

## **Klasifikasi Rentang Usia Dan Gender Dengan Deteksi Suara Menggunakan Metode *Deep Learning* Algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*)**

**Moh. Fiqih Erinsyah, Vita Karenina\*, Dega Suroño Wibowo**

<sup>1)</sup>Program Studi Sarjana Terapan Teknik Informatika, Politeknik Harapan Bersama  
Jl. Dewi Sartika No. 71, Pesurungan Kidul, Kecamatan Tegal Barat, Kota Tegal, Jawa Tengah 52117  
*\*email: vitakarenina06@gmail.com*

(Naskah masuk: 18 Juli 2023; diterima untuk diterbitkan: 19 Agustus 2023)

**ABSTRAK** – Dalam penelitian ini membahas identifikasi suara manusia berdasarkan jenis kelamin dengan memanfaatkan perbedaan karakteristik suara antara laki-laki dan perempuan. Selain perbedaan ukuran saluran vokal, faktor-faktor seperti panjang, ketebalan, dan kekakuan pita suara juga berperan dalam menghasilkan perbedaan frekuensi dasar suara antara kedua jenis kelamin. Frekuensi dasar suara menjadi salah satu indikator yang digunakan dalam analisis akustik untuk mengklasifikasi jenis kelamin berdasarkan suara. Dalam pengklasifikasian suara secara otomatis, teknik pengolahan suara dan pembelajaran mesin menjadi kunci dalam pengembangan sistem. Metode pengenalan gender berdasarkan suara melibatkan analisis akustik menggunakan fitur-fitur suara seperti frekuensi dasar, formant, durasi, intensitas, dan pola intonasi. Dari hasil penelitian dari pemodelan menggunakan CNN pada audio mendapatkan hasil akurasi 92% dan untuk hasil testing sudah cukup bagus dalam mengklasifikasikan. Hasil model tersebut ini diterapkan kedalam API Flask dijadikan sebagai penghubung atau backend untuk aplikasi, bentuk aplikasi rekomendasi film yang dibuat menggunakan framework flutter, sehingga didalam aplikasi film tersebut terdapat klastering atau klasifikasi jenis suara pengguna untuk merekomendasikan film didalam aplikasi.

**Kata Kunci** – Deep Learning, Voice Recognition, Klasifikasi Audio, CNN, Jenis Kelamin

## **Classification With Gender Voice Recognition Detection Deep Learning Method Using CNN (*Convolutional Neural Network*) Algorithm**

**ABSTRACT** – In this research, we delve into the identification of human voices based on gender by leveraging the differences in vocal characteristics between males and females. In addition to differences in vocal tract size, factors such as length, thickness, and vocal cord stiffness also play a role in producing differences in the fundamental frequency of voice between the two genders. The fundamental frequency of voice becomes one of the indicators used in acoustic analysis for gender classification based on voice. In the automatic classification of voices, sound processing techniques and machine learning are pivotal in system development. The method of gender recognition based on voice involves acoustic analysis using voice features such as fundamental frequency, formants, duration, intensity, and intonation patterns. The research yielded an accuracy of 92% through modeling using CNN on audio data, and the testing results were quite satisfactory in terms of classification. This model's results have been implemented into a Flask API, serving as a connection or backend for an application. The application takes the form of a movie recommendation system developed using the Flutter framework. Consequently, within the movie application, there is voice clustering or classification of user voices to provide film recommendations within the application.

**Keywords** – Deep Learning, Voice Recognition, Audio Classification, CNN, Gender

## 1. PENDAHULUAN

Manusia salah satu makhluk diciptakan memiliki sifat dan karakteristik berbeda-beda, dan perbedaan tersebut tidak hanya berlaku untuk ciri-ciri fisik dan genetik, tetapi juga untuk suara yang dihasilkan oleh masing-masing individu. Setiap orang memiliki karakteristik vokal yang unik, yang membuat suara mereka berbeda satu sama lain. Salah satu perbedaan yang menonjol adalah ukuran anatomi vokal. Ukuran ini mempengaruhi frekuensi suara yang dihasilkan oleh seseorang. Misalnya, perbedaan ukuran antara laki-laki dan perempuan menyebabkan perbedaan dalam nada suara mereka. Umumnya, suara laki-laki memiliki nada suara yang lebih rendah, dengan frekuensi sekitar 120 Hz, sedangkan perempuan memiliki nada suara yang lebih tinggi, dengan frekuensi sekitar 210 Hz [1].

Selain perbedaan ukuran saluran vokal, terdapat faktor-faktor lain yang mempengaruhi perbedaan suara antara laki-laki dan perempuan. Salah satunya adalah perbedaan pada pita suara, yang merupakan jaringan elastis di dalam tenggorokan manusia yang berperan dalam menghasilkan suara. Pada laki-laki, pita suara cenderung lebih panjang, lebih tebal, dan lebih kaku dibandingkan dengan pita suara perempuan. Hal ini membuat frekuensi dasar suara laki-laki lebih rendah daripada perempuan [2].

Suara yang dihasilkan oleh laki-laki dan perempuan cenderung berbeda pada frekuensi yang dihasilkan[3]. Frekuensi dasar suara, yang merupakan frekuensi yang dihasilkan saat seseorang berbicara dengan suara normal, memainkan peran penting dalam analisis akustik untuk mengklasifikasi jenis kelamin berdasarkan suara. Perbedaan frekuensi dasar suara antara laki-laki dan perempuan menjadi salah satu indikator utama yang digunakan dalam proses ini.

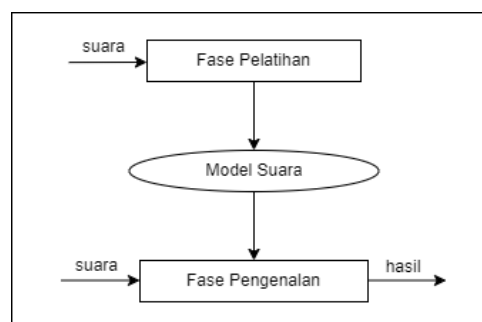
Suara yang dihasilkan laki-laki dan perempuan memiliki perbedaan yang cukup jelas berdasarkan bentuk Tenggorokannya[4]. Secara umum, suara perempuan cenderung memiliki nilai pitch yang lebih tinggi daripada suara laki-laki. Saat memeriksa rentang nilai pitch dalam kelompok usia anak-anak, anak laki-laki memiliki rentang frekuensi antara 210 hingga 270 Hz, sedangkan anak perempuan memiliki rentang frekuensi antara 200 hingga 290 Hz. Dalam kelompok usia dewasa, nilai pitch untuk laki-laki berkisar antara 120 hingga 150 Hz, sementara perempuan memiliki rentang frekuensi antara 200 hingga 280 Hz. Ketika memasuki usia lansia, nilai pitch juga mengalami perubahan, dengan rentang frekuensi antara 100 hingga 140 Hz untuk laki-laki dan 160 hingga 200 Hz untuk perempuan.

Membedakan suara pada jenis kelamin saat ini mungkin terdengar mudah apabila dilakukan secara langsung oleh manusia. Dalam situasi di mana

terdapat ribuan, ratusan atau bahkan jutaan suara yang perlu diklasifikasi, penggunaan sistem otomatis menjadi penting. Dalam hal ini, teknik pengolahan suara dan pembelajaran mesin menjadi kunci dalam pengembangan sistem tersebut. Untuk mengklasifikasi suara berdasarkan jenis kelamin secara otomatis, perlu dilakukan tahap ekstraksi fitur suara. Fitur-fitur tersebut adalah atribut-atribut numerik yang merepresentasikan karakteristik suara yang relevan

Metode pengenalan gender berdasarkan suara melibatkan analisis akustik untuk mengidentifikasi ciri-ciri suara yang khas antara laki-laki dan perempuan. Sebagai contoh, seperti yang telah disebutkan sebelumnya, frekuensi dasar suara (pitch) sering digunakan sebagai fitur penting dalam pengenalan jenis kelamin[5]. Selain itu, fitur-fitur lain seperti formant, durasi, intensitas, serta pola intonasi suara juga dapat digunakan dalam proses pengenalan *gender*. Untuk melatih sistem pengenalan *gender* berdasarkan suara, diperlukan dataset suara yang mencakup rekaman suara laki-laki dan perempuan yang beragam. Data ini akan digunakan untuk mengembangkan model yang dapat mempelajari pola dan karakteristik suara yang membedakan jenis kelamin.

Untuk penelitian saat ini akan lebih fokus pada identifikasi suara manusia berdasarkan jenis kelamin pada rentang umur yang akan dilakukan oleh sistem yang akan dibangun dengan melakukan beberapa fase, diantaranya yaitu: *Training phase* (fase Pelatihan), pada fase ini menentukan beberapa penutur yang memiliki tugas untuk memberikan sampel suara berdasarkan rentang umurnya, sehingga sistem ini dapat menyimpan referensi data pelatihan suara yang digunakan untuk melatih dan membangun model pembicara yang akurat. *Recognition phase* (fase pengenalan), pada fase pada fase ini mencoba mencocokkan sebuah suara berdasarkan rentang umur yang akan diuji dengan model dari penyimpanan referensi sebelumnya dan selanjutnya membuat keputusan pengenalan terhadap suara yang akan diujikan. Jika digambarkan dalam blok diagram pengenalan suara seperti gambar 1 [6].



Gambar 1. Blok Diagram Pengenalan Suara

Pada penelitian ini mampu melakukan deteksi jenis kelamin berdasarkan suara dan rentang umur. Metode pengenalan jenis kelamin melalui suara pada penelitian ini menggunakan metode *Deep Learning* Algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) sebagai ekstraksi fitur dan sebagai pengklasifikasi.

## 2. METODE DAN BAHAN

Proses deteksi jenis kelamin pada suara dilakukan melalui beberapa proses. Berikut ini adalah alur proses penelitian yang digunakan seperti terlihat pada gambar 2 dibawah ini:



Gambar 2. Alur Penelitian

### Pengumpulan Data

Pada penelitian kali ini menggunakan dataset suara berdasarkan rentang umur yang diambil dari <https://www.kaggle.com>. Dataset suara yang dikumpulkan adalah 6.000 suara yang masing-masing terdiri dari 1000 suara anak perempuan, 1.000 suara anak laki-laki, 1.000 suara remaja perempuan, 1.000 suara remaja laki-laki, 1.000 suara dewasa perempuan dan 1.000 suara dewasa laki-laki. Pada gambar 3,4,5,6,7 dan 8 menampilkan suara perempuan dan laki-laki berdasarkan rentang umur:

Dataset yang telah diperoleh ini akan digunakan sebagai data *training* dan data *testing*. Data *training* menggunakan rekaman suara berformat .wav yang terdiri masing-masing 1000 data[7]. Jadi total data *training* ada 6000 data suara. Untuk pembagiannya yaitu 80% dari total dataset. Data *testing* menggunakan rekaman suara dari Audio Set yang diambil untuk *testing* yaitu 20% dari total dataset.



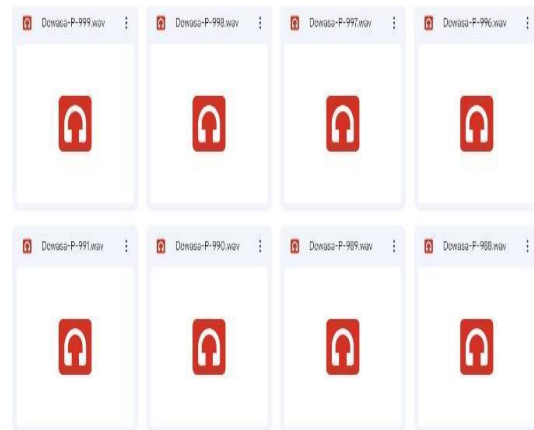
Gambar 3. Dataset Suara Anak Perempuan



Gambar 4 Dataset Suara Anak Laki-Laki



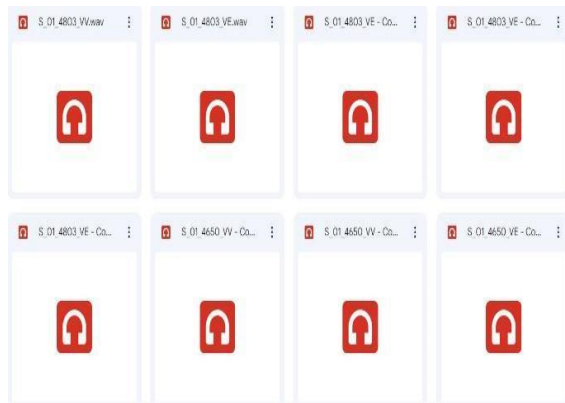
Gambar 5 Dataset Suara Remaja Laki-Laki



Gambar 6 Dataset Suara Remaja Perempuan



Gambar 7. Dataset Suara Dewasa Perempuan

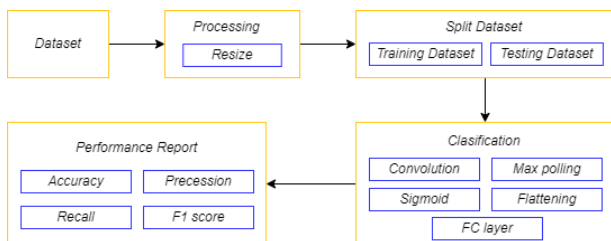


Gambar 8. Dataset Suara Dewasa Laki-Laki

### Implementasi

Klasifikasi jenis kelamin menggunakan suara berdasarkan rentang umur melibatkan beberapa fase yang penting. Fase pertama dimulai dengan mengumpulkan data suara yang mencakup rentang umur yang diinginkan. Dataset ini akan menjadi dasar untuk melatih dan menguji model klasifikasi suara.

Setelah data suara terkumpul, langkah berikutnya adalah tahap data *preprocessing*. Pada tahap ini, audio akan melalui serangkaian proses pengolahan untuk memastikan bahwa audio memiliki format yang seragam dan dapat diolah dengan baik. Proses *preprocessing* ini melibatkan langkah-langkah seperti normalisasi amplitudo, penghapusan kebisingan, dan penyesuaian durasi suara. Tujuannya adalah untuk menyamakan karakteristik audio sehingga dapat memberikan hasil prediksi yang akurat saat dilakukan tahap klasifikasi. Setelah tahap *preprocessing*, proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Gambar 9 menunjukkan alur kerja tahapan implementasi



Gambar 9. Alur Kerja Tahapan Implementasi

### Evaluasi dan Analisa Hasil

Dalam penelitian ini, dilakukan evaluasi model menggunakan metrik-metrik evaluasi seperti *Confusion Matrix*, akurasi, *recall*, presisi, serta *F1-Score*[7]. *Confusion Matrix* memberikan gambaran tentang performa model dalam melakukan klasifikasi jenis kelamin berdasarkan suara.

Akurasi mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data secara keseluruhan dengan benar. *Recall* mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas positif secara lengkap. Sedangkan presisi mengukur proporsi prediksi positif yang benar. *F1-Score* adalah *harmonic mean* dari presisi dan *recall*. [8]

Evaluasi ini membantu dalam mengevaluasi performa algoritma CNN dalam mengklasifikasikan jenis kelamin berdasarkan suara. Metrik-metrik evaluasi tersebut memberikan pemahaman tentang sejauh mana model mampu membedakan antara suara anak-anak, remaja dan dewasa.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada hasil dan pembahasan akan dijelaskan tahapan pada implementasi, meliputi pengumpulan dataset, data *preprocessing*, pembagian data, pemodelan data dan pada proses evaluasi dan Analisa hasil.

### Pengumpulan Dataset

Dataset suara yang sudah dikumpulkan sebanyak 6.000 suara yang terdiri dari 1000 suara anak perempuan, 1.000 suara anak laki-laki, 1.000 suara remaja perempuan, 1.000 suara remaja laki-laki, 1.000 suara dewasa perempuan dan 1.000 suara dewasa laki-laki. Dataset yang sudah dikumpulkan akan digunakan sebagai data latih dan uji.

### Data Preprocessing

Pada tahapan *preprocessing* dalam pengolahan suara, terdapat beberapa langkah yang dilakukan dengan tujuan untuk mempersiapkan data suara agar lebih baik dalam tahapan selanjutnya, seperti pelatihan dan pengujian model. *Preprocessing* memiliki peran penting dalam memastikan kualitas dan keandalan data suara sebelum digunakan dalam algoritma *machine learning*, termasuk *Convolutional Neural Network* (CNN)[9].

### Split Data

Pembagian data dalam penelitian ini menggunakan teknik *Split Validation*. Pada tahapan proses *split* data, dilakukan pemisahan dataset menjadi dua, yaitu ada data *training* dan data *testing*[10]. Tujuannya untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan menggunakan data yang berbeda untuk melatih dan menguji performanya.

Dalam algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), data *training* akan digunakan dalam melatih algoritma agar dapat mempelajari pola-pola yang terdapat dalam data dan menghasilkan model yang dapat melakukan prediksi dengan akurasi yang

tinggi. Pada tahapan ini, umumnya digunakan sekitar 80% dari keseluruhan dataset sebagai data *training*.

Sementara itu, data *testing* akan digunakan dalam menguji performa model yang telah dilatih sebelumnya dengan data *training*. Data *testing* tidak digunakan dalam proses pelatihan, namun digunakan untuk memprediksi hasil berdasarkan pola yang telah dipelajari oleh model. Biasanya, sekitar 20% dari keseluruhan dataset digunakan sebagai data *testing*[11].

Pada Gambar 10 yang disajikan, terlihat visualisasi dari pembagian jumlah data *training* dan data *testing*. Gambar tersebut memberikan informasi mengenai *persentase* penggunaan data *training* dan data *testing* dalam penelitian ini. Dengan melihat gambar tersebut, dapat dilihat bahwa 80% dari keseluruhan dataset digunakan sebagai data *training*, sedangkan 20% sisanya digunakan sebagai data *testing*.

```
[ ] # Pembagian Train & Testing
train_files = filenames[:4800]
test_files = filenames[-1200:]

print('Data Train      : ', len(train_files))
print('Data Test       : ', len(test_files))

Data Train      : 4800
Data Test       : 1200
```

Gambar 10. Data Training dan Data Testing

### Pemodelan

Setelah semua suara diinputkan, pada tahap pertama kali adalah proses konvolusi. Proses konvolusi bertujuan untuk memperhalus, mempertajam, dan mendeteksi suara agar dapat diolah secara lebih efektif. Dalam penelitian ini, proses konvolusi dilakukan dua belas kali, dengan menggunakan ukuran kernel 3x3[12]. Setiap proses konvolusi menggunakan 32 *filter* yang akan diterapkan ke seluruh bagian *citra* suara.

Selanjutnya, dilakukan proses *pooling* setelah dua tahapan konvolusi pertama (*Convolution 1* dan *Convolution 2*), serta dua tahapan konvolusi selanjutnya (*Convolution 3* dan *Convolution 4*). Proses *pooling* yang digunakan adalah *max-pooling* dengan ukuran 2x2. Tujuan proses *pooling* ini untuk mengurangi dimensi dari fitur-fitur yang dihasilkan setelah proses konvolusi[13].

Setelah dilakukan proses *pooling*, dilanjutkan dengan proses *flatten*. Proses *flatten* bertujuan untuk mengubah fitur-fitur hasil *pooling* menjadi vektor, sehingga dapat menjadi input untuk lapisan *fully connected layer*. Dalam penelitian ini, vektor yang dihasilkan dari proses *flatten* digunakan sebagai

input untuk lapisan klasifikasi.

Pada tahap klasifikasi, aktivasi yang digunakan adalah *sigmoid*[14]. *Sigmoid* merupakan fungsi aktivasi yang umum digunakan dalam masalah klasifikasi biner, dimana *output* yang dihasilkan berada dalam rentang antara 0 dan 1, yang dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas. Seluruh arsitektur dan langkah-langkah di atas diilustrasikan dalam Gambar 11 sebagai pemodelan CNN.

Layer (type)	Output Shape	Param #
resizing (Resizing)	(None, 32, 32, 1)	0
normalization (Normalization)	(None, 32, 32, 1)	3
conv2d (Conv2D)	(None, 30, 30, 32)	320
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 28, 28, 64)	18496
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 14, 14, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 12544)	0
dense (Dense)	(None, 128)	1605760
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 6)	774

Gambar 11. Pemodelan CNN

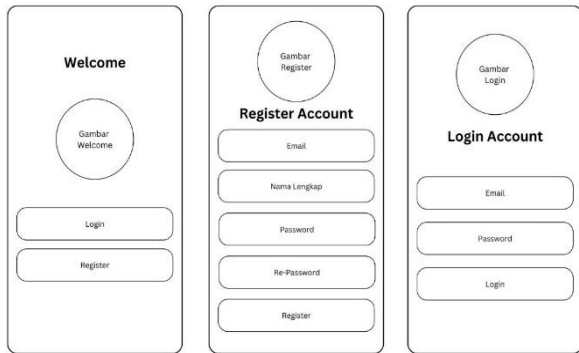
### Rancangan Desain Aplikasi

Dalam perencanaan pembuatan aplikasi tentu saja diperlukan sebuah rancangan awal atau gambaran utama agar pembuatan aplikasi dapat dibuat sesuai dengan rencana atau *planning* awal. Berikut adalah rancangan aplikasi dapat dilihat pada gambar berikut 1-5.

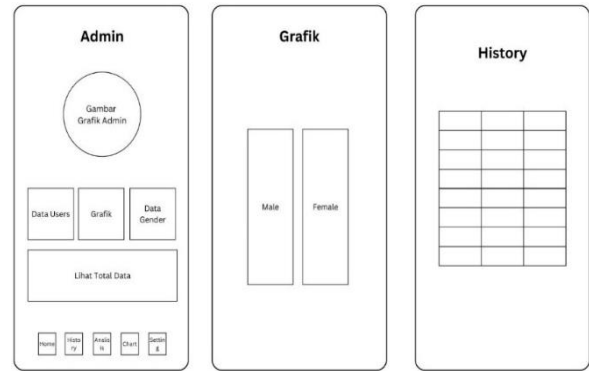
### Hasil Aplikasi

Movielem merupakan aplikasi rekomendasi film berdasarkan deteksi suara manusia dan rentang usia menggunakan metode deep learning algoritma cnn. Tujuan adanya pengembangan aplikasi ini tentunya menghasilkan aplikasi rekomendasi film dengan menggunakan deteksi suara manusia dan rentang usia yang digunakan agar kalangan dibawah umur dapat menggunakan ponsel dalam pemanfaatan menonton film dengan sesuai rentang usia mereka.

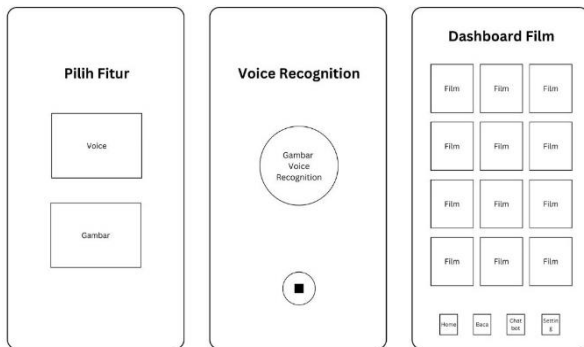
Manfaat dari adanya pembuatan aplikasi ini adalah menghindari kalangan dibawah umur agar tidak menonton film yang tidak sesuai dengan usia mereka, seperti di era sekarang banyak tontonan yang kurang layak untuk kalangan dibawah umur, dengan adanya inovasi aplikasi ini sehingga kalangan dibawah umur tetap jernih dalam mengalami proses pertumbuhannya.



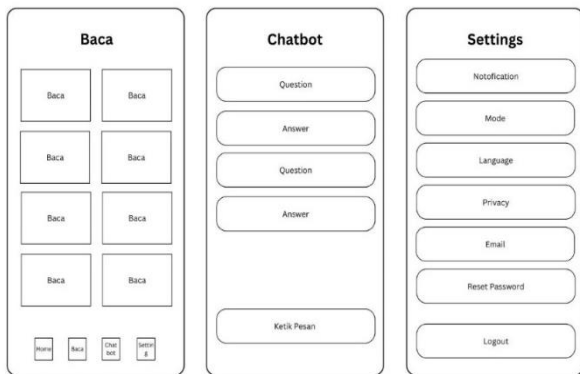
Gambar 12. Desain Rancangan Welcome, Register dan Login



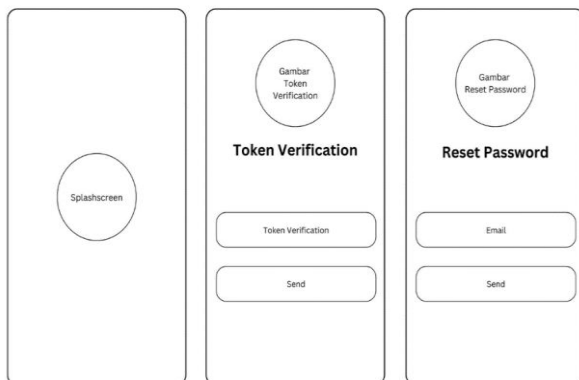
Gambar 16. Dashbord Admin, Grafik, History



Gambar 13. Fitur, Voice, Dashboard



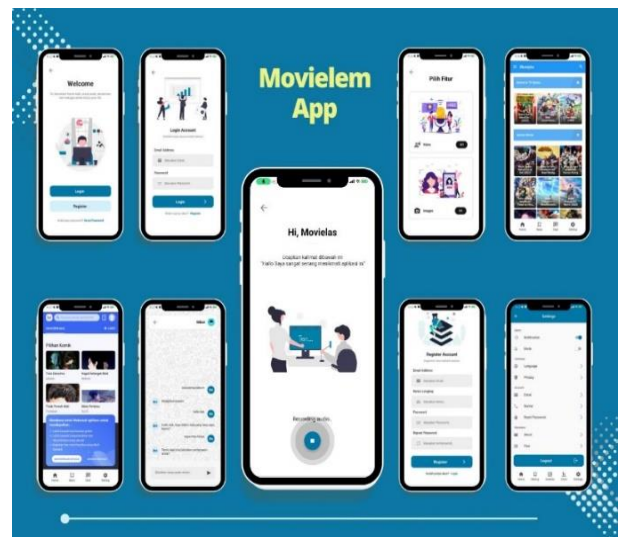
Gambar 14. Baca, Voice, Dashboard



Gambar 15. Splashscreen, Token, Reset Password

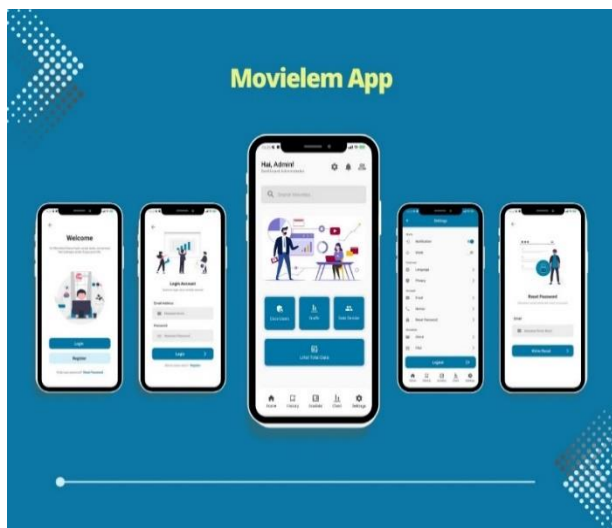
### Evaluasi dan Analisa Hasil

Dalam penelitian ini, dilakukan evaluasi performa model menggunakan metrik-metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang ada dalam *Coznfusion Matrix*. *Confusion Matrix* merupakan suatu metode pengujian dimana memberikan gambaran tentang sejauh mana algoritma klasifikasi berhasil dalam melakukan prediksi dengan benar. *Confusion Matrix* terdiri dari empat komponen utama, yaitu *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* [15]. Dari kombinasi komponen-komponen ini, kita dapat menghitung metrik-metrik evaluasi yang berguna untuk mengukur performa model.



Gambar 17. Level User

Dalam penelitian ini, diperoleh nilai *Precision* untuk nilai akurasi secara keseluruhan pada jumlah data yang telah dilatih diperoleh sebesar 92%. Akurasi mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data secara keseluruhan dengan benar. Berikut tabel hasil evaluasi model.



Gambar 18. Level Admin

```

38/38 [=====] - 1s 25ms/step
Accuracy: 94.0 %
Precision: 94.15928249326652 %
    precision  recall  f1-score  support
    0          0.99    0.96    0.98     194
    1          0.99    0.99    0.99     187
    2          0.91    0.97    0.94     212
    3          0.95    0.90    0.93     208
    4          0.91    0.90    0.90     211
    5          0.90    0.91    0.91     188

accuracy                0.94    1200
macro avg              0.94    0.94    0.94    1200
weighted avg          0.94    0.94    0.94    1200
    
```

Gambar 19. Evaluasi Model

Gambar 19 adalah hasil Evaluasi model pada *confusion matrix* Model CNN (*Convolutional Neural Network*). Dari pengujian model yang menggunakan 6000 audio sebagai dataset dengan masing-masing label 1000 audio. Model ini mengelompokkan ke dalam 6 klasifikasi.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dan evaluasi model dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma CNN yang diterapkan mencapai tingkat akurasi sebesar 92%. Tingkat akurasi sebesar 92% menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan jenis kelamin dengan tingkat keberhasilan yang tinggi. Artinya, model tersebut dapat dengan baik membedakan suara antara anak-anak, remaja dan dewasa berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi dari suara. Nilai *Score* yang sudah didapat dalam pengujian model *deep learning* dengan algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) mendapatkan nilai *Precision* untuk anak perempuan 95%, anak laki-laki 95%, remaja perempuan 98%, remaja laki-laki 95%, dewasa perempuan 83% dan dewasa laki-laki 80%. *Recall*

untuk anak perempuan 99%, anak laki-laki 96%, remaja perempuan 95%, remaja laki-laki 99%, dewasa perempuan 81% dan dewasa laki-laki 82%. *f1-score* dengan nilai anak perempuan 97%, anak laki-laki 98%, remaja perempuan 97%, remaja laki-laki 97%, dewasa perempuan 82% dan dewasa laki-laki 81%. Dan nilai *accuracy* secara keseluruhan yang didapatkan pada jumlah data yang sudah di *training* sebesar 92%.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. A. Shafhah, P. P. Adikara, and S. Adinugroho, "Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Suara Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," vol. 4, no. 7, pp. 2301-2308, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [2] A. Mathematics, "濟無No Title No Title No Title," vol. 2, no. 1, pp. 1-23, 2016.
- [3] A. A. Alwi, P. P. Adikara, and Indriati, "Pengenalan Jenis Kelamin dan Rentang Umur berdasarkan Suara menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 7, pp. 2083-2093, 2020.
- [4] R. B. Handoko and S. Suyanto, "Klasifikasi Gender Berdasarkan Suara Menggunakan Support Vector Machine," *Indones. J. Comput.*, vol. 4, no. 1, p. 9, 2019, doi: 10.21108/indoic.2019.4.1.244.
- [5] I. S. Pratama and F. I. Kurniadi, "Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Pitch Suara Menggunakan Metode Pitch Detection Algorithm," *J. Sist. Komput. dan Kecerdasan Buatan*, vol. II, no. 1, 2018.
- [6] S. Bagas Bhaskoro and A. Riedho, "Aplikasi Pengenalan Gender Menggunakan Suara," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, vol. 2012, no. Snati, pp. 15-16, 2012.
- [7] F. D. Adhinata, D. P. Rakhmadani, and A. J. T. Segara, "Pengenalan Jenis Kelamin Manusia Berbasis Suara Menggunakan MFCC dan GMM," *J. Dinda Data Sci. Inf. Technol. Data Anal.*, vol. 1, no. 1, pp. 28-33, 2021, doi: 10.20895/dinda.v1i1.198.
- [8] I. A. Sabilla, "Arsitektur Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jenis Dan Kesegaran Buah Pada Neraca Buah," *Tesis*, no. 201510370311144, pp. 1-119, 2020, [Online]. Available: [https://repository.its.ac.id/73567/1/05111850010020-Master\\_Thesis.pdf](https://repository.its.ac.id/73567/1/05111850010020-Master_Thesis.pdf)
- [9] S. Prihatiningsih, N. S. M, F. Andriani, and N. Nugraha, "Analisa Performa Pengenalan Tulisan Tangan Angka Berdasarkan Jumlah Iterasi Menggunakan Metode Convolutional

- Neural Network," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 24, no. 1, pp. 58–66, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i1.1934.
- [10] S. Lasniari, J. Jasril, S. Sanjaya, F. Yanto, and M. Affandes, "Pengaruh Hyperparameter Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 Pada Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 474–481, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i3.4424.
- [11] A. F. H. Dhiya Mahdi Asriny, Septia Rani, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Mikroskopis Stomata Tanaman Herbal Curcuma," pp. 1–5, 2019, [Online]. Available: <https://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/24599>
- [12] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.
- [13] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *Format J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, p. 138, 2020, doi: 10.22441/format.2019.v8.i2.007.
- [14] T. Bariyah, M. A. Rasyidi, and N. Ngatini, "Convolutional Neural Network untuk Metode Klasifikasi Multi-Label pada Motif Batik," *Techno.Com*, vol. 20, no. 1, pp. 155–165, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i1.4224.
- [15] T. Dwi Antoko, M. Azhar Ridani, and A. Eko Minarno, "Klasifikasi Buah Zaitun Menggunakan Convolution Neural Network," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 119–126, 2021, doi: 10.34010/komputika.v10i2.4475.