

Sistem Pendeteksi *Premature Ventricular Contraction* Berbasis *K-Nearest Neighbors* Menggunakan Elektrokardiograf Portabel

1st Zaidan Fitra Baihaqi

Universitas Telkom

SI Teknik Elektro

Bandung, Indonesia

zaidanfitra@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Dr. Estananto, S.T., M.Sc.

Universitas Telkom

SI Teknik Elektro

Bandung, Indonesia

estananto@telkomuniversity.ac.id

3rd Dr. Muhammad Ary Murti, S.T., M.T.

Universitas Telkom

SI Teknik Elektro

Bandung, Indonesia

arymurti@telkomuniversity.ac.id

Premature Ventricular Contraction (PVC) merupakan jenis aritmia yang ditandai dengan kompleks *QRS* yang melebar lebih dari 120 ms tanpa disertai gelombang *P*. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem portabel untuk merekam sinyal EKG dan menerapkan algoritma *K-Nearest Neighbors (KNN)* guna mendeteksi *PVC*. Sistem dirancang menggunakan sensor *ADS1293* dan mikrokontroler *ESP32* yang mengirimkan data EKG ke aplikasi mobile untuk dianalisis. Hasil pengujian menunjukkan sinyal EKG yang terekam memiliki kualitas baik dan heart rate yang sesuai dengan alat referensi. Model *KNN* yang dilatih menggunakan data *MIT-BIH* menghasilkan akurasi 92,85% dan *F1-score* 0,93. Sistem juga berhasil diterapkan pada aplikasi mobile untuk memvisualisasikan hasil deteksi. Meskipun belum divalidasi secara klinis, sistem ini telah berfungsi sesuai tujuan dan dapat dikembangkan lebih lanjut untuk klasifikasi secara real-time.

Kata kunci— Elektrokardiogram (EKG), Aritmia, *Premature Ventricular Contraction (PVC)*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*

I. PENDAHULUAN

Sebuah evaluasi membuktikan bahwa 17,9 juta orang meninggal karena penyakit kardiovaskular pada tahun 2019, yang mengindikasikan 32% dari semua kematian global [1]. Aritmia adalah suatu kondisi yang ditandai dengan ritme jantung yang tidak teratur, di mana jantung berdetak tidak terkoordinasi [2], [3]. Salah satu jenis aritmia dengan gejala seperti pusing, jantung berdebar, dan sesak nafas adalah *Premature Ventricular Contraction (PVC)*. Orang yang mengalami *PVC* membutuhkan penanganan medis yang cepat dan lebih lanjut [4], [5]. Elektrokardiogram (EKG) jangka panjang lebih signifikan secara klinis untuk diagnosis *PVC*. Namun, pembacaan sinyal EKG hanya dapat dilakukan di rumah sakit, memakan waktu, dan sulit bagi ahli jantung untuk menganalisis banyak EKG jangka panjang [2], [6].

J. Yu, et al. dalam penelitiannya menggunakan model yang didasarkan pada *one-dimensional convolutional neural network (CNN)*, memperoleh akurasi sebesar 99,64% untuk *MIT-BIH arrhythmia database* [6]. Y. Jung dan H. Kim dalam penelitiannya mengusulkan metode pemantauan EKG baru untuk mendeteksi *PVC* menggunakan prosedur pengendalian proses statistik berbasis wavelet dan

memperoleh akurasi sebesar 97,6% [7]. H. M. Mohamad, et al. dalam penelitiannya mengusulkan deteksi *PVC* berdasarkan metode *Tunable Q-Factor Wavelet Transform (TQWT)*. Sinyal yang dianalisis menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*, dan *Artificial Neural Network (ANN)* memperoleh akurasi sebesar 97,81% [8].

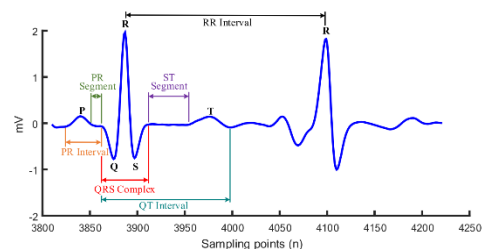
Keterbatasan alat deteksi *PVC* saat ini menjadi tantangan dalam mendiagnosis dan memantau kondisi jantung, terutama di wilayah dengan akses terbatas ke fasilitas kesehatan. Alat yang ada saat ini cenderung kurang portabel dengan volume lebih dari 200 cm³, dan memerlukan analisis yang kompleks. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang sederhana dan portabel untuk mendeteksi *PVC* secara cepat. Penelitian ini bertujuan untuk menghadirkan solusi tersebut melalui sistem mendeteksi *PVC* menggunakan elektrokardiograf portabel.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem yang mampu mengukur EKG menggunakan elektrokardiograf portabel dan menerapkan metode *KNN* untuk mengenali aritmia jenis *PVC* berdasarkan data EKG.

II. KAJIAN TEORI

A. Elektrokardiogram

Elektrokardiogram (EKG) adalah salah satu sinyal fisiologis utama yang dihasilkan oleh aktivitas jantung. EKG memberikan representasi grafis dari aktivitas listrik jantung dan berfungsi sebagai alat penting untuk mendiagnosis berbagai penyakit jantung [9].



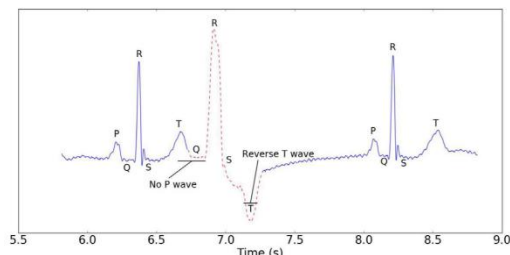
GAMBAR 1 (Sinyal EKG) [9]

Rekaman EKG khas menampilkan urutan gelombang berulang, seperti gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T, yang masing-masing mencerminkan proses depolarisasi atrium, depolarisasi ventrikel, dan repolarisasi ventrikel. Pada kondisi normal, gelombang P berdurasi antara 0,08 hingga 0,11 detik, kompleks QRS berdurasi 0,06 hingga 0,10 detik, dan gelombang T berdurasi sekitar 0,05 hingga 0,25 detik [9].

B. Aritmia

Pola detak jantung, yang dikenal sebagai irama jantung, merupakan indikator klinis penting untuk menilai fungsi jantung [6]. Aritmia merupakan gangguan irama jantung yang terjadi akibat aktivitas listrik jantung yang tidak normal [10]. Irama jantung abnormal ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk penyakit jantung, ketidakseimbangan elektrolit, atau perubahan jaringan jantung [11].

Salah satu jenis aritmia adalah PVC. PVC terjadi akibat kontraksi ventrikel yang terjadi lebih awal dari seharusnya, sehingga mengganggu aktivitas elektrik dan mekanik jantung [1]. Pada EKG, PVC ditunjukkan oleh kompleks QRS yang berbentuk tidak normal, lebih lebar dari 120 ms, dengan gelombang T yang lebih besar dari biasanya. Selain itu, PVC sering kali menyebabkan peningkatan interval RR dan ketiadaan gelombang P [1], [8].



GAMBAR 2 (Sinyal EKG normal vs PVC) [7]

Pada GAMBAR 2, EKG normal ditunjukkan dengan garis berwarna biru sedangkan PVC ditunjukkan dengan garis merah putus-putus [7].

C. K-Nearest Neighbors

Algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) mengklasifikasikan sampel uji yang tidak berlabel berdasarkan mayoritas sampel serupa yang paling dekat dengan sampel uji. Algoritma ini termasuk dalam kategori algoritma *lazy learning* karena tidak melakukan pelatihan model secara eksplisit. Jarak antara sampel uji dan sampel latih dihitung dengan menggunakan fungsi jarak [12]. Fungsi jarak yang paling umum adalah *Euclidean distance* yang biasa digunakan untuk mengukur jarak di dunia nyata [13].

$$d_{Euclidean}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

dimana:

n = Jumlah dimensi atau fitur

x_i = Koordinat pada dimensi ke- i untuk sampel x

y_i = Koordinat pada dimensi ke- i untuk sampel y

Jumlah tetangga yang digunakan untuk mengklasifikasikan sampel uji direpresentasikan sebagai k .

Nilai k ganjil sangat disarankan untuk meminimalisir kemungkinan seri dalam klasifikasi [14].

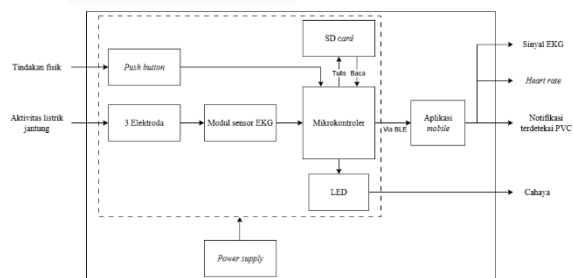
III. METODE

Penelitian ini dilakukan secara bertahap mulai dari pengumpulan informasi hingga evaluasi sistem secara menyeluruh. Tahap pertama dimulai dengan studi literatur untuk memahami dasar-dasar sinyal EKG, jenis aritmia jantung seperti PVC, serta algoritma yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi. Setelah itu, dilakukan perancangan dan pembuatan perangkat EKG portabel yang mampu merekam sinyal jantung manusia. Data yang diperoleh diuji kualitasnya untuk memastikan bahwa sinyal yang dihasilkan cukup stabil, jelas, dan sesuai dengan karakteristik fisiologis sinyal EKG pada umumnya.

Data sinyal EKG yang telah direkam kemudian diolah untuk mengambil informasi penting dari setiap denyut jantung. Informasi ini digunakan untuk membedakan antara denyut normal dan denyut yang mengindikasikan adanya PVC. KNN diterapkan untuk mengenali pola-pola tersebut. Setelah model berhasil dibuat dan diuji, proses selanjutnya adalah mengintegrasikan sistem ke dalam aplikasi mobile. Aplikasi ini digunakan untuk menghubungkan perangkat EKG melalui koneksi nirkabel.

Sebagai tahap akhir, dilakukan evaluasi terhadap performa sistem secara keseluruhan. Evaluasi ini meliputi kualitas sinyal EKG dari perangkat, keakuratan model dalam melakukan klasifikasi, dan fungsi aplikasi dalam menampilkan hasil dengan baik.

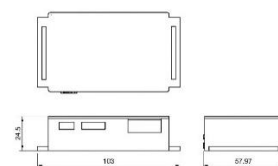
A. Desain Sistem



GAMBAR 3 (Diagram blok sistem)

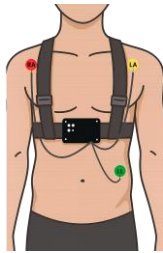
Sistem yang dirancang terdiri dari beberapa komponen utama yang saling terintegrasi. Tiga buah elektroda digunakan untuk menangkap aktivitas listrik jantung pengguna. Sinyal listrik ini kemudian dilakukan pengondisian oleh modul sensor EKG untuk menghilangkan *noise* atau gangguan yang dapat memengaruhi keakuratan data sinyal elektrokardiogram (EKG). Sinyal listrik yang telah dilakukan pengondisian selanjutnya dikirim ke aplikasi *mobile* oleh mikrokontroler melalui *Bluetooth Low Energy* (BLE).

B. Desain Perangkat Keras

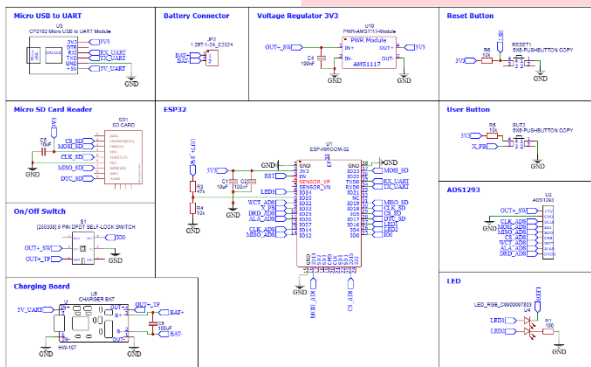


GAMBAR 4 (Desain perangkat keras)

GAMBAR 4 menunjukkan desain dan ukuran casing EKG portabel. Ukuran tersebut telah menyesuaikan dengan ukuran komponen yang ada di dalamnya. Alat ini dapat dipakai dengan cara mengikatkannya ke dada pengguna menggunakan tali karet berukuran 3,8 cm yang diselipkan pada sisi kanan dan kiri casing.



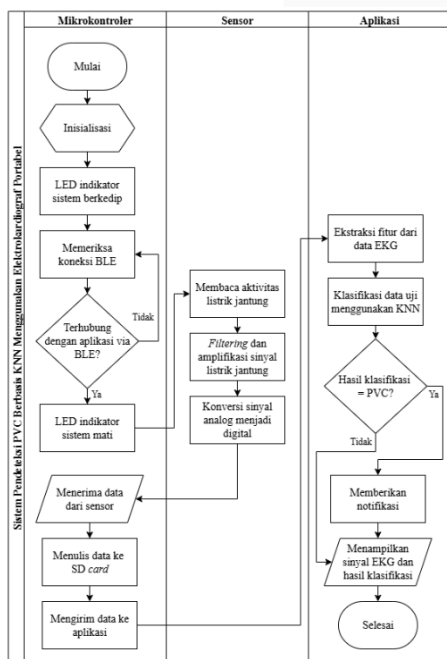
GAMBAR 5 (Ilustrasi pemakaian alat)



GAMBAR 6 (Diagram skematik)

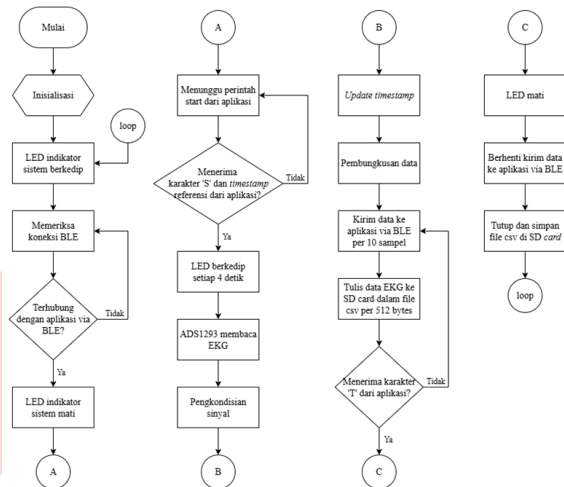
GAMBAR 6 menunjukkan hubungan fungsional antar komponen dalam EKG portabel. Komponen-komponen tersebut antara lain *micro-USB* to *UART*, konektor baterai, regulator tegangan, tombol *reset*, *micro-SD card reader*, *ESP32*, tombol, *switch on/off*, *ADS1293*, modul *charger*, dan *LED*.

C. Desain Perangkat Lunak



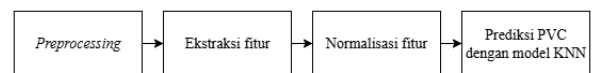
GAMBAR 7 (Swim lane diagram sistem)

GAMBAR 7 menunjukkan *swim lane* diagram yang menggambarkan alur sistem perangkat lunak pada sistem deteksi PVC berbasis KNN menggunakan EKG portabel. Diagram ini dibagi menjadi tiga komponen utama, yaitu mikrokontroler, sensor, dan aplikasi, yang masing-masing menunjukkan alur proses sesuai dengan peran komponen tersebut.



GAMBAR 8 (Flowchart mikrokontroler)

GAMBAR 8 menunjukkan flowchart perangkat lunak yang berjalan pada mikrokontroler dalam sistem deteksi PVC.



GAMBAR 9 (Alur prediksi data EKG)

GAMBAR 9 menunjukkan alur proses prediksi PVC menggunakan algoritma KNN. Proses dimulai dari tahapan *preprocessing* sinyal EKG, ekstraksi fitur, normalisasi fitur, hingga prediksi PVC dengan model KNN.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian Sinyal EKG

1. Hasil uji *sampling rate*

Untuk mengetahui apakah perangkat bekerja sesuai dengan konfigurasi *sampling rate* 267 Hz, data EKG direkam selama beberapa detik dan dihitung selisih waktu antar data.

TABEL 1 (Pengujian *sampling rate*)

Nomor Data	Rata-rata selisih waktu antar data (ms)
Data 1	3,74989
Data 2	3,74985
Data 3	3,74983
Data 4	3,74986
Data 5	3,74985
Data 6	3,74982
Data 7	3,74989
Data 8	3,74989
Data 9	3,74985
Data 10	3,74984
Data 11	3,74983
Data 12	3,74987
Data 13	3,74984
Data 14	3,74989
Data 15	3,74984
Rata-rata	3,75

Berdasarkan TABEL 1, rata-rata selisih waktu antar data adalah sebesar 3,75 ms, yang sangat mendekati nilai teoritis dari periode atau resolusi waktu dari *sampling rate* 267 Hz, yaitu:

$$T = \frac{1}{f} = \frac{1}{267} \approx 0,003745 \text{ detik} = 3,745 \text{ ms} \quad (2)$$

dimana:

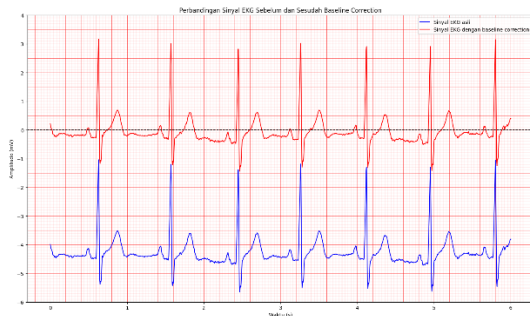
T = Periode / resolusi waktu (s)

f = Frekuensi sampling / *sampling rate* (Hz)

Selisih yang sangat kecil ini (sekitar 0,005 ms) menunjukkan bahwa sistem telah berjalan dengan akurasi waktu yang sangat baik.

2. Hasil uji rentang amplitudo

Setelah data sinyal dikoreksi *baseline*-nya menggunakan metode *mean subtraction* [15], dihitung nilai amplitudo minimum dan maksimum dari sinyal untuk mendapatkan rentang amplitudo. Nilai ini dibandingkan dengan standar sinyal EKG klinis dan *database* seperti MIT-BIH *Arrhythmia Database*.



GAMBAR 10 (Sebelum dan sesudah *baseline correction*)

Sinyal berwarna biru merupakan sinyal EKG asli dari perangkat EKG portabel. Dapat dilihat bahwa sinyal tersebut tidak mengambang di sekitar nol, melainkan pada daerah negatif. Sinyal berwarna merah merupakan sinyal yang telah dilakukan *baseline correction* sehingga *offset* dihilangkan dan *baseline* berada pada nol.

Setelah *baseline correction* dilakukan, sinyal EKG yang telah berada di sekitar *baseline* nol kemudian digunakan untuk perhitungan rentang amplitudo.

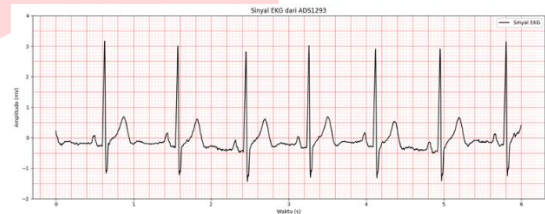
TABEL 2 (Pengujian rentang amplitudo)

Nomor Data	Amplitudo Minimum (mV)	Amplitudo Maksimum (mV)	Rentang Amplitudo (mV)
Data 1	-1,48	3,31	4,79
Data 2	-1,61	3,26	4,87
Data 3	-1,40	3,26	4,66
Data 4	-1,35	3,21	4,56
Data 5	-1,51	3,45	4,96
Data 6	-1,22	3,21	4,43
Data 7	-1,33	3,21	4,5
Data 8	-1,33	3,37	4,7
Data 9	-1,32	3,21	4,53
Data 10	-1,32	3,16	4,48
Data 11	-1,31	3,14	4,45
Data 12	-1,34	3,22	4,56
Data 13	-1,33	3,24	4,57
Data 14	-1,24	3,13	4,37
Data 15	-1,22	3,19	4,41
Rata-rata	-1,35	3,24	4,59

Secara umum, sinyal EKG normal pada manusia memiliki amplitudo gelombang P, QRS, dan T yang berada pada kisaran 0,25 mV hingga 1,60 mV [16]. Namun, karena adanya variasi fisiologis dan kebutuhan penguatan sinyal, sistem EKG profesional dan *database* seperti MIT-BIH *Arrhythmia Database* mencatat rentang sinyal yang dapat mencapai lebih dari ± 3 mV pada beberapa kasus. Oleh karena itu, rentang amplitudo sebesar $\pm 4,59$ mV (sekitar $-1,35$ mV hingga 3,24 mV) yang ditunjukkan pada perangkat ini masih sangat sesuai dan layak untuk digunakan dalam analisis sinyal EKG, termasuk untuk deteksi gangguan ritme seperti PVC.

3. Filtering

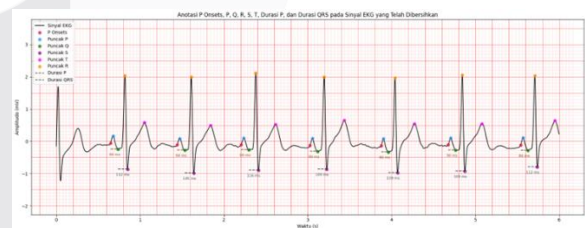
Sinyal EKG yang diperoleh dari perangkat portabel telah melewati proses *filtering* internal yang disediakan oleh chip ADS1293. Filter ini berfungsi untuk menghilangkan *noise* frekuensi tinggi serta mereduksi gangguan seperti interferensi listrik dan artefak pergerakan. Dengan demikian, sinyal yang dihasilkan lebih bersih dan layak untuk dianalisis lebih lanjut, terutama untuk proses klasifikasi aritmia seperti deteksi PVC.



GAMBAR 11 (Sinyal EKG dari ADS1293)

4. Validasi karakteristik sinyal EKG

Validasi karakteristik sinyal EKG bertujuan untuk memastikan bahwa sinyal yang dihasilkan oleh perangkat EKG portabel telah merepresentasikan morfologi siklus jantung secara utuh dan sesuai dengan karakteristik fisiologis normal. Pada pengujian ini, proses anotasi otomatis terhadap sinyal EKG dilakukan menggunakan pustaka NeuroKit2 pada bahasa pemrograman Python. NeuroKit2 merupakan pustaka *open-source* yang dirancang khusus untuk menganalisis sinyal fisiologis, termasuk sinyal EKG [17].



GAMBAR 12 (Karakteristik sinyal EKG)

Dari GAMBAR 12, dapat dilihat bahwa gelombang P tampak jelas dan diikuti oleh kompleks QRS serta gelombang T, yang menunjukkan bahwa perangkat berhasil merekam satu siklus jantung lengkap. Titik-titik P onsets ditandai sebagai awal munculnya gelombang P. Deteksi puncak gelombang Q, R, S, dan T juga dilakukan secara cukup akurat.

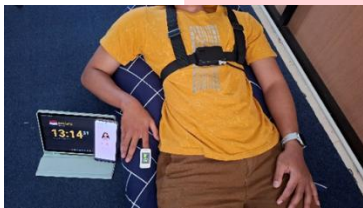
5. Perbandingan *heart rate* dengan oximeter

Selain durasi gelombang P dan durasi kompleks QRS, nilai *heart rate* (HR) atau BPM (*beats per minute*) juga menjadi indikator penting dalam menilai kondisi jantung seseorang. Oleh karena itu, pengujian ini bertujuan untuk

membandingkan akurasi *heart rate* yang dihitung dari perangkat EKG portabel terhadap alat pembanding yang telah umum digunakan di klinik, yaitu *oximeter*.

Pada pengujian ini, perangkat EKG portabel dibandingkan dengan *oximeter* tipe SO 911. Pengujian dilakukan secara bersamaan selama 1 menit, dengan metode berikut. HR dari *oximeter* diamati dan dicatat setiap 2 detik secara manual. Hasil-hasil ini kemudian dirata-ratakan untuk mendapatkan satu nilai representatif HR dari *oximeter*. HR dari EKG portabel dihitung berdasarkan interval R-R antar puncak R yang terdeteksi pada sinyal EKG menggunakan pustaka NeuroKit2.

$$\text{Heart Rate (BPM)} = \frac{60}{\text{Interval RR (s)}} \quad (3)$$



GAMBAR 13 (Dokumentasi pengujian *heart rate*)

TABEL 3 (Pengujian *heart rate*)

Nomor Data	Rata-rata HR EKG Portabel (BPM)	Rata-rata HR Oximeter (BPM)	Akurasi
Data 1	68	68	100,00%
Data 2	66	66	100,00%
Data 3	65	66	98,48%
Data 4	71	70	98,57%
Data 5	65	68	95,59%
Data 6	61	61	100,00%
Data 7	70	71	98,59%
Data 8	69	66	95,45%
Data 9	63	64	98,44%
Data 10	67	68	98,53%
Data 11	68	69	98,55%
Data 12	68	67	98,51%
Data 13	69	70	98,57%
Data 14	63	64	98,44%
Data 15	64	63	98,41%
Rata-rata			98,41%

$$\text{Akurasi} = 1 - \left(\frac{|HR_{EKG} - HR_{oximeter}|}{HR_{oximeter}} \right) \times 100\% \quad (3)$$

Dari TABEL 3 dapat dilihat bahwa rata-rata akurasi antara HR EKG portabel dan *oximeter* adalah sebesar 98,41%, dengan nilai akurasi individual berkisar antara 95,45% hingga 100%. Nilai *heart rate* dari kedua perangkat sangat konsisten, dengan selisih maksimum hanya sekitar 3 bpm, menunjukkan bahwa sistem EKG portabel memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengukur HR secara akurat.

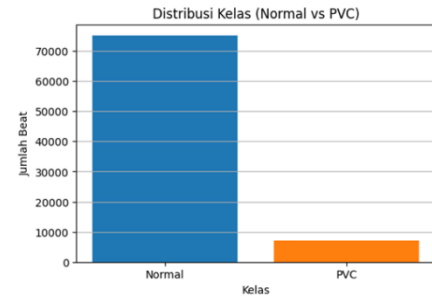
B. Pengujian Perangkat Lunak

1. Preprocessing

- Load data

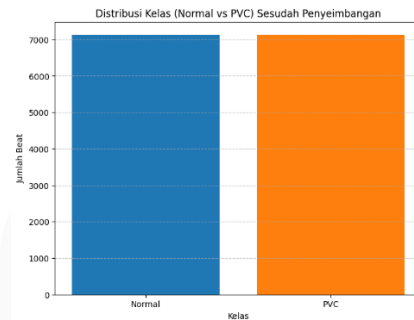
Data sinyal EKG dimuat menggunakan *library* WFDB, dan anotasi *beat* diekstraksi untuk memperoleh lokasi puncak R serta jenis *beat*-nya. Proses ini dilakukan untuk seluruh *record* dalam dataset. Dari seluruh anotasi, hanya dua kelas

beat yang dipilih, yaitu normal *beat* (diberi label 0), dan PVC *beat* (diberi label 1).



GAMBAR 14 (Distribusi kelas)

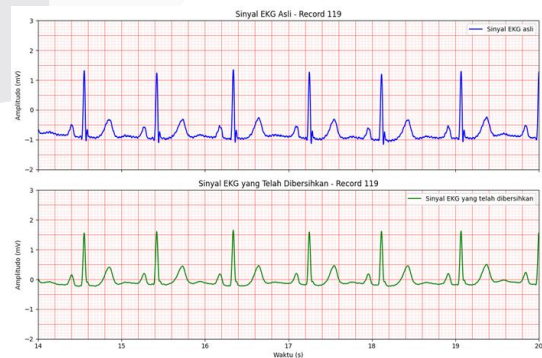
Dari GAMBAR 14, dapat dilihat bahwa total *beat* yang diproses adalah sebanyak 82.181 *beat* dengan jumlah beat normal sebanyak 75.052 *beat* dan jumlah *beat* PVC sebanyak 7.129 *beat*. Ketidakseimbangan jumlah data antara kelas normal dan PVC ini ditangani dengan mengurangi jumlah kelas normal sehingga sama dengan jumlah kelas PVC. Distribusi kelas yang sudah seimbang dapat dilihat pada GAMBAR 15.



GAMBAR 15 (Distribusi kelas sesudah penyeimbangan)

- Pembersihan sinyal EKG

Sinyal EKG mentah dari setiap *record* kemudian dibersihkan menggunakan fungsi *nk.ecg_clean()* dari *library* NeuroKit2, dengan parameter *method='neurokit'*. Fungsi ini secara otomatis menerapkan proses pembersihan sinyal yang mencakup *high-pass filtering* menggunakan Butterworth filter orde ke-5 dengan frekuensi *cut-off* 0.5 Hz, *baseline wander removal* untuk mengurangi efek pernapasan atau gerakan tubuh dan *baseline correction* untuk membuat sinyal mengambang di sekitar nol [17].



GAMBAR 16 (EKG asli dan setelah pembersihan)

Pembersihan sinyal ini sangat penting agar proses anotasi titik QRS dan ekstraksi fitur seperti interval R-R dan durasi QRS dapat dilakukan secara akurat.

2. Ekstraksi Fitur

Setelah sinyal EKG dibersihkan dan anotasi puncak R diperoleh melalui fungsi *nk.ecg_findpeaks()*, tahap berikutnya adalah proses ekstraksi fitur dari setiap *beat*.

- Interval R-R sebelum *beat*

Interval R-R sebelum *beat* merupakan selisih waktu antara puncak R *beat* saat ini dan puncak R *beat* sebelumnya.

$$RR_{sebelum} = \frac{r_i - r_{i-1}}{f_s} \quad (4)$$

dimana:

- r_i = Indeks puncak R *beat* saat ini
- r_{i-1} = Indeks puncak R *beat* sebelumnya
- f_s = Sampling rate

- Interval R-R setelah *beat*

Interval R-R setelah *beat* merupakan selisih waktu antara puncak R *beat* saat ini dan puncak R *beat* setelahnya.

$$RR_{setelah} = \frac{r_{i+1} - r_i}{f_s} \quad (5)$$

dimana:

- r_{i+1} = Indeks puncak R *beat* setelahnya
- Durasi QRS

Durasi QRS merupakan selisih waktu antara posisi puncak Q dan puncak S pada *beat* yang sama.

$$QRS_{duration} = \frac{s_i - q_i}{f_s} \quad (6)$$

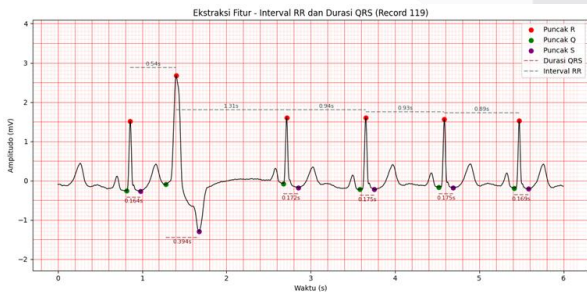
dimana:

- s_i = Indeks puncak S
- q_i = Indeks puncak Q

Fitur-fitur tersebut dikumpulkan untuk setiap *beat*, kemudian dimasukkan ke dalam array dua dimensi. Jika terdapat nilai NaN atau ketika puncak Q dan S tidak terdeteksi, maka nilai tersebut diisi dengan rata-rata kolom agar tidak mengganggu proses *training*.

TABEL 4 (Ekstraksi fitur *record* 119)

Beat ke-	Interval R-R Sebelum Beat (s)	Interval R-R Setelah Beat (s)	Durasi QRS (s)	Label
1	0.908	0.544	0.164	Normal
2	0.544	1.311	0.394	PVC
3	1.311	0.939	0.172	Normal
4	0.939	0.933	0.175	Normal
5	0.933	0.889	0.175	Normal
6	0.889	0.897	0.169	Normal



GAMBAR 17 (Visualisasi ekstraksi fitur *record* 119)

TABEL 4 dan GAMBAR 17 merupakan potongan hasil ekstraksi fitur dari *record* 119 MIT-BIH *Arrhythmia Database*. Melalui tiga fitur utama tersebut, sistem mampu menangkap karakteristik temporal dan morfologis dari *beat* jantung.

3. Normalisasi fitur

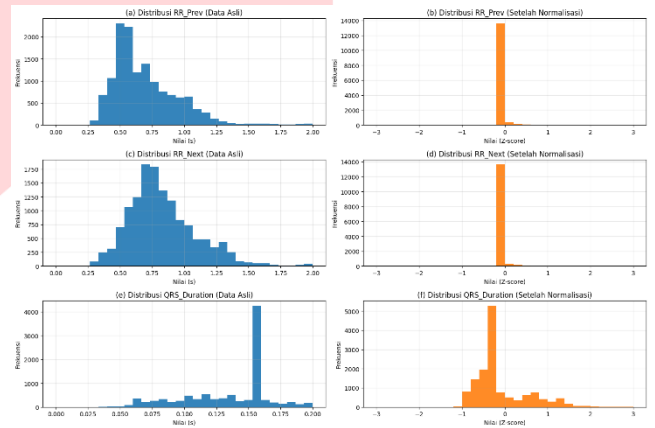
Fitur yang digunakan memiliki satuan dan rentang nilai yang berbeda. Karena model KNN menghitung jarak antar sampel dalam ruang fitur, perbedaan skala ini dapat menyebabkan bias terhadap fitur dengan rentang nilai lebih besar. Oleh karena itu, digunakan metode normalisasi Z-score untuk menyelaraskan skala fitur.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (7)$$

dimana:

- x = Nilai asli fitur
- μ = Rata-rata fitur
- σ = Standar deviasi fitur

Setelah normalisasi, setiap fitur memiliki rata-rata nol dan standar deviasi satu, sehingga seluruh fitur berada dalam ruang vektor yang sebanding secara matematis.



GAMBAR 18 (Distribusi fitur)

4. Training dan Testing Model KNN

- Pembagian data dan pemilihan parameter

Data yang telah dinormalisasi dan seimbang dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data *training*, dan 20% untuk data *testing*. Selanjutnya dilakukan pencarian parameter terbaik dengan teknik GridSearchCV, yaitu pencarian parameter optimal berdasarkan kombinasi:

- $n_neighbors$: jumlah tetangga terdekat (3, 5, 7, 9, 11)
- $weights$: skema pembobotan ('uniform', 'distance')
- $metric$: metode perhitungan jarak ('euclidean', 'manhattan', 'minkowski')

GridSearch dilakukan dengan 5-fold cross-validation, menggunakan F1-score sebagai metrik optimisasi utama.

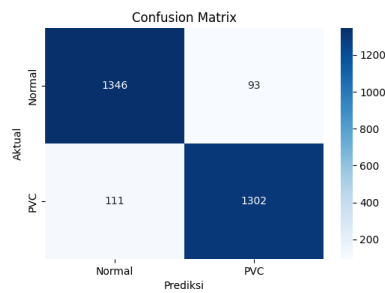
- Evaluasi model

Berdasarkan hasil GridSearchCV, diperoleh parameter terbaik sebagai berikut:

- $n_neighbors$: 9
- $weights$: distance
- $metric$: Manhattan

dengan F1-score terbaik dari cross-validation sebesar 0,93.

Setelah parameter terbaik ditemukan, model KNN dilatih kembali menggunakan data *training* penuh dan kemudian diuji menggunakan data *testing*. Hasil evaluasi model ditampilkan pada GAMBAR 15 dan GAMBAR 16.



GAMBAR 15 (Confusion matrix)

Laporan Klasifikasi:				
	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.92	0.94	0.93	1439
PVC	0.93	0.92	0.93	1413
accuracy			0.93	2852
macro avg	0.93	0.93	0.93	2852
weighted avg	0.93	0.93	0.93	2852

GAMBAR 16 (Laporan klasifikasi)

Model KNN yang telah dilatih menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan *beat* EKG menjadi dua kelas, yaitu normal dan PVC. Berdasarkan hasil evaluasi pada data *testing*, diperoleh akurasi sebesar 92,85%, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang seimbang pada kedua kelas. *F1-score* yang tinggi pada kelas PVC (0,93) menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mengenali sebagian besar *beat* PVC yang benar, tetapi juga jarang memberikan prediksi PVC secara keliru.

5. Hasil Uji Prediksi

- Pengujian dengan data MIT-BIH *Arrhythmia Database*

Pengujian pertama dilakukan secara *offline* dengan menggunakan data rekaman nomor 119 dari MIT-BIH *Arrhythmia Database*. Data tersebut telah dipotong menjadi beberapa segmen berdurasi 21.600 sampel per *file* (1 menit) dan diekspor ke format CSV. Setiap *file* telah diberi label *beat* (normal atau PVC) berdasarkan anotasi MIT-BIH sebagai *ground truth*.

TABEL 5 (Pengujian model KNN)

Nomor Data	Jumlah Beat		Jumlah Beat Terprediksi		Akurasi
	Normal	PVC	Normal	PVC	
Data 1	47	18	46	19	98.46%
Data 2	58	7	58	7	100.00%
Data 3	52	14	52	14	100.00%
Data 4	45	19	45	19	100.00%
Data 5	46	20	46	20	100.00%
Data 6	51	16	50	17	98.51%
Data 7	56	11	56	11	100.00%
Data 8	51	15	51	15	100.00%
Data 9	65	1	66	0	98.48%
Data 10	49	17	50	16	98.48%
Rata-rata					99.39%

Hasil pengujian terhadap 10 *file* data menunjukkan bahwa rata-rata akurasi prediksi mencapai 99,39%. Enam dari sepuluh data mencapai akurasi 100% tanpa ada *beat* yang salah klasifikasi.

- Pengujian dengan data dari EKG portabel

Pengujian dilakukan terhadap 10 subjek, yang terdiri dari pria dan wanita dengan rentang usia 21–23 tahun dengan durasi perekaman selama 1 menit. Sinyal EKG dikirim ke aplikasi *mobile* melalui komunikasi BLE, kemudian diproses dan diklasifikasikan secara lokal menggunakan model KNN. Karena data yang diperoleh tidak disertai label *ground truth* dari ahli medis, maka akurasi tidak dihitung.

TABEL 6 (Pengujian Model KNN 2)

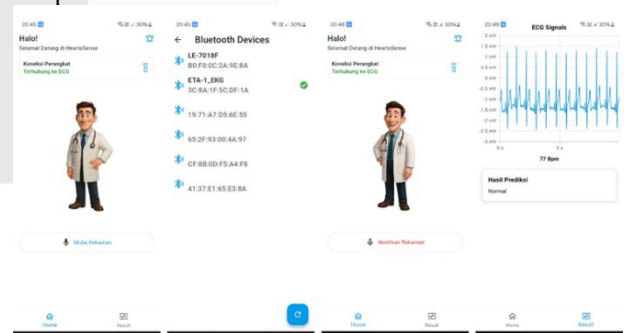
Subjek Uji	Jumlah Beat Terprediksi Normal	Jumlah Beat Terprediksi PVC	Persentase Beat Normal	Heart Rate (BPM)
Subjek 1	73	0	100.0%	71
Subjek 2	67	2	97.1%	78
Subjek 3	108	0	100.0%	104
Subjek 4	82	0	100.0%	78
Subjek 5	80	0	100.0%	78
Subjek 6	86	0	100.0%	84
Subjek 7	74	0	100.0%	72
Subjek 8	81	0	100.0%	76
Subjek 9	89	0	100.0%	85
Subjek 10	89	0	100.0%	87

Hasil pengujian menunjukkan bahwa 9 dari 10 subjek (90%) memiliki 100% *beat* yang terdeteksi sebagai normal. Hanya satu subjek (Subjek 2) yang menunjukkan dua *beat* diprediksi sebagai PVC, sehingga persentase *beat* normal sebesar 97,1%. Jumlah *beat* yang terdeteksi berkisar antara 67 hingga 108 *beat* per subjek. *Heart rate* berkisar antara 71 hingga 104 BPM, yang masih tergolong normal dalam kondisi istirahat atau aktivitas ringan.

6. Aplikasi *Mobile*

Aplikasi *mobile* dikembangkan sebagai antarmuka pengguna untuk menjalankan sistem pendeteksi PVC secara portabel. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk terhubung langsung dengan perangkat EKG portabel berbasis ESP32 melalui BLE. Komunikasi ini memungkinkan pengiriman data EKG secara nirkabel dan efisien dari perangkat ke aplikasi secara terus-menerus selama proses perekaman.

Antarmuka aplikasi dirancang agar informatif dan mudah digunakan, memungkinkan pengguna untuk dengan cepat memantau kondisi jantung berdasarkan data sinyal EKG yang ditampilkan



GAMBAR 17 (Tampilan antar muka aplikasi *mobile*)

C. Analisis Hubungan Hasil Uji Sinyal EKG terhadap Tujuan A

Tujuan A dari tugas akhir ini adalah mengembangkan sistem yang mampu mengukur EKG menggunakan elektrokardigraf portabel. Hasil pengujian menunjukkan bahwa perangkat EKG portabel yang dirancang mampu

menghasilkan sinyal dengan kualitas yang baik, ditandai dengan *sampling rate* 267 Hz yang stabil, rentang amplitudo dalam batas fisiologis, serta tampilan morfologi gelombang PQRST yang jelas. Sinyal ini juga menunjukkan konsistensi dalam estimasi *heart rate* dibandingkan dengan alat referensi oximeter. Dengan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa perangkat keras telah memenuhi fungsi dasarnya sebagai alat akuisisi sinyal EKG portabel.

D. Analisis Hubungan Hasil Uji Perangkat Lunak terhadap Tujuan A

Untuk mendukung pengukuran EKG secara menyeluruh, perangkat lunak memainkan peran penting. Aplikasi *mobile* memungkinkan koneksi ke perangkat EKG portabel melalui BLE, serta memberikan fitur untuk merekam, menghentikan perekaman, dan menampilkan sinyal EKG. Pengguna juga dapat melihat estimasi *heart rate* dan grafik sinyal EKG secara langsung. Dengan keberhasilan ini, perangkat lunak telah mendukung tercapainya tujuan A dari sisi antarmuka pengguna dan pemrosesan data awal.

E. Analisis Hubungan Hasil Uji Sinyal EKG terhadap Tujuan B

Tujuan B adalah menerapkan metode KNN untuk mengenali aritmia jenis PVC berdasarkan data EKG. Pencapaian tujuan ini sangat bergantung pada kualitas sinyal EKG yang diperoleh. Berdasarkan pengujian, sinyal dari perangkat portabel menunjukkan bentuk morfologi gelombang yang utuh, yang memungkinkan proses ekstraksi fitur seperti durasi QRS dan interval R-R dilakukan dengan baik. Dengan demikian, sinyal yang dihasilkan oleh perangkat telah memenuhi syarat untuk digunakan dalam proses klasifikasi PVC, yang menjadi dasar keberhasilan penerapan metode KNN.

F. Analisis Hubungan Hasil Uji Perangkat Lunak terhadap Tujuan B

Perangkat lunak yang dikembangkan berhasil mengimplementasikan seluruh tahapan klasifikasi PVC, mulai dari *preprocessing*, ekstraksi fitur, normalisasi, hingga prediksi menggunakan model KNN. Model yang dilatih dari data MIT-BIH menunjukkan performa tinggi dengan akurasi 92,85% dan *F1-score* 0,93. Selain itu, pengujian pada data dari perangkat portabel juga menunjukkan prediksi yang konsisten. Meski belum divalidasi secara klinis, hasil ini menunjukkan bahwa sistem telah berhasil menerapkan metode KNN dalam perangkat lunak secara fungsional untuk mengenali aritmia PVC, sesuai dengan tujuan B.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem portabel untuk akuisisi sinyal EKG menggunakan modul ADS1293 dan mikrokontroler ESP32, yang mampu merekam sinyal dengan kualitas baik dan resolusi morfologi gelombang jantung yang jelas. Selain itu, sistem ini mampu mendeteksi aritmia jenis PVC menggunakan algoritma KNN, dengan akurasi sebesar 92,85% dan *F1-score* sebesar 0,97. Model klasifikasi berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi *mobile*, memungkinkan klasifikasi *beat* EKG secara langsung. Sistem yang dikembangkan terbukti efektif dalam memenuhi tujuan penelitian, yakni pengukuran sinyal EKG secara portabel dan deteksi aritmia PVC secara otomatis.

REFERENSI

- [1] N. T. Sarshar and M. Mirzaei, "Premature Ventricular Contraction Recognition Based on a Deep Learning Approach," *J Healthc Eng*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/1450723.
- [2] A. R. Pratama, R. Maulana, and D. Syauqy, "Implementasi Sistem Pendeteksi Premature Ventricular Contraction (PVC) Aritmia menggunakan Metode SVM," 2021. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [3] N. Alexandra Yosephine, "INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi) Penggunaan Artificial Neural Network pada Sinyal Elektrokardiogram untuk Mendeteksi Penyakit Jantung Aritmia Supraventrikular."
- [4] C. X. You and C. F. Liu, "Premature Ventricular Contractions and Cardiomyopathy," Nov. 01, 2019, *Lippincott Williams and Wilkins*. doi: 10.1097/CRD.0000000000000262.
- [5] H. Ullah *et al.*, "An Automatic Premature Ventricular Contraction Recognition System Based on Imbalanced Dataset and Pre-Trained Residual Network Using Transfer Learning on ECG Signal," *Diagnostics*, vol. 13, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.3390/diagnostics13010087.
- [6] J. Yu, X. Wang, X. Chen, and J. Guo, "Searching for premature ventricular contraction from electrocardiogram by using one-dimensional convolutional neural network," *Electronics (Switzerland)*, vol. 9, no. 11, pp. 1–18, Nov. 2020, doi: 10.3390/electronics9111790.
- [7] Y. Jung and H. Kim, "Detection of PVC by using a wavelet-based statistical ECG monitoring procedure," *Biomed Signal Process Control*, vol. 36, pp. 176–182, Jul. 2017, doi: 10.1016/j.bspc.2017.03.023.
- [8] M. H. Mazidi, M. Eshghi, and M. R. Raoufy, "Premature Ventricular Contraction (PVC) Detection System Based on Tunable Q-Factor Wavelet Transform," *J Biomed Phys Eng*, vol. 12, no. 1, pp. 61–74, 2022, doi: 10.31661/jbpe.v0i0.1235.
- [9] R. He *et al.*, "A novel method for the detection of R-peaks in ECG based on K-Nearest Neighbors and Particle Swarm Optimization," *EURASIP J Adv Signal Process*, vol. 2017, no. 1, Dec. 2017, doi: 10.1186/s13634-017-0519-3.
- [10] R. J. Martis, U. R. Acharya, and H. Adeli, "Current methods in electrocardiogram characterization," May 01, 2014, *Elsevier Ltd*. doi: 10.1016/j.combiomed.2014.02.012.
- [11] Sara S. Abdeldayem and Thirimachos Bourlai, *Automatically Detecting Arrhythmia-related Irregular Patterns using the Temporal and Spectro-Temporal Textures of ECG Signals*. IEEE, 2018.
- [12] H. A. Abu Alfeilat *et al.*, "Effects of Distance Measure Choice on K-Nearest Neighbor Classifier Performance: A Review," Dec. 01, 2019, *Mary Ann Liebert Inc*. doi: 10.1089/big.2018.0175.
- [13] T. L. Daniel and Chantal D. Larose, "k-Nearest Neighbor Algorithm," in *Discovering Knowledge in*

Data: An Introduction to Data Mining, Second Edition, John Wiley & Sons, Inc, 2014, ch. 7.

- [14] Ö. F. Ertuğrul and M. E. Tağluk, “A novel version of k nearest neighbor: Dependent nearest neighbor,” *Applied Soft Computing Journal*, vol. 55, pp. 480–490, Jun. 2017, doi: 10.1016/j.asoc.2017.02.020.
- [15] P. Patial, “Different Techniques of Baseline Wandering Removal-A Review,” 2013. [Online]. Available: www.erpublications.com
- [16] L. Xie, Z. Li, Y. Zhou, Y. He, and J. Zhu, “Computational diagnostic techniques for electrocardiogram signal analysis,” Nov. 01, 2020, *MDPI AG*. doi: 10.3390/s20216318.
- [17] D. Makowski *et al.*, “NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing,” *Behav Res Methods*, vol. 53, no. 4, pp. 1689–1696, Aug. 2021, doi: 10.3758/s13428-020-01516-y.

