

KOMPARASI ALGORITME *HARMONY SEARCH*, *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*, *GENETIC ALGORITHM* DAN *LINEAR REGRESSION MODEL* UNTUK OPTIMASI FITUR PADA KLASIFIKASI SUARA BATUK KERING / BASAH

Maula Ahmad Faz-alfa¹, Yusuf Aziz Amrullah, S.T., M.Eng., Ph.D², Elvira Sukma Wayuni, S.Kom., M.Eng³

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Islam Indonesia
Jl Kaliurang KM 14.5 Yogyakarta, Indonesia

¹13524049@students.uii.ac.id

²yusuf.amrulloh@uui.ac.id ³155231301@uui.ac.id

Abstrak—Batuk yaitu pengeluaran sejumlah volume udara dengan cepat dan mendadak dari rongga toraks melalui epiglotis dan mulut. Suara batuk dapat memberikan informasi terhadap suatu penyakit. Batuk dikategorikan menjadi batuk kering dan batuk basah. Untuk mengetahui perbedaan batuk secara objektif perlu dibuat suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan suara batuk. Pada penelitian ini menggunakan 40 subjek anak-anak dengan 20 subjek penderita batu kering dan 20 subjek batuk basah. Penelitian ini menggunakan 8 metode fitur ekstraksi suara. Pada penelitian ini menerapkan metode seleksi fitur yang digunakan untuk mencari fitur-fitur yang terbaik berdasarkan algoritme yang digunakan. Pada penelitian sebelumnya menggunakan metode seleksi fitur dengan metode *particle swarm optimization* (PSO) dan *genetic algorithm* (GA) didapat hasil yang baik. Dalam penelitian ini dilakukan perbandingan dengan metode tersebut serta dengan menggunakan metode *harmony search* (HS) Serta menggunakan LRM sebagai metode yang bersifat linear Metode seleksi fitur digunakan untuk memilih fitur-fitur yang tidak relevan. Penelitian ini menggunakan algoritme jaringan syaraf tiruan (JST) sebagai proses klasifikasi. Hasil kinerja klasifikasi pada nilai *baseline* yaitu dengan akurasi 93,29%, sensitivitas 93,29% dan spesifisitas 93,35%. Pada algoritme GA mampu mereduksi 9 fitur dengan mendapatkan hasil klasifikasi sensitivitas 93,68% dan spesifisitas 93,75%. Dalam algoritme PSO mampu mereduksi 9 fitur dengan hasil klasifikasi pada sensitivitas 93,84% dan spesifisitas 93,91%. Setelah dilakukan proses seleksi fitur menggunakan HS dapat mengurangi 10 fitur dengan hasil kinerja klasifikasi meningkat yaitu akurasi 94,13%, sensitivitas 94,1% dan spesifisitas 94,17%. Pada penelitian ini algoritme HS yang digunakan dianggap lebih baik karena peningkatan klasifikasi yang terlihat lebih besar dengan mengurangi fitur yang lebih banyak dibanding algoritme PSO dan GA.

Kata Kunci – Algoritme *harmony search* ; jaringan syaraf tiruan; Batuk kering; batuk basah; klasifikasi

I. PENDAHULUAN

Sifat batuk mengandung informasi penting untuk tujuan diagnosis suatu penyakit. Perbedaan suara batuk kering dan batuk basah terdengar sangat subjektif bagi dokter, terutama yang masih muda dan belum berpengalaman sehingga memungkinkan kesalahan dalam diagnosis. Sedangkan untuk swamedikasi diperlukan pengetahuan untuk mengetahui suara batuk sehingga masyarakat bisa memilih obat yang sesuai dengan jenis batuk yang diderita. Suara batuk bisa dibedakan menjadi dua jenis yaitu, batuk kering yang disebabkan oleh makanan, alergi, polusi udara, obat-obatan dan debu. Batuk kering bisa diketahui dari suaranya yang nyaring, Jenis ke dua yaitu batuk basah yang disebabkan karena adanya sekresi cairan dan lendir yang berada di bagian bawah pada saluran pernapasan. Pada suara batuk basah bisa diketahui dari suaranya yang lebih berat dengan adanya pengeluaran dahak [1][2]. Pada sinyal suara batuk memiliki sifat non-stasioner maka digunakan suatu metode untuk menyelesaikan masalah dengan metode yang non-linear.

Pada penelitian ini dibuat sistem klasifikasi suara kering dan batuk basah pada anak-anak. Metode klasifikasi menggunakan algoritme jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan 8 fitur ekstraksi. Pada metode seleksi fitur menggunakan algoritme *harmony search*. Pada penelitian sebelumnya sudah dilakukan metode klasifikasi suara batuk dengan seleksi fitur menggunakan metode *genetic algorithm* dan *particle swarm optimization* dengan mendapatkan hasil yang baik. Maka dalam penelitian ini peneliti melakukan perbandingan pada proses seleksi fitur menggunakan *particle swarm optimization*, *genetic algorithm* dan *harmony search* dengan mengoperasikan ketiga algoritme tersebut diharapkan mampu mendapatkan suatu metode yang tepat dalam melakukan seleksi fitur untuk klasifikasi suara batuk pada anak-anak.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Studi Literatur

Klasifikasi adalah salah satu dari aplikasi pengolahan sinyal digital (*digital signal processing*) yang di dalamnya juga terdapat *speech recognition*. Dalam melakukan penelitian dirancang sebuah program yang mampu mengklasifikasikan

13-9-18



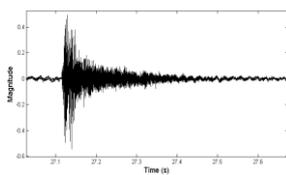
sejumlah sampel data suara menggunakan fitur-fitur suara dengan direpresentasikan secara numerik [3].

Pada penelitian lain menggunakan metode ekstraksi ciri dengan metode *Fourier Transform* (FFT) dan *Power Spectral Density* (PSD) serta menggunakan jaringan syaraf tiruan sebagai metode klasifikasi pada penelitian tersebut menggunakan parameter *epoch* 7, *Hidden neuron* 4 dan error 0,01. menghasilkan hasil klasifikasi dengan akurasi terbaik 86.6667% [4]. Penelitian lainnya yang dilakukan di lakukan oleh Khoirul Anam (2013) [5] Pada penelitiannya melakukan pengenalan suara manusia menggunakan metode LPC, Dari hasil percobaan ketepatan sistemnya dapat membedakan suara satu dengan yang lainnya sekitar 70%

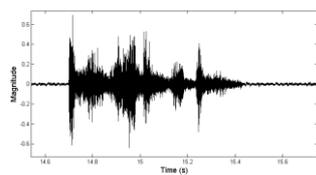
Penelitian dengan suara batuk pada anak-anak pada tahun (2017) tentang optimasi fitur pada klasifikasi suara batuk, dalam penelitian yang dilakukan ekstraksi fitur untuk mendapatkan ciri dari batuk mereka menggunakan metode ekstraksi fitur yaitu *non-gaussianity score* (NGS), *bispectrum score* (BGS), *pitch*, *zero-crossing rate* (ZCR), *kurtosis* (Kurt), *formant frequencies* (FF), *mel-frequency cepstral* (MFCC) dan *log energy* (LogE). Dengan menggunakan sampel suara batuk pada anak-anak sejumlah 30 subjek. Penelitian seleksi fitur menggunakan algoritme *particle swarm optimization* tersebut menghilangkan fitur sebanyak 25% memiliki performa yang baik dengan sensitivitas 96.68%, dan spesifisitas 96.65% [6]. Penelitian serupa juga dilakukan dengan menggunakan algoritme genetika yang dapat mereduksi 8 fitur dengan performa klasifikasi yaitu sensitivitas 96,6% dan spesifisitas 96,8% [7].

B. Batuk

Batuk bila berdasarkan tanda kliniknya bisa dibedakan menjadi batuk kering dan batuk basah[8]. Batuk kering merupakan batuk yang dimaksudkan untuk membersihkan saluran pernafasan, sedangkan batuk basah yaitu batuk yang timbul karena mekanisme pengeluaran mucus atau benda asing di saluran pernafasan. Berikut merupakan gambar dari batuk kering dan batuk basah.



Gambar 1. batuk kering



Gambar 2 sinyal batuk basah

C. Seleksi Fitur

Seleksi fitur digunakan dalam proses pembentukan subset fitur baru dari fitur aslinya. Tujuan seleksi fitur adalah untuk mengurangi jumlah fitur yang kurang relevan dan akan dihilangkan agar dapat mengikatkan performa klasifikasi serta meringankan beban komputasi.

D. Harmony Search (HS)

Algoritme optimasi *harmony search* (HS) merupakan sebuah metode metaheuristic yang dikenalkan oleh Geem Kim

dan Loganathan pada tahun 2001. Di dalam HS nilai dari kandidat penyelesaian yang baru diambil dari salah satu harmoni memori (dipilih secara acak) dengan probabilitas tertentu. Probabilitas ini disebut *harmony memory consideration rate* (HMCR). Kandidat yang telah dibentuk memiliki peluang untuk diubah menjadi probabilitas tertentu yang disebut dengan *Pitch Adjustment Rate* (PAR) dari sini kita memahami ada 3 kemungkinan dalam improvisasi music dengan HS yaitu dinyatakan dengan HMCR, PAR, dan pemilihan acak [9][10]. Apabila nilai bilangan random yang akan dibangkitkan dibawa HMCR dan proses kedua dibawah PAR, maka dilakukan proses penyesuaian nada. Berikut rumus penyesuaian nada (persamaan 1).

$$x_i' = x_i + bw \cdot \epsilon \quad (1)$$

Dimana

x_i' = nada baru setelah dilakukan penyesuaian nada

x_i = nada yang tersimpan pada harmony memory

bw = bandwidth

ϵ = bilangan random dengan interval (-1,1)

HS tersusun dari lima langkah yaitu inialisasi parameter, inialisasi harmoni memori, improvisasi harmoni memori, memperbarui harmoni memori dan menentukan kriteria proses pencarian. Dalam Harmony Search jumlah maksimum iterasi sering dipakai sebagai kriteria menghentikan proses pencarian.[11].

E. Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle swarm optimization dikenalkan oleh Edward pada tahun 1995. Proses algoritme ini terinspirasi dari perilaku sosial hewan yang bergantung untuk mendapatkan makanan, seperti ikan yang berkelompok atau burung yang berkelompok. Baris dalam matriks disebut dalam partikel. Partikel tersebut memiliki nilai-nilai variable dan tidak biner. Setiap partikel bergerak di sekitar permukaan partikel dengan mempunyai kecepatan. Setiap ada pembaruan kecepatan dan posisi dilakukan berdasarkan nilai (lokasi) terbaik dan menyeluruh (global) [6].

Dalam PSO, data yang digunakan diartikan sebagai kelompok di asumsikan memiliki nilai tertentu dengan posisi partikel awal terletak pada lokasi acak di dalam ruangan multidimensi. Partikel mempunyai dua karakteristik, yaitu kecepatan dan posisi. Setiap partikel bergerak pada ruang tertentu untuk melakukan pencarian data yang optimum, serta mengetahui posisi terbaik. Setiap partikel akan menginformasikan posisi yang baik berdasarkan (P_{best}) kepada partikel lain dan partikel lain akan menyesuaikan kecepatan serta posisi masing-masing. Setiap individu akan memperbaiki gerakan sehingga mendapatkan nilai terbaik pada partikel dari seluruh kelompok (G_{best}). Berikut persamaan yang digunakan pada kecepatan persamaan (2) dan posisi (3).

$$X_i(t) = x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{in}(t) \quad (2)$$

$$V_i(t) = v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{in}(t) \quad (3)$$

Dengan:

X = posisi partikel;

n = ruang dimensi t = iterasi

i = indeks partikel

V = kecepatan

Pada proses iterasi, setiap partikel akan mendapatkan kecepatan serta posisi baru. Maka dilakukan pembaruan (*update*) kecepatan serta posisi dengan digunakan persamaan 4 dan persamaan 5.

$$Vi(t) = wVi(t-1) + \varphi C1(Pb - Xi(t-1)) + \varphi C2(Gb - Xi(t-1)) \quad (4)$$

$$Xi(t) = (t-1) + Vi(t) \quad (5)$$

Keterangan:

P_b = nilai terbaik individu; φ = bilangan acak (0 sampai 1);
 G_b = nilai terbaik kelompok; C_1 dan C_2 = *learning factor*

Proses dalam algoritme PSO kriteria yang digunakan untuk pemberhentian yaitu jika iterasi yang ditetapkan tercapai.

F. Genetic Algorithm (GA)

Genetic Algorithm atau algoritme genetika diperkenalkan oleh Jon Holland untuk menyelesaikan masalah pada optimasi. Algoritme ini bekerja seperti proses seleksi alam. Nilai *fitness value* akan digunakan sebagai proses seleksi. Pada setiap individu dari populasi merupakan kandidat evolusi (solusi) dan yang akan bertahan dalam evolusi jika memiliki nilai *fitness value* yang tinggi [12]. Penentuan terpilihnya individu, dilakukan berdasarkan persamaan (2.5).

$$P(hi) = \frac{F(i)}{\sum_{i=1}^p (hi)} \quad (6)$$

Dengan nilai $F(i)$ = *fitness value* dan (hi) = individu

Pada seleksi yang dilakukan individu yang terpilih akan dilakukan pencampuran genetika. Pencampuran dilakukan untuk mewariskan sifat kepada individu keturunan dengan melibatkan paling sedikit 2 individu. Terdapat beberapa metode pencampuran yaitu pencampuran 1 titik, pencampuran n titik dan pencampuran *shuffle*. Hasil dari pencampuran genetika disebut mutasi. Mutasi sendiri adalah operator genetika yang bersifat individu, probabilitas mutase disarankan untuk memberikan nilai yang kecil

G. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

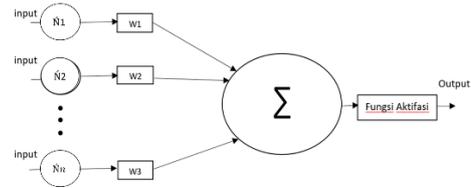
Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yaitu salah satu unit pemrosesan yang meniru sistem saraf manusia. JST digunakan untuk membuat suatu perhitungan sehingga dapat digunakan sebagai proses pelatihan dari suatu tindakan dengan suatu pengenalan pola [13]. JST ditentukan oleh 3 hal yaitu,

1. Pola hubungan antar neuron.
2. Metode untuk menentukan bobot penghubung atau bisa disebut dengan metode *training*.
3. Fungsi aktivasi

Neuron adalah unit pemrosesan informasi yang menjadi dasar dalam pengoperasian jaringan syaraf tiruan. Neuron terdiri dari beberapa elemen pembentuk.

1. Himpunan unit-unit yang dihubungkan dengan jalur koneksi. Jalur tersebut memiliki bobot yang berbeda-beda. Bobot positif akan memperkuat sinyal sedangkan bobot negatif akan melemahkan sinyal.
2. Unit penjumlah akan mengalkulasi input-input sinyal yang sudah dikalikan dengan bobotnya.

3. Fungsi aktivasi akan menentukan sinyal dari input neuron akan diteruskan ke neuron lainnya atau tidak dengan membandingkan dari nilai *threshold*. Sebagai contoh, perhitungan seperti dalam nilai Z pada gambar berikut



Gambar 3 Model Neuron

Metode pembelajaran pada penelitian ini yaitu pembelajaran terbimbing (*supervised learning*). Pada proses pembelajaran suatu input akan diberi ke satu neuron pada lapisan input. Pola ini akan ditambatkan sepanjang jaringan syaraf tiruan sampak ke neuron lapisan output. Pada lapisan output akan membangkitkan pola output yang nantinya akan dicocokkan dengan output target, apabila terjadi perbedaan antara la output asil pembelajaran dengan pola target maka akan muncul error.

H. Linear Regression Model (LRM)

Linear regression model (LRM) yaitu suatu metode dengan menggunakan pendekatan linear yang digunakan untuk memodelkan hubungan dengan menggunakan fungsi predictor linier dimana parameter model belum diketahui akan diperkirakan dengan data yang digunakan. Berikut merupakan persamaan yang digunakan pada persamaan (7).

$$Y = a + bX \quad (7)$$

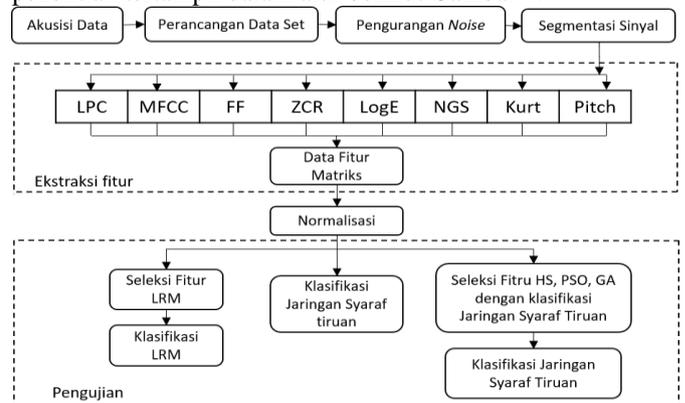
Keterangan:

Y = variable dependen b = kemiringan garis
X = variable independen a = intercept

LRM pada penelitian ini digunakan sebagai metode seleksi fitur serta klasifikasi bersifat linier.

III. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini memiliki 7 alur tahapan yang akan membuat penelitian agar lebih terstruktur. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian tertampil dalam alur berikut Gambar 4.



Gambar 4 Alur penelitian

A. Akusisi Data

Subjek penelitian ini adalah pasien anak-anak dengan rentang usia 0 – 6 tahun yang menderita penyakit batuk. Data rekaman memiliki *noise* atau suara yang tidak digunakan dalam pengolahan penelitian seperti suara orang lain selain pasien, suara mesin kendaraan, langka kaki, dan suara TV atau alat-alat elektronik lainnya. Durasi perekaman suara dari setiap subjek yaitu tergantung dari lamanya pasien tersebut berada di dalam ruangan rumah sakit tergantung pasien dan biasanya sampai sekitar 4 jam. Dalam penelitian diambil rekaman data suara batuk dengan subjek yang digunakan sejumlah 40 pasien anak-anak.

B. Pengambilan Data Set

Data diambil dari 40 subjek yang berbeda dengan setiap 1 subjek diambil 10 *event*/episode data batuk. *Event* / episode yaitu pada fase ekspirasi untuk satu kali batuk. Data yang di dapat berupa 200 event batuk basah dari 20 subjek dan 200 event batuk kering dari 20 subjek. Data yang terpilih semuanya digabungkan. Penelitian ini memiliki indikasi untuk menentukan target dari suara batuk kering dan batuk basah.

C. Pengurangan *Noise*

Dalam pengurangan *noise* menggunakan metode *High Pass Filter* (HPF) *Butterworth* orde 4 untuk mengurangi *noise* berfrekuensi rendah kurang dari (f_c) Hz yang disebabkan oleh getaran dari mikrofon. HPF digunakan untuk mengurangi *noise* yang frekuensi *cut-off* kurang dari 10 Hz.

D. Segmentasi Sinyal

Segmentasi digunakan untuk membagi sinyal ke dalam sub blok. Pada proses ini juga akan menentukan jumlah data pada dataset yang digunakan Waktu sub blok yang digunakan di penelitian adalah 20 ms dengan pergeseran dari setiap sub blok menggunakan *non-overlapping sub block*. Perhitungan yang dilakukan dapat dilihat dari persamaan 8.

$$Z = \frac{T}{s} \quad (8)$$

Keterangan :

Z = jumlah data; T = waktu dari data yang digunakan;
 s = Waktu subblok;

Dalam proses ini juga menentukan identitas dari subjek yang disebut dengan ID yang digunakan untuk menentukan letak dari subjek. ID tersebut juga digunakan untuk pembuatan *Cross Validation* (CV).

E. Ekstraksi Fitur

Pada tahapan ekstraksi fitur data set rekaman batuk akan dilakukan ekstraksi sehingga menghasilkan data dalam bentuk fitur matriks. Pada proses ekstraksi fitur data pada penelitian menggunakan beberapa metode ekstraksi fitur antara lain *linear predictive coding* (LPC), *mel-frequencies cepstral coefficients* (MFCC), *formants frequencies* (FF), *zero-crossing rate* (ZCR), *log energy* ($\log E$), *non-gaussianity score* (NGS), *kurtosis* (Kurt), dan *pitch*. Yang menghasilkan 32 fitur dengan urutan.

1. *Linear Predictive Coding* (LPC)

LPC merupakan salah satu teknik analisis sinyal suara yang baik efisien untuk suatu komputasi, LPC melakukan analisis dengan cara menghitung *formant*, memisahkan *formant* dari sinyal, yang dinamakan proses *Invers filtering* dengan mengestimasi frekuensi dan intensitas dari sinyal suara yang tersisa yang disebut *Residue*. karena sinyal suara bervariasi maka waktu estimasi dilakukan dengan *frame* kecil [14]. Perhitungan LPC menggunakan Persamaan 9.

$$A(Z) = \sum_{i=1}^g a_i Z \quad (9)$$

Keterangan:

g = orde dari LPC a_i = koefisien prediksi

Z = jumlah data dari segmentasi

2. *Mel-frequencies Cepstral Coefficients*(MFCC)

MFCC merupakan filter yang bekerja secara linier pada frekuensi rendah dan bekerja secara logaritmik pada frekuensi tinggi yang digunakan untuk mendapatkan karakteristik penting dari sinyal suara. Karakteristik ini digambarkan dalam skala mel-frekuensi, yang merupakan frekuensi linier di bawah 1000 Hz dan frekuensi logaritmik diatas 1000 Hz [15]. Perhitungan MFCC dihitung dengan menggunakan persamaan 10.

$$B(Z) = \sum_{c=1}^c L_j(c) \cos\left(\frac{r(2c-1)n}{2c}\right) \quad (10)$$

L_j merupakan hasil dari *log energy* dari c *mel filter banks* dari sub blok data set Z yang digunakan dan r adalah jumlah koefisien cepstral. Pada penelitian di sini terdapat 14 koefisien cepstral MFCCs.

3. *Formants Frequencies* (FF)

Frekuensi formant merupakan spectral bunyi pada puncak suara yang dipengaruhi oleh sumber suara. Karena itu frekuensi yang dihasilkan setiap orang akan bervariasi. Dalam suara batuk, mucus, iritan yang masuk dalam rongga pernafasan dapat merubah struktur formant [16]. Pada metode di sini menggunakan lima formant serta menggunakan perhitungan LPC orde 11.

4. *Zero-Crossing Rate* (ZCR)

Fitur ini digunakan untuk mengetahui tingkat perubahan pada sinyal, yaitu perubahan sinyal negatif ke positif atau sebaliknya [17]. Fitur ini banyak digunakan dalam pengenalan suara atau pengambilan informasi suara. Berikut perhitungan ZCR dihitung dengan (persamaan 11) dengan menggunakan dataset Z .

$$D(Z) = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} H(Z_t \cdot Z_{t-1}) \quad (11)$$

Dimana Z_t yaitu sinyal dari dataset saat waktu di t . T adalah panjang dari dataset dan H yaitu fungsi indikator (bernilai 0 saat negatif dan bernilai 1 saat positif).

5. *Log Energy*($\log E$)

Fitur ini merupakan sebuah fitur yang juga digunakan pada metode MFCCs, yang digunakan untuk menaikkan akurasi dalam *automatic speech recognition*. Berikut (persamaan 12) yang digunakan pada perhitungan $\log E$.

$$E(Z) = 10\text{Log}_{10} \left(\varepsilon + \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k (y(k))^2 \right) \quad (12)$$

Dimana ε adalah satuan persen (%) yang merupakan nilai konstanta positif untuk menghindari perhitungan dari logaritma 0.

6. Non-gaussianity score (NGS)

NGS adalah suatu pengukuran deviasi pada sinyal dengan menggunakan model Gaussian. Fitur ekstraksi yang bisa digunakan dalam menyaring apnea. *Non-gaussianity* akan timbul apabila glottis terbuka saat fase eksplosif [18]. Berikut merupakan perhitungan NGS yang terdapat pada (persamaan 13).

$$F(Z) = 1 - \left(\frac{\sum_{j=1}^k (q(j)-p)^2}{\sum_{j=1}^k (q(j)-q)^2} \right) \quad (13)$$

Nilai p digunakan untuk mempresentasikan probabilitas normal dari data referensi. Dan variabel q yaitu data analisis dan variabel j yaitu jarak nilai 1 sampai dengan k .

7. Kurtosis(Kurt)

Kurtosis biasa dianggap sebagai distorsi atau nilai puncak dari probabilitas distribusi yang diambil secara relative terhadap distribusi normal [19]. Perhitungan *kurtosis* dihitung dengan (persamaan 3.7).

$$G(Z) = E \left[\left(\frac{Z-\mu}{\sigma} \right)^4 \right] \quad (14)$$

Variabel μ merupakan rata-rata dari Z dan σ merupakan standar deviasi dari hasil segmentasi.

8. Pitch

Dalam analisis pitch (nada) didefinisikan sebagai frekuensi dasar yang ada pada pita suara. Setiap orang mempunyai pitch yang khas yang dipengaruhi oleh aspek fisiologis manusia (laring). Pada saat kondisi batuk saraf dan otot di laring mengendalikan pembukaan dan penutupan pita suara yang diperlukan untuk membantu membersihkan saluran pernapasan.

Dari 8 fitur ekstraksi yang dipakai dalam penelitian ini menghasilkan total feature ekstraksi sebanyak 32 fitur yang dimana memiliki bobot yang berbeda beda. Fitur tersebut mempunyai dimensi $B \times Z$, dimana Z adalah semua fitur yang digunakan dan disebut dengan fitur matriks. Fitur matriks dinotasikan dengan \hat{Z} . Berikut adalah persamaan fitur matriks.

$$\hat{Z} = [A(Z) B(Z) C(Z) D(Z) E(Z) F(Z) G(Z) H(Z)] \quad (15)$$

Dimana

$A(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 8$ fitur LPC;
 $B(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 14$ fitur MFCC;
 $C(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 5$ fitur FF;
 $D(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 1$ fitur ZCR;
 $E(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 1$ fitur LogE;
 $F(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 1$ fitur NGS;
 $G(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 1$ fitur Kurtz;
 $H(Z)$ yaitu matriks berdimensi $Z \times 1$ fitur Pitch.

Dengan urutan fitur ekstraksi yang digunakan dalam penelitian tertampil pada Tabel 1.

Tabel 1 Fitur ekstraksi

LPC	MFCC	FF	ZCR	LogE	NGS	Kurt	Pitch
1-8	9-22	23-27	28	29	30	31	32

F. Normalisasi

Normalisasi digunakan sebagai tahapan agar data yang dihasilkan memiliki nilai jangkauan yang tidak terlalu jauh antara data terendah dengan data terbesar [20]. Nilai normalisasi yang digunakan yaitu -1 sebagai nilai data terendah dan 1 sebagai nilai data tertinggi. Berikut perhitungan normalisasi yang digunakan yang terdapat pada persamaan (3.9).

$$\hat{N} = \frac{((Z \times \hat{Z}) - (\hat{Z}_{\max} + \hat{Z}_{\min}))}{(\hat{Z}_{\max} - \hat{Z}_{\min})} \quad (16)$$

\hat{N} = dataset hasil normalisasi

\hat{Z} = semua data matriks

\hat{Z}_{\max} = nilai tertinggi dari seluruh data

\hat{Z}_{\min} = nilai terendah dari seluruh data

G. Pengujian Data

Dalam tahap ini pertama data disesuaikan dan dibuat identitasnya menjadi 40 ID (identitas) sesuai data setiap pasien yang dimana terdapat 20 ID data suara batuk kering dan 20 ID data suara batuk basah. Untuk proses selanjutnya dari 40 ID data dibagi dan 3 bagian yaitu data *Train*, data *Validation*, dan data *Test*. Selain itu juga dilakukan *cross-validation* pada data agar masing-masing ID mendapatkan tempat pada setiap bagian tersebut (*Train*, *Validation*, *Test*).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (17)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (18)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (19)$$

Keterangan:

TP = True Positive; TN = True Negative;

FP = False Positive; FN = False Negative.

H. Mencari Nilai Baseline

Data hasil matriks normalisasi maka dilakukan pengujian klasifikasi dengan JST untuk mengetahui performa klasifikasi dari semua fitur yang digunakan. Hasil klasifikasi yang didapat dijadikan sebagai nilai *baseline* dalam penelitian.

I. Pengujian Linear Regression Model

Pada pengujian ini menggunakan data normalisasi fitur dari data matriks N' yang akan dilakukan dengan pengujian klasifikasi dengan metode *linear regression model* (LRM). Pada pengujian ini memiliki 4 tahapan yaitu:

1. klasifikasi dari dataset untuk mencari nilai baseline
Mencari nilai *baseline* dari metode LRM dengan digunakan 32 fitur dari data matriks N' , hasil klasifikasi pada tahap pencarian *baseline* berupa nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas.

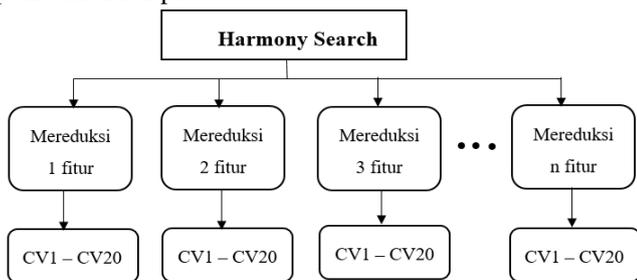
2. Proses klasifikasi untuk setiap fitur ekstraksi
Pengujian ini digunakan untuk mengetahui performa dari setiap fitur yang digunakan dengan metode LRM hasil nilai berupa akurasi, sensitivitas, spesifisitas.
3. Menghitung nilai signifikansi
Nilai signifikansi dari setiap fitur dengan dibandingkan dari nilai *baseline*. Di sini peneliti menentukan bahwa jika performa dari masing-masing metode memiliki nilai p (signifikansi) $\geq 0,06$ dari nilai *baseline* maka fitur tersebut berkontribusi [21].
4. klasifikasi LRM tanpa fitur yang direduksi
Menguji fitur-fitur yang terpilih dari tahap pengujian fitur ekstraksi dengan menggunakan LRM. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengetahui kinerja dari proses LRM sebagai seleksi fitur.

J. Klasifikasi JST

Jaringan syaraf tiruan digunakan untuk pengujian klasifikasi ekstraksi fitur dengan pengujian pertama menentukan nilai *baseline* dengan metode JST. Baseline dalam metode ini yaitu untuk mencari performa dari semua ekstraksi fitur yang digunakan.

K. Pengujian algoritme *harmony search*

Pengujian menggunakan algoritme HS, dilakukan dengan proses seleksi fitur untuk mencari fitur-fitur dengan nilai yang optimum dengan mereduksi beberapa fitur. Pengujian seleksi fitur menggunakan *input* dari matriks N' . Pada proses HS akan memilih fitur-fitur dengan memiliki nilai relevansi yang tinggi terhadap klasifikasi berdasarkan inisialisasi dari nilai PAR dan HMCR untuk membangkitkan proses pencarian nada. Pada proses HS akan berhenti jika kriteria telah terpenuhi. Pada penelitian ini jumlah iterasi digunakan untuk kriteria pemberhentian proses.



Gambar 5 Proses pengujian *harmony search*

Algoritme *harmony search* pada proses seleksi fitur akan menghilangkan beberapa fitur-fitur $[A(Z), B(Z), C(Z), D(Z), E(Z), F(Z), G(Z), H(Z)] = 32$ fitur dari fitur matriks N' . Prosedur pengujian menggunakan HS sebagai seleksi fitur dapat dilihat pada Gambar 3.2.

Dari prosedur yang digunakan HS akan mereduksi 1 fitur dahulu dengan 20 kombinasi data (CV). Kemudian mereduksi 2 fitur sampai n fitur yang direduksi. Untuk n fitur jumlah maksimal yang bisa dihilangkan dari algoritme *harmony search* yaitu sebanyak fitur yang digunakan (32 fitur). Di sini peneliti memberikan batasan proses jika fitur yang direduksi mendapatkan nilai spesifisitas kurang dari 2% dari nilai *baseline* maka reduksi fitur dihentikan.

L. Pengujian hasil seleksi fitur menggunakan JST

Pengujian tanpa menggunakan fitur yang direduksi dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan. Pengujian dilakukan dengan mereduksi fitur dari hasil pengujian seleksi fitur dari algoritme *harmony search* dengan klasifikasi JST

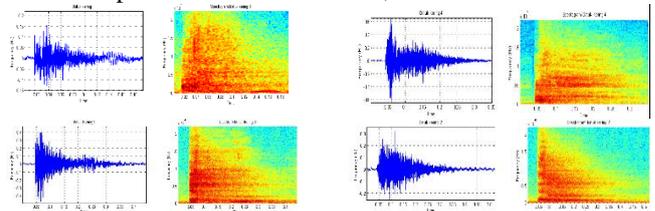
Penelitian ini dilakukan dengan beberapa prosedur

1. Pengujian dengan mereduksi fitur yang terpilih lebih dari 1 kali.
2. Pengujian dengan mereduksi fitur yang terpilih dalam jumlah yang sama
3. Pengujian dengan mereduksi fitur yang sering
4. Pengujian dengan seluruh fitur yang direduksi

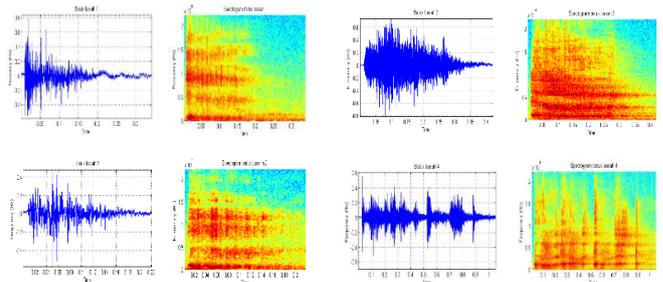
IV. HASIL DAN ANALISIS

A. Data Suara Batuk

Data diambil dari rekaman suara batuk pada 40 pasien anak-anak sebagai subjek dengan rentang usia 0-6 tahun. Data penderita batuk kering 20 subjek dan pada penderita batuk basah 20 subjek dengan setiap subjek dipilih 10 event suara batuk. Data suara batuk yang digunakan berdurasi 207 detik. Dimana data set suara batuk kering berdurasi 94 detik dan pada dataset suara batuk basah berdurasi 113 detik. Pada event batuk memiliki data sebanyak 200 episode suara batuk kering dan 200 episode suara batuk basah,



Gambar 6 Sinyal suara batuk basah dalam domain waktu dan *frequency*



Gambar 7 Sinyal suara batuk basah pada domain waktu dan *frequency*

B. Pengujian Metode LRM

Metode LRM digunakan sebagai metode pengujian bersifat linear

Tabel 2 Kinerja LRM (*Baseline*)

	Rata-rata (%)	Standar Deviasi (%)
Akurasi	45,78	6,28
Error	54,21	6,28
Sensitivitas	45,17	6,55
Spesifisitas	45,21	6,54

Pada Tabel 2, digunakan klasifikasi 32 fitur digunakan untuk nilai *baseline* LRM. Hasil yang didapatkan memiliki kinerja yang cukup rendah dibawa 90%. Untuk hasil standar deviasi memiliki nilai yang besar dari hasil pengujian LRM yaitu sebesar 6, 28-6,55. Hasil yang didapat dari pengujian ini akan dijadikan sebagai acuan untuk pembandingan dengan data setelah dari hasil seleksi fitur dengan pengujian LRM.

C. Hasil Seleksi Fitur serta Klasifikasi LRM

Tabel 3 Nilai signifikasi masing-masing fitur terhadap nilai *baseline* LRM

Fitur	Sensitivitas	Spesifisitas	Y/N	Fitur	Sensitivitas	Spesifisitas	Y/N
1	0,0752	0,0762	N	17	0,2048	0,2072	N
2	0,2206	0,2189	N	18	0,0951	0,0968	N
3	0,2049	0,2069	N	19	0,1406	0,14	N
4	0,562	0,5642	N	20	0,5503	0,5492	N
5	0,0841	0,0855	N	21	0,317	0,3244	N
6	0,2763	0,2741	N	22	0,0077	0,0075	Y
7	0,0564	0,0546	Y	23	0,135	0,1337	N
8	0,6364	0,6303	N	24	0,3566	0,354	N
9	0,236	0,2383	N	25	0,1125	0,1104	N
10	0,0817	0,0817	N	26	0,5639	0,5637	N
11	0,161	0,1603	N	27	0,0567	0,0586	Y
12	0,8863	0,8825	N	28	0,5462	0,5095	N
13	0,8947	0,896	N	29	0,2529	0,2551	N
14	0,3538	0,3497	N	30	0,938	0,9329	N
15	0,0383	0,0379	Y	31	0,134	0,1385	N
16	0,4292	0,4252	N	32	0,018	0,0289	Y

Nilai signifikasi digunakan sebagai proses seleksi fitur dengan LRM yaitu didapat dari hasil sensitivitas dan spesifisitas masing-masing fitur terhadap *baseline*. Pada Tabel 4.2 fitur-fitur yang direduksi adalah fitur dengan keterangan N. Fitur yang tereduksi adalah fitur ke 7 (LPC), 5(MFCC), 22 (MFCC), 27 (FF), 32 (Pitch). Dengan nilai signifikasi kurang dari 0,06 maka fitur ini dianggap kurang relevan dalam proses klasifikasi suara batuk kering dan batuk basah.

Fitur-fitur yang terpilih (Y) pada (Tabel 4.2) selanjutnya diuji dengan LRM untuk melihat kinerja tanpa menggunakan fitur-fitur yang direduksi. Berikut adalah hasil pengujian dengan fitur-fitur yang terpilih dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil klasifikasi dengan fitur direduksi dengan algoritme LRM

	Rata-rata (%)	Standar Deviasi (%)
Accurasi	51,51	3,95
Eror	48,48	3,95
Sensitifitas	49,5	3,86
Spesifisitas	49,54	3,85

Pada pengujian ini kinerja yang didapat dari mereduksi beberapa fitur yang dianggap kurang berkontribusi dapat meningkatkan kinerja klasifikasi dibandingkan dengan nilai dari *baseline*. Pada proses klasifikasi hasil kinerja memiliki akurasi 51, 51%, sensitivitas 49,50%, dan spesifitas 49,54% dengan nilai standar deviasi yaitu 3,85-3,95.

D. Klasifikasi JST

Pengujian dilakukan dengan algoritme jaringan syaraf tiruan dalam proses ini untuk mengetahui nilai klasifikasi dari 32 fitur yang digunakan. Hasil yang diperoleh digunakan sebagai nilai *baseline*. Pengujian didapatkan hasil yang tertampil pada Tabel 5.

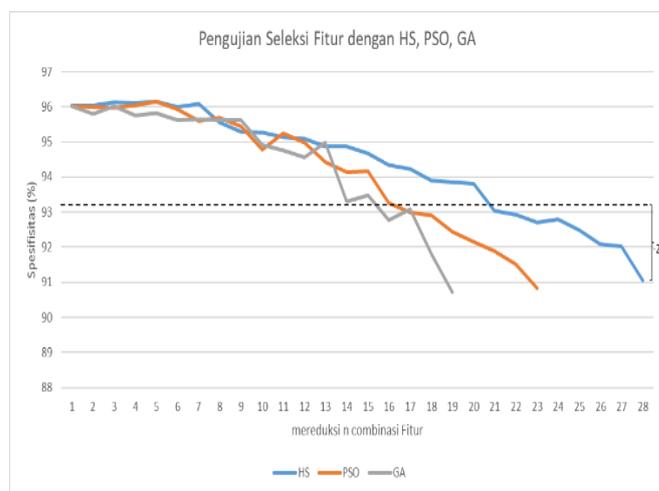
Tabel 5 Nilai *baseline* jaringan syaraf tiruan

	Rata-rata (%)	Standar deviasi
Akurasi	93,29	1,08
Error	6,71	1,08
Sensitivitas	93,29	1,14
Spesifisitas	93,35	1,13

Pada pengujian menggunakan metode algoritme jaringan syaraf tiruan didapat hasil dengan nilai *baseline* yang tinggi dengan memiliki hasil nilai standar deviasi yang rendah yaitu 1,02 - 1,04.

E. Hasil Seleksi Fitur dengan Metode HS, PSO, GA

Pengujian dengan HS, PSO, GA berdasarkan Spesifikasi



Gambar 8 Grafik perbandingan hasil Spesifikasi

Dalam penelitian dilakukan dengan proses menghilangkan 1 sampai n kombinasi. Nilai n akan berhenti jika klasifikasi yang didapat dibawah dari 2% dari nilai *baseline*.

Berdasarkan tabel 4.3 didapatkan jumlah pengurangan kombinasi fitur mempengaruhi klasifikasi pada nilai sensitivitas dan spesifisitas dan nilai kinerja klasifikasi dibawa 2% terjadi pada ke 28 kombinasi fitur. Setelah dilakukan pengujian dipilih fitur yang sering keluar dari setiap pengujian.

F. Klasifikasi setelah seleksi fitur dengan HS

Dari pengujian seleksi fitur dengan metode HS didapatkan fitur-yang direduksi sebagai berikut. Fitur 1, 4, 25, 26 terpilih 1 kali dari 28 kali pengujian. Fitur 5, 24, 28, 30, 31 dengan terpilih 2 kali dari 28 kali pengujian. Fitur 32 terpilih 16 dari 28 kali pengujian. Dari fitur yang terpilih maka dilakukan pengujian dengan asil sebagai berikut pada Tabel 6.

Tabel 6 .Klasifikasi JST tanpa fitur yang direduksi oleh algoritme HS

Fitur N direduksi	Fitur N direduksi dari 28 kali pengujian	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)
1, 4, 25, 26	1 kali	93,18 ± 0,11	93,16 ± 0,13	93,24 ± 0,11
5, 24, 28, 30, 31	2 kali	92,97 ± 0,32	92,95 ± 0,34	93,02 ± 0,33
32	16 kali	93,76 ± 0,47	93,74 ± 0,45	93,81 ± 0,46
1, 4, 5, 24, 25, 26, 28, 30, 31, 32	fitur yang direduksi	94,13 ± 0,84	94,1 ± 0,81	94,17 ± 0,82

G. Klasifikasi Setelah seleksi fitur dengan PSO

Dari pengujian seleksi fitur dengan metode PSO didapatkan fitur-yang direduksi sebagai berikut. Dalam 23 kali pengujian terpilih beberapa fitur yaitu Fitur 4, 5, 10, 27 terpilih 1 kali, Fitur 9 dengan terpilih 2 kali, Fitur 26, 32 terpilih 3 kali, fitur 24 terpilih 7 kali. Dari fitur yang terpilih maka dilakukan pengujian dengan asil sebagai berikut pada Tabel 7.

Tabel 7 klasifikasi JST tanpa fitur yang direduksi algoritme PSO

Fitur N direduksi	Fitur N direduksi dari 23 kali pengujian	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)
4, 5, 10, 27	1 kali	92,8 ± 0,49	92,78 ± 0,51	92,85 ± 0,5
9	2 kali	93,83 ± 0,54	93,81 ± 0,52	93,88 ± 0,6
26, 32	3 kali	92,83 ± 0,46	92,82 ± 0,47	92,9 ± 0,45
23	4 kali	93 ± 0,21	92,98 ± 0,2	93,05 ± 0,3
24	7 kali	93,08 ± 0,18	93,07 ± 0,22	93,15 ± 0,2
4, 5, 10, 27, 9, 26, 32, 23, 24	ffitur yang direduksi	93,85 ± 0,56	93,84 ± 0,55	93,91 ± 0,56

H. Klasifikasi setelah seleksi fitur dengan GA

Dari pengujian seleksi fitur dengan metode GA didapatkan fitur-yang direduksi sebagai berikut. Pengujian dengan metode GA dilakukan 20 kali dengan fitur terpilih yaitu Fitur 1, 3, 9, 27 terpilih 1 kali, Fitur 23, 24, 30 dengan terpilih 2 kali, dan Fitur 32 terpilih 8 kali dari 20 pengujian. Dari fitur yang terpilih maka dilakukan pengujian dengan asil sebagai berikut pada Tabel 8.

Tabel 8 klasifikasi JST tanpa fitur yang direduksi algoritme GA

Fitur N direduksi	Fitur N direduksi dari 19 kali pengujian	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)
1, 3, 9, 10, 27	1 kali	92,59 ± 0,7	92,58 ± 0,71	92,65 ± 0,7
23, 24, 30	2 kali	92,94 ± 0,35	92,92 ± 0,37	92,99 ± 0,36
32	8 kali	93,76 ± 0,47	93,74 ± 0,45	93,81 ± 0,46
1, 3, 9, 10, 23, 24, 27, 30, 32	fitur yang direduksi	93,71 ± 0,42	93,68 ± 0,39	93,75 ± 0,4

I. Perbandingan data dengan metode HS, PSO, GA, LRM

Berikut adalah hasil pengujian klasifikasi dengan jaringan syaraf tiruan setelah seleksi fitur dengan menggunakan 4 metode seleksi fitur pada penelitian ini yang dimaksudkan untuk membandingkan hasil yang baik. Yang tertampil pada tabel

Tabel 4.8 Hasil klasifikasi JST tanpa fitur yang direduksi

Algoritme	fitur N direduksi dari 19 kali pengujian	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)
HS	1, 4, 5, 24, 25, 26, 28, 30, 31, 32	94,13 ± 0,84	94,1 ± 0,81	94,17 ± 0,82
PSO	4, 5, 9, 10, 23, 24, 26, 27, 32	93,85 ± 0,56	93,84 ± 0,55	93,91 ± 0,56
GA	1, 3, 9, 10, 23, 24, 27, 30, 32	93,71 ± 0,42	93,68 ± 0,39	93,75 ± 0,4
LRM	7, 15, 22, 27, 32	51,51 ± 0,73	49,5 ± 4,33	49,54 ± 4,33

Pada tabel terlihat bahwa performa terbaik didapat pada metode HS yang mampu mereduksi 10 fitur dan mampu meningkatkan performa pada akurasi $94.13 \pm 0,84$ sensitivitas $94.1 \pm 0,81$ dan spesifisitas $94.17 \pm 0,82$ pada algoritme HS dianggap lebih baik karena peningkatan terlihat lebih besar dibanding algoritme PSO dan GA. Sedangkan pada algoritme LRM, kurang bagus dibanding algoritme yang lain karena metode tersebut bersifat linear dengan mendapatkan nilai yang kurang dari 90%.

V. KESIMPULAN

Kesimpulan pada pengujian yang telah dilakukan dengan metode Klasifikasi serta seleksi fitur menggunakan algoritme klasifikasi LRM, JST, serta seleksi fitur LRM, GA, PSO, HS yaitu:

1. Fitur yang kurang relevan terhadap proses klasifikasi suara batuk yaitu fitur ke 1, 3, 4, 5, 9, 10, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 30, 31, 32, yang berdasarkan pada pengujian metode seleksi fitur HS, PSO, dan GA.
2. Pada metode seleksi fitur yang digunakan, metode *harmony search* dianggap lebih baik dari metode yang lain dikarenakan metode tersebut mampu mempertahankan kinerja klasifikasi sampai dengan 28 kali pengujian dengan mendapatkan 10 fitur direduksi. Sedangkan pada metode LRM dianggap kurang baik karena klasifikasi yang dihasilkan kurang dari 90%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Setyanto, "Batuk Kronik pada Anak: masalah dan tata laksana," *Sari Pediatr.*, vol. 6, pp. 64–70, 2004.
- [2] K. F. Chung, *Cough: Causes, Mechanisms and Edited by Kian Fan Chung*. University of London and 116 Pepys Road London, 2003.
- [3] David, "Penerapan Algoritma Levenberg-Marquadt dan Backpropagation Neural Network Untuk Klasifikasi Suara Manusia," pp. 1–10, 2013.
- [4] N. Afifah, "Klasifikasi Penyakit Batuk Berdasarkan Sinyal Data Suara Menggunakan Ekstraksi Ciri Fast Fourier Transform Dan Power Spectral Density Dengan Algoritma Jaringan Saraf Tiruan- Propagasi Balik," vol. 2, no. 2, pp. 2841–2846, 2015.
- [5] K. Anam, "Pengenalan suara manusia menggunakan metode LPC," vol. 3, no. 2, p. 77, 2013.
- [6] V. R. Sajri, J. T. Elektro, F. T. Industri, and U. I. Indonesia, "Implementasi Algoritme Particle Swarm Optimization Untuk Optimasi Fitur Suara Pada," 2018.
- [7] I. H. Prihastomo, "Optimasi Fitur Suara Pada Klasifikasi Suara Batuk Basahkering Anak-Anak Dengan Algoritme Genetika," 2018.
- [8] A. L. B. Masalah, "Cough Sound," pp. 1–6, 2013.

- [9] E. Hetmaniok, D. Jama, and D. Słota, "Application of the Harmony Search Algorithm in Solving the Inverse Zastosowanie Algorytmu „ Harmony Search ” Do Rozwiązania Odwrotnego,” 2011.
- [10] Z. W. Geem, "Harmony search," pp. 8–23, 2011.
- [11] H. Dwi Purnomo, *Cara Mudah Belajar Metode Optmisi METAEURISTIK menggunakan Matlab*. Yogyakarta: GAVA MEDIA, 2014.
- [12] Y. H. Kim, Y. Yoon, and Z. W. Geem, "A comparison study of harmony search and genetic algorithm for the max-cut problem," *Swarm Evol. Comput.*, pp. 1–6, 2018.
- [13] D. Metode and J. Syaraf, "Rancang bangun deteksi suara paru-paru dengan metode jaringan syaraf tiruan backpropagasi untuk mendeteksi penyakit asma," pp. 1–5, 2003.
- [14] M. Walid and A. K. Darmawan, "Pengenalan Ucapan Menggunakan Metode Linear Predictive Coding (LPC) dan K-Nearest Neighbor (KNN)," *Energy, Univ. Panca Marga*, vol. 7, no. 1, pp. 13–22, 2017.
- [15] A. Setiawan, A. Hidayatno, and R. R. Isnanto, "Aplikasi Pengenalan Ucapan dengan Ekstraksi Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) Melalui Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Mengoperasikan Kursor Komputer," *Univ. Diponegoro Semarang*, vol. 13, no. 3, pp. 82–86, 2011.
- [16] J. N. Hilmes, "USING FORMANT FREQUENCIES IN SPEECH RECOGNITION," no. 1, pp. 4–7, 2005.
- [17] F. Gouyon, F. Pachet, and O. Delerue, "On the use of Zero-Crossing rate for an application of classification of percussive sounds," *Int. Conf. Digit. Audio Eff.*, pp. 3–8, 2000.
- [18] Y. A. Amrulloh, U. R. Abeyratne, V. Swarnkar, R. Triasih, and A. Setyati, "Automatic cough segmentation from non-contact sound recordings in pediatric wards," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 21, pp. 126–136, 2015.
- [19] Jordan, "Momen , Skewness Dan Kurtosis," 2013.
- [20] H. Abdi, "Normalizing Data," *Encycl. Res. Des.*, pp. 1–4, 2010.
- [21] V. Swarnkar, U. R. Abeyratne, A. B. Chang, Y. A. Amrulloh, A. Setyati, and R. Triasih, "Automatic identification of wet and dry cough in pediatric patients with respiratory diseases," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 41, no. 5, pp. 1016–1028, 2013.