

## **SISTEM IDENTIFIKASI PENYAKIT PARU OBSTRUKTIF KRONIK (PPOK) BERDASARKAN SUARA PARU-PARU MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN BERBASIS RASPBERRY PI**

**Lindhu Parang Kusuma<sup>\*1</sup>, Barlian Henryranu Prasetyo<sup>2</sup>, Eko Setiawan<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Universitas Brawijaya, Malang

Email: <sup>1</sup>lindhukusuma@student.ub.ac.id, <sup>2</sup>barlian@ub.ac.id, <sup>3</sup>ekosetiawan@ub.ac.id

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 11 Januari 2022, diterima untuk diterbitkan: 28 Februari 2023)

### **Abstrak**

Menurut *World Health Organization* (WHO), Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) merupakan penyakit yang menyebabkan kematian peringkat ketiga terbesar di seluruh dunia, dimana terdapat sebanyak 3.23 juta kasus kematian pada tahun 2019. Sebanyak 80% dari kasus kematian akibat PPOK terjadi pada negara-negara dengan pendapatan rendah hingga sedang. PPOK biasanya ditandai dengan kesulitan bernapas dan batuk yang disertai dengan dahak. PPOK ini merupakan penyakit progresif yang tidak dapat disembuhkan dan akan semakin memburuk seiring berjalannya waktu. Salah satu cara yang biasa digunakan oleh dokter untuk melakukan diagnosis kondisi paru-paru adalah menggunakan stetoskop. Cara ini biasa disebut dengan nama auskultasi. Teknik diagnosis menggunakan auskultasi ini memiliki kelemahan dimana hasil diagnosis bergantung pada kepekaan telinga dan jam terbang dari dokter yang melakukan diagnosis. Maka solusi yang diusulkan dari permasalahan ini adalah membuat sistem identifikasi PPOK untuk melakukan diagnosis sehingga PPOK dapat diketahui sejak dini dan dapat diberikan perawatan dini untuk menghambat memburuknya kondisi paru-paru. Sistem ini juga menggunakan sistem kecerdasan buatan berupa Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang diimplementasikan pada mikrokomputer *Raspberry Pi* yang dapat membuat proses diagnosis lebih cepat, tepat, dan konsisten sehingga tidak bergantung pada kepekaan telinga dan jam terbang dokter. Sistem ini bekerja dengan cara mendeteksi apakah suara paru-paru terindikasi PPOK atau Sehat. Keluaran dari sistem ini adalah visualisasi dari suara paru-paru yang ditangkap stetoskop dan hasil diagnosis dari kondisi paru-paru yang ditampilkan secara *real-time*. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, tingkat akurasi yang didapatkan oleh sistem sudah cukup baik yaitu sebesar 93.35% dengan waktu komputasi yang cukup cepat yaitu sebesar 3.116 s.

**Kata kunci:** PPOK, jaringan saraf tiruan, raspberry pi

## **CHRONIC OBSTRUCTIVE PULMONARY DISEASE (COPD) IDENTIFICATION SYSTEM BASED ON LUNGS SOUND USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK ON RASPBERRY PI**

### **Abstract**

According to the *World Health Organization* (WHO), Chronic Obstructive Pulmonary Disease (COPD) is the third-largest disease that causes death worldwide, with 3.23 million deaths in 2019. As many as 80% of these deaths from COPD occur in low- and middle-income countries. COPD is usually characterized by difficulty breathing and coughing accompanied by phlegm. COPD is a progressive disease that cannot be cured and will get worse over time. One way that is commonly used by doctors to diagnose lung conditions is to use a stethoscope. This method is commonly referred to by the name of auscultation. This technique of diagnosis using auscultation has disadvantages where the results of the diagnosis depend on the sensitivity of the ear and the expertise of the doctor who did the diagnosis. So, the proposed solution to this problem is to create a COPD identification system to diagnose COPD so that COPD can be known early and can be given early treatment to inhibit worsening of lung conditions. The system also uses an artificial intelligence system called Artificial Neural Network (ANN) that is implemented on a microcomputer called *Raspberry Pi* that makes the diagnosis process faster, precise, and consistent so that it does not depend on the sensitivity of the ear and the doctor's expertise. This system works by detecting whether the sound of the lungs is COPD infected or healthy. The output of this system is a visualization of the sound of the lungs captured by the stethoscope and the diagnosis of the lung condition displayed in *real-time*. Based on the tests that have been done, the accuracy rate obtained by the system is quite decent with a value of 93.35% and a quite fast computational time of 3.116 s.

**Keywords:** COPD, artificial neural network, raspberry pi

## 1. PENDAHULUAN

Paru-paru merupakan salah satu organ tubuh yang memiliki peranan penting dalam menjalankan sistem respirasi (pernapasan) pada manusia. Sistem respirasi berguna untuk menyediakan oksigen ke jaringan tubuh untuk pernapasan seluler, menghilangkan sisa karbon dioksida, dan membantu menjaga keseimbangan asam-basa (Gordon, et al., 2013). Jika terdapat gangguan atau kelainan pada paru-paru, maka proses respirasi akan terganggu.

Fungsi paru-paru dapat terganggu dikarenakan adanya penyakit pada paru-paru. Penyakit paru-paru dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti faktor genetik, diet, polusi udara, asap rokok, infeksi bakteri atau virus. Adapun beberapa contoh penyakit paru-paru antara lain asma, kanker paru-paru, infeksi paru-paru, Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK), dan sebagainya (Meranda, et al., 2020).

Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) merupakan penyakit progresif yang tidak dapat disembuhkan dan akan semakin memburuk seiring berjalannya waktu. Salah satu cara untuk mencegah semakin memburuknya kondisi paru-paru akibat PPOK adalah dengan mengenali gejala-gejala PPOK dan melakukan diagnosis kondisi paru-paru sejak dini. Ketidakpedulian dalam mendiagnosis atau mengobati PPOK dapat menyebabkan memburuknya saluran udara, morbiditas dan mortalitas. Oleh karena itu, terdapat urgensi untuk mengembangkan sistem diagnostik yang sesuai yang dapat mendeteksi penyakit PPOK (Islam, et al., 2018).

Alat yang sering digunakan oleh dokter untuk memantau penyakit pada paru-paru adalah stetoskop. Dokter dapat menggunakan stetoskop untuk melakukan diagnosis awal penyakit paru-paru pada pasien sesuai dengan gejala-gejala yang terjadi. Stetoskop berfungsi untuk mendengarkan suara bagian dalam tubuh manusia, salah satunya untuk mendengar suara paru-paru. Tindakan mendengarkan suara bagian dalam tubuh untuk suatu diagnosis ini disebut dengan auskultasi (Syafria, Buono, & Silalahi, 2017). Tindakan melakukan auskultasi menggunakan stetoskop untuk mendiagnosis penyakit ini memiliki beberapa kelemahan seperti hasil diagnosis bergantung akan kepekaan telinga dan jam terbang dari dokter yang melakukan diagnosis.

Berdasarkan permasalahan yang ada, penulis mengusulkan sebuah sistem yang mampu melakukan diagnosis kondisi paru-paru terhadap Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dimana proses diagnosis dilakukan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST). JST merupakan sebuah sistem kecerdasan buatan yang berfungsi untuk memecahkan masalah yang kompleks, dan menganalisis hubungan non-linear antar variabel yang diekstraksi secara otomatis dari data (João, et al., 2016). JST telah terbukti sangat berguna untuk membuat model yang mampu memecahkan berbagai macam sistem dengan permasalahan dunia nyata tanpa menggunakan model matematika yang rumit.

JST digunakan sebagai model yang mampu mempelajari dan mengetahui hubungan non-linier antara input dan output sistem. JST mampu menangani data yang tidak dikenali sebelumnya dengan lebih cepat dan lebih sederhana dibandingkan dengan metode klasik atau tradisional lainnya. Oleh karenanya, JST telah banyak diterapkan pada masalah sistem non-linier yang kompleks dalam berbagai macam permasalahan dunia nyata dengan pengurangan waktu yang signifikan (Elsheikh, et al., 2019). Pengklasifikasian berdasarkan kombinasi algoritma *Multi-Layer Perceptron* berbasis *backpropagation* untuk memprediksi suara paru-paru apakah terindikasi penyakit pernapasan tertentu lebih baik dibandingkan dengan teknik klasifikasi atau regresi yang umum digunakan dikarenakan JST adalah metode nonlinier (Srivastava, et al., 2021). Metode JST ini juga cocok dengan metode ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Mel Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC) dikarenakan MFCC berbasis skala frekuensi non-linier yang disebut dengan *mel-scale*. Di sisi lain, MFCC juga mampu mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam pendeteksian PPOK berdasarkan suara paru-paru dibandingkan dengan ekstraksi ciri lain seperti Mel-Spectrogram, Chroma, Chroma (Constant-Q), dan Chroma CENS (Srivastava, et al., 2021). Metode JST juga telah banyak diterapkan pada bidang medis salah satunya untuk melakukan diagnosis penyakit paru-paru. Keuntungan utama menggunakan sistem deteksi PPOK terkomputerisasi ini adalah keseragaman dalam hasil model (karena model memprediksi nilai yang sama setiap saat), sensitivitas tinggi, hasil yang dinamis, dan spesifisitas tinggi. Mendeteksi suara paru-paru terkomputerisasi secara otomatis untuk mengklasifikasikan apakah seseorang rentan terhadap PPOK adalah metode yang dapat menghemat waktu dan berguna sebagai tindakan preventif untuk pasien dan dokter (Srivastava, et al., 2021). Metode analisis suara paru-paru terkomputerisasi juga dapat menjadi alat diagnostik yang berguna karena sepenuhnya non-invasif, mudah dioperasikan, hemat biaya, dan ramah pasien (Islam, et al., 2018). Dengan adanya metode JST ini, tindakan mendiagnosis penyakit pasien bisa dilakukan dengan lebih cepat, tepat dan konsisten, dikarenakan tidak bergantung pada jam terbang atau kepekaan telinga dari dokter.

Pada penelitian ini, model JST diimplementasikan pada mikrokomputer *Raspberry Pi* sehingga proses diagnosis dapat dilakukan dimana saja secara *portable* dikarenakan ukuran *Raspberry Pi* yang tergolong kecil. Kemudian untuk stetoskop yang digunakan adalah stetoskop akustik yang telah dimodifikasi menjadi stetoskop digital. Hal ini dikarenakan stetoskop digital memiliki harga yang cukup mahal dibandingkan dengan stetoskop akustik (Jain, et al., 2021).

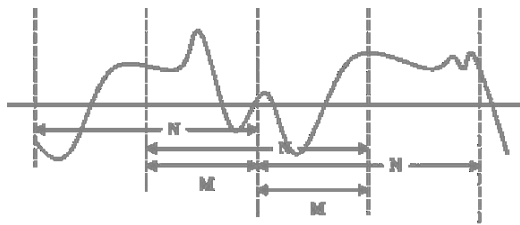
## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan suatu teknik yang digunakan untuk mendapatkan suatu vektor yang dapat digunakan sebagai penciri (Patel & Prasad, 2013). Pada tahap ekstraksi ciri, akan didapatkan vektor penciri dari data suara menggunakan metode *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC). Pada penelitian ini, ekstraksi ciri dilakukan pada 70 data suara paru-paru dimana 35 suara paru-paru terindikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dan 35 suara paru-paru merupakan suara paru-paru sehat. Setiap data suara paru-paru tersebut disegmentasi menjadi lima bagian sehingga untuk satu data suara paru-paru dapat dijadikan sebagai lima dataset. Hal ini dilakukan untuk memperbanyak jumlah dataset sehingga didapatkan akurasi yang lebih baik. Kemudian untuk jumlah koefisien yang digunakan pada ekstraksi ciri MFCC adalah sebanyak 13 koefisien. Menurut Chen, et al. (2015), beberapa tahapan pada ekstraksi ciri antara lain:

#### 1) Frame Blocking

Pada tahap ini data suara yang terdiri dari  $S$  sampel dibagi menjadi beberapa *frame* yang memiliki jumlah sampel sebanyak  $N$  dimana antar *frame* saling *overlap* sejumlah  $M$  sampel. Jadi pada *frame* pertama terdapat  $N$  sampel, dan *frame* kedua dimulai dengan jarak sebesar  $M$  dari permulaan *frame* pertama. Gambar *frame blocking* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Frame Blocking  
Sumber: superkogito.github.io (2021)

#### 2) Windowing

Tahap selanjutnya yaitu *windowing*. *Windowing* dilakukan pada setiap *frame* untuk meminimalisir distorsi atau diskontinuitas sinyal pada awal dan akhir masing-masing *frame*. Salah satu jenis *windowing* yang banyak digunakan adalah *Hamming window*. Proses *windowing* dilakukan dengan cara melakukan perkalian antar *frame* dengan jenis *window* yang digunakan. Persamaan dari *Hamming window*:

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), 0 \leq n \leq N-1 \quad (1)$$

Dimana,

$w(n)$  = nilai *window* ke- $n$

$N$  = jumlah sampel dalam *frame*

Rumus pengaplikasian *windowing*:

$$y(n) = x(n)w(n), 0 \leq n \leq N-1 \quad (2)$$

Dimana,

$y(n)$  = sinyal hasil *windowing* pada sampel ke- $n$

$x(n)$  = nilai sampel ke- $n$

$w(n)$  = nilai *window* ke- $n$

$N$  = jumlah sampel dalam *frame*

#### 3) Fast Fourier Transform

Tahap berikutnya yaitu pengaplikasian *Fast Fourier Transform* (FFT) untuk mengubah tiap *frame* dari domain waktu ke domain frekuensi. FFT ini adalah algoritma cepat dari *Discrete Fourier Transform* (DFT). Rumus dari FFT adalah sebagai berikut:

$$x[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \exp\left(-j \frac{2\pi nk}{N}\right), 0 \leq k \leq N-1 \quad (3)$$

Dimana,

$N$  = jumlah seluruh titik sampel dalam *frame*

$k$  = titik sampel saat ini

#### 4) Mel-Frequency Wrapping

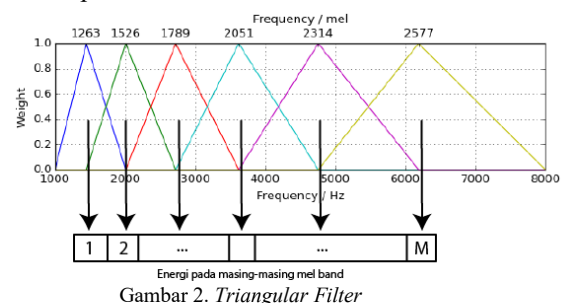
Tahap ini dilakukan untuk merubah skala frekuensi (linier) menjadi skala mel frekuensi (logaritmik) dikarenakan skala mel frekuensi ini mirip dengan persepsi pendengaran manusia dimana telinga manusia relatif sensitif terhadap rentang frekuensi rendah, dan kurang sensitif terhadap perubahan pada frekuensi yang lebih tinggi. Rumus untuk merubah skala frekuensi menjadi skala mel frekuensi:

$$Mel = 2595 \times \log\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (4)$$

Dimana,

$f$  = frekuensi

Selanjutnya sinyal yang telah dirubah ke besaran mel dibagi berdasarkan jumlah *mel bands* dan dikonversi ke besaran frekuensi lagi. Setelah itu sinyal dikelompokkan ke dalam *triangular filter* dimana nilai frekuensi dikalikan dengan *gain filter* yang bersesuaian dan hasilnya dijumlahkan. Setiap kelompok *triangular filter* atau *mel band* mengandung sejumlah bobot energi sinyal. Gambar *triangular filter* dapat dilihat pada Gambar 2.



Proses *wrapping* sinyal pada domain frekuensi dilakukan dengan rumus:

$$e(i) = \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-1} \varphi_i(k) A_k, 0 \leq i \leq l \quad (5)$$

$$A_k = |s[k]|^2, 0 \leq k \leq \frac{N}{2} \quad (6)$$

Dimana,

$e(i)$  = energi *triangular filter* ke- $i$

$l$  = jumlah *triangular filter*

$\varphi_i$  = fungsi *triangular filter* ke- $i$

$A_k$  = nilai frekuensi energi  $s[k]$

##### 5) Cepstrum

*Cepstrum* merupakan langkah terakhir dari proses ekstraksi ciri MFCC. Pada tahap ini, spektrum *log mel frequency* dirubah menjadi *cepstrum* menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT) dengan rumus:

$$C_m = \sum_{k=1}^N E_k \cos\left[m\left(k-\frac{1}{2}\right)\frac{\pi}{M}\right], m=1, \dots, L \quad (7)$$

$$E_k = \log[e(i)] \quad (8)$$

Dimana,

$e(i)$  = energi *triangular filter* ke- $i$

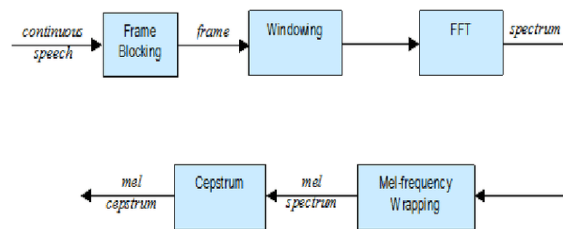
$C_m$  = koefisien MFCC ke- $m$

$E_k$  = nilai energi setelah dilakukan FFT

$M$  = jumlah *triangular filter*

$L$  = jumlah koefisien MFCC

Gambar diagram alir dari ekstraksi ciri MFCC dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alir Ekstraksi Ciri  
Sumber: researchgate.net (2021)

## 2.2. Jaringan Saraf Tiruan

Model atau arsitektur dari jaringan saraf tiruan yang digunakan pada penelitian ini merupakan *feed-forward backpropagation* dimana sinyal informasi dipropagasikan kedepan terlebih dahulu dari *input layer* ke *hidden layer* kemudian ke *output layer*, setelah itu dipropagasikan balik secara iteratif untuk memperbarui nilai bobot sehingga didapatkan nilai bobot dan bias yang seimbang dengan nilai error yang minimum. Menurut Damayanti (2017), langkah-langkah dari metode *feed-forward backpropagation* adalah sebagai berikut:

Langkah 0:

- Inisialisasi nilai bobot dan bias awal secara acak.

### **Feedforward**

Langkah 1:

- Masing-masing neuron pada *input layer* menerima informasi masukkan yang kemudian dipropagasikan ke neuron-neuron pada *hidden layer*.

Langkah 2:

- Masing-masing neuron pada *hidden layer* dikalikan dengan nilai bobot yang kemudian dijumlahkan dengan nilai bias.
- Kemudian nilai tersebut dihitung berdasarkan fungsi aktivasi yang digunakan.

Langkah 3:

- Masing-masing neuron pada *output layer* dikalikan dengan nilai bobot yang kemudian dijumlahkan dengan nilai bias.
- Kemudian nilai tersebut dihitung berdasarkan fungsi aktivasi yang digunakan.

### **Backpropagation**

Langkah 4:

- Masing-masing neuron pada *output layer* menerima pola target sesuai dengan pola masukkan saat *training*.
- Menghitung nilai error.
- Memperbarui nilai bobot.
- Memperbarui nilai bias.

Langkah 5:

- Masing-masing bobot dan bias yang menghubungkan neuron-neuron pada *output layer* dengan neuron-neuron pada *hidden layer* dikalikan dengan bias kemudian dijumlahkan dan dijadikan masukkan neuron-neuron pada lapisan berikutnya.
- Menghitung nilai error dengan mengalikan nilai error tersebut dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan.
- Memperbarui nilai bobot.
- Memperbarui nilai bias.

Langkah 6:

- Memperbarui nilai bobot dan bias masing-masing neuron pada *output layer*.
- Memperbarui nilai bobot dan bias masing-masing neuron pada *hidden layer*.

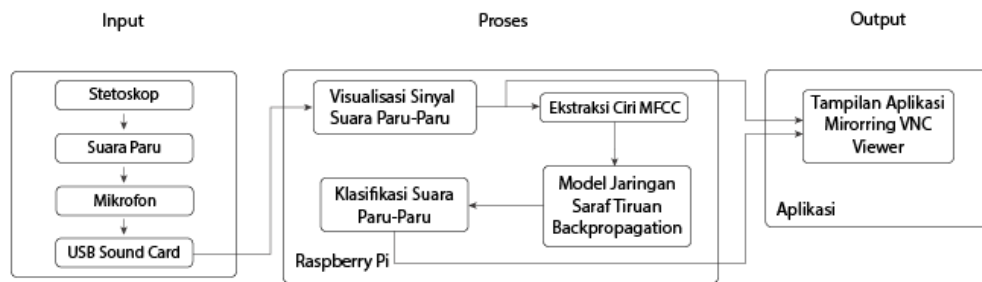
Langkah 7:

- Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

## 3. PERANCANGAN SISTEM

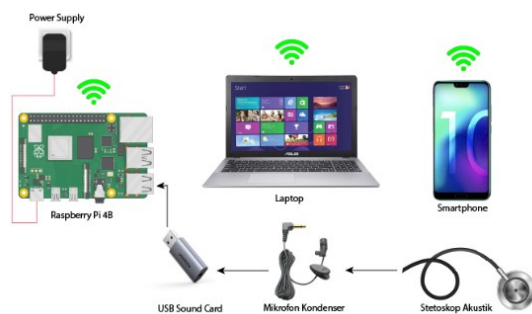
### 3.1. Perancangan Perangkat Keras

Dapat dilihat pada Gambar 4, pertama-tama dimulai dari stetoskop yang digunakan untuk mengambil suara paru dari dalam tubuh yang kemudian suara tersebut dirubah menjadi sinyal elektrik menggunakan mikrofon kondenser. Masukkan berupa suara ini kemudian dilanjutkan ke USB *sound card* untuk dirubah ke bentuk digital (digitalisasi) dan dilanjutkan ke bagian pemroses.



Gambar 4. Blok Diagram Sistem

Pemroses yang digunakan yaitu Raspberry Pi dimana pertama-tama Raspberry Pi akan memvisualisasikan suara paru-paru dalam bentuk sinyal atau gelombang suara paru-paru. Suara paru-paru tersebut kemudian akan dilakukan ekstraksi ciri untuk mendapatkan vektor pencirinya. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah ekstraksi ciri *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC). Vektor ciri tersebut kemudian dijadikan input dari model jaringan saraf tiruan *backpropagation* yang telah dilatih sebelumnya. Model jaringan saraf tiruan *backpropagation* akan digunakan untuk melakukan klasifikasi suara paru-paru. Model jaringan saraf tiruan yang digunakan terdiri dari tiga *layer* yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada *output layer*, terdapat dua neuron karena sistem yang dibuat pada penelitian ini merupakan *binary classification* dimana output-nya hanya terdiri dari dua kelas, yaitu Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dan Sehat. Sinyal suara paru-paru dan hasil klasifikasi dari suara paru-paru akan di-mirror pada aplikasi *VNC Viewer* yang telah diinstal pada *smartphone* sehingga sistem deteksi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) ini dapat dilakukan secara portabel tanpa menggunakan laptop.

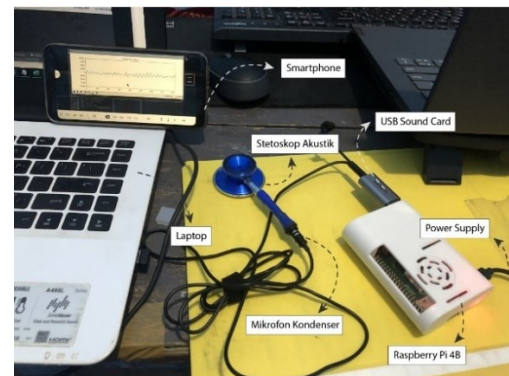


Gambar 5. Skematik Sistem

Gambar 5 merupakan rangkaian skematik dari sistem yang menjelaskan tentang komponen-komponen yang digunakan untuk merancang sistem dimana komponen-komponen tersebut saling dihubungkan antar satu dengan lainnya sehingga membentuk satu kesatuan sistem yang utuh. Dapat dilihat pada skematik sistem, stetoskop digabung dengan mikrofon kondenser dengan cara

memasukkan mikrofon ke dalam *tubing* dari stetoskop. Kemudian kabel jack 3.5mm dari mikrofon dihubungkan ke audio jack 3.5mm dari *USB sound card*. Setelah itu, port USB dari *sound card* akan dihubungkan ke port USB pada Raspberry Pi. Daya dari Raspberry Pi didapatkan dari *power supply*. Kemudian, Raspberry Pi, laptop, dan *smartphone* dihubungkan pada jaringan wifi yang sama agar dapat dilakukan *mirroring* atau *remote control* dari Raspberry Pi pada laptop atau *smartphone*. Disini laptop digunakan untuk memudahkan proses pemrograman dan melakukan *transfer files* antar laptop dan Raspberry Pi, sedangkan *smartphone* digunakan ketika program sudah jadi untuk mirroring output dari Raspberry Pi.

Adapun hasil dari implementasi perangkat keras dapat dilihat pada Gambar 6.

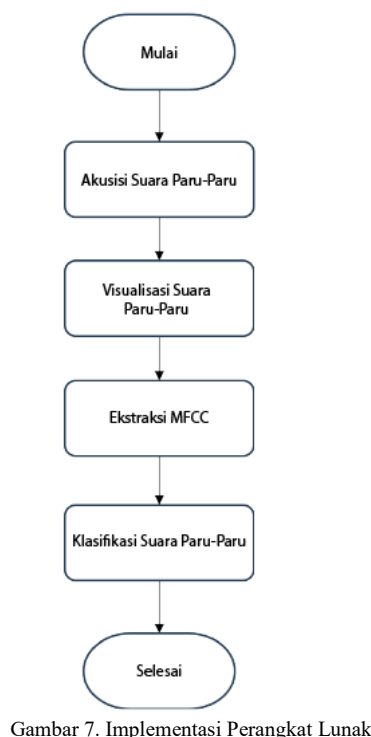


Gambar 6. Implementasi Perangkat Keras

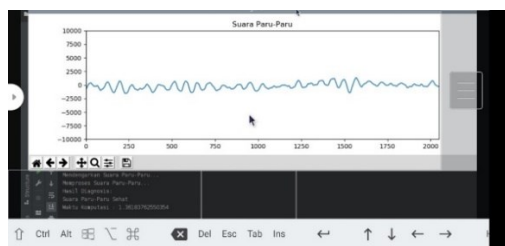
### 3.2. Perancangan Perangkat Lunak

Terdapat beberapa proses yang dilakukan oleh sistem pada perancangan perangkat lunak. Proses pertama yaitu dilakukan akusisi data suara paru-paru yang kemudian dilakukan visualisasi dari suara paru-paru yang ditangkap berupa sinyal atau gelombang suara paru-paru. Setelah itu, suara paru-paru akan diambil vektor pencirinya menggunakan metode ekstraksi ciri *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC). Hasil ekstraksi ciri dari MFCC akan digunakan sebagai masukan (*input*) dari model atau arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk dilakukan klasifikasi apakah suara paru-paru tersebut terindikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) atau Sehat. Diagram alir dari perangkat lunak dapat dilihat pada Gambar 7.





Adapun hasil dari implementasi perangkat lunak pada aplikasi *VNC Viewer* yang telah diinstal pada *smartphone* dapat dilihat pada Gambar 8.



## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Pengujian Sistem Suara Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dan Sehat

Pengujian sistem ini akan dilakukan pada suara paru-paru yang terindikasi PPOK dan Sehat. Untuk pengujian PPOK dilakukan menggunakan *file* suara paru-paru yang didapatkan dari [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com) dengan nama dataset "*Respiratory Sound Database*." Jumlah *file* yang digunakan sebanyak 48 *file* dimana 12 *file* suara paru-paru diambil dari bagian trakea (area leher), 12 *file* suara paru-paru diambil dari bagian anterior (area dada), 12 *file* suara paru-paru diambil dari bagian posterior (area punggung), dan 12 *file* suara paru-paru diambil dari bagian lateral (area samping badan). Masing-masing *file* suara paru-paru berdurasi 20 detik. *File* suara paru-paru tersebut merupakan *file* suara paru-paru yang tidak digunakan sebagai data latih sehingga tidak dikenali oleh model jaringan saraf tiruan yang telah dilatih. Pengujian menggunakan *file* suara paru-paru dilakukan karena

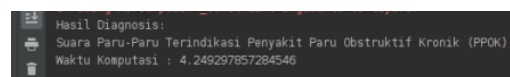
tidak memungkinkan untuk mencari orang atau pasien penderita PPOK, apalagi di kondisi pandemi COVID-19 seperti saat ini. Sedangkan untuk pengujian paru-paru yang sehat dilakukan dengan cara melakukan auskultasi pada masing-masing bagian tubuh orang atau pasien secara langsung. Pengujian pada beberapa bagian tubuh yang berbeda ini hanya semata-mata untuk mengetahui hasil diagnosis dan tidak dilakukan untuk mengetahui lokasi yang paling optimal dalam pengambilan suara paru-paru.

#### 4.1.1. Pengujian Auskultasi Pada Trakea (PPOK)

Tabel 1. Pengujian Auskultasi Pada Trakea

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Trakea	PPOK	Benar
2	Trakea	PPOK	Benar
3	Trakea	PPOK	Benar
4	Trakea	PPOK	Benar
5	Trakea	PPOK	Benar
6	Trakea	PPOK	Benar
7	Trakea	PPOK	Benar
8	Trakea	PPOK	Benar
9	Trakea	PPOK	Benar
10	Trakea	PPOK	Benar
11	Trakea	PPOK	Benar
12	Trakea	PPOK	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 1 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian trakea adalah 100%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 9.

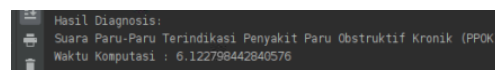


#### 4.1.2. Pengujian Auskultasi Pada Anterior (PPOK)

Tabel 2. Pengujian Auskultasi Pada Anterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Anterior	PPOK	Benar
2	Anterior	PPOK	Benar
3	Anterior	PPOK	Benar
4	Anterior	PPOK	Benar
5	Anterior	PPOK	Benar
6	Anterior	Sehat	Salah
7	Anterior	PPOK	Benar
8	Anterior	PPOK	Benar
9	Anterior	PPOK	Benar
10	Anterior	PPOK	Benar
11	Anterior	PPOK	Benar
12	Anterior	PPOK	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 2 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian anterior adalah 91%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 10.



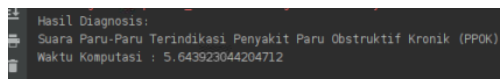
Gambar 10. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru PPOK Pada Anterior

#### 4.1.3. Pengujian Auskultasi Pada Posterior (PPOK)

Tabel 3. Pengujian Auskultasi Pada Posterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Posterior	PPOK	Benar
2	Posterior	PPOK	Benar
3	Posterior	PPOK	Benar
4	Posterior	Sehat	Salah
5	Posterior	PPOK	Benar
6	Posterior	PPOK	Benar
7	Posterior	PPOK	Benar
8	Posterior	PPOK	Benar
9	Posterior	PPOK	Benar
10	Posterior	PPOK	Benar
11	Posterior	PPOK	Benar
12	Posterior	PPOK	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 3 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian posterior adalah 91%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 11.



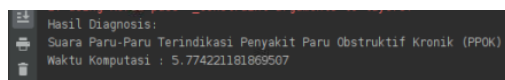
Gambar 11. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru PPOK Pada Posterior

#### 4.1.4. Pengujian Auskultasi Pada Lateral (PPOK)

Tabel 4. Pengujian Auskultasi Pada Lateral

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Lateral	PPOK	Benar
2	Lateral	PPOK	Benar
3	Lateral	PPOK	Benar
4	Lateral	PPOK	Benar
5	Lateral	PPOK	Benar
6	Lateral	PPOK	Benar
7	Lateral	PPOK	Benar
8	Lateral	PPOK	Benar
9	Lateral	PPOK	Benar
10	Lateral	PPOK	Benar
11	Lateral	PPOK	Benar
12	Lateral	PPOK	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 4 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian lateral adalah 100%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru PPOK Pada Lateral

Tingkat akurasi yang didapatkan oleh sistem untuk identifikasi suara paru-paru yang terindikasi PPOK adalah sebesar 95.5%.

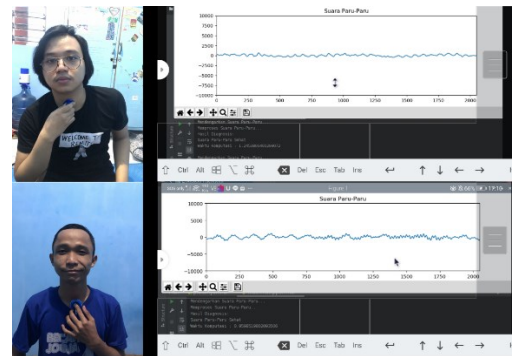
#### 4.1.5. Pengujian Auskultasi Pada Trakea (Sehat)

Tabel 5. Pengujian Auskultasi Pada Trakea

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Trakea	Sehat	Benar
2	Trakea	Sehat	Benar
3	Trakea	PPOK	Salah

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
4	Trakea	Sehat	Benar
5	Trakea	Sehat	Benar
6	Trakea	Sehat	Benar
7	Trakea	Sehat	Benar
8	Trakea	PPOK	Salah
9	Trakea	Sehat	Benar
10	Trakea	Sehat	Benar
11	Trakea	Sehat	Benar
12	Trakea	Sehat	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 5 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian trakea adalah 83%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 13.



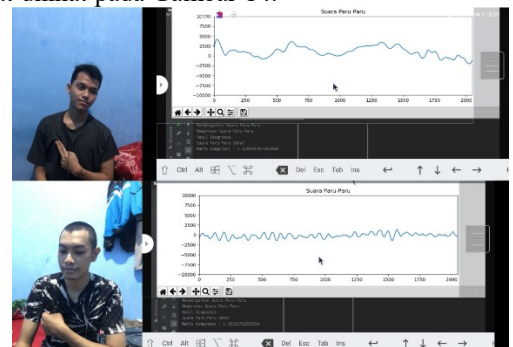
Gambar 13. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru Sehat Pada Trakea

#### 4.1.6. Pengujian Auskultasi Pada Anterior (Sehat)

Tabel 6. Pengujian Auskultasi Pada Anterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Anterior	Sehat	Benar
2	Anterior	Sehat	Benar
3	Anterior	Sehat	Benar
4	Anterior	Sehat	Benar
5	Anterior	Sehat	Benar
6	Anterior	Sehat	Benar
7	Anterior	Sehat	Benar
8	Anterior	Sehat	Benar
9	Anterior	Sehat	Benar
10	Anterior	Sehat	Benar
11	Anterior	Sehat	Benar
12	Anterior	Sehat	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 6 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian anterior adalah 100%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 14.



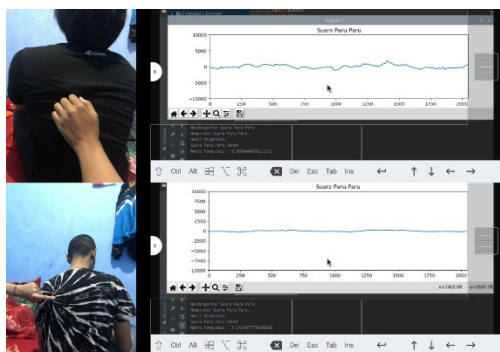
Gambar 14. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru Sehat Pada Anterior

#### 4.1.7. Pengujian Auskultasi Pada Posterior (Sehat)

Tabel 7. Pengujian Auskultasi Pada Posterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Posterior	Sehat	Benar
2	Posterior	Sehat	Benar
3	Posterior	Sehat	Benar
4	Posterior	PPOK	Salah
5	Posterior	Sehat	Benar
6	Posterior	Sehat	Benar
7	Posterior	Sehat	Benar
8	Posterior	Sehat	Benar
9	Posterior	Sehat	Benar
10	Posterior	Sehat	Benar
11	Posterior	Sehat	Benar
12	Posterior	Sehat	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 7 diatas bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian posterior adalah 91%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 15.



Gambar 15. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru Sehat Pada Posterior

#### 4.1.8. Pengujian Auskultasi Pada Lateral (Sehat)

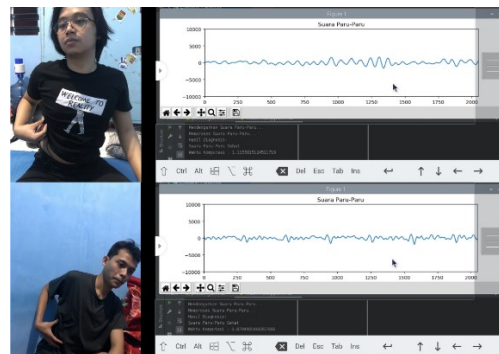
Tabel 8. Pengujian Auskultasi Pada Lateral

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Hasil
1	Lateral	Sehat	Benar
2	Lateral	Sehat	Benar
3	Lateral	Sehat	Benar
4	Lateral	Sehat	Benar
5	Lateral	PPOK	Salah
6	Lateral	Sehat	Benar
7	Lateral	Sehat	Benar
8	Lateral	Sehat	Benar
9	Lateral	Sehat	Benar
10	Lateral	Sehat	Benar
11	Lateral	Sehat	Benar
12	Lateral	Sehat	Benar

Dapat dilihat pada Tabel 8 bahwa tingkat akurasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian lateral adalah 91%. Tampilan dari hasil identifikasi dapat dilihat pada Gambar 16.

Tingkat akurasi yang didapatkan oleh sistem untuk identifikasi suara paru-paru yang sehat adalah sebesar 91.2%.

Rata-rata akurasi yang didapatkan oleh sistem dalam identifikasi suara paru-paru yang terindikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dan suara paru-paru yang sehat adalah sebesar 93.35%



Gambar 16. Tampilan Identifikasi Suara Paru-Paru Sehat Pada Lateral

#### 4.2. Pengujian Waktu Komputasi Suara Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dan Sehat

Pengujian ini dilakukan bersamaan dengan pengujian tingkat akurasi yang telah dilakukan sebelumnya. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui waktu komputasi dari sistem dalam identifikasi PPOK dan Sehat sehingga diketahui seberapa cepat sistem melakukan klasifikasi suara dikarenakan proses klasifikasi dilakukan secara real-time.

##### 4.2.1. Pengujian Auskultasi Pada Trakea (PPOK)

Tabel 9. Pengujian Auskultasi Pada Trakea

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Trakea	PPOK	6.129 s
2	Trakea	PPOK	6.030 s
3	Trakea	PPOK	6.562 s
4	Trakea	PPOK	4.249 s
5	Trakea	PPOK	4.496 s
6	Trakea	PPOK	4.100 s
7	Trakea	PPOK	4.168 s
8	Trakea	PPOK	4.179 s
9	Trakea	PPOK	3.951 s
10	Trakea	PPOK	5.937 s
11	Trakea	PPOK	4.986 s
12	Trakea	PPOK	4.615 s

Dapat dilihat pada Tabel 9 bahwa waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian trakea adalah 4.950 s.

##### 4.2.2. Pengujian Auskultasi Pada Anterior (PPOK)

Tabel 10. Pengujian Auskultasi Pada Anterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Anterior	PPOK	6.122 s
2	Anterior	PPOK	4.082 s
3	Anterior	PPOK	6.778 s
4	Anterior	PPOK	6.618 s
5	Anterior	PPOK	2.693 s
6	Anterior	Sehat	3.120 s
7	Anterior	PPOK	3.870 s
8	Anterior	PPOK	4.127 s
9	Anterior	PPOK	4.407 s
10	Anterior	PPOK	4.839 s
11	Anterior	PPOK	3.977 s
12	Anterior	PPOK	4.374 s



Dapat dilihat pada Tabel 10 bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian anterior adalah 4.583 s.

#### 4.2.3. Pengujian Auskultasi Pada Posterior (PPOK)

Tabel 11. Pengujian Auskultasi Pada Posterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Posterior	PPOK	5.643 s
2	Posterior	PPOK	5.644 s
3	Posterior	PPOK	7.625 s
4	Posterior	Sehat	5.572 s
5	Posterior	PPOK	4.375 s
6	Posterior	Sehat	4.375 s
7	Posterior	PPOK	4.413 s
8	Posterior	PPOK	3.548 s
9	Posterior	PPOK	6.416 s
10	Posterior	PPOK	6.032 s
11	Posterior	PPOK	4.159 s
12	Posterior	PPOK	4.287 s

Dapat dilihat pada Tabel 11 diatas bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian posterior adalah 5.174 s.

#### 4.2.4. Pengujian Auskultasi Pada Lateral (PPOK)

Tabel 12. Pengujian Auskultasi Pada Lateral

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Lateral	PPOK	7.608 s
2	Lateral	PPOK	4.878 s
3	Lateral	PPOK	5.774 s
4	Lateral	PPOK	6.460 s
5	Lateral	PPOK	5.925 s
6	Lateral	PPOK	6.171 s
7	Lateral	PPOK	4.614 s
8	Lateral	PPOK	6.218 s
9	Lateral	PPOK	3.967 s
10	Lateral	PPOK	6.156 s
11	Lateral	PPOK	6.140 s
12	Lateral	PPOK	5.687 s

Dapat dilihat pada Tabel 12 bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang terindikasi PPOK dengan lokasi auskultasi pada bagian lateral adalah 5.799 s.

Dari hasil pengujian pada suara paru-paru yang terindikasi PPOK, rata-rata waktu komputasi yang didapatkan oleh sistem untuk identifikasi suara paru-paru yang terindikasi PPOK adalah sebesar 5.126 s.

#### 4.2.5. Pengujian Auskultasi Pada Trakea (Sehat)

Tabel 13. Pengujian Auskultasi Pada Trakea

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Trakea	Sehat	0.932 s
2	Trakea	Sehat	1.703 s
3	Trakea	PPOK	0.978 s
4	Trakea	Sehat	1.215 s
5	Trakea	Sehat	0.931 s
6	Trakea	Sehat	0.959 s
7	Trakea	Sehat	1.245 s
8	Trakea	PPOK	0.965 s

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
9	Trakea	Sehat	0.940 s
10	Trakea	Sehat	2.964 s
11	Trakea	Sehat	0.999 s
12	Trakea	Sehat	1.927 s

Dapat dilihat pada Tabel 13 bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian trakea adalah 1.313 s.

#### 4.2.6. Pengujian Auskultasi Pada Anterior (Sehat)

Tabel 14. Pengujian Auskultasi Pada Anterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Anterior	Sehat	1.026 s
2	Anterior	Sehat	1.178 s
3	Anterior	Sehat	0.995 s
4	Anterior	Sehat	1.361 s
5	Anterior	Sehat	0.993 s
6	Anterior	Sehat	0.872 s
7	Anterior	Sehat	0.887 s
8	Anterior	Sehat	0.992 s
9	Anterior	Sehat	0.938 s
10	Anterior	Sehat	1.320 s
11	Anterior	Sehat	0.905 s
12	Anterior	Sehat	0.954 s

Dapat dilihat pada Tabel 14 bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian anterior adalah 1.035 s.

#### 4.2.7. Pengujian Auskultasi Pada Posterior (Sehat)

Tabel 15. Pengujian Auskultasi Pada Posterior

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Posterior	Sehat	0.945 s
2	Posterior	Sehat	0.985 s
3	Posterior	Sehat	0.948 s
4	Posterior	PPOK	1.019 s
5	Posterior	Sehat	1.150 s
6	Posterior	Sehat	2.212 s
7	Posterior	Sehat	0.903 s
8	Posterior	Sehat	0.869 s
9	Posterior	Sehat	0.945 s
10	Posterior	Sehat	1.142 s
11	Posterior	Sehat	1.157 s
12	Posterior	Sehat	0.404 s

Dapat dilihat pada Tabel 15 bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian posterior adalah 1.056 s.

#### 4.2.8. Pengujian Auskultasi Pada Lateral (Sehat)

Tabel 16. Pengujian Auskultasi Pada Lateral

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
1	Lateral	Sehat	0.886 s
2	Lateral	Sehat	1.047 s
3	Lateral	Sehat	0.879 s
4	Lateral	Sehat	1.115 s

Uji ke-	Lokasi	Terdeteksi	Waktu Komputasi
5	Lateral	PPOK	0.904 s
6	Lateral	Sehat	1.102 s
7	Lateral	Sehat	1.013 s
8	Lateral	Sehat	1.089 s
9	Lateral	Sehat	1.285 s
10	Lateral	Sehat	0.977 s
11	Lateral	Sehat	0.960 s
12	Lateral	Sehat	1.022 s

Dapat dilihat pada Tabel 16 bahwa rata-rata waktu komputasi dari sistem dalam mendeteksi suara paru-paru yang sehat dengan lokasi auskultasi pada bagian lateral adalah 1.023 s.

Dari hasil pengujian pada suara paru-paru yang sehat, rata-rata waktu komputasi yang didapatkan oleh sistem untuk identifikasi suara paru-paru yang sehat adalah sebesar 1.106 s.

Rata-rata waktu komputasi yang didapatkan oleh sistem dalam identifikasi suara paru-paru PPOK dan suara paru-paru sehat adalah sebesar 3.116 s. Kemudian rata-rata waktu komputasi dari sistem untuk identifikasi suara paru-paru yang terindikasi PPOK melalui *file* suara paru-paru adalah 5.126 s sedangkan rata-rata waktu komputasi untuk identifikasi suara paru-paru sehat secara *real-time* adalah 1.106 s. Perbedaan waktu komputasi yang tinggi antar kedua kelas dikarenakan pada pengujian suara paru-paru yang terindikasi PPOK, digunakan *file* suara paru-paru dimana durasi dari masing-masing *file* adalah 20 detik, sedangkan pada pengujian suara paru-paru yang sehat dilakukan secara *real-time* melalui suara yang ditangkap oleh stetoskop dan mikrofon.

## 5. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat ditarik setelah dilakukan beberapa pengujian pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Pengujian sistem yang telah dilakukan untuk mengidentifikasi suara paru-paru yang terindikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) dan suara paru-paru yang sehat serta pengujian dilakukan sebanyak 12 kali. Berdasarkan pengujian tersebut rata-rata tingkat akurasi yang didapatkan dari sistem untuk identifikasi suara paru-paru yang terindikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) melalui *file* suara paru-paru dan suara paru-paru yang sehat melalui auskultasi secara langsung adalah sebesar 93,35% dimana sistem dapat bekerja dengan baik.

Pada pengujian ini juga dilakukan penghitungan waktu komputasi bersamaan dengan pengujian tingkat akurasi dari sistem. Pada identifikasi suara paru-paru yang terindikasi Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK) melalui *file* suara paru-paru dan suara paru-paru yang sehat melalui auskultasi secara langsung, didapatkan rata-rata waktu komputasi yang cukup cepat yaitu 3.116 s.

## DAFTAR PUSTAKA

- SYAFRIA, F., BUONO, A., & SILALAH, B. P., 2017. Pengenalan Suara Paru-Paru dengan MFCC sebagai Ekstraksi Ciri dan Backpropagation sebagai Classifier. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Agri-Informatika*, 3, 27.
- CHEN, C. H., HUANG, W. T., TAN, T. H., CHANG, C. C., & CHANG, Y. J., 2015. Using K-nearest neighbor classification to diagnose abnormal lung sounds. *Sensors (Switzerland)*, 15, 13132–13158.
- DAMAYANTI, N., 2017. Klasifikasi Penyakit Paru Dengan Metode Artificial Neural Network (ANN). 158.
- WHO., 2021. Chronic obstructive pulmonary disease (COPD). [online] Tersedia di: <[https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/chronic-obstructive-pulmonary-disease-\(copd\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/chronic-obstructive-pulmonary-disease-(copd))> [Diakses 20 Desember 2021]
- MERANDA, A., ALFARIZAL, N., HUSNI, N. L., PRATAMA, D. A., IRDAYANTI, Y., & HANDAYANI, A. S., 2020. Perancangan Deteksi Suara Paru Paru Berbasis DSP TMS320C6416T dan Module Wireless. 14(x), 175–184.
- JOÃO, J. B., DE SEIXAS, J. M., GALLIEZ, R., DE BRAGANÇA PEREIRA, B., DE Q MELLO, F. C., DOS SANTOS, A. M., & KRITSKI, A. L., 2016. A screening system for smear-negative pulmonary tuberculosis using artificial neural networks. *International Journal of Infectious Diseases*, 49, 33–39.
- ELSHEIKH, A. H., SHARSHIR, S. W., ABD ELAZIZ, M., KABEEL, A. E., GUILAN, W., & HAIUO, Z., 2019. Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review. *Solar Energy*, 180, 622–639.
- JAIN, A., SAHU, R., JAIN, A., GAUMNITZ, T., SETHI, P., & LODHA, R., 2021. Development and validation of a low-cost electronic stethoscope: Diy digital stethoscope. *BMJ Innovations*, 1–5.
- PATEL, K., & PRASAD, R. 2013. Speech Recognition and Verification Using MFCC & VQ. *International Journal of Emerging Science and ...*, 1(7), 33–37.
- J. GORDON, KELLY. YOUNG, J. W. et al., 2013. II. Anatomy and physiology. In openstax (Vol. 19, Issue S20).
- SRIVASTAVA, A., JAIN, S., MIRANDA, R., PATIL, S., PANDYA, S., & KOTTECHA, K. (2021). Deep learning based respiratory sound analysis for detection of chronic

obstructive pulmonary disease. PeerJ Computer Science, 7, 1–22.

ISLAM, M. A., BANDYOPADHYAYA, I., BHATTACHARYYA, P., & SAHA, G. 2018. Classification of Normal, Asthma and COPD Subjects Using Multichannel Lung Sound Signals. Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Communication and Signal Processing, ICCSP 2018, 290–294.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*