

**IMPLEMENTASI ALGORITME *PARTICLE SWARM*
OPTIMIZATION UNTUK OPTIMASI FITUR SUARA PADA
KLASIFIKASI BATUK BASAH/KERING PADA ANAK-ANAK**

TUGAS AKHIR

untuk memenuhi salah satu persyaratan
mencapai derajat Sarjana S1



Disusun oleh:

Viko Rona Sajri

13524092

Jurusan Teknik Elektro

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta

2018

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI ALGORITME *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*
UNTUK OPTIMASI FITUR SUARA PADA KLASIFIKASI BATUK
BASA/KERING PADA ANAK-ANAK**



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

Disusun oleh:

Viko Rona Sajri

13524092

**الجامعة الإسلامية
الابستة الإندونيسية**

Yogyakarta, 8 Februari 2018

Menyetujui,

Pembimbing 1

Yusuf Aziz Amrulloh, S.T., M.Eng., Ph.D.
045240101

Pembimbing 2

Elvira Sukma Wahyuni, S.Pd., M.Eng.
155231301

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Viko Rona Sajri

No. Mahasiswa : 13524092

Menyatakan bahwa Tugas Akhir ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri, dan sepanjang sepengetahuan saya, tidak berisi materi yang ditulis oleh orang lain sebagai persyaratan penyelesaian studi di Universitas Islam Indonesia atau perguruan tinggi lain, kecuali bagian-bagian tertentu yang saya ambil sebagai acuan dengan mengikuti tata cara etika penulisan karya ilmiah yang lazim.

Jika ternyata terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya.

Yogyakarta, 8 Februari 2018



Viko Rona Sajri

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

IMPLEMENTASI ALGORITME *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* UNTUK OPTIMASI FITUR SUARA PADA KLASIFIKASI BATUK BASAH/KERING PADA ANAK-ANAK

TUGAS AKHIR

Disusun oleh:

Nama : Viko Rona Sajri

No. Mahasiswa : 13524092

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

Yogyakarta, 23 Februari 2018

Tim Penguji,

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

Ketua

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

Anggota I

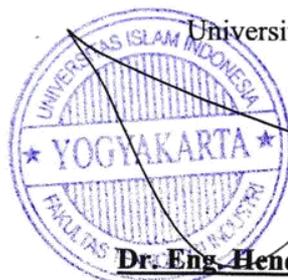
Ida Nurcahyani, ST., M.Eng.

Anggota II

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Elektro

Universitas Islam Indonesia



Dr. Eng. Hendra Setiawan, ST., MT.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji dan syukur kehadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala karena atas limpahan berkah, karunia dan rahmat- Nya saya dapat melaksanakan dan menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik. Sholawat dan salam semoga selalu tercurah kepada Rasulullah Muhammad Shallallahu Alaihi Wasallam beserta pada keluarga, sahabat dan para pengikutnya hingga akhir zaman. Tugas Akhir yang berjudul “Implementasi Algoritme *Particle Swarm Optimization* Untuk Optimasi Fitur Suara Pada Klasifikasi Batuk Basah/Kering Pada Anak-Anak” ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa isi dari Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna karena keterbatasan ilmu dan pengetahuan penulis sebagai mahasiswa, oleh karena itu dengan segala kerendahan hati, penulis menerima saran dan kritikan yang sifatnya membangun dari semua pihak.

Pada kesempatan ini, ungkapan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya diucapkan kepada berbagai pihak yang telah memberikan bantuan, bimbingan, dukungan, kerja sama, fasilitas dan kemudahan lainnya. Untuk itu, dengan ketulusan hati saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Kedua Orang Tua kami serta seluruh keluarga tercinta yang selalu memberikan dukungan kepada kami baik secara moral dan material sehingga kegiatan penyusunan laporan ini dapat terlaksana dengan lancar dan baik
2. Bapak DR. Hendra Setiawan, S.T., M.T., selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia
3. 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 meluangkan waktunya untuk memberikan berbagai masukan demi kelancaran pelaksanaan maupun penyusunan laporan ini.
4. Kakak-kakak tercinta Mbak Nanin, Mas Prima dan Viki serta seluruh keluarga besar yang selalu mendo'akan dan memotivasi penulis dalam menulis Tugas Akhir ini.
5. Bapak dr. Soeroyo Mahfudz, MPH, SP.A(K) atas informasi dan pengetahuan yang dibutuhkan untuk penulisan laporan Tugas Akhir ini.

6. Pak Agus dan Pak Heri yang selalu menyediakan tempat dan alat-alat di Lab. Dasar Teknik Elektro dan Lab. Komputer dan Simulasi.
7. Teman seperjuangan Ibnu Hafid Prihastomo yang telah bersama-sama berjuang, membantu dan memberikan motivasi serta persahabatan selama ini.
8. Seluruh teman-teman Keluarga Besar Mahasiswa Teknik Elektro FTI-UII yang telah membantu dan memberi semangat kepada kami sehingga kami mampu menyelesaikan laporan ini.
9. Seluruh pihak yang ikut terlibat dalam proses pengerjaan, penyusunan dan penyelesaian tugas akhir ini.

Kami menyadari bahwa penyusunan laporan ini masih terdapat beberapa kekurangan. Oleh karena itu kami mengharapkan saran dari semua pihak yang ingin memberikan saran untuk mewujudkan perkembangan yang positif bagi kami. Demikian laporan ini kami susun, semoga dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membaca. Akhir kata kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, 8 Februari 2018

ABSTRAK

Batuk merupakan salah satu respon tubuh terhadap benda asing yang masuk melalui saluran pernapasan. Batuk dapat dikategorikan menjadi 2 jenis, yaitu batuk basah dan batuk kering. Suara batuk yang dihasilkan dapat memberikan informasi mengenai suatu penyakit pernapasan. Oleh karena itu perlu dikembangkan sebuah teknologi otomatis yang dapat melakukan klasifikasi suara batuk menjadi kategori basah dan kering. Beberapa penelitian telah dilakukan dengan hasil kinerja yang kurang baik. Hal ini disebabkan oleh adanya beberapa fitur yang kemungkinan tidak memiliki kontribusi pada proses klasifikasi. Pada penelitian ini mengusulkan metode seleksi fitur untuk memilih fitur-fitur yang tidak berkontribusi pada suara batuk menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Subjek penelitian yang digunakan adalah 30 subjek anak-anak dengan rincian 15 subjek penderita batuk basah dan 15 subjek penderita batuk kering (150 episode batuk basah dan 150 episode batuk kering). Untuk proses klasifikasi, peneliti menggunakan algoritme *Artificial Neural Network* (ANN). Kinerja yang dihasilkan saat seluruh fitur digunakan mencapai akurasi 96,42%, sensitivitas 96,68% dan spesifisitas 96,78%. Hasil dari proses seleksi fitur, pengurangan fitur sebesar 28% dari seluruh fitur (32 fitur) memiliki kinerja klasifikasi yaitu akurasi 96,42%, sensitivitas 96,51% dan spesifisitas 96,59%. Kinerja hasil seleksi fitur menggunakan PSO sangat baik, dilihat dari saat fitur yang dihilangkan sebesar 28% dari seluruh fitur masih memiliki kinerja yang baik yaitu mendekati baseline dengan nilai signifikansi akurasi sebesar 0,0025, sensitivitas 0,0008 dan spesifisitas 0,0007.

Kata Kunci—Batuk Basah; Batuk Kering; Particle Swarm Optimization; Jaringan Syaraf Tiruan

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PERNYATAAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Penelitian.....	2
1.5 Manfaat Penelitian.....	2
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	3
3.1 Studi Literatur	3
3.2 Tinjauan Teori	4
3.2.1 Suara Batuk	4
3.2.2 PSO (<i>Particle Swarm Optimization</i>).....	5
3.2.2.1 Seleksi Fitur Menggunakan PSO	6
3.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan	8
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	10
3.1 Akuisisi Data.....	10

3.2 Perancangan Dataset	11
3.3 Pengurangan <i>Noise</i>	12
3.4 Segmentasi Sinyal	13
3.5 Ekstraksi Fitur	13
3.6 Normalisasi.....	16
3.7 Pengujian.....	17
3.7.1 Pengujian Menggunakan LRM	18
3.7.2 Pengujian Menggunakan ANN	18
3.7.3 Pengujian Menggunakan PSO dan Klasifikasi ANN	19
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....	21
4.1 Dataset Suara Batuk	21
4.2 Pengujian Data	21
4.2.1 Pengujian Menggunakan LRM (<i>Baseline</i>)	21
4.2.2 Pengujian Menggunakan LRM Sebagai Seleksi Fitur dan Klasifikasi	22
4.2.3 Pengujian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (<i>Baseline</i>)	23
4.2.4 Pengujian Menggunakan <i>Particle Swarm Optimization</i> (Seleksi Fitur)	24
4.2.5 Pengujian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Hasil Seleksi Fitur	25
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....	27
5.1 Kesimpulan.....	27
5.2 Saran.....	27
DAFTAR PUSTAKA	28
LAMPIRAN	30
Lampiran 1. <i>Cross-Validation</i> Episode Batuk Basah dan Batuk Kering	30
Lampiran 2. Fitur-Fitur Yang Dihilangkan Pada Proses Seleksi Fitur PSO	31

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Model neuron [16].....	9
Gambar 3.1 Alur penelitian seleksi fitur dan klasifikasi batuk basah dan kering	10
Gambar 3.2 Sampel episode batuk pada anak.....	11
Gambar 3.3 Sampel episode batuk kering pada anak.....	12
Gambar 3.4 Sampel episode batuk basah pada anak.....	12
Gambar 3.5 Urutan metode ekstraksi fitur	16
Gambar 3.6 Prosedur pengujian PSO.....	19
Gambar 4.1 Grafik hasil pengujian menggunakan PSO	24

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Kinerja dari <i>baseline</i> LRM.....	21
Tabel 4.2 Nilai p pada masing-masing fitur terhadap <i>baseline</i> LRM	22
Tabel 4.3 Kinerja dari fitur-fitur yang terpilih menggunakan LRM seleksi fitur	23
Tabel 4.4 <i>Baseline</i> dari pengujian menggunakan jaringan syaraf tiruan	23
Tabel 4.5 Fitur-fitur yang konsisten terpilih dari hasil proses seleksi fitur.....	25
Tabel 4.6 Hasil pengujian fitur-fitur yang konsisten terpilih	26

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Batuk merupakan salah satu respon tubuh terhadap benda asing yang masuk melalui saluran pernapasan. Pada dasarnya batuk bukanlah merupakan sebuah penyakit, selama tidak disertai dengan gejala-gejala lain. Batuk dapat dikategorikan menjadi dua jenis, yaitu batuk basah dan batuk kering. Saat ini keputusan bahwa seseorang mengalami batuk basah/kering hanya berdasarkan keputusan subjektif dari seorang dokter. Jika hal tersebut lebih diteliti, ada beberapa perbedaan antara batuk basah dan kering yang bisa mengindikasikan suatu penyakit seperti asma, pneumonia, bronkiektasis, dan bronkitis akut. Penyakit-penyakit pernapasan tersebut biasanya muncul apabila batuk yang dialami sudah dalam kondisi kronis. Saat kondisi kronis, terjadi infeksi pada saluran pernapasan bagian atas dan menyebabkan suara batuk (kering dan basah) yang berbeda-beda. Dari sini dapat diketahui bahwa suara batuk membawa informasi mengenai suatu penyakit, terutama pada anak-anak, namun dalam bidang penelitian ini masih dalam tahap awal [1][2]. Untuk dapat meneliti suara batuk tersebut hanya bisa dilakukan oleh dokter yang berpengalaman. Bagi dokter-dokter muda yang belum berpengalaman akan menjadi kendala dalam meneliti hal tersebut.

Oleh karena itu perlu dikembangkan sebuah teknologi otomatis yang dapat melakukan klasifikasi suara batuk menjadi kategori basah dan kering. Beberapa penelitian mengenai teknologi otomatis klasifikasi suara batuk menggunakan sistem yang bersifat linier. Sedangkan, pada dasarnya sinyal batuk memiliki sifat yang non-stasioner. Pada penelitian yang telah dilakukan tersebut memiliki hasil klasifikasi yang tidak terlalu bagus. Hal ini juga disebabkan oleh adanya beberapa fitur yang kemungkinan tidak memiliki kontribusi pada proses klasifikasi. Dalam proses diagnosa penyakit, hal ini tentu menjadi kendala.

Untuk itu peneliti di sini mengusulkan sebuah metode optimasi untuk memilih fitur-fitur yang optimal, yaitu menggunakan algoritme optimasi *Particle Swarm Optimization* (PSO). PSO dipilih karena dapat menyelesaikan permasalahan non-linier, yang mana pada penelitian ini sinyal suara batuk yang dihasilkan bersifat non-stasioner. Pada penelitian ini PSO digunakan untuk mengoptimasi/memilih fitur-fitur yang berkontribusi dalam proses klasifikasi. Untuk proses klasifikasi, peneliti menggunakan jaringan syaraf tiruan. Penelitian ini diharapkan dapat membantu proses diagnosa agar memiliki hasil yang lebih baik.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada tugas akhir ini ialah bagaimana mengimplementasikan algoritme *particle swarm optimization* agar dapat melakukan proses seleksi fitur untuk memilih fitur apa saja yang (kemungkinan) tidak berkontribusi dalam proses klasifikasi suara batuk basah maupun batuk kering.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang diterapkan pada tugas akhir ini adalah :

1. Untuk metode ekstraksi fitur yang digunakan adalah *non-gaussianity score* (NGS), *formants frequencies* (FF), *log energy* (LogE), *zero-crossing rate* (ZCR), *kurtosis* (Kurt), *mel-frequency cepstral coefficients* (MFCC), *pitch* dan *linear predictive coding* (LPC).
2. Metode klasifikasi yang digunakan adalah jaringan syaraf tiruan.
3. Aplikasi yang digunakan MATLAB 2013, Adobe Audition CC 2017 dan Audacity 2.1.1.
4. Hasil perekaman data diperoleh dari pasien anak-anak dengan rentang usia 0 – 72 bulan di Rumah Sakit Sardjito Yogyakarta.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Mengimplementasikan algoritme *particle swarm optimization* untuk menemukan fitur-fitur yang optimal.
2. Mendapatkan fitur-fitur yang optimal untuk pengklasifikasian suara batuk.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah :

1. Untuk mengetahui fitur-fitur mana saja yang relevan terhadap suara batuk.
2. Dapat mengurangi beban komputasi pada proses klasifikasi.
3. Dapat membantu dalam proses diagnosa penyakit dari suara batuk basah dan batuk kering.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

3.1 Studi Literatur

Penelitian tentang suara batuk telah banyak dilakukan sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Hanieh Chatzarrin dkk (2011). Mereka mempelajari tentang berbagai fase batuk basah dan kering (3 fase batuk; fase pertama adalah fase awal glottis terbuka, fase kedua adalah aliran udara yang berisik dan fase ketiga adalah glottis akan tertutup) dan mengetahui bahwa batuk kering pada fase kedua memiliki energi lebih rendah dibandingkan batuk basah. Mereka juga menemukan bahwa pada fase ini sebagian besar sinyal berada pada frekuensi 0-750 Hz saat keadaan batuk basah dan pada frekuensi 1500-2250 Hz saat keadaan batuk kering. Dengan menggunakan metode *thresholding* sederhana, mereka berhasil mengidentifikasi 14 subjek batuk (basah dan kering) dengan akurasi 100% [3]. Penelitian yang dilakukan oleh Hanieh Chatzarrin memiliki hasil akurasi yang cukup baik namun hanya menggunakan 14 episode batuk. Dalam hal penelitian, dataset yang digunakan oleh Chatzarrin tersebut terlalu sedikit dan juga karena sinyal batuk yang bersifat non-stasioner maka dibutuhkan sampel batuk yang banyak.

Pada tahun 2013, Vinayak Swarnkar dkk juga melakukan penelitian tentang suara batuk basah dan kering. Penelitian tersebut membuat sebuah teknologi otomatis untuk melakukan klasifikasi suara batuk menjadi kategori batuk basah dan batuk kering. Subjek yang digunakan adalah pasien pediatrik dengan penyakit pernapasan pada anak-anak. Penelitian ini menerapkan metode linier yaitu LRM (*linear regression model*). Pada penelitian tersebut menggunakan metode ekstraksi fitur *bispectrum score* (BGS), *non-gaussianity score* (NGS), *formants frequencies* (FF), *log energy* (LogE), *zero-crossing* (ZCR), *kurtosis* (Kurt), *mel-frequency cepstral coefficients* (MFCC), dan *pitch*. Penelitian ini memiliki kinerja klasifikasi sensitivitas sebesar 87% dan spesifisitas sebesar 88% [2]. Pada tahun 2016, Yusuf A. Amrulloh dkk juga melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan batuk basah dan batuk kering pada populasi pediatrik, terutama pada anak-anak. Penelitian ini menerapkan metode baru untuk membedakan suara batuk (basah dan kering) yaitu menggunakan *Intra-Cough Shimmer Jump* (ICSJ) dan *Intra-Cough Teager energy operator Jump* (ICTeJ). Metode ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah *temporal amplitude perturbation* (*shimmer*) dan *teager energy operator perturbation*, dengan menggunakan metode klasifikasi *fuzzy c-means* (FCM). Kinerja hasil klasifikasi yang dihasilkan yaitu akurasi 76,2%, sensitivitas 77,4% dan spesifisitas 75,2%. [4]. Kedua penelitian tersebut telah melakukan dasar penelitian yang kuat mengenai pentingnya klasifikasi batuk basah dan kering pada anak-

anak. Namun, kinerja klasifikasi yang dihasilkan perlu ditingkatkan lagi agar saat diimplementasikan memiliki kinerja yang optimal, yaitu $\geq 90\%$.

Oleh karena itu pada penelitian ini, peneliti mengusulkan sebuah metode optimasi untuk meningkatkan hasil klasifikasi dengan menggunakan algoritme optimasi *particle swarm optimization* (PSO) dan klasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan pada subjek anak-anak. PSO digunakan untuk melakukan proses seleksi fitur yang merupakan suatu proses untuk menemukan fitur-fitur mana saja yang relevan terhadap suara batuk yang digunakan. Pada penelitian ini menggunakan total subjek berjumlah 30 subjek. Penelitian ini dilakukan dengan harapan dapat mempermudah dokter dalam mengklasifikasikan suara batuk basah maupun kering dan membantu dalam proses diagnosa agar memiliki hasil yang akurat.

3.2 Tinjauan Teori

3.2.1 Suara Batuk

Batuk merupakan suatu tindakan perlindungan diri manusia yang bersifat protektif dan defensif pada saluran udara bagian atas (laring, trakea, bronchi) untuk membersihkan lendir, zat berbahaya dan infeksi. Disisi lain, batuk dapat dijadikan sebagai suatu gejala bahwa seseorang menderita penyakit pada saluran pernapasan atau paru-paru [5]. Batuk bisa terjadi pada orang dewasa maupun anak-anak. Sekitar 80% anak-anak yang mengalami batuk, 5% diantaranya mengalami batuk yang kronis, jika hal ini diabaikan, dapat menyebabkan perkembangan penyakit serius seperti bronkiektasis [6].

Batuk umumnya dikategorikan menjadi 2 jenis, yaitu batuk basah dan batuk kering. Menentukan seseorang menderita batuk basah atau kering dapat membantu mendiagnosa suatu penyakit, terutama jika dalam kondisi kronis. Batuk kronis selalu mengindikasikan suatu penyakit. Batuk secara persisten tidak dapat dijelaskan pada anak-anak mulai dari periode neonatal (28 hari pertama kelahiran), dan memerlukan pemeriksaan dengan dokter spesialis untuk mengetahui penyakit [7].

Batuk kronis merupakan suatu kondisi dimana batuk yang diderita sudah dalam jangka waktu yang lama. Pada anak-anak penyakit batuk dikatakan kronis jika sudah mencapai ± 2 bulan, sedangkan pada usia dewasa batuk kronis dapat terjadi lebih lama. Batuk kronis juga dibagi menjadi 2 jenis yaitu, batuk kronis kering dan batuk kronis basah. Batuk kronis kering terjadi ditandai dengan batuk terus-menerus namun tanpa adanya dahak. Batuk jenis ini hanya bersifat menggelitik tenggorokan sehingga penderita selalu ingin berdehem atau batuk tanpa maksud yang jelas. Namun, jika batuk jenis ini tidak diobati, maka batuk ini akan berulang terus menerus dalam

jangka waktu yang lama, sehingga akan menyebabkan infeksi pada saluran pernapasan. Sedangkan untuk batuk kronis basah adalah kebalikan dari batuk kronis kering, di mana batuk yang ditandai dengan adanya dahak. Dahak yang dihasilkan berfungsi untuk membantu mengeluarkan zat-zat asing dalam tubuh seperti debu dan kotoran-kotoran lain yang tidak sengaja masuk melalui saluran pernapasan. Sama seperti batuk kronis kering, batuk jenis ini juga akan menyebabkan infeksi pada saluran pernapasan apabila sudah dalam jangka waktu yang lama [8].

Suara batuk dapat dikategorikan batuk basah/berdahak apabila terdapat dahak/lendir pada tenggorokan. Batuk berdahak dapat terjadi karena adanya infeksi pada saluran pernapasan, seperti influenza, bronchitis, radang paru-paru, dan sebagainya. Pada batuk kering, suara yang dihasilkan tidak ditandai dengan adanya sekresi dahak dalam saluran pernapasan, suaranya nyaring dan menyebabkan timbulnya rasa sakit pada tenggorokan. Batuk kering dapat disebabkan karena adanya infeksi virus pada saluran pernapasan, adanya faktor-faktor alergi (seperti debu, asap rokok dan perubahan suhu) dan efek samping dari obat [9].

Mekanisme batuk dapat dibagi menjadi 3 fase, yaitu fase pertama inspirasi, fase kedua kompresi dan fase ketiga ekspirasi. Pada fase inspirasi (inhalasi), paru-paru memasukkan udara kurang lebih 2,5 liter, kemudian esofagus dan pita suara menutup sehingga udara terjatoh dalam paru-paru. Kemudian pada fase kompresi, otot perut berkontraksi sehingga diafragma akan naik dan menekan paru-paru, otot interkosta juga ikut berkontraksi sehingga menyebabkan peningkatan tekanan pada paru-paru sebesar 100 mm/hg. Pada fase ekspirasi, esofagus dan pita suara terbuka secara spontan dan udara meledak keluar dari paru-paru. Udara yang keluar akan menggetarkan saluran pernafasan sehingga menimbulkan suara batuk. Saat udara keluar dari paru-paru dengan kecepatan yang relatif tinggi, udara dapat keluar melalui celah-celah bronkus dan trakhea. Hal ini dapat membantu saluran pernapasan untuk membersihkan atau mengeluarkan kotoran/benda-benda asing [9].

3.2.2 PSO (*Particle Swarm Optimization*)

Particle swarm optimization merupakan metode metaheuristik yang terinspirasi dari perilaku sosial binatang yang hidupnya berkawanan/berkelompok seperti kawanan burung atau ikan. Ketika mencari mangsa, kawanan burung tersebut bergerak bersama-sama, tanpa ada yang mengkoordinasi, tetapi pergerakannya memiliki derajat keteraturan tertentu. Perilaku sosial terdiri dari tindakan individu dan pengaruh dari individu-individu lain dalam suatu kelompok. Kata partikel menunjukkan, misalnya, seekor burung dalam kawanan burung. Setiap individu atau partikel berperilaku dengan cara menggunakan kecerdasannya (*intelligence*) sendiri dan juga dipengaruhi perilaku kelompok kolektifnya. Dengan demikian, jika satu partikel atau seekor

burung menemukan jalan yang tepat atau pendek menuju ke sumber makanan, sisa kelompok yang lain juga akan dapat segera mengikuti jalan tersebut meskipun lokasi mereka jauh di kelompok tersebut.

Dalam PSO, kawanan diasumsikan mempunyai ukuran tertentu dengan setiap partikel posisi awalnya terletak di suatu lokasi yang acak dalam ruang multidimensi. Setiap partikel diasumsikan memiliki dua karakteristik, yaitu posisi dan kecepatan. Setiap partikel bergerak dalam ruang/space tertentu dan mengingat posisi terbaik yang pernah dilalui atau ditemukan terhadap sumber makanan atau nilai fungsi objektif. Setiap partikel menyampaikan informasi atau posisi terbaiknya kepada partikel yang lain dan menyesuaikan posisi dan kecepatan masing-masing berdasarkan informasi yang diterima mengenai posisi tersebut. Sebagai contoh, misalnya burung-burung dalam kawanan burung memiliki perilaku yang bermacam-macam. Meskipun setiap burung mempunyai keterbatasan dalam hal kecerdasan, biasanya ia akan mengikuti kebiasaan (*rule*) seperti berikut :

1. Seekor burung tidak berada terlalu dekat dengan burung yang lain
2. Burung tersebut akan mengarahkan terbangnya ke arah rata-rata keseluruhan burung
3. Setiap burung akan memposisikan diri dengan rata-rata posisi burung yang lain dengan menjaga jarak, sehingga jarak antar burung dalam kawanan itu tidak terlalu jauh

Dengan demikian perilaku kawanan burung akan didasari pada kombinasi dari 3 aturan sebagai berikut :

1. Separasi – Tidak terlalu dekat
2. Penyesuaian (*alignment*) – Mengikuti arah bersama
3. Kohesi – Terbang bersama

Jadi, PSO dikembangkan dengan berdasarkan pada model berikut :

1. Ketika seekor burung mendekati target atau makanan (minimum atau maximum suatu fungsi tujuan) secara cepat mengirim informasi kepada burung-burung yang lain dalam kawanan tertentu
2. Burung yang lain akan mengikuti arah menuju ke makanan tetapi tidak secara langsung
3. Ada komponen yang tergantung pada pikiran setiap burung, yaitu memorinya tentang apa yang sudah dilewati pada waktu sebelumnya

3.2.2.1 Seleksi Fitur Menggunakan PSO

Pada dasarnya seleksi fitur merupakan tahapan pembentukan subset fitur baru dari fitur aslinya. Seleksi fitur nantinya akan menghasilkan data berdimensi rendah (dari fitur asli). Dengan

mengurangi fitur-fitur yang berlebih (*redundant*) dan tidak relevan akan meningkatkan akurasi pada proses klasifikasi.

Dalam algoritme PSO, sekumpulan data (data matriks) diimplementasikan dengan *swarm*/kelompok. *Swarm* ini terdiri dari kumpulan partikel – partikel yang masing – masing *particle* (partikel) akan mewakili 2 karakteristik, yaitu kecepatan dan posisi. Selanjutnya sejumlah partikel bergerak bersama-sama melakukan suatu pencarian solusi yang optimal di suatu ruang pencarian berdasarkan pengalaman dan informasi yang didapat dari lingkungan/*swarm* sekitarnya [10]. Hal ini dilakukan dengan cara setiap partikel saling berbagi informasi berdasarkan posisi terbaik dari partikel itu sendiri (P_{best}). Dari nilai P_{best} ini, setiap partikel akan saling mengevaluasi pergerakannya hingga menemukan posisi terbaik partikel dari seluruh kawanan (G_{best}). Berikut merupakan formula matematis (Persamaan 2.1 dan Persamaan 2.2) yang merepresentasikan posisi dan kecepatan [11] :

$$X_i(t) = x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iN}(t) \quad (2.1)$$

$$V_i(t) = v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{iN}(t) \quad (2.2)$$

dimana :

X = posisi partikel ; V = kecepatan partikel ; i = indeks partikel ;

t = iterasi ke- t ; N = ukuran dimensi

Pada setiap iterasi, masing-masing partikel akan memperoleh posisi baru dan kecepatan baru (dari kecepatan awal = 0). Oleh karena itu perlu dilakukan *update* (memperbaharui) posisi dan kecepatan dengan menggunakan Persamaan 2.3 dan Persamaan 2.4 [12].

$$V_i(t) = V_i(t - 1) + \varphi C_1 (P_{best} - X_i(t - 1)) + \varphi C_2 (G_{best} - X_i(t - 1)) \quad (2.3)$$

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + V_i(t) \quad (2.4)$$

dimana :

P_{best} = posisi terbaik partikel ; G_{best} = posisi terbaik kawanan ;

φ = bilangan *random* (acak) dengan rentang nilai 0 sampai 1 ;

C_1 dan C_2 = konstanta yang bernilai positif (*learning factor*)

Pada tahun 1998, Shi dan Eberhart menambahkan koefisien w (inersia) yang dapat meningkatkan kinerja dengan menyeimbangkan pencarian lokal dan global [13]. Selain itu juga dapat mengendalikan pengaruh dari kecepatan partikel sebelumnya. Nilai pada C_1 , C_2 dan w akan mempengaruhi pergerakan partikel, yang mana saat nilai tersebut besar akan menyebabkan

pergerakan partikel juga besar. Ini akan meningkatkan proses pencarian global, sedangkan saat nilai tersebut kecil akan menyebabkan pergerakan partikel halus/melambat dan ini akan meningkatkan proses pencarian lokal [10]. Formulasi *update* kecepatan dapat dilihat pada Persamaan 2.5.

$$V_i(t) = wV_i(t - 1) + \varphi C_1(P_{best} - X_i(t - 1)) + \varphi C_2(G_{best} - X_i(t - 1)) \quad (2.5)$$

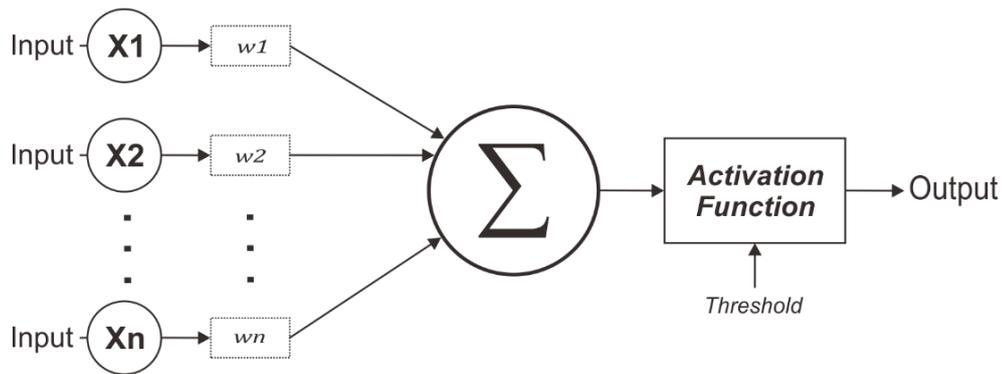
Persamaan 2.5 digunakan untuk menghitung kecepatan baru partikel berdasarkan kecepatan awalnya. Kecepatan yang dihitung yaitu jarak antara posisi partikel saat ini dengan P_{best} dan jarak antara posisi partikel saat ini dengan G_{best} . Lalu partikel akan menuju ke posisi baru dengan menggunakan Persamaan 2.4 (*update* posisi). Pada setiap iterasi, solusi yang direpresentasikan oleh posisi partikel, akan dievaluasi kinerjanya menggunakan *fitness function*. *Fitness function* yang digunakan tergantung permasalahan yang dihadapi (*minimalization* atau *maximalization*). Proses ini akan terus berlanjut hingga iterasi yang ditentukan atau kriteria yang diinginkan (*stopping criteria*).

3.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Artificial neural network (ANN) atau jaringan syaraf tiruan merupakan sebuah kecerdasan buatan yang terinspirasi dari jaringan syaraf biologi pada otak manusia. Terdapat jutaan neuron yang saling terhubung satu sama lain dan membentuk suatu jaringan. Jadi pada dasarnya ANN adalah sebuah representasi buatan dari otak manusia yang mencoba untuk melakukan proses pembelajaran. Secara umum ANN bekerja berdasarkan beberapa asumsi sebagai berikut [14]:

- Pengolahan informasi terjadi pada neuron.
- Sinyal dilewatkan antar neuron melalui sebuah penghubung.
- Setiap penghubung mempunyai bobot jaringan yang akan dikalikan dengan sinyal yang melewatinya.
- Setiap neuron mempunyai fungsi aktivasi untuk menentukan sinyal keluarannya.

Setiap neuron yang terhubung dengan neuron lainnya akan dihitung bobotnya oleh penghubung. Bobot di sini merupakan sebuah informasi yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang dihadapi. Kemudian hasil pembobotan akan diproses dengan memasukkan hasil tersebut ke dalam fungsi aktivasi (*activation function*). Fungsi aktivasi digunakan untuk mengaktifkan atau menonaktifkan neuron [15]. Proses pembobotan dari neuron dapat dilihat pada Gambar 2.1.



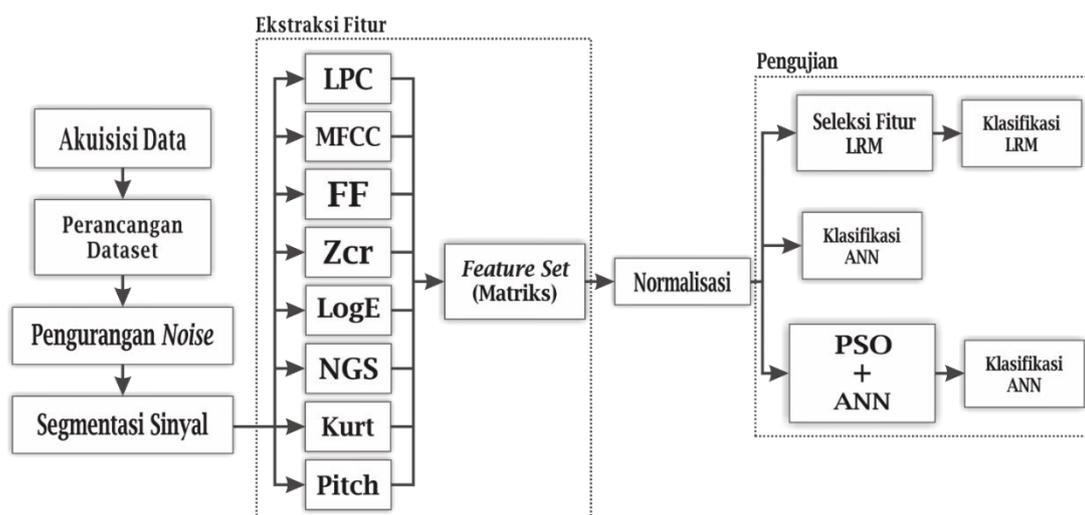
Gambar 2.1 Model neuron [16]

Input dengan bobot tertentu akan diproses pada suatu fungsi penjumlahan. Kemudian hasil dari penjumlahan tersebut dibandingkan dengan nilai *threshold* (nilai ambang batas) melalui fungsi aktivasi. Untuk nilai *threshold* ini beberapa fungsi aktivasi ada yang menggunakan dan ada yang tidak menggunakan. Apabila nilai *input* melewati nilai *threshold* maka neuron diaktifkan, sebaliknya jika tidak maka neuron dinonaktifkan. Neuron–neuron yang aktif tersebut akan mengirimkan *output*-nya ke semua neuron yang terhubung dengannya. Lalu neuron tersebut akan dikumpulkan dalam sebuah lapisan neuron (*neuron layer*). Informasi dari masing-masing neuron disebarkan ke seluruh lapisan, mulai dari lapisan *input*, *output*, dan lapisan tersembunyi (jika diperlukan). Tidak semua arsitektur ANN menggunakan lapisan tersembunyi. Ada 3 macam arsitektur pada ANN yaitu, Jaringan Lapisan Tunggal (*single-layer*), Jaringan Lapisan Jamak (*multi-layer*), dan Jaringan Lapisan Kompetitif (*competitive-layer*). Pada penelitian ini menggunakan jaringan *multi-layer*, yang mana terdapat lapisan tersembunyi didalamnya. Jaringan ini memiliki kemampuan untuk menyelesaikan permasalahan lebih baik dibanding arsitektur ANN lainnya, namun proses pelatihannya jadi lebih rumit dan komputasinya menjadi lama.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada penelitian ini memiliki 6 alur tahapan penelitian. Ini akan membantu peneliti dalam melakukan penelitian agar lebih terstruktur. Tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur penelitian seleksi fitur dan klasifikasi batuk basah dan kering

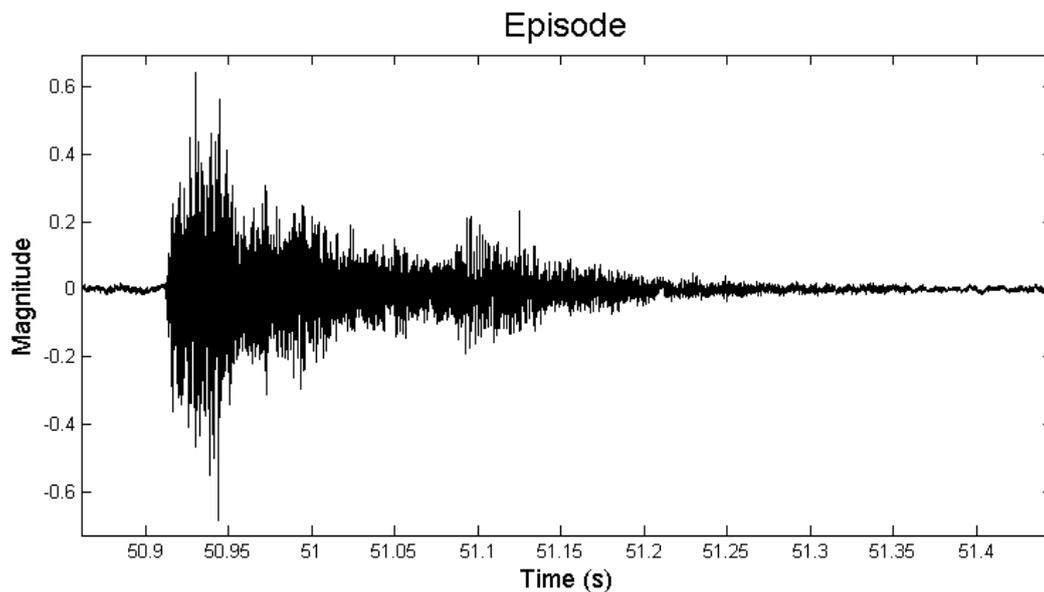
3.1 Akuisisi Data

Pengambilan data dilakukan di Rumah Sakit Dr. Sardjito, Yogyakarta, Indonesia. Subjek pada penelitian ini adalah pasien anak-anak dengan rentang usia 0 – 8 tahun. Subjek yang digunakan adalah pasien yang menderita batuk kering dan batuk basah dengan keluhan penyakit pernapasan.

Proses perekaman data dilakukan dengan menggunakan mikrofon yang diletakkan di depan mulut pasien dengan jarak 50 cm (jarak mikrofon bervariasi antara 40 cm sampai 70 cm berdasarkan pergerakan pasien). Suara-suara berisik (*noise*) juga ikut terekam seperti suara langkah kaki, orang berbicara, benda jatuh, dan suara-suara lain selain suara batuk pasien. Oleh karena itu peneliti menggunakan mikrofon rendah *noise* (Model NT3, RODE, Sydney, Australia) yang digunakan untuk menangkap sinyal suara. Sedangkan untuk akuisisi datanya menggunakan unit *pre-amplifier* dan unit *Analog-to-Digital Converter* berkualitas tinggi (Model Mobile-Pre USB, M-Audio, California, USA). *Sampling rate* yang digunakan yaitu 44100 Hz dan resolusi 16-bit untuk memperoleh kualitas suara yang bagus. Durasi perekaman yang dilakukan pada masing-masing subjek bervariasi antara 30 menit sampai 4 jam tergantung kondisi pasien.

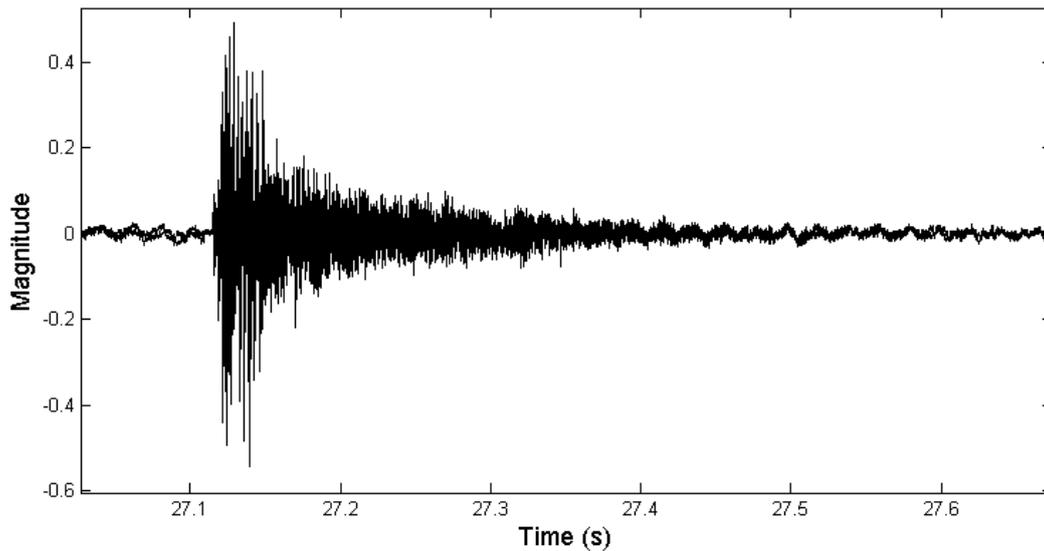
3.2 Perancangan Dataset

Setelah data diperoleh, kemudian dilakukan pemotongan dan pemilihan *event/episode* dari data suara tersebut dengan menggunakan aplikasi *Adobe Audition CC 2017*. Di sini peneliti melakukan proses pembelajaran untuk dapat membedakan antara suara batuk basah dan batuk kering terlebih dahulu menggunakan dataset yang diberikan oleh dokter, setelah itu menggunakan dataset yang digunakan untuk penelitian. Tahapan ini juga dilakukan untuk dapat memisahkan antara suara batuk pasien dan suara-suara selain batuk (seperti suara benda jatuh, pintu, orang berbicara dan lain-lain). Suara batuk dipilih pada bagian-bagian yang terdengar paling ekstrim. Pada penelitian ini suara batuk untuk masing-masing pasien diambil 10 episode batuk per pasien. Episode batuk itu sendiri adalah suara yang dihasilkan pada fase ekspirasi untuk sekali batuk seperti pada Gambar 3.2.

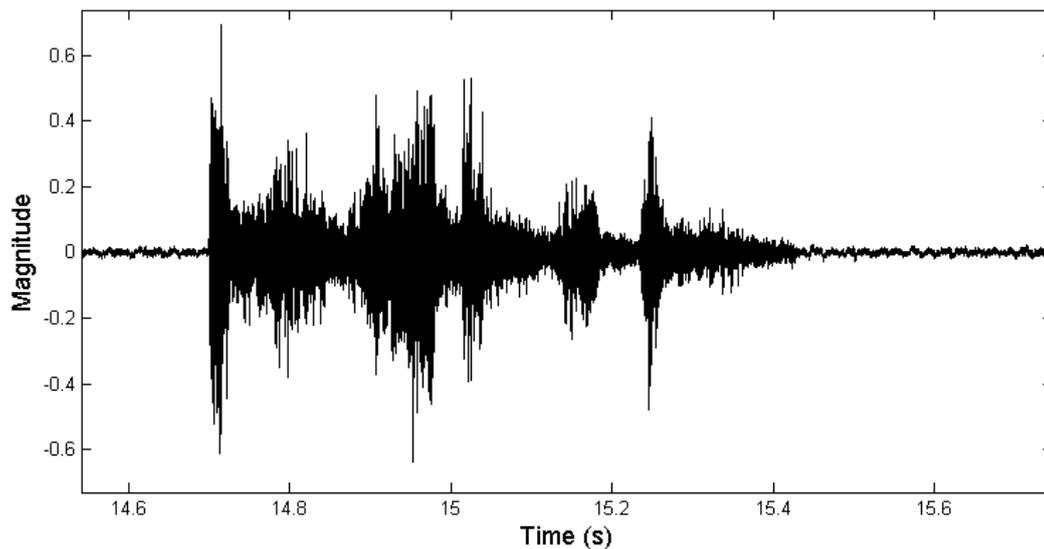


Gambar 3.2 Sampel episode batuk pada anak

Perbedaan batuk basah dan kering dapat dilihat pada Gambar 3.3 dan Gambar 3.4. Pada sampel batuk basah terjadi pergeseran *mucus/lendir* per episode-nya, sedangkan pada sampel batuk kering tidak terjadi pergeseran *mucus/lendir*. Kemudian data dari suara batuk tersebut digabungkan untuk dibuat sebuah target yang mengindikasikan bahwa data tersebut termasuk data untuk batuk basah atau batuk kering. Pada penelitian ini menggunakan nilai 0 untuk indikasi batuk kering dan 1 untuk indikasi batuk basah. Untuk membuat target tersebut dilakukan proses pencatatan waktu dari tiap-tiap episode. Proses ini dilakukan untuk mempermudah peneliti dalam pengambilan/pemilihan episode-episode batuk yang diinginkan (batuk basah dan batuk kering ekstrim). Proses ini juga digunakan untuk menguji kinerja sistem menggunakan klasifikasi ANN. Adapun waktu dari episode-episode batuk yang dicatat mencakup jam, menit, detik, milidetik.



Gambar 3.3 Sampel episode batuk kering pada anak



Gambar 3.4 Sampel episode batuk basah pada anak

Dataset yang sudah terbentuk dari penggabungan seluruh episode batuk menghasilkan 300 episode batuk dari 30 pasien yang digunakan. Dataset seluruh episode batuk memiliki durasi selama 2 menit 53,715 detik (173,715 detik). Untuk rinciannya dataset episode suara batuk kering memiliki durasi 1 menit 17,578 detik (77,578 detik) dan dataset episode suara batuk basah memiliki durasi 1 menit 36,137 detik (96,137 detik).

3.3 Pengurangan *Noise*

Pengurangan *noise* dilakukan menggunakan metode HPF (*High Pass Filter*) *Butterworth* orde 4. Proses ini digunakan untuk mengurangi *noise* yang kurang dari frekuensi *cut-off* 10 Hz. Pemilihan frekuensi tersebut dikarenakan terdapat *noise* berfrekuensi rendah yang diakibatkan oleh getaran dari tiang dan kabel dari mikrofon.

3.4 Segmentasi Sinyal

Sinyal suara batuk yang digunakan akan dibagi menjadi beberapa subblok sinyal. Tujuan pembagian subblok ini adalah untuk meringankan proses komputasi. Waktu subblok yang digunakan pada penelitian ini adalah 20 ms dengan pergeseran antar subblok menggunakan *non-overlapping subblock*. Proses ini akan menentukan banyaknya jumlah data pada dataset yang digunakan. Perhitungannya dapat dilihat pada Persamaan 3.1 :

$$Y = \frac{T}{S}; \quad Y = \frac{173,715}{0,02} = 8685 \quad (3.1)$$

dimana :

Y = jumlah data (s); S = waktu subblok; T = total waktu seluruh episode batuk

3.5 Ekstraksi Fitur

Sinyal yang telah dibagi menjadi beberapa subblok, kemudian diturunkan fitur matematisnya. Adapun metode-metode ekstraksi fitur yang digunakan adalah LPC, MFCC, *Formant Frequencie*, ZCR, LogE, *Non-gaussianity Score*, *Kurtosis*, dan *Pitch*. Proses ini akan menghasilkan matriks berukuran $B \times K$, dimana B adalah jumlah subblok dari dataset suara batuk dan K adalah jumlah fitur dari metode yang digunakan. Pada penelitian ini matriks yang dihasilkan memiliki dimensi 8685×32 . Adapun urutan fitur-fitur pada matriksnya berdasarkan pada Gambar 3.5 dan Persamaan 3.8. Penjelasan untuk masing-masing fitur yang digunakan adalah sebagai berikut :

- *Linear Prediction Coding (LPC)*

LPC merupakan suatu metode yang banyak digunakan dalam pengolahan sinyal audio dan pemrosesan ucapan untuk merepresentasikan *spectral* dari sinyal ucapan dengan menggunakan informasi model prediksi linier. Metode LPC bekerja dengan beranggapan bahwa sinyal ucapan dihasilkan oleh *buzzer (voiced sounds)*, dengan bunyi desis dan bunyi yang muncul sesekali [17]. Pada kondisi batuk, saat fase ke 3 glottis (ruang antara lipatan vokal) akan terbuka dan menghasilkan *buzz*, yang ditandai dengan intensitas (kenyaringan) dan frekuensi (*pitch*). Perhitungan LPC menggunakan hasil segmentasi Y, dimana perhitungannya menggunakan Persamaan 3.2.

$$L(Y) = \sum_{i=1}^g a_i Y \quad (3.2)$$

Dimana variabel a_i adalah koefisien prediksi dan variabel g adalah orde dari LPC (pada penelitian ini menggunakan orde 8).

- *Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCCs)*

Pada umumnya metode ekstraksi fitur MFCCs digunakan dalam sistem analisis ucapan (*speech*). Untuk mengekstrak fitur vektor pada MFCCs (yang berisi semua informasi tentang suara), MFCCs meniru beberapa bagian dari manusia yang memproduksi ucapan dan bagian yang mempersepsi ucapan. Pada MFCCs meniru persepsi logaritmik dari kenyaringan (*loudness*) dan suatu nada (*pitch*) dari sistem pendengaran manusia. Metode ini dapat digunakan dalam analisis suara batuk [18]. Dalam analisis suara batuk, MFCCs memberikan representasi yang baik terhadap sifat akustik saluran pernapasan bagian atas [19]. Metode MFCCs dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.3.

$$M(Y) = \sum_{c=1}^C L_k(c) \cos \left\{ \frac{r(2c-1)\pi}{2C} \right\} \quad (3.3)$$

Dimana L_k adalah keluaran dari *Log Energy* pada c *Mel Filter Banks* dari subblok dataset Y yang digunakan dan r merupakan jumlah koefisien cepstral. Pada penelitian ini menggunakan 14 koefisien MFCCs.

- *Formant Frequencies (FF)*

Frekuensi formant merupakan puncak spektral bunyi yang secara menyeluruh dipengaruhi oleh ucapan. Oleh karena itu, frekuensi formant yang dihasilkan oleh setiap orang akan berbeda satu dengan yang lainnya karena setiap orang memiliki organ resonansi yang berbeda. Dalam suara batuk, dapat dikatakan bahwa resonansi yang dihasilkan akan merepresentasikan formant yang berbeda. Mucus/lendir dapat merubah struktur formant yang dihasilkan. Pada penelitian ini menggunakan 5 formant (F1, F2, F3, F4, F5) serta peneliti menggunakan perhitungan LPC dengan orde 11.

- *Zero-Crossing Rate (ZCR)*

ZCR atau *zero-crossing rate* merupakan suatu metode untuk mengetahui tingkat perubahan suatu sinyal, yaitu tingkat dimana sinyal berubah dari positif ke negatif. Metode ini dapat digunakan untuk mendeteksi sifat periodik suatu sinyal. Metode ini dapat merepresentasikan getaran yang dihasilkan *glottis* dan dapat digunakan untuk memisahkan sinyal suara dan sinyal tidak bersuara (*unvoiced*) [20]. Pada penelitian ini menggunakan dataset Y untuk dilakukan proses ZCR (Persamaan 3.4).

$$Z(Y) = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} H(Y_t \cdot Y_{t-1}) \quad (3.4)$$

Dimana Y_t adalah sinyal dari dataset yang digunakan saat waktu ke t , T adalah panjang dari dataset Y dan H merupakan fungsi indikator (bernilai 0 saat argumen negatif dan 1 saat argumen positif).

- *Log Energy (LogE)*

Pada dasarnya fitur ini merupakan sebuah fitur pembantu yang digunakan pada metode MFCCs, dimana fitur ini dapat meningkatkan akurasi dalam pengenalan suara otomatis (*automatic speech recognition*) [21]. Perhitungan LogE dengan menggunakan data segmentasi Y dihitung menggunakan Persamaan 3.5.

$$E(Y) = 10 \log_{10} \left(\varepsilon + \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (Y(k))^2 \right) \quad (3.5)$$

Dimana ε dalam satuan persen (%) yang merupakan konstanta (positif) untuk mencegah perhitungan yang tidak sengaja dari logaritma 0.

- *Non-Gaussianity Score (NGS)*

NGS merupakan suatu metode pengukuran deviasi suatu sinyal dengan menggunakan model Gaussian. Pada penelitian yang pernah dilakukan tentang analisis suara dengkur (*snore*) [22], metode ini mampu menyaring (*screen*) OSA/*obstructive sleep apnea* (suara dengkur cenderung menghasilkan suara *non-Gaussianity*). Pada suara batuk, *non-Gaussianity* mungkin timbul saat *glottis* tiba-tiba terbuka selama fase eksplisif [19]. Perhitungan NGS menggunakan data hasil segmentasi Y , dimana perhitungannya dihitung dengan Persamaan 3.6. Pada Persamaan 3.6, variabel p merepresentasikan *normal probability plot* dari data normal referensi, variabel q merepresentasikan data yang dianalisis, dan menggunakan variabel j dengan jarak nilai 1 sampai K .

$$N(Y) = 1 - \frac{\left(\sum_{j=1}^K (q[j] - p)^2 \right)}{\left(\sum_{j=1}^K (q[j] - \bar{q})^2 \right)} \quad (3.6)$$

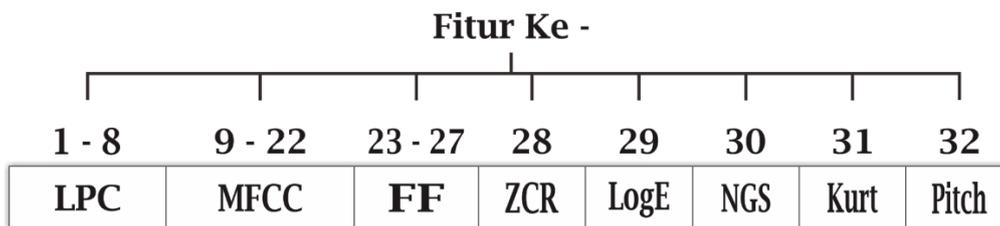
- *Kurtosis (Kurt)*

Kurtosis merupakan sebuah ukuran dari puncak suatu nilai dengan *probability distribution*, dimana nilai yang digunakan adalah hasil segmentasi Y . Perhitungannya dapat dilihat pada Persamaan 3.7. Variabel μ adalah rata-rata dari Y dan variabel σ adalah standar deviasi dari Y .

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

- *Pitch*

Pitch merupakan frekuensi getar dari pita suara atau biasa disebut dengan frekuensi fundamental (dasar) dengan notasi F_d . Setiap orang memiliki *pitch* yang khas (*habitual pitch*) dan sangat dipengaruhi oleh aspek fisiologis manusia (laring). Saat kondisi batuk, saraf dan otot di laring mengendalikan pembukaan dan penutupan pita suara yang diperlukan untuk membantu membersihkan saluran pernapasan. Pada kondisi bicara normal, level habitual *pitch* berkisar 50 s/d 250 Hz untuk laki-laki dan 120 s/d 500 Hz untuk perempuan. Frekuensi F_d ini berubah secara konstan dan memberikan informasi linguistik seseorang. Pada penelitian ini menghitung *pitch* menggunakan dataset sub-segmen batuk Y .



Gambar 3.5 Urutan metode ekstraksi fitur

$$\hat{Y} = [L(Y) \ M(Y) \ F(Y) \ Z(Y) \ E(Y) \ N(Y) \ K(Y) \ P(Y)] \quad (3.8)$$

dimana :

\hat{Y} = matriks ekstraksi fitur ($Y \times$ jumlah fitur metode – metode ekstraksi fitur)

$L(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 8$ fitur LPC; $E(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 1$ fitur LogE

$M(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 14$ fitur MFCC; $N(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 1$ fitur NGS

$F(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 5$ fitur FF; $K(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 1$ fitur Kurt

$Z(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 1$ fitur ZCR; $P(Y)$ = dimensi matriks $Y \times 1$ fitur Pitch

3.6 Normalisasi

Matriks yang dihasilkan dari tahapan ekstraksi fitur akan diolah untuk masuk ke tahapan normalisasi. Tahapan ini bertujuan agar jangkauan data yang dihasilkan tidak terlalu jauh antara data *min* (nilai terkecil) dan data *max* (nilai terbesar). Selain itu juga dapat untuk memastikan data berada pada jangkauan data yang tepat. Jangkauan data yang digunakan yaitu antara -1 dan 1. Sehingga data terbesarnya (nilai) adalah 1 dan data terkecilnya (nilai) adalah -1.

Berikut adalah formula yang digunakan untuk proses normalisasi (Persamaan 3.9) :

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

Dimana \hat{N} adalah dataset hasil normalisasi, \hat{Y} adalah seluruh data matriks, $\hat{Y} \max$ adalah data dengan nilai terbesar dari seluruh data dan $\hat{Y} \min$ adalah data dengan nilai terkecil dari seluruh data [23].

3.7 Pengujian

Pada tahap ini, data dibagi menjadi 3 bagian yaitu, data latih, data validasi dan data uji. Selain itu juga dilakukan proses *cross-validation* pada data tersebut agar masing-masing subjek (10 episode batuk per subjek) mendapatkan ke tiga bagian tersebut (latih, validasi, uji). Subjek penelitian yang digunakan ada 30 subjek, dimana 15 subjek batuk kering dan 15 subjek batuk basah. Proses *cross-validation* yang digunakan adalah pergeseran 1 subjek. Sehingga proses tersebut menghasilkan 15 kombinasi. Kombinasi data yang digunakan dapat dilihat pada bagian Lampiran 1.

Pengujian dilakukan sebanyak 5 kali, yaitu 2 pengujian dengan menggunakan LRM (LRM untuk seleksi fitur dan LRM untuk klasifikasi), 1 pengujian dengan menggunakan ANN (ANN untuk klasifikasi), dan 2 pengujian lagi dengan menggunakan PSO + ANN (PSO untuk seleksi fitur dan ANN untuk klasifikasi dari hasil PSO). Hasil klasifikasi berupa nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas. Penentuan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas menggunakan Persamaan 3.10 sampai Persamaan 3.12.

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

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

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

Dimana TP = *True Positive* yaitu saat nilai hasil prediksi dan target bernilai positif, TN = *True Negative* yaitu saat nilai hasil prediksi dan target bernilai negatif, FP = *False Positive* yaitu saat nilai hasil prediksi bernilai positif dan target bernilai negatif, dan FN = *False Negative* yaitu saat nilai hasil prediksi bernilai negatif dan target bernilai positif. Penjelasan lebih lanjut mengenai pengujian-pengujian yang dilakukan akan dijelaskan dalam subbab-subbab berikut.

3.7.1 Pengujian Menggunakan LRM

LRM (*linear regression model*) merupakan suatu metode yang menggunakan pendekatan linier untuk memodelkan hubungan dengan menggunakan fungsi prediktor linier dimana parameter model yang tidak diketahui dapat diperkirakan dari data yang digunakan [24]. Pada penelitian ini metode LRM digunakan sebagai metode klasifikasi yang bersifat linier.

Pengujian dengan menggunakan LRM dilakukan 2 kali pengujian, yaitu dengan menggunakan LRM sebagai seleksi fitur dan menggunakan LRM sebagai metode klasifikasi. Adapun metode yang diusulkan oleh peneliti untuk menggunakan LRM sebagai seleksi fitur dan klasifikasi adalah sebagai berikut :

- a. Melakukan proses klasifikasi dari dataset yang digunakan (\hat{N}).
- b. Melakukan proses klasifikasi dari masing-masing metode ekstraksi fitur ($L(Y)$, $M(Y)$, $F(Y)$, $Z(Y)$, $E(Y)$, $N(Y)$, $K(Y)$, $P(Y)$).
- c. Menghitung nilai signifikansi dari tahap a terhadap tahap b (masing-masing).
- d. Melakukan proses klasifikasi dari metode-metode ekstraksi fitur yang sudah terpilih.

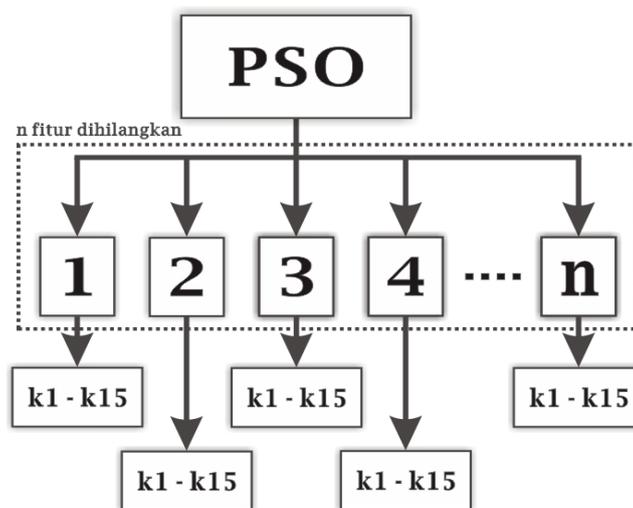
Pada tahap a dilakukan untuk menentukan nilai *baseline* (pengujian dengan LRM) yang digunakan pada penelitian ini dengan menggunakan metode LRM. Hasil klasifikasi pada tahap a dan tahap b berupa nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas. Kemudian setelah tahap c diketahui nilai signifikansi masing-masing metode, peneliti mengusulkan (menentukan) bahwa apabila kinerja (nilai sensitivitas dan spesifisitasnya) yang dihasilkan pada masing-masing metode memiliki nilai p (signifikansi) $\leq 0,06$ dari nilai *baseline*-nya, maka metode ekstraksi fitur tersebut dipilih. Setelah itu dilakukan proses tahap d untuk menguji fitur-fitur yang sudah terpilih oleh LRM sebagai seleksi fitur.

3.7.2 Pengujian Menggunakan ANN

Pengujian menggunakan ANN dilakukan untuk membuat *baseline* dari penelitian yang dilakukan. Tahap penentuan nilai *baseline* pada pengujian menggunakan ANN juga sama dengan pengujian (*baseline*) menggunakan LRM. Berbeda pada pengujian (*baseline*) menggunakan LRM, pada pengujian (*baseline*) menggunakan ANN nilai *baseline* hanya digunakan untuk membuat perbandingan antara data (\hat{N}) sebelum dilakukan seleksi fitur dan setelah dilakukan seleksi fitur. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kinerja sistem sebelum proses seleksi fitur dengan menggunakan seluruh metode ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian (LPC, MFCC, FF, ZCR, LogE, NGS, Kurt, dan Pitch).

3.7.3 Pengujian Menggunakan PSO dan Klasifikasi ANN

Pada pengujian menggunakan PSO, dilakukan proses seleksi fitur untuk menemukan fitur-fitur mana saja yang memiliki nilai yang optimum. Proses ini menggunakan matriks \hat{N} sebagai masukan dari PSO. Pada matriks \hat{N} memiliki dimensi sebesar $[L_n(Y), M_n(Y), F_n(Y), Z(Y), E(Y), N(Y), K(Y), P(Y); n = 1,2,3,\dots, \text{maksimal jumlah fitur}]$. Fitur-fitur yang digunakan direpresentasikan oleh PSO dengan X_i (Persamaan 2.5), yaitu posisi masing-masing partikel. Lalu PSO akan memilih fitur-fitur yang memiliki relevansi yang tinggi terhadap klasifikasi suara batuk berdasarkan *fitness function* yang digunakan. Proses PSO akan terus berlanjut sampai kriteria yang ditentukan. Pada penelitian ini menggunakan jumlah iterasi sebagai kriteria pemberhentian. Pada setiap iterasi PSO akan menghasilkan fitur-fitur terbaik (hasil klasifikasi tertinggi) dari dimensi matriks \hat{N} yang direpresentasikan dalam PSO adalah P_{Best} (Persamaan 2.5). Setiap iterasi akan menghasilkan banyak P_{Best} tergantung jumlah iterasinya. Kemudian dipilih P_{Best} dengan hasil klasifikasi paling tinggi dan ditetapkan sebagai G_{Best} (Persamaan 2.5). Pada penelitian ini, G_{Best} yang dimaksud adalah fitur-fitur $[L_n(Y), M_n(Y), F_n(Y), Z(Y), E(Y), N(Y), K(Y), P(Y); n = 1,2,3,\dots, \text{maksimal jumlah fitur}]$ yang memiliki kinerja hasil klasifikasi paling tinggi (optimal). Prosedur pengujian seleksi fitur menggunakan PSO dapat dilihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Prosedur pengujian PSO

Berdasarkan prosedur yang telah ditentukan, pertama PSO akan mulai menghilangkan dari 1 fitur terlebih dahulu dengan 15 kali kombinasi data ($k_1 - k_{15}$; dapat dilihat pada Lampiran 1). Kemudian menghilangkan 2 fitur sampai n fitur dihilangkan. Adapun maksimal fitur yang dapat dihilangkan oleh PSO tergantung jumlah fitur yang digunakan (pada penelitian ini menggunakan 32 fitur). Pada penelitian ini peneliti memberi batasan kinerja hasil pengujian yang apabila kinerja yang dihasilkan (sensitivitas dan spesifisitasnya) memiliki nilai 2% lebih rendah dari nilai *baseline*, maka proses seleksi fitur akan dihentikan.

Kemudian pengujian kedua menggunakan ANN, yaitu dengan menggunakan hasil yang telah didapat dari proses seleksi fitur. Hasil seleksi fitur tersebut adalah beberapa fitur yang terpilih/kemungkinan memiliki nilai yang tidak optimum. Peneliti menentukan pengujian yang kedua ini dengan ketentuan sebagai berikut :

- Pengujian dengan fitur yang terpilih lebih dari 1 kali
- Pengujian dengan fitur yang terpilih dalam jumlah yang sama
- Pengujian dengan seluruh fitur yang terpilih

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Dataset Suara Batuk

Pada penelitian ini menggunakan data rekaman suara batuk dari 30 pasien anak-anak dengan penderita batuk basah dan kering. Perbandingan pasien penderita batuk basah dan batuk kering yaitu 15 penderita batuk basah dan 15 penderita batuk kering dengan masing-masing pasien dipilih 10 episode suara batuk. Pemilihan episode suara batuk hanya mengambil suara batuk yang ekstrim (kering maupun basah). Pemilihan ini ditujukan agar dataset yang digunakan sebagai bahan penelitian tidak memiliki kerancuan dalam membedakan batuk basah dan kering.

Pada dataset yang digunakan memiliki durasi total adalah 113,715 detik dengan masing-masing durasi suara batuk kering adalah 77,578 detik dan durasi suara batuk basah adalah 96,137 detik. Jumlah episode suara batuk keseluruhan pada dataset yaitu 300 episode.

4.2 Pengujian Data

4.2.1 Pengujian Menggunakan LRM (*Baseline*)

Pengujian ini melakukan klasifikasi suara batuk basah dan kering untuk menguji kinerja dengan menggunakan LRM. Pada pengujian ini dilakukan dengan menggunakan seluruh fitur (32 fitur). Tahapan ini dilakukan untuk menentukan nilai *baseline* (Tabel 4.1) yang dijadikan sebagai acuan (kinerja awal) sebelum dilakukan seleksi fitur menggunakan LRM.

Tabel 4.1 Kinerja dari *baseline* LRM

	Rerata (%)	Standar Deviasi (%)
Akurasi	49,99	6,94
Error	50,00	6,94
Sensitivitas	49,05	6,74
Spesifisitas	49,09	6,74

Berdasarkan Tabel 4.1, kinerja dari pengujian menentukan nilai *baseline* LRM yang didapat memiliki kinerja yang rendah yaitu akurasi 49,99%, sensitivitas 49,05% dan spesifisitas 49,09%. Selain itu hasil dari pengujian LRM memiliki nilai standar deviasi yang cukup tinggi yaitu 6,74 – 6,94. Kinerja yang telah dihasilkan dari LRM, kemudian dijadikan sebagai *baseline* untuk perbandingan antara kinerja LRM sebelum dilakukan proses seleksi fitur dengan setelah dilakukan seleksi fitur.

4.2.2 Pengujian Menggunakan LRM Sebagai Seleksi Fitur dan Klasifikasi

Tahap selanjutnya adalah menggunakan metode LRM sebagai seleksi fitur, dimana LRM akan menghitung kinerja klasifikasi (sensitivitas dan spesifistas) dan menghitung nilai signifikansi dari masing-masing metode ekstraksi fitur (32 fitur). Proses seleksi fitur dilakukan dengan menghitung nilai signifikansi masing-masing fitur terhadap nilai *baseline*. Fitur-fitur yang terpilih adalah fitur dengan nilai signifikansi yang kurang dari 0,06. Hasil perhitungan nilai signifikansi *baseline* dengan hasil LRM seleksi fitur dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Nilai p pada masing-masing fitur terhadap *baseline* LRM

Fitur ke	Nilai P		Fitur ke	Nilai P	
	Sensitivitas	Spesifisitas		Sensitivitas	Spesifisitas
1	0,2987	0,2962	17	0,0291	0,0294
2	0,5909	0,5890	18	0,0166	0,0168
3	0,7937	0,7912	19	0,0025	0,0024
4	0,2860	0,2898	20	0,0073	0,0072
5	0,0003	0,0003	21	0,0057	0,0058
6	0,2845	0,2845	22	0,0209	0,0213
7	0,8487	0,8364	23	0,3467	0,3427
8	0,0070	0,0070	24	0,3579	0,3644
9	0,7864	0,7770	25	0,1214	0,1193
10	0,7868	0,7917	26	0,2809	0,2829
11	0,9602	0,9577	27	0,0043	0,0043
12	0,0886	0,0888	28	0,0758	0,0631
13	0,2083	0,2082	29	0,6694	0,6524
14	0,4003	0,3950	30	0,0732	0,0753
15	0,6927	0,6965	31	0,3163	0,3222
16	0,5172	0,5201	32	0,5144	0,4833

Perhitungan nilai signifikansi yang digunakan (dijadikan acuan) pada proses seleksi fitur menggunakan LRM adalah nilai sensitivitas dan spesifisitasnya. Dapat dilihat pada Tabel 4.2, fitur-fitur yang terpilih adalah fitur ke 5 (LPC), 8 (LPC), 17 (MFCC), 18 (MFCC), 19 (MFCC), 20 (MFCC), 21 (MFCC), 22 (MFCC), dan 27 (FF) karena fitur-fitur tersebut memiliki nilai signifikansi (nilai p) yang kurang dari 0,06. Kemudian fitur-fitur yang telah terpilih tersebut diuji kembali menggunakan LRM untuk mengetahui kinerjanya (Tabel 4.3).

Tabel 4.3 Kinerja dari fitur-fitur yang terpilih menggunakan LRM seleksi fitur

	Rerata (%)	Standar Deviasi (%)
Akurasi	54,36	5,22
Error	45,63	5,22
Sensitivitas	49,45	2,94
Spesifisitas	49,48	2,95

Hasil dari pengujian kinerja LRM dengan menggunakan fitur-fitur yang telah terpilih pada proses seleksi fitur LRM memiliki kinerja yang juga rendah, namun mengalami peningkatan yang cukup signifikan dari nilai *baseline*-nya. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 4.3 dimana nilai akurasi 54,36%, sensitivitas 49,45% dan spesifisitas 49,48%. Kinerja yang dihasilkan pada pengujian ini juga menghasilkan standar deviasi yang kecil yaitu pada akurasi 5,22, sensitivitas 2,94 dan spesifisitas 2,95. Sedangkan pada *baseline* memiliki nilai standar deviasi yaitu pada akurasi 6,94, sensitivitas 6,74 dan spesifisitas 6,74.

4.2.3 Pengujian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (*Baseline*)

Pengujian dengan jaringan syaraf tiruan ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar nilai klasifikasi (sensitifitas dan spesifisitas) dari seluruh fitur yang digunakan. Hasil ini (Tabel 4.4) juga digunakan sebagai *baseline* dari penelitian dan perbandingan dari sebelum dilakukan proses seleksi fitur dan setelah dilakukan proses seleksi fitur.

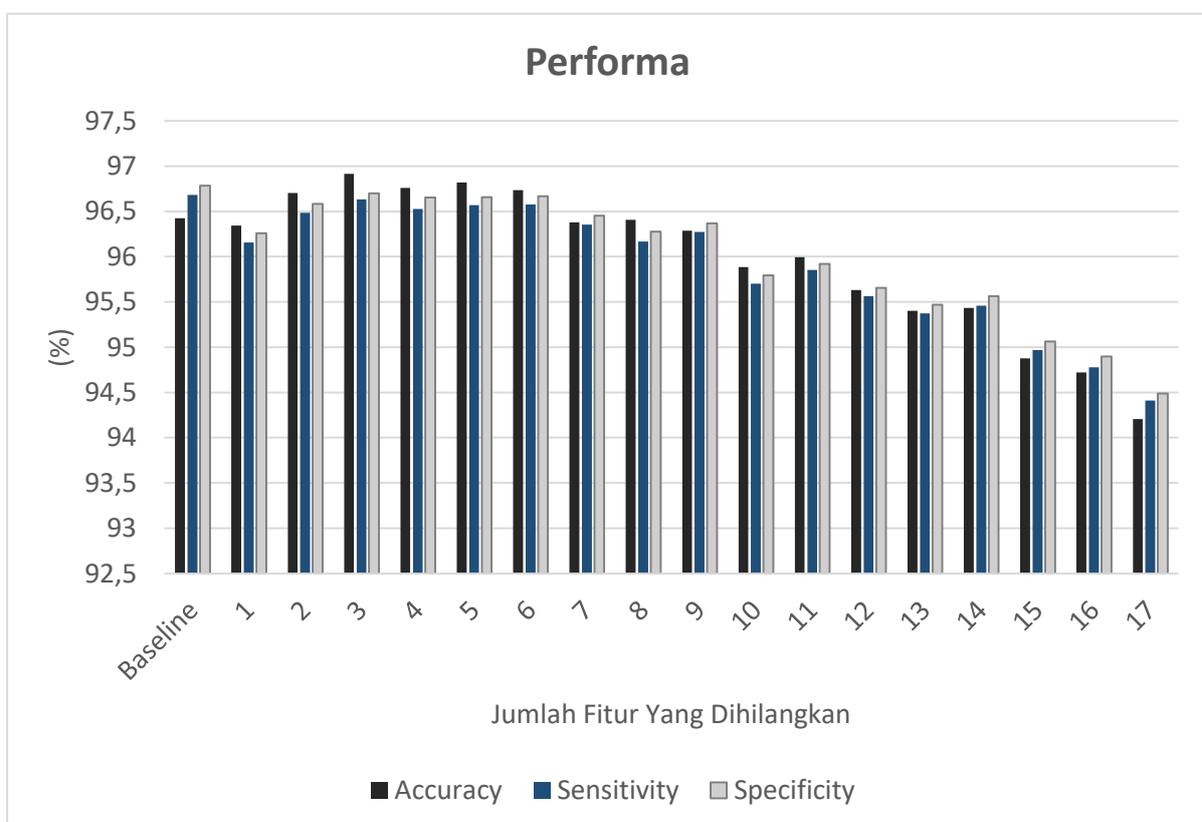
Tabel 4.4 *Baseline* dari pengujian menggunakan jaringan syaraf tiruan

	Rerata (%)	Standar Deviasi (%)
Akurasi	96,42	0,75
Error	3,57	0,75
Sensitivitas	96,68	0,79
Spesifisitas	96,78	0,79

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, pengujian menggunakan metode jaringan syaraf tiruan memiliki kinerja yang baik. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 4.4 dengan nilai masing-masing kinerja klasifikasi yaitu akurasi 96,42%, sensitivitas 96,68% dan spesifisitas 96,78%. Kinerja yang dihasilkan pada pengujian ini juga memiliki nilai standar deviasi yang cukup baik yaitu 0,75 – 0,79.

4.2.4 Pengujian Menggunakan *Particle Swarm Optimization* (Seleksi Fitur)

Pengujian menggunakan PSO (*particle swarm optimization*) dilakukan berdasarkan prosedur yang telah ditentukan oleh peneliti. PSO akan melakukan proses menghilangkan fitur-fitur yang kemungkinan tidak optimum berdasarkan *fitness function* dari proses PSO (menggunakan nilai *error* dari jaringan syaraf tiruan). Proses PSO akan dilakukan dengan beberapa percobaan dengan dimulai dari percobaan pertama menghilangkan 1 fitur hingga P fitur dihilangkan (Gambar 4.1). Penentuan P fitur dihilangkan berdasarkan kinerja yang dihasilkan pada proses seleksi fitur. Pada penelitian ini peneliti membatasi proses seleksi fitur dengan memberi batasan bahwa pada saat hasil dari proses seleksi fitur memiliki kinerja klasifikasi $\leq 2\%$ dari nilai *baseline*, maka proses seleksi fitur dihentikan.



Gambar 4.1 Grafik hasil pengujian menggunakan PSO

Berdasarkan grafik pada Gambar 4.1 didapatkan bahwa pengurangan jumlah fitur mempengaruhi nilai sensitivitas dan spesifisitas. Terlihat perubahan kinerja (nilai sensitivitas dan spesifisitas) yang semakin menurun hingga 17 fitur dihilangkan. Saat PSO menghilangkan 1 fitur, terjadi penurunan kinerja sekitar $\pm 0,38\%$ dari kinerja *baseline*. Setelah itu mulai terjadi peningkatan kinerja sebesar $\pm 0,12\%$ saat 2 – 3 fitur dihilangkan dari kinerja sebelumnya (*baseline*). Kemudian saat menghilangkan 4 – 9 fitur, terjadi fluktuasi pada kinerja yang dihasilkan namun tidak signifikan dengan rentang nilai 0,05% - 0,35%. Kemudian saat 10 – 17 fitur

dihilangkan, kinerja yang dihasilkan mengalami penurunan yang cukup signifikan yaitu sebesar 2,3%. Proses PSO berhenti pada saat 17 fitur dihilangkan dikarenakan nilai sensitivitas (=94,41%) dan spesifisitasnya (=94,48%) berada 2% di bawah nilai *baseline* (sensitivitas 94,74% dan spesifisitas 94,84%). Adapun rincian fitur-fitur yang dihilangkan pada proses seleksi fitur PSO (1 – 17 kali pengujian penghilangan fitur) dapat dilihat pada bagian Lampiran 2.

4.2.5 Pengujian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Hasil Seleksi Fitur

Dari hasil proses seleksi fitur menggunakan PSO didapatkan hasil berupa fitur-fitur yang terpilih dari pengujian menghilangkan 1 fitur hingga 17 fitur. Kemudian hasil tersebut dipilih fitur yang paling sering terpilih untuk dilakukan pengujian menggunakan jaringan syaraf tiruan (Tabel 4.5). Pengujian ini ditujukan untuk mengetahui apakah fitur yang terpilih tersebut adalah fitur yang relevan terhadap proses klasifikasi atau tidak.

Tabel 4.5 Fitur-fitur yang konsisten terpilih dari hasil proses seleksi fitur

Pengujian Menghilangkan Fitur	Fitur Yang Terpilih	Terpilih Sebanyak
1	32	8
2	7, 23, 28, 31	3
3	32	6
4	4, 7, 32	6
5	7, 10	7
6	24	9
7	26	8
8	24	9
9	28	9
10	24	14
11	24	13
12	24, 25	14
13	24	15
14	24, 26	15
15	26	18
16	7	18
17	10	17

Hasil yang didapat berdasarkan Tabel 4.5 kemudian ditentukan fitur-fitur mana saja yang akan diuji kembali menggunakan jaringan syaraf tiruan. Adapun pengujian yang akan dilakukan berdasarkan ketentuan sebagai berikut :

- Fitur ke 24 => Terpilih 7 kali dari 17 kali pengujian
- Fitur ke 7 dan 32 => Terpilih 4 kali dari 17 kali pengujian
- Fitur ke 26 => Terpilih 3 kali dari 17 kali pengujian
- Fitur ke 10 dan 28 => Terpilih 2 kali dari 17 kali pengujian
- Fitur ke 4, 25 dan 31 => Terpilih 1 kali dari 17 kali pengujian
- Seluruh Fitur yang Terpilih => Fitur ke 4, 7, 10, 24, 25, 26, 28, 31, dan 32

Pengujian akan dilakukan untuk mengetahui fitur mana saja yang menghasilkan kinerja klasifikasi (sensitivitas dan spesifisitas) yang perbedaan nilainya tidak terlalu jauh (setidaknya sama) dari nilai *baseline*. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.6. Adapun ketentuan pengujian yang telah ditentukan oleh peneliti (pada BAB 3) berdasarkan hasil seleksi fitur PSO, yaitu fitur yang terpilih 7 kali dan 3 kali termasuk ke pengujian dengan fitur yang terpilih lebih dari 1 kali, kemudian fitur yang terpilih 4 kali, 2 kali, dan 1 kali termasuk ke pengujian dengan fitur yang terpilih dalam jumlah yang sama, dan yang terakhir adalah pengujian dengan seluruh fitur yang terpilih.

Tabel 4.6 Hasil pengujian fitur-fitur yang konsisten terpilih

Terpilih Sebanyak n Kali Dari 17 Pengujian	Fitur yang dihilangkan	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)
7	24	96,2 ± 0,9	96,4 ± 0,9	96,4 ± 0,9
4	7, 32	96,4 ± 0,8	96,5 ± 0,8	96,6 ± 0,8
3	26	96,2 ± 0,9	96,3 ± 0,9	96,4 ± 0,9
2	10, 28	95,9 ± 1,0	96,1 ± 1,0	96,2 ± 1,0
1	4, 25, 31	96,2 ± 0,8	96,4 ± 0,8	96,4 ± 0,8
Semua Fitur Yang Terpilih	4, 7, 10, 24, 25, 26, 28, 31, 32	96,4 ± 0,8	96,5 ± 0,8	96,5 ± 0,8

Pengurangan fitur dengan nilai paling optimal (mendekati *baseline*) terdapat pada pengujian ke dua (fitur yang terpilih sebanyak 4 kali) dan pengujian ke enam (semua fitur yang terpilih). Antara pengujian ke 2 dan pengujian ke 6 yang memiliki kinerja klasifikasi yang lebih optimal adalah pengujian ke 2 yaitu akurasi 96,42%, sensitivitas 96,54% dan spesifisitas 96,63%. Pada pengujian ke 6 juga memiliki hasil yang optimal (mendekati *baseline*) yaitu akurasi 96,40%, sensitivitas 96,51% dan spesifisitas 96,59% serta fitur yang dihilangkan lebih banyak dari pengujian ke 2. Namun, disini peneliti memilih pengujian ke 6 sebagai pengujian dengan kinerja paling optimal dikarenakan pada pengujian ke 6 dengan menghilangkan banyak fitur akan mengurangi beban komputasi dan memiliki kinerja klasifikasi yang mendekati nilai *baseline*-nya (akurasi 96,42%, sensitivitas 96,68% dan spesifisitas 96,78%).

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan beberapa pengujian yang telah dilakukan pada penelitian tentang klasifikasi suara batuk basah dan kering menggunakan beberapa metode (LRM, ANN, dan PSO), dapat disimpulkan bahwa kinerja yang dihasilkan dengan metode menggunakan ANN memiliki kinerja yang lebih baik dari LRM. Hal ini dapat dilihat dari nilai baseline pada ANN yaitu akurasi $96,42\% \pm 0,75$, sensitivitas $96,68\% \pm 0,79$ dan spesifisitas $96,78\% \pm 0,79$ sedangkan kinerja LRM yaitu akurasi $49,99\% \pm 6,94$, sensitivitas $49,05\% \pm 6,74$ dan spesifisitas $49,09\% \pm 6,74$. Pada pengujian menggunakan LRM sebagai seleksi fitur memiliki kinerja yang cukup baik, yaitu kinerja yang dihasilkan mengalami peningkatan sebesar $\pm 3,45\%$ dari nilai *baseline* nya. Namun pengujian ini masih memiliki performa yang rendah yaitu dibawah 90%. Pengujian dengan menggunakan PSO sebagai seleksi fitur menghasilkan variasi fitur yang terpilih untuk dihilangkan. Pengujian dengan hasil seleksi fitur (PSO) menggunakan ANN yang memiliki kinerja klasifikasi dengan nilai paling optimal (mendekati nilai *baseline*) adalah pada pengujian ke enam dengan kombinasi fitur-fitur yang dihilangkan adalah fitur ke 4 (LPC), 7 (LPC), 10 (MFCC), 24 (FF), 25 (FF), 26 (FF), 28 (ZCR), 31 (Kurt) dan 32 (Pitch). Pengujian ini memiliki kinerja klasifikasi, yaitu akurasi 96,40%, sensitivitas 96,51%, dan spesifisitas 96,59%. Sehingga dapat dikatakan bahwa algoritme PSO mampu diimplementasikan untuk metode seleksi fitur pada penelitian klasifikasi suara batuk basah/kering pada anak-anak.

5.2 Saran

1. Pemilihan episode suara batuk harus dikonsultasikan terlebih dahulu ke dokter agar dataset yang dihasilkan dapat membuat sistem memiliki kinerja yang bagus.
2. Dapat menambahkan pasien penderita batuk basah dan kering agar mendapatkan hasil yang lebih baik lagi.
3. Dapat juga menambahkan metode-metode ekstraksi fitur untuk suara batuk yang lain. Hal ini untuk mengetahui apakah metode ekstraksi fitur yang lain memiliki kontribusi yang baik atau tidak pada proses klasifikasi suara batuk.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Swarnkar and U. R. Abeyratne, “Automated Algorithm for Wet/Dry Cough Sounds Classification,” pp. 3147–3150, 2012.
- [2] 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,” vol. 41, no. 5, pp. 1016–1028, 2013.
- [3] H. Chatrzarrin, A. Arcelus, R. Goubran, and F. Knoefel, “Feature Extraction for the Differentiation of Dry and Wet Cough Sounds,” pp. 0–4, 2011.
- [4] Y. A. Amrulloh, D. A. R. Wati, F. Pratiwi, and R. Triasih, “A Novel Method for Wet / Dry Cough Classification in Pediatric Population,” pp. 125–129, 2016.
- [5] K. F. Chung, *Cough : Causes , Mechanisms and Edited by .*
- [6] F. Robertson *et al.*, “A Cough Algorithm for Chronic Cough in Children : A Multicenter , Randomized Controlled Study,” 2018.
- [7] “Cough in children,” no. 29.
- [8] “9 Ciri-Ciri Penyakit Batuk Kronis dan Pengobatannya,” 2017. .
- [9] Abufatih, “Batuk,” 2012. .
- [10] H. D. Purnomo, *Cara Mudah Belajar Metode Optimisasi Metaheuristik Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Gava Media, 2014.
- [11] B. Santosa, “Particle Swarm Optimization,” *Proc. ICNN’95 - Int. Conf. Neural Networks*, pp. 1942–1948, 1995.
- [12] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle Swarm Optimization,” pp. 1942–1948, 1995.
- [13] Y. Shi and R. C. Eberhart, “Empirical Study of Particle Swarm Optimization,” pp. 1945–1950, 1995.
- [14] “Bab 7 JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN APLIKASINYA DALAM BIDANG KENDALI,” pp. 98–113, 1986.
- [15] R. Fjellheim, “Neural Networks and Support Vector Machines.”
- [16] D. A. R. Wati, *Sistem Kendali Cerdas : Fuzzy Logic Controller (FLC), Jaringan Syaraf Tiruan (JST), Algoritma Genetik (AG) dan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO)*.

- 2011.
- [17] “Linear Predictive Coding,” 2017. .
- [18] S. Matos, S. S. Birring, I. D. Pavord, D. H. Evans, and S. Member, “An Automated System for 24-h Monitoring of Cough Frequency : The Leicester Cough Monitor An Automated System for 24-h Monitoring of Cough Frequency : The Leicester Cough Monitor,” no. June 2014, 2007.
- [19] Y. A. Amrulloh, U. R. Abeyratne, V. Swarnkar, R. Triasih, and A. Setyati, “Biomedical Signal Processing and Control Automatic cough segmentation from non-contact sound recordings in pediatric wards,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 21, pp. 126–136, 2015.
- [20] R. G. Bachu, S. Kopparthi, B. Adapa, and B. D. Barkana, “Voiced / Unvoiced Decision for Speech Signals Based on Zero-Crossing Rate and Energy,” 2010.
- [21] H.-S. Lee, H.-B. Chen, and B. Chen, “A LOG-ENERGY SCALING NORMALIZATION SCHEME FOR ROBUST SPEECH RECOGNITION,” no. 1, pp. 1–4.
- [22] H. Ghaemmaghami, U. R. Abeyratne, and C. Hukins, “Normal Probability Testing of Snore Signals for Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea,” pp. 5551–5554, 2009.
- [23] E. Prasetyo, *DATA MINING Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: ANDI OFFSET, 2014.
- [24] “Linear Regression,” 2017. .

LAMPIRAN

Lampiran 1. Cross-Validation Episode Batuk Basah dan Batuk Kering

	Kombinasi Data														
	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	K11	K12	K13	K14	K15
Data Latih	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2
	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3
	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4
	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5
	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6
	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7
	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8
	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9
	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11	D10
	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12	D11
	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2
	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3
	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4
	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5
	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6
	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7
	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8
	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9
	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11	W10
	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12	W11
Data Valid	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13	D12
	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14	D13
	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15	D14
	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13	W12
	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14	W13
	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15	W14
Data Uji	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D15
	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1
	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1	W15
	W15	W14	W13	W12	W11	W10	W9	W8	W7	W6	W5	W4	W3	W2	W1

Keterangan :

- D_n = Subjek (pasien) ke – n penderita batuk kering
- W_n = Subjek (pasien) ke – n penderita batuk basah
- $n = 1, 2, 3, \dots, 15$

Lampiran 2. Fitur-Fitur Yang Dihilangkan Pada Proses Seleksi Fitur PSO

		Jumlah Fitur Yang Dihilangkan Pada Proses Seleksi Fitur PSO						
		1	2	3	4	5	6	7
Cross-Validation	1	32	16, 32	8, 8, 17	29, 8, 20, 32	32, 24, 14, 16, 28	18, 23, 27, 5, 10, 27	29, 8, 30, 9, 29, 11, 31
	2	32	18, 29	7, 32, 8	32, 2, 4, 18	9, 32, 30, 27, 21	9, 8, 10, 7, 9, 6	4, 28, 24, 29, 7, 10, 7
	3	31	7, 7	26, 8, 11	32, 24, 28, 14	26, 25, 5, 10, 32	29, 28, 7, 3, 28, 5	32, 27, 17, 26, 5, 9, 1
	4	32	20, 23	4, 1, 31	12, 26, 11, 26	7, 26, 4, 27, 28	4, 7, 23, 10, 24, 24	31, 2, 30, 7, 28, 9, 1
	5	10	11, 10	27, 9, 26	26, 4, 26, 24	24, 5, 2, 9, 25	21, 32, 16, 18, 26, 17	18, 27, 8, 23, 18, 4, 9
	6	32	31, 24	9, 32, 6	10, 8, 26, 2	20, 21, 7, 23, 4	4, 25, 6, 5, 6, 16	6, 26, 4, 29, 32, 30, 1
	7	32	24, 31	29, 32, 22	18, 8, 4, 18	7, 27, 23, 8, 20	25, 28, 29, 7, 27, 24	28, 17, 5, 28, 22, 4, 11
	8	32	28, 23	23, 6, 26	24, 10, 7, 16	25, 8, 30, 20, 7	20, 23, 14, 9, 16, 25	28, 22, 1, 9, 25, 31, 19
	9	32	23, 28	27, 10, 32	10, 6, 28, 7	8, 22, 25, 32, 24	5, 24, 27, 32, 11, 30	26, 14, 26, 22, 26, 14, 22
	10	10	9, 5	29, 6, 24	7, 25, 22, 10	7, 9, 10, 32, 10	24, 29, 31, 24, 21, 24	6, 21, 27, 28, 7, 25, 32
	11	30	9, 29	8, 32, 7	32, 15, 8, 5	6, 7, 10, 25, 25	27, 24, 7, 10, 14, 25	11, 28, 7, 25, 29, 10, 26
	12	32	25, 22	21, 3, 26	4, 9, 28, 32	10, 29, 7, 28, 17	32, 14, 3, 25, 23, 6	32, 6, 27, 31, 7, 3, 24
	13	10	6, 32	23, 9, 7	8, 7, 2, 23	1, 10, 10, 23, 32	2, 28, 23, 27, 30, 32	27, 26, 15, 11, 11, 6, 24
	14	10	20, 28	26, 12, 27	17, 4, 7, 10	12, 11, 8, 26, 27	5, 28, 18, 23, 9, 1	13, 27, 24, 32, 23, 29, 5
	15	19	31, 7	24, 17, 32	2, 6, 7, 32	27, 3, 26, 6, 1	27, 23, 22, 14, 24, 31	18, 18, 18, 26, 27, 5, 30

		Jumlah Fitur Yang Dihilangkan Pada Proses Seleksi Fitur PSO				
		8	9	10	11	12
Cross-Validation	1	25, 25, 26, 24, 10, 18, 24, 27	13, 31, 29, 30, 24, 25, 27, 28, 7	10, 27, 7, 14, 26, 17, 14, 27, 25, 4	28, 7, 26, 24, 28, 3, 27, 5, 30, 4, 4	7, 16, 27, 17, 9, 25, 13, 26, 8, 24, 27, 32
	2	22, 28, 2, 5, 32, 3, 8, 18	7, 4, 30, 32, 5, 11, 28, 1, 27	28, 29, 22, 24, 6, 1, 32, 30, 2, 31	22, 19, 26, 23, 5, 10, 29, 27, 2, 32, 2	22, 26, 25, 29, 23, 9, 23, 9, 8, 24, 22, 2
	3	24, 4, 23, 7, 21, 10, 6, 22	4, 4, 8, 30, 23, 8, 24, 3, 14	30, 31, 26, 22, 29, 11, 20, 7, 5, 24	12, 26, 10, 5, 24, 21, 14, 31, 11, 7, 6	26, 5, 17, 22, 29, 31, 27, 25, 7, 25, 6, 29
	4	8, 30, 2, 17, 25, 11, 3, 13	28, 30, 4, 17, 2, 11, 25, 6, 31	31, 10, 5, 16, 6, 32, 4, 11, 21, 24	4, 2, 30, 28, 10, 9, 22, 24, 31, 27, 26	6, 29, 10, 30, 26, 25, 7, 26, 8, 25, 24, 21
	5	14, 3, 5, 7, 2, 28, 30, 24	29, 27, 28, 23, 9, 8, 32, 31, 12	4, 18, 18, 24, 23, 26, 30, 6, 9, 7	25, 7, 27, 11, 14, 6, 17, 11, 4, 25, 7	32, 10, 27, 23, 13, 25, 7, 7, 9, 10, 10, 24
	6	6, 20, 30, 23, 28, 1, 7, 5	4, 27, 29, 23, 25, 25, 9, 32, 28	22, 6, 32, 1, 28, 24, 27, 10, 15, 9	4, 23, 26, 4, 20, 5, 13, 3, 27, 29, 24	28, 9, 5, 20, 26, 24, 16, 29, 2, 27, 32, 8
	7	26, 16, 7, 16, 23, 22, 26, 14	6, 23, 18, 8, 26, 29, 25, 18, 18	25, 6, 27, 28, 26, 21, 5, 28, 24, 5	9, 10, 27, 32, 3, 22, 8, 25, 1, 4, 5	20, 1, 31, 2, 23, 6, 10, 5, 28, 11, 3, 32
	8	5, 9, 10, 22, 9, 15, 15, 17	11, 25, 23, 11, 11, 7, 22, 24, 9	21, 4, 14, 9, 24, 21, 22, 14, 7, 32	32, 8, 7, 4, 29, 15, 24, 5, 23, 28, 22	30, 8, 7, 18, 14, 32, 24, 23, 5, 10, 20, 2
	9	8, 12, 32, 22, 5, 14, 31, 24	25, 7, 28, 11, 22, 10, 11, 4, 13	8, 29, 14, 24, 22, 22, 17, 10, 10, 12	32, 11, 8, 8, 23, 12, 24, 7, 12, 24, 28	22, 8, 25, 17, 10, 6, 8, 3, 26, 24, 27, 9
	10	32, 26, 29, 8, 28, 24, 16, 21	5, 31, 29, 6, 22, 23, 7, 32, 19	23, 5, 26, 21, 24, 6, 20, 3, 23, 17	22, 23, 9, 24, 26, 6, 24, 21, 8, 24, 27	25, 8, 14, 24, 23, 26, 27, 5, 14, 6, 29, 12
	11	6, 22, 25, 22, 16, 7, 5, 23	30, 32, 3, 26, 2, 28, 27, 17, 8	10, 3, 7, 2, 24, 23, 4, 27, 31, 29	22, 19, 7, 4, 21, 10, 19, 23, 26, 22, 9	12, 21, 8, 25, 12, 24, 12, 5, 29, 32, 10, 9
	12	5, 9, 7, 10, 27, 21, 7, 22	14, 24, 14, 32, 24, 28, 20, 14, 1	24, 32, 22, 25, 22, 25, 8, 14, 24, 9	9, 7, 27, 29, 10, 17, 10, 24, 12, 9, 28	10, 9, 2, 5, 24, 25, 29, 23, 1, 26, 16, 4
	13	23, 26, 3, 23, 24, 24, 20, 7	31, 13, 32, 3, 5, 6, 25, 22, 9	5, 14, 28, 22, 7, 25, 10, 27, 28, 24	6, 26, 26, 5, 24, 6, 31, 25, 4, 20, 19	24, 10, 25, 7, 17, 18, 26, 8, 25, 24, 27, 24
	14	8, 10, 10, 26, 25, 4, 13, 25	22, 22, 7, 7, 26, 13, 5, 29, 23	25, 5, 2, 28, 26, 8, 29, 27, 14, 32	2, 21, 30, 27, 11, 32, 7, 14, 15, 26, 4	24, 5, 8, 14, 6, 4, 28, 23, 26, 8, 14, 13
	15	32, 9, 24, 10, 5, 28, 11, 27	18, 26, 1, 24, 5, 28, 22, 17, 32	5, 22, 24, 7, 23, 25, 15, 9, 7, 26	3, 17, 31, 4, 5, 23, 25, 16, 32, 14, 24	15, 4, 23, 14, 32, 18, 25, 27, 27, 9, 4, 28

		Jumlah Fitur Yang Dihilangkan Pada Proses Seleksi Fitur PSO			
		13	14	15	16
Cross-Validation	1	6, 29, 23, 7, 32, 27, 30, 18, 3, 4, 5, 2, 15	31, 18, 24, 16, 32, 9, 25, 10, 2, 3, 22, 4, 26, 5	25, 9, 18, 22, 12, 25, 7, 6, 9, 17, 4, 26, 23, 22, 7	18, 10, 12, 7, 10, 25, 29, 22, 20, 24, 26, 8, 29, 5, 11, 23
	2	28, 6, 8, 4, 5, 25, 1, 24, 26, 27, 29, 14, 18	8, 23, 27, 4, 3, 9, 1, 26, 24, 25, 10, 31, 7, 30	28, 16, 7, 10, 5, 21, 1, 19, 26, 24, 3, 23, 29, 32, 4	9, 24, 8, 12, 24, 29, 25, 7, 26, 27, 9, 26, 20, 28, 6, 17
	3	21, 1, 25, 19, 10, 4, 6, 7, 24, 30, 27, 28, 20	23, 24, 25, 24, 10, 5, 9, 22, 7, 5, 11, 5, 11, 24	28, 26, 25, 23, 30, 7, 11, 5, 4, 31, 22, 27, 21, 32, 6	21, 14, 21, 7, 30, 14, 14, 9, 32, 28, 7, 7, 16, 3, 11, 18
	4	16, 11, 6, 25, 17, 11, 32, 26, 24, 27, 25, 9, 6	8, 31, 14, 24, 5, 25, 17, 4, 30, 29, 32, 21, 26, 3	5, 11, 25, 5, 9, 26, 26, 24, 16, 9, 5, 23, 29, 22, 24	24, 30, 17, 9, 10, 28, 3, 6, 7, 27, 29, 4, 8, 5, 23, 32
	5	26, 28, 2, 9, 6, 25, 23, 19, 27, 17, 5, 24, 29	4, 30, 32, 25, 17, 12, 23, 29, 26, 6, 7, 24, 31, 13	3, 28, 18, 2, 22, 26, 1, 6, 27, 30, 29, 24, 23, 32, 17	4, 10, 12, 10, 9, 7, 29, 30, 7, 3, 11, 26, 26, 29, 23, 4
	6	23, 7, 23, 14, 22, 29, 3, 24, 8, 10, 7, 24, 9	2, 30, 26, 19, 3, 9, 16, 28, 24, 32, 5, 25, 4, 23	9, 16, 7, 19, 25, 6, 29, 26, 9, 28, 27, 28, 10, 32, 24	11, 32, 22, 10, 14, 6, 24, 23, 20, 28, 23, 26, 8, 6, 9, 25
	7	26, 27, 10, 31, 17, 12, 29, 24, 4, 17, 7, 25, 11	32, 18, 30, 27, 9, 5, 3, 28, 2, 6, 25, 20, 24, 4	8, 20, 2, 29, 3, 27, 9, 25, 1, 18, 32, 23, 26, 24, 19	8, 22, 9, 14, 24, 7, 18, 22, 18, 8, 20, 8, 14, 18, 26, 24
	8	25, 28, 24, 24, 25, 6, 4, 29, 18, 18, 7, 29, 27	24, 22, 8, 8, 24, 27, 16, 23, 22, 26, 27, 10, 26, 26	15, 4, 31, 20, 26, 8, 10, 32, 5, 24, 16, 27, 2, 30, 1	21, 29, 26, 30, 7, 5, 4, 24, 3, 10, 28, 23, 15, 31, 9, 32
	9	4, 7, 8, 9, 27, 25, 30, 25, 32, 22, 4, 18, 5	23, 27, 26, 16, 15, 26, 8, 23, 9, 7, 25, 22, 22, 27	25, 10, 7, 27, 18, 22, 22, 26, 22, 6, 7, 18, 11, 8, 23	7, 10, 11, 5, 24, 12, 16, 7, 27, 11, 29, 12, 31, 9, 26, 9
	10	3, 25, 10, 29, 30, 26, 1, 23, 22, 8, 16, 32, 24	29, 13, 10, 24, 16, 24, 10, 11, 21, 11, 6, 10, 21, 23	15, 12, 19, 10, 23, 30, 32, 22, 7, 12, 5, 26, 24, 20, 20	4, 21, 12, 9, 7, 26, 6, 8, 23, 32, 6, 25, 26, 32, 7, 23
	11	32, 31, 9, 1, 10, 27, 7, 3, 25, 19, 18, 30, 12	7, 17, 17, 3, 5, 21, 23, 17, 27, 5, 7, 12, 10, 26	6, 26, 12, 29, 26, 24, 10, 23, 14, 5, 32, 16, 7, 16, 31	22, 12, 21, 12, 24, 29, 9, 22, 29, 26, 4, 25, 21, 21, 27, 11
	12	29, 24, 23, 15, 5, 28, 4, 28, 3, 24, 11, 6, 25	32, 25, 23, 6, 22, 31, 1, 3, 24, 10, 26, 9, 30, 29	6, 26, 23, 19, 5, 25, 6, 26, 30, 10, 5, 19, 7, 26, 29	12, 26, 7, 27, 24, 3, 30, 14, 22, 14, 3, 5, 17, 25, 12, 7
	13	6, 4, 23, 32, 30, 5, 28, 22, 27, 25, 2, 8, 26	28, 7, 24, 22, 23, 29, 12, 7, 27, 25, 2, 26, 26, 21	24, 9, 5, 13, 32, 9, 27, 30, 2, 24, 21, 21, 21, 9, 13	23, 23, 8, 9, 8, 28, 29, 26, 21, 16, 7, 27, 8, 24, 4, 16
	14	24, 14, 22, 27, 14, 23, 14, 8, 22, 24, 23, 8, 26	29, 27, 2, 21, 25, 9, 4, 28, 5, 30, 15, 32, 3, 31	27, 11, 4, 16, 5, 27, 25, 21, 6, 5, 32, 16, 11, 26, 27	22, 23, 12, 17, 10, 32, 30, 12, 10, 26, 28, 26, 28, 2, 22, 11
	15	13, 22, 20, 11, 6, 8, 24, 26, 20, 23, 19, 32, 11	25, 32, 27, 5, 27, 23, 10, 27, 4, 29, 5, 26, 3, 8	17, 10, 11, 9, 9, 25, 24, 26, 7, 27, 7, 13, 24, 15, 11	26, 8, 24, 16, 27, 10, 27, 7, 5, 29, 9, 28, 17, 17, 23, 4

		Jumlah Fitur Yang Dihilangkan Pada Proses Seleksi Fitur PSO
		17
Cross-Validation	1	9, 5, 4, 26, 25, 24, 22, 3, 24, 22, 7, 32, 12, 12, 14, 27, 28
	2	21, 5, 26, 15, 26, 6, 24, 24, 24, 10, 27, 23, 6, 10, 25, 3, 16
	3	5, 9, 27, 23, 21, 14, 2, 10, 25, 11, 30, 1, 26, 31, 4, 28, 32
	4	21, 23, 16, 17, 26, 27, 11, 26, 11, 4, 12, 24, 11, 11, 19, 12, 11
	5	19, 25, 17, 9, 24, 29, 23, 8, 10, 10, 10, 19, 4, 14, 14, 26, 10
	6	28, 10, 7, 4, 29, 11, 2, 5, 13, 21, 25, 11, 29, 21, 13, 22, 22
	7	14, 19, 25, 1, 21, 27, 30, 8, 24, 18, 26, 10, 9, 7, 5, 20, 2
	8	21, 9, 22, 32, 8, 24, 10, 29, 10, 23, 22, 6, 22, 10, 23, 26, 25
	9	22, 27, 25, 23, 22, 8, 20, 7, 21, 32, 8, 7, 20, 6, 8, 2, 29
	10	10, 20, 16, 23, 16, 26, 25, 9, 11, 24, 21, 21, 9, 26, 22, 28, 4
	11	20, 4, 10, 20, 10, 29, 31, 9, 25, 7, 17, 6, 26, 29, 20, 13, 7
	12	32, 24, 21, 23, 5, 25, 22, 7, 8, 20, 23, 9, 26, 25, 15, 5, 9
	13	27, 23, 7, 14, 5, 8, 8, 24, 26, 22, 27, 14, 16, 28, 17, 17, 8
	14	27, 8, 24, 29, 7, 8, 5, 4, 14, 13, 14, 27, 12, 21, 22, 21, 26
	15	8, 13, 30, 5, 28, 32, 23, 26, 18, 31, 27, 20, 25, 24, 19, 10, 3