

DETEKSI SUARA MANUSIA DALAM KEADAAN EMOSI DENGAN MENGGUNAKAN *LINEAR PREDICTIVE CODING (LPC)* DENGAN KLASIFIKASI *COARSE TO FINE SEARCH (CFS)* BERBASIS PENGOLAHAN DATA

DETECTION HUMAN VOICE IN EMOTION CONDITION USING LINEAR PREDICTIVE CODING (LPC) WITH COARSE TO FINE SEARCH (CFS) CLASSIFICATION BASED ON DATA PROCESSING

Isnaeny Rahmawanthi¹, Jangkung Raharjo², Angga Rusdinar³

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

¹isnaenv.ri@gmail.com, ²jangkung.raharjo@gmail.com, ³anggarusdinar@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Informasi paralinguistik mengacu kepada pesan tersirat yang terkandung di dalam ucapan, seperti emosi dari pengucap. Emosi yang akan diidentifikasi pada penelitian ini adalah senang, sedih, marah, jijik, dan netral. Emosi tersebut biasa disebut *archetypal* emosi. Sinyal suara direpresentasikan dengan beberapa ciri, yaitu: fitur *Linear Predictive Coding (LPC)*, turunan orde pertama koefisien *spektral*, fundamental frekuensi, dan energi. Performa dari sistem akan diukur berdasarkan akurasi dalam ketepatan deteksi emosi.

Dalam tugas akhir ini melalui analisis frekuensi suara manusia tersebut, dapat diteliti suara seseorang termasuk level normal, berisiko atau tinggi. Metode klasifikasi yang digunakan adalah metode *Coarse-to-Fine Search (CFS)*. Pemilihan metode tersebut ditujukan untuk membagi data suara manusia menjadi beberapa kelas berdasarkan polanya dan mengklasifikasikannya.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendeteksi suara emosi manusia melihat dari parameter yang dicari akurasi dan optimasi yang terbaik pada sistem. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi tertinggi yang didapatkan adalah 75% dengan menggunakan 6 *feature LPC* yaitu, *mean*, standar deviasi, *skewness*, *variance*, kurtosis, dan *entropy* dari 36 data latih dan 8 data uji. Parameter terbaik yang didapatkan adalah 13 panjang matriks maksimum pada klasifikasi dengan 20 fungsi kendala dan 5 jumlah individu dengan perulangan $N+1$, di mana N merupakan jumlah perulangan yang telah ditetapkan pada sistem untuk mengetahui titik konvergen.

Kata Kunci: *Linear Predictive Coding (LPC)*, *Coarse-to-Fine Search (CFS)*, Emosi.

Abstract

Paralinguistic information refers to the implied message contained in speech, like the emotion of the speaker. Emotions that will be identified in this study are happy, sad, angry, disgusted, and neutral. Emotions are usually called archetypal emotions. Sound signals are represented by several characteristics, namely: the Linear Predictive Coding (LPC) feature, the first-order derivative of the spectral coefficient, fundamental frequency, and energy. The performance of the system will be measured based on accuracy in the accuracy of emotional detection.

In this final project, through the analysis of human voice frequency, a person's voice can be examined, including normal, risky or high levels. The classification method used is the Coarse-to-Fine Search (CFS) method. The choice of the method is intended to divide human voice data into several classes based on their patterns and classify them.

The purpose of this study was to detect the sound of human emotions seeing from the parameters sought the best accuracy and optimization on the system. The test results showed that the highest accuracy obtained was 75% using 6 LPC features, namely, mean, standard deviation, skewness, variance, kurtosis, and entropy from 36 training data and 8 test data. The best parameters obtained are 13 maximum matrix lengths in classification with 20 constraint functions and 5 number of individuals with loop $N + 1$, where N is the number of repetitions that have been set in the system to find out the convergent point.

Keyword: *Linear Predictive Coding (LPC)*, *Coarse-to-Fine Search (CFS)*, Emotion.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang Masalah

Salah satu bentuk interaksi antara manusia dengan komputer adalah ucapan. Ucapan terdiri dari kata yang diucapkan dengan berbagai cara. Jika hanya mengamati apa yang diucapkan tanpa memperhatikan cara pengucapan kata, kemungkinan aspek penting dari ucapan tersebut akan hilang, bahkan bisa terjadi kesalahpahaman. Tantangan di bidang pengenalan suara adalah mendeteksi emosi dari pembicara. Emosi adalah perasaan intens yang ditujukan kepada seseorang atau sesuatu. Selain itu, emosi dapat diartikan sebagai reaksi yang timbul akibat perbuatan seseorang atau pun kejadian tertentu[1].

Beberapa penelitian menunjukkan adanya hubungan yang erat antara beberapa satuan statistik ucapan dan emosi dari pembicara. Satuan tersebut dapat membentuk suatu ciri yang melambangkan seseorang dalam keadaan emosi. Kasus tersebut sudah dianalisis dengan menggunakan algoritma HMM dengan lebih memperhatikan waktu suaranya. Kasus deteksi suara manusia dalam keadaan emosi ini dapat diimplementasikan pada robot mimik. Di mana pada robot mimik dapat mengenali suara emosi yang dikeluarkan oleh pemiliknya sendiri.

Oleh karena itu, dengan adanya metode *Coarse-to-Fine Search* (CFS) untuk mempermudah mendapatkan parameter dan akurasi terbaik dalam pengenalan suara emosi pada sistem. Ciri tersebut dapat diambil dengan metode *Linear Predictive Coding* (LPC), kemudian keluaran dari LPC dijadikan masukan *Coarse-to-Fine Search* (CFS).

LPC sudah lama digunakan pada teori komunikasi. Saat ini LPC ditemukan pada aplikasi pengenalan analisis dan perpaduan, pengenalan pembicara, dan pengenalan kata. *Linear prediction* adalah teknik untuk menganalisis data persamaan waktu yang didapat dari analisis sistem linear[2]. Dengan menggunakan *linear prediction*, Parameter dari sistem tersebut dapat ditentukan dengan menganalisis masukan dan keluaran sistem.

Coarse-to-Fine Search adalah algoritma efisien yang sesuai untuk implementasi dalam sistem prosesor tunggal[3]. Yang menggunakan sejumlah iterasi untuk mengurangi kebutuhan komputasi. Metode ini sudah pernah digunakan oleh Dr.Ir.Jangkung Raharjo, MT. yang saat ini merupakan Dosen di Universitas Telkom yang menemukan sebuah metode yang dapat menghemat biaya listrik. Metode tersebut adalah *Coarse to Fine Search* (CFS) yang disinyalir mampu menangani permasalahan penghematan biaya listrik atau *Economic Dispatch* (ED). Oleh karena itu, penulis ingin menggunakan metode tersebut untuk mempermudah mendapatkan parameter terbaik dalam penelitian.

Dalam tugas akhir ini, perancangan sistem dilakukan menggunakan perangkat lunak bahasa pemrograman menggunakan ekstraksi ciri *Linear Predictive Coding* (LPC) , dan klasifikasi yang digunakan adalah *Coarse-to-Fine Search*. Proses pengujian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pelatihan bertujuan untuk mendapatkan fitur-fitur penting hasil proses ekstraksi ciri dan pengenalan suara yang akan menjadi masukan untuk tahap pengujian. Tahap pengujian bertujuan untuk melihat bagaimana perangkat lunak berjalan dari awal sampai akhir dengan memasukkan beberapa parameter pengujian.

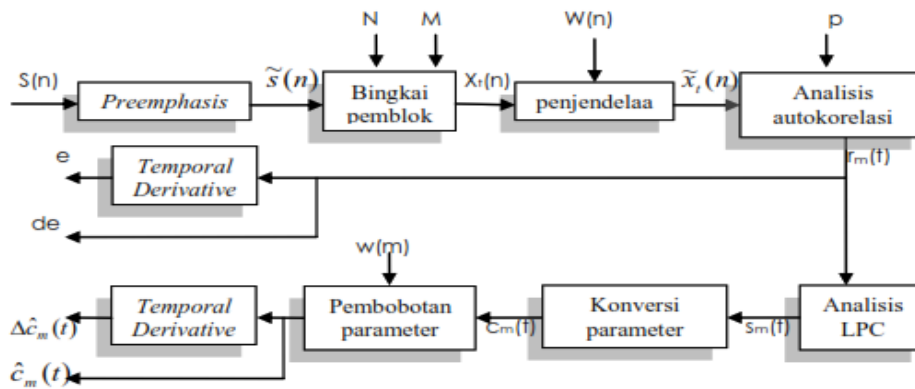
2. Dasar Teori

2.1 Emosi

Pengenalan emosi berbasis suara bertujuan untuk secara otomatis mengidentifikasi keadaan emosional manusia dari suaranya. Hal ini didasarkan pada analisis mendalam dari mekanisme generasi sinyal suara, penggalan beberapa fitur yang berisi informasi emosional dari suara pembicara, dan mengambil metode pengenalan pola yang tepat untuk mengidentifikasi keadaan emosi[5]. Seperti sistem pengenalan pola yang khas, sistem pengenalan emosi terdiri dari empat modul utama: masukan ucapan, ekstraksi fitur, klasifikasi dan emosi keluaran[6]. Untuk memilih fitur yang sesuai yang membawa informasi tentang emosi dari sinyal suara merupakan langkah penting dalam sistem pengenalan emosi berbasis suara[7]. Energi adalah fitur dasar dan paling penting dalam sinyal suara. Untuk mendapatkan nilai statistik dari fitur energi, kita menggunakan fungsi jangka pendek untuk mengekstrak nilai energi di setiap *frame* ucapan. Emosi yang seseorang rasakan bukan hanya berupa satu bentuk saja, melainkan bisa dibedakan menjadi beragam istilah yang lebih cocok untuk menggambarkan apa yang dirasakan saat itu. Beragam jenis emosi yang ada yaitu: gembira, marah, sedih dan kaget[8].

2.2 Linear Prediction Coding (LPC)

Ekstraksi ciri berdasarkan pada partisi ucapan dalam interval kecil yang dikenal sebagai *frame*. Untuk memilih fitur yang sesuai yang membawa informasi tentang emosi dari sinyal suara merupakan langkah penting dalam sistem pengenalan emosi berbasis suara[9]. Diagram blok ekstraksi ciri dapat dilihat pada Gambar 2.1 dengan langkah-langkah analisis dari LPC.



Gambar 2.1 Diagram blok ekstraksi ciri *linear predictive coding*

2.2.1 Preemphasis.

Pada langkah ini, cuplikan kata dalam bentuk digital ditapis dengan menggunakan FIR filter orde satu untuk meratakan *spektral* sinyal kata yang telah dicuplik tersebut. Persamaan *preemphasizer* yang paling umum digunakan ialah :

$$y(n) = s(n) - \alpha s(n - 1) \tag{2.1}$$

Di mana harga α yang paling sering digunakan 0,95. Sedangkan untuk implementasi *fixed point*, harga α ialah 15/ 16 atau sama dengan 0,9375.

2.2.2 Frame Blocking

Pada tahap ini sinyal kata yang telah *teremphasized*, $s(n)$ dibagi menjadi *frame-frame* dengan masing-masing *frame* memuat N cuplikan kata dan *frame-frame* yang berdekatan dipisahkan sejauh M cuplikan, semakin $M \ll N$ semakin baik perkiraan *spektral* LPC dari *frame* ke *frame*.

2.2.3 Windowing

Pada langkah ini dilakukan fungsi *weighting* pada setiap *frame* yang telah dibentuk pada langkah sebelumnya dengan tujuan untuk meminimalkan *discontinuities* pada ujung awal dan ujung akhir setiap *frame* yaitu dengan men-*taper* sinyal menuju nol pada ujung-ujungnya. Tipikal *window* yang digunakan pada metode auto korelasi LPC adalah *Hamming window* yang memiliki bentuk ,

$$w(n) = 0,54 - 0,46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N - 1}\right) \tag{2.2}$$

$$0 \leq n \leq N - 1$$

2.2.4 Analisa Auto Korelasi

Pada tahap ini masing-masing *frame* yang telah di *windowing* di auto korelasikan untuk mendapatkan :

$$r_l(m) = \sum_{n=0}^{N-1-m} \tilde{x}_l(n) \cdot \tilde{x}_l(n + m) \tag{2.3}$$

Di mana nilai auto korelasi yang tertinggi pada $m=p$ adalah orde dari analisa LPC, biasanya orde LPC tersebut 5 sampai 16. Auto korelasi ke-0 melambangkan energi dari *frame* yang bersangkutan dan ini merupakan salah satu keuntungan dari metode auto korelasi.

2.2.5 Analisa LPC

Langkah selanjutnya adalah analisa LPC, di mana pada tahap ini $p+1$ auto korelasi pada setiap *frame* diubah menjadi satu set LPC parameter yaitu koefisien LPC, koefisien pantulan (*reflection coefficient*), koefisien perbandingan daerah *logaritmis* (*log area ratio coefficient*) Salah satu metode untuk melakukan hal ini ialah metode *Durbin* yang dinyatakan dalam algoritma di bawah ini :

$$k = \frac{\left\{r(i) - \sum_{j=1}^{i-1} \alpha_j^{(i-1)} r(|i - j|)\right\}}{E^{(i-1)}}, 1 \leq i \leq p \tag{2.4}$$

Persamaan diatas direkursi untuk $i=1,2,\dots,p$ dan penyelesaian akhirnya berupa :

$$\begin{aligned} a_m &= \text{koefisien LPC} = \alpha_m^{(p)}, 1 \leq m \leq p \\ k_m &= \text{koefisien PARCOR (koefisien pantulan)} \\ g_m &= \text{koefisien perbandingan daerah logaritmis} \\ &= \log \left(\frac{1-km}{1+km} \right) \end{aligned}$$

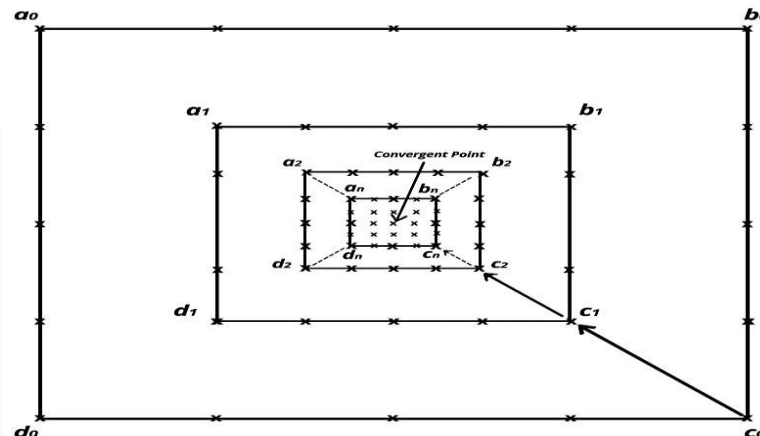
2.2.6 Mengubah LPC Parameter ke Koefisien Cepstral

Sekelompok LPC parameter yang sangat penting yang dapat diperoleh dari penurunan koefisien LPC adalah koefisien *cepstral* $c(m)$. Persamaan yang digunakan :

$$c_m = \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m} \right) \cdot c_m \cdot a_{m-k}, \quad m > p \quad (2.5)$$

2.3 Coarse to Fine Search (CFS)

Area CFS yang layak dikurangi sampai mendapat area terkecil, disebut titik konvergen. Tapi setiap langkah mengurangi diberi nilai titik konvergen akan selalu berada di area yang kurang. Gambar 2.2 Metode CFS merupakan metode CFS yang dilihat dari titik konvergen.



Gambar 2.2 Metode CFS

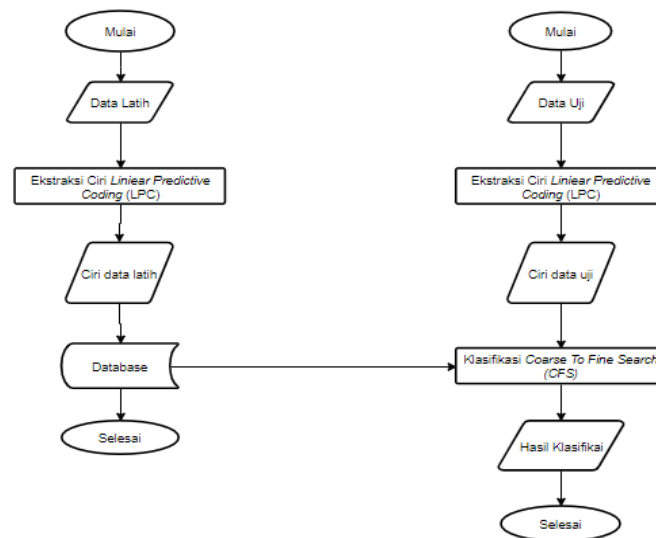
Proses optimasi dimulai dari area yang luas $a_0b_0c_0d_0$ ke area yang lebih kecil $a_1b_1c_1d_1$ dan sampai area $a_nb_nc_nd_n$ yang sangat kecil, yang dianggap sebagai solusi titik. Di setiap area harus dipastikan bahwa titik konvergen berada di dalamnya. Hal ini dinyatakan oleh titik X selalu di masing-masing daerah. Untuk mendapatkan area yang lebih kecil, area sebelumnya terbagi menjadi beberapa area, dan dari situ ditentukan daerah dengan nilai objektif terkecil dengan menguji beberapa titik yang ada di masing-masing daerah. Dengan uraian di atas, metode CFS mampu bekerja dalam berbagai fungsi obyektif dari masalah optimasi, apakah dapat dibedakan atau tidak, seperti fungsi langkah[10].

3. Pembahasan

3.1 Perancangan Sistem

Perancangan sistem adalah sekumpulan aktivitas yang menggambarkan secara rinci bagaimana sistem akan berjalan. Hal itu bertujuan untuk menghasilkan produk perangkat lunak yang sesuai dengan kebutuhan pelanggan. Perangkat lunak yang dirancang pada Tugas Akhir ini menggunakan pengolahan data, di mana secara umum memiliki tahap, yaitu : tahap akuisisi suara / audio, tahap ekstraksi ciri, dan tahap klasifikasi.

Pada tugas akhir ini, sistem perangkat lunak yang dirancang terdiri atas dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan pengujian seperti pada Gambar 3.1 Diagram alir pelatihan dan pengujian sistem. Pada tahap latih yaitu proses pencarian nilai frekuensi tertinggi dari beberapa suara manusia yang menjadi acuan untuk *database* program, di mana nilai frekuensi tersebut di sesuaikan dengan suara uji untuk mendeteksi suara tertinggi yang dapat membedakan antara suara manusia yang sedang berbincang dengan suara manusia yang sedang senang, takut, emosi dan panik[8]. Dalam tahap latih digunakan citra latih sebanyak 36 suara manusia dengan jumlah suara uji sebanyak 8 suara manusia yang sudah dicocokkan dengan nilai *feature* LPC dan parameter yang telah ditetapkan.



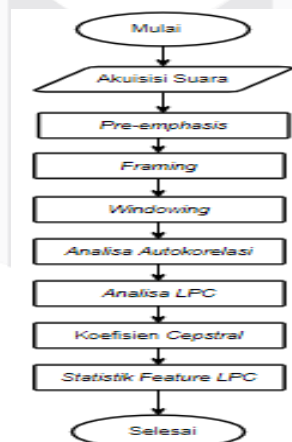
Gambar 3.1 Diagram alir pelatihan dan pengujian sistem

3.2 Akuisisi Suara/Audio

Akuisisi suara merupakan tahap awal untuk mendapatkan frekuensi audio. Proses akuisisi dilakukan dengan cara merekam suara menggunakan mikrofon yang ada pada *voice recorder*, komputer atau laptop dengan format “WAV”. Pengolahan Audio yang didapat terbagi atas suara latih dan suara uji yang akan di proses dalam tahapan ekstraksi ciri.

3.3 Ekstraksi Ciri *Linear Predictive Coding* (LPC)

Linear Predictive Coding (LPC) sangat luas digunakan untuk pengenalan ucapan disebabkan beberapa keuntungan yaitu pertama, LPC menyediakan pemodelan yang bagus untuk sinyal ucapan (*speech signal*), hal ini terutama untuk bagian *voiced* di mana pemodelan *all pole* model LPC menghasilkan pendekatan selubung *spektral* jalur vokal (*vocal track spectral envelope*) yang baik, sedangkan untuk bagian *unvoiced*, pemodelan LPC ini tidak seefektif sebelumnya tapi masih dapat digunakan untuk keperluan pengenalan ucapan. Kedua, LPC dapat dengan mudah dan langsung diterapkan baik secara perangkat lunak maupun perangkat keras, sebab perhitungan matematis yang melibatkan relatif lebih singkat dari metode-metode yang dikenal sebelumnya seperti filter bank. Ketiga, hasil pengenalan ucapan yang didapat dengan menerapkan LPC cukup baik bahkan lebih baik dari metode-metode yang dikenal sebelumnya[2]. Pada Gambar 3.2 Diagram alir proses ekstraksi ciri dengan metode LPC, yaitu :



Gambar 3.2 Diagram alir ekstraksi ciri LPC

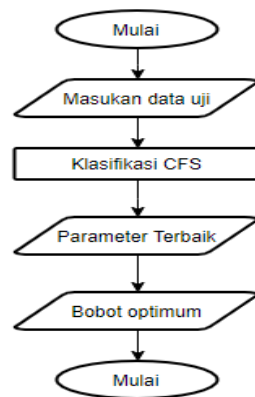
3.4 Klasifikasi *Coarse to Fine Search* (CFS)

Jumlah suara di wilayah tersebut dan masing-masing diuji dengan fungsi objektif. Salah satu yang memiliki nilai terbaik dari jumlah suara diambil sebagai suara terbaik, *P0 best*[10]. Untuk langkah selanjutnya,

di daerah sekitar $P0_{best}$ yang memiliki sisi setengah dari objek sebelumnya sehingga $a1b1c1d1$ adalah jumlah suara yang sama yang menyebar dan dievaluasi dengan fungsi obyektif yang sama, sehingga suara terbaik, $P1_{best}$, diperoleh. Selanjutnya, kami datang dengan objek yang sangat kecil dan menemukan suara terbaik, PM_{best} di mana frekuensi delta kurang-maka ϵ , dan PM_{best} adalah titik konvergensi. Pengoptimalan CFS dapat diturunkan dalam empat tahap sebagai berikut:

1. Tentukan daerah yang layak dan rentangkan jumlah suara, N_{pop} . objek yang layak bisa berupa garis, 2 dimensi audio.
2. Cari suara terbaik ditentukan dari nilai obyektif minimum.
3. Sebarkan N suara, N_{pop} di sekitar suara terbaik dengan daerah yang layak memiliki panjang sisi setengah dari sisi daerah yang layak sebelumnya panjang, dan menemukan itu adalah suara terbaik.
4. Ulangi Langkah 3, sehingga daerah yang layak sangat kecil dan suara terbaik dapat dianggap sebagai titik konvergensi. Proses iterasi dihentikan jika selisih nilai suara terbaik dalam iterasi- i P_{ibest} dengan nilai suara terbaik dalam iterasi $i-1$ sesuai dengan persamaan.

Di mana ϵ adalah nilai yang ditentukan sebelumnya, nilai ϵ relatif tidak signifikan terhadap total frekuensi suara. Pada Gambar 3.3 Diagram alur proses klasifikasi dengan metode CFS, yaitu :



Gambar 3.3 Diagram alur klasifikasi CFS

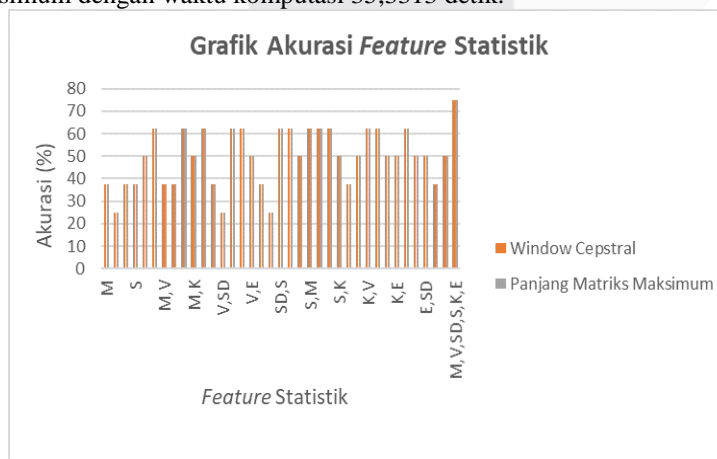
3.5 Parameter Keberhasilan

Pada tugas akhir ini, tingkat keberhasilan dihitung berdasarkan tingkat akurasi dengan persamaan matematis yaitu :

$$Akurasi = \frac{\sum \text{Prediksi Benar}}{\sum \text{Prediksi Target}} \times 100 \tag{3.1}$$

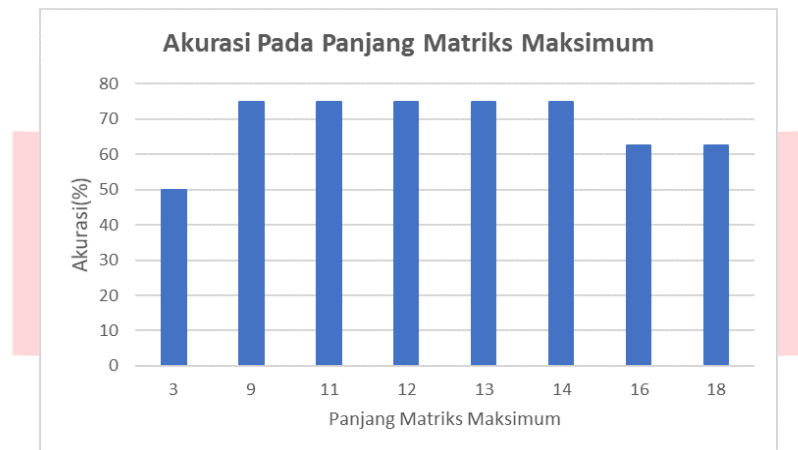
4. Analisis

Pada pengujian ekstraksi ciri pada linear predicitive coding, ciri yang paling tepat digunakan adalah *mean*, *variance*, standar deviasi, *skewness*, kurtosis, dan *entropy*. Dapat dilihat pada Gambar 4.1 dan menunjukkan kenaikan nilai akurasi saat keseluruhan 6 *feature* yang digabungkan. Saat menggunakan *feature mean* yang digabungkan dengan salah satu *feature* lainnya, akurasi tertinggi hanya 62,5%. Begitu pun dengan *feature* lainnya yang digabungkan dengan salah satu *feature*. Akan tetapi, jika menggunakan 6 *feature* yang telah ditentukan dan digabungkan, akan mengalami kenaikan pada nilai akurasi yaitu 75% pada *window cepstral* dan panjang matriks maksimum dengan waktu komputasi 35,3313 detik.



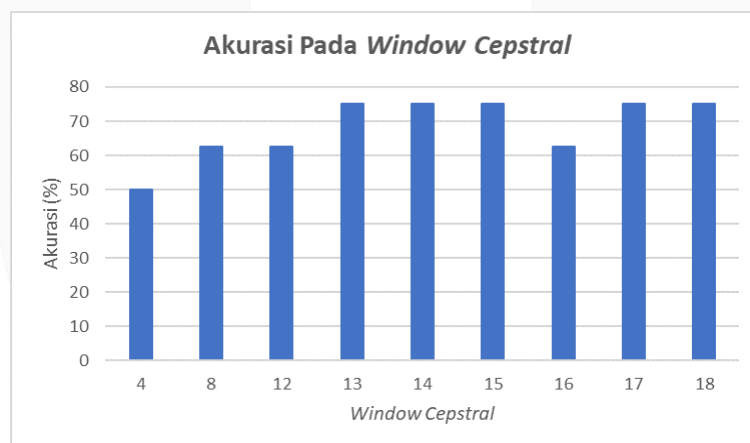
Gambar 4.1 Grafik akurasi feature statistik

Pada Gambar 4.2 pengujian pada panjang matriks maksimum terdapat 5 angka yang mendapatkan akurasi terbaik pada sistem, yaitu 9,11,12,13, dan 14 dengan akurasi 75%. Sedangkan panjang matriks dengan angka 16 dan 18 mendapatkan nilai akurasi 62,5%. Dan panjang matriks dengan angka 3 mendapatkan nilai akurasi 50%. Akan tetapi, jika dilihat dari titik konvergen atau perulangan N+1 hingga titik maksimum dari sistem yang menunjukkan angka terbaik adalah angka 13. Pada angka 13 mengalami 5 kali perulangan pada sistem, sehingga dapat disebut dengan titik konvergen pada panjang matriks maksimum.



Gambar 4.2 Grafik akurasi pada panjang matriks maksimum

Pada Gambar 4.3 pengujian pada *window cepstral* terdapat 5 angka yang mendapatkan akurasi terbaik pada sistem, yaitu 13,14,15,17, dan 18 dengan akurasi 75%. Sedangkan panjang matriks dengan angka 8,12, dan 16 mendapatkan nilai akurasi 62,5%. Dan panjang matriks dengan angka 4 mendapatkan nilai akurasi 50%. Akan tetapi, jika dilihat dari titik konvergen atau perulangan N+1 hingga titik maksimum dari sistem yang menunjukkan angka terbaik adalah angka 17. Pada angka 17 mengalami 5 kali perulangan pada sistem, sehingga dapat disebut dengan titik konvergen pada panjang matriks maksimum.



Gambar 4.3 Grafik akurasi pada *window cepstral*

Dengan fungsi objektif yang dapat mempengaruhi akurasi dan optimasi terbaik pada sistem adalah *window cepstral* dan panjang matriks maksimum dengan masing-masing parameter mendapatkan akurasi 75%. Dilihat dari waktu komputasi antara *window cepstral* dengan angka 17 dan panjang matriks maksimum dengan angka 13, dapat dilihat pada Gambar 4.6 menunjukkan waktu komputasi yang lebih cepat adalah panjang matriks maksimum dengan waktu 35,3313 detik sedangkan *window cepstral* dengan waktu 36,7404 detik.

5. Kesimpulan

Dalam perancangan sistem, sistem yang dibuat telah mampu untuk mengenali 4 suara emosi yaitu: gembira, marah, sedih dan kaget dengan menggunakan ekstraksi ciri *Linear Predictiv Coding* (LPC) dan

klasifikasi menggunakan metode *Coarse To Fine Search* (CFS) dengan mendapatkan akurasi 75% dengan menggunakan data latih 36 suara dan data uji 8 suara.

Ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Linear Predictiv Coding* (LPC), di mana menggunakan statistik *feature* untuk masing-masing ekstraksi ciri setiap suara emosi yang telah di akuisisi. Hasil pengujian akurasi dan waktu komputasi pada *feature* statistik bahwa *feature* yang layak buat digunakan adalah ada 6 *feature* yaitu : *mean, variance, skewness, kurtosis, standard deviation* dan *entropy*. Di mana ada 2 fungsi objektif yang telah ditetapkan adalah *window cepstral* dan panjang matriks maksimum. Pada pengujian, akurasi tertinggi adalah 75% dengan menggunakan 6 *feature* tersebut dengan waktu komputasi yang tepat adalah 35,3313 detik. Kombinasi dilakukan dari 1 sampai dengan 6 *feature* yang digunakan. Urutan *feature* tidak berpengaruh pada hasil dan tidak diperkenankan *feature* yang kembar dalam pengujian.

Klasifikasi yang digunakan adalah *Coarse To Fine Search* (CFS), di mana hasil ekstraksi ciri yang telah didapatkan dengan melihat statistik *feature* setiap suara emosi dapat melakukan klasifikasi untuk mendapatkan akurasi dan parameter terbaik. Pada klasifikasi ini, melakukan 2 pengujian yang dapat mempengaruhi akurasi dan optimasi parameter, yaitu : pengujian terhadap nilai *window cepstral* dan pengujian terhadap nilai panjang matriks maksimum pada sistem.

Hasil akurasi terbaik terdapat pada panjang matriks maksimum (p) bernilai 13 yang memiliki dataset benar berjumlah 6 dan dataset yang salah berjumlah 2 dengan akurasi 75%. Panjang matriks maksimum bernilai 13 ini mengalami perulangan sebanyak N+1, di mana jumlah perulangan yang telah ditetapkan oleh sistem 4x (empat kali) ditambah 1 perulangan. Oleh karena itu nilai 13 termasuk nilai panjang matriks maksimum yang terbaik.

Sedangkan, hasil akurasi terbaik terdapat pada *window cepstral* (Q) bernilai 17 yang memiliki dataset benar berjumlah 6 dan dataset yang salah berjumlah 2 dengan akurasi 75%. Panjang matriks maksimum bernilai 17 ini mengalami perulangan sebanyak N+1, di mana jumlah perulangan yang telah ditetapkan oleh sistem 4x (empat kali) ditambah 1 perulangan. Oleh karena itu nilai 17 termasuk nilai *window cepstral* yang terbaik.

Jadi, parameter yang terbaik buat sistem adalah pengaruh pada panjang matriks maksimum yaitu dengan akurasi 75% dan waktu komputasi 35,3313 detik.

Daftar Pustaka :

- [1] A. Nuraini, E. Suminar, M. Kadapi, and E. Azizah, "Volume 16 Nomer 3 Desember 2017 P," vol. 16, no. 022, 2017.
- [2] A. Yahya and Suryanto, "Deteksi Emosi Melalui Pengenalan Suara Menggunakan Linear Predictive Coding (Lpc) Dan Hidden Markov Model (Hmm)," *Tugas Akhir*, 2012.
- [3] C. D. Spence, J. C. Pearson, and J. Bergen, "Coarse-to-Fine Image Search Using Neural Networks."
- [4] M. Atiquzzaman, "Coarse-to-Fine Search Technique to Detect Circles in Images," pp. 96–102, 1999.
- [5] B. A. B. Iii and L. Teori, "Pengenalan Pola Deskripsi," pp. 13–38, 2010.
- [6] B. H. Prasetio, W. Kurniawan, M. Hannats, H. Ichsan, F. I. Komputer, and U. Brawijaya, "Pengenalan emosi berdasarkan suara menggunakan algoritma hmm," vol. 4, no. 3, pp. 168–172, 2017.
- [7] G. Menggunakan and S. Praat, "Penentuan frekuensi fundamental dan formant suara manusia dewasa berdasarkan perbedaan suku dan gender menggunakan," no. 1.
- [8] "10 Jenis Emosi Pada Manusia dalam Psikologi - DosenPsikologi."
- [9] H. Saputra, "Sistem Pengenalan Kata dengan Menggunakan," vol. 5, no. September, pp. 19–24, 2005.
- [10] J. Raharjo, A. Soeprijanto, and H. Zein, "Multi dimension of coarse to fine search method development for solving economic dispatch," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–9, 2016.
- [11] A. Skripsi, "SKRIPSI Diajukan Untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S . Kom) Pada Program Studi Teknik Informatika Disusun Oleh : UNIVERSITAS NUSANTARA PERSATUAN GURU REPUBLIK INDONESIA," pp. 1–11, 2016.
- [12] R. Girshick, "Object Detection with Heuristic Coarse-to-Fine Search," 2009.