

Identifikasi Suara Tangisan Bayi menggunakan Metode LPC dan *Euclidean Distance*

IRMA AMELIA DEWI¹, ADRIANA ZULKARNAIN², AYU APRILIA LESTARI³

^{1,3}Institut Teknologi Nasional Bandung

²Universitas Langlangbuana Bandung

Email: irma_amelia@itenas.ac.id

Received 18 Desember 2017 | Revised 22 Januari 2018 | Accepted 23 Januari 2018

ABSTRAK

Kebanyakan orang tua masih jarang memiliki kemampuan mengartikan tangisan bayi. Bagi beberapa orang tua hal tersebut menjadi kendala ketika mengenali kebutuhan dari tangisan bayi. Oleh karena itu, pada penelitian ini telah dirancang sistem mengidentifikasi suara tangisan bayi dengan metode ekstraksi sinyal yaitu metode LPC (Linear Predictive Coding) dan pencocokan pola menggunakan algoritma Euclidean Distance. Data latih tangisan bayi menggunakan database suara Baby language-DBL, sementara data uji suara tangisan bayi diperoleh dari hasil observasi di poliklinik anak suatu rumah sakit. Proses diawali dengan mengekstraksi file suara tangisan bayi dan disimpan ke dalam database sebagai data latih. Suara data uji diekstraksi kemudian dicocokkan dengan data latih menggunakan Euclidean Distance. Aplikasi dapat mengidentifikasi suara tangisan bayi dengan hasil pencocokan sebesar 76%.

Kata kunci: Tangisan Bayi, Linear Predictive Coding, Euclidean Distance, Dunstan Baby Language

ABSTRACT

Most parents still rarely have the ability to interpret the infant cries. Some parents become an obstacle when recognizing the needs of crying babies. Therefore, this research has designed the system to identify the sound of crying baby with method of signal extraction that is LPC (Linear Predictive Coding) method and pattern matching using Euclidean Distance algorithm. Training dataset of infant cries using the Dunstan Baby language database-DBL, while testing dataset of infant cries were obtained from observations in the child polyclinic of a hospital. The process begins by extracting training dataset from the sound of infant cries files and stored in the database. The extraction feature of testing dataset is matched with the training data using the Euclidean Distance. The system can identify the sound of crying babies with matching results of 76%.

Keywords: Infant Cries, Newborn Cries, Linear Predictive Coding, Euclidean Distance, Dunstan Baby Language

1. PENDAHULUAN

Tangisan bayi merupakan salah satu cara yang paling berpengaruh untuk mengungkapkan kondisi fisik dan psikologi. Kebanyakan orang tua masih jarang memiliki pengetahuan mengartikan kondisi bayi dari tangisan sehingga dapat menimbulkan kebingungan dan salah menerjemahkan kebutuhan dan kondisi bayi. Tangisan bayi juga dianggap sebagai bentuk dari kondisi tidak normal pada kesehatan bayi, sehingga tidak sedikit penelitian yang mengungkapkan arti tangisan terhadap kondisi kesehatan bayi.

Hampir semua bayi usia 0-3 bulan memiliki jenis tangisan awal yang sama sebelum akhirnya menangis histeris karena kondisinya tidak ditanggapi dengan tepat oleh orangtuanya. Tangisan awal pada usia 0-3 bulan dapat diklasifikasikan berdasarkan kebutuhannya yang dikenal dengan *Dunstan Baby Language/DBL* (**Dunstan, 2006**). Bayi yang baru lahir memiliki refleks primitif, yaitu beberapa gerakan atau suara spontan yang terjadi sebagai bagian dari aktivitas bayi yang biasa. Sama halnya reflek suara pada kebanyakan manusia seperti bersin, cegukan, dan bersendawa yang memiliki pola sinyal suara yang dapat dikenali. Pada usia bayi 6-10 bulan reflek primitif tersebut akan mulai menghilang karena kemampuan bayi dalam beradaptasi dengan lingkungan sekitar mulai berkembang (**Moeckel & Mitha, 2008**). Tangisan bayi universal dibagi menjadi 5 jenis klasifikasi yaitu "neh" berarti lapar, "owh" berarti lelah atau mengantuk, "eh" berarti ingin bersendawa, "eairh" berarti nyeri, dan "heh" berarti tidak nyaman (**Dunstan, 2006**) (**Smith, 2013**).

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk menentukan kebutuhan dan kondisi bayi dari tangisan suara, seperti yang dilakukan (**Renanti dkk, 2013**) mengidentifikasi tangisan bayi menggunakan *Codebook* dan MFCC menghasilkan keakurasian 37% dan 94%. Pada penelitian tersebut suara 'eh' memiliki tingkat akurasi lebih tinggi sementara 'owh' memiliki tingkat akurasi rendah karena sering teridentifikasi sebagai suara 'neh' atau 'eairh'. Penelitian serupa (**Srijiranon, Eiamkanitchat, 2014**) mengidentifikasi tangisan bayi menggunakan teknik *Neuro-Fuzzy* untuk mengklasifikasikan dan *Perceptual Linear Prediction* untuk mengenali tangisan bayi. Adapula (**Limantoro dkk, 2016**) mengidentifikasi suara tangisan bayi menggunakan MFCC dan K-NN memperoleh keakurasian rata-rata sebesar 96.57%. Sementara (**Ariyadi dkk, 2016**) telah melakukan penelitian mengenai pengenalan rasa lapar melalui suara tangisan bayi pada bayi usia 0-9 bulan dengan menggunakan Transformasi Wavelet Kontinu dan *Neural Network* dengan persentase keakuratan pengenalan sinyal suara sebesar 89.7%. Tangisan bayi juga dapat digunakan untuk mendeteksi kondisi kesehatan bayi seperti penelitian (**Hariharan dkk, 2012**) mengklasifikasikan tangisan bayi normal dan tangisan bayi menderita ketulian menggunakan *Multiplayer Perceptron* dan *Time-Delay Neural Network*, (**Poel, Ekkel, 2006**) penelitian yang mengklasifikasikan tangisan bayi normal dan yang menderita *Hypoxia-Related Disorder* menggunakan *Probabilistic Neural-Network* dengan tingkat akurasi 85%

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dilakukan dan permasalahan tersebut maka dapat ditarik rumusan masalah bahwa menentukan kebutuhan bayi bahkan kesehatan dan kondisi bayi dapat dilakukan dengan mengidentifikasi melalui suara tangisan terutama bayi khususnya bayi pada usia 0-9 bulan. Oleh karena itu, penelitian ini fokus kepada merancang aplikasi mendeteksi kebutuhan bayi melalui suara pada usia 0-3 bulan dengan menggunakan database suara DBL yang dibangun menggunakan metode LPC (*Linear Predictive Coding*). Pada penelitian ini LPC digunakan sebagai metode ekstraksi sinyal suara untuk mendapatkan model yang merepresentasikan suara dan pencocokannya antara suara uji dan latih menggunakan Algoritma *Euclidean Distance* untuk mendapatkan pola yang identik cocok. Pada penelitian ini

menggunakan *sample rate* suara 16000 Hz dan durasi minimum 2 detik dalam proses pengidentifikasiannya.

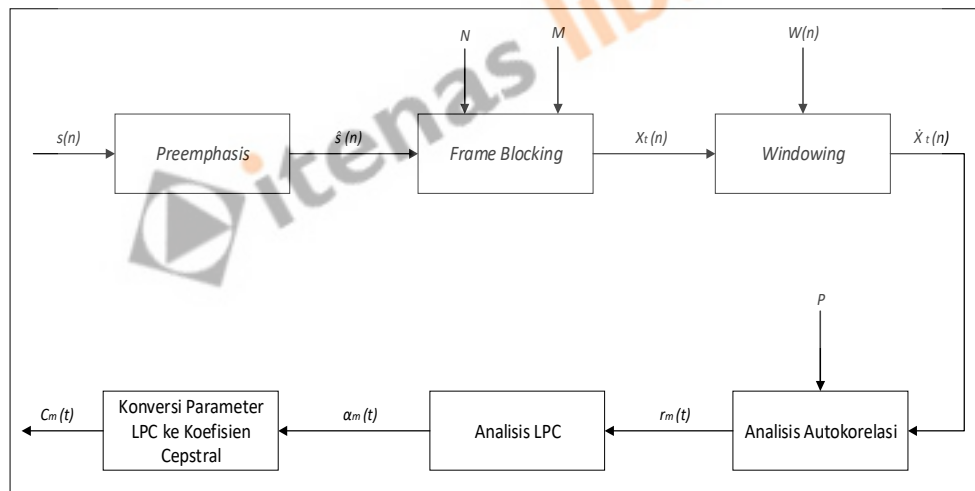
2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Dunstan Baby Language (DBL)

Dunstan Baby Language atau DBL diperkenalkan pertama kali oleh Priscilla Dunstan, seorang musisi asal Australia yang memiliki kemampuan untuk mengingat semua jenis suara yang disebut dengan *sound photograph*. Dunstan sudah melakukan riset selama 6 tahun untuk mengenali jenis tangisan bayi (**Bhagatpatil & Sardar, 2014**). Berdasarkan hasil penelitiannya bahwa bayi pada rentan usia 0-3 bulan memiliki jenis suara reflek primitif yang sama terlepas dari budaya dan kelompok linguistik memiliki arti yang berbeda (**Brătilă, Comandasu, Diaconescu, Rusu, & Sardescu, 2015**). Suara reflek primitif sama halnya seperti reflek suara pada orang bersendawa, bersin atau cegukan.

2.2 Linier Predictive Coding(LPC)

Terdapat beberapa penelitian yang menggunakan metode LPC karena menurut (**Rabiner, Juang, 1993**) LPC memiliki kelebihan yaitu sederhana dan dapat diterapkan pada perangkat lunak dan keras. LP memiliki dua komponen utama yaitu *Encoding* dan *Decoding*. Bagian *encoding* digunakan untuk memeriksa dan membagi sinyal suara menjadi beberapa bagian, sedangkan *decoding* digunakan untuk mengubah suara yang telah diproduksi. Gambar 1 menunjukkan proses metode LPC.



Gambar 1. Proses Umum Algoritma LPC (Rabiner, Juang, 1993)

Pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa tahapan metode LPC melalui beberapa tahapan berikut (**Rabiner, Juang, 1993**):

1. *Pre-emphasis* merupakan proses menghilangkan *noise* suara dari suara masukan. *Noise* ini berupa sinyal yang memiliki perbedaan signifikan di antara nilai di sekitarnya.
2. *Frame Blocking* merupakan proses membagi sinyal suara menjadi beberapa blok suara.
3. *Windowing* merupakan tahapan untuk memeriksa dan mengurangi diskontinu dari sinyal yang telah dibagi menjadi beberapa segmen.
4. Analisis Autokorelasi adalah proses mengkorelasikan setiap sinyal dari masing-masing *frame*.

5. Analisis LPC adalah proses mengubah nilai yang sudah di-autokorelasi menjadi nilai parameter LPC, yaitu koefisien LPC, koefisien pantulan, koefisien perbandingan daerah logaritmis.
6. Konversi parameter LPC ke koefisien *Ceptral* adalah merupakan koefisien yang diperoleh dari representasi spektrum transformasi Fourier (**Rachman, 2011**).

2.2 Euclidean Distance

Jarak *Euclidean* digunakan untuk mengukur kemiripan nilai ekstraksi data uji dengan seluruh data latih yang lain dapat diukur dengan menggunakan formula *Phytagoras*.

$$d = \sqrt{\sum_i^n (W_i - X_i)^2} \quad (1)$$

Dimana:

d = jarak *Euclidian*

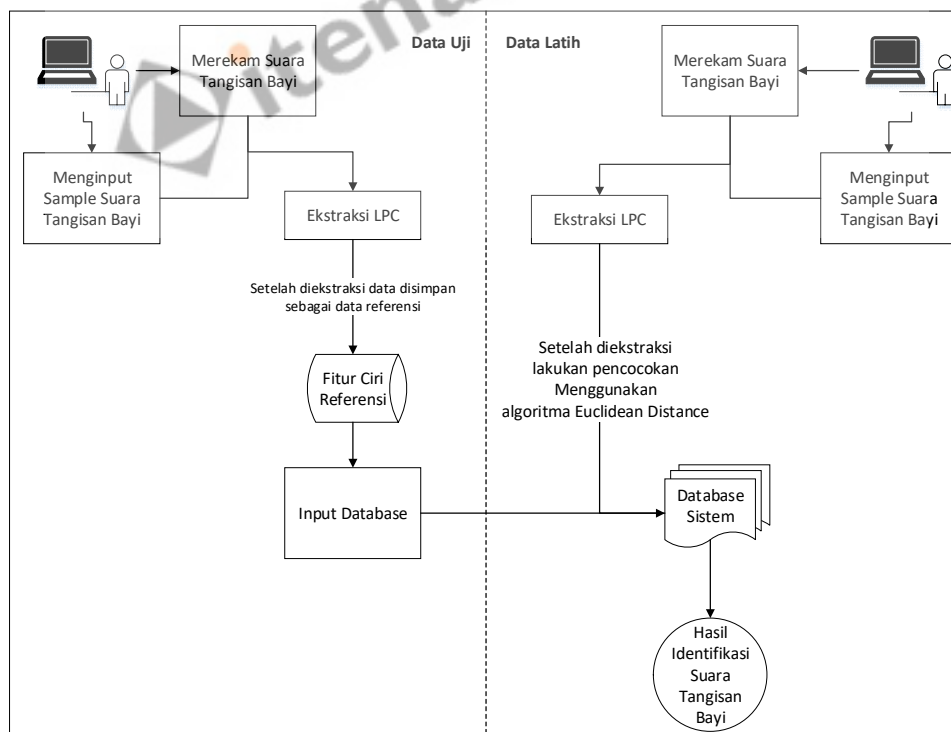
W_i = vektor bobot ke-i

X_i = vektor input ke Xi

Semakin kecil jarak yang diperoleh (d), maka semakin besar kemiripan antara kedua objek dan sebaliknya, jika semakin besar jarak yang diperoleh (d), maka semakin kecil kemiripan antara dua objek (**Deza & Deza, 2009**).

3. METODOLOGI PENELITIAN

Aplikasi Identifikasi Tangisan Bayi memiliki beberapa tahapan cara kerja sistem yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Cara Kerja Sistem

Sistem ini dibagi menjadi dua tahap yaitu proses pelatihan dan proses klasifikasi/pencocokan. Proses pelatihan dan pencocokan/pengujian memiliki tahapan yang sama hanya saja pada tahap pelatihan data suara yang telah diekstraksi disimpan ke basis data suara latih. Data latih suara bayi menggunakan bank suara dari DBL (*Dunstan Baby Language*). Selanjutnya sistem masuk ke tahap *resize* untuk menyamakan ukuran panjang suara. Tahap selanjutnya adalah proses ekstraksi ciri yang menggunakan *Linear Predictive Coding* (LPC) yang menghasilkan vektor. Pada proses pelatihan setelah tahap ekstraksi ciri selanjutnya dilakukan tahap pencocokan sinyal suara data yang diujikan dengan data latih dalam database menggunakan *Euclidean Distance*. Tahap pencocokan dengan *Euclidean Distance* mengklasifikasikan bobot suara uji dengan yang ada didalam data latih. Bobot *file* suara uji yang mendekati bobot target, maka teridentifikasi suara tangisan bayi. Jika bobotnya terlalu jauh dengan bobot target maka hasilnya tidak akan sesuai. Metode *Euclidean Distance* ini hanya mencari bobot terkecil dari data uji.

3.1 Ekstraksi Ciri

Setelah memperoleh ukuran panjang suara yang sama selanjutnya dilakukan proses ekstraksi menggunakan LPC sesuai pada Gambar 1.

a. *Pre-emphasis*

Tahap pertama adalah menghilangkan *noise* suara yang tidak dibutuhkan. *Noise* ini berupa sinyal yang memiliki perbedaan signifikan di antara nilai di sekitarnya. Pada tahapan ini diterapkan Persamaan 2 (Deng, O'Shaughnessy, 2003):

$$y(n) = s(n) - \alpha \cdot s(n-1) \quad (2)$$

Pada proses ini nilai *alpha* yang digunakan adalah 0,95 sebagai nilai *alpha* default. Misalkan sampel sinyal : (-22.125, -46.125, -26.125, -2.125, 17.875, 27.875, 32.875, 17.875), dengan $\alpha = 0.95$ dengan menerapkan Persamaan 2, maka diperoleh:

$$\begin{aligned} Y_0 &= -22,125 \\ Y_1 &= (-46,125) - (-22,125 * 0,95) = -25,1 \\ Y_2 &= (-26,125) - (-46,125 * 0,95) = 17,7 \\ Y_3 &= (-2,125) - (-26,125 * 0,95) = 22,7 \\ Y_4 &= 17,875 - (-2,125 * 0,95) = 19,9 \\ Y_5 &= 27,875 - (17,875 * 0,95) = 10,9 \\ Y_6 &= 32,875 - (27,875 * 0,95) = 6,4 \\ Y_7 &= 17,875 - (32,875 * 0,95) = -13,4 \end{aligned}$$

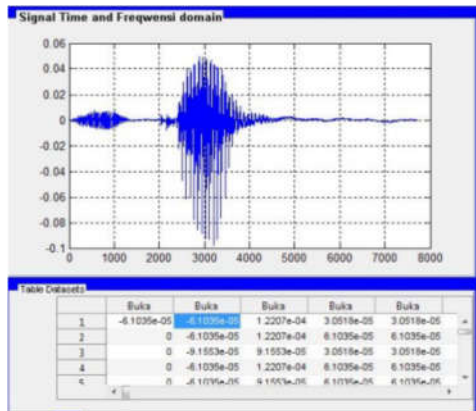
Data sinyal baru adalah data sinyal sebelum proses *pre-emphasis* ditambah dengan data hasil *pre-emphasis* diatas. Sehingga sinyal setelah *pre-emphasis* :

$$\begin{aligned} N_n &= N_n + Y_n \\ N_0 &= -22,125 + (-22,125) = -44,25 \end{aligned}$$

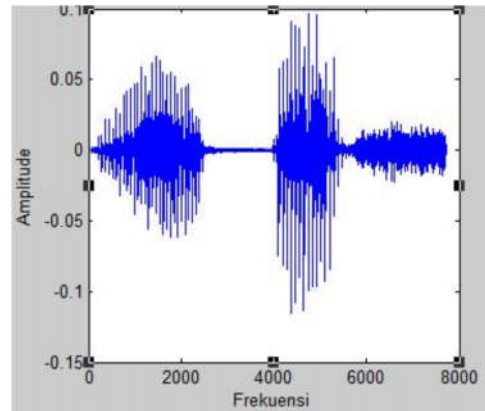
Begitu juga dengan ketujuh data yang lainnya, sehingga didapatkan nilai sinyal setelah *pre-emphasis* adalah :

$$(-44.3, -71.1, -8.4, 20.6, 37.8, 38.8, 39.3, 4.8)$$

Hasil sinyal suara sebelum dan setelah dilakukan proses *pre-emphasis* yang terlihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



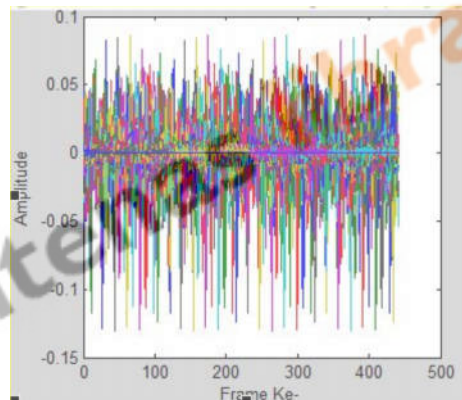
Gambar 3. Sinyal Suara sebelum Proses Pre-emphasis Suara "Owh"



Gambar 4. Sinyal Suara setelah Proses Pre-emphasis Suara "Owh"

b. Frame Blocking

Tahap berikutnya ada membagi sinyal suara yang sudah dikurangi *noisenya* menjadi beberapa bagian. Pada penelitian ini sinyal suara dipotong sepanjang 20 ms di setiap pergeseran sepanjang 10 ms.



Gambar 5. Sinyal Proses Frame Blocking

c. Windowing

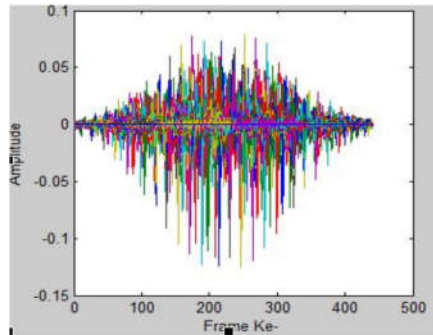
Pada tahapan *frame blocking* ada kemungkinan terdapat sinyal yang terputus-putus atau mengalami diskontinuitas antara blok satu dengan yang lainnya, sehingga pada tahapan *windowing* dilakukan untuk mengurangi efek tersebut. Dengan menerapkan Persamaan 3 (Rabiner, Juang, 1993) dengan asumsi jumlah sample masing-masing *frame* atau *N* adalah 640, sehingga diperoleh $w(n)$ sebagai berikut:

$$w(n) = 0,54 - 0,46\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (3)$$

$$w_0 = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2 * 3.14 * 0}{640 - 1}\right) = 0.08$$

$$\text{Sehingga, } W_0 = -44.5 * 0.08 = -3.54$$

Dengan cara yang sama tujuh sampel titik lainnya yang diperoleh pada tahap sebelumnya dapat diperoleh nilai *windowing*. Hasil sinyal suara setelah dilakukan proses *windowing* dapat dilihat pada Gambar 6.



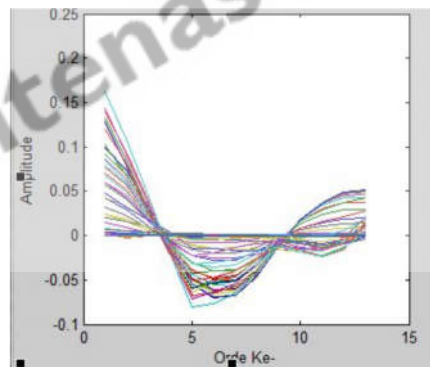
Gambar 6. Sinyal Suara Proses *Windowing*

d. Analisis Autokorelasi

Bagian sinyal yang telah melalui tahap *windowing*, dibentuk autokorelasinya dengan Persamaan 4 berikut:

$$r(m) = \sum_{n=0}^{N-1-m} \tilde{x}(n) \cdot \tilde{x}(n+m), \quad m=0,1,2,\dots,p \quad (4)$$

Order analisis LPC memiliki nilai umum antara 8 sampai dengan 16. (Thiang, Saputra, 2005).

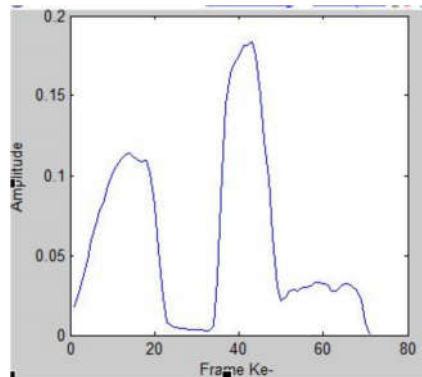


Gambar 7. Sinyal Suara Proses Autokorelasi

e. Analisis LPC

Proses ini dilakukan untuk mengubah nilai autokorelasi menjadi parameter koefisien transformasi. Pada tahap ini akan menghasilkan sinyal suara seperti Gambar 8 melalui perhitungan berikut (Rachman, 2011):

$$\begin{bmatrix} R_n(0) & R_n(1) & R_n(2) & \dots & R_n(p-1) \\ R_n(1) & R_n(0) & R_n(1) & \dots & R_n(p-2) \\ R_n(2) & R_n(1) & R_n(0) & \dots & R_n(p-3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_n(p-1) & R_n(p-2) & R_n(p-3) & \dots & R_n(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \dots \\ \alpha_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_n(1) \\ R_n(2) \\ R_n(3) \\ \dots \\ R_n(p) \end{bmatrix}$$



Gambar 8. Sinyal Suara Proses AnalisisLPC

f. Pengubahan Parameter LPC ke Koefisien Cepstral

Koefisien cepstral ini adalah koefisien dari representasi transformasi Fourier pada *spectrum* logaritmis (Thiang & Saputra, 2005).

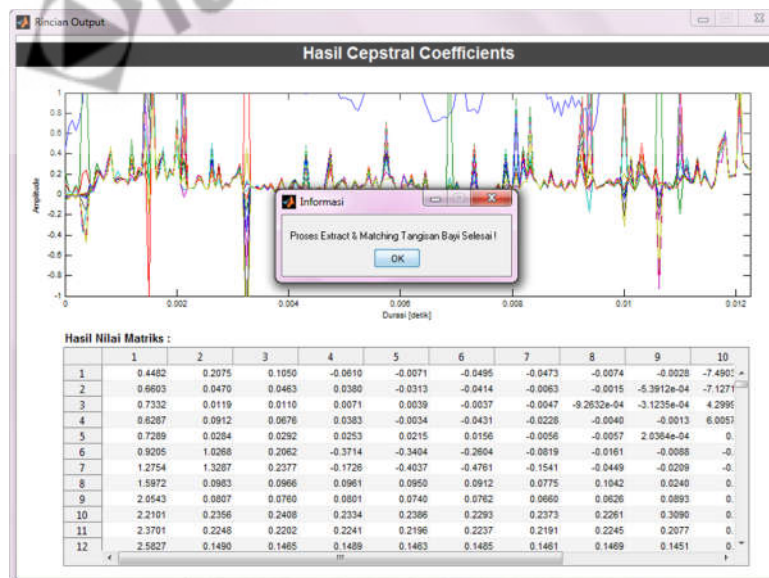
$$c_m = a_m + \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m}\right) \cdot c_k \cdot a_{m-k} \quad (6)$$

dengan nilai m adalah $1 \leq m \leq p$

$$c_m = \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m}\right) \cdot c_k \cdot a_{m-k} \quad (7)$$

dengan nilai m adalah $m > p$

Perhitungan-perhitungan LPC di atas menggunakan pemilihan $N = 400$ $M = 160$. Hasil dari koefisien cepstral yang didapat digunakan sebagai fitur ekstraksi ciri. Berikut contoh hasil koefisien cepstral yang terlihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Hasil Koefisien Cepstral

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Proses Pengambilan Sampel Suara Data Uji

Pada proses pengujian dilakukan observasi dan perekaman suara tangisan bayi di poli sebuah rumah sakit sebanyak 25 sampel suara, yaitu 5 sampel suara untuk "neh", 5 sampel suara "eh", 5 sampel suara "heh", 5 sampel suara "eairh", 5 sampel suara "owh". Sementara data latih diambil dari database suara *Dunstan baby language* (DBL).

4.2 Pengujian Sistem

Pada proses pengujian dilakukan pencocokan bobot suara dari data uji dengan data latih menggunakan *Euclidean Distance* pada Persamaan 1. Hasil identifikasi berdasarkan nilai pencocokan dengan bobot paling kecil dari perhitungan data uji dengan seluruh data latih.

Tabel 1. Pengujian Pencocokan *Euclidean Distance*

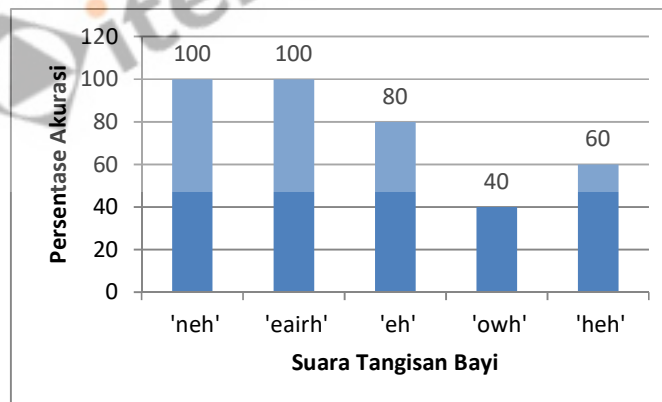
Data Uji	Data Latih	Nilai Pencocokan	Hasil Identifikasi
Suara_Uji 2 (198 x 13) 0.4989	Ingin Sendawa 1 (0.000013943)	0.248887	Nyeri
	Tidak Nyaman 1 (0.00000051233)	0.248901	
	Nyeri 1 (0.0333)	0.216783	
	Lapar 1 (0.0048)	0.244135	
	Lelah 1 (0.000012289)	0.248889	
	Ingin Sendawa 2 (0.000021169)	0.24888	
	Tidak Nyaman 2 (0.00044456)	0.248458	
	Nyeri 2 (0.00034554)	0.248557	
	Lapar 2 (0.0013)	0.247606	
	Lelah 2 (0.0000082072)	0.248893	
	Ingin Sendawa 3 (0.000023299)	0.248878	
	Tidak Nyaman 3 (0.00004107)	0.24886	
	Nyeri 3 (0.00000017565)	0.248901	
	Lapar 3 (0.0000012726)	0.2489	
	Lelah 3 (0.0000014329)	0.2489	
	Ingin Sendawa 4 (0.00001641)	0.248885	
	Tidak Nyaman 4 (0.00000023799)	0.248901	
	Nyeri 4 (0.0611)	0.191669	
	Lapar 4 (0.0000001459)	0.248901	
	Lelah 4 (0.0000021949)	0.248899	
	Ingin Sendawa 5 (0.0000051107)	0.248896	
	Tidak Nyaman 5 (0.00000065833)	0.248901	
	Nyeri 5 (0.00000004943)	0.248901	
	Lapar 5 (0.00000060921)	0.248901	
	Lelah 5 (0.00000007034)	0.248901	

Dari Tabel 1, diperoleh bobot terkecil dari hasil perhitungan *Euclidean Distance* antara nilai suara data uji dan latih adalah 0.191669 diidentifikasi sebagai tangisan bayi "eairh" yang mengindikasikan rasa nyeri.

Hasil pada tabel terlihat bahwa, dari 25 suara tangisan bayi uji terdapat 6 suara tangisan bayi uji mengalami kesalahan identifikasi, dominan kesalahan untuk identifikasi sistem dengan jenis tangisan 'eairh' atau nyeri mendekati dengan bobot pada suara tangisan 'owh' lelah dan 'heh' tidak nyaman. Pada Tabel 2 merupakan hasil pengujian pencocokan 25 data uji suara tangisan bayi.

Tabel 2. Hasil Pengujian Suara Tangisan Bayi

Suara Tangisan Bayi	Indikasi Sebenarnya	Identifikasi Sistem
Suara_Uji 1	Lapar (0.00026811)	Lapar
Suara_Uji 2	Nyeri (0.4989)	Nyeri
Suara_Uji 3	Ingin Sendawa (0.000017244)	Ingin Sendawa
Suara_Uji 4	Lelah (0.00000013857)	Lelah
Suara_Uji 5	Tidak Nyaman (0.0026)	Nyeri (2)
Suara_Uji 6	Lapar (0.0000081884)	Lapar
Suara_Uji 7	Nyeri (1.0011)	Nyeri
Suara_Uji 8	Ingin Sendawa (0.0053)	Nyeri (1)
Suara_Uji 9	Lelah (0.0521)	Nyeri (1)
Suara_Uji 10	Tidak Nyaman (0.0011)	Nyeri (2)
Suara_Uji 11	Lapar (0.0073)	Lapar
Suara_Uji 12	Nyeri (0.0322)	Nyeri
Suara_Uji 13	Ingin Sendawa (0.000314)	Ingin Sendawa
Suara_Uji 14	Lelah (0.3139)	Nyeri (2)
Suara_Uji 15	Tidak Nyaman (0.000053432)	Tidak Nyaman
Suara_Uji 16	Lapar (0.000033979)	Lapar
Suara_Uji 17	Nyeri (0.2614)	Nyeri
Suara_Uji 18	Ingin Sendawa (0.00004162)	Ingin Sendawa
Suara_Uji 19	Lelah (0.00037317)	Nyeri (2)
Suara_Uji 20	Tidak Nyaman (0.1544)	Tidak Nyaman
Suara_Uji 21	Lapar (0.00000097406)	Lapar
Suara_Uji 22	Nyeri (0.0062)	Nyeri
Suara_Uji 23	Ingin Sendawa (0.00001266)	Ingin Sendawa
Suara_Uji 24	Lelah (0.0000018329)	Lelah
Suara_Uji 25	Tidak Nyaman (0.0000006051)	Tidak Nyaman

**Gambar 10. Persentase keberhasilan pendeteksian tangisan bayi**

Berdasarkan Gambar 10 persentase akurasi pendeteksian suara tangisan bayi terhadap 5 jenis suara yaitu 'neh' (lapar), 'eairh' (nyeri), 'eh' (ingin sendawa), 'owh' (lelah), 'heh' (tidak nyaman). Tingkat akurasi pendeteksian tertinggi suara tangisan bayi 'neh' (lapar) dan 'eairh' (nyeri) mencapai 100% sementara terendah adalah suara tangisan bayi 'owh' (lelah) mencapai 40%. Hal tersebut dikarenakan nilai suara 'owh' mendekati nilai bobot pada jenis suara lain khususnya 'neh' dan 'eairh'.

Dari data Gambar 10, diperoleh rata-rata persentase keberhasilan sistem mengidentifikasi suara tangisan bayi adalah:

$$\text{Total Rata} = \frac{100\% + 100\% + 80\% + 40\% + 60\%}{5} = 76\%$$

Oleh karena itu, berdasarkan hasil pengujian dari penelitian identifikasi kebutuhan bayi usia 0-3 bulan melalui suara tangisan bayi menggunakan metode LPC mencapai keakurasian sebesar 76%.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh dari pengujian sistem yang menerapkan metode *Linear Predictive Coding* (LPC) dan algoritma *Euclidean Distance*, diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Aplikasi ini dapat mengidentifikasi suara tangisan bayi dengan Tingkat akurasi rata-rata mencapai 76%.
2. Keberhasilan dalam proses identifikasi suara tangisan bayi paling besar mengidentifikasi suara uji "neh" (lapar) dan suara uji "eairh" (nyeri) dengan hasil persentase keberhasilan juga mencapai 100%.
3. Pengidentifikasian suara tangisan 'owh' (lelah) dan 'heh' (tidak nyaman) memiliki bobot mendekati nilai ekstraksi ciri "eairh" (nyeri) pada data latih.

DAFTAR RUJUKAN

- Ariyadi, R., Purnomo, M. H., Ramadijanti, N., & Dewantara, B. S. (2016). *Pengenalan rasa lapar Melalui Suara Tangisan bayi Umur 0-9 Bulan dengan Menggunakan Neural Network*. Diambil kembali dari Researchgate.net: https://www.researchgate.net/publication/277150925_Pengenalan_Rasa_Lapar_Melalui_Suara_Tangis_Bayi_Umur_0-9_Bulan_Dengan_Menggunakan_Neural_Network_Sub_Judul_Penapisan_Dengan_Transformasi_Wavelet_Kontinyu
- Bhagatpatil, V., & Sardar, V. (2014). An Automatic Infant's Cry Detection Using Linear. *International Journal of Scientific & Engineering Research, Volume 5, Issue 12, December-2014*, 1379-1383.
- Brătilă, E., Comandasu, D., Diaconescu, Ș.-S., Rusu, M. S., & Sardescu, G. (2015). *Acquisition methodology of the newborn's crying*. Diambil kembali dari Neonatologie: <http://revistaginecologia.ro/system/revista/11/52-55.pdf>
- Deng, L., & O'Shaughnessy, D. (2003). *Speech Processing A Dynamic and Optimization-Oriented Approach*. New York: Marcel Dekker Inc.
- Deza, Elena; Deza, Michele Marie. (2009). *Encyclopedia of Distances*. Berlin: Springer.
- Dunstan, P. (2006). *Open Up and Discover Your Baby's Language*. Diambil kembali dari Babytaal.nl: [http://www.babytaal.nl/media/PDF/ComprehensiveBooklet\(2\).pdf](http://www.babytaal.nl/media/PDF/ComprehensiveBooklet(2).pdf).

- Hariharan, M., Sindhu, R., & Yaacob, S. (2012). Normal and Hypoacoustic Infant Cry Signal Classification Using Time -Frequency Analysis and General Regression Neural Network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* vol.108 No.2, 559-569.
- Limantoro, W. S., Fatichah, C., & Yuhana, U. L. (2016). Rancang Bangun Aplikasi Pendeteksian Suara Tangisan Bayi. *Jurnal Teknik ITS* vol 5 No.2.
- Moeckel, E., & Mitha, N. (2008). *Textbook of Pediatric Osteopathy*. Philadelphia: Elsevier Limited.
- Permana, I., & Negara, B. S. (2011). Identifikasi Pembicara dengan Menggunakan Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) dan Self Organizing Map (SOM). *SNTIKI III*, (hal. 209-216).
- Poel, M., & Ekkel, T. (2006). Analyzing Infant Cries Using a Committee of Neural Networks in order to Detect Hypoxia Related Disorder. *International Journal on Artificial Intelligence Tools (IJAIT)* Vol 15, No.3, 397-410.
- Rabiner, Lawrence, & Juang, B. H. (1993). *Fundamentals of Speech Recognition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Rachman, S. (2011). *VISUALISASI PENGENALAN UCAPAN VOKAL BAHASA INDONESIA*. Diambil kembali dari Diponegoro University Institutional Repository: <http://eprints.undip.ac.id/25763/>
- Renanti, m. D., Buono, A., & Kusuma, W. A. (2013). Identification by using Codebook as Feature Matching and MFCC as Feature Extraction. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*.
- Smith, A. (2013). *Decoding baby talk*. Diambil kembali pada tanggal 20 Desember 2017 dari dunstanbaby: <http://www.dunstanbaby.com/decoding-baby-talk/>
- Srijiranon, K., & Eiamkanitchat, N. (2014). Application of Neuro-Fuzzy Approaches to Recognition and Classification of Infant Cry. *TENCON 2014-IEEE Region 10 Conference*. Bangkok: TENCON.
- Thiang, & Saputra, H. (2005). Sistem Pengenalan Kata dengan Menggunakan Linear Predictive Coding. *Jurusan Teknik Elektro, Universitas Kristen Petra, Vol 5, No.2*, 19-24.