

## KONVERSI SINYAL SUARA KE VIDEO UNTUK TUNARUNGU MENGUNAKAN METODE *MEL-FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENTS* DAN *K-NEAREST NEIGHBORS*

### *CONVERSION OF SPEECH SIGNAL TO VIDEO FOR DEAF PEOPLE USING MEL-FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENTS AND K- NEAREST NEIGHBORS METHOD*

Hanif Chandra Mulya<sup>1</sup>, Iwan Iwut Tritoasmoro<sup>2</sup>, Nor Kumalasari Caecar Pratiwi<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom  
<sup>1</sup>hanifchamul@student.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>iwaniwut@telkomuniversity.ac.id,  
<sup>3</sup>caecarnkcp@telkomuniversity.ac.id

#### Abstrak

Komunikasi merupakan salah satu cara untuk berinteraksi dengan sesama manusia. Namun berbeda untuk orang tunarungu dalam berinteraksi dan berkomunikasi dengan sesama maupun dengan orang awam menggunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) ataupun Bisindo yang merupakan bahasa dari ibu. Penelitian ini mengusulkan sebuah sistem konversi sinyal suara ke video gerakan bahasa isyarat untuk tunarungu dengan *input* sinyal ucapan yang selanjutnya tahapan *preprocessing*, kemudian melakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode *Mel-frequency Cepstral Coefficients*. Hasil ekstraksi ciri diklasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* untuk mencari kemiripan terdekatnya dengan data yang ada pada *database*. Jika hasil klasifikasi sama dengan *database*, maka akan menghasilkan keluaran berupa teks, kemudian teks tersebut menjadi *input* untuk memanggil video gerakan bahasa isyarat yang ada pada *database*. Hasil dari penelitian, sistem mampu mengonversi sinyal suara ke video bahasa isyarat untuk tunarungu dengan akurasi terbaik sebesar 95.417%.

**Kata kunci :** Tunarungu, *Mel-frequency Cepstral Coefficients*, *K-Nearest Neighbors*.

#### Abstract

*Communication is one of the way to interact between humans. But it's different for deaf people to interact and communicate with each of them or people in general using Indonesian Sign Language System (SIBI) or Bisindo which is mother language. This research proposes a system to convert the speech signal to sign language motion video for deaf people which the first stage is begin from inputting the signal word then continued to preprocessing stage, and then feature extraction process using Mel-frequency Cepstral Coefficients method. The result of the feature extraction is classified using K-Nearest Neighbors method to looking for the closest similarities between the data with the database. If the result of the classification same as the database, then the output of the system will be a text. The text is become the input to summon the sign language motion video on the database. The result of research, the system capable to convert the speech signal to sign language motion video for deaf people with the highest accuracy as big as 95.417%*

**Keywords:** Deaf, *Mel-frequency Cepstral Coefficients*, *K-Nearest Neighbors*.

#### 1. Pendahuluan

Tunarungu adalah orang yang mengalami gangguan terhadap indra pendengaran baik dari lahir maupun setelah lahir. Dilihat dari fisik orang tunarungu terlihat normal dan biasa-biasa saja, namun ketika diajak untuk berkomunikasi barulah terlihat orang tunarungu memiliki gangguan pada pendengaran dan orang tunarungu juga ada yang tunawicara, ini diakibatkan sedikitnya kosa kata yang dimiliki oleh orang tunarungu [1]. Dalam berinteraksi dan berkomunikasi orang tunarungu menggunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) ataupun Bisindo yang merupakan bahasa dari ibu [2].

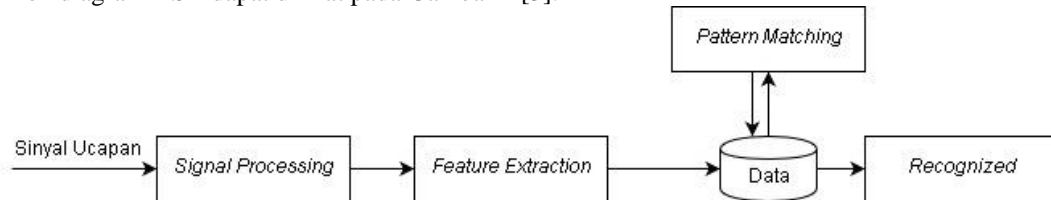
Maka dari itu penelitian ini mengusulkan sebuah sistem konversi sinyal suara ke video gerakan bahasa isyarat untuk tunarungu yang tidak bisa bahasa isyarat dan orang awam yang mau belajar bahasa isyarat maupun diterapkan untuk seluruh acara program TV yang belum memberikan video terjemahan ke bahasa isyarat. Penelitian ini menggunakan metode *Mel-frequency Cepstral Coefficients* sebagai ekstraksi ciri yang mengonversi sinyal suara menjadi beberapa vektor untuk

proses pengenalan dan untuk klasifikasinya menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* karena kesederhanaan, keefektifan dan tahan terhadap noise data pelatihan.

## 2. Konsep Dasar

### 2.1 Automatic Speech Recognition (ASR)

ASR merupakan suatu teknologi yang memungkinkan sebuah perangkat untuk memahami dan mengenali setiap huruf yang diucapkan dengan menggunakan cara digitalisasi huruf kemudian mencocokkan sinyal digital tersebut terhadap pola tertentu yang sudah tersimpan dalam perangkat. Blok diagram ASR dapat dilihat pada Gambar 1 [3].



**Gambar 1** Blok diagram ASR [3]

Beberapa proses yang dilakukan dalam proses ASR yaitu [3]:

- Pemasukan sinyal ucapan**  
Langkah ini merupakan tahapan pemasukan sinyal ucapan berupa gelombang suara yang berasal dari tangkapan melalui perekam suara.
- Pre-processing**  
Langkah ini merupakan tahapan awal terhadap pemrosesan sinyal suara dengan melakukan normalisasi dan pemotongan sinyal.
- Ekstraksi**  
Langkah ini merupakan tahapan dimana proses dari ekstraksi ciri dilakukan dengan menggunakan metode *Mel-frequency Cepstral Coefficients*.
- Pencocokan**  
Tahapan ini melakukan perbandingan hasil data ekstraksi ciri yang ada pada *database*. Pada penelitian ini menggunakan klasifikasi K-NN.
- Validasi**  
Pada tahapan ini merupakan pengenalan dan pengambilan keputusan terhadap suara yang dimasukkan tersebut dikenali atau tidak.

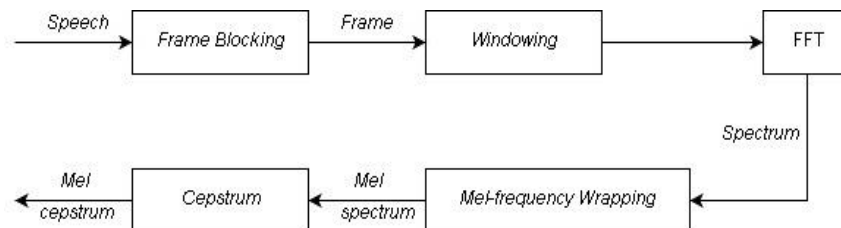
### 2.2 Representasi Sinyal Ucapan

Sinyal ucapan terbagi kedalam tiga keadaan berbeda, yaitu [4]:

- Silence (S)**  
*Silence* merupakan keadaan dimana tidak sepele katapun yang diucapkan.
- Voiced (V)**  
*Voiced* merupakan keadaan pada saat terjadinya vibrasi pada *vocal cord*, sehingga suara yang dihasilkan bersifat periodik.
- Unvoiced (U)**  
*Unvoiced* merupakan keadaan pada saat tidak terjadinya vibrasi pada *vocal cord*, sehingga suara yang dihasilkan bersifat tidak periodik dan acak.

### 2.3 Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

Pada dasarnya MFCC adalah metode yang cara kerjanya didasari akan perbedaan frekuensi yang ditangkap oleh telinga manusia, sehingga manusia dapat merepresentasikan sinyal suara suara sebagaimana semestinya direpresentasikan. Blok diagram proses MFCC dapat dilihat pada Gambar 2 [4].



**Gambar 2** Blok diagram metode MFCC [4].

### 2.2.1 Frame Blocking

Pada saat proses *frame blocking* dilakukan, sinyal suara dibagi kedalam beberapa *frame*. Setiap *frame* terdiri dari  $N$  sampel suara dibagi dan dipisahkan sejauh  $M$  sampel untuk *frame* yang saling berdekatan [5].

### 2.2.2 Windowing

Pada proses *windowing* masing-masing *frame* sinyal masukan dilakukan *windowing* yang bertujuan untuk membobotkan *frame* yang dibentuk. Ada dua jenis *windowing* yang biasa digunakan [5]:

- Rectangular window* yang berfungsi untuk menghasilkan sinyal yang diskontinyu.
- Hamming window* berfungsi untuk digunakan seperti dalam bentuk suatu jendela dengan mempertimbangkan berikutnya dalam rantai pemrosesan ekstraksi fitur dan memadukan semua garis frekuensi yang terdekat yang dituliskan dengan

$$w(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) & 0 < n < N - 1 \\ 0 & \text{Lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

Dimana  $N$  adalah banyaknya sampel tiap *frame* dan  $w(n)$  adalah *hamming window*.

### 2.2.3 Fast Fourier Transform (FFT)

Dalam fungsinya FFT sangat berguna dalam mengonversi tiap-tiap *frame* dengan  $N$  sampel dari domain waktu menjadi domain frekuensi yang dituliskan dengan [4]

$$X_n = \sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{-2\delta jkn/N} \quad (2)$$

Dimana  $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$  dan  $j = \sqrt{-1}$ .

Biasanya untuk hasil dari tahapan ini disebut dengan spektrum atau periodogram.

### 2.2.4 Mel-frequency Wrapping

Skala *mel-frequency* merupakan sebuah skala dengan frekuensi rendah dibawah 1000 Hz yang bersifat linier dan merupakan sebuah skala dengan frekuensi tinggi diatas 1000 Hz yang bersifat logaritmik. Dalam skala linier, persepsi sistem pendengaran seorang manusia terhadap frekuensi sinyal suara tidak dapat diukur. Hubungan skala mel dengan frekuensi dalam Hz dapat definisikan dengan [4]

$$F_{mel} = \begin{cases} 2595 * \log_{10}\left(1 + \frac{F_{HZ}}{700}\right), & F_{HZ} > 1000 \\ F_{HZ} & F_{HZ} < 1000 \end{cases} \quad (3)$$

Untuk dalam domain frekuensi, proses *wrapping* terhadap sinyal dilakukan menggunakan persamaan yang dituliskan [4]

$$X_i = \log_{10}\left(\sum_{k=0}^{N-1} |X(k)| H_i(k)\right) \quad (4)$$

dimana  $i = 1, 2, 3, \dots, M$  ( $M$  adalah jumlah filter segitiga) dan  $H_i(k)$  adalah nilai filter segitiga ke- $i$  untuk sebesar  $k$  yang merupakan frekuensi akustik.

### 2.2.5 Cepstrum

Proses ini mengembalikan bentuk kedalam domain waktu dari domain frekuensi dengan mengonversi *Mel-spectrum* menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT). Hasil dari proses ini disebut sebagai *Mel-frequency Cepstral Coefficients*, persamaan *cepstrum* dituliskan dengan [4]

$$c_j = \sum_{i=1}^M X_i \cos\left(j(i-1)/2 \frac{\pi}{M}\right) \quad (5)$$

Dimana  $j = 1, 2, 3, \dots, K$  ( $K$  adalah jumlah koefisien yang diinginkan) dan  $M$  adalah jumlah filter.

## 2.4 K-Nearest Neighbors (K-NN)

Penghitungan jarak untuk metode K-NN dapat dilakukan dengan menggunakan [6]:

- Euclidean Distance*

Merupakan pengukuran untuk menemukan jarak diantara dua titik, seperti pada persamaan yang dituliskan dengan [6]

$$Euclidean(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (6)$$

dimana  $Euclidean(X, Y)$  merupakan jarak antara titik  $X$  dan  $Y$ .

- Cosine Distance*

Merupakan pengukuran kesamaan antara dua vektor dengan cara mengukur cosinus sudutnya yang didefinisikan pada persamaan yang dituliskan [7]

$$\cos a = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (7)$$

c. *Cityblock Distance*

Adapun persamaan yang digunakan dalam mencari jarak *cityblock* dituliskan dengan [8]

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}|. \quad (8)$$

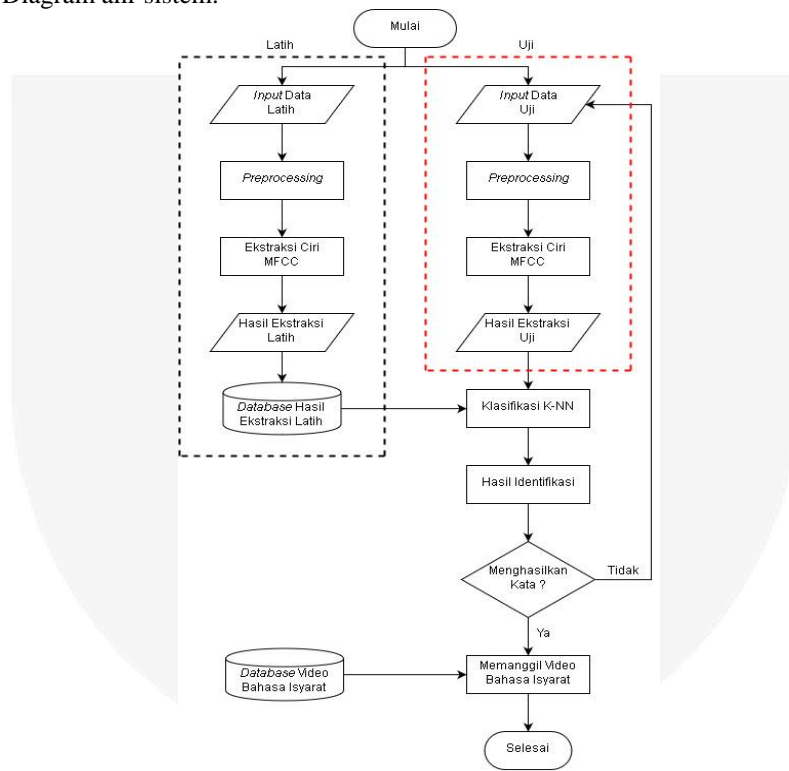
Langkah – langkah dari algoritma K-NN [9]:

- Menentukan parameter  $K$  (jumlah banyaknya tetangga terdekat).
- Menghitung jarak antara data baru dengan semua data yang ada di data latih.
- Mengurutkan jarak tersebut kemudian berdasarkan jarak minimum ke- $K$  menentukan tetangga mana yang terdekat.
- Menentukan kategori dari tetangga terdekat.
- Menggunakan kategori mayoritas yang paling sederhana dari tetangga yang terdekat dan menjadikannya sebagai nilai prediksi dari data yang baru.

### 3 Perancangan Sistem

#### 3.1 Desain Sistem

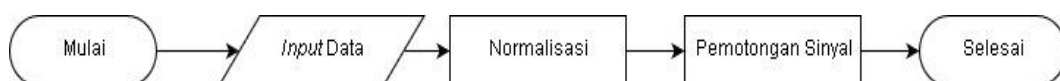
Penelitian ini dilakukan dengan merancang sebuah sistem konversi sinyal suara ke video untuk tunarungu dengan menggunakan metode *Mel-frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) yang digunakan untuk melakukan proses ekstraksi ciri pada sinyal ucapan yang dimasukkan dan menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* (K-NN) yang digunakan untuk melakukan klasifikasi pada sinyal ucapan yang telah diekstraksi menggunakan metode MFCC. Hasil keluaran berupa teks dijadikan masukan untuk memanggil video bahasa isyarat dalam *database*, dapat dilihat pada Gambar 3 Diagram alir sistem.



Gambar 3 Diagram Alir Sistem.

#### 3.2 Preprocessing

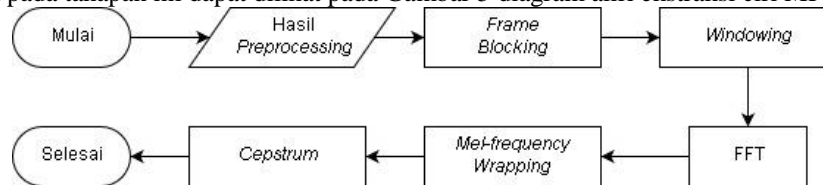
Selanjutnya data yang telah diambil tadi dilakukan *preprocessing*, pada tahapan ini merupakan langkah awal dalam pemrosesan sinyal suara. Adapun proses yang dilakukan pada tahapan ini dapat dilihat pada Gambar 4 diagram alir *preprocessing*



Gambar 4 Diagram alir *preprocessing*.

### 3.3 Ekstraksi Ciri

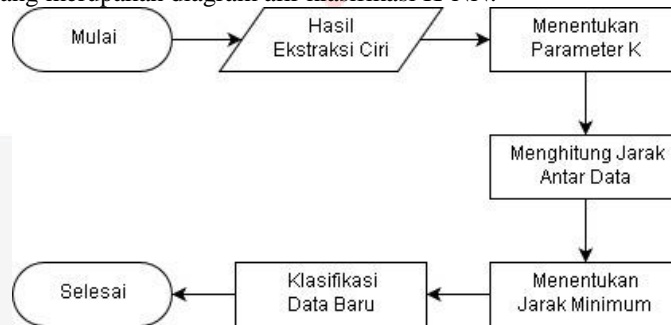
Proses ini merupakan proses yang menentukan satu nilai atau vektor pada data yang telah dimasukkan. Metode MFCC ini digunakan karena cara kerjanya didasarkan kepada perbedaan frekuensi yang dapat ditangkap telinga manusia, sehingga manusia mampu untuk merepresentasikan sinyal suara. Kemudian hasil dari ekstraksi ini disimpan ke dalam *database*. Adapun proses yang dilakukan pada tahapan ini dapat dilihat pada Gambar 5 diagram alir ekstraksi ciri MFCC.



Gambar 5 Diagram alir ekstraksi ciri MFCC.

### 3.4 Klasifikasi K-NN

Setelah melakukan ekstraksi ciri menggunakan metode MFCC dan menyimpannya ke dalam *database*, kemudian selanjutnya melakukan klasifikasi menggunakan metode K-NN. Dapat dilihat pada Gambar 6 yang merupakan diagram alir klasifikasi K-NN.



Gambar 6 Diagram alir klasifikasi K-NN.

### 3.5 Performansi sistem

#### 3.5.1 Akurasi

Akurasi adalah tingkat keberhasilan dari suatu hasil nilai yang sebenarnya dibandingkan dengan keseluruhan data. Akurasi dihitung dengan cara berikut:

$$Akurasi = \frac{\sum \text{Pengujian Berhasil}}{\sum \text{Seluruh Pengujian}} \times 100\%. \quad (9)$$

#### 3.5.2 Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan untuk sistem dalam memproses suatu data sampai menghasilkan hasil. Waktu komputasi dapat dihitung dengan cara berikut :

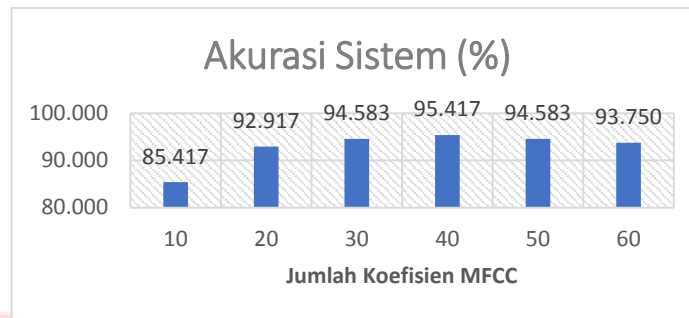
$$\bar{X} \text{ Waktu komputasi} = \frac{\sum \text{waktu komputasi}}{\sum \text{data yang diuji}}. \quad (10)$$

## 4 Pengujian Sistem dan Analisis

Pengujian sistem pada konversi suara ke video untuk tunarungu ini dilakukan untuk menganalisis parameter-parameter dan mengukur performansi dari sistem.

### 4.1 Analisis Pengaruh Jumlah Koefisien Terhadap Akurasi Sistem

Pada skenario pengujian ini mengganti jumlah koefisien MFCC untuk melihat pengaruh akurasi sistem terhadap perbedaan jumlah koefisien MFCC yang digunakan. Jumlah koefisien MFCC yang digunakan antara lain 10, 20, 30, 40, 50, 60. Dalam skenario pengujian ini menggunakan 600 jumlah data latih, parameter *K* berjumlah 1 dan menggunakan *euclidean distance* dalam klasifikasi K-NN. Dapat dilihat pada Gambar 7 yang menunjukkan hasil pengujian jumlah koefisien MFCC terhadap akurasi sistem.

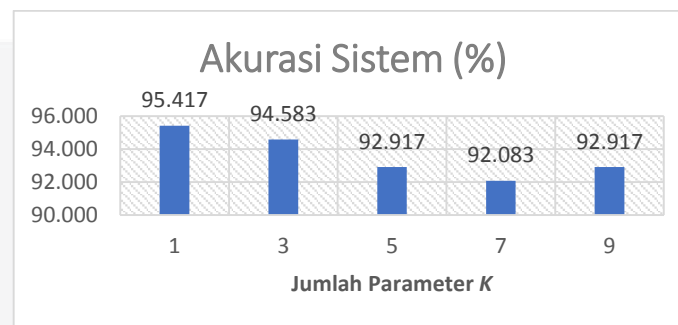


**Gambar 7** Grafik pengujian jumlah koefisien MFCC

Hasil pengujian akurasi yang terbesar terdapat pada saat koefisien MFCC berjumlah 40 yaitu 95.417 % dan akurasi yang terkecil pada saat koefisien MFCC berjumlah 10 yaitu 85.417 %. Berdasarkan Gambar 7 dapat dilihat bahwa semakin banyak jumlah koefisien MFCC maka akan semakin baik akurasinya, namun apabila jumlah koefisien MFCC semakin besar melebihi 40 akan terjadi penurunan akurasi karena akan membuat ciri menjadi tidak jelas dan tidak dapat dikenali.

#### 4.2 Analisis Pengaruh Jumlah Parameter $K$ Terhadap Akurasi Sistem

Pada skenario pengujian ini mengganti jumlah parameter  $K$  untuk melihat pengaruh akurasi sistem terhadap perbedaan jumlah parameter  $K$  yang digunakan. Jumlah parameter  $K$  yang digunakan antara lain 1, 3, 5, 7, 9. Dalam skenario pengujian ini menggunakan 600 jumlah data latih, jumlah koefisien MFCC sebanyak 40 koefisien dan menggunakan *euclidean distance* dalam klasifikasi K-NN. Dapat dilihat pada Gambar 8 yang menunjukkan hasil pengujian jumlah parameter  $K$ .

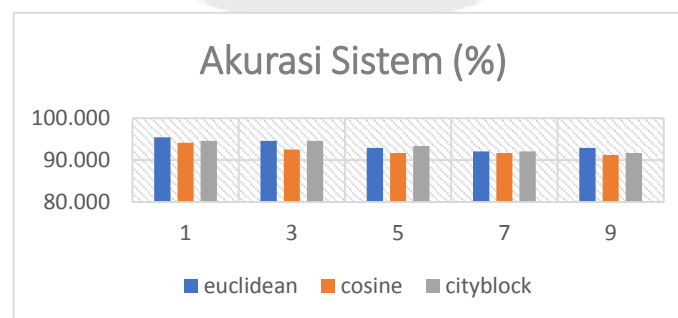


**Gambar 8** Grafik pengujian jumlah parameter  $K$

Hasil pengujian akurasi yang terbesar terdapat pada saat  $K$  berjumlah 1 yaitu 95.417 % dan akurasi yang terkecil pada saat  $K$  berjumlah 7 yaitu 92.083 %. Berdasarkan Gambar 8 dapat dilihat bahwa semakin banyak jumlah parameter  $K$  maka akan semakin buruk akurasinya karena akan semakin banyak pula jumlah tetangga terdekat yang akan dibandingkan.

#### 4.3 Analisis Pengaruh Jenis Jarak Terhadap Akurasi Sistem

Pada skenario pengujian ini mengganti jenis jarak untuk melihat pengaruh akurasi sistem terhadap perbedaan jenis jarak yang digunakan. Jenis jarak yang digunakan antara lain *euclidean distance*, *cityblock distance* dan *cosine distance*. Dalam skenario pengujian ini menggunakan 600 jumlah data latih, jumlah koefisien MFCC sebanyak 40 koefisien dan parameter  $K$  berjumlah 1. Dapat dilihat pada Gambar 9 yang menunjukkan hasil skenario pengujian pengaruh jenis jarak terhadap akurasi sistem.



**Gambar 9** Grafik pengujian jenis jarak dalam klasifikasi K-NN

Hasil pengujian akurasi yang terbesar terdapat pada saat menggunakan jarak *euclidean* dengan parameter *K* berjumlah 1 yaitu 95.417 % dan akurasi yang terkecil pada saat menggunakan jarak *cosine* dengan parameter *K* berjumlah 1 yaitu 94.167 %. Berdasarkan Gambar 9 dapat dilihat bahwa hasil akurasi untuk setiap jenis jarak dan jumlah parameter *K* yang digunakan memiliki hasil akurasi yang berbeda-beda, hal ini terjadi karena dalam mengukur jarak menggunakan *euclidean distance*, *cosine distance* dan *cityblock distance* menggunakan cara yang berbeda-beda juga.

#### 4.4 Waktu Komputasi

Pengujian waktu komputasi bertujuan untuk menghitung berapa waktu rata-rata yang dibutuhkan suatu sistem merubah suatu suara menjadi video. Waktu komputasi sistem ini dapat dilihat pada pada Tabel 1 mengenai waktu komputasi sistem.

**Tabel 1** Waktu komputasi sistem.

Kata	Waktu Komputasi (detik)
Adik	8.407615
Ayah	7.155678
Baju	8.195164
Berangkat	8.119009
Biru	8.572246
Cantik	9.675333
Cermin	7.811652
Enak	6.993961
Foto	6.604407
Gembira	8.190456
Guru	8.874896
Ibu	11.680985
Ilmu	6.701570
Itu	6.489528
Jendela	8.889084
Juga	7.496316
Laki-laki	7.927136
Maaf	7.399509
Main	7.660367
Mobil	7.266585
Olahraga	7.612604
Perempuan	7.106232
Rajin	7.621769
Rumah	6.752073
Sehat	6.711167
Sekolah	7.418452
Semangat	7.036978
Terimakasih	7.228999
Tidur	6.491323
Tolong	6.327686
∑ Rata-rata	7.680626

Dapat dilihat pada Tabel 1 waktu rata-rata yang dibutuhkan sistem dalam merubah suara menjadi video selama 7.680626 detik. Proses waktu komputasi sistem paling cepat yaitu pada kata Tolong selama 6.327686 detik sedangkan proses waktu komputasi paling lama yaitu pada kata Ibu selama 11.680985 detik. Pada setiap kata memiliki waktu komputasi yang berbeda-beda dalam merubah suara menjadi video, ini dikarenakan kondisi *hardware* laptop yang tidak selalu stabil pada setiap saatnya, yang mengakibatkan waktu komputasi berubah dan berbeda-beda.

## 5 Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari tahapan perancangan dan pengujian yang telah dilakukan pada sistem yang mengonversi sinyal suara ke video ini dapat disimpulkan bahwa sistem ini mampu mengidentifikasi suara berupa kata yang diucapkan untuk orang tunarungu yang tidak bisa bahasa

isyarat dan orang awam yang mau belajar bahasa isyarat dengan menggunakan metode *Mel-frequency Cepstral Coefficients* dan *K-Nearest Neighbors*.

Hasil akurasi terbaik pada tahapan pengujian sistem speech recognition ini sebesar 95.417 % dengan menggunakan koefisien MFCC yang berjumlah 40, parameter  $K$  berjumlah 1 dan menggunakan *euclidean distance* dalam klasifikasi K-NN. Semakin banyak jumlah koefisien MFCC yang digunakan maka akan semakin baik akurasi, namun apabila jumlah koefisien MFCC semakin besar melebihi 40 akan terjadi penurunan akurasi. Semakin banyak jumlah parameter  $K$  maka akan semakin buruk akurasi, karena akan semakin banyak pula tetangga terdekat yang akan dibandingkan. Jenis jarak dalam klasifikasi K-NN yang digunakan memiliki hasil akurasi yang berbeda-beda, hal ini terjadi karena dalam mengukur jarak menggunakan *euclidean distance*, *cosine distance* dan *cityblock distance* menggunakan cara yang berbeda-beda juga.

## 5.2 Saran

Adapun saran sebagai pengembangan untuk penelitian lebih lanjut agar melakukan penelitian menggunakan metode ekstraksi ciri atau klasifikasi lainnya seperti *Linier Predictive Coefficients* (LPC), *Linier Predictive Cepstral Coefficients* (LPCC), *Human Factor Cepstral Coefficients* (HFCC). Menambah banyaknya jumlah data dan tidak hanya terpaku pada sejumlah kata melainkan sebuah kalimat. Mengembangkannya dengan menggunakan aplikasi *smartphone* agar dapat digunakan untuk orang awam yang ingin belajar atau berkomunikasi dengan bahasa isyarat.

## Daftar Pustaka

- [1] H. R. H and R. A. P. Rini, "Pengaruh Auditori Verbal Therapy Terhadap Kemampuan Penguasaan Kosa Kata Pada Anak Yang Mengalami Gangguan Pendengaran," *Pers. Psikol. Indones.*, vol. 4, no. 1, 2019.
- [2] M. Pradikja Hendra, H. Tolle, and K. Candra Brata, "Pengembangan Aplikasi Pembelajaran Bahasa Isyarat Berbasis Android Tablet," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 8, pp. 2548–964, 2018.
- [3] J. M. T. S., D. Puspitaningrum, and B. Susilo, "Penerapan Speech Recognition Pada Permainan Teka-Teki Silang Menggunakan Metode Hidden Markov Model (HMM) Berbasis Desktop," *J. Rekrusif*, vol. 4, no. 1, pp. 119–129, 2016.
- [4] M. Sanjaya W.S, *Robot Cerdas Berbasis Speech Recognition Menggunakan Matlab Dan Arduino*. Yogyakarta: ANDI, 2016.
- [5] T. Chamidy, "Metode *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) Pada klasifikasi *Hidden Markov Model* (HMM) Untuk Kata Arabic pada Penutur Indonesia," *Matics*, vol. 8, no. 1, pp. 36–39, 2016.
- [6] S. S. Aung, I. Nagayama, and S. Tamaki, "Regional distance-based k-NN classification," *ICIIBMS 2017 - 2nd Int. Conf. Intell. Informatics Biomed. Sci.*, vol. 2018–Janua, pp. 56–62, 2018.
- [7] R. T. Wahyuni, D. Prastiyanto, and E. Suprpto, "Penerapan Algoritma Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF pada Sistem Klasifikasi Dokumen Skripsi," Skripsi. Fakultas Teknik Elektro. Universitas Negeri Semarang. 2017.
- [8] D. P. Pamungkas, and F.R. Hariri, "Implementasi Metode PCA dan City Block Distance untuk Presensi Mahasiswa Berbasis Wajah," *Seminar Nasional Teknologi, Informasi, Komunikasi dan Aplikasinya*, vol. 4, pp. 190-194. des 2017.
- [9] S. N. Wibowo, "Identifikasi Jenis Batuan Beku Melihat Tekstur Batuan Menggunakan Metode Discrete Wavelet Transform (DWT) Dan K-Nearest Neighbor," Telkom University, Bandung, 2017.