

SISTEM PENDETEKSI CENTRAL SLEEP APNEA MENGGUNAKAN METODE NEURAL NETWORK DENGAN FITUR RR INTERVAL DAN DURASI QRS

Dittha Ratanasari^{*1}, Edita Rosana Widasari², Rizal Maulana³

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang
Email: ¹dittarata13@gmail.com, ²editarosana@ub.ac.id, ³rizal_lana@ub.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 07 Desember 2022, diterima untuk diterbitkan: 26 Desember 2022)

Abstrak

Penyakit *Central Sleep Apnea* (CSA) adalah gangguan tidur akibat otak gagal memberi tahu otot-otot untuk bernapas sehingga terjadi periode henti napas ketika tidur. Kondisi ini mengganggu jumlah, kualitas atau durasi tidur seseorang dan memicu sumber masalah kelelahan di siang hari, masalah jantung, tekanan darah tinggi dsb. Standar diagnosis pemeriksaan kondisi CSA adalah polisomnografi yang terkenal terbatas. Sebab tingginya prevalensi Sleep Apnea dan kurangnya ketersediaan diagnosis pemeriksaan, juga dibutuhkan biaya yang relatif tinggi. Penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan sistem *portable* dalam membantu mendeteksi penyakit CSA. Sinyal ECG jantung dimanfaatkan karena irama jantung berdetak secara berbeda saat periode henti napas tiba-tiba waktu tidur, yang telah dinilai membantu proses diagnosis. Sistem dirancang dengan mikrokontroler Arduino Uno, sensor AD8232 dan modul Bluetooth HC-05. Sensor sebagai pendeteksi aktifitas listrik jantung, dengan 3 buah elektroda menempel pada dada untuk merekam lalu diekstraksi fitur RR interval dan durasi QRS. Kedua fitur pada 18 set data uji diklasifikasi dengan metode *Neural network*, keluarannya berupa kelas Normal atau Apnea ditampilkan pada smartphone dengan konektivitas Bluetooth. Pengujian kinerja sistem untuk deteksi sensor memperoleh nilai 96.18%, dan presentase akurasi klasifikasi *Neural Network* menghasilkan 83.3% dengan waktu komputasi 46.44 ms.

Kata kunci: ECG, sleep apnea, neural network, RR interval, durasi QRS, arduino

NEURAL NETWORK-BASED CENTRAL SLEEP APNEA DETECTION USING RR INTERVAL AND QRS DURATION

Abstract

Central sleep apnea (CSA) is a sleep disease in which the brain fails to send signals to the muscles to breathe, resulting in periods of no breathing during sleep. This disorder interferes with a person's sleep quantity, quality, or duration, which can lead to daytime weariness, heart difficulties, high blood pressure, and other issues. Polysomnography is the primary diagnostic technique for Central Sleep Apnea, yet it is notoriously restricted. The expenditures are relatively expensive due to the high incidence of sleep apnea and the paucity of diagnostic methods. The goal of this study was to create a portable device for detecting CSA illness. It has been evaluated to help in the diagnosing process and uses cardiac ECG data since the heart rhythms alter during periods of abrupt stoppage during sleep. The Arduino Uno microcontroller, AD8232 sensor, and HC-05 Bluetooth module are used in the system. With three electrodes attached to the chest to record and then extract the RR interval and QRS duration properties, the sensor is used to monitor the electrical activity of the heart. The Neural network technique classifies the two properties in the 18 test data sets, and the output in the form of Normal or Apnea classes is shown on a smartphone with Bluetooth connectivity. The sensor detection system performance test yielded a result of 96.18%, and the percentage accuracy of Neural Network classification was 83.3% with a processing time of 46.44ms.

Keywords: sleep apnea, ECG, arduino, RR interval, QRS duration, neural network

1. PENDAHULUAN

Gangguan tidur adalah sebuah kondisi dimana saat seorang individu tertidur terdapat gangguan pada jumlah, kualitas atau waktu tidur (Hasibuan & Hasna,

2021). Penyakit Sleep Apnea termasuk gangguan tidur yang dasarnya terjadi masalah pada pernapasan karena periode henti napas waktu seseorang tidur. Sindrom Sleep Apnea biasanya mempengaruhi 17%

pria berusia 50-70 tahun dan 9% wanita berusia 50-70 tahun (Culebras & Anwar, 2018), dimana menjadi gangguan tidur yang terkenal dan lazim di dunia. Sleep Apnea dapat menjadi sumber masalah kelelahan di siang hari, juga memicu masalah jantung, tekanan darah tinggi dsb (Benisek, 2021).

Jenis Sleep Apnea yang paling umum adalah Obstructive Sleep Apnea (OSA) yaitu saluran udara tersumbat sehingga menghalangi jalan pernapasan. Sedangkan pada Central Sleep Apnea (CSA) napas tidak tersumbat melainkan otak gagal memberi tahu otot-otot untuk bernapas sehingga terjadi nafas tersumbat atau berhenti ditengah proses tidur. Meskipun CSA sedikit terjadi namun lebih berbahaya dan dapat menyebabkan penyakit lain seperti stroke dan gagal jantung (Aurora, et al., 2012). Tubuh penderita CSA akan sering memaksa bangun tidur ketika merasa kekurangan oksigen akibat tidak bernafas selama beberapa saat dan pendeknya pernapasan. Saat terbangun tubuh akan berusaha menyesuaikan kembali irama pernapasan. Dimana sangat berefek pada kualitas tidur seorang individu yang menjurus ke munculnya masalah kesehatan.

Standar untuk diagnosis pengujian kondisi Central Sleep Apnea adalah polisomnografi yang dilakukan oleh dokter spesialis tidur di laboratorium tidur rumah sakit. Akses dari pemeriksaan polisomnografi terkenal terbatas, mengingat tingginya prevalensi Sleep Apnea dan kurangnya dalam diagnosis dan ketersediaan pemeriksaan polisomnografi (Pillar, et al., 2020). Biaya pemeriksaan polysomnografi juga relatif tidak terjangkau. Perangkat portable untuk pengujian Home Sleep Testing (HST) telah banyak dikembangkan dan dilakukan untuk membantu mendeteksi penyakit ini. Penggunaan Electrocardiogram (ECG) sering digunakan untuk mendeteksi kelainan gangguan tidur, dan dinilai cocok untuk deteksi dini CSA (Hung, 2018).

Sinyal ECG berasal dari aktivitas listrik atau kontraksi dari otot jantung. Pada satu periode normal ECG terdapat titik-titik P, Q, R, S, T. Suatu gelombang ECG dikatakan abnormal jika memiliki bentuk tidak sesuai dan melebihi batas durasi yang ditentukan (Setiawidayat, 2020). Gelombang ECG yang direkam dapat diekstrak masing masing fitur dan menghasilkan informasi nilai karakteristik tiap fitur yang biasanya digunakan pada analisis kondisi medis. Fitur RR interval dalam sinyal ECG dinilai signifikan berkorelasi positif sebesar 80% untuk identifikasi Sleep Apnea Syndrom (SAS) (Arikawa, et al., 2019). Karakteristik fitur durasi QRS digunakan karena menunjukkan waktu depolarisasi ventrikel pada pasien dengan SAS, di mana durasi QRS terbukti meningkat (Sayin, et al., 2015).

Pada pembangunan sistem untuk penelitian ini memanfaatkan penggunaan ECG. Sebagai instrument medis portable untuk mengumpulkan sinyal ECG dengan bantuan sensor AD8232. Menggunakan 3 buah elektroda dengan teknik penempatan Fontaine

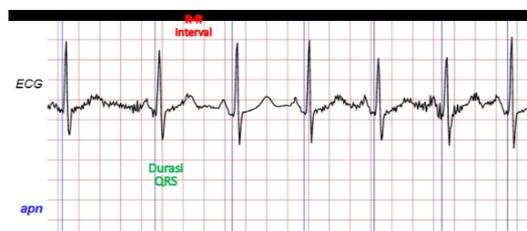
bipolar precordial lead (F-ECG) pada sensor AD8232. Semua komponen sistem untuk mendeteksi sinyal ECG akan disambungkan pada Arduino Uno sebagai tempat keseluruhan pemrosesan. Hasil sinyal ECG diproses dan diekstraksi fitur RR interval dan durasi QRS kemudian diklasifikasi.

Menggunakan algoritma klasifikasi Neural Network yang mirip dengan fungsi sistem saraf biologis otak manusia. Metode ini banyak digunakan karena meskipun sederhana tetapi efektif, penerapannya luas, self-learning dan adaptif (Abiodun, et al., 2018). Menurut penelitian Fahrusi, akurasi metode Neural Network dalam proses membandingkan beberapa metode untuk mendeteksi gangguan tidur adalah 80% yang cukup tinggi dibanding metode lain (Fahrusi, et al., 2020). Keluaran hasil output klasifikasi berupa kelas normal atau apnea, dan hasil klasifikasi kelas ditampilkan pada aplikasi smartphone yang memanfaatkan modul Bluetooth HC-05 yang disambungkan pada Arduino. Sehingga hasil nilai data kelas tersebut dapat ditampilkan dan disimpan secara berkala di smartphone, harapannya bisa sebagai evaluasi mandiri seseorang dan selanjutnya dapat dilakukan pemeriksaan lanjut oleh dokter.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Akuisisi Data

Data untuk penelitian ini dibagi menjadi dua, yaitu untuk 9 subjek pasien dengan penderita *sleep apnea* diperoleh berupa gelombang sinyal ECG dari database daring *Physionet (The ApneaECG Database)* oleh George Moody dan Roger Mark. Data latih sinyal ECG dari *physionet* diplot oleh penulis agar diperoleh bentuk gelombangnya kemudian diekstraksi fitur RR interval dan durasi QRS setiap 1 menit selama kurang lebih 2 jam pertama untuk semua subjek. Proses ekstraksi fitur data latih dilakukan oleh penulis dengan menggunakan bantuan perangkat lunak Matlab. Berikut sinyal ECG saat diplot ditunjukkan pada Gambar 1.



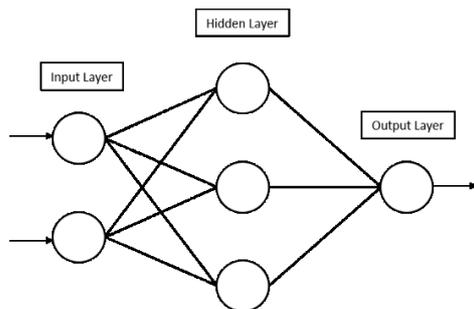
Gambar 1. Bentuk gelombang sinyal ECG

Setelah memperoleh semua nilai ekstraksi tiap fitur RR Interval dan Durasi QRS semua data dikumpulkan menjadi satu. Karena kedua fitur yang digunakan berupa domain waktu yang sama, maka tidak dilakukan normalisasi sebab diasumsikan hasil normalisasi tidak akan mempengaruhi nilai informasi saat fitur memiliki nilai rentang skala yang sama (Editorial Team, 2019). Maka untuk selanjutnya data tersebut akan ditraining dengan metode Neural

Network. Hasil data latih semua subjek setiap 1 menit yang ditraining sejumlah 1080 epoch data, dengan kondisi 470 anotasi normal, sedangkan 686 data lainnya kondisi apnea. Pada data uji akan dilakukan akuisisi data secara langsung untuk subjek normal (dengan validasi berupa kuisisioner bahwa tidak memiliki penyakit tersebut). Pengujian dilakukan dengan sensor ECG AD8232 oleh sistem yang dibuat.

2.2. Neural Network

Algoritma klasifikasi *Neural Network* dibuat untuk dijalankan pada pelatihan data untuk menghasilkan nilai *weight* dan *bias*. Hasil nilai tetap *weight* dan *bias* pelatihan data akan digunakan pada perhitungan klasifikasi *Neural Network* untuk data uji. Perancangan arsitektur algoritma *Neural Network* yang dipergunakan penulis untuk penelitian ini, adalah, pada *input layer* menggunakan 2 neuron, *hidden layer* menggunakan 3 neuron, dan pada *output layer* memakai 1 neuron. Arsitektur *Neural Network* yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur *Neural Network*

Algoritma yang digunakan merupakan *feedforward Neural Network*. Proses pertama harus dilakukan adalah menentukan fungsi aktivasi sigmoid biner, dengan rumus yang dinyatakan pada Persamaan (1).

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1+e^{-(x)}} \quad (1)$$

Berikutnya untuk menghitung nilai setiap node pada *input layer* yang rumus perhitungannya pada Persamaan (2). Hasil node setiap *input layer* yang diperoleh dikalikan dengan fungsi aktivasi lalu masuk pada *hidden layer*, rumus perhitungannya ditampilkan pada Persamaan (3).

$$Z_{net_j} = \sum x_i w_h + b_h \quad (2)$$

$$Z_j = \text{sigmoid}(Z_{net_j}) \quad (3)$$

Pada *hidden layer* dihitung nilai pada node di *output layer* dengan Persamaan (4). Selanjutnya hasil dari *output layer* dikalikan dengan fungsi aktivasi untuk didapatkan nilai output hasil berupa 0 atau 1, nilai tersebut masing masing menandakan anotasi

kelas “Apnea” atau “Normal”. Proses perhitungan nilai output ditunjukkan pada Persamaan (5).

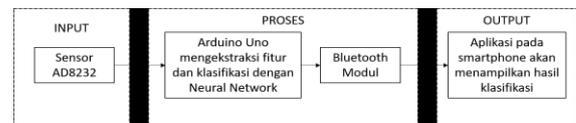
$$y_{net_j} = \sum z_j w_o + b_o \quad (4)$$

$$y = \text{sigmoid}(y_{net_j}) \quad (5)$$

3. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

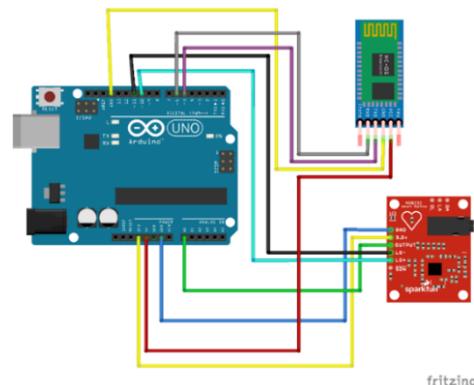
3.1. Perancangan Perangkat Keras

Prinsip kerja sistem yang dibangun adalah untuk mengolah sinyal ECG yang direkam dengan sensor AD8232 sebagai masukan input dari sistem. Saat sensor berhasil mendeteksi sinyal, selanjutnya proses yang dijalankan di Arduino Uno yaitu mengekstraksi masing masing atribut fitur berupa data kuantitatif sebanyak total 2 fitur, yaitu RR interval dan durasi QRS. Dari hasil kedua fitur nilainya digunakan sebagai masukan metode *Neural Network* untuk diklasifikasi. Dengan bantuan modul Bluetooth hasil klasifikasi kelas “Normal” atau “Apnea” dikirimkan ke *smartphone* untuk ditampilkan pada aplikasi. Blok diagram dari sistem yang dibuat ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Blok diagram sistem

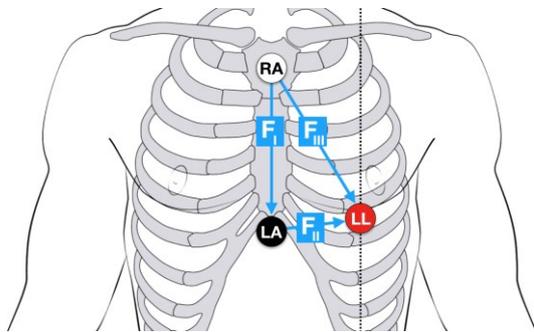
Berdasarkan blok diagram terdapat 3 komponen perangkat keras yang digunakan oleh sistem, yaitu Mikrokontroler Arduino Uno, Sensor ECG AD8232, dan modul Bluetooth HC-05. Masing masing komponen dihubungkan menggunakan kabel *jumper*. Semua komponen yang digunakan sistem dirangkai lalu dimasukkan kedalam kotak plastik yang diberi lubang untuk kabel USB untuk meghubungkan Arduino Uno dengan sumber *power* dan kabel *jack* 3,5 mm untuk menyambungkan elektroda dengan sensor AD8232. Berikut skematik rangkaian perangkat keras dari sistem ditunjukkan Gambar 4.



Gambar 4. Rangkaian skematik perangkat keras

3.2. Perancangan Penempatan Elektroda

Sebanyak tiga buah elektroda digunakan untuk dipasangkan pada bagian dada tubuh seorang individu. Pemilihan letak pemasangan elektroda dipilih berdasarkan referensi teori *Fontaine bipolar precordial leads* (F-ECG) agar memaksimalkan sensitivitas deteksi gelombang epsilon, dengan tiga leads (FI, FII, FIII) (Buttner & Cadogan, 2022). Elektroda warna merah diletakkan pada dada atas tengah sesuai pada titik RA, untuk warna kuning diletakkan pada tengah bawah tulang rusuk terakhir sesuai pada titik LA. Sedangkan warna hijau diletakkan pada bawah dada sebelah kanan sejajar dengan elektroda warna biru seperti pada titik LL. Gambar 5 menunjukkan ilustrasi penempatan elektroda dengan F-ECG pada tubuh.



Gambar 5. Ilustrasi penempatan elektroda

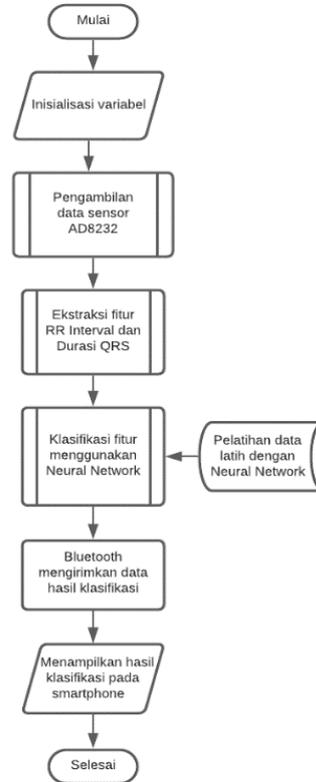
3.3. Perancangan Perangkat Lunak

Pada perancangan perangkat lunak sistem dibangun ditentukan oleh kebutuhan fungsionalnya, yaitu mencakup inisialisasi variabel, pendeteksian dan pemrosesan sinyal ECG hasil pengambilan data oleh sensor. Kemudian mengekstraksi fitur RR interval dan durasi QRS. Selanjutnya data nilai kedua fitur diklasifikasi dengan metode *Neural Network*, dan hasilnya keluarannya ditampilkan pada aplikasi *smartphone* dengan bantuan konektivitas Bluetooth. Diagram alir proses jalannya sistem ditampilkan pada Gambar 6.

Setelah menginisialisasi variabel yang dibutuhkan, sistem akan melakukan proses pendeteksian dan pengambilan data dengan sensor AD8232. Ketika sensor mendeteksi aktivitas listrik pada jantung, data sinyal diproses melalui filter Eksponensial. Filter digital eksponensial digunakan sebab memerlukan lebih sedikit RAM dan serbaguna karena diprogram dan dapat langsung diuji. Keunggulan filter digital secara software yaitu flexible, penerapan luas, dan tidak ada masalah eksternal seperti suhu, keausan, dll (Miller, 2020). Hasil dari filter sinyal ECG ditampilkan pada *serial monitor* Arduino. Gambar 7 menampilkan diagram alir pengambilan data sensor.

Saat Sinyal ECG terdeteksi dilakukan pemfilteran dengan filter Eksponensial untuk menghilangkan *noise* dan interferensi pada sinyal.

Perhitungan filter eksponensial ditunjukkan pada Persamaan (6).



Gambar 6. Perancangan program sistem



Gambar 7. Diagram alir pengambilan data sensor

$$Y_n = w * X_n + (1 - w) * Y_{n-1} \quad (6)$$

Nilai keluaran filter eksponensial diwakili oleh variabel Y_n , lalu variabel w konstanta *smoothing* dengan nilai antara 0-1, dan nilai $w = 0.5$ merupakan nilai dengan keluaran gelombang terbaik. variabel X_n adalah nilai aktual input, dan variabel Y_{n-1} adalah umpan balik eksponensial filter sebelumnya. Perbandingan bentuk gelombang sebelum dan sesudah difilter ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Perbandingan sinyal ECG

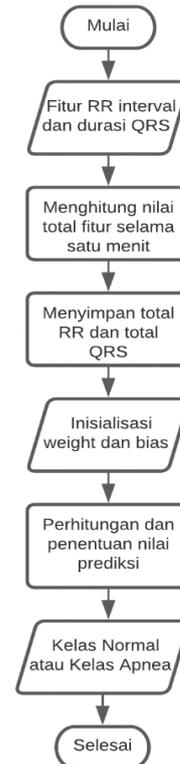
Proses selanjutnya adalah ekstraksi fitur RR interval dan durasi QRS. Berdasarkan sinyal ECG yang telah difilter, dilakukan proses pencarian titik Q, R dan S untuk memperoleh fitur yang digunakan sistem akan menyimpan nilai waktu dan amplitudo setiap titik sebanyak periode buffer yang ditentukan. Pertama mencari titik puncak R karena merupakan titik tertinggi. Dengan cara menentukan nilai *threshold* sebesar 500 sebagai ambang batas untuk mencari titik puncak, saat nilai amplitudo lebih besar dari *threshold* maka titik tersebut adalah titik puncak R. Selanjutnya sistem melakukan perulangan dengan membandingkan setiap masing masing nilai amplitudo yang terletak sebelum titik R. Perulangan berhenti dilakukan saat ditemukan kondisi titik dengan nilai amplitudo terkecil dibanding titik sebelum dan setelah, nilai tersebut yang menjadi nilai titik Q. Kemudian sistem melakukan pencarian nilai S yaitu mencari titik setelah titik R dengan nilai amplitudo yang lebih kecil dari amplitudo pada titik selanjutnya. Setelah ketiga titik Q, R, ditemukan akan dilakukan perhitungan nilai fitur masing masing dengan perhitungan pada Persamaan (7) dan (8).

$$RR\ Interval = R_{waktu(i+1)} - R_{waktu(i)} \quad (7)$$

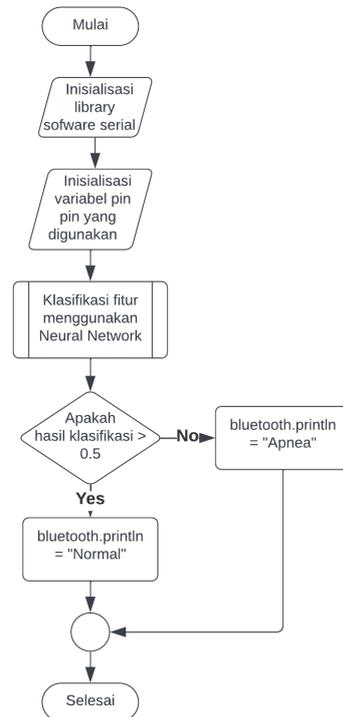
$$Durasi\ QRS = S_{waktu} - Q_{waktu} \quad (8)$$

Setelah mendapatkan nilai masing masing fitur, sistem akan kembali mengulangi pencarian titik pada siklus berikutnya sampai dengan waktu 1 menit. Nilai semua fitur yang diperoleh pada semua siklus selama waktu 1 menit akan ditotal nilai masing masing fitur dan disimpan pada variabel total RR dan total QRS. Kedua variabel tersebut yang akan menjadi masukan klasifikasi *Neural Network* dan diagram alirnya akan ditampilkan pada Gambar 9.

Neural Network. Proses perhitungan yang pertama menghitung setiap node pada *input layer* menuju ke *hidden layer* sesuai dengan Persamaan 2 dan 3. Hasil nilai node di *hidden layer* akan diteruskan pada *output layer* dengan Persamaan 4, lalu untuk memperoleh nilai *output* berupa dilakukan perkalian dengan fungsi aktivasi sesuai dengan Persamaan Nilai *weight* dan *bias* yang diperoleh dari pelatihan data latih akan diinisialisasi lalu dilakukan proses perhitungan 5. Hasil keluaran *output* dikirimkan oleh modul Bluetooth ke aplikasi di *smartphone* yang ditunjukkan pada diagram alir Gambar 10.



Gambar 9. Diagram alir klasifikasi neural network



Gambar 10. Diagram alir pengiriman bluetooth

3.4. Implementasi Perangkat Keras

Pada gambar 11 hasil keseluruhan dari implementasi perangkat keras sistem yang dikerjakan. Komponen Arduino Uno, sensor AD8232, dan modul Bluetooth telah dirangkai dengan kabel *jumper*. Arduino Uno telah

disambungkan kabel USB dan sensor AD8232 disambungkan dengan kabel *jack* 3.5 mm.



Gambar 11. Implementasi sistem

3.5. Implementasi Pemasangan Elektroda

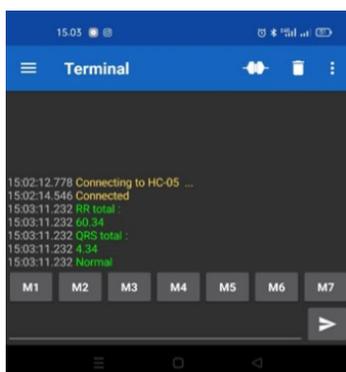
Setelah sistem telah selesai dirangkai dan akan dijalankan, selanjutnya pada kabel *jack* sensor ECG dipasang dengan 3 buah elektroda. Letak penempatan elektroda di tubuh subjek penelitian menggunakan teori F-ECG dengan 3 buat leads. Hasil implementasi penempatan elektroda pada seorang individu ditunjukkan pada Gambar 12.



Gambar 12. Implementasi penempatan elektroda

3.6. Implementasi Perangkat Lunak

Sistem siap dijalankan ketika elektroda telah terpasang dengan benar. Program pada Arduino dirunning untuk menjalankan sistem. Hasil nilai kedua fitur akan keluar setelah proses ekstraksi fitur selama satu menit. Selanjutnya hasil klasifikasi *Neural Network* dikirim dengan Bluetooth dan muncul pada aplikasi Serial Bluetooth Monitor di *smartphone*. Implementasi aplikasi menampilkan hasil keluaran sistem dengan pengiriman data Bluetooth ditampilkan pada Gambar 13



Gambar 13. Implementasi hasil output

4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

4.1. Pengujian Sensor ECG AD8232

Pengujian pembacaan sensor ECG AD8232 dilangsungkan agar mengetahui dan menilai hasil kecakapan kinerja sensor dalam membaca sinyal ECG. Pengujian ini membandingkan nilai BPM perhitungan sensor yang menghitung banyak titik puncak R selama 10 detik lalu dikalikan 6, dengan nilai BPM yang dihitung pada aplikasi *smartphone*. Presentase nilai error kemudian ditentukan dengan rumus MAPE yang ditunjukkan pada Persamaan (9).

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \times 100\% \tag{9}$$

Tabel 1. Hasil Pengujian Sensor AD8232

No	BPM Aplikasi	BPM Sensor AD8232	Error(%)
1	74	78	5.4%
2	70	66	5.71%
3	81	78	3.7%
4	84	84	0%
5	57	54	5.26%
6	54	54	0%
7	72	66	8.33%
8	78	75	3.85%
9	70	72	2.86%
10	87	84	3.45%
MAPE =			3.85%

Pada tabel 1 menunjukkan hasil pengujian dengan total sebanyak 10 percobaan dan nilai *error* tiap percobaan dihitung lalu diakumulasi rata rata *error* semua percobaan dengan hasil 3.85%. Dari hasil percobaan tersebut dapat diartikan bahwa akurasi kinerja sensor AD8232 bernilai 96.15%.

4.2. Pengujian Akurasi Ketepatan Titik

Pada hasil sinyal ECG sistem akan diuji akurasi pendeteksian titiknya. Metode pengujian ini menentukan, menilai dan memvalidasi hasil dari ketepatan sistem mengenali titik Q, R, dan S pada sinyal ECG dengan baik. Pengujian dilakukan dengan membandingkan nilai perhitungan kedua fitur RR Interval dan Durasi QRS. Pada perhitungan manual menghitung nilai kedua fitur secara manual berdasarkan gelombang sinyal ECG, sedangkan perhitungan program adalah hasil nilai perhitungan kedua fitur dengan program Arduino dari sistem yang dibuat. Untuk menentukan akurasi dilakukan 5 kali percobaan perbandingan, lalu dihitung nilai error menggunakan MAPE sesuai Persamaan 9, seperti terlihat pada Tabel 2.

Pada tabel 2 menunjukkan hasil pengujian dari 5 percobaan dan nilai *error* tiap percobaan dihitung lalu diakumulasi rata rata *error* semua percobaan dengan hasil 2.76%. Dari hasil percobaan tersebut dapat diartikan bahwa akurasi ketepatan titik pada sinyal ECG bernilai 97.23%.

Tabel 2. Hasil Pengujian Akurasi Ketepatan Titik

No	Perhitungan Manual		Perhitungan Program		Error (%)
	RR	Durasi	RR	Durasi	
	Interval	QRS	Interval	QRS	
1	59.94	4.86	60.03	4.79	1.18
2	60.47	3.65	59.98	3.59	2.45
3	60.56	5.32	60.17	5.21	2.71
4	60.05	4.83	59.79	5.01	4.15
5	59.12	6.37	59.88	6.5	3.32
MAPE =					2.76%

4.3. Pengujian Akurasi Neural Network

Pengujian model Klasifikasi *Neural Network* dibuat untuk melihat dan mengetahui nilai akurasi ketepatan dari metode *Neural Network* dalam proses dari klasifikasi fitur. Klasifikasi dilakukan pada 18 set data uji, yang terbagi menjadi 9 data pasien dengan gangguan tidur CSA, dan 9 data kondisi normal. Setelah dilakukan pengujian diperoleh hasil model confusion matrix nya dimana positive (1) adalah kelas Normal, sedangkan kelas negative (0) kelas Apnea, ditunjukkan seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Model Confusion Matrix Klasifikasi Neural Network

Keterangan	Jumlah
Data Uji	18
TP (<i>True Positive</i>)	7
TN (<i>True Negative</i>)	8
FP (<i>False Positive</i>)	1
FN (<i>False Negative</i>)	2
Akurasi Klasifikasi Neural Network	83.3%

Berdasarkan Tabel 3 model confusion matrix berdasarkan hasil pengujian klasifikasi *Neural Network*. Hasil pengujian 18 data uji dimana pada 9 orang kelas Normal, terdapat 2 kelas yang diprediksi negative normal (FN) atau tidak sesuai dengan kelas asli, dan sisanya 7 kelas positive normal sesuai kelas asli (TP). Pada 9 kelas Apnea model memprediksi 1 kelas positif normal (FP) atau tidak sesuai dengan kelas asli, dan sisanya 8 kelas negative normal (TN) sesuai kelas asli. Merujuk pada hasil model kemudian dihitung presentase nilai akurasi metode *Neural Network* diperoleh sebesar 83,3%, dengan perhitungan rumus pada Persamaan 10 berikut.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (10)$$

Hasil model confusion matriks dari metode klasifikasi *Neural Network* setelah dihitung nilai akurasinya, kemudian dilakukan perhitungan nilai Precision, Recall, dan F1-Score. Precision untuk menggambarkan tingkat keakuratan data yang diminta dengan hasil prediksi, Recall dihitung untuk menggambarkan kesuksesan dari model dalam mengambil kembali informasi, dan terakhir F1-Score digunakan sebagai *harmonic mean* atau menunjukkan apakah model klasifikasi memiliki hasil precision dan recall yang baik. Hasil nilai perhitungan tiga variabel tersebut dan akurasi ditunjukkan dalam *Performance Metrics* pada Tabel 4.

Tabel 4. Performance Metrics

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Normal	0.875	0.777	0.823	9
Apnea	0.8	0.888	0.841	9
Accuracy			0.833	18

Hasil dari nilai perhitungan ketiga variabel tersebut juga digunakan sebagai acuan lain ketepatan, kelengkapan dan seberapa baik hasil klasifikasi. Berikut rumus perhitungan Precision, Recall dan F1-Score ditunjukkan pada Persamaan 11, 12, dan 13.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (11)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (12)$$

$$\frac{1}{F1} = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall} \right) \quad (13)$$

4.4. Pengujian Waktu Komputasi Klasifikasi

Pengujian waktu komputasi bertujuan untuk mengetahui berapa waktu yang diperlukan saat proses klasifikasi *Neural Network*, juga harus efisien agar tidak berdampak kepada proses perhitungan menit berikutnya, sebab proses ekstraksi fitur dilakukan dan ditampilkan secara *real time* setiap menitnya. Pengujian waktu komputasi dilakukan pada 18 data uji, serta menghitung rata-rata untuk mengetahui kecepatan rata rata waktu komputasi metode klasifikasi, yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Kecepatan Waktu Komputasi

Data Uji Ke-	Waktu Komputasi
1	46 ms
2	47 ms
3	42 ms
4	53 ms
5	45 ms
6	45 ms
7	43 ms
8	49 ms
9	47 ms
10	43 ms
11	47 ms
12	51 ms
13	43 ms
14	45 ms
15	42 ms
16	46 ms
17	47 ms
18	51 ms
Rata-rata Waktu	46.22 ms

Perhatikan Tabel 5 diatas menampilkan hasil pengujian waktu komputasi, dari 18 data uji. Semua nilai waktu komputasi pengujian ditotal lalu dibagi dengan jumlah data uji untuk diperoleh nilai rata-rata yaitu sebesar 46.22 ms.

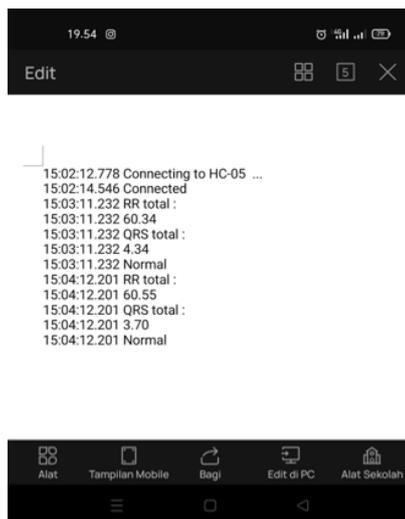
4.5. Pengujian Bluetooth dan Fungsionalitas Aplikasi

Pengujian modul Bluetooth HC-05 dilakukan untuk mengetahui keberhasilan pengiriman data dan fungsionalitas aplikasi untuk menampilkan dan dapat menyimpan hasil data pada *smartphone*. Pada Tabel 6 berikut akan menampilkan keberhasilan koneksi Bluetooth pada semua data uji yang dilakukan.

Tabel 6. Hasil Pengujian Modul Bluetooth HC-05

Data Uji Ke-	Data Terkirim dan Ditampilkan	
	Ya	Tidak
1	Ya	-
2	Ya	-
3	Ya	-
4	Ya	-
5	Ya	-
6	Ya	-
7	Ya	-
8	Ya	-
9	Ya	-
Presentase Keberhasilan		100%

Semua data uji modul Bluetooth HC-05 berhasil terkirim dan ditampilkan pada aplikasi *smartphone* dengan presentase kesuksesan yang diraih sebesar 100%. Keberhasilan konektivitas modul Bluetooth mengirimkan nilai ekstraksi fitur dan kelas klasifikasi pada aplikasi di *smartphone* ditunjukkan pada Gambar 13. Hasil yang ditampilkan dapat disimpan dalam format *file txt*, yang dapat dilihat pada *file manager* pada *smartphone*. Berikut pada Gambar 14 menampilkan isi dari *file* yang disimpan, dimana data yang tersimpan berisi sama seperti yang ditampilkan pada aplikasi.



Gambar 14. Hasil deteksi setelah disimpan

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil semua pengujian, dapat disimpulkan bahwa sistem pendeteksi CSA dengan Arduino Uno dan sensor AD8232 dapat mendeteksi dan memproses data sinyal jantung dengan baik. Akurasi sensor AD8232 adalah 96.15%, sedangkan

hasil akurasi ketepatan titik pada sinyal ECG adalah 97.23%. Hasil kinerja dari klasifikasi metode *Neural Network* diperoleh sebesar 83.3% dengan waktu komputasi rata-rata 46.44 ms. Selain itu keluaran sistem melalui modul Bluetooth pada aplikasi *smartphone* dapat bekerja secara efisien dengan presentase tingkat keberhasilan 100%. Hasil data yang ditampilkan dapat disimpan dan nilainya tetap sama untuk digunakan kemudian.

Saran untuk proses mengembangkan penelitian ini lebih lanjut adalah penggunaan sensor yang lebih unggul agar letaknya lebih mudah dijangkau dan praktis. Penambahan subjek data yang lebih spesifik dan parameter pengujian agar sistem dapat mempelajari dan mengkaji lebih lanjut dalam mendeteksi penyakit Central Sleep Apnea.

DAFTAR PUSTAKA

- ABIODUN, O. I., JANTAN, A. & OMOLARA, A. E., 2018. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, 4(11).
- ARIKAWA, T. et al., 2019. Clinical Usefulness of New R-R Interval Analysis Using Heart Rate Sensor WHS-1 to Identify Sleep Apnea Syndrome (SAS). *Circulation*, Volume 140.
- AURORA, R. N. et al., 2012. The Treatment of Central Sleep Apnea Syndromes in Adults: Practice Parameters with an Evidence-Based Literature Review and Meta-Analyses. *SLEEP*, 35(1), pp. 17-40.
- BENISEK, A., 2021. *WebMD*. [Online] Available at: <https://www.webmd.com/sleep-disorders/sleep-apnea/sleep-apnea> [Accessed 1 March 2022].
- BUTTNER, R. & CADOGAN, M., 2022. *LITFL - Life in the Fast Lane*. [Online] Available at: <https://litfl.com/fontaine-lead/> [Accessed 27 03 2022].
- CULEBRAS, A. & ANWAR, S., 2018. Sleep Apnea is a Risk Factor for Stroke and Vascular Dementia. *Curr Neurol Neurosci Rep*.
- EDITORIAL TEAM, 2019. *Towards AI*. [Online] Available at: <https://towardsai.net/p/data-science/how-when-and-why-should-you-normalize-standardize-rescale-your-data-3f083def38ff> [Accessed 18 10 2022].
- FAHRUZI, I., PURNAMA, I. K. E. & PURNOMO, M. H., 2020. Asesmen ECG-Apnea Satu Sadapan untuk Peningkatan Akurasi Klasifikasi Gangguan Tidur Berdasarkan AdaBoost. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi | Vol. 9, No. 2*, pp. 196-204.
- HASIBUAN, R. K. & HASNA, J. A., 2021. Gambaran Kualitas Tidur pada Lansia dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya di Kecamatan Kayangan, Kabupaten Lombok.

- Jurnal Kedokteran dan Kesehatan*, 17(2), pp. 187-195.
- HUNG, P. D., 2018. Detection of Central Sleep Apnea Based on a Single-Lead. *ICBRA '18: Proceedings of the 2018 5th International Conference on Bioinformatics Research and Applications*, pp. 78-83.
- MILLER, S., 2020. Analog vs. Digital Filtering of Data. *ECE Senior Capstone Project*.
- PILLAR, G. et al., 2020. Detecting central sleep apnea in adult patients using WatchPAT—a multicenter validation study. *Sleep and Breathing*, Volume 24, pp. 387-398.
- SAYIN, M. R. et al., 2015. Presence of Fragmented QRS Complexes in Patients with. *Chinese Medical Journal*, 128(16), pp. 2141-2146.
- SETIAWIDAYAT, S., 2020. Penentuan Posisi Awal dan Akhir Gelombang ECG tiap Siklus Menggunakan Algoritma PQRST. *Conference on Innovation Application of Science and Technology (CIASTECH)*, pp. 589-696.

Halaman ini sengaja dikosongkan