

ANALISIS DAN KLASIFIKASI SUARA MANUSIA DAN SUARA TEXT-TO-SPEECH

Viola Rosa I^a, Fadya Amalia Z^b, Lukas Leonardo S^c, Muhammad Othman
L^d

^a162012133042 Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga, Surabaya

^b162012133087 Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga, Surabaya

^c162012133088 Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga, Surabaya

^d162012133092 Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga, Surabaya

Abstrak

Perkembangan komputer sekarang ini memberi dampak negatif dan positif. perkembangan komputer sekarang ini membuat orang-orang semakin berdaya dalam melakukan pemalsuan, mulai dari gambar, suara dan lain-lain. salah satu hal yang dapat dipalsukan adalah suara dengan metode text to speech. pemalsuan ini terkadang dapat merugikan sebuah pihak. oleh karena itu, penelitian ini tertarik untuk mengungkap apakah terdapat perbedaan fitur antara suara manusia asli dan suara yang dibuat dengan text-to-speech generator. penelitian ini menggunakan 478 data yang terbagi menjadi dua kelas. Berdasarkan hasil penelitian kami didapatkan perbedaan fitur antara suara manusia dan suara text-to-speech hal ini terlihat dari panjang gelombang, tinggi rendahnya amplitudo dan kekonsistenan bentuk gelombang. kemudian dari ekstraksi fitur yang dilakukan dan augmentasi pada data didapatkan akurasi yang cukup baik yaitu sampai dengan 99% menggunakan model convolutional neural network.

Kata Kunci : *Audio Mining, Speech Recognition, Text-to-Speech, Human Voice, audio classification*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi sekarang ini memberi dampak negatif dan positif. banyak dampak positif yang dapat dirasakan dari semakin berkembangnya teknologi tetapi di sisi lain terdapat dampak negatif yang tidak dapat dihindarkan. perkembangan komputer sekarang ini membuat orang-orang semakin cerdas dalam melakukan pemalsuan, mulai dari gambar, suara dan lain-lain. suara merupakan hal yang dapat dipalsukan. salah satu pemalsuan suara adalah dengan menggunakan text-to-speech generator.

Text-to-Speech (TTS) merupakan sistem otomatis yang dapat mengubah teks menjadi ucapan atau suara dengan penyusunan fonem-fonem untuk membentuk suatu ucapan, tujuannya yaitu untuk meniru gaya *pronunciation* suara manusia untuk mengucapkan teks secara alami dan natural [1]. Banyak web yang dapat mentransformasi teks ke dalam bentuk audio, salah satunya Google yang memiliki *Text-to-Speech* tersendiri untuk membantu perusahaan dalam proses antarmuka percakapan yang lebih baik untuk layanan yang mereka berikan. Saat ini terdapat 46 bahasa dengan berbagai nada suara pada google voice yang mana akan terus berkembang seiring canggihnya teknologi [2]. Teknologi saat ini memungkinkan AI untuk menghasilkan suara yang natural seperti suara manusia.

Oleh sebab itu, tujuan penelitian ini dilakukan untuk mengetahui perbedaan dari suara *text-to-speech* dan suara manusia dengan menggunakan klasifikasi secara otomatis pada sistem aplikasi atau web. Menggunakan *speech recognition* agar komputer dapat mengenali suara manusia dan suara *text-to-speech*, mengobservasi pola untuk mengetahui apakah sinyal dari array 2 dimensi merupakan sinyal dengan perubahan frekuensi atau amplitudo, lalu CNN akan

mencocokkan bagian dari sinyal tersebut [4]. Sehingga setelah pengklasifikasian berhasil dibuat dan di implementasikan, pemalsuan terhadap suara text-to-speech dapat terhindarkan.

2. Landasan Teori

2.1 Data Mining

Data mining adalah suatu proses pengumpulan informasi dan data yang penting dalam jumlah yang besar atau big data. Dalam proses ini seringkali memanfaatkan beberapa metode, seperti matematika, statistika dan pemanfaatan teknologi artificial intelligence (AI). Tujuan dari data mining sendiri yaitu sebagai sarana yang dipakai untuk menjelaskan atau explanatory, data mining digunakan sebagai sarana yang menjelaskan suatu kondisi dari penelitian, sarana konfirmasi, konfirmasi dibutuhkan karena data mining memerlukan adanya kepastian untuk menyatakan atau mempertegas hipotesis, serta sarana eksplorasi, data mining digunakan sebagai sarana yang dipakai untuk mencari pola baru dan sebelumnya tidak terdeteksi.

2.2 Audio Mining

Audio mining adalah teknik di mana konten sinyal audio dapat dianalisis dan dicari secara otomatis. Ini paling sering digunakan di bidang automatic speech recognition, di mana analisis mencoba mengidentifikasi ucapan apa pun di dalam audio. Istilah 'audio mining' terkadang sangat berkaitan dengan audio indexing, phonetic searching, phonetic indexing, speech indexing, audio analytics, speech analytics, word spotting, and information retrieval. Ada dua pendekatan utama untuk penambangan audio antara lain, Pengindeksan berbasis teks yaitu mengubah ucapan menjadi teks dan kemudian mengidentifikasi kata-kata dalam kamus yang dapat berisi beberapa ratus ribu entri. Jika sebuah kata atau nama tidak ada dalam kamus, sistem akan memilih kata yang paling mirip yang dapat ditemukannya. Pengindeksan berbasis fonem yaitu tidak mengubah ucapan menjadi teks tetapi hanya berfungsi dengan suara.

2.3 Text to Speech

Suatu sistem *Text-To-Speech* (TTS) dapat didefinisikan sebagai sistem yang dapat mengubah suatu teks menjadi ucapan secara otomatis melalui fonetisasi (penyusunan fonem-fonem untuk membentuk ucapan). Sebuah sistem TTS dapat mengucapkan kata apapun, sebab kosa katanya tidak terbatas. Suara di TTS dihasilkan oleh komputer, dan kecepatan membaca biasanya dapat dipercepat atau diperlambat. Kualitas suara bervariasi, tetapi beberapa suara terdengar seperti manusia. Bahkan ada suara yang dihasilkan komputer yang terdengar seperti anak-anak berbicara. Beberapa alat TTS juga memiliki teknologi yang disebut pengenalan karakter optik (OCR). OCR memungkinkan alat TTS untuk membaca teks dari gambar dengan lantang.

2.4 Data Augmentation

Augmentasi data merupakan proses memodifikasi atau memanipulasi suatu data, sehingga data asli dalam bentuk standar akan diubah bentuk dan polanya. Augmentasi data bertujuan agar mesin dapat belajar dan mengenali dari berbagai data yang berbeda-beda sekaligus bisa dimanfaatkan untuk memperbanyak data. Pada kebanyakan kasus, penggunaan augmentasi data berhasil meningkatkan performa dari model. Peningkatan tersebut terjadi karena mesin berhasil mengenali lebih banyak objek dari pola yang beragam jenisnya. Lebih lanjut pada *deep learning*, augmentasi data juga akan sangat membantu mengatasi masalah umum pada *deep learning* yaitu *data hungry* (membutuhkan banyak data) karena setiap data akan mendapatkan data baru dari augmentasi yang dilakukan. Data baru tersebut bisa didapatkan lebih banyak lagi apabila kita mengkombinasikan beberapa jenis augmentasi data.

2.5 Deep Learning

Deep learning dapat diartikan sebagai salah satu teknik dalam machine learning yang mengarahkan sebuah sistem komputer maupun mesin untuk bekerja layaknya manusia secara natural, yakni dengan mempelajari situasi dengan pembelajaran atau pemrograman tertentu. Deep learning juga merupakan kunci dari pengembangan teknologi yang mengandalkan kecerdasan buatan atau Artificial Intelligence (AI). Dalam deep learning, sebuah komputer akan mempelajari berbagai model dan mengklasifikasikan tugas-tugasnya melalui data yang dikumpulkan. Data tersebut bisa berupa gambar, teks, hingga suara. Bahkan, tingkat akurasi pun lebih tinggi dalam mengolah data-data berjumlah besar.

2.6 CNN

Convolutional neural networks lebih diandalkan untuk berbagai proses data classification. Sistem ini dipakai untuk mengidentifikasi pola-pola yang terdapat dalam sebuah data dengan mengandalkan prinsip-prinsip aljabar linier seperti perkalian matriks. CNN adalah versi resmi dari *multilayer perceptrons*. *Multilayer perceptrons* biasanya merujuk ke jaringan yang sepenuhnya terhubung, yaitu, setiap neuron dalam satu lapisan terhubung ke semua neuron di lapisan berikutnya. “Koneksi penuh” dari jaringan-jaringan ini membuat mereka rentan terhadap overfitting data. Cara khas regularisasi termasuk menambahkan beberapa bentuk pengukuran besaran bobot ke fungsi kerugian. Namun, CNN mengambil pendekatan yang berbeda terhadap regularisasi: mereka mengambil keuntungan dari pola hierarkis dalam data dan mengumpulkan pola yang lebih kompleks menggunakan pola yang lebih kecil dan lebih sederhana. Oleh karena itu, pada skala keterhubungan dan kompleksitas, CNN berada di ekstrem bawah.

2.7 Zero Crossing Rate

Zero Crossing Rate (ZCR) adalah salah satu jenis metode yang bekerja pada domain waktu. Pada konteks pewaktu sinyal diskrit, zero crossing terjadi ketika sample sebelumnya memiliki tanda aljabar yang berbeda dengan sampel saat ini. Contohnya jika x adalah suatu sampel sinyal, maka zero crossing terjadi ketika $x[i]$ adalah bilangan positif dan $x[i-1]$ adalah negative begitu juga sebaliknya. ZCR kemudian dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$Z_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} |\text{sgn}[x(m)] - \text{sgn}[x(m-1)]| w(n-m) \quad \text{dimana} \quad \text{sgn}[x(n)] = \begin{cases} 1, & x(n) \geq 0 \\ -1, & x(n) < 0 \end{cases}, \quad \text{dan}$$

$$w(n) = \begin{cases} \frac{1}{2N} & \text{for } 0 \leq n \leq N-1 \\ 0 & \text{for, otherwise} \end{cases}$$

2.8 Chroma_stft

Short Term Fourier Transformation (STFT) digunakan untuk menentukan frekuensi yang berbentuk kurva sinus dan konten fase bagian lokal dari sinyal karena perubahan dari waktu ke waktu. STFT digunakan untuk menghitung fitur *chroma* dengan merepresentasikan informasi tentang klasifikasi nada dan struktur sinyal. Nilai *chroma audio* pada dasarnya merepresentasikan dua belas nada yang digunakan untuk dalam musik. Analisis audio dilakukan dalam format *time-frequency* yang di mana hal ini memudahkan dalam memudahkan identifikasi frekuensi yang terdapat pada audio.

2.9 MFCC

MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam bidang speech technology, baik speaker recognition maupun speech recognition. Metode ini digunakan untuk melakukan feature extraction, sebuah proses yang mengkonversikan sinyal suara menjadi beberapa parameter. Beberapa keunggulan dari metode

ini adalah mampu untuk menangkap karakteristik suara yang sangat penting bagi pengenalan suara, atau dengan kata lain dapat menangkap informasi-informasi penting yang terkandung dalam sinyal suara, menghasilkan data seminimal mungkin, tanpa menghilangkan informasi informasi penting yang dikandungnya, mereplikasi organ pendengaran manusia dalam melakukan persepsi terhadap signal. Sebelum data suara diproses, terlebih dahulu data suara diekstraksi menggunakan metode MFCC. Hasil dari ekstraksi fitur menggunakan metode MFCC digunakan untuk proses pencocokan, dimana proses pencocokan ini akan membandingkan hasil ekstraksi fitur dari data uji dengan hasil ekstraksi fitur dari data latih yang terdapat pada *database*.

2.10 RMS Value

RMS atau root mean square adalah akar dari nilai rata-rata dari suatu fungsi yang dikuadratkan. Untuk menghitung nilai RMS atau efektif suatu fungsi, maka yang pertama kali dilakukan adalah mengkuadratkan fungsi tersebut, kemudian yang kedua adalah melakukan perhitungan nilai rata-ratanya dengan mengintegrasikan dari interval a ke interval b, dan yang terakhir adalah meng-akarkan hasil dari nilai rata-rata yang didapat tersebut.

2.11 Mel Spectrogram

Mel spektrogram adalah spektrogram yang memvisualisasikan suara pada skala Mel. Spektrogram sendiri adalah visualisasi dari spektrum frekuensi suatu sinyal, dimana spektrum frekuensi suatu sinyal adalah rentang frekuensi yang dikandung oleh sinyal tersebut. Skala mel adalah skala nada yang dinilai oleh pendengar sama jaraknya satu sama lain. Titik referensi antara skala ini dan pengukuran frekuensi normal ditentukan dengan menyamakan nada 1000 Hz, 40 dB di atas ambang pendengar, dengan nada 1000 mel. Skala Mel meniru cara kerja telinga manusia, dengan penelitian yang menunjukkan bahwa manusia tidak merasakan frekuensi dalam skala linier. Manusia lebih baik dalam mendeteksi perbedaan pada frekuensi yang lebih rendah daripada pada frekuensi yang lebih tinggi.

3. Sumber Data dan Metodologi

3.1 Sumber Data

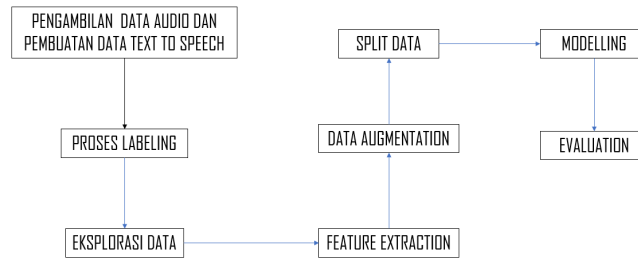
Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu sejumlah 478 row data merupakan data primer yang kami dapatkan dengan cara scraping melalui platform YouTube untuk data suara manusia. Untuk pembuatan data text-to-speech yang mengubah teks menjadi speech dilakukan dengan bantuan *software* python dan *text-to-speech generator* dari beberapa website.

Table 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Manusia	Data suara manusia asli dari platform YouTube
TTS	Audio text-to-speech (AI)

3.2 Metodologi

DIAGRAM Pengerjaan



3.2.1 Pembuatan Data

pengambilan data dalam pengerjaan project ini dilakukan dengan metode scrapping dan pembuatan data secara manual. metode scrapping digunakan untuk mengambil data audio suara manusia. Pengambilan suara manusia dilakukan dari platform youtube. sedangkan untuk data audio text-to-speech dibuat dengan pemrograman python dan text-to-speech generator di internet. setelah berhasil dibuat data tersebut disimpan dalam google drive. data yang berisikan suara manusia disimpan dalam folder yang berbeda dengan data yang berisi suara text to speech.

3.2.2 Eksplorasi Data

Setelah dataset berhasil dibuat, tahapan yang dilakukan ada proses analisis data. Python merupakan bahasa pemrograman yang digunakan untuk melakukan analisis data. Dalam tahapan ini, hal yang dilakukan antara lain, proses visualisasi data antar kategori untuk mengidentifikasi keseimbangan data dan visualisasi bentuk data audio. visualisasi terhadap data menggunakan barchart, grafik waveform, spectrogram, mel spectrogram dan MFCC.

3.2.3 ekstraksi fitur

Ekstraksi fitur merupakan hal krusial dalam pemrosesan dengan machine learning. analisis ini menggunakan beberapa metode ekstraksi fitur dalam pembuatan fiturnya. metode ekstraksi fitur yang digunakan antara lain Zero Crossing Rate, Chroma_stft, MFCC, RMS, MelSpectrogram. Zero Crossing Rate adalah Tingkat perubahan tanda dari sinyal selama durasi frame tertentu. Mel Frequency Cepstral Coefficient MFCC membentuk representasi cepstral di mana pita frekuensi tidak linier tetapi didistribusikan menurut skala mel. Chroma STFT The Chroma value of an audio basically represent the intensity of the twelve distinctive pitch classes. RMS adalah alat pengukur yang mengukur kenyaringan rata-rata trek audio dalam jendela kira-kira 300 milidetik. Nilai yang ditampilkan adalah rata-rata dari sinyal audio. Spektrogram mel adalah spektrogram yang frekuensinya diubah menjadi skala mel. hasil dari ekstraksi fitur yang dilakukan menghasilkan setiap satu audio file menghasilkan 162 fitur.

3.2.4 Augmentasi Data

Data augmentasi dalam klasifikasi ini ditujukan untuk menambahkan data set yang sudah ada agar model lebih akurat dalam melakukan prediksi terhadap data baru. augmentasi pada data merupakan salah satu cara dalam melakukan feature engineering. modifikasi fitur yang digunakan adalah melakukan noise injection yaitu memasukan noise terhadap suara. mengubah pitch dan kecepatan dari data dan shifting. yaitu memajukan atau memundurkan suara. setelah melakukan augmentasi data, setiap 1 data

awal menghasilkan 3 data baru sehingga total data setelah dilakukan augmentasi adalah 1434 data.

3.2.5 Model Klasifikasi

Dalam penelitian ini kami menggunakan metode klasifikasi CNN. Berisi kesimpulan dari penelitian dan saran yang bisa diberikan. Dalam model ini convolution pertama mempunyai output (None, 162,256) dimana none adalah batch size, 162 adalah besar dari array data dan 256 merupakan filter dari convolution ini. Selanjutnya model ini mempunyai layer maxpooling1d dengan output shape (None,81,256), 81 disini adalah hasil dari besar data yang dimiliki dibagi dengan 2. 4 layer berikutnya terdiri dari 2 layer convolution dan 2 maxpooling1d.

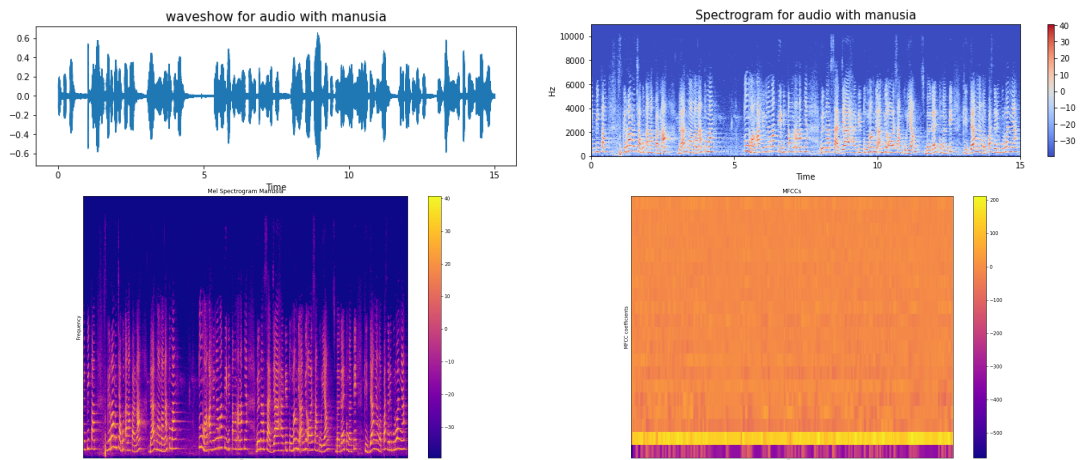
Layer selanjutnya terdapat flatten yang berarti mengubah data tersebut menjadi single vektor dengan output shape (None,704) dengan none yang merupakan batch size dan 704 merupakan semua elemen yang dimiliki dalam input tensor yang sekarang berbentuk single vektor per sampel yang berada dalam batch. Final output dari model ini yaitu (None,2) yang berarti mengeluarkan 2 output per sampel dalam batch. Untuk menyusun model agar siap untuk dilakukan proses training, kita menggunakan adam optimizer, binary_crossentropy sebagai nilai loss, dan nilai akurasi sebagai nilai pengukurannya.

4. Analisis dan Pembahasan

4.1 Visualisasi

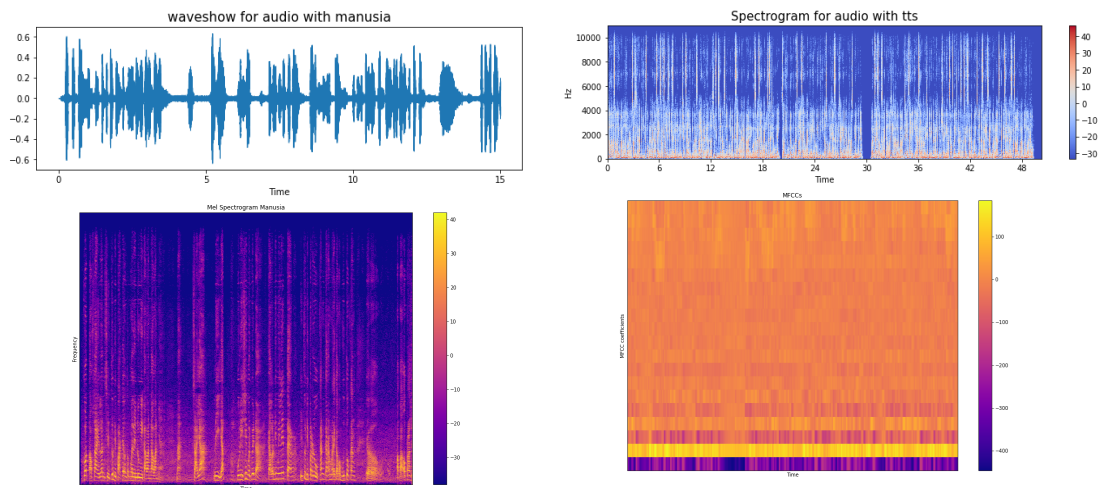
Dari data yang telah diperoleh didapatkan visualisasi sebagai berikut :

4.1.1 Suara Manusia



Dari visualisasi waveshow, spectrogram, mel spectrogram dan MFCCs dari data suara manusia didapatkan kesimpulan bahwa :

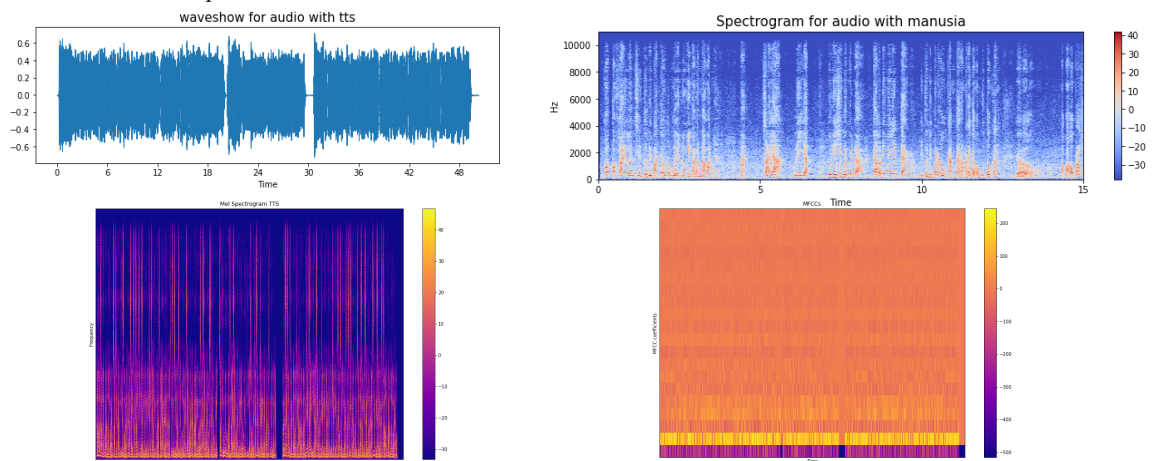
1. Amplitudo yang ditampilkan dalam plot waveshow menunjukkan bahwa amplitudo dari suara yang dihasilkan lumayan beragam dan terlihat mempunyai wavelength yang berbeda-beda dengan lainnya.
2. Spectrogram dan mel spectrogram menunjukkan bahwa suara terdengar jelas dari awal hingga akhir dengan frekuensi yang tertinggi ada di detik antara 0-5 dengan frekuensi 10000hz
3. MFCCs menunjukkan bahwa koefisien dari mfcc berubah sepanjang audio file. Dengan demikian, kita dapat mengetahui bagaimana komposisi frekuensi suara dalam audio file tersebut



Dari visualisasi waveshow, spectrogram, mel spectrogram dan MFCCs dari data suara manusia didapatkan kesimpulan bahwa :

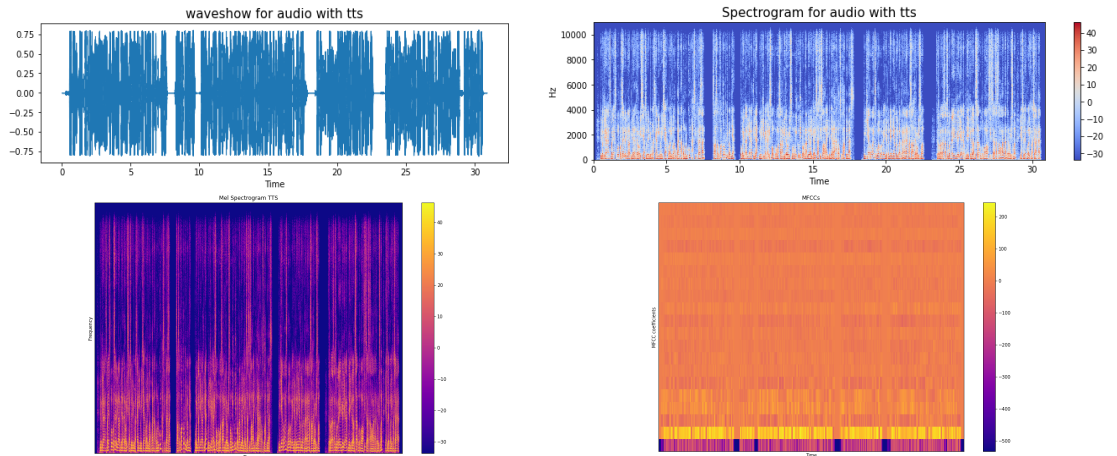
1. Amplitudo yang ditampilkan dalam plot waveshow menunjukkan bahwa amplitudo dari suara yang dihasilkan lumayan beragam dan terlihat mempunyai wavelength yang berbeda-beda dengan lainnya.
2. Spectrogram dan mel spectrogram menunjukkan bahwa suara terdengar jelas dari awal hingga akhir dengan frekuensi yang tertinggi ada di detik 5 dengan frekuensi 11000hz
3. MFCCs menunjukkan bahwa koefisien dari mfcc berubah sepanjang audio file. Dengan demikian, kita dapat mengetahui bagaimana komposisi frekuensi suara dalam audio file tersebut

4.1.2 Text-To-Speech



Dari visualisasi waveshow, spectrogram, mel spectrogram dan MFCCs dari data suara text-to-speech didapatkan kesimpulan bahwa :

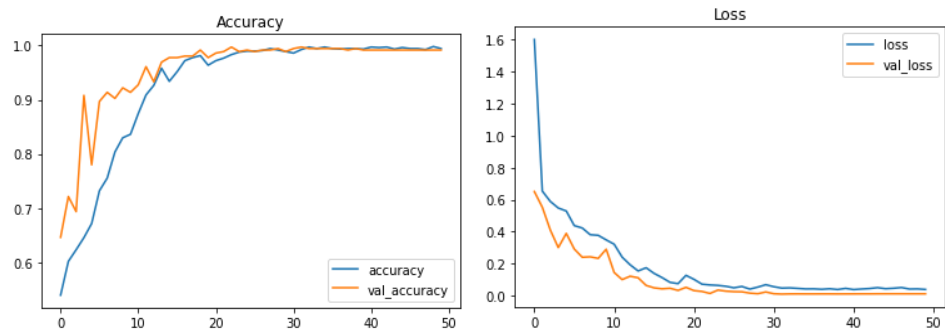
1. Amplitudo yang ditampilkan dalam plot waveshow menunjukkan bahwa amplitudo yang dihasilkan dari suara cenderung mirip dengan yang lainnya, begitu juga dengan wavelength.
2. Spectrogram dan Mel Spectrogram menunjukkan bahwa suara terdengar jelas dari awal hingga akhir dengan frekuensi yang mirip dari awal hingga akhir
3. MFCCs menunjukkan bahwa koefisien dari mfcc berubah sepanjang audio file. Dengan demikian, kita dapat mengetahui bagaimana komposisi frekuensi suara dalam audio file tersebut



Dari visualisasi waveshow, spectrogram, mel spectrogram dan MFCCs dari data suara text-to-speech didapatkan kesimpulan bahwa :

1. Amplitudo yang ditampilkan dalam plot waveshow menunjukkan bahwa amplitudo yang dihasilkan dari suara cenderung mirip dengan yang lainnya, begitu juga dengan wavelength.
2. Spectrogram dan Mel Spectrogram menunjukkan bahwa suara terdengar jelas dari awal hingga akhir dengan frekuensi yang mirip dari awal hingga akhir
3. MFCCs menunjukkan bahwa koefisien dari mfcc berubah sepanjang audio file. Dengan demikian, kita dapat mengetahui bagaimana komposisi frekuensi suara dalam audio file tersebut

4.2 Evaluasi Model



	precision	recall	f1-score	support
trimmed_manusia	0.98	0.98	0.98	180
trimmed_tts	0.98	0.98	0.98	179
accuracy			0.98	359
macro avg	0.98	0.98	0.98	359
weighted avg	0.98	0.98	0.98	359

Dari plot akurasi dapat dilihat bahwa model tidak perlu ditrain lebih lanjut karena akurasi dari model tidak mengalami kenaikan yang signifikan dari epoc 25. Dari plot loss dapat dilihat bahwa performa model tidak jauh berbeda dari val dan train dataset. Jika terlihat garis cenderung berpisah seiring bertambahnya epoc, hal tersebut menandakan bahwa lebih baik untuk berhenti lebih awal. Dari hasil classification report didapatkan bahwa akurasi model sebesar 0.98

5. Kesimpulan

Analisis dan klasifikasi yang dilakukan oleh penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi perbedaan antara suara manusia asli dan suara yang dibuat dengan text-to-speech. berdasarkan hasil dari penelitian kami terdapat perbedaan fitur antara suara yang asli dihasilkan manusia dengan suara yang dibuat dengan text-to-speech. Dalam penelitian ini, perbedaan pertama dapat diidentifikasi berdasarkan hasil visualisasi data audio menggunakan wavelength, spectrogram, mel spectrogram dan MFCC. visualisasi ini menunjukkan bahwa suara yang dihasilkan manusia cenderung lebih berbentuk tidak teratur. ketidakaturan ini dapat dilihat berdasarkan tinggi rendahnya amplitudo dan kerapatan antara gelombang-gelombang suara. suara yang dihasilkan oleh text-to-speech di sisi lain menunjukkan ciri yang sangat berbeda. visualisasi menunjukkan bahwa data yang berasal dari text-to-speech berbentuk lebih rapi, teratur dan konsisten.

fitur-fitur yang sudah teridentifikasi tersebut yang membuat sebuah data dapat dibedakan satu sama lain. setelah mengetahui perbedaan itu, penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap suara manusia dan suara yang dibuat menggunakan text-to-speech. tujuannya adalah agar dapat mengelompokkan sebuah data suara dan dapat di aplikasikan ke sebuah platform untuk memprediksi suara input yang dimasukan. pengelompokan ini dilakukan dengan Convolutional neural networks. dengan menggunakan CNN didapatkan hasil akurasi sampai dengan 99%. hasil akurasi yang dihasilkan dapat digolongkan sangat baik dan sudah pantas untuk diimplementasikan ke aplikasi terkait.

Daftar Pustaka

- [1] Sudirman Melangi. (2018). Text To Speech Bahasa Indonesia Menggunakan Synthesizer Concatenation Berbasis Fonem. *Jurnal Teknik Elektro CosPhi*, 2(2), 31–36.
- [2] <https://cloud.google.com/text-to-speech/docs/voices>
- [3] Oktaviari, E. A. (2019). *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689.
- [4] Dimmita, Nagajyothi & Siddaiah, P.. (2018). Speech Recognition Using Convolutional Neural Networks. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*. 7. 133-137.