

DETEKSI INFEKSI PADA RONGGA MULUT BERBASIS PEMROSESAN SINYAL WICARA DENGAN METODE DISCRETE COSINE TRANSFORM (DCT) DAN K NEAREST NEIGHBOR (KNN)

INFECTION DETECTION IN ORAL CAVITY BASED ON SPEECH SIGNAL PROCESSING WITH COSINE TRANSFORM (DCT) AND K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) METHOD

Anindya Christina Prasetya¹, Bambang Hidayat², Rudy Hartanto³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

¹aninprsty@students.telkomuniversity.ac.id,

²bhidayat@telkomuniversity.ac.id,

³juliahusny@hotmail.com

Abstrak

Stomatitis Aftosa Rekuren (SAR) merupakan kondisi *ulseratif* pada rongga mulut yang biasa disebut dengan sariawan. SAR dapat menyerang selaput lendir pipi bagian dalam, gusi, dan bagian dalam rongga mulut. Meskipun penyakit ini tidak berbahaya tetapi keberadaannya di rongga mulut sangat mengganggu, sehingga mengakibatkan kesulitan dalam makan, berbicara, dan beraktivitas. Oleh karena itu, sangat dibutuhkan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi infeksi rongga mulut sehingga dapat membantu pekerjaan dokter.

Pada Tugas Akhir (TA) ini telah dirancang sistem yang dapat mengidentifikasi infeksi rongga mulut pada sinyal wicara / *speech processing*. Pada sistem identifikasi infeksi rongga mulut ini terdiri dari ekstraksi ciri dari sinyal wicara dan pengklasifikasi infeksi rongga mulut. Proses membedakan sinyal audio berdasarkan fitur *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). Sinyal wicara ditransformasi DCT untuk mendapatkan fitur yang selanjutnya diproses oleh KNN untuk menentukan apakah suara wicara tersebut terdeteksi infeksi atau tidak.

Parameter keberhasilan simulasi ini adalah akurasi (ACC) dan waktu komputasi. Dari hasil pengujian yang dilakukan, sistem mampu membedakan suara orang yang mengidap sakit stomatitis dan tidak mengidap sakit stomatitis. Nilai akurasi yang didapat dalam sistem penelitian dengan metode ekstraksi ciri DCT dan metode klasifikasi KNN adalah mencapai 80%. Pada proses klasifikasi KNN, *Correlation Distance* adalah jenis *distance* yang terbaik yang bisa digunakan dalam sistem ini dengan nilai $K = 1$ dan $K = 7$. *Correlation distance* digunakan untuk mengamati asosiasi antara dua variabel acak dalam penelitian. Nilai akurasi terbesar pada pengujian ini yaitu 87,5% dengan waktu komputasi 0,693 detik. Dengan hasil tersebut, ahli forensik akan mendapatkan hasil tepat untuk mengidentifikasi infeksi rongga mulut.

Kata Kunci: Sinyal Wicara, Infeksi, *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Discrete Cosine Transform* (DCT)

Abstract

Aphthous Stomatitis Recurrent (SAR) is an ulcerative condition in the oral cavity commonly called thrush. SAR can attack the inner cheek mucous membranes, gums, and the inside of the oral cavity. Although this disease is not dangerous but challenges it in the oral cavity which is very difficult, making it difficult to eat, talk and move. Therefore, a system that can help the oral cavity is needed so that it can help the doctor's work.

In this Final Project (TA) a system has been designed that can facilitate infection of the oral cavity in speech signals / speech processing. In the oral cavity detection system it consists of feature extraction from the speech signal and classification of oral cavity infections. The process of distinguishing audio signals is based on the Discrete Cosine Transform (DCT) feature and the K-Nearest Neighbor (KNN) classification method. The speech signal is transformed DCT to get the next feature needed by the KNN to determine whether the speech sound can detect infection or not.

The success parameters of this simulation are approval (ACC) and computation time. From the results of the tests carried out, the system was able to distinguish the sound of people suffering from sick stomatitis and not having stomatitis pain. Accuracy values obtained in the research system with DCT feature extraction method and KNN classification method reached 80%. In the KNN classification process, Distance Correlation is the best type of distance that can be used in this system with a value of $K = 1$ and $K = 7$. Correlation

distance is used for association research between two random variables in the study. The largest verification value in this test is 87.5% with a computation time of 0.693 seconds. With these results, forensic experts will get the right results to get an oral infection.

Keywords: Signal Speech, Infection, K-Nearest Neighbor (KNN), Discrete Cosine Transform (DCT)

1. Pendahuluan

Stomatitis Aftosa Rekuren (SAR) adalah gangguan mukosa mulut yang umum dan memiliki penyebab yang tidak diketahui [1]. Stomatitis aftosa rekuren biasa disebut juga sariawan, *recurrent aphtae*, *recurrent oral ulceration*, atau *canker sores*. Pada beberapa individu, SAR mungkin terjadi karena faktor keturunan. Pasien dengan riwayat keluarga positif SAR memiliki gejala yang lebih berat daripada individu yang terkena SAR tanpa riwayat keluarga positif SAR [2]. Menurut [3], klasifikasi SAR ada tiga jenis yaitu minor, mayor, dan *herpetiformis*. Sebagian besar orang yang terkena SAR merupakan orang sehat dan bukan perokok, maka masih belum diketahui penyebab SAR. SAR lebih banyak ditemukan pada wanita, individu yang stress, ini berhubungan dengan meningkatnya beban kerja yang dialami kalangan yang memiliki jabatan-jabatan dengan tanggung jawab yang cukup besar. Faktor-faktor lain yang menyebabkan timbulnya stomatitis aftosa rekuren (SAR) antara lain gangguan imun, faktor hormonal, dan trauma [4].

Rasa sakit dan nyeri yang ditimbulkan oleh penderita SAR saat mengunyah, menelan makanan, atau berbicara menyebabkan ketidaknyamanan dan dapat memicu stress yang kemudian dapat meningkatkan kemungkinan terjadi penyakit lainnya secara *psikoneuroimunologi*. Faktor tersebut dapat menyebabkan kondisi kesehatan turun yang mempengaruhi kualitas hidup secara keseluruhan. Dengan latar belakang yang demikian maka SAR sampai sekarang masih merupakan penyakit mulut yang dianggap penting dan harus cepat ditangani. Tetapi tidak semua rumah sakit mampu memberikan perawatan yang maksimal terutama pada pasien sehingga diperlukan suatu sistem yang dapat membantu kerja dokter gigi dan mulut untuk membedakan pasien yang mengidap stomatitis dan tidak mengidap stomatitis. Permasalahan tersebut membuat penulis ingin melakukan penelitian mengenai perbedaan suara antara pasien saat mengidap penyakit stomatitis dan tidak mengidap stomatitis melalui sinyal wicara. Tujuannya adalah mampu membantu pekerjaan dokter. Melalui Tugas Akhir ini, penulis melakukan penelitian untuk merancang sistem yang dapat mengidentifikasi SAR.

Pada penelitian ini, sinyal wicara diekstraksi ciri menggunakan metode DCT untuk mendapatkan fitur yang selanjutnya diproses oleh KNN untuk menentukan apakah suara wicara tersebut termasuk kelas infeksi atau tidak. DCT biasa digunakan untuk kompresi citra, audio dan video. KNN digunakan karena dapat menghasilkan data yang lebih akurat dan tangguh terhadap *training data* yang *noisy*. Akurasi (ACC) dan waktu komputasi adalah parameter keberhasilan yang digunakan dalam Tugas Akhir ini.

2. Dasar Teori

2.1 Sinyal Audio

Menurut N. Ahmed_Natarajan, sinyal audio umumnya disebut sebagai sinyal yang dapat didengar oleh manusia. Energi yang terkandung dalam sinyal audio biasanya diukur dalam desibel. [5] Telinga manusia dapat mendengar bunyi antara 20 Hz hingga 20 KHz (20.000 Hz) sesuai batasan sinyal audio. Angka 20 Hz sebagai frekuensi suara terendah yang dapat didengar, sedangkan 20 KHz merupakan frekuensi tertinggi yang dapat didengar. Nilai frekuensi di bawah 20 Hz disebut frekuensi infrasonik, sedangkan nilai frekuensi di atas 20 KHz disebut frekuensi ultrasonik.

2.2 Speech Processing

Speech (sinyal ucapan) merupakan bentuk khusus dari sinyal suara (*voice*) yang memerlukan pemrosesan khusus yang disebut sebagai *speech processing*. *Speech* merupakan bentuk komunikasi yang paling natural sesama manusia. Penelitian di bidang *speech* sangat luas dan terus berkembang. Teknologi yang terkenal terkait *speech* antara lain adalah *speech recognition*, *speech to text*, *text to speech*, dan lain-lain [6].

2.3 Discrete Cosine Transform (DCT)

DCT penting untuk berbagai aplikasi dalam sains dan teknik, dari kompresi *lossy audio* (misalnya MP3) dan gambar (misalnya JPEG) (dimana komponen frekuensi tinggi kecil dapat dibuang).

Discrete Cosine Transform (DCT) biasa digunakan untuk mengubah sebuah sinyal menjadi komponen frekuensi dasarnya dengan memperhitungkan nilai riil dari hasil transformasinya dan cenderung memiliki pendekatan yang cukup baik terhadap sinyal asli. DCT juga dapat diperoleh dari produk vektor (masukan) dan $n \times n$ matriks ortogonal yang setiap barisnya merupakan basis vektor [7].

Discrete Cosine Transform dari sederet N bilangan real $y(k, l)$, $m = 0, \dots, M$, dirumuskan sebagai berikut [8]:

$$y(k, l) = w(k) \sum_{m=0}^M u(m, l) \cos \left[\frac{(2m+1)(k-1)\pi}{2M} \right] \quad (2.1)$$

dimana:

k dan M adalah jumlah baris

l adalah jumlah kolom

$u(m, l)$ adalah isi dari matriks $u(m, l)$

2.4 K-Nearest Neighbor (KNN)

KNN merupakan salah satu metode klasifikasi yang berdasarkan ciri-ciri data pembelajaran (data latih) yang paling mendekati objek. Dimana ciri direpresentasikan dengan ukuran jarak yang akan diolah dalam hitungan matematis. Dalam metode KNN akan dihitung nilai jarak antara titik yang merepresentasikan data pengujian dengan semua titik yang merepresentasikan data latihnya. Kasus khusus dimana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data latih yang paling dekat (dengan kata lain, $K = 1$) disebut algoritma *nearest neighbor* [9].

Berikut perhitungan jarak pada K-NN [10]:

1. City Block atau manhattan distance

City Block Distance juga disebut sebagai *Manhattan distance/Absolute distance*. *City block distance* menghitung nilai perbedaan absolut dari dua vektor.

$$L_1(X, Y) = \sum_{i=1}^d |X_i - Y_i| \quad (2.2)$$

dimana X_i merupakan data latih, Y_i merupakan data uji, i adalah variabel data, dan d adalah besar dimensi data.

2. Euclidean Distance

Euclidean Distance adalah perhitungan jarak dari 2 buah titik dalam *Euclidean space*. Berikut persamaannya:

$$L_2(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (X_i - Y_i)^2} \quad (2.3)$$

3. Cosine Distance

Pada *Cosine Distance*, titik-titik dianggap sebagai vektor dan dilakukan pengukuran terhadap sudut antara dua vektor tersebut. Berikut persamaannya:

$$\cos(X, Y) = \frac{\sum |x_i| |y_i|}{(\sum \sqrt{x_i^2})(\sum \sqrt{y_i^2})} \quad (2.4)$$

4. Correlation Distance

Pada *Correlation Distance*, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai. Berikut persamaannya:

$$Cor(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x}_i)^2 \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (2.5)$$

dimana $\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m x_i$ dan $\bar{y}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m y_i$

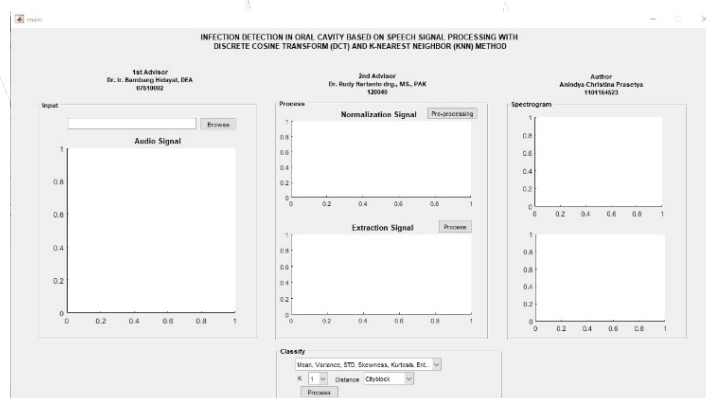
5. Chebychev Distance

Chebychev distance juga disebut jarak nilai maksimum. *Chebychev distance* meneliti besarnya absolut dari perbedaan antara koordinat dari sepasang objek. Berikut persamaannya:

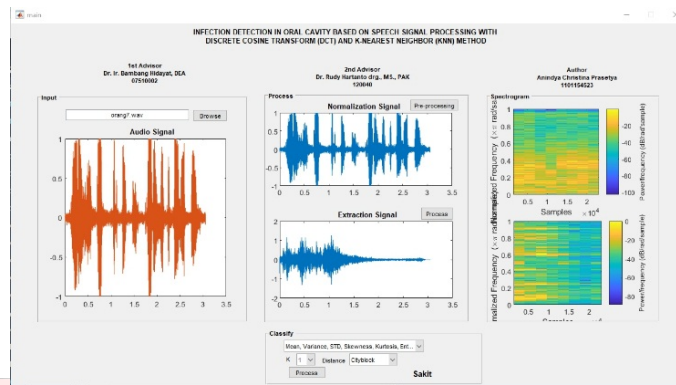
$$d = \max_k |x_i - y_i| \quad (2.6)$$

2.5 Simulasi Sistem

Berikut gambar simulasi sistem:



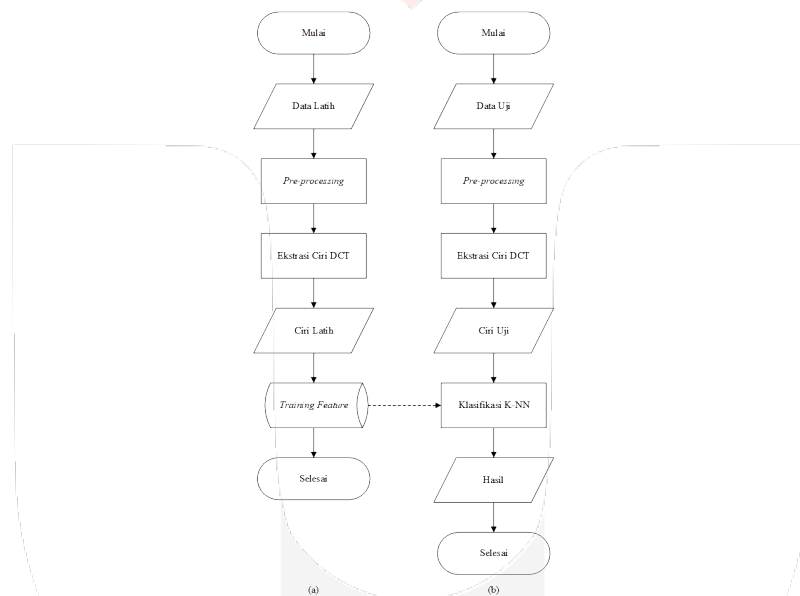
Gambar 1 Model Simulasi Sistem



Gambar 2 Model Simulasi Sistem

2.6 Skenario Pengujian

Berdasarkan tujuan pengujian maka skenario pengujian untuk menguji dan menganalisis performansi perangkat lunak untuk mendeteksi mengklasifikasi kualitas orang sakit maupun sehat dengan sinyal wicara adalah sebagai berikut sebanyak 72 data, sampel suara tersebut dibagi menjadi 48 data latih dan 24 data uji untuk masing-masing kelas sehat dan sakit. Suara yang dijadikan data uji adalah suara yang berbeda dengandata latih. Hal ini berfungsi untuk menguji kemampuan sistem dalam mengenali suara sehat dan sakit.



Gambar 3 Skenario pengujian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pengujian Pengaruh Parameter Orde Satu pada Ekstraksi Ciri

Nilai aku Berikut merupakan data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh parameter orde satu pada proses ekstraksi ciri terhadap akurasi dan waktu komputasi. Parameter orde satu terdiri dari *mean*, *standard deviation*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. rasi yang paling baik yaitu saat menggunakan ciri statistic standard deviation dan entropy sebesar 90% dengan waktu komputasi 0,009 detik. Parameter yang memiliki akurasi paling buruk adalah *mean*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy* yaitu sebesar 60%. Sedangkan parameter mean, variance, standard deviation, skewness, kurtosis, dan entropy adalah parameter yang memakan waktu komputasi paling lama. Hal tersebut dikarenakan semakin bagus ciri ekstraksi pada parameter orde satu, maka semakin besar hasil akurasi yang didapatkan.

Tabel 3.1 Hasil pengujian terhadap ciri orde satu

| No. | Jenis Ciri Statistik | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (detik) |
|-----|----------------------|-------------|-------------------------|
|-----|----------------------|-------------|-------------------------|

| | | | |
|---|---|-------|-------|
| 1 | Mean, Variance, Standard Deviation, Skewness, Kurtosis, Entropy | 83,33 | 0,664 |
| 2 | Skewness, Kurtosis, Entropy | 91,67 | 0,666 |
| 3 | Mean, Variance, Standard Deviation | 83,33 | 0,629 |
| 4 | Variance, Skewness, Entropy | 87,5 | 0,663 |
| 5 | Mean, Standard Deviation, Kurtosis | 83,33 | 0,679 |
| 6 | Standard Deviation, Entropy | 79,17 | 0,670 |
| 7 | Mean | 79,17 | 0,706 |
| 8 | Standard Deviation | 50 | 0,632 |

Nilai akurasi yang paling baik dapat dilihat pada tabel 3.1 yaitu saat menggunakan ciri statistik *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy* sebesar 91,67% dengan waktu komputasi 0,666 detik. Parameter yang memiliki akurasi paling buruk adalah *standard deviation* yaitu sebesar 50%. Sedangkan parameter *mean* adalah parameter yang memiliki waktu komputasi yang paling lama. Sedangkan parameter yang memiliki waktu komputasi kecil adalah parameter *mean*, *variance*, dan *standard deviation* yaitu bernilai 0,629 detik. Hasil tersebut dikarenakan semakin besar hasil perhitungan ciri parameter orde satu pada sistem, maka akurasi yang dihasilkan oleh sistem semakin besar.

3.2 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai K pada Jenis Jarak Euclidean

Hasil pengujian pengaruh perubahan parameter nilai K terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi pada jenis jarak *Euclidean* dalam proses klasifikasi KNN dapat dilihat pada Tabel 3.2. Pengujian ini menggunakan sebanyak 12 data uji untuk kelas sehat dan 12 data uji untuk kelas sakit dengan nilai K = 1, 3, 5, 7, dan 9 dengan jenis jarak KNN *Euclidean*.

Tabel 3.2 Akurasi dan waktu komputasi nilai K jarak *euclidean*

| | Data Uji | | | |
|------------------|----------|-------------|-------------------------|--------------|
| | K | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (detik) | Jumlah Benar |
| <i>Euclidean</i> | 1 | 83,33 | 0,699 | 20 |
| | 3 | 75 | 0,628 | 18 |
| | 5 | 83,33 | 0,573 | 20 |
| | 7 | 79,17 | 0,580 | 18 |
| | 9 | 66,67 | 0,612 | 16 |

Pada tabel di atas dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi tertinggi didapatkan pada saat nilai K = 1 dan 5 yaitu sebesar 83,33% dan akurasi paling rendah didapatkan pada saat nilai K = 9. Hal tersebut terjadi karena pada jarak *Euclidean*, saat tetangga terdekat berjumlah satu sudah cukup mewakili karakteristik dari tiap klasifikasi yang didapat dari proses DCT.

3.3 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai K pada Jenis Jarak Cityblock

Pada Tabel 4.3 dipaparkan hasil pengujian untuk mengetahui perubahan parameter nilai k dengan jenis jarak *Cityblock* terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi dalam proses klasifikasi. Pengujian pada tahap ini menggunakan nilai K = 1, 3, 5, 7, dan 9. Pengujian ini menggunakan 12 data uji untuk kelas sehat dan 12 data uji untuk kelas sakit.

Tabel 3.3 Akurasi dan waktu komputasi nilai K jarak *cityblock*

| | Data Uji | | | |
|------------------|----------|-------------|-------------------------|--------------|
| | K | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (detik) | Jumlah Benar |
| <i>Cityblock</i> | 1 | 83,33 | 0,572 | 20 |
| | 3 | 75 | 0,590 | 18 |
| | 5 | 79,17 | 0,567 | 19 |
| | 7 | 79,17 | 0,619 | 19 |
| | 9 | 79,17 | 0,674 | 19 |

Pengaruh nilai K pada klasifikasi KNN terhadap nilai akurasi dapat disimpulkan pada Tabel 3.3 dimana didapatkan akurasi terbaik pada saat nilai K = 1 sebesar 83,33% dan nilai akurasi paling buruk terjadi pada saat nilai K = 3 yaitu bernilai 75%. Hal ini disebabkan karena pada *Cityblock distance* pengambilan keputusan (pengklasifikasian) terhadap satu tetangga terdekat dan lima tetangga terdekat, sistem baru bisa mengklasifikasikan jenis kelas untuk data uji.

3.4 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai K pada Jenis Jarak *Cosine*

Hasil pengujian untuk mengetahui perubahan parameter nilai K dengan jenis jarak *Cosine* terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi dalam proses klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 3.4. Nilai K yang digunakan pada pengujian ini adalah 1, 3, 5, 7, dan 9 dengan data uji sebanyak 12 data uji untuk kelas sehat dan 12 data uji untuk kelas sakit.

Tabel 3.4 Akurasi dan waktu komputasi nilai K jarak *cosine*

| | Data Uji | | | |
|---------------|----------|-------------|-------------------------|--------------|
| | K | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (detik) | Jumlah Benar |
| <i>Cosine</i> | 1 | 83,33 | 0,763 | 20 |
| | 3 | 87,50 | 0,734 | 21 |
| | 5 | 79,17 | 0,723 | 19 |
| | 7 | 79,17 | 0,680 | 19 |
| | 9 | 79,17 | 0,634 | 19 |

Berdasarkan Tabel 3.4 di atas didapatkan nilai akurasi paling baik pada saat nilai K = 3 dengan nilai akurasi sebesar 87,5% dan nilai akurasi terkecil sebesar 79,17% dengan nilai K = 5, 7, dan 9. Hal ini disebabkan karena pada jarak *Cosine* dengan jumlah tiga tetangga terdekat, sistem mampu memberikan hasil pengelompokan.

3.5 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai K pada Jenis Jarak *Chebychev*

Untuk mengetahui perubahan parameter nilai K dengan jenis jarak *Chebychev* dilakukan pengujian terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi dalam proses klasifikasi yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.4. Dalam pengujian ini digunakan nilai K yang bernilai 1, 3, 5, 7, dan 9 dengan data uji sebanyak 12 untuk kelas sehat dan 12 data uji untuk kelas sakit.

Tabel 4.2 Akurasi dan waktu komputasi nilai K jarak *chebychev*

| | Data Uji | | | |
|------------------|----------|-------------|-------------------------|--------------|
| | K | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (detik) | Jumlah Benar |
| <i>Chebychev</i> | 1 | 83,33 | 0,596 | 20 |
| | 3 | 75 | 0,721 | 18 |
| | 5 | 79,17 | 0,640 | 19 |
| | 7 | 79,17 | 0,664 | 19 |
| | 9 | 66,67 | 0,627 | 16 |

Mengacu pada Tabel 4.4 dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi paling baik bernilai sebesar 83,33% yaitu pada saat nilai K bernilai 1, sedangkan nilai akurasi paling buruk adalah 75% dengan nilai K = 3. Hasil tersebut dikarenakan pada *Chebychev distance*, sistem sudah bisa memberi hasil pengelompokan hanya berdasarkan kepada satu tetangga terdekat.

3.7 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai K pada Jenis Jarak *Correlation*

Perubahan parameter nilai K dengan jenis jarak *Correlation* terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi dalam proses klasifikasi dilakukan pengujian yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.5. Tahap pengujian ini menggunakan nilai K yg bernilai 1, 3, 5, 7, dan 9. Pengujian ini menggunakan sebanyak 12 data uji untuk kelas sehat dan 12 data uji untuk kelas sakit.

Tabel 4.3 Akurasi dan waktu komputasi nilai K jarak *correlation*

| <i>Correlation</i> | Data Uji | | | |
|--------------------|----------|-------------|-------------------------|--------------|
| | K | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (detik) | Jumlah Benar |
| | 1 | 87,5 | 0,693 | 21 |
| | 3 | 83,33 | 0,641 | 20 |
| | 5 | 83,33 | 0,632 | 20 |
| | 7 | 87,5 | 0,641 | 21 |
| | 9 | 75 | 0,649 | 18 |

Dari Tabel 4.5 dapat ditarik kesimpulan bahwa nilai akurasi paling baik terjadi saat nilai K = 1 dan K = 7 yaitu sebesar 87,5%, sedangkan nilai akurasi terburuk bernilai 75% dengan nilai K = 9. Hal ini terjadi karena *Correlation distance* sistem dapat mengklasifikasikan saat memiliki jumlah tetangga terdekat satu dan tujuh.

4. Kesimpulan dan Saran

Dari hasil pengujian sistem pengklasifikasian jenis sinyal wicara yang telah dilakukan pada Tugas Akhir ini, didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem yang dibuat sudah mampu mengklasifikasikan jenis sinyal wicara dengan menggunakan metode ekstraksi ciri DCT dan metode klasifikasi KNN.
2. Jenis distance yang cocok untuk digunakan pada sistem pengklasifikasian jenis sinyal wicara adalah correlation distance karena memiliki akurasi terbesar yaitu 87,5%.
3. Jenis ciri statistik yang lebih cocok digunakan untuk klasifikasi sistem adalah *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy* yang memiliki nilai akurasi 91,67%.

Sistem klasifikasi jenis sinyal wicara ini masih dapat dikembangkan, sehingga tingkat akurasi yang diperoleh dapat menjadi lebih baik tanpa membutuhkan waktu komputasi yang lama. Oleh karena itu, saran yang dapat diajukan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan metode berbeda yang lebih baik dalam mendeteksi sinyal wicara.
2. Menggunakan parameter kalimat yang lain sehingga dapat digunakan sebagai perbandingan.
3. Diimplementasikan pada Android.

5. Daftar Pustaka

- [1] (Lehner, 1977; Rogers, 1977; Rennie et al., 1985; Scully and Porter, 1989; Porter and Sculy, 1991; Eversole, 1994).
- [2] M. Bankvall, Recurrent Aphthous Stomatitis, Journal of Oral Microbiology, pp. 24, Sweden, 2017
- [3] Jurge S, Kuffer R, Scully C, Porter SR. Recurrent aphthous stomatitis. Oral Dis 2006; 12: 1-21.
- [4] Marwati, Enny. 2011. "Penatalaksanaan Rasa Nyeri pada Stomatitis Aftosa Rekuren," Dentistry Jakarta Selatan PDGI, 2011.
- [5] Ntalampiras, Stavros dan Nikos Fakotakis, "Speech/Music Discrimination Based on Discrete Wavelet Transform," 2018, LNAI 5138, pp.205-211.

- [6] Anbarsanti, "Dasar Audio Processing," Available: <https://anbarsanti.staff.telkomuniversity.ac.id/files/2016/08/10-11-Speech-Processing-Basic.pptx>. [Accessed on 9 Desember 2018]

- [7] N. Ahmed Natarajan, T.; Rao, K. R, "Discrete Cosine Transform," IEEE Transactions on Computers, pp. 15-23, 1974, C-23 (1): 90-93.
- [8] S. A. Khayam, "The Discrete Cosine Transform (DCT): Theory and Application," ECE 802-602: Information Theory and Coding, Michigan, 2003.
- [9] Bora, Dibya Jyoti, "Effect of Different Distance Measures on the Performance of K-Means Algorithm: An Experimental Study in Matlab", Vol. 5 (2), 2501-2506. India, 2014.
- [10] I. W. Sugiarsa, "Perancangan Sistem Pendeteksi Leukoplakia Melalui Citra Klinis Rongga Mulut Berbasis Gray Level Co-Occurance Matrix dan K-Nearest Neighbor," e-Proceeding of Engineering : Vol.2, No.2 Bandung, Agustus 2015, Page 2409.

