantian yang terjadi [2].

Suling Sunda adalah alat musik tiup yang terbuat dari bambu yang tipis dan berdiameter kecil. Suling Sunda memiliki berbagai jenis, seperti suling degung, suling pelog, suling salendro, dan suling madenda [3]. Nada adalah bunyi yang memiliki frekuensi tertentu. Setiap nada dalam musik memiliki frekuensinya masing-masing, yang menentukan tinggi nada tersebut. Frekuensi ini dihasilkan oleh alat musik, seperti suling. Posisi jari dan kecepatan aliran udara yang ditiup oleh mulut menentukan frekuensi nada yang dihasilkan. Perbedaan frekuensi dari setiap nada yang dihasilkan oleh alat musik menjadi kunci penting dalam deteksi suara [4].

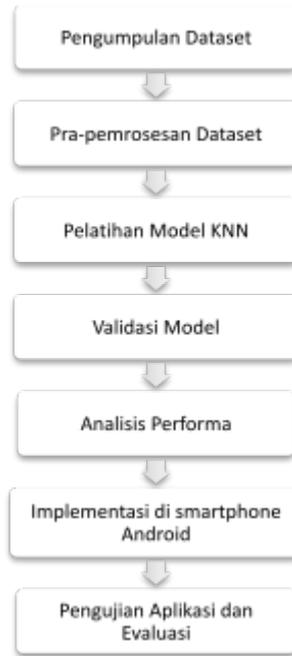
Sejumlah penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk membandingkan dan mencocokkan frekuensi nada yang sama antara suling sunda dan suling recorder [3]. Di samping itu, ada penelitian-penelitian lain yang terkait dengan pengolahan suara, seperti pengelompokan laras suara Gamelan [5], klasifikasi suara aksara Bali [6], dan pengembangan sistem rekomendasi lagu sesuai inputan pengguna [7] sehingga menciptakan musik yang menyatu dan berirama [8], serta klasifikasi *genre* musik [9] sesuai dengan selera secara *online* [10]. Penelitian ini juga telah mengkaji dampak musik terhadap emosi manusia [11] dan pengelompokan musik berdasarkan suasana hati [12]. Meskipun demikian, terdapat perbedaan signifikan dalam pendekatan yang diambil. Beberapa penelitian lebih fokus pada identifikasi jenis suara secara umum tanpa spesifik pada jenis suling Sunda. Selain itu, pendekatan yang diambil juga berbeda, dengan metode KNN dipilih untuk penelitian ini karena keunggulannya dalam kesederhanaan dan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan penggunaan jaringan saraf tiruan [10].

Namun, penelitian ini memiliki beberapa kebaruan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Pertama, penelitian ini menggunakan metode *machine learning* yaitu KNN dalam konteks deteksi suara suling Sunda, yang belum pernah dilakukan pada penelitian sebelumnya. Kedua, penelitian ini menggunakan data primer dari pengrajin dan data sekunder yang berasal dari internet. Ketiga, penelitian ini mencoba melakukan identifikasi pada jenis suling Sunda dengan pendekatan yang inovatif berbasis android serta melibatkan pengujian dari pakar sehingga memastikan validitas dan akurasi dari hasil penelitian secara langsung melalui perspektif ahli di bidang tersebut.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi aplikasi deteksi suara guna mengetahui jenis suling Sunda dengan metode KNN dan penerimaan aplikasi pada generasi muda. Kontribusinya terbagi dalam dua bidang utama. Pertama, dalam bidang seni budaya, penelitian ini bertujuan untuk melestarikan seni musik tradisional suling Sunda. Dengan menggunakan metode KNN untuk mendeteksi jenis suara suling Sunda, penelitian ini memberikan solusi teknologi yang dapat membantu dalam memahami dan memperkenalkan keberagaman jenis suara suling Sunda kepada masyarakat secara lebih luas. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan minat dan apresiasi terhadap seni budaya tradisional di kalangan generasi muda. Kedua, dalam bidang pengembangan teknologi *machine learning* di Indonesia, penelitian ini menjadi salah satu langkah awal dalam penerapan teknologi *machine learning* untuk tujuan yang berkaitan dengan seni budaya lokal. Dengan menggabungkan elemen seni budaya tradisional dan teknologi modern, penelitian ini membuka potensi baru dalam pengembangan teknologi *machine learning* yang berorientasi pada kebudayaan lokal. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memiliki nilai budaya tetapi juga memiliki dampak positif dalam pengembangan teknologi di Indonesia.

## 2. METODE PENELITIAN

KNN merupakan algoritma sederhana pada *machine learning* [13] yang bekerja dengan menggunakan konsep jarak antara titik data untuk mengklasifikasi titik data baru. Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan seperti yang terlihat pada gambar 1. Ada beberapa proses yang dilakukan pada penelitian ini :



Gambar 1 Tahapan Metode Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Dataset

Audio suara suling sunda dikumpulkan dan diambil dari data primer dan data sekunder. Data primer yang digunakan sebagai dataset diperoleh dari metode observasi dengan proses pemilihan pemain suling sunda, pemilihan lagu suling sunda, proses perekaman dan proses ekstraksi fitur seperti amplitudo, frekuensi dan spektrogram [14]. Proses perekaman diambil menggunakan aplikasi perekaman pada *smartphone* dengan resolusi tinggi 256 kbps, 48kHz dengan bitrate, frekuensi sampling, dan format audio yang sama. Selain itu data sekunder dari internet juga diambil untuk menambah data sekunder melalui internet. Seluruh data kemudian dilabeli dan disimpan pada folder berdasarkan jenis audio oleh seniman suling sunda melalui metode wawancara. Contoh audio awal pada suling sunda ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Audio suling sunda salendro

### 2.2 Pra-pemrosesan Dataset

Pada tahap pra-pemrosesan, data awal diolah menjadi dataset audio suling sunda melalui tahapan ekstraksi fitur dengan lapisan *Conv2D*, normalisasi dengan teknik standarisasi, pemotongan menjadi sampel-sampel audio berukuran 1 detik, penghapusan noise dengan teknik

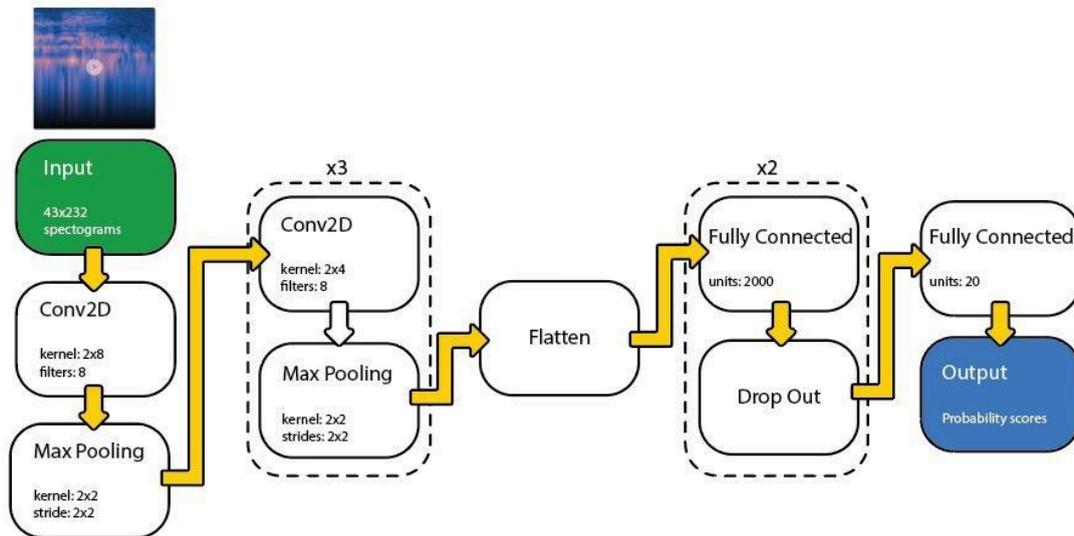
filter, segmentasi [15]. Segmentasi dilakukan berdasarkan kriteria kelas, waktu dan frekuensi [16]. Dataset kemudian dipilih dan dipisahkan menjadi tiga kelompok untuk kebutuhan sebagai data pelatihan, validasi dan pengujian.

### 2.3 Pelatihan Model KNN

KNN merupakan salah satu metode pembelajaran mesin yang termasuk dalam kategori pembelajaran berbasis contoh (*instance-based learning*) dan pembelajaran malas (*lazy learning*). KNN bekerja dengan cara menemukan  $k$  objek pada data pelatihan yang serupa dengan objek pada data baru atau data uji [17]. Jarak kedekatan antara objek baru dengan objek dalam data *training* dapat diukur menggunakan teknik yang paling umum adalah jarak euclidean [18] yang ditunjukkan pada persamaan 1 [19].

$$euc = \sqrt{((a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2)} \quad (1)$$

Model yang digunakan untuk mengklasifikasi sampel audio 1 detik pada gambar 3 diilustrasikan model menerima spektrogram atau representasi frekuensi 2D dari suara yang diperoleh melalui transformasi Fourier. Arsitektur ini menggunakan teknik umum digunakan untuk meningkatkan kinerja KNN saat membuat keputusan deteksi.



Gambar 3 Arsitektur Model KNN untuk mengolah dataset suara suling

Pertama melakukan proses spektrogram dengan lapisan konvolusi 2D (Conv2D) yang berurutan dan lapisan penggabungan maksimal. Model ini diakhiri dengan sejumlah lapisan padat yang terhubung sepenuhnya, kemudian disisipkan dengan lapisan *dropout* untuk tujuan mengurangi *overfitting* selama pelatihan[20]. Output akhir dari model ini adalah serangkaian skor probabilitas, skor satu untuk setiap kelas suara yang dikenali oleh model.

### 2.4 Validasi Model

*Cross-validation* adalah teknik untuk mengukur seberapa baik model pembelajaran mesin dapat menggeneralisasi ke data baru. Teknik ini dilakukan dengan membagi data menjadi beberapa bagian, kemudian model dilatih pada sebagian data dan diuji pada bagian data lainnya. Teknik ini digunakan untuk memprediksi hasil dari sebuah model dan memperkirakan seberapa baik model tersebut akan bekerja di dunia nyata [21]. *K-fold cross-validation* adalah teknik untuk menguji akurasi model pembelajaran mesin dengan cara membagi data menjadi beberapa

bagian. Teknik ini dapat digunakan untuk menghilangkan bias pada data, sehingga akurasi model yang dihasilkan menjadi lebih akurat [22].

### 2.5 Analisis Performa

Setelah menerapkan metode klasifikasi, langkah selanjutnya adalah menilai performanya. Performa dapat dinilai dengan menggunakan matriks kebingungan (*confusion matrix*), yang dapat membantu menghitung beberapa metrik performa, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure* [23]. Akurasi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 2. Dalam penelitian ini, akurasi dihitung menggunakan *balanced-accuracy*, yang berfungsi untuk menangani klasifikasi multi kelas dengan data yang tidak seimbang.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

$$b.a = \frac{1}{2} \frac{TP}{TP+FN} + \frac{TN}{TN+FP}$$

Proses klasifikasi multi kelas melibatkan lebih dari dua kelas. Untuk menghitung performa klasifikasi ini, dapat digunakan tiga metrik performa, yaitu presisi, *recall*, dan *f-measure* [24]. Ketiga metrik performa tersebut dapat dihitung secara independen untuk setiap label. Persamaan 3, 4, dan 5 dapat digunakan untuk menghitung ketiga metrik performa tersebut.

$$precision = \frac{TP}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$f - measure = \frac{precision+recall}{precision+recall} \quad (5)$$

### 2.6 Implementasi di Smartphone Android

Implementasi pada smartphone direalisasikan dengan mengkonversikan model KNN suling sunda ke format *TensorFlow Lite* yaitu *TFLite*. Integrasi model ke dalam Aplikasi Android menggunakan *framework* atau *library* yang sesuai. Data input untuk inferensi dari *microphone smartphone*, seperti format dan durasi, disesuaikan dengan format saat melatih data KNN suara suling sunda.

### 2.7 Pengujian Aplikasi dan Evaluasi

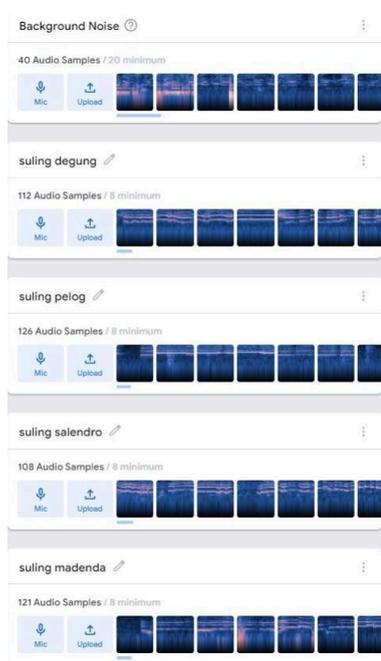
Uji prototipe aplikasi Android dilakukan dengan tujuan untuk menggambarkan kinerja aplikasi deteksi suara suling Sunda yang diperoleh dari para pemain musik suling. Evaluasi dilakukan melalui distribusi kuesioner secara acak kepada generasi muda melalui platform media sosial. Tujuan dari evaluasi ini adalah untuk memperoleh pemahaman yang mendalam tentang pengalaman pengguna potensial terhadap aplikasi tersebut, termasuk aspek-aspek seperti kemudahan akses aplikasi, kejelasan navigasi, pemahaman fitur, respon aplikasi, dan pengalaman pengguna. Dengan demikian, hasil dari evaluasi ini diharapkan dapat memberikan masukan yang berharga untuk pengembangan dan penyempurnaan lebih lanjut dari prototipe aplikasi deteksi suara suling Sunda.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Dataset

Data yang diperlukan dari observasi dan wawancara diolah untuk menghilangkan data yang tidak dapat digunakan. Kemudian divalidasi untuk memastikan bahwa data tersebut akurat.

Setiap data citra yang dikumpulkan diambil dari internet dan perekaman secara langsung. Data kemudian dilabeli dan disimpan dalam folder yang sesuai. Data suara suling sunda yang berhasil dikumpulkan adalah 8 suara suling degung, 7 suara suling pelog, 9 suara suling salendro, dan 6 suara suling madenda ditunjukkan pada gambar 4 yang pada pemrosesannya audio dipotong per 2 detik.



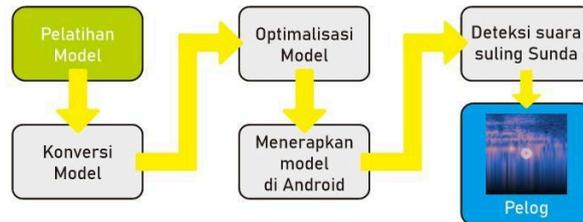
Gambar 4 *Class Suling Sunda*

### 3.2 *Pra-pemrosesan Dataset*

Pra-pemrosesan dilakukan dengan melakukan ekstraksi fitur dengan lapisan Con2D untuk identifikasi dan ekstraksi karakteristik data pada fitur-fitur audio suling sunda. Kedua, dengan melakukan normalisasi yaitu proses mengubah nilai data menjadi rentang tertentu yaitu antara 0 dan 1 menggunakan teknik standarisasi yaitu membagi nilai data dengan standar deviasi. Ketiga dengan menurunkan noise atau gangguan pada kualitas data dengan teknik filter. Selanjutnya, membagi data menjadi beberapa kelompok berdasarkan kriteria kelas, waktu dan frekuensi untuk meningkatkan kinerja dari *machine learning*.

### 3.3 Pelatihan Model KNN

Prinsip transfer learning digunakan untuk mengimplementasikan arsitektur *TensorFlow Lite* dengan *MobileNet* yang telah dilatih sebelumnya untuk klasifikasi objek pada *smartphone*. Gambar 5 menunjukkan alur implementasi, yaitu model *MobileNet* dikonversi ke format *TensorFlow Lite* dan dilatih ulang dengan data audio suling sunda.



Gambar 5 Alur Implementasi Model

Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan fungsi *model.fit()* dengan input data audio suling sunda. Jumlah iterasi pelatihan (*epoch*) dan ukuran sampel yang diproses dalam satu iterasi (*batch*) diatur untuk mengoptimalkan parameter K dari arsitektur KNN [25]. Hasil dari proses pelatihan model disimpan dalam format XML.

### 3.4 Validasi Model

Nilai *k* dalam algoritma KNN mempengaruhi seberapa sensitif algoritma terhadap titik *noise*. Jika nilai *k* terlalu rendah, maka algoritma akan terlalu terserap oleh titik *noise*. Sebaliknya, jika nilai *k* terlalu besar, maka algoritma akan kurang sensitif terhadap titik *noise*, tetapi dapat mengklasifikasikan titik yang seharusnya diklasifikasikan ke kelas lain. Metode validasi silang *k=1* menunjukkan bahwa nilai *k=1* dapat bersaing dengan nilai *k* lainnya untuk data set kecil. Namun, untuk data set besar, nilai *k* yang lebih besar, seperti 5, 7, atau 9, dapat memberikan hasil yang terbaik karena lebih stabil terhadap gangguan dari titik *noise*.

Validasi silang *30 fold* adalah teknik untuk menilai performa model pembelajaran mesin dengan membagi data menjadi 30 bagian yang sama besar dapat dilihat pada gambar 6. Model kemudian dilatih pada 29 bagian data dan diuji pada bagian data yang tersisa. Proses ini dilakukan 30 kali, dengan setiap bagian data digunakan sebagai data uji satu kali. Teknik ini membantu untuk menjamin bahwa model dapat berjalan dengan sesuai pada berbagai subset data, dan bukan hanya pada satu subset data tertentu.

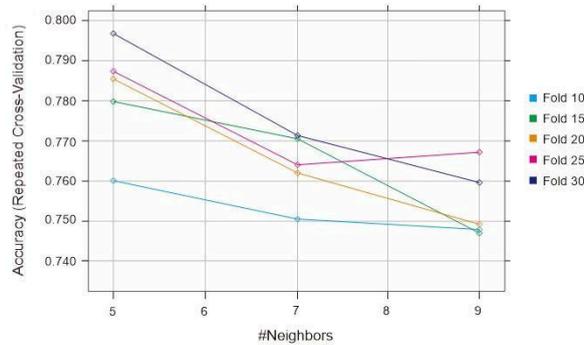
Fold=1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Fold=2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Fold=3	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
:																															
Fold=29	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Fold=30	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	

Keterangan:

- Data training
- Data testing

Gambar 6 Simulasi data *training* dan data *testing* pada *Fold = 30*

Nilai k dalam algoritma KNN menentukan seberapa dekat tetangga terdekat yang digunakan untuk membuat prediksi. Dalam penelitian ini, model menggunakan 5 tetangga terdekat, yang berarti bahwa prediksi didasarkan pada jarak 5 data terdekat ke data uji. Hasil simulasi pada gambar 7 menunjukkan bahwa model dengan nilai k=5 menghasilkan akurasi yang paling tinggi dibandingkan dengan model dengan nilai k lainnya..



Gambar 7 Grafik Akurasi KNN

Tabel 1 Akurasi KNN

Fold	k	Akurasi
10	5	0.7607
	7	0.7515
	9	0.7488
15	5	0.7798
	7	0.7717
	9	0.7471
20	5	0.7865
	7	0.7628
	9	0.7490
25	5	0.7873
	7	0.7642
	9	0.7689
30	5	0.7976
	7	0.7712
	9	0.7594

Tabel 1 menunjukkan bahwa model KNN dengan nilai Fold=30 dan tetangga terdekat (k)=5 memiliki kemampuan klasifikasi yang paling baik. Model ini mampu memprediksi kelas data uji dengan benar sekitar 79,76%. Kemampuan ini ditunjukkan oleh nilai akurasi sebesar 0,7976.

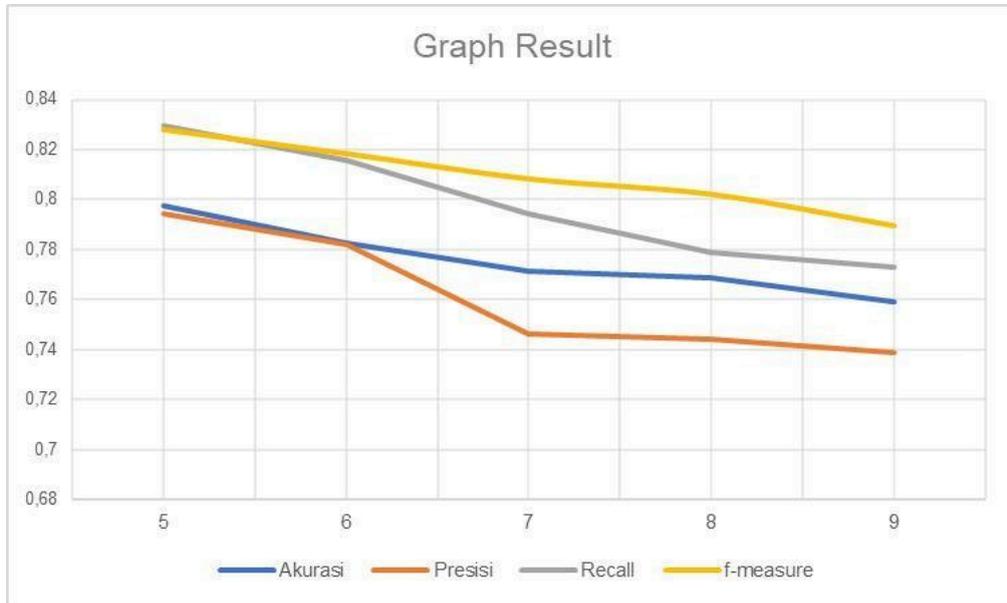
### 3.5 Analisis Performa

Performa metode KNN diuji dengan menggunakan berbagai nilai ketetanggaan, yaitu K=5 hingga K=9. Hasil uji performa pada gambar 9 dan tabel 2 menunjukkan bahwa nilai K=5 menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu 0,7976. Akurasi ini menunjukkan bahwa model KNN mampu memprediksi kelas data uji dengan benar sekitar 79,76%.

Tabel 3 Hasil Uji Performa

k	Akurasi	Presisi	Recall	f-measure
5	0.7976	0.7944	0.8298	0.8278
6	0.7824	0.7823	0.8156	0.8183
7	0.7712	0.7465	0.7945	0.8083

8	0.7688	0.7443	0.7790	0.8022
9	0.7594	0.7391	0.7732	0.7897



Gambar 8 Grafik Performa

### 3.6 Implementasi di *smartphone Android*

Implementasi model audio suara pada suling sunda pada Gambar 9 dapat menjadi cara untuk membuat kecerdasan buatan lebih mudah diakses oleh generasi muda Indonesia. Hal ini dapat dilakukan dengan mengembangkan aplikasi untuk *smartphone Android* yang memungkinkan pengguna untuk berinteraksi dengan model audio suara pada suling sunda.



Gambar 9 Implementasi pada *Smartphone Android*

### 3.7 Pengujian Aplikasi dan Evaluasi

Pengujian yang dilakukan melalui observasi dan dokumentasi. Dataset audio suling sunda dikumpulkan sebagai data uji dari internet dan merekam langsung seperti yang terlihat pada tabel 3.

Tabel 3 Hasil Pengujian Gambar

Jenis Suling	Data Uji	Dikenali	Akurasi (%)
Degung	5	4	80%
Pelog	5	5	100%
Salendro	5	4	80%
Madenda	5	3	70%
Rata-rata Akurasi			82.5%

Pengujian menghasilkan uji identifikasi yang menampilkan nilai akurasi dari deteksi audio suling sunda. Rata-rata akurasi dihitung dengan menjumlah seluruh akurasi yang diujikan, dibagi dengan jumlah jenis audio yang dikenali. Semakin tinggi nilai akurasi yang diperoleh, semakin baik hasilnya. Hasil pengujian memperlihatkan rata-rata akurasi sebesar 82,5%. Selain itu, evaluasi diperoleh dari 172 responden generasi muda. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sebagian besar responden merasakan kemudahan akses aplikasi sebesar 87%, navigasi yang jelas dengan skor 89%, pemahaman fitur aplikasi sebesar 79%, respon aplikasi yang responsif sebesar 82%, dan pengalaman pengguna dengan skor 80%. Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa aplikasi ini telah diterima dengan baik oleh generasi muda dan mempermudah pengenalan jenis suling sunda.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan metode deteksi suara suling sunda menggunakan algoritma KNN dengan akurasi yang memuaskan. Model KNN dengan nilai  $k=5$  mampu memprediksi kelas data uji dengan akurasi sekitar 79,76%. Implementasi pada smartphone *Android* menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 82,5%. Evaluasi dari generasi muda menunjukkan tingkat kepuasan yang tinggi terhadap aplikasi ini, dengan nilai tinggi pada kemudahan akses, navigasi, pemahaman fitur, respon aplikasi, dan pengalaman pengguna. Secara keseluruhan, aplikasi ini diterima dengan baik oleh generasi muda dan efektif dalam mempermudah pengenalan jenis suling sunda.

Saran pengembangan baru untuk penelitian selanjutnya adalah meningkatkan akurasi model KNN dengan menerapkan teknik-teknik lain seperti *ensemble learning* dan *transfer learning*, serta mengembangkan aplikasi deteksi suara suling Sunda dengan lebih interaktif dan menarik bagi pengguna. Hal ini dapat dicapai dengan meningkatkan jumlah data pelatihan dengan penggunaan model berbasis *deep learning* seperti CNN atau RNN melalui implementasi teknologi pengolahan frekuensi suara dan integrasi fitur interaktif dalam aplikasi. Validasi lanjutan dengan data uji yang lebih besar juga perlu dilakukan. Diharapkan, dengan mengadopsi pendekatan ini, aplikasi deteksi suara suling Sunda dapat meningkatkan akurasinya dan memberikan dampak yang lebih besar dalam melestarikan seni musik tradisional Indonesia.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Kami mengucapkan terima kasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Pignatelli Triputra atas dukungan yang diberikan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kaur J, Singh W. Tools, techniques, datasets and application areas for object detection in an image: a review. *Multimed Tools Appl* 2022;81:38297–351. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13153-y>.

- [2] Putra AI, Santika RR. Implementasi Machine Learning dalam Penentuan Rekomendasi Musik dengan Metode Content-Based Filtering. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika* 2020;4:121–30. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i1.2162>.
- [3] Muhammad FS, Indrawaty YN, Amelia ID. Identifikasi Nada antara Suling Sunda dan Suling Rekorder dengan menggunakan Metode Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dan Dynamic Time Warping (DTW) 2020;7:145–54. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202071649>.
- [4] Nur Habibah M, Dhurrotun Faiqoh M, Harris Saputra F, studi Tadris Fisika P, Ilmu Tarbiyah dan Keguruan F. Analisis Perbandingan Frekuensi Gelombang Bunyi dengan Tangga Nada pada Alat Musik menggunakan Aplikasi Phypox. *Jurnal Cerdik: Jurnal Pendidikan Dan Pengajaran* 2023;2. <https://doi.org/10.21776/ub.jcerdik.2023.002.02.02>.
- [5] Ade Prayoga IM, Indrawan G, Hendra Divayana DG. Pengelompokan Laras Suara Berdasarkan Papatutan Atau Pathet Gamelan Bali Menggunakan Klasifikasi K-Nearest Neighbor Dan Support Vector Machine. *Technomedia Journal* 2023;8:151–61. <https://doi.org/10.33050/tmj.v8i2sp.2011>.
- [6] Rama Anadya IP, Agung Gede IG, Made Bayu ID, dkk. Klasifikasi Aksara Bali Berbasis Suara Dengan Metode KNN dan FastDTW. *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana* 2023;11:581–6. <https://doi.org/https://doi.org/10.24843/JLK.2023.v11.i03.p14>.
- [7] Shandy A, Thomas M, Chandra R, Agung H. Perancangan Rekomendasi Lagu Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Journal Information Engineering and Educational Technology* 2020;4:41–6. <https://doi.org/https://doi.org/10.26740/jieet.v4n1.p41-46>.
- [8] Rivaldo M, Gede Suharta IK. Sistem Rekomendasi Musik dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) 2023;11:675–80. <https://doi.org/https://doi.org/10.24843/JLK.2023.v11.i04.p04>.
- [9] Luqman SN, Nabilah HA, Informasi S, Sains F, Teknologi D, Sunan U, et al. Komparasi Algoritma Klasifikasi Genre Musik pada Spotify Menggunakan CRISP-DM. *Jurnal Sistem Cerdas* 2021;4:114–25. <https://doi.org/https://doi.org/10.37396/jsc.v4i2.162>.
- [10] Mu X. Implementation of Music Genre Classifier Using KNN Algorithm. vol. 2022. 2023. <https://doi.org/10.54097/hset.v34i.5439>.
- [11] Fadlila Surenggana F, Aranta A, Bimantoro F. Mood Music Classification using K-Nearest Neighbor with Mel Frequency Cepstral Coefficients. *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer Dan Aplikasinya (JTIKA)* 2022;4:263–76. <https://doi.org/10.29303/jtika.v4i2.191>.
- [12] Sudarma M. Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor pada Perangkat Lunak Pengelompokan Musik untuk Menentukan Suasana Hati. *Teknologi Elektro Universitas Udayana* 2020;16:15–9. <https://doi.org/10.24843/MITE.1601.03>.
- [13] Fajri MS, Septian N, Sanjaya E. Evaluasi Implementasi Algoritma Machine Learning K-Nearest Neighbors (kNN) pada Data Spektroskopi Gamma Resolusi Rendah. *AI-Fiziya: Journal of Materials Science, Geophysics, Instrumentation and Theoretical Physics* 2020;3:9–14. <https://doi.org/10.15408/fiziya.v3i1.16180>.
- [14] Eviyanti A, Fitriani AS, Khoirun Nisak U, Infomatika P, Sains F, Universitas T, et al. Extraction of EEG Signal Recording Features using Discrete Wavelet Transform (DWT) Method For Classification Of Ictal Epilepsy. *Procedia Of Social Sciences and Humanities* 2022:788–93. <https://doi.org/10.21070/pssh.v3i.231>.
- [15] Mishra P, Biancolillo A, Roger JM, Marini F, Rutledge DN. New data preprocessing trends based on ensemble of multiple preprocessing techniques. *TrAC - Trends in Analytical Chemistry* 2020;132. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2020.116045>.
- [16] Maharana K, Mondal S, Nemade B. A review: Data pre-processing and data augmentation techniques. *Global Transitions Proceedings* 2022;3:91–9. <https://doi.org/10.1016/j.gltp.2022.04.020>.
- [17] Ode L, Sagala HS, Harjoko A. Perbandingan Ekstraksi Ciri Full, Blocks, dan Row Mean Spectrogram Image Dalam Mengidentifikasi Pembicara. *IJCCS* 2014;8:155–64. <https://doi.org/10.22146/ijccs.6543>.

- [18] Angreni IA, Adisasmita SA, Ramli MI, Hamid S. Pengaruh Nilai K Pada Metod K-Nearest Neighbor (KNN) terhadap tingkat Akurasi Identifikasi Kerusakan Jalan. *Rekayasa Sipil* 2019;7:63. <https://doi.org/10.22441/jrs.2018.v07.i2.01>.
- [19] Hasran. *Indonesian Journal of Data and Science* Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor 2020;1:6–10. <https://doi.org/10.33096/ijodas.v1i1.3>.
- [20] Guntoro I, Marisa Midyanti D, Hidayati R. Penerapan Dropout pada Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dalam mengklasifikasi tingkat Fine Fuel Moisture Code (FFMC) untuk Kebakaran Hutan dan Lahan. *Jurnal Komputer Dan Aplikasi* 2022;10:114–23. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.26418/coding.v10i01.52734>.
- [21] Hartmann MJ, Carleo G. Neural-Network Approach to Dissipative Quantum Many-Body Dynamics. *Phys Rev Lett* 2019;122. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.122.250502>.
- [22] Hafid H. Penerapan K-Fold Cross Validation untuk Menganalisis Kinerja Algoritma K-Nearest Neighbor pada Data Kasus Covid-19 di Indonesia. *Journal of Mathematics* 2023;6:161–8. <https://doi.org/https://doi.org/10.35580/jmathcos.v6i2.53043>.
- [23] Azis H, Purnawansyah P, Fattah F, Putri IP. Performa Klasifikasi K-NN dan Cross Validation Pada Data Pasien Pengidap Penyakit Jantung. *ILKOM Jurnal Ilmiah* 2020;12:81–6. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i2.507.81-86>.
- [24] Chicco D, Jurman G. The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics* 2020;21. <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>.
- [25] Dengen A. Implementation of Eigenfacace Algorithm for Identification of Anopheles in Smartphones. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)* 2022;3:113–22. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.1.158>.