

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

TUGAS AKHIR

untuk memenuhi salah satu persyaratan
mencapai derajat Sarjana S1



Disusun oleh:

Maula Ahmad Faz Alfaqih

13524049

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia
Yogyakarta**

2018

LEMBAR PENGESAHAN

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

TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik
pada Program Studi Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Disusun oleh:

Maula Ahmad Faz Alfaqih
1352049

Yogyakarta, 27 Agustus 2018

Menyetujui,

Pembimbing 1



Yusuf Aziz Amrullah, S.T., M.Eng., Ph.D
NIK 045240101

Pembimbing 2



Elvira S. Wahyuni, S.Kom., M.Eng
NIK 155231301

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

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

TUGAS AKHIR

Disusun oleh:

Nama : Maula Ahmad Faz Alfaqih

NIM : 13524049

Telah Dipertimbangkan di Depan Sidang Penguji Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Unirvitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 27 Agustus 2018

Tim Penguji,

Yusuf Aziz Amrullah, S.T., M.Eng., Ph.D

Ketua

Dwi Ana Ratna Wati, S.T., M.Eng

Anggota 1

Alvin Sahroni, S.T., M.Eng., Ph.D.

Anggota 2

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Elektro

Universitas Islam Indonesia



Yusuf Aziz Amrullah, S.T., M.Eng., Ph.D

PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 15 Agustus 2018


Maula Ahmad Faz-Alfaqih

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Waramatullai Wabarakatu

Alhamdulillahillobbil'alamin, maha suci Allah Tuhan semesta alam yang telah menganugrakan hambaNya dengan alan yang berbeda-beda. Maha pemberi Allah yang telah membekali masing-masing hambaNya dengan kemampuan beranekaragam, tiada lupa sholawat serta salam semoga selalu tercurahkan kepada Rasulullah Muhammad SAW, beserta keluarga, sahabat serta para pengikutnya sampai hari akhir.

Tugas Akhir yang berjudul “KOMPARASI ALGORITME *HARMONY SEARCH*, *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*, *GENETIC ALGORITHM* DAN *LINEAR REGRESSION MODEL* UNTUK OPTIMASI FITUR PADA KLASIFIKASI SUARA BATUK KERING / BASAH” ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.

Penulis menyadari bawa selesainya Tugas Akhir ini bukan hasil usaha penulis pribadi semata, namun banyak pihak yang telah memberikan bimbingan, bantuan, dukungan, kerjasama, pikiran dan fasilitas kepada penulis. Untuk ini kiranya dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih yang tak terhingga kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan Tugas Akhir ini terutama kepada:

1. Allah subhanahu Waa Ta'ala yang telah melimpahkan rahmat, hidayah serta kasih sayang-Nya selama proses penyelesaian tugas akhir ini.
2. Kedua Orang Tua serta seluruh keluarga tercinta yang selalu memberikan dukungan kepada saya baik secara moral dan material sehingga penyusunan laporan ini dapat terlaksana dengan lancar dan baik.
3. Bapak Dr. Hendra Setiawan, S.T., M.T., selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia.
4. Bapak Yusuf Aziz Amrulloh S.T., M.Eng., Ph.D selaku Dosen Pembimbing 1 dan Ibu Elvira Sukma Wahyuni, S.Kom., M.Eng. selaku Dosen Pembimbing 2 yang senantiasa memberikan berbagai masukan demi kelancaran pelaksanaan maupun penyusunan laporan skripsi.
5. Pak Agus dan Pak Heri yang bisa menyediakan tempat dan alat-alat di Lab. Dasar Teknik Elektro dan Lab. Komputer dan Simulasi.
6. Teman seperjuangan Viko Rona Sajri, Ibnu Hafid Prihastomo yang telah bersama-sama berjuang, menyumbangkan pikiran dan memberikan motivasi.
7. Keluarga besar bani Rofi'I yang memberikan dukungan moral dan banyak motivasi

8. Serta saudara yang tersayang, mas Rahmat, mbak Hanum, mbak Lina, mbak Faiza, Ahmad yang memberikan semangat, dukungan serta motivasi.

Penulis sadar masih adanya keterbatasan dalam Tugas Akhir ini, sehingga penulisan masih kurang sempurna, Oleh karena itu kami mengharapkan saran dari semua pihak untuk mewujudkan perkembangan yang positif bagi penulis.

Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi penulis khususnya dan pembaca pada umumnya. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan petunjuk dan hidayah-Nya bagi kita semua.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Yogyakarta, 27 Agustus 2018

Penulis

Maula Ahmad Faz Alfaqih

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 dengan menerapkan metode seleksi fitur yang digunakan untuk menyeleksi fitur-fitur yang kurang relevan. Pada penelitian sebelumnya menggunakan metode seleksi fitur dengan metode *particle swarm optimization* (PSO) dan *genetic algorithm* (GA) dengan didapatkan 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 linier. Metode seleksi fitur digunakan untuk mereduksi 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 93,32%, sensitivitas 93,36% dan spesifisitas 93,42%. 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, metode ini 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.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI.....	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN.....	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL.....	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Studi Literatur	4
2.2 Tinjauan Teori.....	5
2.2.1 Suara Batuk.....	5
2.2.2 Seleksi Fitur	6
2.2.3 <i>Harmony Search</i> (HS)	6
2.2.4 <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO).....	7
2.2.5 <i>Genetic Algorithm</i> (GA)	8
2.2.6 Jaringan Syaraf Tiruan (JST).....	8
2.2.7 Linear Regression Model (LRM)	10
BAB 3 METODOLOGI.....	11

3.1 Akusisi Data.....	11
3.2 Pengambilan Dataset.....	12
3.3 Pengurangan <i>Noise</i>	12
3.4 Segmentasi Sinyal.....	12
3.5 Ekstraksi Fitur.....	13
3.6 Normalisasi	15
3.7 Pengujian Data.....	16
3.7.1 Pengujian <i>linear regression model</i> (LRM).....	16
3.7.2 Klasifikasi Jaringan Syaraf tiruan (JST).....	17
3.7.3 Pengujian HS, PSO, GA dan Klasifikasi JST	17
3.7.4 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan Tanpa Menggunakan Fitur yang Direduksi.....	18
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....	19
4.1 Dataset Suara Batuk.....	19
4.2 Pengujian Data.....	20
4.2.1 Pengujian Menggunakan <i>Linear Regression Model</i> (LRM).....	20
4.2.2 Pengujian LRM Sebagai Seleksi Fitur dan Klasifikasi.....	21
4.2.3 Pengujian Dengan Algoritme Jaringan Syaraf Tiruan (<i>Baseline</i>)	22
4.2.4 Pengujian Seleksi Fitur Dengan Algoritme <i>Harmony Search</i> (HS)	22
4.2.5 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan dengan Mereduksi Fitur-Fitur yang Terpilih.....	24
4.2.6 Hasil Pengujian Algoritme PSO sebagai seleksi fitur	25
4.2.7 Hasil Pengujian Algoritme GA sebagai seleksi fitur	26
4.2.8 Perbandingan data dengan metode HS, PSO, GA dan LRM.....	27
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....	28
5.1 Kesimpulan	28
5.2 Saran	28
DAFTAR PUSTAKA	29

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Batuk kering	6
Gambar 2.2 Batuk basah	6
Gambar 2.3 Model neuron	9
Gambar 3.1 Alur penelitian.....	11
Gambar 3.2 Proses pengujian <i>harmony search</i>	18
Gambar 4.1 Sinyal suara batuk kering dalam domain waktu dan frekuensi	19
Gambar 4.2 Sinyal suara batuk basah dalam domain waktu dan frekuensi	20
Gambar 4.3 Grafik dari pengujian HS	23
Gambar 4.4 Grafik Pengujian PSO	25
Gambar 4.5 Grafik Pengujian GA.....	26

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Fitur ekstraksi.....	15
Tabel 4.1 Kinerja LRM (<i>Baseline</i>).....	20
Tabel 4.2 Nilai signifikansi masing-masing fitur terhadap nilai <i>baseline</i> LRM.....	21
Tabel 4.3 Hasil klasifikasi dengan fitur-fitur terpilih menggunakan algoritme LRM	22
Tabel 4.4 Nilai <i>baseline</i> jaringan syaraf tiruan	22
Tabel 4.5 Hasil seleksi fitur menggunakan algoritme <i>harmony search</i>	23
Tabel 4.6 Pengujian klasifikasi mereduksi fitur dari HS	24
Tabel 4.7 Pengujian klasifikasi mereduksi fitur dari PSO	25
Tabel 4.8 Pengujian klasifikasi mereduksi fitur dari GA.....	27
Tabel 4.9 Data pengujian seleksi fitur.....	27

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Batuk yaitu pengeluaran sejumlah volume udara dengan cepat dan mendadak dari rongga toraks melalui epiglotis dan mulut. Batuk juga merupakan suatu gejala yang paling umum diantara beberapa penyakit pernafasan. Fungsi dari batuk adalah untuk membersihkan saluran pernafasan dari benda asing, makanan, debu, asap dan lendir. 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, batuk kering bisa menjadi batuk basah jika ada peningkatan sekresi pada saluran pernapasan [1]. Jenis kedua yaitu batuk basah yang disebabkan karena adanya sekresi cairan dan lendir yang berada dibagian bawah pada saluran pernapasan. Penyebab umumnya yaitu adanya infeksi dari virus atau mikroorganisme serta asma. Pada suara batuk basah bisa diketahui dari suaranya yang lebih berat dengan adanya pengeluaran dahak. Tergantung pada seberapa sering terjadi dan dalam tingkat keparahannya bahkan batuk bisa bertahan sampai menjadi kronis [2].

Sifat batuk mengandung informasi penting untuk tujuan diagnosis suatu penyakit sehingga bisa mendapatkan penanganan serta pengobatan yang tepat. Perbedaan suara batuk kering dan batuk basah terdengar sangat subjektif bagi seorang dokter, terutama yang masih muda dan belum berpengalaman sehingga memungkinkan kesalahan dalam diagnosis. Sedangkan untuk swamedikasi atau pengobatan sendiri diperlukan pengetahuan untuk mengetahui suara batuk sehingga masyarakat bisa memilih obat yang sesuai dengan jenis batuk yang diderita.

Untuk itu perlu dikembangkan suatu sistem otomatis yang bisa mengklasifikasikan suara batuk dengan kategori batuk basah dan batuk kering. Pada penelitian yang dilakukan oleh para peneliti dalam proses klasifikasi suara batuk digunakan metode fitur ekstraksi dengan jumlah data yang cukup besar, pada semua fitur ekstraksi yang digunakan belum tentu berkontribusi terhadap proses klasifikasi. Dari proses fitur ekstraksi data yang diambil terlalu banyak maka akan membuat proses komputasi semakin lama dan hasil yang didapat belum tentu optimum. Maka perlu dibuat sistem untuk mengetahui fitur-fitur yang baik serta memilih fitur yang dianggap relevan terhadap proses klasifikasi suara batuk agar hasil yang didapat lebih optimum.

Suara batuk memiliki sifat data yang non-stasioner maka dari itu perlu menggunakan penyelesaian masalah dengan sistem non-linier. Beberapa metode metaheuristic seperti *particle swarm optimization* (PSO) dan *genetic algorithm* (GA) telah diuji untuk menyeleksi fitur-fitur pada klasifikasi suara batuk kering dan basah. Oleh karena itu, pada penelitian kali ini menerapkan

algoritme *harmony search* (HS) sebagai seleksi fitur untuk penelitian klasifikasi suara batuk pada anak-anak dengan menggunakan jumlah pasien sebanyak 40 subjek

Algoritme HS dipilih sebagai metode seleksi fitur karena menunjukkan hasil yang bagus ketika diterapkan pada masalah optimasi. Hal ini dikarenakan algoritme ini memiliki beberapa kelebihan misalnya *pitch adjustment* yang digunakan untuk proses perbaikan pada solusi yang bersifat local optimal serta proses algoritme HS relative mudah. Metode untuk klasifikasi yaitu jaringan syaraf tiruan (JST) dan algoritme *Harmony Search* digunakan sebagai pemilihan fitur-fitur kurang relevan dalam proses klasifikasi pada suara batuk. Pada tahap akhir di penelitian ini adalah untuk membandingkan dari 3 algoritme yaitu algoritme *harmony search* (HS), *particle swarm optimization* (PSO), *genetic algorithm* (GA), dan 1 algoritme bersifat linier yaitu *linear regression model* (LRM).

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian yang dilakukan adalah bagaimana menerapkan algoritme *harmony search*, *particle swarm optimization*, *genetic algorithm* dan *linear regression model* untuk mendapatkan fitur yang tidak relevan terhadap proses klasifikasi suara batuk kering maupun batuk basah.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Aplikasi yang digunakan MATLAB 2015, Adobe Audition CS6.
2. Data rekaman suara adalah dari pasien anak-anak dengan rentang usia 1 – 6 tahun.
3. Membuat pemodelan optimasi suara batuk dengan algoritme *harmony search* dan mensimulasikan hasil terhadap suara batuk dengan menggunakan MATLAB.
4. Metode ekstraksi fitur yang digunakan adalah *linear predictive coding* (LPC), *mel-frequencies cepstral coefficients* (MFCC), *formants frequencies* (FF), *zero-crossingrate* (ZCR), *log energy* (logE), *non-gaussianity score* (NGS), *kurtosis* (Kurt), dan *pitch*.
5. Algoritme *linear regression model* (LRM), *particle swarm optimization* (PSO) dan *genetic algorithm* (GA) hanya digunakan sebagai pembanding.
6. Menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) sebagai metode klasifikasi.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menerapkan serta mengkomparasikan metode algoritme HS, PSO, GA, LRM untuk *feature selection*.
2. Mereduksi fitur-fitur yang kurang optimal untuk klasifikasi suara batuk kering dan batuk basah.
3. Mengetahui hasil kinerja pada setiap algoritme seleksi fitur yang digunakan untuk klasifikasi suara batuk.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat meringankan beban dari komputasi karena proses klasifikasi.
2. Membantu dalam proses diagnosis pada suara batuk kering dan batuk basah.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

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

Banyak penelitian menggunakan suara batuk serta suara-suara dari manusia. Pada penelitian tersebut dilakukan untuk memajukan teknologi pada bidang medis, seperti penelitian suara batuk yang dilakukan oleh Ahmad Rizal (2015). Mereka melakukan ekstraksi ciri agar dapat dianalisis dari variasi sinyal suara. Pada penelitian tersebut juga dilakukan klasifikasi suara batuk menjadi kategori batuk kering dan basah. metode ekstraksi ciri yang digunakan yaitu *Fast Fourier Transform* (FFT) dan *Power Spectral Density* (PSD) serta algoritme klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan (JST), dengan menggunakan parameter *epoch* 7, *Hidden neuron* 4 dan error 0,01. menghasilkan hasil klasifikasi dengan akurasi terbaik 86.6667% [4].

Pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh Khoirul Anam (2013) [5]. Pada penelitian tersebut dilakukan pengenalan suara manusia menggunakan metode LPC, di dalam penelitiannya berhasil mendeteksi suara pengguna serta membedakan suara pengguna yang satu dengan pengguna yang lainnya, Proses yang dilakukan yaitu mengekstraksi hasil rekaman suara. Rekaman diekstraksi menjadi data suara berbasis *time* dengan metode normalisasi dan diubah lagi menjadi suara berbasis frekuensi. Setelah itu diuji lagi dengan data frekuensi yang terdapat pada *database*. 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].

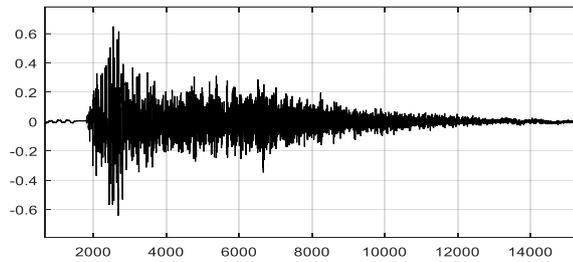
Pada penelitian ini untuk meningkatkan kinerja klasifikasi peneliti menerapkan suatu metode optimasi menggunakan algoritme *harmony search* yang digunakan sebagai seleksi fitur yang tidak berkontribusi. Pada penelitian ini menggunakan data suara batuk dari 40 subjek pasien anak-anak, Algoritme HS dipilih karena memiliki nilai inisialisasi atau parameter serta dengan metode pencarian nada yang dianggap lebih baik dalam proses seleksi fitur serta menunjukan hasil yang baik dalam masalah optimasi. HS menghasilkan vector baru setelah memperhitungkan semua vector yang ada berdasarkan nilai HMCR serta PAR. Fitur tersebut dapat meningkatkan hasil solusi yang lebih baik serta meningkatkan fleksibilitas algoritme. Pada algoritme GA hanya mempertimbangkan 2 vektor induk serta terdapat banyak parameter yang dipakai dan kinerja sangat tergantung pada nilai parameter dan pilihan operator. Sulit untuk mencari semua parameter dan kombinasi operator secara tepat sehingga strategi penentuan operator serta parameter sangat penting ketika menerapkan GA. Tanpa melalui skema pencarian parameter yang rumit, HS bisa menunjukkan kinerja lebih baik dari pada GA [8]. Dalam metode PSO ukuran populasi sangat penting dalam menyatukan algoritme dan kualitas solusi banyak tidak boleh diperhitungkan dalam meningkatkan komputasi. Parameter yang digunakan yaitu kecepatan serta posisi dan diperbaharui untuk Gbest dan Pbest [6].

Metode klasifikasi yang digunakan yaitu jaringan syaraf tiruan (JST). Pada tahap akhir di penelitian ini adalah untuk membandingkan dari keempat algoritme yang digunakan yaitu algoritme *harmony search* (HS), *particle swarm optimization* (PSO), *genetic algorithm* (GA), dan *linear regression model* (LRM).

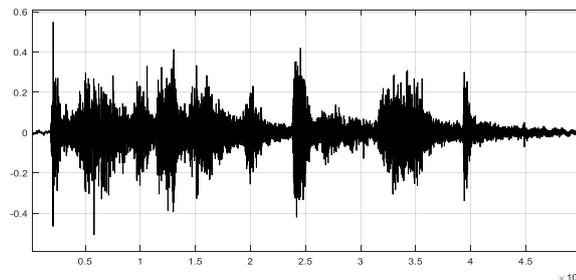
2.2 Tinjauan Teori

2.2.1 Suara Batuk

Batuk merupakan gejala yang sering terjadi dari penyakit pernapasan yang mengandung informasi diagnosis [9]. Batuk bila berdasarkan tanda klinis nya bisa dibedakan menjadi batuk kering dan batuk basah. 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 (2.1) dan batuk basah (2.2).



Gambar 2.1 Batuk kering



Gambar 2.2 Batuk basah

2.2.2 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 meningkatkan performa klasifikasi serta meringankan beban komputasi. Pada tahap seleksi fitur yaitu melakukan identifikasi serta mendapatkan informasi fitur data untuk mengurangi fitur yang dianggap kurang relevan.

2.2.3 *Harmony Search* (HS)

Algoritme optimasi *Harmony Search* (HS) merupakan sebuah metode metaheuristic yang diperkenalkan 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 mengubah 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 [10][11]. Apabila nilai bilangan *random* yang akan dibangkitkan dibawa HMCR dan proses kedua dibawah PAR, maka dilakukan proses penyesuaian nada. Berikut rumus penyesuaian nada (persamaan 2.3).

$$x_i' = x_i + bw \cdot \varepsilon \quad (2.3)$$

Dimana

x_i' = nada baru setelah dilakukan penyesuaian nada

x_i = nada yang tersimpan pada *harmony memory*

bw = *bandwidth*

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

HS tersusun dari lima langkah yaitu inisialisasi parameter, inisialisasi 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. Inisialisasi harmoni memori dapat dilakukan dengan menyusun kandidat penyelesaian awal dengan sejumlah ukuran harmoni [12].

2.2.4 Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle swarm optimization diperkenalkan oleh Edward dan Kennedy pada tahun 1995. Proses dari algoritme ini terinspirasi dari perilaku sosial hewan yang saling 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 / hewan di asumsikan memiliki nilai tertentu dengan posisi partikel awal terletak pada lokasi acak di dalam ruangan multidimensi. Partikel sendiri mempunyai dua karakteristik, yaitu kecepatan dan posisi. Setiap partikel bergerak pada ruang tertentu untuk melakukan pencarian data yang optimum, serta mengetahui posisi terbaik yang dilalui. 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. 4) dan posisi (persamaan 2.5)

$$X_i(t) = x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots x_{in}(t) \quad (2.4)$$

$$V_i(t) = v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots v_{in}(t) \quad (2.5)$$

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 pembaharuan (*update*) kecepatan serta posisi dengan digunakan (persamaan 2. 6) dan (persamaan 2.7)

$$V_i(t) = wv_i(t-1) + \varphi C_1 (P_b - x_i(t-1)) + \varphi C_2 (G_b - x_i(t-1)) \quad (2.6)$$

$$X_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t) \quad (2.7)$$

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.

2.2.5 Genetic Algorithm (GA)

Genetic Algorithm atau algoritme genetika diperkenalkan oleh Jon Hollan untuk menyelesaikan masalah pada optimasi. Algoritme ini bekerja seperti dalam proses seleksi alam dimana individu yang terbaik akan bertahan hidup [8]. 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. Penentuan terpilihnya individu, dilakukan berdasarkan persamaan (2.8).

$$P(h_i) = \frac{F(i)}{\sum_{i=1}^P(h_i)} \quad (2.8)$$

Dengan nilai

$F(i)$ = *fitness value*;

(h_i) = 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.

2.2.6 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

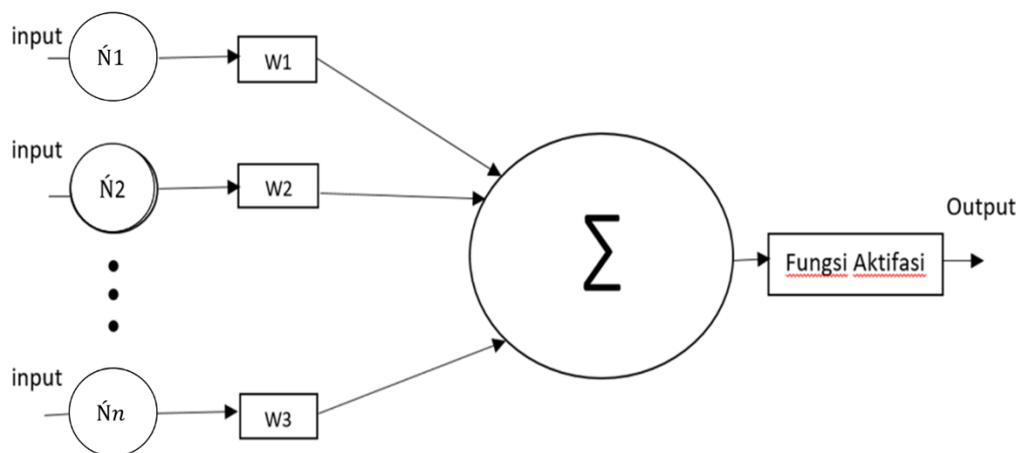
Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yaitu salah satu unit pemrosesan yang meniru sistem saraf manusia. JST digunakan untuk membuat suatu perhitungan sehingga dapat digunakan sebagai

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. Jumlah, struktur dan pola hubungan antar unit akan menentukan bentuk arsitektur jaringannya.
2. Unit penjumlah akan mengakumulasi 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 \hat{N} pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Model neuron

Metode pembelajaran pada penelitian ini yaitu pembelajaran terbimbing (*supervised learning*) karena output memiliki nilai yang telah diketahui sebelumnya. Pada proses pembelajaran suatu input akan diberi ke satu neuron pada lapisan input. Pola ini akan dirambatkan 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.

2.2.7 Linear Regression Model (LRM)

Linear regression model (LRM) yaitu suatu metode dengan menggunakan pendekatan linier yang digunakan untuk memodelkan hubungan dengan menggunakan fungsi predictor linier dimana parameter model belum diketahui akan diperkirakan dengan data yang digunakan [9]. Berikut merupakan persamaan yang digunakan pada persamaan (2.9).

$$Y = a + bX \quad (2.9)$$

Keterangan:

Y = variable dependen b = kemiringan garis

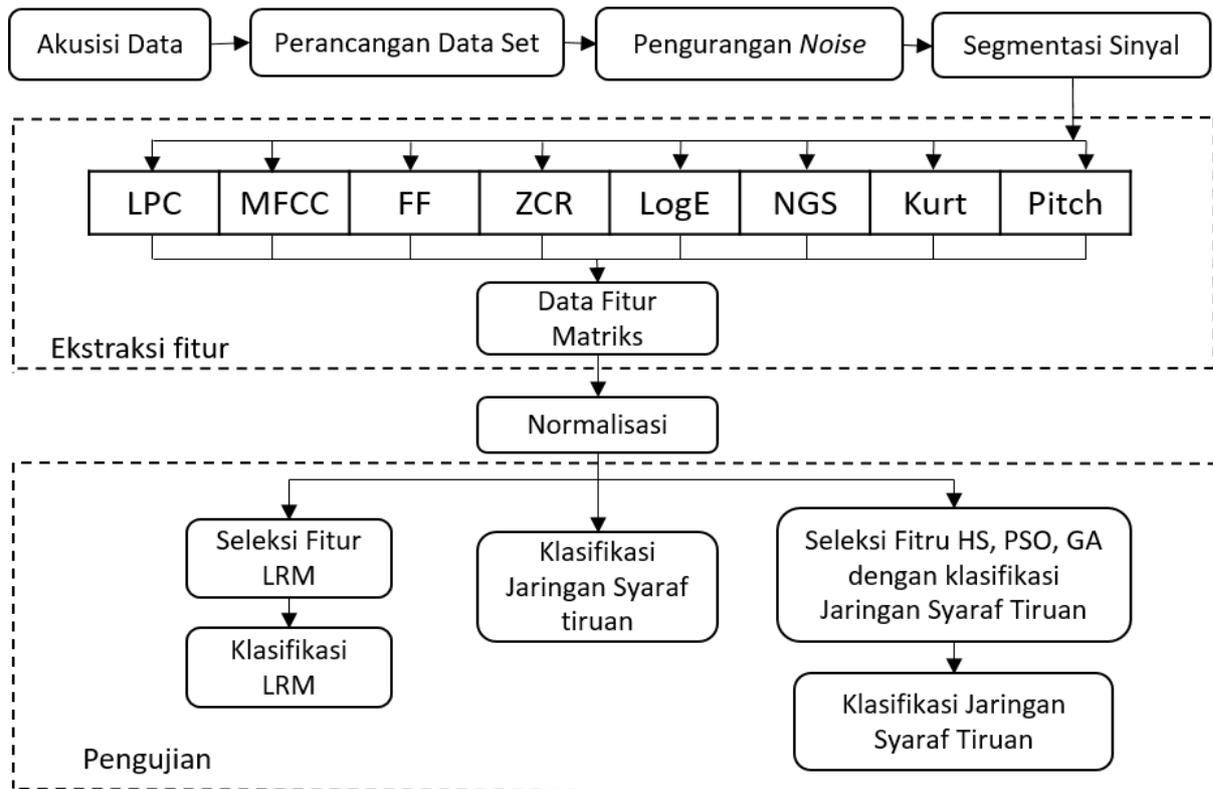
X = variable independen a = intercept

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

BAB 3

METODOLOGI

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 3.1 Alur penelitian

3.1 Akusisi Data

Data didapatkan dari perekaman suara batuk di Rumah Sakit Dr.Sardjito, Yogyakarta, Indonesia. Subjek penelitian ini adalah pasien anak-anak dengan rentang usia 0 – 6 tahun yang menderita penyakit batuk.

Proses perekaman data suara dilakukan dengan menggunakan alat perekam yang diletakkan di dekat mulut pasien dengan kisaran jarak ± 50 cm. Data rekaman ini 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. Alat yang digunakan untuk menangkap sinyal suara adalah Model NT3, RODE, Sydney, Australia yang memiliki mikrofon rendah *noise*. Senangkan untuk akusisi data menggunakan unit *pre-amplifier* dan unit *analog-to-digital converter* (Model Mobile-pre USB, M-Audio, California, USA) berkualitas

tinggi. *Sampling rate* yang digunakan yaitu 44100 Hz dan resolusi 16-bit agar mendapatkan suara yang jernih. 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.

3.2 Pengambilan Dataset

Pemilihan dataset dilakukan dengan mendengarkan rekaman suara batuk dan pemotongan data untuk memisahkan antara suara batuk dengan suara yang lain serta membuang *noise*. Dataset yang dipakai yaitu data yang memiliki suara batuk yang dianggap bagus dengan memperhatikan suara, frekuensi, dan gelombang spectrogram serta dalam penelitian dengan dilakukan pemotongan dan pemilihan *event* dari data suara dengan menggunakan aplikasi *Adobe Audition CS6*.

Data diambil dari 40 subjek yang berbeda dengan setiap 1 subjek diambil 10 *event* data batuk. *Event* 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.

3.3 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.

3.4 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 subblock*. Perhitungan yang dilakukan dapat dilihat dari persamaan 3.1.

$$Z = \frac{T}{s} \quad (3.1)$$

Keterangan:

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

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).

3.5 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* (logE), *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 3.2.

$$A(Z) = \sum_{i=1}^g a_i Z^i \quad (3.2)$$

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 3.3.

$$B(Z) = \sum_{c=1}^c L_j(c) \cos\left(\frac{r(2c-1)n}{2c}\right) \quad (3.3)$$

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 mengganti struktur formant [16]. Pada metode *formant frequencies* menggunakan lima formant dengan [F1, F2, F3, F4, F5] 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 untuk mendeteksi ciri periodik dari suatu sinyal. ZCR dapat mencari nilai getaran dari *glottis* dan digunakan dalam pemisahan sinyal suara dengan sinyal *unvoiced*. Berikut perhitungan ZCR dihitung dengan (persamaan 3.4) dengan menggunakan dataset Z.

$$D(Z) = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} H(Z_t \cdot Z_{t-1}) \quad (3.4)$$

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(logE)

Fitur ini merupakan sebuah fitur yang juga digunakan pada metode MFCCs, yang digunakan untuk menaikkan akurasi dalam *automatic speech recognition*. Berikut (persamaan 3.5) yang digunakan pada perhitungan LogE.

$$E(Z) = 10 \text{Log}_{10} \left(\varepsilon + \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k (y(k))^2 \right) \quad (3.5)$$

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 3.6).

$$F(Z) = 1 - \left(\frac{\sum_{j=1}^k (q(j)-p)^2}{\sum_{j=1}^k (q(j)-q)^2} \right) \quad (3.6)$$

p digunakan untuk mempresentasikan probabilitas normal dari data referensi.

q = data analisis;

j = 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).

$$G(Z) = E \left[\left(\frac{Z-\mu}{\sigma} \right)^4 \right] \quad (3.7)$$

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 Z_{total} . Berikut adalah persamaan fitur matriks.

$$\hat{Z} = [A(Z) \ B(Z) \ C(Z) \ D(Z) \ E(Z) \ F(Z) \ G(Z) \ H(Z)] \quad (3.8)$$

Dimana:

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

Dengan urutan fitur ekstraksi yang digunakan dalam penelitian tertampil pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Fitur ekstraksi

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

3.6 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).

$$\hat{N} = \frac{((2 \times \hat{Z}) - (\hat{Z}_{\max} + \hat{Z}_{\min}))}{(\hat{Z}_{\max} - \hat{Z}_{\min})} \quad (3.9)$$

\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

3.7 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*).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.10)$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.11)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.12)$$

Keterangan:

$TP = True Positive;$ $TN = True Negative;$

$FP = False Negative;$ $FN = False Negative.$

3.7.1 Pengujian *linear regression model* (LRM)

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

1. Proses klasifikasi dari dataset untuk mencari nilai *baseline*

Pada pengujian awal yaitu untuk mencari nilai *baseline* dari metode LRM dengan menggunakan 32 fitur dari data matriks \hat{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, spesitifitas.

3. Menghitung nilai signifikansi

nilai signifikansi dari setiap fitur dengan membandingkan 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 [9].

4. Proses klasifikasi LRM tanpa menggunakan fitur yang direduksi

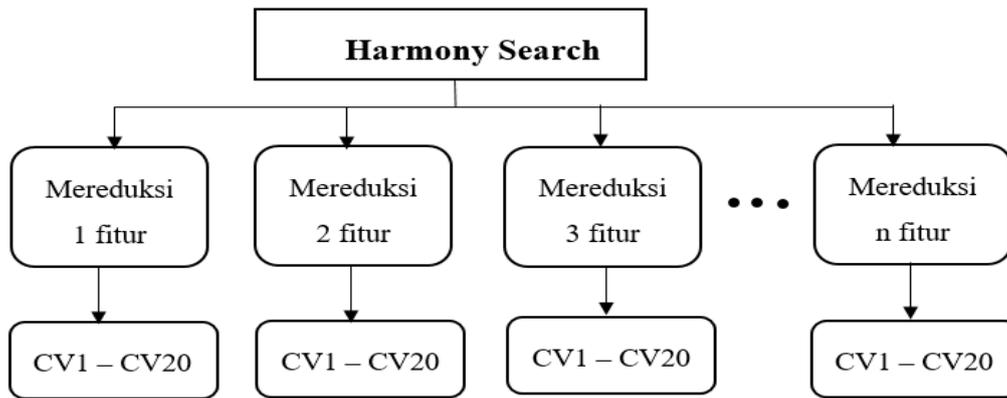
Menguji fitur-fitur yang terpilih dari tahap pengujian fitur ekstraksi dengan menggunakan LRM . Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengetahui kinerja dari proses LRM sebagai seleksi fitur.

3.7.2 Klasifikasi Jaringan Syaraf tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan digunakan untuk pengujian klasifikasi ekstraksi fitur untuk pengujian pertama menentukan nilai *baseline* dengan metode JST. *Baseline* dalam metode ini yaitu untuk mencari performa dari semua ekstraksi fitur yang digunakan dan juga sebagai perbandingan data (\hat{N}) antara semua ekstraksi fitur yang digunakan dengan beberapa ekstraksi fitur yang direduksi dari seleksi fitur dengan menggunakan algoritme *Harmony Search*, *Genetich Algorithm*, *Particle Swarm Optimization*.

3.7.3 Pengujian HS, PSO, GA dan Klasifikasi JST

Pengujian menggunakan algoritme HS, PSO, GA dilakukan serta digunakan proses seleksi fitur untuk mencari fitur-fitur dengan nilai yang optimum. Pengujian seleksi fitur menggunakan *input* dari matriks \hat{N} dalam proses HS. Pada matriks Pengujian seleksi fitur menggunakan *input* dari matriks \hat{N} yang memiliki dimensi $[A_n(Y), B_n(Y), C_n(Y), D(Y), E(Y), F(Y), G(Y), H(Y); n = 1,2,3...,\text{jumlah fitur}]$ pada HS, PSO, GA fitur tersebut direpresentasikan sebagai X_i yaitu vektor solusi. Solusi dengan mereduksi beberapa fitur. 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 dengan (persamaan 2.3). Pada pengujian ini HMCR Pada proses HS akan berhenti jika kriteria telah terpenuhi. Pada penelitian ini jumlah iterasi digunakan untuk kriteria pemberhentian proses. Dalam HS solusi terbaik di



Gambar 3.2 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 matirk N'. Prosedur pengujian menggunakan HS sebagai seleksi fitur dapat dilihat pada Gambar 3.2.

Dari prosedur yang digunakan HS akan mereduksi 1 fitur terlebih dahulu dengan 20 kombinasi data (CV) dengan mengambil hasil klasifikasi (spesifisitas) terbaik, lalu mencari fitur terbanyak dari yang terpilih. Fitur yang terpilih adalah fitur yang direduksi 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.

3.7.4 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan Tanpa Menggunakan Fitur yang Direduksi

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

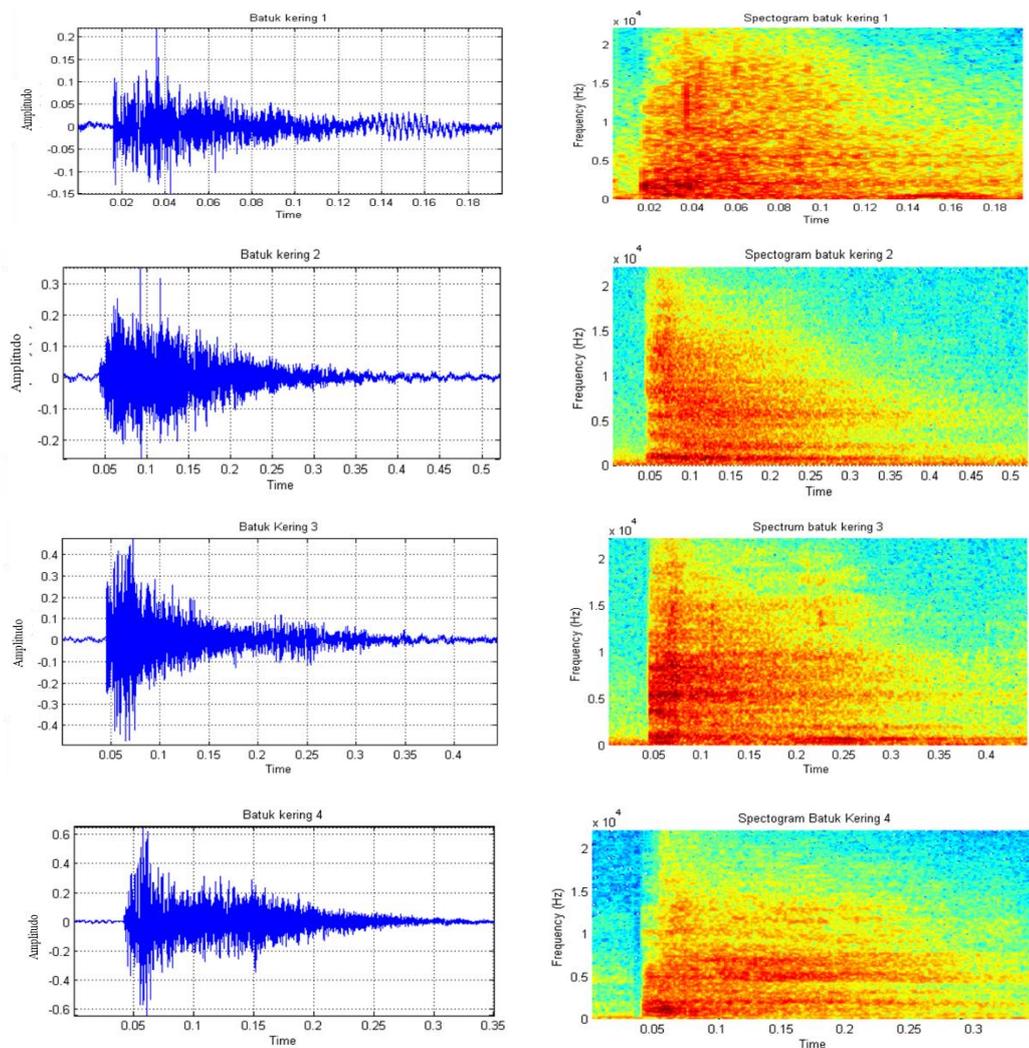
BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

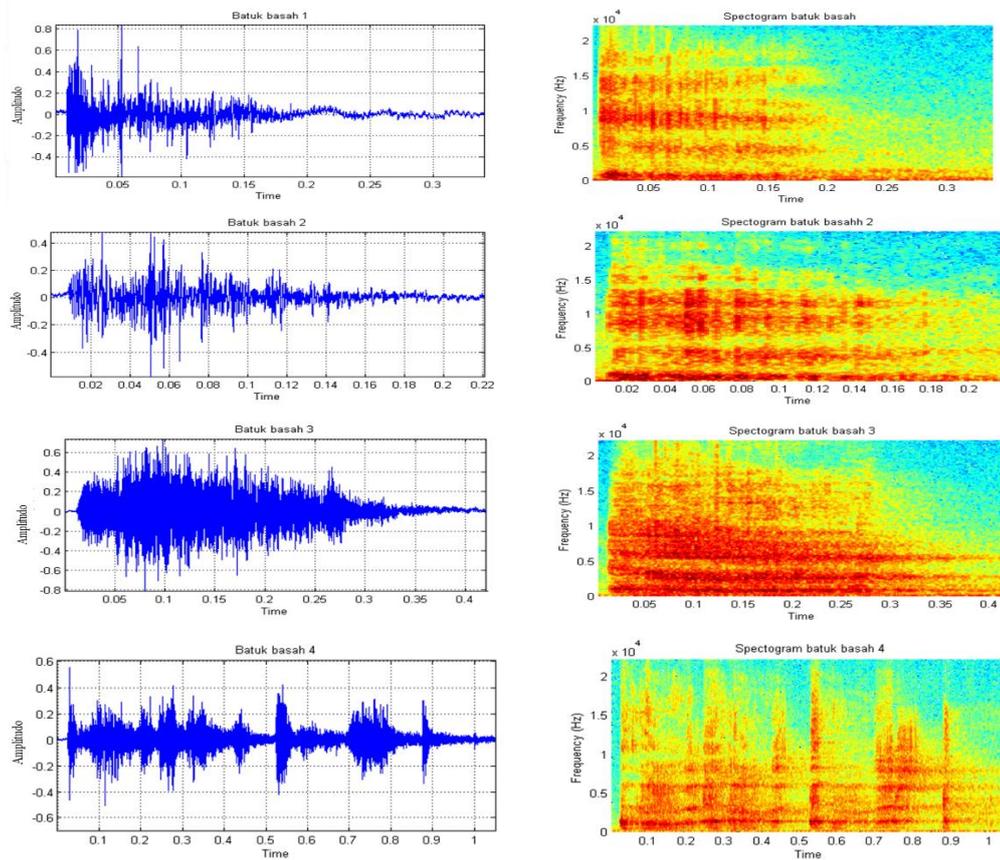
4.1 Dataset Suara Batuk

Pada penelitian ini data menggunakan rekaman suara batuk dari 40 pasien anak-anak sebagai subjek dengan rentang usia 0-6 tahun. Data rekaman yang diambil yaitu pada 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 memiliki durasi 113 detik. Pada *event* batuk memiliki data sebanyak 200 *event* suara batuk kering dan 200 *event* suara batuk basah, dengan keseluruhan data *event* batuk yang digunakan yaitu 400 *event*. Berikut beberapa potongan sinyal suara batuk kering dan batuk basah.



Gambar 4.1 Sinyal suara batuk kering dalam domain waktu dan frekuensi



Gambar 4.2 Sinyal suara batuk basah dalam domain waktu dan frekuensi

Gambar sinyal suara batuk kering (Gambar 4.1) dan batuk basah (Gambar 4.2) pada tersebut dipilih dengan subjek yang berbeda-beda. Warna merah menunjukan frekuensi tinggi pada suara batu.

4.2 Pengujian Data

4.2.1 Pengujian Menggunakan *Linear Regression Model* (LRM)

Pengujian ini melakukan klasifikasi dataset dengan menggunakan LRM dengan menggunakan 32 fitur. Tahapan yang dilakukan untuk mendapatkan nilai *baseline* untuk dijadikan nilai acuan setelah seleksi fitur dengan menggunakan LRM. Nilai *baseline* yang didapatkan dari pengujian terdapat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Kinerja LRM (*Baseline*)

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

Pada Tabel 4.1, hasil dari klarifikasi digunakan untuk menentukan nilai dari *baseline* LRM. Hasil yang didapatkan memiliki kinerja yang cukup rendah dengan akurasi 45,78%, sensitivitas 45,17%, dan spesifisitas 45,21%. 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.

4.2.2 Pengujian LRM Sebagai Seleksi Fitur dan Klasifikasi

Tahap pengujian seleksi fitur dan klasifikasi dimana algoritme LRM digunakan untuk mencari kinerja dari setiap fitur yang digunakan dengan menghitung kinerja dengan nilai sensitivitas dan spesifisitas. Untuk proses seleksi fitur dihitung dari nilai sigifikasi setiap fitur yang digunakan (32 fitur) terhadap nilai *baseline*. Dalam proses ini fitur-fitur yang akan dipakai yaitu fitur dengan nilai signifikansi dengan nilai lebih dari 0,06. Berikut adalah nilai hasil dari klasifikasi dengan menggunakan algoritme LRM dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Nilai signifikansi 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	0,1400	N
4	0,5620	0,5642	N	20	0,5503	0,5492	N
5	0,0841	0,0855	N	21	0,3170	0,3244	N
6	0,2763	0,2741	N	22	0,0077	0,0075	Y
7	0,0564	0,0546	Y	23	0,1350	0,1337	N
8	0,6364	0,6303	N	24	0,3566	0,3540	N
9	0,2360	0,2383	N	25	0,1125	0,1104	N
10	0,0817	0,0817	N	26	0,5639	0,5637	N
11	0,1610	0,1603	N	27	0,0567	0,0586	Y
12	0,8863	0,8825	N	28	0,5462	0,5095	N
13	0,8947	0,8960	N	29	0,2529	0,2551	N
14	0,3538	0,3497	N	30	0,9380	0,9329	N
15	0,0383	0,0379	Y	31	0,1340	0,1385	N
16	0,4292	0,4252	N	32	0,0180	0,0289	Y

Nilai signifikansi digunakan sebagai proses seleksi fitur menggunakan 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 signifikansi kurang dari 0,06 maka fitur ini dianggap kurang berkontribusi dalam proses klasifikasi suara batuk kering dan batuk basah.

Fitur-fitur yang terpilih (Y) pada (Tabel 4.2) selanjutnya diuji kembali dengan menggunakan LRM untuk melihat kinerja tanpa menggunakan fitur-fitur yang direduksi. Berikut adalah hasil pengujian menggunakan fitur-fitur yang terpilih dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil klasifikasi dengan fitur-fitur terpilih menggunakan algoritme LRM

	Rata-rata (%)	Standar Deviasi (%)
Akurasi	51,51	3,95
Error	48,48	3,95
Sensitivitas	49,5	3,86
Spesifisitas	49,54	3,85

Pada pengujian ini kinerja yang didapat setelah 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 spesifisitas 49,54% dengan nilai standar deviasi yaitu 3,85-3,95.

4.2.3 Pengujian Dengan Algoritme Jaringan Syaraf Tiruan (*Baseline*)

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* acuan untuk perbandingan setelah proses seleksi fitur dengan mereduksi beberapa fitur. Pengujian didapatkan hasil yang tertampil pada Tabel 4.3.

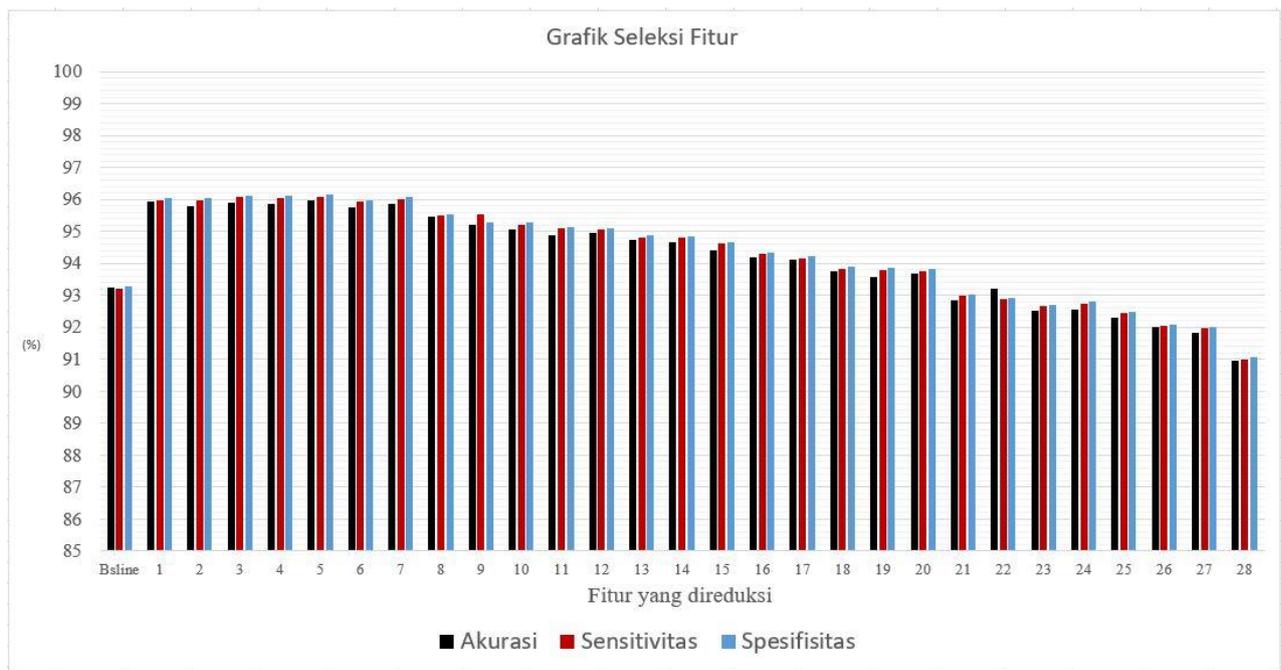
Tabel 4.4 Nilai *baseline* jaringan syaraf tiruan

	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.

4.2.4 Pengujian Seleksi Fitur Dengan Algoritme *Harmony Search* (HS)

Pengujian dilakukan sesuai prosedur dari peneliti dengan mereduksi (variasi) 1 sampai n fitur dimana n akan berhenti pada batasan dengan kinerja klasifikasi (sensitivitas dan spesifisitas) 2% dibawah nilai *baseline*. Pada algoritme *harmony search* akan menghilangkan beberapa fitur-fitur yang kurang optimum berdasarkan PAR dan HMCR dengan menggunakan klasifikasi dari algoritme jaringan syaraf tiruan.



Gambar 4.3 Grafik dari pengujian HS

Hasil dari proses seleksi fitur dapat dilihat pada gambar grafik. Pada grafik terlihat bahwa banyaknya fitur yang direduksi mempengaruhi hasil klasifikasi sampai dengan 28 kali pengujian. Pada fitur yang direduksi dalam rentang 1-7 yang terlihat pada grafik menunjukkan hasil yang hampir sama. Saat mereduksi 8-28 fitur terjadi penurunan kinerja yaitu sebesar 4,49%. Dalam pengujian ini algoritme HS akan mereduksi fitur yang dianggap kurang relevan dalam proses klasifikasi dengan fitur-fitur yang direduksi ditampilkan pada Tabel 4.5 yang dipilih berdasarkan spesifikasi dengan fitur yang sering direduksi.

Tabel 4.5 Hasil seleksi fitur menggunakan algoritme *harmony search*

Pengujian menghilangkan Fitur	Fitur tereduksi	Jumlah terpilih	Pengujian Menghilangkan Fitur	Fitur tereduksi	Jumlah terpilih
1	32	17	15	32	25
2	32	10	16	31	22
3	32	12	17	26	20
4	32	11	18	25	21
5	5,32	8	19	1	25
6	32	14	20	32	24
7	32	17	21	32	26
8	32	13	22	30	26
9	24,32	13	23	32	32
10	32	12	24	4	27
11	32	15	25	24	27
12	5	16	26	32	38
13	28	22	27	31	34
14	30	17	28	28	35

Fitur-fitur dalam Tabel 4.7 adalah yang paling sering terpilih dalam proses seleksi fitur menggunakan algoritme *harmony search*. Fitur-fitur yang terpilih tersebut tidak akan digunakan dalam proses klasifikasi dengan menggunakan algoritme jaringan syaraf tiruan selanjutnya untuk mengetahui performa seleksi fitur dengan algoritme *harmony search*.

4.2.5 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan dengan Mereduksi Fitur-Fitur yang Terpilih

Pada Pengujian dilakukan untuk mengetahui performa setelah mereduksi beberapa fitur yang dianggap kurang berkontribusi di algoritme *harmony search* dalam klasifikasi suara batuk kering dan batuk basah dimana kinerja klasifikasi diharapkan tidak terlalu jauh dari nilai *baseline*. Pengujian dilakukan dengan 4 kali tahapan pengujian.

1. Mereduksi fitur 1, 4, 25, 26 dengan terpilih 1 kali dari 28 kali pengujian.
2. Mereduksi fitur 5, 24, 28, 30, 31 dengan terpilih 2 kali dari 28 kali pengujian.
3. Mereduksi fitur 32 dengan terpilih 16 dari 28 kali pengujian.
4. Mereduksi semua fitur yang sering terpilih.

Berikut adalah hasil pengujian klasifikasi dengan jaringan syaraf tiruan setelah seleksi fitur dengan menggunakan 2 algoritme penelitian sebelumnya yaitu dengan algoritme Genetika pada Tabel 4.6, dan dengan algoritme PSO tertampil Tabel 4.7 dan dengan pengujian menggunakan algoritme HS dilakukan dengan beberapa tahapan yang tertampil pada Tabel 4.8.

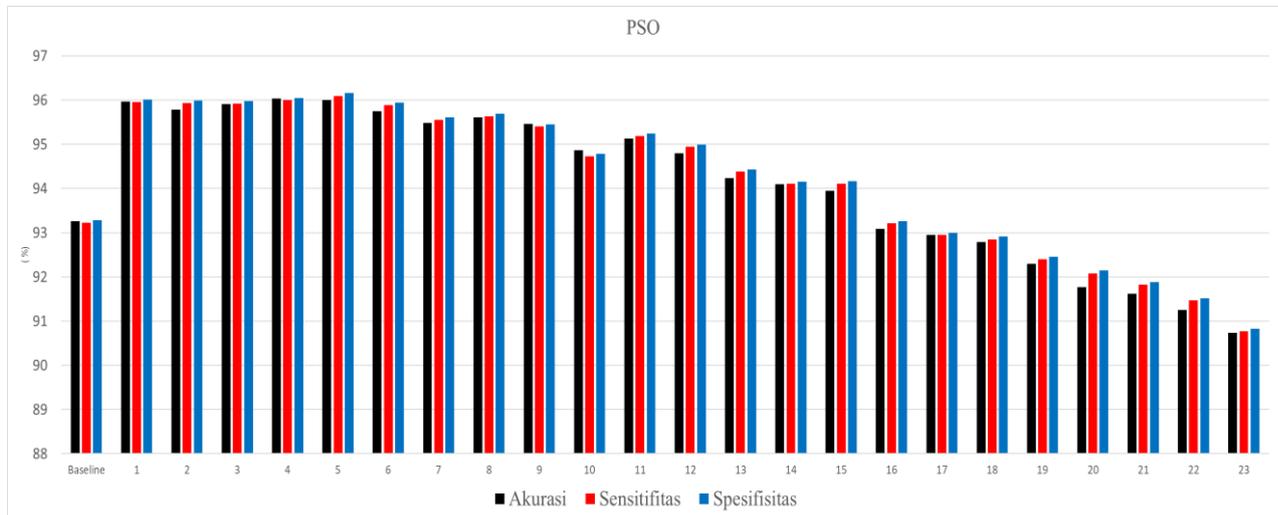
Tabel 4.6 Pengujian klasifikasi mereduksi fitur dari HS

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

Dalam pengujian pertama dengan menghilangkan fitur 1, 4, 25, 26 dan pengujian kedua dengan mereduksi fitur 5, 24, 28, 30, 31 yang terpilih pada seleksi fitur sebanyak 1 kali dan 2 kali memiliki hasil cukup baik walaupun memiliki hasil nilai yang kurang dari nilai *baseline* (*baseline* > pengujian 1 dan 2) dengan hasil yang tertampil pada Tabel 4.6. Dalam percobaan ketiga yang menghilangkan fitur 32 (pitch) juga memiliki hasil yang bagus dengan nilai akurasi 93,76%, sensitivitas 93,81%, dan spesifisitas 93,81% hasil tersebut memiliki nilai kinerja yang lebih tinggi dari nilai *baseline*. Dalam pengujian keempat memiliki nilai akurasi 94,13%, sensitivitas 94,1% dan spesifisitas 94,17% hasil kinerja tersebut dianggap optimal dikarenakan dalam proses algoritme HS mampu menghilangkan 10 fitur dengan tetap mempertahankan performa dengan kinerja mendekati nilai *baseline*.

4.2.6 Hasil Pengujian Algoritme PSO sebagai seleksi fitur

Sama seperti pengujian *harmony search* pengujian pada metode PSO melalui rangkaian prosedur yang telah dilakukan. Dalam pengujian ini algoritme PSO akan memilih fitur yang dianggap kurang relevan berdasarkan P_{best} dan G_{best} dalam melakukan proses seleksi fitur. Berikut grafik (Gambar 4.4) hasil pengujian PSO.



Gambar 4.4 Grafik Pengujian PSO

Pada grafik terlihat bahwa banyaknya fitur yang direduksi mempengaruhi hasil klasifikasi sampai dengan 23 kali pengujian. Pada fitur yang direduksi dalam rentang 1-6 yang terlihat pada grafik menunjukkan hasil yang hampir sama. Pada saat mereduksi 7-15 fitur terjadi fluktuasi kinerja dan terjadi penurunan pada proses mereduksi 16-23. Saat proses berhenti karena klasifikasi turun sebesar 2%.. Setelah melakukan proses pengujian PSO maka fitur yang kurang relevan akan terpilih. Fitur-fitur yang kurang relevan tersebut akan dihilangkan dalam proses klasifikasi dengan JST melalui beberapa prosedur. Proses klasifikasi dengan menghilangkan fitur-fitur yang terpilih ditampilkan pada Tabel 4.7.

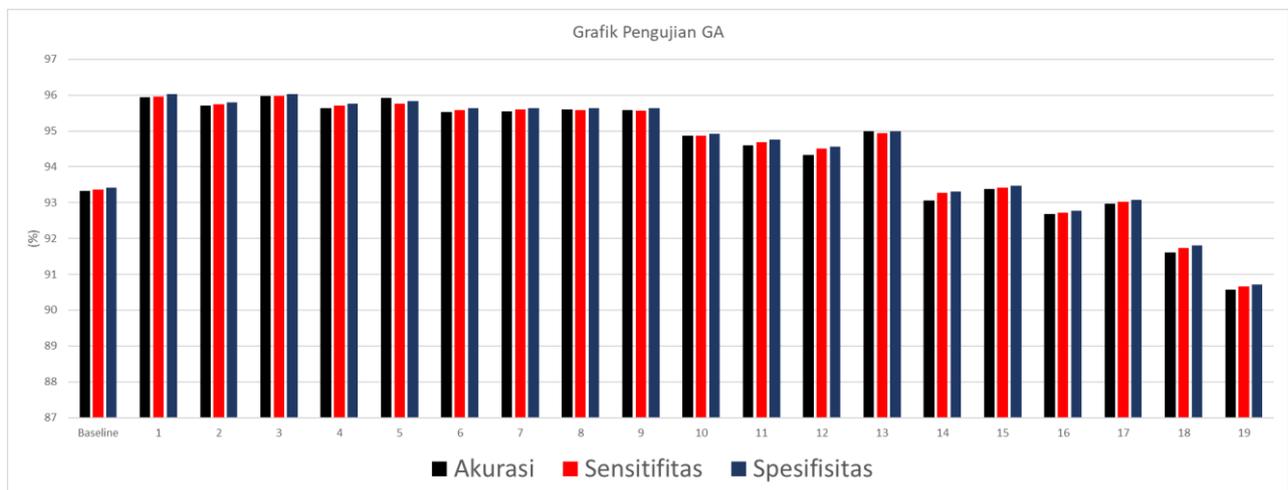
Tabel 4.7 Pengujian klasifikasi mereduksi fitur dari PSO

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

Pada percobaan PSO yang tertampil di Tabel 4.7 pada pengujian pertama dengan menghilangkan fitur ke 4, 5, 10, 27 mendapatkan hasil klasifikasi yang kurang dari nilai *baseline* pada pengujian ke 2 sampai 5 hasil klasifikasi yang mengalami kenaikan dari nilai *baseline* dan dengan menghilangkan semua (9 fitur) yang telah terpilih pada algoritme PSO, klasifikasi yang didapat semakin tinggi dengan kenaikan akurasi 0,56%, sensitivitas 0,55%, dan spesifisitas 0,56%.

4.2.7 Hasil Pengujian Algoritme GA sebagai seleksi fitur

Pada pengujian algoritme GA dalam metode ini dilakukan proses pencarian fitur yang kurang relevan terhadap klasifikasi suara batuk berdasarkan nilai *fitness value* yang akan digunakan sebagai proses seleksi. Proses dilakukan seperti prosedur yang telah dilakukan sebelumnya dan tertampil pada Gambar 4.5



Gambar 4.5 Grafik Pengujian GA

Pada grafik terlihat bahwa semakin banyak kombinasi fitur yang direduksi maka mempengaruhi dengan semakin menurunnya proses klasifikasi. Algoritme ini sampai dengan pengujian 20 kali mereduksi fitur. Pada fitur yang direduksi dalam rentang 1-14 terlihat mengalami fluktuasi dengan fitur yang direduksi banyak yang sama. Pada kombinasi 15-18 juga mengalami fluktuasi tetapi mengalami penurunan klasifikasi. Pada saat mereduksi 19-20 banyaknya kombinasi fitur direduksi pada metode tersebut klasifikasi yang dihasilkan mengalami banyak penurunan, proses berhenti karena klasifikasi turun sebesar 2% dari nilai *baseline*. Setelah melakukan proses pengujian GA maka fitur yang kurang relevan akan terpilih. Fitur-fitur yang kurang relevan tersebut akan dihilangkan dalam proses klasifikasi dengan JST melalui beberapa prosedur. Proses klasifikasi dengan menghilangkan fitur-fitur yang terpilih ditampilkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Pengujian klasifikasi mereduksi fitur dari GA

Fitur \dot{N} direduksi	Fitur \dot{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

Dalam Tabel 4.8 pada pengujian ke 1 dengan mereduksi fitur 1, 3, 9, 10, 27, dan 27 dengan fitur direduksi 23, 24, 30 dalam pengujian tersebut klasifikasi yang didapat mengalami penurunan dengan rentan - 0,7 % dan -0,03% pada pengujian GA fitur 32 paling banyak terpilih sama halnya pada algoritme HS dan setela mereduksi 9 fitur hasil yang didapat tidak jauh dari nilai *baseline* dengan hasil klasifikasi naik pada akurasi 0,42%, sensitivitas 0,39% dan spesifisitas 0,4%.

4.2.8 Perbandingan data dengan metode HS, PSO, GA dan 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 4.9.

Tabel 4.9 Data pengujian seleksi fitur

Algoritme	Fitur \dot{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 4.7 terlihat bahwa performa terbaik didapat pada metode HS yang mampu mereduksi hingga 10 fitur dan mampu meningkatkan performa pada akurasi 94.13% ± 0,81% sensitivitas 94.1% ± 0,81% dan spesifisitas 94.17% ± 0,82% pada algoritme HS dianggap lebih baik karena peningkatan terlihat lebih besar dibanding algoritme PSO dan GA. Sedangkan pada algoritme LRM dengan hasil klasifikasi yang kurang dari 90%, maka metode tersebut kurang bagus dibanding algoritme yang lain karena metode LRM bersifat linier.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 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%.

5.2 Saran

1. Pemilihan *event* batuk diharapkan berkonsultasi pada dokter ahli sehingga mendapatkan akusisi data yang bagus.
2. Fitur ekstraksi dapat lebih diperbanyak untuk melihat seberapa banyak fitur ekstraksi untuk suara batuk yang bias digunakan.
3. Diharapkan subjek bisa ditambah dan tidak hanya menggunakan anak-anak sebagai subjek.
4. Dapat menambah metode agar hasil yang didapat bisa lebih baik

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, A. Rizal, I. Wijayanto, D. Kolot, and P. Balik, "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] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] R. Effatnejad, H. Hosseini, and H. Ramezani, "Solving Unit Commitment Problem In Microgrid By Harmony Search Algorithm In Comparison With Genetic," pp. 61–65, 2014.
- [12] H. Dwi Purnomo, *Cara Mudah Belajar Metode Optmasi METAEURISTIK menggunakan Matlab*. Yogyakarta: GAVA MEDIA, 2014.
- [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.