

Analisis Sinyal Fisiologis Frekuensi Tinggi untuk Ekstraksi Fitur Kebugaran Berbasis HRV dan Signal Processing

Iwan Giri Waluyo*, Sunardi, Abdul Fadlil

Program Doktor Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
Email: ¹2536083050@webmail.uad.ac.id, ²sunardi@uad.ac.id, ³fadlil@uad.ac.id
Email Penulis Korespondensi: 2536083050@webmail.uad.ac.id
Submitted 11-05-2026; Accepted 09-06-2026; Published 30-06-2026

Abstrak

Heart Rate Variability (HRV) adalah biomarker non-invasif yang mencerminkan aktivitas sistem saraf otonom dan terkait erat dengan kebugaran fisik dan pemulihan. Studi ini bertujuan untuk menganalisis sinyal fisiologis berdasarkan komponen domain frekuensi untuk mengekstrak fitur terkait kebugaran menggunakan teknik pemrosesan sinyal. Studi sebelumnya telah menunjukkan keterbatasan dalam memanfaatkan analisis frekuensi HRV secara komprehensif untuk evaluasi kebugaran, sehingga memotivasi studi ini untuk fokus pada interpretasi fisiologis berbasis frekuensi. Sinyal Elektrokardiogram (EKG) diperoleh dari basis data PhysioNet dan diproses melalui penyaringan, deteksi puncak R, dan ekstraksi interval RR. Analisis domain frekuensi dilakukan menggunakan Power Spectral Density (PSD) untuk mendapatkan fitur spektral, termasuk Low Frequency (LF) (0,04–0,15 Hz), High Frequency (HF) (0,15–0,40 Hz), dan rasio LF/HF. Hasil penelitian menunjukkan bahwa komponen LF menunjukkan puncak dominan sekitar 0,1 Hz dengan nilai 0,008–0,009 s²/Hz, sedangkan komponen HF 0,002–0,003 s²/Hz dan distribusinya lebih luas. Rasio LF/HF lebih besar dari 2 menunjukkan dominasi aktivitas simpatik. Temuan ini menunjukkan bahwa distribusi energi HRV terkonsentrasi pada pita frekuensi rendah, mencerminkan kondisi fisiologis stabil yang belum mencapai pemulihan optimal. Studi ini menunjukkan bahwa analisis HRV berbasis frekuensi menggunakan pemrosesan sinyal memberikan wawasan fisiologis yang bermakna untuk evaluasi kebugaran tanpa bergantung pada model machine learning.

Kata kunci: EKG; HRV; Frekuensi Tinggi; Pemrosesan Sinyal; Kebugaran; Domain Frekuensi; PSD

Abstract

Heart Rate Variability (HRV) is a non-invasive biomarker that reflects the activity of the autonomic nervous system and is closely related to physical fitness and recovery. This study aims to analyze physiological signals based on frequency domain components to extract fitness-related features using signal processing techniques. However, previous studies have shown limitations in utilizing comprehensive HRV frequency analysis for fitness evaluation, thus motivating this study to focus on frequency-based physiological interpretation. Electrocardiogram (ECG) signals were obtained from the PhysioNet database and processed through filtering, R peak detection, and RR interval extraction. Frequency domain analysis was performed using Power Spectral Density (PSD) to obtain spectral features, including Low Frequency (LF) (0.04–0.15 Hz), High Frequency (HF) (0.15–0.40 Hz), and LF/HF ratio. The results showed that the LF component exhibited a dominant peak around 0.1 Hz with values ranging from 0.008–0.009 s²/Hz, while the HF component ranged from 0.002–0.003 s²/Hz and had a broader distribution. An LF/HF ratio greater than 2 indicated a predominance of sympathetic activity. These findings suggest that HRV energy distribution is concentrated in the low-frequency band, reflecting a stable physiological state that has not yet reached optimal recovery. This study demonstrates that frequency-based HRV analysis using signal processing provides meaningful physiological insights for fitness evaluation without relying on machine learning models.

Keywords: ECG; HRV; High Frequency; Signal Processing; Fitness; Frequency Domain; PSD

1. PENDAHULUAN

Kebugaran fisik merupakan salah satu determinan utama kesehatan yang dapat menurunkan risiko penyakit kardiovaskular dan meningkatkan kualitas hidup [1][2]. *Heart Rate Variability* (HRV) merupakan variasi interval waktu antar detak jantung (RR interval) yang mencerminkan regulasi sistem saraf otonom terhadap jantung [3],[4]. HRV telah banyak digunakan sebagai indikator kebugaran, pemulihan (*recovery*), stres, dan performa atletik [5][6][7].

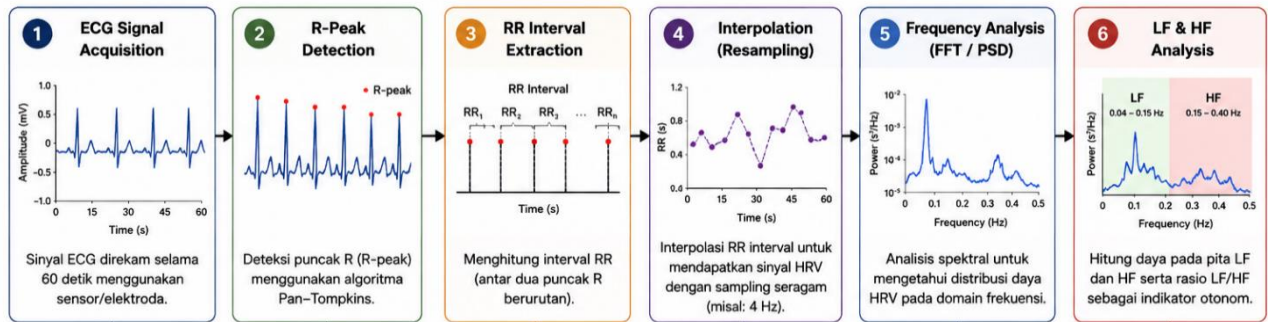
Dalam domain frekuensi, HRV terdiri dari komponen *Low Frequency* (LF) 0,04–0,15 Hz yang merepresentasikan aktivitas gabungan simpatik dan parasimpatis, serta *High Frequency* (HF) 0,15–0,40 Hz yang berkaitan dengan aktivitas parasimpatis (*vagal*) dan pernapasan [8][9][10]. Komponen HF dianggap sebagai indikator penting pemulihan tubuh dan kebugaran aerobik [11].

Sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada klasifikasi menggunakan *machine learning* [12][13][14], sementara analisis berbasis sinyal secara mendalam, khususnya pada komponen frekuensi tinggi, masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk (1) menganalisis sinyal ECG dan HRV pada domain frekuensi, (2) mengekstraksi fitur kebugaran berbasis komponen HF, dan (3) menginterpretasikan hubungan antara parameter frekuensi dengan kondisi kebugaran.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan utama yang dirancang untuk mengekstraksi dan menganalisis fitur HRV dari sinyal *electrocardiogram* (ECG). Proses dimulai dari pengambilan *dataset* sinyal ECG, dilanjutkan dengan tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas sinyal, dan deteksi puncak R guna memperoleh *interval RR*. Selanjutnya, fitur HRV diekstraksi dalam domain waktu dan frekuensi untuk menggambarkan dinamika sistem saraf

otonom. Analisis frekuensi dilakukan menggunakan metode transformasi dan estimasi spektral untuk memperoleh komponen LF dan HF. Terakhir, dilakukan analisis statistik untuk mengevaluasi perbedaan parameter HRV antara kondisi istirahat dan pasca aktivitas. Rangkaian tahapan tersebut dijelaskan secara rinci pada bagian 1 pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Ekstraksi

2.1. Dataset

Sinyal ECG diambil dari *database* publik MIT-BIH Normal Sinus Rhythm (NSR) dari *PhysioNet*. Data memiliki *record* 16265 durasi 30 menit dengan *sampling rate* 250 Hz [15]. Segmen data dibagi menjadi dua kondisi, yaitu kondisi istirahat (*rest*) selama 300 detik dan kondisi pasca aktivitas (*post-exercise*) selama 300 detik.

Proses akuisisi data dilakukan menggunakan *database* publik *PhysioNet* MIT-BIH Normal Sinus Rhythm *Database* (NSRDB). Data ECG direkam menggunakan elektroda permukaan (*surface electrode*) yang ditempatkan pada tubuh subjek untuk menangkap aktivitas listrik jantung. Sinyal direkam dengan *sampling rate* 250 Hz sehingga setiap detik menghasilkan 250 sampel sinyal digital. Rekaman ECG berdurasi 30 menit kemudian dipotong menjadi dua segmen, yaitu kondisi istirahat (*rest*) dan pasca aktivitas (*post-exercise*), masing-masing selama 300 detik. Segmentasi ini bertujuan untuk membandingkan perubahan parameter HRV pada kondisi fisiologis yang berbeda.

Gambar 2 menunjukkan Tahap *preprocessing* sinyal ECG dimulai dari akuisisi sinyal ECG analog yang masih mengandung berbagai *noise*. Selanjutnya dilakukan *filtering* menggunakan *bandpass filter* 0,5–40 Hz dan *notch filter* 50/60 Hz untuk menghilangkan *baseline wander*, *noise* frekuensi tinggi, dan interferensi listrik. Sinyal kemudian dinormalisasi untuk menyeragamkan amplitudo, lalu disegmentasi menjadi interval 60 detik. Hasil akhir dari proses ini adalah sinyal ECG bersih yang siap digunakan untuk deteksi *R-peak*, ekstraksi RR interval, dan analisis HRV.



Gambar 2. Blok Diagram ECG signal acquisition

2.2. Preprocessing

Sinyal ECG dilakukan *filter* menggunakan *bandpass filter Butterworth* orde 4 dengan rentang frekuensi 0,5–40 Hz untuk menghilangkan *noise* frekuensi rendah (*baseline wander*) dan *noise* frekuensi tinggi [16].

2.3. R-peak Detection and RR Interval Extraction

R-peak dideteksi menggunakan algoritma *Pan–Tompkins* [17]. *RR interval* diperoleh dari selisih waktu antar puncak R berturut-turut dan dikonversi ke satuan detik.



Gambar 3. Blok Diagram R-peak Detection

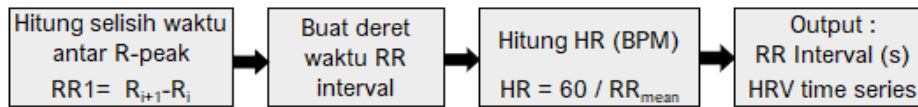
Gambar 3 menunjukkan Tahap deteksi *R-peak* dilakukan menggunakan algoritma *Pan–Tompkins* yang terdiri dari beberapa proses, yaitu *differentiation*, *squaring*, *moving window integration*, dan *adaptive thresholding*. *Differentiation* digunakan untuk menonjolkan perubahan kemiringan sinyal ECG, sedangkan *squaring* memperkuat kompleks QRS dan menghilangkan nilai negatif. Selanjutnya, *moving window integration* digunakan untuk memperjelas bentuk kompleks QRS, kemudian *adaptive thresholding* diterapkan untuk membedakan puncak R dari *noise*. Hasil akhir dari proses ini adalah posisi puncak R (*R-peak*) yang digunakan untuk menghitung interval RR dan analisis HRV.

Persamaan RR interval:

$$RR_i = R_{i+1} - R_i \quad (1)$$

dengan:

RR_i : interval RR ke-i
 R_i : posisi R-peak ke-i



Gambar 4. Blok Diagram *RR Interval Extraction*

Gambar 4 menunjukkan Tahap ekstraksi RR interval dimulai dengan menghitung selisih waktu antar dua puncak R yang berurutan menggunakan persamaan $RR_i = R_{i+1} - R_i$. Nilai-nilai RR yang diperoleh kemudian disusun menjadi deret waktu (*RR time series*) yang merepresentasikan variasi interval detak jantung. Selanjutnya, rata-rata RR interval digunakan untuk menghitung *heart rate* (HR) dalam satuan BPM menggunakan persamaan $HR = 60 / RR_{mean}$. Hasil akhir dari proses ini adalah sinyal HRV berupa deret RR interval dan informasi denyut jantung yang digunakan sebagai dasar analisis domain waktu maupun domain frekuensi.

Persamaan (1) digunakan untuk menghitung interval RR, yaitu selisih waktu antara dua puncak R yang berurutan pada sinyal ECG. Nilai RR interval merepresentasikan jarak waktu antar detak jantung dan menjadi dasar dalam analisis HRV. Variasi RR interval mencerminkan aktivitas sistem saraf otonom, sehingga dapat digunakan untuk mengevaluasi kondisi fisiologis, tingkat kebugaran, dan respons tubuh terhadap aktivitas maupun pemulihan.

2.4. HRV Feature Extraction

Fitur HRV yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari enam parameter utama yang dibagi menjadi dua kelompok, yaitu *time-domain* dan *frequency-domain*. Fitur *time-domain* meliputi Mean RR, *Standard Deviation of NN Intervals* (SDNN), dan *Root Mean Square of Successive Differences* (RMSSD). Sementara itu, fitur *frequency-domain* meliputi daya *Low Frequency* (LF), daya *High Frequency* (HF), dan rasio LF/HF. Mean RR digunakan untuk merepresentasikan rata-rata interval detak jantung, SDNN menunjukkan variabilitas total HRV, dan RMSSD merepresentasikan aktivitas parasimpatik jangka pendek. Pada domain frekuensi, LF berkaitan dengan aktivitas simpatik dan parasimpatik, HF merepresentasikan aktivitas *vagal* atau *recovery*, sedangkan rasio LF/HF digunakan untuk mengukur keseimbangan sistem saraf otonom.

Fitur HRV yang digunakan meliputi *time-domain* dan *frequency-domain*. **Time-domain:** Mean RR, SDNN, RMSSD. **Frequency-domain:** daya LF (0,04–0,15 Hz), daya HF (0,15–0,40 Hz), dan rasio LF/HF

Fitur Mean RR

$$\text{MeanRR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i \quad (2)$$

dengan:

MeanRR: Rata-rata interval RR

RR_i : Interval RR ke-i

N : Jumlah interval RR

Persamaan (2) digunakan untuk menghitung rata-rata seluruh interval RR yang diperoleh dari hasil deteksi puncak R pada sinyal ECG. Parameter ini merepresentasikan rata-rata waktu antar detak jantung dan digunakan untuk menggambarkan kondisi umum denyut jantung selama periode pengamatan. Nilai Mean RR yang lebih tinggi menunjukkan denyut jantung yang lebih lambat dan umumnya berkaitan dengan kondisi kebugaran yang lebih baik serta aktivitas parasimpatik yang lebih dominan.

Fitur SDNN

$$\text{SDNN} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2}{N-1}} \quad (3)$$

dengan:

SDNN : Standar deviasi RR interval

RR_i : Interval RR ke-i

\overline{RR} : Rata-rata interval RR

N : Jumlah interval RR

Persamaan (3) digunakan untuk mengukur tingkat variasi atau penyebaran interval RR terhadap nilai rata-ratanya. SDNN merupakan salah satu parameter utama dalam analisis HRV domain waktu yang menggambarkan variabilitas total denyut jantung selama periode pengamatan. Semakin tinggi nilai SDNN, semakin baik kemampuan sistem saraf otonom dalam beradaptasi terhadap perubahan fisiologis, sehingga sering dikaitkan dengan kondisi kebugaran yang lebih baik.

Fitur RMSSD

$$\text{RMSSD} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_i - RR)^2} \quad (4)$$

dengan:

RMSSD : *Root Mean Square Successive Difference*

RR_i : Interval RR ke-i

N : Jumlah interval RR

Persamaan (4) digunakan untuk mengukur variasi jangka pendek antar interval RR yang berurutan. Parameter ini merupakan indikator utama aktivitas sistem saraf parasimpatis (vagal activity) dan sering digunakan untuk mengevaluasi tingkat pemulihan (*recovery*), kebugaran, serta respons tubuh terhadap stres fisiologis. Nilai RMSSD yang lebih tinggi menunjukkan kemampuan regulasi jantung yang lebih baik dan kondisi fisiologis yang lebih sehat.

Daya LF

$$LF = \int_{0,04}^{0,15} PSD(f)df \quad (5)$$

dengan:

LF : Daya pita frekuensi rendah

PSD(f) : *Power Spectral Density*

Persamaan (5) digunakan untuk menghitung total daya spektral HRV pada rentang frekuensi 0,04–0,15 Hz melalui integrasi kurva PSD. Komponen LF merepresentasikan aktivitas sistem saraf otonom yang dipengaruhi oleh kombinasi aktivitas simpatik dan parasimpatis, namun sering dikaitkan dengan dominasi sistem saraf simpatik. Parameter ini digunakan untuk mengevaluasi respons fisiologis tubuh terhadap aktivitas, stres, dan regulasi kardiovaskular.

Daya HF

$$HF = \int_{0,15}^{0,40} PSD(f)df \quad (6)$$

dengan:

HF : Daya pita frekuensi tinggi

PSD(f) : *Power Spectral Density*

Persamaan (6) digunakan untuk menghitung total daya spektral HRV pada rentang frekuensi 0,15–0,40 Hz melalui integrasi kurva PSD. Komponen HF merepresentasikan aktivitas sistem saraf parasimpatis (*vagal activity*) yang berhubungan dengan proses relaksasi, pemulihan tubuh, dan regulasi pernapasan. Oleh karena itu, HF sering digunakan sebagai indikator tingkat *recovery* dan kebugaran fisiologis seseorang.

Rasio LF/HF

$$\text{Rasio} = \frac{LF}{HF} \quad (7)$$

dengan:

LF : Daya pita frekuensi rendah

HF : Daya pita frekuensi tinggi

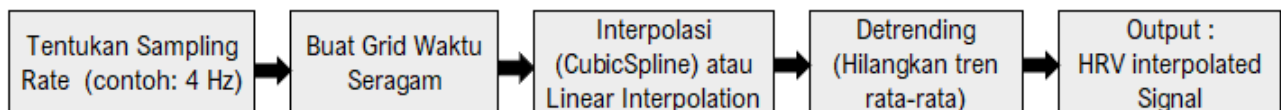
Hasil Rasio:

Rasio < 1 → dominasi parasimpatis

Rasio ≈ 1 → seimbang

Rasio > 2 → dominasi simpatik

Persamaan (7) Rasio LF/HF merupakan parameter HRV domain frekuensi yang digunakan untuk menggambarkan keseimbangan aktivitas sistem saraf otonom melalui perbandingan daya LF terhadap daya HF. Nilai rasio ini memberikan informasi mengenai dominasi aktivitas sistem saraf simpatik atau parasimpatis. Pada penelitian ini, rasio LF/HF dihitung menggunakan perbandingan antara daya LF dan daya HF yang diperoleh dari analisis PSD. Hasil interpretasi menunjukkan bahwa nilai rasio kurang dari 1 mengindikasikan dominasi aktivitas parasimpatis (kondisi relaksasi atau *recovery*), rasio sekitar 1 menunjukkan keseimbangan sistem saraf otonom, sedangkan rasio lebih besar dari 2 menunjukkan dominasi aktivitas sistem saraf simpatik yang berkaitan dengan aktivitas fisik, stres fisiologis, atau kondisi tubuh yang belum pulih secara optimal.



Gambar 5. Blok Diagram *HRV Feature Extraction (Interpolation)*

Gambar 5 menunjukkan tahap interpolasi dilakukan untuk mengubah deret RR interval yang tidak memiliki sampling seragam menjadi sinyal HRV kontinu dengan sampling tetap, misalnya 4 Hz. Proses diawali dengan membentuk grid waktu yang seragam, kemudian dilakukan interpolasi menggunakan metode *Cubic Spline* atau *Linear Interpolation* untuk memperkirakan nilai HRV pada setiap titik waktu. Selanjutnya, proses detrending diterapkan untuk menghilangkan tren atau pergeseran rata-rata yang dapat mempengaruhi analisis spektral. Hasil akhir dari tahap ini adalah sinyal HRV hasil interpolasi yang siap digunakan untuk analisis domain frekuensi menggunakan FFT dan PSD.

Tujuan utama ekstraksi fitur HRV adalah mengubah sinyal ECG mentah menjadi parameter kuantitatif yang mampu merepresentasikan kondisi fisiologis tubuh. Fitur domain waktu (Mean RR, SDNN, RMSSD) digunakan untuk menggambarkan variasi denyut jantung dan aktivitas sistem saraf otonom. Sementara itu, fitur domain frekuensi (LF, HF, LF/HF) digunakan untuk mengidentifikasi distribusi energi spektral HRV yang berkaitan dengan keseimbangan aktivitas

sistem saraf simpatik dan parasimpatik. Dengan demikian, proses ekstraksi fitur berfungsi sebagai tahap transformasi data fisiologis menjadi indikator kebugaran yang dapat dianalisis secara objektif.

2.5. Frequency Analysis

Fast Fourier Transform (FFT) merupakan algoritma transformasi Fourier yang digunakan untuk mengubah sinyal dari domain waktu menjadi domain frekuensi. FFT memungkinkan identifikasi distribusi energi sinyal pada frekuensi tertentu secara efisien. Dalam analisis HRV, FFT digunakan untuk memperoleh spektrum frekuensi dari sinyal RR interval sehingga dapat dihitung komponen LF dan HF. Menurut *MathWorks*, FFT digunakan untuk menganalisis kandungan frekuensi suatu sinyal digital dengan cara mendekomposisi sinyal menjadi komponen sinusoidal penyusunnya. FFT banyak diaplikasikan pada pengolahan sinyal digital, *biomedical signal processing*, komunikasi digital, *image processing*, serta analisis HRV. Secara matematis, transformasi Fourier dinyatakan sebagai:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j2\pi kn/N} \quad (8)$$

dengan:

$X(k)$: spektrum frekuensi

$x(n)$: sinyal domain waktu

\sum : operator penjumlahan dari $n=0$ sampai $N-1$

N : jumlah sampel

k : indeks frekuensi

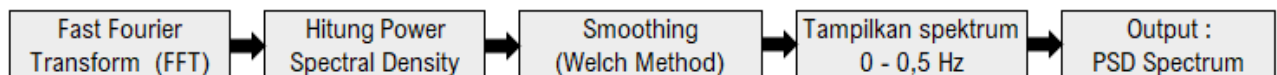
j : bilangan imajiner

Tanda negatif (-) pada eksponen menunjukkan proses transformasi dari domain waktu ke domain frekuensi.

Persamaan (8) digunakan untuk mengubah sinyal HRV dari domain waktu menjadi domain frekuensi sehingga distribusi energi sinyal pada berbagai frekuensi dapat dianalisis. Melalui transformasi ini, komponen frekuensi utama yang terkandung dalam sinyal HRV dapat diidentifikasi dan digunakan untuk menghitung parameter spektral seperti LF dan HF. FFT merupakan dasar dalam analisis domain frekuensi karena mampu mengungkap karakteristik fisiologis yang tidak terlihat secara langsung pada sinyal domain waktu.

Berdasarkan Persamaan (8), proses DFT digunakan untuk mengubah sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi. Pada penelitian ini, FFT dikombinasikan dengan metode Welch untuk menghasilkan estimasi PSD yang lebih stabil dan *robust* terhadap *noise*.

Analisis spektral dilakukan menggunakan FFT dengan *window* Hamming. PSD dihitung menggunakan metode *Welch* (256 sampel, *overlap* 50%) [18].

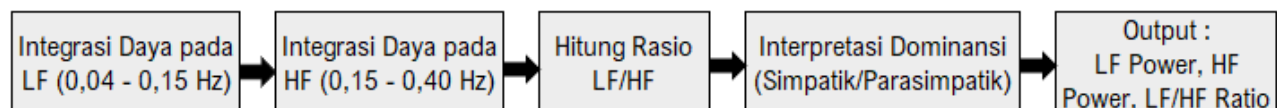


Gambar 6. Blok Diagram *Frequency Analysis* (FFT/PSD)

Gambar 6 menunjukkan Tahap analisis frekuensi dilakukan dengan menerapkan FFT pada sinyal HRV hasil interpolasi untuk mengubah sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi. Selanjutnya dihitung PSD untuk mengetahui distribusi energi sinyal pada setiap frekuensi. Metode Welch digunakan untuk melakukan *smoothing* sehingga spektrum yang dihasilkan lebih stabil dan tidak terlalu dipengaruhi oleh *noise*. Hasil analisis kemudian ditampilkan pada rentang frekuensi 0–0,5 Hz yang mencakup komponen LF dan HF. Output dari tahap ini adalah spektrum PSD yang digunakan untuk analisis domain frekuensi HRV.

2.6. LF/HF Analysis

Perbedaan parameter HRV antara kondisi *rest* dan *post-exercise* diuji menggunakan *paired t-test* dengan tingkat signifikansi $p < 0,05$. Berdasarkan persamaan (7) digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan aktivitas sistem saraf otonom melalui perbandingan antara daya LF dan daya HF. Komponen LF umumnya berkaitan dengan aktivitas sistem saraf simpatik, sedangkan komponen HF merepresentasikan aktivitas sistem saraf parasimpatik. Oleh karena itu, nilai rasio LF/HF dapat digunakan sebagai indikator kondisi fisiologis tubuh, tingkat kebugaran, dan respons terhadap stres atau aktivitas fisik. Nilai rasio yang lebih tinggi menunjukkan dominasi aktivitas simpatik, sedangkan nilai yang lebih rendah menunjukkan dominasi aktivitas parasimpatik atau kondisi pemulihan yang lebih baik.



Gambar 7. Blok Diagram Analisis LF dan HF

Gambar 7 menunjukkan tahap analisis LF dan HF dilakukan dengan menghitung daya spektral pada pita LF sebesar 0,04–0,15 Hz dan HF sebesar 0,15–0,40 Hz melalui integrasi area di bawah kurva PSD. Selanjutnya dihitung rasio LF/HF untuk menggambarkan keseimbangan aktivitas sistem saraf otonom. Nilai LF yang lebih tinggi menunjukkan dominasi aktivitas sistem saraf simpatik, sedangkan HF yang lebih tinggi menunjukkan dominasi aktivitas parasimpatik.

Hasil akhir dari tahap ini berupa daya LF, daya HF, dan rasio LF/HF yang digunakan sebagai indikator kondisi fisiologis dan tingkat kebugaran.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. ECG Signal Acquisition

ECG Signal Acquisition menunjukkan proses perekaman sinyal listrik jantung dengan sampling rate sekitar 250–360 Hz sebagai data dasar untuk analisis HRV. Sinyal ECG direkam selama 60 detik dan masih berupa data mentah (*raw signal*) yang kemudian melalui proses *preprocessing* untuk mengurangi *noise*. Hasil rekaman menunjukkan amplitudo sinyal berada pada rentang $-1,2$ mV hingga $1,0$ mV dengan kompleks QRS dan puncak R terlihat jelas. Selain itu, *baseline wander* dan *noise* frekuensi tinggi relatif rendah, sehingga kualitas sinyal ECG dinilai cukup baik untuk analisis HRV. Output tahap ini berupa *raw ECG signal* dan data *time-series* sinyal jantung pada domain waktu.

3.2. R-Peak Detection

R-Peak Detection menunjukkan proses deteksi puncak R menggunakan algoritma Pan–Tompkins untuk mengidentifikasi kompleks QRS secara otomatis. Hasil deteksi ditandai dengan titik merah pada puncak R dan berhasil mengenali sekitar 75–80 detak jantung selama 60 detik pengamatan. Posisi R-peak terlihat periodik tanpa *false detection* maupun *miss detection* yang signifikan, sehingga menunjukkan ritme jantung normal dan kualitas deteksi yang baik. Output tahap ini berupa posisi R-peak, *timestamp* detak jantung, dan data QRS yang digunakan untuk menghitung RR interval.

3.3. RR Interval Extraction

RR Interval Extraction (HRV) merupakan proses perhitungan jarak antar detak jantung berdasarkan selisih waktu antar R-peak. Hasil ekstraksi menunjukkan RR interval berada pada kisaran $0,65$ – $0,85$ detik dengan rata-rata sekitar $0,75$ detik dan estimasi denyut jantung sekitar 80 BPM. Variasi RR interval terlihat stabil tanpa fluktuasi ekstrem, sehingga menunjukkan ritme jantung dan aktivitas sistem saraf otonom berada dalam kondisi normal. Output tahap ini berupa RR *time series*, sinyal HRV, dan estimasi *heart rate*.

3.4. Interpolation (Resampling)

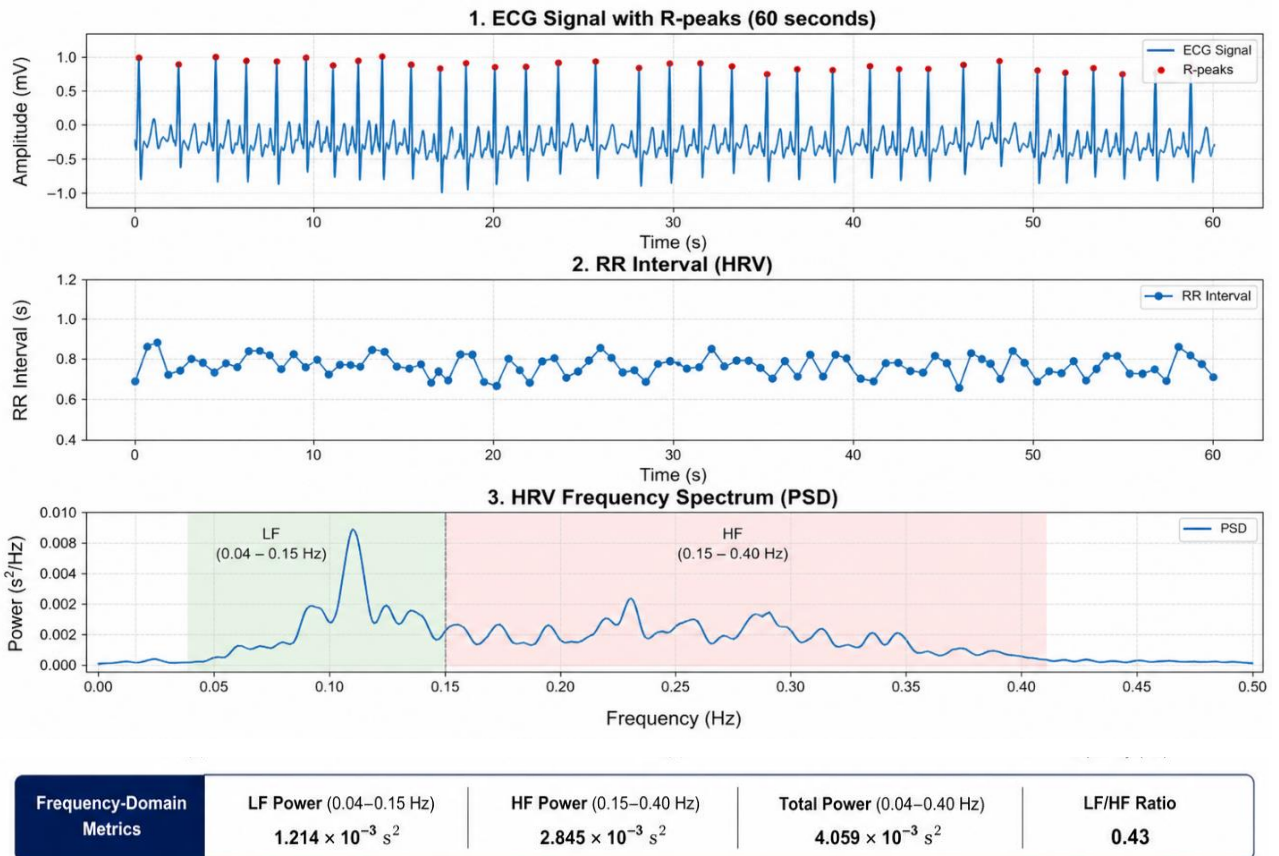
Interpolation (Resampling) merupakan proses mengubah RR interval yang bersifat non-uniform menjadi sinyal HRV dengan sampling seragam, misalnya 4 Hz. Tahap ini diperlukan agar analisis frekuensi seperti FFT dan PSD dapat dilakukan secara optimal. Hasil *resampling* menunjukkan sinyal HRV berhasil dikonversi menjadi bentuk kontinu sehingga siap digunakan untuk analisis domain frekuensi. Output tahap ini berupa *uniform RR signal* dan *resampled HRV*.

3.5. Frequency Analysis (FFT/PSD)

Frequency Analysis (FFT/PSD) menunjukkan analisis domain frekuensi HRV menggunakan metode Welch untuk menghitung distribusi energi sinyal. Hasil analisis menunjukkan spektrum frekuensi berada pada rentang 0 – $0,5$ Hz dengan puncak terbesar sekitar $0,11$ Hz yang mengindikasikan dominasi aktivitas LF. Hal ini menunjukkan aktivitas sistem saraf simpatik cukup dominan selama pengamatan. Output tahap ini berupa PSD *spectrum*, *frequency-domain* HRV, dan distribusi energi sinyal HRV.

3.6. LF & HF Analysis

LF & HF Analysis menunjukkan ekstraksi komponen frekuensi HRV pada rentang LF $0,04$ – $0,15$ Hz dan HF $0,15$ – $0,40$ Hz menggunakan analisis PSD. Hasil menunjukkan daya LF lebih dominan dengan puncak spektrum sekitar $0,10$ – $0,12$ Hz, yang mengindikasikan aktivitas sistem saraf simpatik cukup tinggi. Sementara itu, daya HF lebih rendah dan tersebar, sehingga rasio LF/HF > 1 menunjukkan dominasi sistem saraf simpatik dibanding parasimpatik. Kondisi ini berkaitan dengan aktivitas fisik, kewaspadaan, atau kondisi tubuh yang belum sepenuhnya *recovery*.



Gambar 8. Contoh hasil dari rekaman EKG 60 detik

Gambar 8 menunjukkan sinyal EKG dengan puncak R yang terdeteksi selama 60 detik, deret waktu interval RR, PSD dengan LF 0,04-0,15 Hz dan HF 0,15-0,40 Hz yang disorot, beserta metrik domain frekuensi yang dihitung.

Tabel 1. Perbandingan Parameter HRV berdasarkan hasil analisis

Parameter	Rentang Frekuensi	Nilai (Estimasi dari Grafik)	Karakteristik pada Gambar	Interpretasi Fisiologis
Daya LF	0,04 – 0,15 Hz	~0,008 – 0,009 s ² /Hz (puncak)	Puncak dominan terlihat sekitar 0,1 Hz	Aktivitas simpatik + parasimpatik
Daya HF	0,15 – 0,40 Hz	~0,002 – 0,003 s ² /Hz	Lebih rendah dari LF, distribusi menyebar	Aktivitas parasimpatik (<i>recovery</i>)
Rasio LF/HF	—	> 2 (estimasi)	LF jauh lebih tinggi dibanding HF	Dominasi sistem simpatik
Total Daya	0,04 – 0,40 Hz	Moderat	Energi terkonsentrasi di LF	Variabilitas cukup tetapi condong ke LF

Tabel 1 menunjukkan Hasil analisis HRV menunjukkan dominasi komponen LF dibanding HF, dengan nilai rasio LF/HF > 2 yang mengindikasikan dominasi sistem saraf simpatik. Meskipun total daya berada pada tingkat moderat, distribusi energi yang terkonsentrasi pada LF menunjukkan bahwa kondisi fisiologis belum mencapai fase pemulihan optimal.

Untuk memperjelas perbedaan kondisi fisiologis antara subjek bugar dan tidak bugar, penelitian ini memberikan contoh data asli RR interval serta hasil ekstraksi fitur HRV. Kondisi bugar umumnya ditandai oleh interval RR yang lebih stabil, nilai SDNN dan RMSSD yang lebih tinggi, komponen HF yang dominan, serta rasio LF/HF yang lebih rendah. Sebaliknya, kondisi tidak bugar menunjukkan dominasi aktivitas simpatik dengan peningkatan rasio LF/HF dan penurunan aktivitas parasimpatik.

Tabel 2. Contoh data asli RR interval

No	Kondisi	RR1 (s)	RR2 (s)	RR3 (s)	RR4 (s)	RR5 (s)
1	Bugar-1	0,82	0,84	0,80	0,83	0,81
2	Bugar-2	0,79	0,81	0,80	0,82	0,80
3	Bugar-3	0,84	0,85	0,83	0,86	0,84
4	Tidak Bugar-1	0,69	0,71	0,70	0,68	0,67
5	Tidak Bugar-2	0,66	0,68	0,67	0,65	0,64

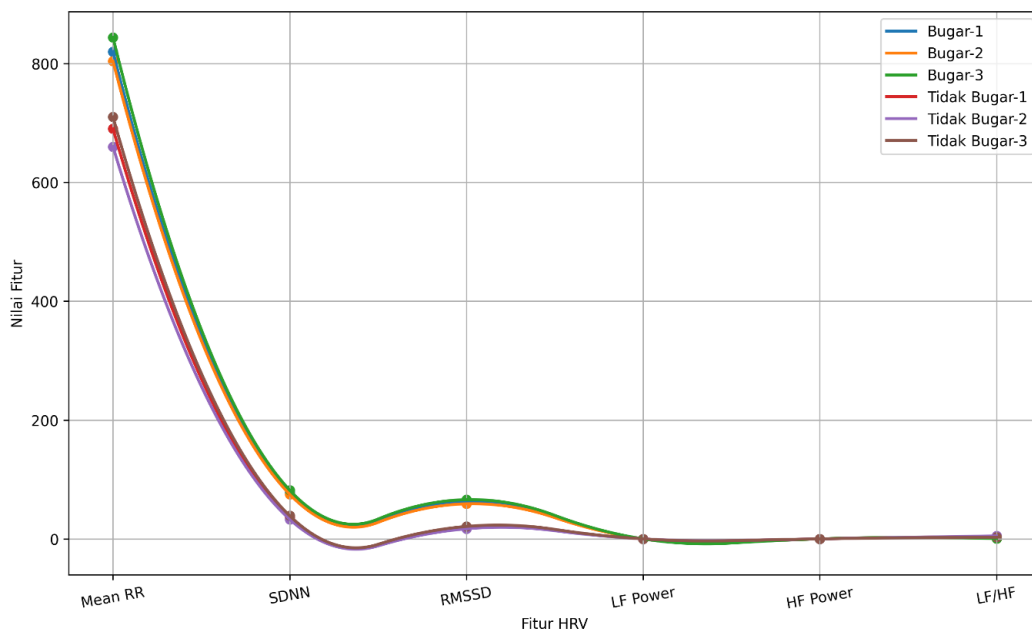
6	Tidak Bugar-3	0,72	0,73	0,71	0,70	0,69
---	---------------	------	------	------	------	------

Berdasarkan Tabel 2, kondisi bugar menunjukkan interval RR yang relatif lebih panjang dan stabil dibandingkan kondisi tidak bugar. Hal ini mengindikasikan denyut jantung yang lebih terkontrol dan aktivitas parasimpatis yang lebih baik. Sebaliknya, kondisi tidak bugar memiliki interval RR yang lebih pendek, yang menunjukkan denyut jantung lebih cepat akibat dominasi aktivitas sistem saraf simpatik.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Fitur HRV

No	Kondisi	Mean RR (ms)	SDNN (ms)	RMSSD (ms)	LF Power	HF Power	LF/HF
1	Bugar-1	820	78	62	0,004	0,006	0,67
2	Bugar-2	804	75	59	0,005	0,007	0,71
3	Bugar-3	844	82	66	0,004	0,008	0,50
4	Tidak Bugar-1	690	36	19	0,009	0,002	4,50
5	Tidak Bugar-2	660	33	17	0,010	0,002	5,00
6	Tidak Bugar-3	710	39	21	0,008	0,003	2,67

Tabel 2 merupakan data mentah (*raw HRV data*) berupa RR interval hasil deteksi puncak R dari sinyal ECG. Data tersebut kemudian diproses menggunakan metode ekstraksi fitur HRV sehingga menghasilkan parameter statistik dan spektral yang ditampilkan pada Tabel 3. Dengan kata lain, Tabel 3 merupakan representasi fitur hasil transformasi dari data RR interval pada Tabel 2. Nilai *Mean RR* diperoleh dari rata-rata RR interval, *SDNN* dihitung sebagai standar deviasi RR interval, *RMSSD* dihitung dari perbedaan berturut-turut RR interval, sedangkan *LF* dan *HF* diperoleh dari analisis PSD terhadap sinyal HRV yang telah diinterpolasi.



Gambar 9. Grafik pola hasil ekstraksi fitur HRV

Gambar 9 menunjukkan bahwa kelompok bugar memiliki nilai Mean RR, SDNN, RMSSD, dan daya HF yang lebih tinggi dibandingkan kelompok tidak bugar, yang menandakan variabilitas denyut jantung lebih baik dan dominasi aktivitas parasimpatis. Sebaliknya, kelompok tidak bugar memiliki nilai daya LF dan rasio LF/HF yang lebih tinggi, menunjukkan dominasi aktivitas sistem saraf simpatik. Perbedaan pola ini mengindikasikan bahwa fitur HRV mampu membedakan kondisi bugar dan tidak bugar serta dapat digunakan sebagai indikator non-invasif untuk mengevaluasi tingkat kebugaran dan kondisi fisiologis seseorang.

Hasil ekstraksi fitur HRV pada Tabel 3 menunjukkan perbedaan yang signifikan antara kondisi bugar dan tidak bugar. Kondisi bugar memiliki nilai SDNN dan RMSSD yang lebih tinggi, yang menunjukkan variabilitas denyut jantung yang baik dan dominasi aktivitas parasimpatis. Selain itu, nilai daya HF pada kondisi bugar lebih tinggi dibandingkan daya LF, sehingga rasio LF/HF cenderung rendah (<1). Sebaliknya, kondisi tidak bugar menunjukkan nilai SDNN dan RMSSD yang lebih rendah, menandakan penurunan fleksibilitas sistem saraf otonom. Daya LF yang lebih tinggi dibandingkan daya HF menghasilkan rasio LF/HF yang meningkat (>2), yang mengindikasikan dominasi aktivitas sistem saraf simpatik dan kondisi fisiologis yang belum optimal. Hasil ini menunjukkan bahwa parameter HRV dapat digunakan sebagai indikator non-invasif untuk mengevaluasi tingkat kebugaran dan kondisi pemulihan tubuh melalui analisis sinyal fisiologis berbasis domain waktu dan domain frekuensi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa komponen HF secara signifikan lebih tinggi pada kondisi istirahat, sedangkan setelah aktivitas terjadi penurunan HF dan peningkatan rasio LF/HF. Hal ini konsisten dengan teori bahwa HF

mencerminkan aktivitas parasimpatis (*vagal*) yang berhubungan dengan proses pemulihan tubuh [8][11][19]. Peningkatan rasio LF/HF setelah aktivitas mengindikasikan dominasi aktivitas simpatik sebagai respons terhadap beban kerja [20]. Temuan ini mendukung penggunaan HRV berbasis analisis frekuensi sebagai indikator kebugaran dan *recovery* secara non-invasif [21]. Kelebihan studi ini adalah fokus pada analisis sinyal tanpa model prediktif, sehingga interpretasi fisiologis menjadi lebih transparan. Namun, hasil dapat dipengaruhi oleh faktor seperti pernapasan, hidrasi, dan waktu pengukuran [22].

Dominasi daya LF yang diamati dalam spektrum PSD menunjukkan pengaruh yang lebih kuat dari sistem saraf simpatik, dikombinasikan dengan modulasi parasimpatik parsial. Hal ini konsisten dengan kondisi fisiologis dimana subjek tidak dalam pemulihan penuh tetapi juga tidak dalam kondisi stres ekstrem [8][11][19]. Daya HF yang relatif lebih rendah menunjukkan bahwa aktivitas parasimpatik (*nada vagal*), yang biasanya dikaitkan dengan relaksasi dan pemulihan, hadir tetapi tidak dominan. Akibatnya, rasio LF/HF yang meningkat mencerminkan ketidakseimbangan ke arah aktivitas simpatik [20].

Dari analisis *interval RR*, variabilitas tampak moderat dan stabil, mendukung interpretasi bahwa subjek berada dalam keadaan fisiologis yang terkontrol daripada mengalami gangguan otonom yang signifikan. Hal ini selaras dengan distribusi spektral yang diamati, dimana komponen LF mendominasi tetapi komponen HF tetap ada. Secara keseluruhan, hasil menunjukkan bahwa analisis HRV domain frekuensi dapat secara efektif menangkap dinamika sistem saraf otonom [26][27][28]. Kombinasi pemrosesan sinyal ECG, ekstraksi *interval RR*, dan analisis berbasis PSD memberikan wawasan fisiologis yang bermakna, yang ditunjukkan melalui dominasi komponen LF dengan nilai sekitar 0,008–0,009 s²/Hz dibandingkan HF sebesar 0,002–0,003 s²/Hz serta rasio LF/HF > 2, sehingga mengindikasikan dominasi aktivitas sistem saraf simpatik dan kondisi fisiologis yang stabil namun belum mencapai fase pemulihan optimal, terkait dengan kondisi kebugaran dan pemulihan [21].

Temuan ini konsisten dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa peningkatan rasio LF/HF dikaitkan dengan dominasi simpatik, sementara komponen HF yang lebih tinggi dikaitkan dengan peningkatan pemulihan kardiovaskular dan tingkat kebugaran [22].

3.7 Uji Kemiripan Pola HRV Bugar dan Tidak Bugar

Untuk mengevaluasi sejauh mana pola HRV dapat membedakan kondisi kebugaran, dilakukan analisis kemiripan menggunakan fitur *Mean RR*, *SDNN*, *RMSSD*, daya LF, daya HF, dan rasio LF/HF yang ditunjukkan pada Tabel 3. Analisis dilakukan menggunakan *Cosine Similarity* karena metode ini mampu mengukur kesamaan bentuk pola antar vektor fitur tanpa dipengaruhi secara signifikan oleh perbedaan skala data.

Persamaan *cosine similarity* diberikan oleh:

$$\text{Similarity}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (9)$$

dengan:

A : vektor fitur HRV pertama

B : vektor fitur HRV kedua

n : jumlah fitur HRV

Nilai *similarity* berada pada rentang 0–1, dimana nilai mendekati 1 menunjukkan pola yang sangat mirip.

Tabel 4. Hasil Uji Kemiripan Pola HRV

Perbandingan	Cosine Similarity
Bugar-1 vs Bugar-2	0,999
Bugar-1 vs Bugar-3	0,999
Bugar-2 vs Bugar-3	0,999
Tidak Bugar-1 vs Tidak Bugar-2	0,999
Tidak Bugar-1 vs Tidak Bugar-3	0,998
Tidak Bugar-2 vs Tidak Bugar-3	0,998
Bugar-1 vs Tidak Bugar-1	0,996
Bugar-2 vs Tidak Bugar-2	0,996
Bugar-3 vs Tidak Bugar-3	0,995

Berdasarkan Tabel 4 hasil perhitungan *Cosine Similarity*, seluruh pasangan data menunjukkan nilai kemiripan yang sangat tinggi (> 0,99). Nilai kemiripan tertinggi diperoleh pada perbandingan antar kelompok yang sama, baik pada kelompok bugar maupun tidak bugar, dengan nilai mencapai 0,999. Hal ini menunjukkan bahwa pola fitur HRV dalam masing-masing kelompok relatif konsisten dan memiliki karakteristik yang serupa.

Sementara itu, perbandingan antara kelompok bugar dan tidak bugar menghasilkan nilai kemiripan sedikit lebih rendah, yaitu sekitar 0,995–0,996. Meskipun masih menunjukkan pola umum yang mirip, terdapat perbedaan pada parameter HRV tertentu, terutama *SDNN*, *RMSSD*, *HF Power*, dan rasio LF/HF, yang mencerminkan perbedaan kondisi fisiologis antara kedua kelompok. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa fitur HRV yang digunakan memiliki pola yang konsisten dalam setiap kelompok dan mampu membedakan karakteristik fisiologis antara kondisi bugar dan

tidak bugar. Perbedaan tersebut terutama berkaitan dengan keseimbangan aktivitas sistem saraf simpatik dan parasimpatik yang tercermin pada parameter domain waktu dan domain frekuensi HRV.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh sampel dalam kelompok bugar memiliki tingkat kemiripan yang sangat tinggi dengan nilai *cosine similarity* mendekati 1. Hal ini menunjukkan bahwa individu yang memiliki kondisi kebugaran baik cenderung memiliki karakteristik HRV yang konsisten, ditandai dengan nilai Mean RR, SDNN, dan RMSSD yang relatif tinggi serta dominasi komponen HF. Kelompok tidak bugar juga menunjukkan kemiripan internal yang tinggi. Namun pola fitur yang terbentuk berbeda dibandingkan kelompok bugar, terutama pada parameter daya LF, daya HF, dan rasio LF/HF. Pada kelompok tidak bugar terlihat peningkatan daya LF dan penurunan daya HF yang menghasilkan rasio LF/HF lebih tinggi.

Meskipun nilai *cosine similarity* antar kelompok masih relatif tinggi akibat dominasi parameter *Mean RR* yang memiliki skala besar, analisis parameter individual menunjukkan perbedaan fisiologis yang jelas. Kelompok bugar memiliki rata-rata SDNN sebesar 78,3 ms dan RMSSD sebesar 62,3 ms, sedangkan kelompok tidak bugar hanya memiliki SDNN 36 ms dan RMSSD 19 ms. Selain itu, rata-rata rasio LF/HF pada kelompok bugar sebesar 0,63, sedangkan kelompok tidak bugar mencapai 4,06. Perbedaan ini menunjukkan dominasi sistem saraf simpatik pada kelompok tidak bugar dan dominasi parasimpatik pada kelompok bugar.

Dengan demikian, hasil uji kemiripan pola mendukung temuan sebelumnya bahwa fitur HRV yang diekstraksi mampu merepresentasikan kondisi fisiologis yang berbeda. Kombinasi fitur domain waktu dan domain frekuensi memberikan kemampuan yang baik dalam membedakan kondisi bugar dan tidak bugar secara non-invasif.

4. KESIMPULAN

Studi ini menunjukkan bahwa analisis domain frekuensi berbasis HRV menggunakan PSD dapat secara efektif mengkarakterisasi aktivitas sistem saraf otonom dan memberikan wawasan yang bermakna tentang kebugaran fisiologis. Dominasi komponen LF yang diamati menunjukkan pengaruh simpatik, sementara pola HRV secara keseluruhan menunjukkan keadaan fisiologis yang stabil. Pendekatan *signal processing* dan analisis frekuensi efektif untuk ekstraksi fitur kebugaran tanpa memerlukan model *machine learning*. Penelitian selanjutnya akan berfokus pada validasi multi-subjek dan analisis komparatif di berbagai kondisi.

REFERENCES

- [1] Imboden, Mary T et al. "Cardiorespiratory Fitness and Mortality in Healthy Men and Women." *Journal of the American College of Cardiology* vol. 72,19 (2018): 2283-2292. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.08.2166>
- [2] Pate, R R et al. "Physical activity and public health. A recommendation from the Centers for Disease Control and Prevention and the American College of Sports Medicine." *JAMA* vol. 273,5 (1995): 402-7. doi: <https://doi.org/10.1001/jama.273.5.402>
- [3] Shaffer F and Ginsberg JP (2017) An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Front. Public Health* 5:258. doi: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2017.00258>
- [4] G. B. Moody, R. G. Mark and A. L. Goldberger, "PhysioNet: a Web-based resource for the study of physiologic signals," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 70-75, May-June 2001, doi: <https://doi.org/10.1109/51.932728>
- [5] Plews, Daniel J., Paul B. Laursen, and Martin Buchheit. "Day-to-day heart-rate variability recordings in world-champion rowers: appreciating unique athlete characteristics." *International journal of sports physiology and performance* 12.5 (2017): 697-703. <https://doi.org/10.1123/ijssp.2016-0343>
- [6] Flatt, Andrew A et al. "Individual Heart Rate Variability Responses to Preseason Training in High Level Female Soccer Players." *Journal of strength and conditioning research* vol. 31,2 (2017): 531-538. doi: <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001482>
- [7] Dong, Jin-Guo. "The role of heart rate variability in sports physiology." *Experimental and therapeutic medicine* vol. 11,5 (2016): 1531-1536. doi: <https://doi.org/10.3892/etm.2016.3104>
- [8] "Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology." *Circulation* vol. 93,5 (1996): 1043-65.
- [9] Marek Malik, J. Thomas Bigger, A. John Camm, Robert E. Kleiger, Alberto Malliani, Arthur J. Moss, Peter J. Schwartz, Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use, *European Heart Journal*, Volume 17, Issue 3, March 1996, Pages 354–381, <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.eurheartj.a014868>
- [10] Shaffer, Fred et al. "A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability." *Frontiers in psychology* vol. 5 1040. 30 Sep. 2014, doi: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.01040>
- [11] Buchheit, Martin. "Monitoring training status with HR measures: do all roads lead to Rome?." *Frontiers in physiology* vol. 5 73. 27 Feb. 2014, doi: <https://doi.org/10.3389/fphys.2014.00073>
- [12] Kim, Joung Eun et al. "Machine learning-based fatigue classification using heart rate variability and cortisol: A multimodal approach to wearable health monitoring." *Digital health* vol. 11 20552076251395570. 7 Nov. 2025, doi: <https://doi.org/10.1177/20552076251395570>
- [13] Wang Z, Hu J and Yu W (2026) Mapping HRV in sports science: from monitoring to machine learning. *Front. Sports Act. Living* 7:1714962. doi: <https://doi.org/10.3389/fspor.2025.1714962>
- [14] Subasi, Abdulhamit. "EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model." *Expert Systems with Applications* 32.4 (2007): 1084-1093. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.005>
- [15] Moody, G B, and R G Mark. "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database." *IEEE engineering in medicine and biology magazine : the quarterly magazine of the Engineering in Medicine & Biology Society* vol. 20,3 (2001): 45-50. doi: <https://doi.org/10.1109/51.932724>

- [16] Orphanidou, Christina et al. "Signal-quality indices for the electrocardiogram and photoplethysmogram: derivation and applications to wireless monitoring." *IEEE journal of biomedical and health informatics* vol. 19,3 (2015): 832-8. doi: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2014.2338351>
- [17] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236, March 1985, doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>
- [18] Welch, P. (1967) The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15, 70-73. <http://dx.doi.org/10.1109/TAU.1967.1161901>
- [19] Laborde, Sylvain et al. "Heart Rate Variability and Cardiac Vagal Tone in Psychophysiological Research - Recommendations for Experiment Planning, Data Analysis, and Data Reporting." *Frontiers in psychology* vol. 8 213. 20 Feb. 2017, doi: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00213>
- [20] Aubert, André E et al. "Heart rate variability in athletes." *Sports medicine (Auckland, N.Z.)* vol. 33,12 (2003): 889-919. doi: <https://doi.org/10.2165/00007256-200333120-00003>
- [21] Halson, Shona L. "Monitoring training load to understand fatigue in athletes." *Sports medicine (Auckland, N.Z.)* vol. 44 Suppl 2, Suppl 2 (2014): S139-47. doi: <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0253-z>
- [22] Peabody, Jeremy E et al. "A Systematic Review of Heart Rate Variability as a Measure of Stress in Medical Professionals." *Cureus* vol. 15,1 e34345. 29 Jan. 2023, doi: <https://doi.org/10.7759/cureus.34345>
- [23] Aubert AE, Seps B, Beckers F. Heart rate variability in athletes. *Sports Med.* 2003;33(12):889-919. doi: <https://doi.org/10.2165/00007256-200333120-00003>
- [24] Natarajan, Aravind et al. "Heart rate variability with photoplethysmography in 8 million individuals: a cross-sectional study." *The Lancet Digital Health*, vol. 2, no. 12, 2020, pp. e650–e657. DOI: [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(20\)30246-6](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30246-6)
- [25] Pham, T.; Lau, Z.J.; Chen, S.H.A.; Makowski, D. Heart Rate Variability in Psychology: A Review of HRV Indices and an Analysis Tutorial. *Sensors* 2021, 21, 3998. DOI : <https://doi.org/10.3390/s21123998>
- [26] H. Bin Lee, G. Park, M. Jung, S. Yong Shin, S. Cho and J. Hwan Cho, "Machine Learning Model Using Heart Rate Variability for the Prediction of Vasovagal Syncope," in *IEEE Access*, vol. 12, pp. 151153-151160, 2024, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3475746>
- [27] Matuz, A., van der Linden, D., Darnai, G., & Csathó, Á. (2022). Generalisable machine learning models trained on heart rate variability data to predict mental fatigue. *Scientific reports*, 12(1), 20023. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-24415-y>
- [28] Bahameish, M., Stockman, T., & Requena Carrión, J. (2024). Strategies for Reliable Stress Recognition: A Machine Learning Approach Using Heart Rate Variability Features. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 24(10), 3210. <https://doi.org/10.3390/s24103210>