

DETEKSI BARODONTALGIA PADA KASUS PERAWATAN PULPITIS REVERSIBEL MELALUI SINYAL WICARA DENGAN METODA MEL-FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENTS DAN KLASIFIKASI DECISION TREE

DETECTION OF BARODONTALGIA IN THE CASE OF THE REVERSIBLE PULPITIS TREATMENTS USING SPEECH SIGNALS WITH MEL-FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENTS METHOD AND DECISION TREE CLASSIFICATION

Neng Wiwin Wiyandini¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², drg. Sugeng Winarno, Sp.Perio.MKM³

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

³RSGM Ladokgi RE Martadinata

¹wwiyandini@students.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@gmail.com

, ³swinarno66@yahoo.com

Abstrak

Sinyal wicara merupakan salah satu parameter yang dapat digunakan untuk mendeteksi kesehatan seseorang. Parameter ini diharapkan dapat digunakan sebagai salah satu data oleh ahli radiologi kedokteran gigi untuk mengidentifikasi tingkat kesehatan gigi penyelam berdasarkan analisis pada suatu rekaman suara. Lalu pada dekade terakhir ini telah dilaporkan adanya peningkatan insidensi barodontalgia yang terjadi pada penyelam lebih besar. Barodontalgia adalah rasa nyeri pada gigi akibat perubahan tekanan pada saat menyelam. Selain perubahan tekanan udara, pulpitis dengan peradangan periapikal adalah penyebab utama terjadinya barodontalgia. Pada penelitian ini penyakit yang diteliti adalah pulpitis reversibel. Pulpitis reversibel merupakan inflamasi pada pulpa yang tidak parah. Pada tugas akhir ini telah dirancang sebuah sistem aplikasi berbasis Matlab yang dapat mendeteksi pulpitis reversibel melalui sinyal wicara pada penyelam. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu dan mempermudah ahli radiologi kedokteran gigi dalam mendeteksi dan meminimalisir terjadinya Barodontalgia pada Penyelam. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Mel-Frequency Cepstral Coefficient sebagai ekstraksi ciri dan Desicion Tree sebagai klasifikasinya dengan akurasi terbaik sebesar 80%.

Kata Kunci: Barodontalgia, Pulpitis Reversibel, *Mel-Frequency Cepstral Coefficient*, *Desicion Tree*

Abstract

Speech signals is one of the parameters that can be used to detect a person's health. This parameter is expected to be used as one of the data by the radiologist Dentistry dental health to identify the level of diver based on analysis on a sound recording. Then in the last decade have reported an increase in the incidence of barodontalgia is happening on a diver is larger. Barodontalgia is a pain on teeth due to changes of pressure at the time of the dive. In addition to changes in air pressure, inflammatory pulpitis by periapikal is the main cause of occurrence of barodontalgia. In this research diseases that will be examined is reversible pulpitis. Reversible pulpitis is an inflammation on the pulpa are not severe. This final project a Matlab-based application system has been designed that can detect reversible pulpitis through a speech signal on divers. The result of this research can help and ease the radiologist dentistry in detect and minimize the occurrence of Barodontalgia in divers. The method to be used in this research is the Mel-Frequency Cepstral Coefficient as extraction characteristics and Desicion Tree as classification with best accuracy is 80%.

Keywords: Barodontalgia, Reversible Pulpitis, *Mel-Frequency Cepstral Coefficient*, *Desicion Tree*

1. Pendahuluan

Pada dekade terakhir ini fenomena barodontalgia ditinjau kembali dan telah dilaporkan adanya peningkatan insidensi barodontalgia yang terjadi pada penyelam lebih besar dibanding dengan kru pesawat [2]. Penyelam akan mengalami barodontalgia saat menyelam pada kedalaman 10-25m di bawah permukaan air laut [3]. Selain perubahan tekanan udara, pemicu barodontalgia sudah diteliti sejak lama. Pulpitis dengan peradangan periapikal adalah penyebab utama terjadinya Barodontalgia sejak tahun 1940 hingga saat ini [4].

Pulpitis adalah proses peradang pada jaringan pulpa gigi yang menimbulkan rasa nyeri dan pada umumnya kelanjutan dari proses karies. Secara partosifiologik dan diagnosis klinis pulpitis dibagi menjadi dua yaitu pulpitis reversibel dan pulpitis irreversibel [5]. Pada penelitian ini penyakit yang diteliti adalah pulpitis

reversibel. Pulpitis reversibel merupakan peradangan pada pulpa gigi yang tidak parah, jika penyebab radang dihilangkan maka pulpa normal kembali [6].

Ditinjau dari permasalahan tersebut diharapkan ciri akustik sinyal wicara dapat digunakan sebagai salah satu parameter oleh ahli radiologi kedokteran gigi untuk mengidentifikasi tingkat kesehatan penyelim berdasarkan analisis pada suatu rekaman suara. Pada penelitian ini akan digunakan dua buah metode yaitu *Mel-Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC) sebagai ekstraksi ciri dan *Decision Tree* sebagai klasifikasinya.

2. Dasar Teori

2.1 Pulpa

Pulpa adalah jaringan lunak yang terletak di bagian tengah gigi [12]. Pulpa terdiri dari jaringan ikat lunak, yang mengandung pembuluh-pembuluh darah dan persyarafan, dan mempertahankan vitalitas kompleks pulpa-dentin (Okiji, 2002).

2.2 Pulpitis Reversibel

Pulpitis reversibel merupakan inflamasi pada pulpa yang tidak parah. Jika penyebabnya dihilangkan, maka inflamasi mulai menghilang dan pulpa akan kembali normal. Pulpitis reversibel biasanya asimtomatik (tanpa gejala). Namun, jika timbul gejala biasanya berbentuk pola yang khusus. Pulpitis reversibel yang dibiarkan akan berkembang menjadi pulpitis irreversible yaitu radang pulpa permanen yang tidak akan bisa pulih walaupun penyebabnya dihilangkan [6].

2.3 Suara

Suara dapat didefinisikan sebagai serangkaian gelombang yang merambat dari suara sumber getar akibat perubahan kerapatan dan juga tekanan udara (Gabriel, 1996). Gelombang suara adalah gelombang mekanika longitudinal yang terbentuk karena adanya sesuatu yang bergetar. Organ tubuh yang terlibat dalam proses pembentukan suara diantaranya paru-paru, tenggorokan (*trachea*), laring (*larinx*), faring (*pharynx*), rongga hidung (*nasal cavity*), dan rongga mulut (*oral cavity*) [11].

2.4 Speech Processing

Speech Processing adalah metode mengekstrak informasi yang diinginkan dari sebuah sinyal suara [13]. Pengklasifikasian sinyal dapat dibedakan menjadi beberapa jenis yaitu sinyal waktu kontinu, sinyal waktu diskrit, sinyal nilai kontinu, sinyal nilai diskrit, sinyal random, dan sinyal nonrandom. Sinyal waktu kontinu (sinyal analog) adalah sinyal yang belum melalui proses apapun. Sedangkan sinyal diskrit atau sinyal digital adalah sinyal analog yang telah melalui proses *sampling*, kuantisasi, dan *encoding* [15]. *Sampling* adalah proses mengambil nilai-nilai sinyal pada titik-titik diskrit sepanjang variabel waktu dari sinyal waktu kontinu. Kuantisasi adalah proses melakukan konversi sinyal yang telah dicuplik menjadi sinyal digital yang diwakili oleh nilai dengan jumlah digit tertentu. Encoding adalah proses mengubah nilai-nilai sinyal menjadi bilangan biner [13][16].

2.5 Mel-Frequency Cepstral Coefficients

MFCC didasarkan atas variasi bandwidth kritis terhadap frekuensi pada telinga manusia yang dapat memfilter serta bekerja secara linier pada frekuensi rendah dan bekerja secara logaritmik pada frekuensi tinggi. Filter ini digunakan untuk menangkap karakteristik fonetis penting dari sinyal ucapan. Untuk meniru kondisi telinga, karakteristik ini digambarkan dalam skala mel-frekuensi, yang merupakan frekuensi linier di bawah 1000 Hz dan frekuensi logaritmik di atas 1000 Hz. Biasanya frekuensi pencuplikan yang digunakan di atas 10000 Hz agar dapat meminimalkan efek aliasing pada konversi analog-digital [17]. Ada beberapa tahapan analisis MFCC untuk pengenalan ucapan, yaitu:

1. Pre-emphasize

Pre-emphasize Filtering adalah salah satu jenis filter yang sering digunakan sebelum sebuah signal diproses lebih lanjut. Filter ini mempertahankan frekuensi-frekuensi tinggi pada sebuah spectrum, yang umumnya tereliminasi pada saat proses produksi suara yang dapat dituliskan dengan persamaan sebagai berikut dengan default dari nilai alpha yang digunakan dalam proses pre-emphasis filtering adalah 0,97.

$$y(n) = s(n) - \alpha s(n - 1) \quad (1)$$

2. Frame Blocking

Pada langkah ini, sinyal ucapan yang terdiri dari S sampel ($X(S)$) yang dibagi menjadi beberapa frame yang berisi N sampel, masing-masing frame dipisahkan oleh M ($M < N$).

3. Windowing

Windowing pada masing-masing frame untuk meminimalisir diskontinuitas sinyal pada permulaan dan akhir setiap *frame*.

4. FFT (Fast Fourier Transform)

FFT berfungsi untuk mendapatkan sinyal dalam domain frekuensi dari sebuah sinyal diskrit [18].

FFT juga dapat didefinisikan sebagai sebuah algoritma cepat untuk implementasi *Discrete Fourier*

Transform (DFT) yang terdiri dari N sampel yang dapat dituliskan dengan persamaan sebagai berikut.

$$F(k) = \sum_{n=1}^N f(n) \cos\left(\frac{2\pi n k T}{N}\right) - j \sum_{n=1}^N f(n) \sin\left(\frac{2\pi n k T}{N}\right) \quad (2)$$

Untuk melihat nilai hasil FFT dapat menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$|f(u)| = [R^2 + I^2]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

5. Mel-Frequency Wrapping

Skala Mel-Frequency adalah frekuensi yang linier di bawah 1 kHz dan logaritmik di atas 1 kHz. Skala Mel dapat diperoleh dengan pendekatan persamaan sebagai berikut.

$$Mel(f) = 2595 * \log_{10}\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (4)$$

Di mana B adalah skala Mel-Frequency dan f adalah frekuensi linier.

6. Cepstrum

Mel-Frequency Cepstrum didapat dari invers DCT (Discrete Cosine Transform) untuk mendapatkan kembali sinyal dalam domain waktu. Hasilnya disebut sebagai Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC). MFCC bisa didapat melalui pendekatan dengan persamaan sebagai berikut.

$$C_n = \sum_{k=1}^K (\log S_k) \cos\left[n\left(k - \frac{1}{2}\right)\frac{\pi}{K}\right] \quad (5)$$

2.6 Decision Tree

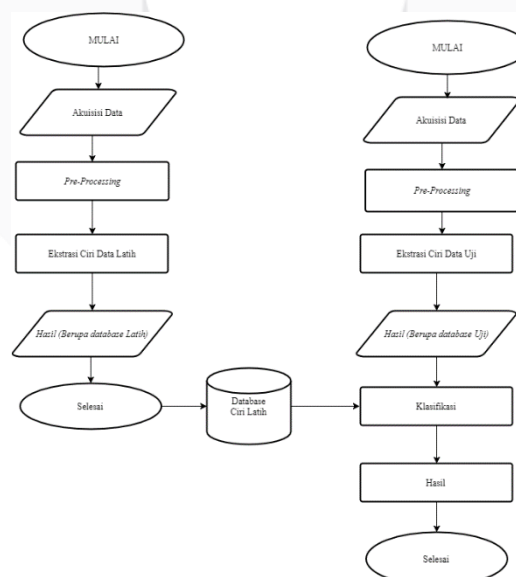
Decision tree adalah salah satu metode klasifikasi yang menggunakan representasi struktur pohon (tree) di mana setiap node merepresentasikan atribut, cabangnya merepresentasikan nilai dari atribut, dan daun merepresentasikan kelas [19]. Proses prediksi yang dilakukan oleh decision tree yaitu dengan cara mengikuti berbagai kondisi pada pohon klasifikasi dari titik akar hingga ke titik daun. Respons dari berbagai kombinasi kondisi terdapat pada masing-masing titik daun [20].

3. Perancangan Sistem

3.1 Diagram Alir Sistem

Secara garis besar sistem deteksi ini dibagi menjadi 5 tahap utama, yaitu akuisisi atau pengambilan data suara menggunakan mikrofon, preprocessing untuk menyesuaikan sinyal input sesuai dengan requirement yang dibutuhkan, ekstraksi ciri dan pembuatan database menggunakan data latih dan data uji dengan metode MFCC, klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree, dan menganalisis performansi sistem berdasarkan hasil akurasi sistem dan waktu komputasi.

Pada penelitian ini, sistem perangkat lunak yang sudah dirancang terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pelatihan digunakan untuk memproses sampel suara yang mana akan didapat beberapa ciri dari data latih yang akan dijadikan acuan database untuk tahap klasifikasi di tahap pengujian. Berikut ini gambaran diagram alir sistem simulasi tahap pelatihan dan pengujian pada perangkat lunak yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram alir model sistem

3.2 Performansi Sistem

Dalam pengujian performansi sistem kita perlu mengetahui kelebihan dan kekurangan sistem, pengujian dilakukan terhadap data latih dan data uji menggunakan software Matlab berdasarkan metode MFCC dan *Decision Tree* untuk mengevaluasi performansi sistem. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Data\ Benar}{Jumlah\ Data\ Keseluruhan} \times 100\% \quad (5)$$

4. Hasil Pengujian Sistem dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel, grafik beserta analisisnya. Untuk mendapatkan keluaran suara orang sehat dan suara orang sakit maka dilakukan pengujian dengan menggunakan tiga skenario.

4.1 Pengujian Pengaruh Coefficient MFCC terhadap akurasi sistem

Pada skenario pertama ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi pada coefficient MFCC 7, 10, 13, dan 20 pada frekuensi sampling 44100 Hz serta menggunakan parameter statistik mean, standar deviasi, variance, skewness, kurtosis, dan entropy serta menggunakan klasifikasi decision tree. Hasil akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Tabel Performansi Pengujian *Coefficient* MFCC

Coefficient	Akurasi	Waktu komputasi (s)
7	66.67%	1.0156
10	70%	0.98438
13	80%	1.2031
20	73.33%	1.2969

Pada skenario ini didapat nilai akurasi terbaik di dapat pada coefficient MFCC 13 sebesar 80% dengan waktu komputasi selama 1.2031 detik. sedangkan nilai akurasi terendah di dapat pada coefficient MFCC 7 sebesar 66.67% dengan waktu komputasi selama 1.0156 detik.

4.2 Pengujian Pengaruh filter MFCC terhadap akurasi sistem

Pengujian sistem pada skenario kedua ini dilakukan dengan menggunakan 7, 10, 13, dan 20 Coefficients MFCC pada frekuensi sampling sebesar 44100 Hz, dilakukan mulai dari tahap pre-processing, ekstraksi ciri MFCC dan terakhir menggunakan klasifikasi dengan metode Decision Tree. Hasil pengujian tersebut akan dilakukan pada dua bagian, yaitu pengujian yang dilakukan per filter dan semua filter (digabungkan), yang hasilnya dapat dilihat pada tabel 2, tabel 3, tabel.4, dan tabel 5 di bawah ini.

Tabel 2 Hasil Pengujian Coefficient MFCC = 7

Tipe Pengujian	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Filter = 1	60	0.57813
Filter = 2	43.3333	0.4375
Filter = 3	76.6667	0.375
Filter = 4	66.6667	0.35938
Filter = 5	76.6667	0.42188
Filter = 6	63.3333	0.40625
Filter = 7	56.6667	0.8125
Semua Filter	66.6667	1.875

Berdasarkan tabel 4.2 diatas, dapat disimpulkan jika menggunakan 7 coefficients MFCC maka filter 3 dan filter 5 lebih baik dijadikan sebagai parameter MFCC dibandingkan menggunakan semua filter karena akurasi yang di dapat lebih besar dibandingkan menggunakan semua filter yaitu sebesar 76.67% dengan waktu komputasi masing-masing selama 0.375 detik dan 0.42188 detik.

Pengujian selanjutnya dilakukan dengan merubah Coefficient MFCC nya menjadi 10, yang hasilnya dapat dilihat pada tabel 4.3 dibawah ini.

Tabel 3 Hasil Pengujian MFCC Coefficient = 10

Tipe Pengujian	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Filter = 1	60	1.0313
Filter = 2	43.3333	0.57813
Filter = 3	66.6667	0.60938
Filter = 4	66.6667	0.59375
Filter = 5	70	0.67188
Filter = 6	43.3333	0.625
Filter = 7	50	0.57813
Filter = 8	66.6667	0.64063
Filter = 9	30	0.67188
Filter = 10	36.6667	0.65625
Semua Filter	70	1.6875

Berdasarkan tabel 4.3 diatas, dapat disimpulkan jika menggunakan 10 coefficients MFCC maka filter 5 lebih baik dijadikan sebagai parameter MFCC dibandingkan menggunakan semua filter karena waktu komputasi filter 5 lebih kecil dibandingkan menggunakan semua filter yaitu selama 0.67188 detik dengan akurasi sebesar 70%.

Pengujian selanjutnya dilakukan dengan merubah Coefficient MFCC nya menjadi 13, yang hasilnya dapat dilihat pada tabel 4 dibawah ini.

Tabel 4 Hasil Pengujian MFCC Coefficient = 13

Tipe Pengujian	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Filter = 1	63.3333	0.625
Filter = 2	66.6667	0.57813
Filter = 3	53.3333	0.57813
Filter = 4	70	0.53125
Filter = 5	63.3333	0.53125
Filter = 6	43.3333	0.57813
Filter = 7	53.3333	0.53125
Filter = 8	60	0.54688
Filter = 9	40	0.64063
Filter = 10	53.3333	0.6875
Filter = 11	33.3333	0.5
Filter = 12	36.6667	0.57813
Filter = 13	56.6667	0.64063
Semua Filter	80	1.7188

Berdasarkan tabel 4 diatas dapat disimpulkan jika menggunakan 13 coefficients MFCC maka menggunakan semua filter lebih baik dijadikan sebagai parameter MFCC dibandingkan hanya menggunakan filter 4 saja karena akurasi terbaik terdapat pada semua filter yaitu 80% dengan waktu komputasi selama 1.7188 detik.

Pengujian selanjutnya dilakukan dengan merubah Coefficient MFCC nya menjadi 20, yang hasilnya dapat dilihat pada tabel 5 dibawah ini.

Tabel 4 Hasil Pengujian MFCC Coefficient = 13

Tipe Pengujian	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Filter = 1	56.6667	0.35938
Filter = 2	43.3333	0.39063
Filter = 3	50	0.35938
Filter = 4	73.3333	0.34375
Filter = 5	70	0.375
Filter = 6	46.6667	0.375
Filter = 7	43.3333	0.375
Filter = 8	70	0.39063
Filter = 9	43.3333	0.375
Filter = 10	60	0.35938
Filter = 11	63.3333	0.34375
Filter = 12	40	0.34375
Filter = 13	50	0.35938
Filter = 14	40	0.35938
Filter = 15	43.3333	0.375
Filter = 16	53.3333	0.57813
Filter = 17	50	0.34375
Filter = 18	53.3333	0.35938
Filter = 19	76.6667	0.75
Filter = 20	43.3333	0.4375
Semua Filter	73.3333	1.9063

Berdasarkan tabel 4.5 diatas, dapat disimpulkan jika menggunakan 20 coefficients MFCC maka filter 19 lebih baik dijadikan sebagai parameter MFCC dibandingkan menggunakan semua filter karena akurasi yang di dapat lebih besar dibandingkan menggunakan semua filter yaitu sebesar 76.67% dengan waktu komputasi selama 0.75 detik.

4.3 Pengujian Pengaruh Parameter Statistik terhadap Akurasi Sistem

Pada skenario ketiga ini akan melihat nilai akurasi pada parameter statistik yang didapatkan pada coefficient MFCC 7, 10, 13, dan 20 dengan menggunakan klasifikasi decision tree. Hasil akurasi dan waktu komputasi pada pengujian tahapan ini dapat dilihat pada Tabel.6.

Tabel 6 Hasil Performansi Akurasi pada Parameter Statistik

Coefficient	7	10	13	20
Mean	23.46%	19.94%	51.52%	16.82%
Std.Deviation	16.59%	16.89%	28.03%	15.44%
Variance	100%	33.37%	100%	49.76%
Skewness	21.36%	34.650%	21.23%	16.48%
Kurtosis	56.33%	41.51%	52.19%	34.80%
Entropy	96.48%	100%	100%	100%

Berdasarkan tabel diatas, dapat disimpulkan parameter statistik terbaik dengan menggunakan metode MFCC dan klasifikasi *decision tree* adalah *variance* dan *entropy* dengan akurasi terbaik sebesar 100%.

5. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem deteksi barodontalgia pada kasus perawatan pulpitis reversibel melalui sinyal wicara, dalam penelitian tugas akhir ini dapat kita simpulkan bahwa sistem ini mampu mendeteksi sinyal wicara pada kasus perawatan pulpitis reversibel dengan menggunakan metoda Mel-Frequency Cepstral Coefficients dan klasifikasi Decision Tree, dengan parameter yang mempengaruhi akurasi sistem pada penelitian ini ialah coefficient dan filter MFCC. Coefficient terbaik terdapat pada coefficient MFCC 13 dengan menggunakan semua filter, mengingat akurasi yang didapat lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan salah satu filter saja. Kemudian parameter statistik yang terbaik adalah *variance* dan *entropy*.

Peformasi terbaik yang diperoleh dari semua pengujian adalah akurasi sebesar 80% dengan waktu komputasi selama 1.7188 detik, pada kondisi 24 suara teridentifikasi sesuai dengan identitas sebenarnya. Sedangkan, 6 suara lainnya tidak teridentifikasi.

Daftar Pustaka

1. Armidin Raagung Putra, "Aplikasi Flowable Resin Komposit dalam Mengurangi Salah Satu Resiko dari Barodontalgia", Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Sumatera Utara Medan, 2010.
2. Zadik Y, "Barodontalgia : What have we learned in the past decade?", *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod*, 109 (4) : 65-69, 2010.
3. Stotzer Marcus, et al., "Pathophysiology of Barodontalgia: A Case Report and Review of the Literature", In: *Case Reports in Dentistry*, Article ID 453415, 2012.
4. Zadik Y, "Aviation dentistry: current concepts and practice", *Br Dent J*, 206 (11-16), 2009.
5. Widodo Trijoedani, "Respons imun humoral pada pulpitis," Vol.38, No.2, 2005.
6. Walton RE, Torabinejad M, "Prinsip dan praktik ilmu endodonsia," edisi 3, Jakarta: EGC, 2008.
7. Mustofa Ali, "Sistem Pengenalan Penutur dengan Metode Mel-Frequency Wrapping dan Kantisasi Vektor," Jurusan Teknik Elektro, Universitas Brawijaya, 2008.
8. (2018, Februari 07) [online]. Available : <http://erepo.unud.ac.id/10374/3/fa93446011132edc4de4666337c140ce.pdf>
9. (2018, Februari 22) [online]. Available : <https://repository.unri.ac.id/xmlui/bitstream/handle/123456789/7878/KI%20Norma.pdf?sequence=1>
10. Suyudi Ichwan, Saptono Debyo, "Analisis Vocal Tract pada Kajian Akustik Vokal Bahasa Indonesia," Vol. 6 ISSN: 1858-2559, 2015.
11. Wicaksono Galieh, Prayudi Yudi, "Teknik Forensika Audio untuk Analisa Suara pada Barang Bukti Digital," 2013.
12. (2018, Februari 24) [online]. Available : <http://repository.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/51875/Chapter%20II.pdf?sequence=4>
13. Ronando Elsen, Irawan M. Isa, "Pengenalan Ucapan Kata sebagai Pengendal Gerakan Robot Lengan secara Real-Time dengan Metode Linear Predictive Coding – Neuro Fuzzy," *Jurnal Sains dan Seni ITS* Vol. 1, No. 1, ISSN: 2301-928X, 2012.
14. Imaro Anjar, Wisaksono Dodi, Ariyanto Endro, "Uji Validasi Suara Berbasis Pengenalan Suara (Voice Recognition) menggunakan Easy VR 3.0," ISBN: 978-602-1180-50-1, 2017.
15. Rahmi Rustati, "Pengolahan Suara menggunakan Transformasi Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Pengenalan Pembicara," *Progresif*, Vol. 6 No. 2, ISSN 0216-3284 , 2010.
16. Sihombing Jefri, "Perancangan dan Implementasi Voice Recognition Menggunakan Linear Predictive Coding Berbasis FPGA", Fakultas Teknik Elektro, Institut Teknologi Telkom, 2013.
17. Setiawan Angga, Hidayatno Achmad, Isnanto R. Rizal, "Aplikasi Pengenalan Ucapan dengan Ekstraksi Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) Melalui Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Learning Vector Quantization (LVQ) untuk mengoperasikan Kursor Komputer," *Transmisi*, 13 (3), 82-86, 2011.
18. Fawziah Siti Khodijah Fathonatun Nurul, et al., "Pemodelan Speech Recognition Speech-to-Text dalam Bahasa Indonesia menggunakan Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dan Hidden Markov Model (HMM)" Fakultas Elektro dan Komunikasi, Institut Teknologi Telkom Bandung, 2013
19. Anik Andriani, "Penerapan Algoritma C4.5 Pada Program Klasifikasi Mahasiswa Dropout," 2012
20. (2018, Maret 05) [online]. Available : <http://www.mathworks.com/help/stats/decision-trees.html>.
21. Ryamizard Alif Fajri, "Deteksi Nada Tunggal Alat Musik Kecapi Bugis Makassar Menggunakan Metode Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN)", Fakultas Teknik Elektro, Univeritas Telkom, 2018.