ISSN [e]: XXXX-XXX DOI: xxx

Sistem Automatic Speech Recognition Menggunakan PCA dan VQ Untuk Deteksi Kemiripan Kata Bahasa Sunda

Ni Komang Intan Tri Pujiani, Yusup Miftahuddin²

1, ² Program Studi Informatika Institut Teknologi Nasional Bandung, Indonesia
Email: nikomangintan@mhs.itenas.ac.id
Received DD MM YYYY | Revised DD MM YYYY | Accepted DD MM YYYY

ABSTRAK

Teknologi pengenalan ucapan dapat diimplementasikan dalam mengenali apa yang diucapkan oleh seseorang. Dalam penelitian ini, teknologi akan diimplementasikan dalam pengenalan ucapan untuk mengenali bila seseorang salah dalam mengucapkan sebuah kata yang mempunyai tingkat kemiripan relatif tinggi. Untuk itu diperlukan suatu sistem yang bisa mengidentifikasi kata yang sudah diucapkan menggunakan dan memanfaatkan teknologi (voice recognition). Sistem dalam mengenali suara yang telah diucapkan dengan menggunakan cara mendapatkan masukkan suara menggunakan format *.wav yang nantinya akan diekstraksi cirinya memakai metode Principal Component Analysis (PCA) kemudian diidentifikasi suara memakai metode Vector Quantization (VQ). Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan codebook ukuran 32, 64, 128, 256, 512, dan 1024. Pengujian dilakukan menggunakan 8 pasangan kata pada Bahasa sunda menggunakan tingkat kemiripan yang tinggi dan sering kali tertukar. Hasil pengujian ini dapat disimpulkan bahwa penggunaan codebook dapat mempengaruhi tingkat akurasinya, penggunaan ukuran codebook 128 memiliki tingkat akurasi rata-rata terbesar dari setiap pasangan kata yaitu 79,8%

Kata kunci: Voice Recognition, Principal Component Analysis, Vector Quantization

ABSTRACT

Voice Recognition technology can be used to recognize what someone is saying. In this research technology will be used in speech recognition to detect when someone is pronouncing a word incorrectly due to a high degree of similarity. Therefore, we need a system capable of recognizing speech with the help of technology (speech recognition). The system detects the voice by taking input in

*.wav format, extracting the voice using the Principal Component Analysis (PCA) approach, and then identifying it using the Vector Quantization (VQ) method. Testing was performed with codebook sizes of 32, 64, 128, 256, 512 dan 1024 in this study. The test was run in 8 sets of Sundanese switch a high degree of similarity. Codebook usage accuracy may vary depending on test results. Using code size 128 had the highest average accuracy rate for each word pair, 79.8%.

Keywords: Voice Recognition, Principal Component Analysis, Vector Quantization

1.PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Kemampuan seseorang dalam pengucapan Bahasa sunda serta intonasi terhadap kata yang secara langsung mempengaruhi penyampaian informasi atau pesan terhadap seseorang dalam sebuah percakapan (Elkusnandi, Adiwijaya, & Wisesty, 2018), padahal kemampuan berbicara bahasa sunda sendiri merupakan salah satu symbol status masyarakat sunda sampai sekarang dan masih menjadi peran yang penting dalam masyarakat sunda (Wawan, Egi, & Diena, 2018). Dalam pelafalan bahasa sunda sendiri tak jarang masyarakat sundanya pun masih kesulitan dan sering salah dalam pengucapan kata sunda itu sendiri seperti fenomena dalam pembelajaran Bahasa sunda dalam penuturan Bahasa sunda seperti vokal e, é, dan eu sehingga munculah sebuah anekdot yang mengatakan bahwa orang sunda tidak bisa membedakan antara huruf vokal e, é, dan eu (Rochendar, 2017).

Selain itu tak jarang tertukarnya sebuah kata dengan kata yang lain menjadi duduk perkara yang relatif sering dialami oleh seseorang bila menemukan sebuah kata menggunakan tingkat kemiripan yang tinggi. Untuk mengatasi hal tersebut dibutuhkan informasi dan juga pengenalan kata-kata supaya mengurangi kesalahan pada pelafalan atau pengucapan kata yang telah diucapkan.

Dari permasalahan tersebut dalam kaitannya tertukar sebuah kata dengan kata lain yang cukup mirip menjadi faktor terjadinya kesalahan pengucapan kata Bahasa sunda maka diperlukan sebuah sistem yang mampu membedakan 2 buah kata dengan kemiripan yang tinggi. Dengan menerapkan teknologi pengenalan suara yang dapat mengenali kata yang telah diucapkan. Pengenalan suara sendiri sudah banyak dipergunakan dan diimplementasikan terdapat (Abdullah & Erliana, 2017) yang menerapkan pengenalan suara huruf jepang, ada juga yang meninjau kasus model pengenalan suara (Jollyta, Oktarina, & Johan, 2020). Selain itu macam-macam metode dalam ekstraksi ciri suara sendiri terdapat MFCC, LPC, dan PCA. Pada tahun 2018, penelitian yang dilakukan oleh (Riyan , Esmeralda, & Rezki, 2018) menerapkan metode MFCC dan HMM untuk mengidentifikasi nada mayor dari suara alat music instrumental. Selain itu terdapat (Syahroni , Risanuri , & Teguh , 2016) yang menerapkan metode MFCC, Wavelet dan HMM sebagai pengembangan sebuah sistem pengenalan suara otomatis Bahasa Indonesia. Namun, dalam penelitian ini ekstraksi suara akan diimplementasikan menggunakan metode Principal Component Analysis (PCA) dan Vector Quantization (VQ) sebagai metode pencocokan suara.

Metode Principal Component Analysis (PCA) sendiri biasanya digunakan untuk memproses fitur pengolahan citra digital sebagaimana penelitian terdahulu metode ini diimplementasikan untuk klasifikasi kelainan tulang belakang pada penderita skoliosis (Binar, Ririres, & Soegianto, 2020) dan (Wardani, 2020) yang melakukan penelitian dengan menggunakan metode PCA untuk pengenalan pola tulisan tanda tangan pada formulir serta metode PCA juga dapat diterapkan kan pada sistem pengenalan untuk pengenalan wajah (Noviyantono & Buliali, 2017). Pada penelitian ini PCA akan digunakan sebagai metode ekstraksi ciri dari suara. Menurut (Youllia, Andriana, & Fadhlin, 2017) metode PCA untuk mengekstraksi ciri suara tidak bisa tanpa adanya dilakukan preprocessing terlebih dahulu karena membutuhkan nilai FFT pada metoda PCA untuk mendapatkan nilai ekstraksi ciri suara, maka dari itu perlu sebuah metode MFCC untuk tahapan pre-processingnya barulah dilakukan tahapan menggunakan metode PCA. Tujuannya untuk pengelompokan suara berdasarkan nilai ekstraksi ciri suara sehingga sistem dapat mengenali suara serta metode Vector Quantization digunakan sebagai proses model pencocokan sinyal suara.

1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi yang telah ditetapkan, maka muncul masalah yang akan ditemui yaitu:

- 1. Bagaimana cara mengekstraksi sampel suara dengan menggunakan metode PCA (Principal Component Analysis) ?
- 2. Bagaimana cara mengidentifikasi pengucapan kata Bahasa sunda agar mampu membedakan kedua kata yang memiliki kemiripan tinggi menggunakan metode Vector Quantization?

1.3.Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengukur tingkat akurasi pada pendeteksian kesalahan pengucapan kata bahasa sunda dalam menerapkan metode Principal Component Analysis (PCA) dan Vektor Quantization (VQ).

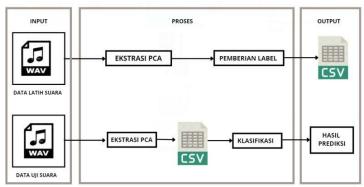
1.4. Ruang Lingkup

Dalam penelitian yang dilakukan, dibatasi ruang lingkup yang akan dibahas yaitu sebagai berikut:

- 1. Kata yang diucapkan merupakan kata yang telah ditentukan dan memiliki kemiripan kata yang tinggi sehingga kata satu dan kata lainnya sering tertukar, diantaranya adalah:
- Angen, Angeun
- Beuneur, Bener
- Hareup, Harep
- Hideng, Hideung
- Lebet, Leubeut
- Pengker, Peungkeur
- Séréh, Seureuh
- Serang, Sérang
- 2. Suara memiliki Frekuensi Sampling standar yaitu 44100Hz,
- 3. Suara yang direkam menggunakan channel mono
- 4. Memakai format rekaman suara .wav,
- 5. Durasi suara yang digunakan adalah 3 detik,
- 6. Usia yang diidentifikasi adalah usia remaja, menurut Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana (BKKBN) usia remaja yaitu 10-24 tahun.

2.METODOLOGI PENELITIAN

2.1.Blok Diagram

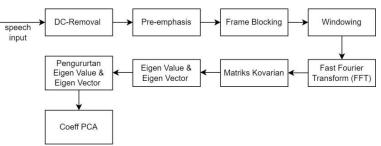


Gambar 1. Blok Diagram

Pada Gambar 1 diperlihatkan blok diagram dari sistem yang dibangun. Masukan pada system ini berupa suara yang diambil dari komputer. Kemudian pada bagian proses dibagi menjadi yaitu training process dan classification process. Pada proses training process akan melalui beberapa proses yaitu ekstras ciri, dan pemberian label. Pada proses classification process terdapat beberapa proses yaitu ekstraksi ciri, klasifikasi yang kemudian system akan menentukan suara yang telah diucapkan.

2.2. Ekstraksi Ciri Menggunakan PCA

Dalam pengenalan suara, ekstraksi ciri merupakan faktor yang berpengaruh untuk menghasilkan suatu karakteristik dari sebuah kata yang telah diucapkan. PCA adalah salah satu metode dalam ekstraksi ciri suara untuk memproses model ciri sinyal suara.



Gambar 2. Urutan Pada Metode PCA

Seperti pada Gambar 2 terdapat urutan tahapan metode PCA. Dimulai dengan masukkan inputan data suara sampai dengan mendapatkan koefisien PCA. Setiap tahapan memiliki fungsi sebagai berikut :

1) Akuisisi Data

Akuisisi data ini berfungsi untuk mengambil, mengumpulkan data, sampai memprosesnya agar menghasilkan data yang akan dikehendaki menggunakan setiap langkah yang dilakukan pada keseluruhan proses. Perhitungan untuk menentukan data sampling seperti yang ditunjukkan pada persamaan (1).

$$X = Fs \times dt (detik) \times \left(\frac{bit}{8}\right) \times j$$
 (1)

Dimana:

X : Data sampling sinyalFs : Frekuensi samplingDt : detik (durasi rekaman)Bit : jumlah bit resolusi

J : Channel (mono=1, stereo 2)

2) DC - Removal

Fungsi DC Removal adalah untuk menghitung nilai rata-rata dari data sampel suara dan mengurangkan nilai rata-rata setiap sampel suara dari nilai rata-ratanya. Tujuannya agar mendapatkan normalisasi dari data suara input.

$$y[n] = x[n] - \bar{x}, 0 \le n \le N - 1 \tag{2}$$

Dimana:

y[n]: Sampel sinyal hasil proses DC-Removal

x[n]: Sampel sinyal uji,

 \bar{x} : Nilai rata- rata sampel sinyal uji, N: Panjang sinyal, n>0

3) Pre-Emphasis

Pre-emphasis menyaring sinyal suara yang masuk dengan mengurangi nilai frekuensi sinyal sehingga hanya sinyal frekuensi tinggi yang dapat melewati filter. Hal ini dilakukan untuk mengurangi noise dari sinyal suara yang sebenarnya.

$$y[n] = s[n] - \alpha s[n-1]$$
(3)

Dimana:

y[n] : Sinyal hasil pre-emphasis filter s[n] : Sinyal sebelum pre-emphasize filter

4) Frame Blocking

Frame Blocking adalah memotong sampel suara menjadi sebanyak mungkin frame-frame dengan durasi lebih pendek seperti M. Frame ini akan disimpan dalam matriks MXW dengan ukuran Y, di mana baris yi mewakili nomor frame.

$$jumlah frame = (\frac{1-N}{M+1})$$
(4)

Dimana:

I : sample rate

N : sample point (sample rate*waktu framing)

M = N/2 (2626/2) = 1332

5) Windowing

Windowing digunakan untuk mengintegrasikan semua garis frekuensi terdekat, kelebihan dari metode ini adalah sidelobe yang sedang sehingga memiliki resiko terjadinya kebocoran spektral yang kecil namun noise yang tidak terlalu besar tidak akan mempengaruhi akurasi data yang digunakan.

$$W = 0.54 - 0.46\cos(\frac{2\pi n}{M-1})$$
 (5)

Dimana:

W : Hamming Window

n : indeks window (0,1,2,..,M-1)

M : panjang frame

6) FFT

Setelah itu akan dilakukan tahapan FFT pada setiap frame sinyal yang sudah di windowing. FFT menggunakan versi cepat dari algoritma Discrete Fourier Transform (DCT). Ini beroperasi pada sinyal diskrit yang terdiri dari N sampel.

$$F(k)z = \sum_{n=1}^{N} f(n)cos(\frac{2\pi nkT}{N}) - j\sum_{n=1}^{N} f(n)sin(\frac{2\pi nkT}{N})$$
(6)

Dimana:

F(k) : Fourier Form Transform

F(n) : Sampel data, K : Sampel ke-n,

N = Titik transformT = Hasil windowing

7) Matrik Kovarian

Mengatur serta menyusun nilai varian yang ditemukan selama proses FFT sebagai parameter matriks (**Purnomo & Muntasa, 2010**). Hasil penyusunan parameter matriks akan diolah dengan zero mean untuk membentuk hasil matriks kovarian dengan persamaan sebagai berikut:

$$C = \begin{bmatrix} c(x_1, x_1) & c(x_1, x_2) \\ c(x_2, x_1) & c(x_2, x_2) \end{bmatrix}$$
 (7)

Dimana:

C = nilai matriks kovarian

c = nilai matriks penyusunan parameter FFT

8) Penyeleksian Eigen Vektor

Hasil nilai matriks kovarian dicari fitur berupa data sampel untuk menentukan nilai eigenvalue dan eigenvector dengan menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$Det(\lambda I - C) = 0$$
(8)

Nilai eigenvalue dan eigenvector diurutkan dengan nilai terbesar yang merupakan nilai koefisien PCA.

2.3. Vector Quantization (VQ)

Kuantisasi vektor adalah metode yang melakukan pemetaan vektor dari banyak vektor ke sejumlah vektor tertentu. Vektor disebut sebagai codebook. Algoritma yang digunakan untuk menentukan codebook adalah Algoritma Linde Buzo Gray (LBG) (Azizah, Hidayanto, & Christyono, 2017). Langkah langkah LBG adalah sebagai berikut:

- 1. Tentukan vektor pertama dalam codebook yang merupakan centroid dari himpunan vektor ciri.
- 2. Gandakan ukuran codebook
- 3. Nearest-Neighbour: untuk setiap vektor ciri, ciri codeword dalam codebook (codebook saat ini) yang paling dekat (jarak penyimpangan minimum) dan tempatkan vektor dalam kelompok codeword.
- 4. Pembaruan centroid : memperbaharui codeword pada tiap kelompok
- 5. Ulangi I : ulangi langkah 3 dan 4 hingga mencapai jarak penyimpangan rata-rata (D). D' adalah perkiraan nilai distorsi awal yang ditentukan pada saat inisialisasi di awal program
- 6. Ulangi II: ulangi langkah 2,3, dan 4 hingga ukuran codebook M tercapai

2.4. Perhitungan Jarak Penyimpangan

Untuk menghitung jarak penyimpangan antara kedua vektor maka digunakan Euclidean distance (Jarak Euclidean). Persamaan untuk menghitung jarak Euclidean Distance ditunjukkan oleh persamaan berikut :

$$d(a,b) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (ai - bi)^2}$$
(9)

Dimana:

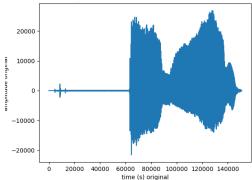
ai = vektor ciri

bi = vektor dari suatu codebook

3.HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Perekaman menggunakan format .wav dengan menggunakan 16 bits/sampel dan 1 untuk channel mono, dengan menggunakan frekuensi sampling 44100 Hz, serta hasil perekaman suara 3 detik untuk setiap suara menggunakan persamaan 1 dan Gambar 3 merupakan hasil input sinyal suara.

$$X = 44100 \times 3 \times {16 \choose 8} \times 1 = 264600$$
 byte

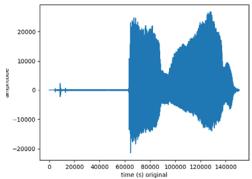


Gambar 3. Hasil Input Sinyal

Dilanjutkan dengan proses DC-Removal bertujuan untuk menghitung rata-rata dari data sampel suara, dan mengurangkan nilai setiap sampel suara dengan nilai rata-rata tersebut dengan sampel nilai data 4,5,3,2 menggunakan persamaan 2 dan Gambar 4 merupakan hasil proses DC-Removal.

$$X_1 = \frac{4+5+3+2}{4} = 3.5$$

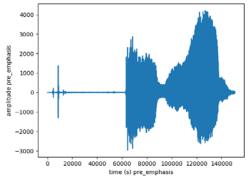
y = 4 - 3,5=0,5



Gambar 4. Hasil Proses DC-Removal

Setelah proses DC Removal, sinyal suara akan memperbaiki dari gangguan dengan mengurangi noisenya disebut proses Pre-emphasis menggunakan persamaan 3 dan Gambar 5 merupakan hasil proses pre-emphasis.

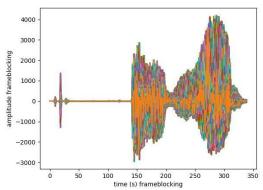
$$Y_{1,1} = 1.5 - (0.5 \times 0.97) = 1.015$$



Gambar 5. Hasil Proses Pre-emphasis

Melakukan frame blocking untuk memotong sinyal-sinyal menjadi beberapa frame untuk menghindari hilangnya karakteristik dari suara dihitung menggunakan persamaan 4 dengan waktu 30 ms, sample rate = $88200 \, \text{Hz}$, sampel point = $2646 \, \text{dan M} = 2626/2 = 1323 \, \text{sample}$ point dan Gambar 6 merupakan hasil proses frame blocking.

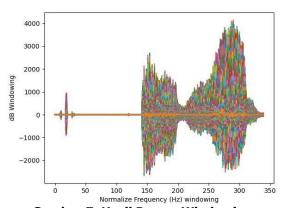
jumlah frame =
$$\left(\frac{88200-2646}{1323+1}\right) = 64,61$$
 frame



Gambar 6. Hasil Proses Frame Blocking

Selanjutnya proses windowing agar mengurangi efek diskontinu pada ujung-ujung frame dari frame blocking tersebut dapat dihitung dengan persamaan 5 dan Gambar 7 merupakan hasil proses windowing.

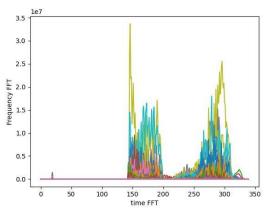
$$W_{1,0} = 0.54 - 0.46 \cos \frac{2x3.14x0}{2646 - 1} = 0.08$$



Gambar 7. Hasil Proses Windowing

Selanjutnya proses FFR mengubah sinyal menjadi frekuensi domain menggunakan persamaan 6 dan Gambar 8 m<u>erupakan h</u>asil proses FFT.

$$\begin{split} F_{1,0} &= \frac{1}{4} \bigg[0.08 \left(\cos \left(\frac{2phi * 0 * 0}{4} \right) \right) \bigg] - j \sin \left(\cos \frac{2phi * 0 * 0}{4} \right) + \bigg[0.201 \left(\cos \left(\frac{2phi * 0 * 1}{4} \right) \right) \bigg] \\ &- j \sin \left(\cos \frac{2phi * 0 * 1}{4} \right) + \bigg[-0.116 \left(\cos \left(\frac{2phi * 0 * 2}{4} \right) \right) \bigg] \\ &- j \sin \left(\cos \frac{2phi * 0 * 2}{4} \right) + \bigg[-0.201 \left(\cos \left(\frac{2phi * 0 * 3}{4} \right) \right) \bigg] \\ &- j \sin \left(\cos \frac{2phi * 0 * 3}{4} \right) = -0.009 + 0j = -0.009 \end{split}$$



Gambar 8. Hasil Proses FFT

Dengan menggunakan persamaan 7, melihat hasil dari FFT sebelumnya akan menggunakan 4 parameter dengan jumlah data sebanyak 4 data didapatkan nilai matriks 4x4.

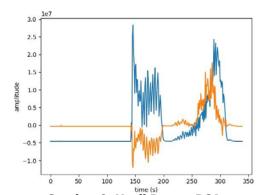
$$X = \begin{bmatrix} -0.009 & -0.049 & -0.063 & -0.0097 \\ -0.018 & -0.097 & -0.126 & -0.019 \\ -0.027 & -1.146 & -0.189 & -0.029 \\ -0.036 & -0.194 & -0.252 & -0.039 \end{bmatrix}$$

Setelah itu Dari persamaan 8 maka didapatkan menentukan nilai eigenvalue dan eigenvector

dan Gambar 9 merupakan hasil proses PCA

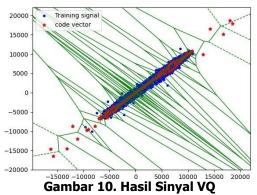
$$eigVector = \begin{bmatrix} 0.7385 & 0.9091 & -0.1066 & 0.0229 \\ -0.0005 & 0.0601 & 0.5960 & 0.7991 \\ -0.0010 & 0.1325 & 0.7952 & -0.5987 \\ -0.6742 & 0.3904 & 0.0335 & -0.0494 \end{bmatrix}$$

$$EigValue = \begin{bmatrix} -0.00000445 \\ 0.000485 \\ -0.0194 \\ 0.0529 \end{bmatrix}$$



Gambar 9. Hasil Proses PCA

Pada tahap selanjutnya dilakukan proses VQ yang dimana merupakan tahapan melatih data suara latih. Pengenalan suara dilakukan dengan klasifikasi data suara uji terhadap sejumlah data latih. Setelah sinyal diekstraksi dengan menggunakan metode PCA (Principal Component Analysis), sinyal hasil ekstraksi kemudian diproses menggunakan VQ (Vector Quantization) yang mencocokan vektor dari hasil data latih dengan data uji. Metode VQ ini adalah melakukan suatu pemetaan dari sejumlah vektor yang banyak menjadi beberapa vektor ciri. Beberapa vektor ciri yang sudah diperoleh dengan jumlah yang lebih kecil disebut dengan codebook pada setiap pengucapan, terdapat algoritma LBG (Linde Buzo Gray) yang dipergunakan untuk melatih codebook.



Pada pengenalan ucapan dengan metode VQ, perhitungan jarak penyimpangan digunakan untuk menghitung jarak penyimpangan antara masing-masing vektor ciri dengan codeword pada tiap-tiap codebook, sehingga dapat diketahui codeword mana yang memiliki penyimpangan terdekat dengan vektor ciri. Misalkan pada suatu koefisien PCA hasil data uji terdapat 3 buah vektor nilai 0,739; 0,803; 0,776. Kemudian vektor tersebut dicari nilai simpangan vektor terkecil dengan nilai 0,421; 1,421; 0,123. Maka, jarak penyimpangan terdekat dihitung dengan menggunakan rumus Euclidean Distance pada Persamaan 9.

$$d(a,b) = \sqrt{(0,739 - 0,421)^2 + (0,803 - 1,421)^2 + (0,776 - 0,123)^2}$$

$$d(a,b) = \sqrt{(0,318)^2 + (-0,618)^2 + (0,653)^2}$$

$$d(a,b) = \sqrt{0,101 + 0,382 + 0,426}$$

$$d(a,b) = \sqrt{0,909}$$

$$d(a,b) = 0,953$$

Skenario Pengujian

Skenario pengujian yang ambil dalam penelitian ini adalah dengan menentukan kata dalam Bahasa sunda yang memiliki pasangan kata yang sering tertukar serta memiliki kemiripan yang yang tinggi dalam penuturannya. Berikut 8 pasangan kata yang akan digunakan:

Tabel 1. Pasangan Kata

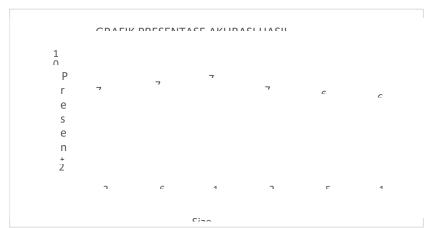
No	Pasangan Kata
1	Angen, Angeun
2	Bener, Beuneur

3	Harep, Hareup
4	Hideng, Hideung
5	Lebet, Leubeut
6	Pengker, Peungkeur
7	Serang, Sérang
8	Séréh, Seureuh

Dataset terdiri dari 8 pasangan kata dengan menggunakan file *.wav yang didapatkan merupakan file hasil record masing-masing penutur. Terdapat tiga puluh lima penutur yaitu 17 penutur laki-laki dan 18 penutur perempuan yang semuanya merupakan suara natural manusia (bukan robot). Jadi, terdapat 35 file suara dalam satu kata.

A. Pengujian Pengaruh Parameter Codebook

Data ucapan suara dibagi menjadi dua bagian, 28 data latih dan 14 data uji untuk setiap pasangan kata. Pemilihan Panjang codebook sebenarnya tidak memiliki aturan ukuran tertentu, namun dalam penelitian ini ukuran codebook yang digunakan adalah 32, 64, 128, 256, 512, dan 1024. Codebook merupakan salah satu parameter yang mempengaruhi sistem karena Panjang codebook menunjukkan banyaknya kumpulan data yang disusun untuk mewakili kumpulan data tersebut. Menunjukan grafik tingkat akurasi berdasarkan ukuran codebook.



Gambar 11. Grafik Tingkat Akurasi Berdasarkan Ukuran Codebook

Berdasarkan dari hasil pengujian data dapat dilihat persentase rata-rata akurasi dari masing-masing sampel data uji dengan jumlah data dan ukuran codebook terlihat bahwa semakin besar ukuran codebook maka semakin besar jumlah akurasi. Namun, terdapat juga kondisi dimana ukuran codebook besar dapat mengakibatkan presentase akurasinya menurun. Hal ini dapat dikarenakan kemiripan karakteristik dari antara data satu dengan data lainnya seperti yang dialami pengujiaan pada saat codebook 256. Hal lainnya juga menunjukan bahwa ukuran codebook yang paling memiliki akurasi tinggi terlihat saat codebook berukuran 128 dengan persentase akurasi sebesar 79,88%.

4.KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan beberapa kesimpulan diantaranya:

- 1. Sistem ini dapat diimplementasikan menggunakan metode Principal Component Analysis Sebagai ekstraksi ciri dan Kuantisasi Vektor sebagai algoritma pencocokannya.
- 2. Panjang codebook berpengaruh terhadap akurasi sistem secara keseluruhan. Panjang codebook 128 memberikan hasil akurasi yang lebih optimal dengan akurasi sebesar 79,88%. Jika dilihat berdasarkan tiap pasangan kata hanya beberapa pasangan kata saja yang terpengaruh oleh perubahan panjang codebook.
- 3. Pengujian sistematis pasangan kata dalam Bahasa sunda dapat membedakan pasangan kata dengan tingkat kemiripan yang tinggi dan kecenderungan untuk tertukarnya pengucapan dengan bukti dapat menghasilkan enam pasangan kata dengan tingkat keasaman yang tinggi, rata-rata akurasi yang baik diantara delapan kata yang diamati

DAFTAR RUJUKAN

- Abdullah, D., & Erliana, C. I. (2017). Aplikasi Pengenalan Ucapan Huruf Jepang Menggunakan Hidden Markov Model (HMM).
- Azizah, M. T., Hidayanto, A., & Christyono, Y. (2017). Aplikasi Pengenal Pengucap Berbasis Identifikasi Suara Dengan Ekstraksi Ciri Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) Dan Kuantisasi Vektor.
- Binar, S. K., Ririres, R., & Soegianto, S. (2020). Penerapan Ekstraksi Fitur Principal Component Analysis (PCA) Untuk Klasifikasi Kelainan Tulang Belakang pada Penderita Skoliosis.
- Elkusnandi, Adiwijaya, & Wisesty. (2018). Implementasi Sistem Pengenalan Ucapan Bahasa Indonesia Menggunakan Kombinasi MFCC dan PCA Berbasis HMM.
- Jollyta, D., Oktarina, D., & Johan. (2020). Tinjauan Kasus Model Speech Recognition: Hidden Markov Model. Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika.
- Noviyantono, E., & Buliali, J. L. (2017). PENGENALAN SUARA DENGAN KETERGANTUNGAN TEKS MENGGUNAKAN METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS PADA TERAPAN KOMPUTASI AWAN.
- Purnomo, M. H., & Muntasa, A. (2010). Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur.

Surabaya: GRAHA ILMU.

- Riyan , F., Esmeralda, C. D., & Rezki, Y. (2018). Identifikasi Nada Dari Sinyal Suara Alat Musik Instrumen Menggunakan Metode Mel Frequency Cepstrum Coefficients dan Hidden Markov Model.
- Rochendar, S. (2017). Fenomena Kesalahan Penuturan Bahasa Sunda dalam Penggunaan Kosakata yang mengandung karakter F,P dan V.
- Syahroni , H., Risanuri , H., & Teguh , B. A. (2016). Sistem Pengenal Tutur Bahasa Indonesia Berbasis Suku Kata Menggunakan MFCC, Wavelet Dan HMM.
- Wardani, A. (2020). PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN PADA FORMULIR PEROLEHAN SUARA PEMILIHAN PRESIDEN DAN WAKIL PRESIDEN MENGGUNAKAN ALGORITMA PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS.
- Wawan, Egi, N., & Diena , S. F. (2018). Pengaruh Penggunaan Bahasa Sunda Terhadap Penggunaan Bahasa Indonesia Pada Masyarakat Kampung Balandongan.
- Youllia, I. N., Andriana, Z., & Fadhlin, P. (2017). Implementasi Metode Principal Component Analysis dan Hidden Markov Model pada Pengenalan Suara.