



Gender Recognition in a Multiaccent Environment Using Multi Layer Perceptron (MLP) and Gated Recurrent Unit (GRU) Methods

Pengenalan Jenis Kelamin dalam Lingkungan Multiaksen Menggunakan Metode Multi Layer Perceptron (MLP) dan Gated Recurrent Unit (GRU)

Kurniawan Danil

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta, Indonesia

E-Mail: 2010511077@mahasiswa.upnvj.ac.id

Received Feb 13th 2024; Revised Mar 05th 2024; Accepted May 2nd 2024
Corresponding Author: Kurniawan Danil

Abstract

Gender recognition in a multiaccent environment is a complex challenge in the development of artificial intelligence systems. This system works by detecting the input voice in a voice file, then analyzing the voice to detect the gender of the voice source. This research is the beginning of the development of voice-based systems using artificial intelligence that are useful for the ease of human interaction with devices to increase the productivity and accessibility of system users. This research explores artificial intelligence approaches using two neural network models, namely Multi Layer Perceptron (MLP) and Gated Recurrent Unit (GRU). The data used is 4000 data with a division of 2000 female voice data and 2000 male voice data. The division of training data is 80% and test data is 20% of the total data. The evaluation results of model testing using MLP with 2 hidden layers of (128 & 64) got an accuracy of 79%, average precision 79%, recall 79%, and f1 score 79%. While the use of the GRU method with a GRU layer of 64 units gets an accuracy result of 75%, average precision 75.5%, recall 75.5%, and f1 score 75%. Thus, in this study, the MLP model has superior performance in detecting gender based on voice in a multiaccent environment.

Keyword: Gender Recognition, GRU, MLP, Multiaccent

Abstrak

Pengenalan jenis kelamin dalam lingkungan multiaksen merupakan tantangan kompleks dalam pengembangan sistem kecerdasan buatan. Sistem ini bekerja dengan mendeteksi suara masukkan dalam suatu file suara, selanjutnya dilakukan analisis terhadap suara tersebut guna mendeteksi jenis kelamin dari sumber suara. Penelitian ini merupakan awal dari pengembangan sistem berbasis suara menggunakan kecerdasan buatan yang bermanfaat untuk kemudahan interaksi manusia dengan gawai guna peningkatan produktivitas dan aksesibilitas dari pengguna sistem. Penelitian ini mengeksplorasi pendekatan kecerdasan buatan dengan menggunakan dua model jaringan saraf, yaitu Multi Layer Perceptron (MLP) dan Gated Recurrent Unit (GRU). Data yang digunakan sebanyak 4000 data dengan pembagian 2000 data suara perempuan dan 2000 data suara laki-laki. Dilakukan pembagian data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% dari total keseluruhan data. Hasil evaluasi pengujian model menggunakan MLP dengan 2 hidden layer sebesar (128 & 64) mendapat hasil akurasi sebesar 79%, rata-rata hasil precision 79%, recall 79%, dan skor f1 79%. Sedangkan penggunaan metode GRU dengan lapisan GRU sebanyak 64 unit mendapat hasil akurasi 75%, rata-rata hasil precision 75,5%, recall 75,5%, dan skor f1 75%. Dengan demikian, pada penelitian ini, Model dengan MLP memiliki performa yang lebih unggul dalam mendeteksi jenis kelamin berdasarkan suara dalam lingkungan multiaksen.

Kata Kunci: GRU, MLP, Multiaksen, Pengenalan Jenis Kelamin

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin maju, pengenalan jenis kelamin menjadi aspek penting dalam berbagai aplikasi teknologi, termasuk pengembangan sistem kecerdasan buatan. Identifikasi jenis kelamin dapat digunakan dalam berbagai konteks, seperti keamanan, pemasaran personalisasi, dan pengalaman pengguna

yang lebih baik. Dalam lingkungan multiaksen, di mana data yang diterima berasal dari berbagai sumber, pengenalan jenis kelamin menjadi lebih kompleks.

Klasifikasi jenis kelamin dapat dibagi menjadi dua kategori, yaitu suara pria dan wanita [1]. Pengelompokan ini memiliki kegunaan sebagai dasar untuk mengenali karakteristik ucapan dan ekspresi emosi pembicara. Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa pitch suara seorang wanita cenderung memiliki nilai yang lebih tinggi daripada pitch suara seorang pria, yang kemudian digunakan sebagai fitur dalam proses klasifikasi jenis kelamin. Meskipun demikian, secara matematis, perbedaan antara suara wanita dan pria tidak begitu signifikan [4]. Namun, sejak masa kanak-kanak, manusia telah terlatih untuk mengidentifikasi perbedaan antara suara pria dan suara wanita, sehingga mereka menjadi sangat peka terhadap perbedaan tersebut. Menurut para ahli, frekuensi suara pria umumnya berkisar antara 65 hingga 260 Hertz, sedangkan frekuensi suara wanita dicatat dalam rentang 100 hingga 525 Hertz [4].

Penelitian yang dilakukan oleh Handoko dalam klasifikasi gender dan usia berdasarkan suara pembicara. Tingkat keberhasilan yang dihasilkan dalam penelitian tersebut sebesar 96,4% [2]. Penelitian yang lainnya dilakukan oleh Safriadi dalam implementasi metode MFCC dan Naive Bayes untuk pengenalan jenis suara pria dan wanita, untuk proses pelatihan dan pengujian menggunakan suara sejumlah 100 sampel. Tingkat keberhasilan dalam penelitian tersebut sebesar 87% [11].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Alwi dkk tentang pengenalan jenis kelamin dan rentang umur dengan metode Backpropagation Neural Network mendapatkan hasil akurasi yang kurang baik yaitu 0,18357 [8]. Penelitian oleh Rosa Andrie Asmara dkk tentang klasifikasi jenis kelamin pada citra wajah menggunakan metode Naive Bayes dengan total 61 data latih menghasilkan nilai akurasi hingga 80% [9]. Penelitian oleh Susetyo Bagas dkk pada tahun 2012 tentang aplikasi pengenalan gender menggunakan suara dengan menggunakan berbagai rasio pembagian data menghasilkan nilai akurasi tertinggi yaitu 75,76% [10].

Perbedaan mendasar penelitian ini dengan penelitian terdahulu terletak pada pengembangan model yang digunakan serta ruang lingkup data penelitiannya. Penelitian sebelumnya lebih banyak berfokus pada pengujian menggunakan metode klasik pembelajaran mesin serta data suara penelitian yang homogen. Sedangkan penelitian ini dilakukan eksperimen dengan metode kecerdasan buatan jaringan syaraf yang lebih kompleks dan data suara yang heterogen yaitu lingkungan suara multiaksen. Penelitian ini bertujuan untuk menggali metode efektif dalam mengidentifikasi jenis kelamin dalam lingkungan multiaksen. Fokus utama penelitian ini adalah penerapan dua model jaringan saraf, yaitu Multi Layer Perceptron (MLP) dan Gated Recurrent Unit (GRU). MLP dikenal efektif dalam memproses data tabular, sementara GRU memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah dalam data berkesinambungan, seperti data waktu.

Melalui percobaan pengembangan kedua model, diharapkan dapat menghasilkan perbandingan model yang mampu mengenali jenis kelamin dengan akurasi yang lebih tinggi dalam lingkungan multiaksen. Pemilihan metode yang tepat dalam mengatasi variasi data yang kompleks dan multidimensional diharapkan dapat meningkatkan kinerja sistem pengenalan jenis kelamin. Sehingga sampai pada penarikan kesimpulan metode mana yang lebih baik dari metode lainnya.

Selain itu, penelitian ini juga akan mengevaluasi performa model dengan menggunakan dataset yang representatif dari lingkungan multiaksen. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan sistem pengenalan jenis kelamin yang dapat diaplikasikan secara luas dalam berbagai konteks teknologi, memberikan solusi yang lebih handal dan efisien dalam menghadapi tantangan lingkungan multiaksen.

2. METODOLOGI PENELITIAN

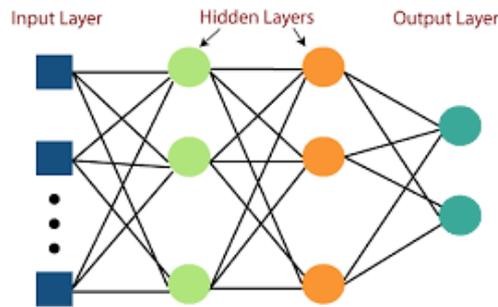
2.1 Multi Layer Perceptron (MLP)

Multi Layer Perceptron (MLP) merupakan metode umum yang sederhana dalam melakukan pengenalan pola [12]. Metode ini terdiri atas kumpulan neuron yang tersusun menjadi suatu lapisan yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output [13]. *Feed Forward Network* merupakan golongan besar dari MLP [14]. Penentuan setiap lapisan sangat menentukan kinerja dari metode ini sehingga perlu menjadi perhatian khusus dalam pengembangannya. Arsitektur jaringan, algoritma pembelajaran, dan fungsi aktivasi merupakan elemen yang menyusun MLP [15]. Beberapa sumber menyatakan bahwa tidak ada kaidah pasti yang mengatur tentang penetapan arsitektur yang baik dalam pengembangan metode ini. Arsitektur MLP dapat dilihat pada gambar 1.

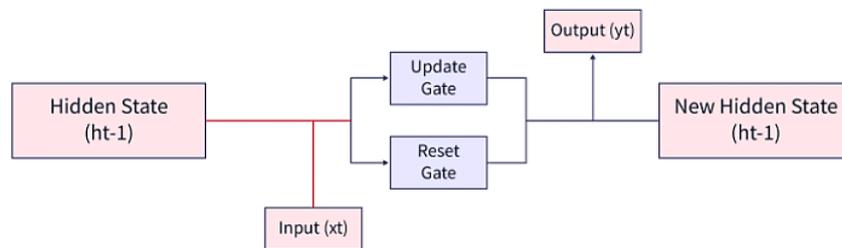
2.2 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan jenis arsitektur jaringan saraf berulang (RNN) yang mirip dengan LSTM (Long Short-Term Memory) [16]. Seperti LSTM, GRU dirancang untuk memodelkan data sekuensial dengan memungkinkan informasi diingat atau dilupakan secara selektif seiring waktu. Namun, GRU memiliki arsitektur yang lebih sederhana dibandingkan LSTM, dengan parameter yang lebih sedikit, sehingga lebih mudah untuk dilatih dan lebih efisien secara komputasi [17]. GRU memproses data berurutan satu elemen dalam satu waktu, memperbarui status tersembunyinya berdasarkan masukan saat ini dan status tersembunyi

sebelumnya [18]. Pada setiap langkah waktu, GRU menghitung “vektor aktivasi kandidat” yang menggabungkan informasi dari masukan dan keadaan tersembunyi sebelumnya. Vektor kandidat ini kemudian digunakan untuk memperbarui keadaan tersembunyi untuk langkah waktu berikutnya [19]. Arsitektur GRU terdiri atas lapisan masukan, lapisan tersembunyi, gerbang reset, gerbang pembaharuan, vektor aktivasi kandidat, dan lapisan keluaran [20][21], arsitektur GRU dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 1. Multi Layer Perceptron



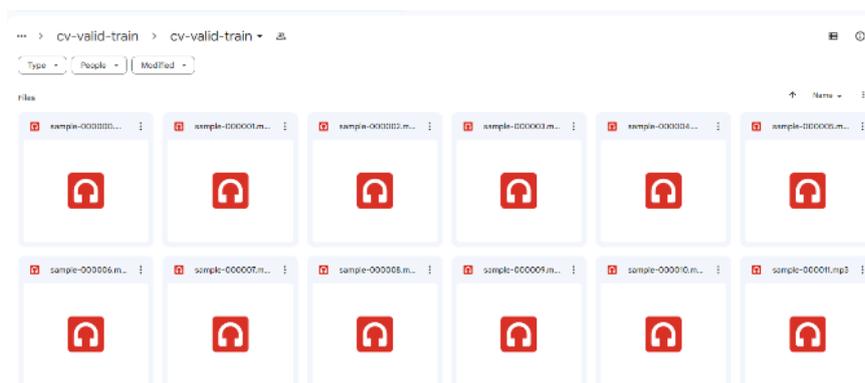
Gambar 2. Gated Recurrent Unit

2.3 Tahapan Penelitian

Penelitian ini akan melewati beberapa tahap yang digambarkan dalam diagram alur yang ditunjukkan pada gambar 5.

2.3.1 Akuisisi Data

Data yang digunakan adalah data suara dengan ekstensi .mp3 berisi percakapan satu orang dengan menggunakan Bahasa Inggris pada masing-masing file, data suara dapat berisi suara pria maupun wanita dari berbagai kalangan usia dan aksen bahasa. Seluruh data diambil dari *open dataset kaggle* dengan total 4000 data, dengan pembagian 2000 data jenis kelamin laki-laki dan 2000 data jenis kelamin perempuan.



Gambar 3. Sampel Data Suara

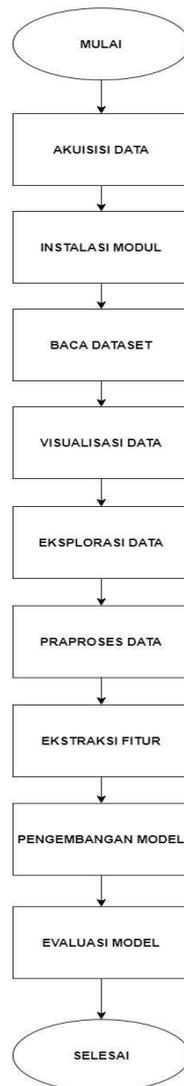
2.3.2 Instalasi Modul

Sebelum melanjutkan ke tahapan selanjutnya, terlebih dahulu dilakukan instalasi modul yang diperlukan namun belum tersedia pada Google Colab, modul tersebut antara lain *python_speech_features* dan *pydub* seperti ditampilkan pada gambar 4.

```
# Install modul python_speech_features dan pydub
!pip install python_speech_features
!pip install pydub

Collecting python_speech_features
  Downloading python_speech_features-0.6.tar.gz (5.6 kB)
  Preparing metadata (setup.py) ... done
Building wheels for collected packages: python_speech_features
  Building wheel for python_speech_features (setup.py) ... done
  Created wheel for python_speech_features: filename=python_speech_features-0.6-py3-none-any.whl size=5872
  Stored in directory: /root/.cache/pip/wheels/5a/9e/68/30bad9462b3926c29e315df16b562216d12bdc215f4d240294
Successfully built python_speech_features
Installing collected packages: python_speech_features
Successfully installed python_speech_features-0.6
Collecting pydub
  Downloading pydub-0.25.1-py2.py3-none-any.whl (32 kB)
Installing collected packages: pydub
Successfully installed pydub-0.25.1
```

Gambar 4. Instalasi Modul



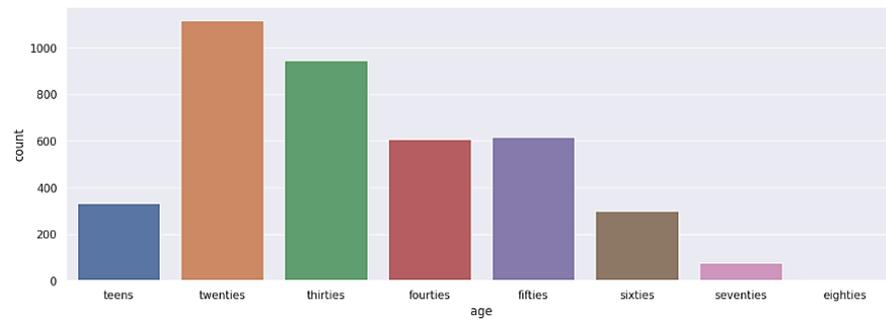
Gambar 5. Tahapan Penelitian

2.3.3 Baca Dataset

Untuk dapat melihat isi dari dataset, perlu dilakukan pembacaan data yang sudah terlebih dahulu diunggah pada media penyimpanan Google Drive. Pada tahap ini juga dapat dilihat karakteristik dan informasi data. Data yang digunakan berupa dua tipe file. Pertama, file dengan ekstensi CSV berisi path lokasi file MP3, teks suara, umur, jenis kelamin, dan aksentuasi pembicara. Kedua, file suara dengan ekstensi MP3 itu sendiri.

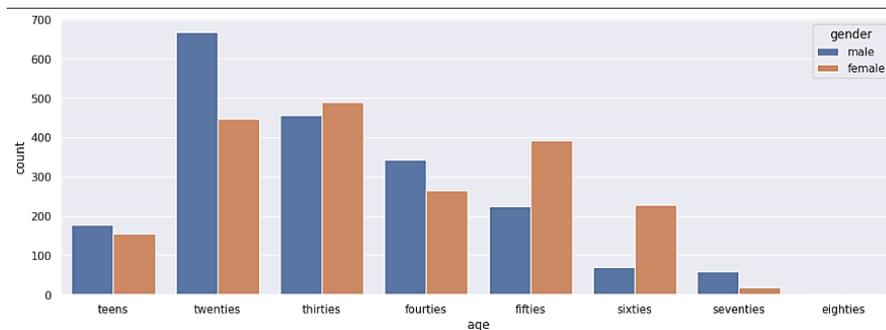
2.3.4 Visualisasi Data

Visualisasi terhadap data dilakukan untuk menyajikan informasi dalam bentuk visual dari data. Tahap ini dilakukan dengan bantuan *library seaborn*. Berikut ini merupakan hasil visualisasi data yang tersaji dalam bentuk gambar di bawah ini.



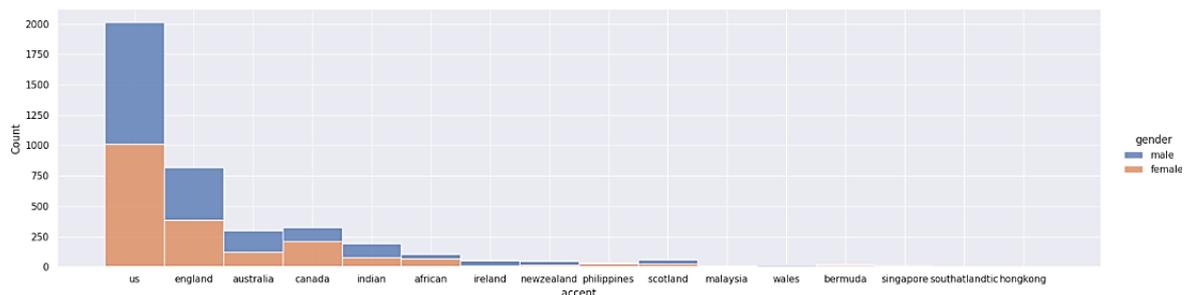
Gambar 6. Barchart Fitur Age (Umur)

Diagram diatas menggambarkan komposisi data dalam fitur umur pada dataset. Berdasarkan gambar tersebut, komposisi kelompok usia 20 dan 30 tahun menempati urutan teratas. Hal ini berarti kedua kelompok umur tersebut lebih dominan jumlahnya pada dataset penelitian.



Gambar 7. Barchart Fitur Age (Umur) Berdasarkan Gender (Jenis Kelamin)

Diagram diatas merupakan bentuk lebih rinci dari diagram sebelumnya yang hanya menampilkan umur saja. Pada diagram kali ini ditambahkan perincian gender berdasarkan usia, dapat dilihat bahwa pada setiap kelompok umur memiliki komposisi gender berbeda-beda. Ini berarti sebaran jenis kelamin pada setiap kelompok usia cukup merata dan tidak ada penumpukan jenis kelamin pada usia tertentu/dominansi data.



Gambar 8. Barchart Fitur Accent (Aksen)

Diagram diatas menampilkan komposisi aksen yang ada pada dataset. Aksen Amerika Serikat dan Inggris menempati tempat teratas pada diagram tersebut. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa kedua aksen tersebut lebih dominan. Hal ini disebabkan oleh penggunaan dataset terbuka sehingga data tersebut merupakan data yang diambil secara global di seluruh dunia.

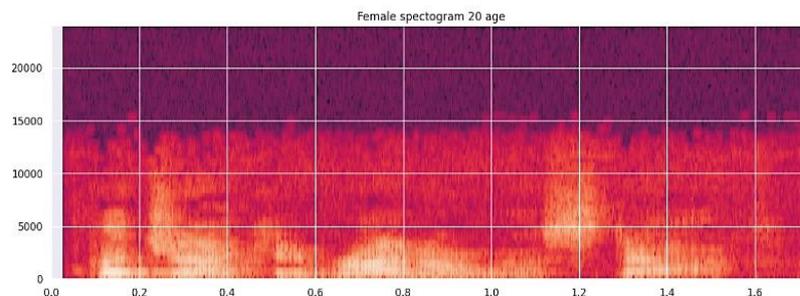


Gambar 9. Barchart Fitur Gender (Jenis Kelamin)

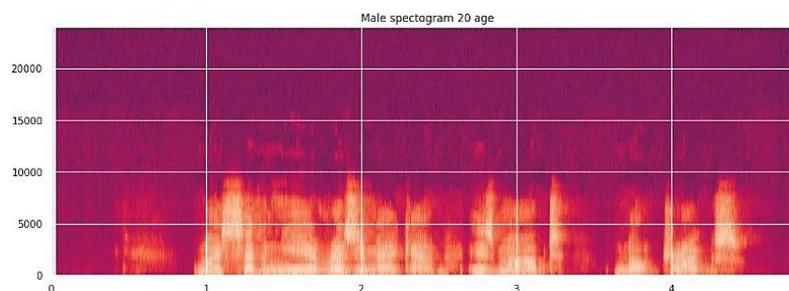
Diagram diatas menampilkan jumlah komposisi jenis kelamin yang digunakan dalam penelitian ini. Dapat dilihat bahwa dalam diagram tersebut, komposisi jenis kelamin laki-laki dan perempuan memiliki jumlah yang sama. Hal ini sejalan dengan penggunaan dataset berjumlah 4000 data dengan rincian 2000 data suara laki-laki dan 2000 data suara perempuan.

2.3.5 Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan untuk menggali lebih dalam informasi yang terkandung dalam data. Pada pemrosesan suara, tahap ini biasa dilakukan untuk melihat *spectrogram* atas data suara. *Library* yang digunakan dalam proses ini antara lain *mktemp*, *wavfile*, dan *IPython*.



Gambar 10. Spectrogram Suara Pria Berumur 20 Tahun



Gambar 11. Spectrogram Suara Wanita Berumur 20 Tahun

2.3.6 Praproses Data

Praproses data dilakukan dengan beberapa tahapan antara lain menghapus nilai null pada kolom umur, jenis kelamin, dan aksent, serta penghapusan nilai 'other' pada fitur jenis kelamin. Selanjutnya dilakukan penghapusan fitur data yang tidak digunakan yakni pada kolom durasi. Kemudian data tersebut dipecah menjadi 2 data baru berdasarkan jenis kelamin. Tahapan praproses juga dilakukan terhadap data suara, penghapusan data suara dilakukan jika data suara tersebut tidak ada pada file CSV hasil proses pembersihan data sebelumnya. Sehingga dihasilkan file CSV serta data suara yang sudah siap untuk masuk ke tahap berikutnya.

2.3.7 Ekstraksi Fitur

Seluruh data baik dalam *dataframe* jenis kelamin laki-laki maupun perempuan akan melewati proses ini sebelum pembentukan model, tahap ini akan mengekstraksi fitur yang ada pada data suara. Keluaran tahapan ini adalah array dua dimensi, dan setelah ekstraksi fitur selesai dilaksanakan kedua *dataframe* laki-laki dan perempuan akan digabungkan menjadi satu data utuh untuk tahap pengembangan model.

2.3.8 Pengembangan Model

Sebelum masuk ke tahapan pengembangan model, terlebih dahulu dilakukan pemisahan data latih dan data uji dengan komposisi (80:20). Selanjutnya hasil pemisahan data tersebut akan masuk ke masing-masing model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Akurasi Model

Hasil dari melakukan training model MLP dan GRU didapat akurasi berdasarkan tabel laporan klasifikasi model berikut.

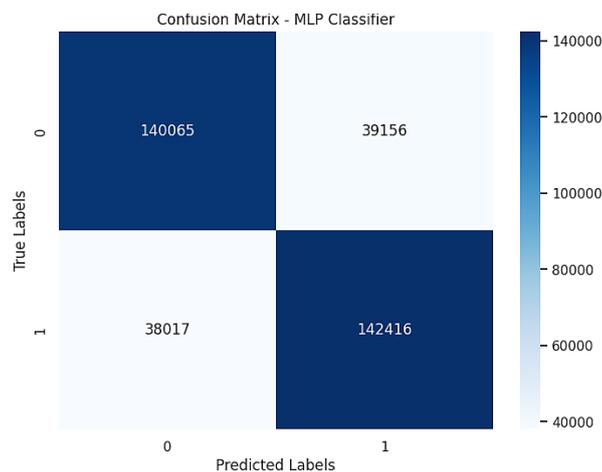
Tabel 1. Laporan Klasifikasi Model

Model	Class	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
MLP	0	79%	78%	78%	79%
	1	78%	79%	79%	
GRU	0	77%	72%	74%	75%
	1	74%	79%	76%	

Tabel diatas merupakan hasil pengujian masing-masing model. Ukuran pengujian performa model dilakukan dengan menggunakan beberapa parameter seperti precision, recall, F1 skor, serta nilai akurasi. Parameter class menggambarkan kelas data, karena hanya ada dua jenis kelamin yaitu laki-laki dan perempuan, maka kelas data hanya ada dua yaitu kelas laki-laki yang digambarkan dengan karakter 0 dan kelas perempuan yang digambarkan dengan karakter 1. Konfigurasi model yaitu model MLP dengan hidden-layer masing-masing memiliki 128 dan 64 neuron. Kemudian model GRU yang memiliki 64 unit. Didapatkan hasil pengujian model MLP dengan nilai akurasi 79% dan model GRU dengan nilai akurasi 75%. Setiap parameter pengujian menunjukkan suatu angka, semakin tinggi angka tersebut menunjukkan semakin baik model tersebut.

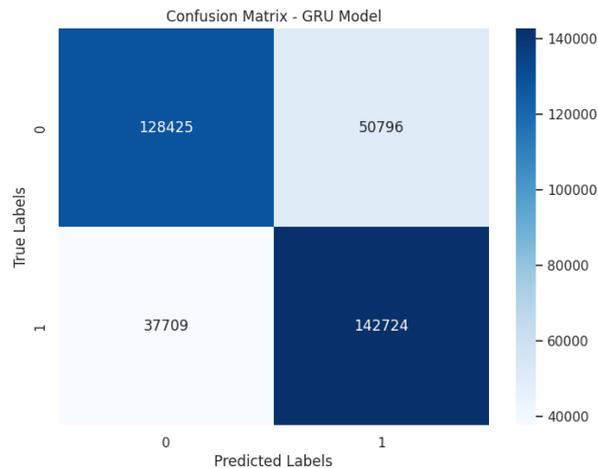
3.2 Hasil Evaluasi

Pada model MLP digunakan konfigurasi 2 hidden layer berukuran (128,64), Hasil pengujian mendapatkan nilai akurasi sebesar 79%. Rincian pengujian model dapat dilihat pada gambar confusion matrix dibawah ini. Dapat dilihat bahwa model tersebut berhasil memprediksi suara jenis kelamin laki-laki sebanyak 140065 data suara berbanding kesalahan prediksi sebanyak 39156 data suara dan berhasil memprediksi suara jenis kelamin perempuan sebanyak 142416 data suara berbanding kesalahan prediksi sebanyak 38017 data suara. Komposisi inilah yang akhirnya menghasilkan nilai ukur akurasi model sebesar 79%, serta dinilai cukup baik dalam performanya.



Gambar 12. Confusion Matrix MLP

Kemudian pada model GRU digunakan konfigurasi dengan lapisan GRU sebanyak 64 unit dengan mendapatkan nilai akurasi sebesar 75%. Rincian pengujian model dapat dilihat pada gambar confusion matrix dibawah ini. Dapat dilihat bahwa model tersebut berhasil memprediksi suara jenis kelamin laki-laki sebanyak 128425 data suara berbanding kesalahan prediksi sebanyak 50796 data suara dan berhasil memprediksi suara jenis kelamin perempuan sebanyak 142724 data suara berbanding kesalahan prediksi sebanyak 37709 data suara. Komposisi inilah yang akhirnya menghasilkan nilai ukur akurasi model sebesar 75%, serta dinilai cukup baik dalam performanya.



Gambar 13. Confusion Matrix GRU

4. KESIMPULAN

Model MLP dan GRU dapat melakukan pengenalan jenis kelamin antara laki-laki dan perempuan melalui suaranya dengan baik. Pembagian data latih dan data uji dilakukan dengan rasio 80:20, atau data latih sebanyak 3200 data, dan data uji sebanyak 800 data. Menggunakan metode MLP dengan 2 hidden layer sebesar (128 & 64) mendapat hasil akurasi 79% dan rata-rata hasil precision 79%, recall 79%, dan f1-score 79%. Serta menggunakan metode GRU dengan lapisan GRU sebanyak 64 unit mendapat hasil akurasi 75% dan rata-rata hasil precision 75,5%, recall 75,5%, dan f1-score 75%. Dapat disimpulkan bahwa model MLP memiliki performa yang lebih unggul dalam menangani data pengenalan jenis kelamin dalam lingkungan multiaksen.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terimakasih kepada semua pihak yang telah berpartisipasi dan memberikan kontribusi berharga dalam penelitian ini. Ucapan terima kasih saya sampaikan kepada seluruh individu dan lembaga yang telah memberikan bantuan serta dukungan yang luar biasa dalam memperlancar jalannya penelitian ini. Adapun kepada semua yang telah memberikan dukungan, nasihat, dan bantuan teknis selama proses penelitian, saya ingin mengucapkan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya atas kontribusi yang berarti bagi kelancaran penyelesaian penelitian ini.

REFERENSI

- [1] Handoko, I. T., & Suyanto (2019). Klasifikasi Gender dan Usia berdasarkan Suara Pembicara Menggunakan Hidden Markov Model. *nd. Journal on Computing*, 4(3), 99-106.
- [2] Safriadi, S., & Rahmadani, R. (2020). Klasifikasi Gender Berdasarkan Suara dengan Naive Bayes dan Mel Frequency Cepstral Coefficient. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 2(1), 19-26.
- [3] Rahardiani, N. O. (2017). Optimasi Bobot Multi-Layer Perceptron Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Klasifikasi Tingkat Resiko Penyakit Stroke (Doctoral dissertation, Universitas Brawijaya).
- [4] Voice-Academy. Male and Female Voices. <https://uiowa.edu/voice-academy/male-female-voices>. Online; Accessed 22 November 2023.
- [5] Sari, N. R., & Mar'atullatifah, Y. (2023). PENERAPAN MULTILAYER PERCEPTRON UNTUK IDENTIFIKASI KANKER PAYUDARA. *Jurnal Cakrawala Ilmiah*, 2(8), 3261-3268.
- [6] Husada, I. N., & Toba, H. (2020). Pengaruh Metode Penyeimbangan Kelas Terhadap Tingkat Akurasi Analisis Sentimen pada Tweets Berbahasa Indonesia. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(2).
- [7] Gema A. P. & Suhartono Derwin. Recurrent Neural Network (RNN) dan Gated Recurrent Unit (GRU). diakses pada 26 November 2023, <https://socs.binus.ac.id/2017/02/13/rnn-dan-gru/>
- [8] Alwi, A. A., Adikara, P. P., & Indriati, I. (2020). Pengenalan Jenis Kelamin dan Rentang Umur berdasarkan Suara menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 4(7), 2083-2093.
- [9] Asmara, R. A., Andjani, B. S., Rosiani, U. D., & Choirina, P. (2018). Klasifikasi Jenis Kelamin Pada Citra Wajah Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Informatika Polinema*, 4(3), 212-217.
- [10] Bhaskoro, S. B. (2012). Aplikasi pengenalan gender menggunakan suara. In *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*.
- [11] Utami, S. N. (2022, November 5). Penentuan Jenis Kelamin pada Manusia. *KOMPAS.com*.

- <https://www.kompas.com/skola/read/2022/11/05/112306769/penentuan-jenis-kelamin-pada-manusia#:~:text=KOMPAS.com%20%E2%80%93%20Berdasarkan%20jenis%20kelamin,menjadi%20laki%20dan%20perempuan>.
- [12] L. Sarangi, M. N. Mohanty, and S. Pattanayak, "Design of MLP Based Model for Analysis of Patient Suffering from Influenza," in *Procedia Computer Science*, 2016, vol. 92, pp. 396–403, doi: 10.1016/j.procs.2016.07.396.
- [13] G. E. Hinton, "Learning multiple layers of representation," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 11, no. 10, pp. 428–434, Oct. 2007, doi: 10.1016/j.tics.2007.09.004.
- [14] H. K. Cigizoglu, "Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi-layer perceptrons," vol. 27, pp. 185–195, 2004, doi: 10.1016/j.advwatres.2003.10.003.
- [15] E. Eğrioglu, Ç. H. Aladağ, and S. Günay, "A new model selection strategy in artificial neural networks," *Appl. Math. Comput.*, vol. 195, no. 2, pp. 591–597, 2008, doi: 10.1016/j.amc.2007.05.005.
- [16] O'Shaughnessy, D. (2024). Trends and developments in automatic speech recognition research. *Computer Speech & Language*, 83, 101538. <https://doi.org/10.1016/j.csl.2023.101538>
- [17] Anishnama. (2023b, May 4). Understanding Gated Recurrent Unit (GRU) in deep learning. Medium. <https://medium.com/@anishnama20/understanding-gated-recurrent-unit-gru-in-deep-learning-2e54923f3e2>
- [18] Kostadinov, S. (2019, November 10). Understanding GRU Networks - towards Data science. Medium. <https://towardsdatascience.com/understanding-gru-networks-2ef37df6c9be>
- [19] Verilia, F. A., Firdaus, R., & Septama, H. D. (2023). Pengembangan Pengenalan Aktivitas Manusia Secara Real Time Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan Deep Gated Recurrent Unit. *ULIL ALBAB: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 2(2), 899-909.
- [20] Adam, A. Z. R., & Setiawan, E. B. (2023). Social Media Sentiment Analysis using Convolutional Neural Network (CNN) dan Gated Recurrent Unit (GRU). *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)*, 9(1), 119-131.
- [21] Adelia, R., Suyanto, S., & Wisesty, U. N. (2019). Indonesian abstractive text summarization using bidirectional gated recurrent unit. *Procedia Computer Science*, 157, 581-588.