

Analisis Fraktal Non-Linier Pada Sinyal HRV Untuk Deteksi Awal Penyakit Jantung Koroner

1st Farah Nabylla Shafa A.R

Teknik Biomedis
Fakultas Teknik Elektro
Bandung, Indonesia

nabyllabilla@student.telkomuniversity.
ac.id

2nd Tito Waluyo Purboyo

Teknik Biomedis
Fakultas Teknik Elektro
Bandung, Indonesia

titowaluyo@telkomuniversity.ac.id

3rd Dziban Naufal

Teknik Biomedis
Fakultas Teknik Elektro
Bandung, Indonesia

dzibannaufal@telkomuniversity.ac.id

Abstrak— Penyakit jantung koroner merupakan salah satu penyebab kematian tertinggi secara global. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif mengenai kondisi jantung melalui analisis sinyal elektrokardiogram (EKG), khususnya variabilitas detak jantung (Heart Rate Variability/HRV), dengan pendekatan analisis fraktal. Data HRV dihasilkan dari deteksi puncak R (R-peak) dan diolah untuk mendapatkan fitur domain waktu, yaitu *Standard Deviation of RR intervals (SDRR)* dan *Root Mean Square of Successive Difference (RMSSD)*. Analisis fraktal dilakukan menggunakan metode *Detrended Fluctuation Analysis (DFA)*, *Hurst Exponent*, *Higuchi Fractal Dimension (HFD)*, *Maximum Fractal Length (MFL)*, dan *Poincaré*. Fitur yang diperoleh kemudian diseleksi dengan metode *Minimum Redundancy Maximum Relevance (mRMR)*, sementara klasifikasi kondisi jantung normal dan penyakit jantung koroner dilakukan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur fraktal mampu merepresentasikan kompleksitas sinyal HRV, dengan sejumlah parameter menunjukkan perbedaan yang signifikan antara kelompok normal dan CAD. Model SVM dengan konfigurasi kernel tertentu menghasilkan akurasi tinggi pada pengujian serta nilai *cross-validation* yang konsisten. Temuan ini menegaskan bahwa kombinasi analisis fraktal dan SVM berpotensi dimanfaatkan untuk deteksi dini penyakit jantung koroner serta mendukung pengembangan sistem pemantauan kesehatan berbasis EKG yang akurat dan informatif.

Kata kunci— Penyakit Jantung Koroner, Heart Rate Variability, Analisis Fraktal, *Detrended Fluctuation Analysis (DFA)*, *Higuchi Fractal Dimension (HFD)*, *Maximum Fractal Length (MFL)*, *Poincaré*, dan *Support Vector Machine (SVM)*.

I. PENDAHULUAN

Coronary Artery Disease (CAD) merupakan salah satu penyebab kematian terbesar di dunia, termasuk di Indonesia, dengan jumlah kasus yang terus bertambah seiring perubahan pola hidup masyarakat. Menurut laporan WHO, CAD bersama penyakit kardiovaskular lainnya berkontribusi terhadap sekitar 17,9 juta kematian setiap tahun [1]. Kondisi ini menegaskan pentingnya deteksi dini untuk mencegah progresivitas penyakit.

Elektrokardiogram (EKG) menjadi salah satu prosedur yang banyak digunakan untuk mengevaluasi fungsi otonom jantung melalui analisis Heart Rate Variability (HRV), yang mencerminkan hubungan dinamis antara sistem saraf simpatik dan parasimpatik. Analisis domain waktu, seperti *Standard Deviation of RR intervals (SDRR)* dan *Root Mean Square of Successive Differences (RMSSD)*, kerap digunakan [2]. Namun, pendekatan konvensional ini hanya mampu menangkap informasi linier berskala tunggal, sehingga

kurang peka terhadap karakteristik non-linier dalam sinyal detak jantung [3].

Dalam penelitian ini diterapkan analisis fraktal, termasuk *Detrended Fluctuation Analysis (DFA)*, *Higuchi Fractal Dimension (HFD)*, *Maximum Fractal Length (MFL)*, *Hurst Exponent*, dan *Poincaré*, untuk mengidentifikasi kompleksitas sinyal RR interval yang tidak dapat diungkap oleh metode tradisional. Dengan memadukan fitur fraktal tersebut dengan algoritma klasifikasi seperti *Support Vector Machine (SVM)* dan *Logistic Regression*, metode ini berpotensi menjadi solusi deteksi dini CAD yang cepat, tidak invasif, dan akurat.

II. KAJIAN TEORI

A. Coronary Artery Disease (CAD)

Coronary Artery Disease (CAD), erat kaitannya dengan proses terbentuknya plak aterosklerosis pada pembuluh arteri koroner. Pada patofisiologis Aterosklerosis, pembentukan plak ini diawali dengan pembentukan plak yang paling ringan derajatnya yang disebut dengan fatty streak. *Coronary Artery Disease* memiliki gejala adanya tekanan pada bagian dada seperti serangan jantung, sesak napas saat istirahat ataupun saat beraktivitas fisik ringan, keluarnya keringat yang berlebih secara tiba-tiba, muntah, mual, nyeri di bagian tubuh lain, seperti rasa pegal-pegal di lengan kiri atau rahang, dan henti jantung secara mendadak [4].

B. Heart Rate Variable (HRV)

Penggunaan HRV pada EKG diukur dengan cara menganalisis interval antara detak jantung yang berurutan, yang dapat diperoleh dari gelombang R sinyal EKG. Gelombang R adalah puncak yang terlihat paling jelas dalam sinyal EKG dan digunakan sebagai referensi untuk menghitung interval detak jantung [12]. HRV pada pasien penderita CAD akan menunjukkan sinyal yang lebih rendah dan sering kali sistem saraf otonom yang tidak seimbang dan dapat meningkatkan risiko terjadinya penyakit CAD.

Ultra short-term (UST) merupakan variabilitas denyut jantung yang diukur dalam waktu yang sangat singkat, biasanya kurang dari 5 menit, dan berikisar antara 30 detik dan 1 menit. *Ultra short-term (UST)* HRV diusulkan sebagai solusi yang praktis dan efisien untuk mendapatkan informasi tentang fungsi saraf otonom dan Kesehatan kardiovaskular tanpa memerlukan pengambilan data yang panjang dan

memakan waktu yang lama seperti pengukuran standar 5 menit atau lebih lama [5].

C. Fraktal

Fraktal merupakan bentuk geometris yang kompleks dengan struktur halus dengan skala yang sangat kecil. Biasanya, fraktal memiliki Tingkat keserupaan diri atau yang disebut dengan *self-similarity*. Dengan kata lain, jika memperbesar bagian kecil dari fraktal, maka akan terlihat fitur yang mirip dengan keseluruhan.

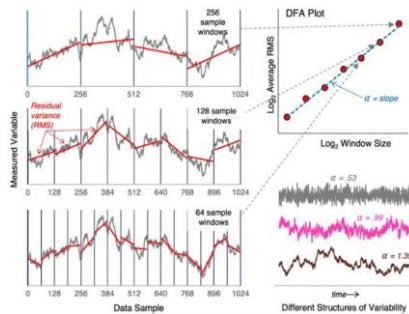
Penggunaan fraktal dalam dunia kesehatan, khususnya pada HRV, didasarkan pada fakta bahwa HRV menunjukkan sifat fraktal yang mencerminkan interaksi non-linier dari berbagai sistem saraf otonom. Analisis fraktal membantu dalam mengukur Tingkat kompleksitas dan kestabilan pada sistem jantung serta dapat menunjukkan adanya pola yang tidak monoton, tetapi dinamis dan adaptif. Pada dimensi fraktal, HRV dapat menunjukkan tingkat kerumitan dan keseimbangan sistem saraf, di mana nilai dari FD (*Fractal Dimension*) yang lebih rendah cenderung berkaitan dengan kondisi patologis seperti penyakit jantung [6].

D. Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Detrended Fluctuation Analysis (DFA) merupakan metode yang digunakan untuk mengukur sifat korelasi intrinsik yang menyerupai fraktal dari sistem dinamis. DFA adalah modifikasi dari analisis akar kuadrat rata-rata yang diterapkan dalam bentuk sinyal non-stasioner.

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}$$

Dimana $F(n)$ adalah fluktuasi rata-rata, $y(k)$ adalah nilai deret waktu asli, dan $y_n(k)$ adalah nilai deret waktu yang telah dihilangkan dalam jendela n .



Gambar 1 Ilustrasi DFA

Pada gambar 1 merupakan ilustrasi dari proses *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) untuk mengidentifikasi sifat statistik dan kompleksitas sinyal. Dari gambar tersebut menunjukkan bahwa sinyal dibagi menjadi beberapa segmen dengan panjang tertentu yang disebut juga dengan *window size* [7].

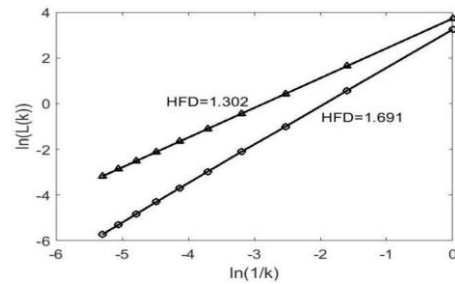
E. Eksponen Hurst

Eksponen Hurst pertama kali dikenalkan oleh Harold Edwin Hurst untuk mengembangkan hukum aturan Tingkat

air pada Sungai Nil. Eksponen Hurst adalah estimator tanpa dimensi yang digunakan untuk menilai sifat self-similarity dan korelasi dalam jangka panjang dari deret waktu. Perilaku asimptotik pada rentang waktu yang dinormalisasi, atau yang ditingkatkan digunakan untuk menghitung Eksponen Hurst sebagai fungsi periode deret waktu [7].

F. Higuchi Fractal Dimension (HFD)

Higuchi Fractal Dimension (HFD) merupakan metode yang telah banyak digunakan untuk menganalisis sinyal kompleks. Penelitian menggunakan metode ini telah dilakukan dalam patologi sistem biologis dan digunakan untuk membedakan sinyal sehat dan sinyal yang menunjukkan gangguan.



Gambar 2 Ilustrasi HFD

Pada gambar grafik *Higuchi Fractal Dimension* (HFD) sebagai slope garis lurus yang memodelkan hubungan antara $\ln(L(k))$ dan $\ln(1/k)$ yang digunakan untuk mendefinisikan HFD sebagai nilai garis lurus untuk memodelkan data, sehingga kemiringan garisnya akan semakin tajam seiring dengan keruncingan atau kompleksitas data dan slope garis tersebut juga digunakan sebagai parameter utama untuk analisis fraktal. Algoritma tersebut digunakan untuk menghitung panjang $\ln(L(k))$ untuk setiap nilai n dan k , dimana n adalah waktu awal dan k adalah interval waktu.

$$L_m(k) = \frac{\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1)k)|(N-1)}{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k}$$

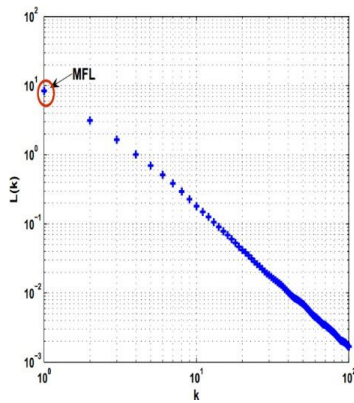
Setelah itu, untuk jumlah total panjang $L(k)$ untuk setiap k ditentukan oleh :

$$L(k) = \sum_{n=1}^k L_m(k)$$

Dan didapatkan kemiringan kurva $\ln(L(k))$ dan $\ln(1/k)$ menggunakan kuadrat linier yang paling cocok [8].

G. Maximum Fractal Length (MFL)

Maximum Fractal Length merupakan fitur yang digunakan untuk mengukur aktivitas otot dari sinyal Elektromiogram permukaan (sEMG) yang digunakan untuk mengukur kekuatan kontraksi otot, terutama pada aktivitas otot yang lemah seperti fleksi jari dan pergelangan tangan, MFL dihitung sebagai panjang rata-rata dari kurva sinyal pada skala terkecil pada grafik logaritmik antara panjang kurva $L(k)$ dan skala waktu k [10].

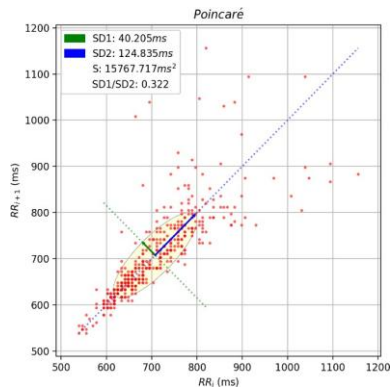


Gambar 3 Ilustrasi MFL

Meskipun *Maximum Fractal Length* (MFL) awalnya diterapkan pada sinyal sEMG, prinsip dari perhitungan yang berbasis pada kompleksitas sinyal juga dapat digunakan pada sinyal EKG dalam bentuk HRV. Dengan menerapkan rumus MFL pada sinyal RR interval yang memungkinkan untuk menilai kompleksitas dan kerapatan pada dinamika detak jantung, sehingga membantu dalam membedakan kondisi normal dan patologis seperti penyakit *Coronary Artery Disease* (CAD).

H. Poincaré

Poincaré merupakan metode untuk menilai variabilitas denyut jantung (HRV) dengan memplot interval RR yang berurutan. Plot *Poincaré* dibuat dengan sumbu X yang menunjukkan interval RR saat ini dan sumbu Y menunjukkan interval RR berikutnya. Dua indeks utama ini dapat dihitung dalam plot ini. SD1 menunjukkan variabilitas jangka pendek yang terkait dengan aktivitas parasimpatis, dan SD2 menunjukkan variabilitas jangka Panjang terkait dengan aktivitas simpatis.



Gambar 4 Ilustrasi Poincaré

Pada gambar *Poincaré*, kumpulan titik membentuk pola tertentu, seperti elips, kipas, komet, atau torpedo. Bentuk dan sebaran titik-titik tersebut menunjukkan karakteristik fluktuasi sinyal. Titik-titik yang tersebar rapat membentuk elips yang simetris menunjukkan sistem yang stabil, sementara penyebaran yang tidak simetris dapat menunjukkan sistem yang lebih kompleks atau tidak teratur [11].

III. METODE

Analisis ini menggunakan data EKG dari *St. Petersburg INCART 12-lead Arrhythmia Database* yang berisi 75 rekaman berdurasi 30 menit dari 32 pasien, direkam dengan 12 lead pada frekuensi 257 Hz. Penelitian memanfaatkan lead II dan V1, dengan subjek mencakup pasien penyakit jantung koroner, termasuk *acute myocardial infarction* (MI), *angina pectoris*, serta CAD yang disertai hipertensi atau *left ventricular hypertrophy* (LVH). Seluruh pasien dengan diagnosis CAD tetap dikelompokkan sebagai penderita CAD meskipun memiliki komorbiditas.

Data kelompok normal diperoleh dari *MIT-BIH Arrhythmia Database* yang memuat 48 rekaman berdurasi 30 menit dari 47 subjek dengan frekuensi sampling 360 Hz, juga menggunakan lead II dan V1. Meskipun dataset ini mencakup pasien aritmia, segmen dengan dominasi ritme sinus normal (label "N" pada file anotasi .atr) dipilih untuk kelompok kontrol. Pemilihan ini memastikan bahwa sinyal yang dianalisis benar-benar merepresentasikan pola detak jantung normal untuk dibandingkan dengan kelompok CAD.

A. Pre-processing

Sinyal jantung koroner dari dataset *St. Petersburg* direkam pada frekuensi 257 Hz dan kemudian di-*upsample* menjadi 360 Hz. Setiap rekaman dibagi menjadi segmen berdurasi 225 detik, menghasilkan 8 segmen per pasien, dengan total 56 label normal dan 56 label CAD. Segmen-segmen tersebut selanjutnya diproses untuk mendeteksi puncak R dan menghitung interval RR, yang digunakan dalam ekstraksi fitur HRV dan analisis fraktal.

B. Ekstraksi Fitur HRV

Ekstraksi fitur HRV *ultra-short term* dilakukan dengan metode *sliding window*, membagi sinyal RR interval menjadi potongan berdurasi singkat. Variasi *window size* yang digunakan adalah 10, 20, dan 30 detik, dengan *step size* 1–5 detik. Setiap segmen dihitung fitur domain waktu seperti SDRR dan RMSSD untuk mengidentifikasi perbedaan halus antara jantung normal dan CAD secara lebih akurat.

C. Ekstraksi Fitur Fraktal

Metode fraktal yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), *Hurst Exponent*, *Higuchi Fractal Dimension* (HFD), *Maximum Fractal Length* (MFL), dan analisis *Poincaré*. Masing-masing metode menghasilkan nilai yang merepresentasikan tingkat kompleksitas sinyal.

D. Uji Distribusi Kolmogorov-Smirnov

Uji Kolmogorov–Smirnov digunakan untuk mengidentifikasi perbedaan distribusi fitur fraktal antara kelompok jantung normal dan CAD. Nilai p menjadi indikator signifikansi, di mana $p < 0,05$ menunjukkan bahwa fitur tersebut mampu membedakan kedua kelompok secara statistik.

E. Klasifikasi

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma *machine learning* untuk klasifikasi, menggunakan metode berbasis kernel, termasuk RBF (*Radial Basis Function*), guna memisahkan data linier maupun non-linier. Dalam penelitian

ini, SVM memisahkan kelompok jantung normal dan CAD berdasarkan fitur fraktal, dengan model dilatih pada data hasil ekstraksi fitur dan dievaluasi untuk mengukur akurasi pemisahan kedua kelompok.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada sinyal HRV, pola kompleksitas tidak terlihat secara kasat mata, namun dapat diungkap melalui pengukuran dengan parameter fraktal seperti *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), *Higuchi Fractal Dimension* (HFD), *Maximum Fractal Length* (MFL), dan *Hurst Exponent*. Metode ini mengkaji tingkat *self-similarity* dan keteraturan sinyal pada berbagai skala waktu, di mana perbedaan antara kelompok normal dan CAD mencerminkan variasi kompleksitas ritme jantung. Evaluasi dilakukan menggunakan algoritma klasifikasi SVM dan uji statistik Kolmogorov-Smirnov untuk menilai kemampuan fitur fraktal dalam membedakan kedua kelompok.

A. Ekstraksi Fitur HRV

Segmentasi sinyal berdurasi 225 detik dilakukan pada kelompok jantung normal dan CAD dari 7 pasien dengan dua lead (II dan V1), menghasilkan 56 label normal dan 56 label CAD. Ekstraksi HRV menggunakan metode *sliding window* dengan tiga *window size* (10, 20, 30 detik) dan lima *step size* (1–5 detik), menghasilkan 15 kombinasi parameter per segmen. Untuk setiap kombinasi dihitung SDRR dan RMSSD pada masing-masing lead, sehingga diperoleh 15 nilai SDRR dan RMSSD untuk tiap segmen EKG.

Tabel 1 Tabel SDRR dan RMSSD

<i>Window Start(s)</i>	SDRR (s)	RMSSD (s)
0	0.02713304053	0.03794107883
5	0.01306589425	0.009622504494
10	0.01759221186	0.01054092552

Tabel tersebut merupakan Sebagian hasil dari perhitungan HRV dengan SDRR dan RMSSD yang dihitung dengan *window size* 10 detik dan *step size* nya 5 detik. Pada tabel tersebut "*Window Start (s)*" tersebut menunjukkan titik awal (dalam detik) dari setiap segmen sinyal HRV yang dianalisis.

B. Ekstraksi Fitur Fraktal

Pendekatan fraktal seperti *Higuchi Fractal Dimension* (HFD), *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), *Maximum Fractal Length* (MFL), *Hurst Exponent*, dan *Poincaré* digunakan untuk mengukur derajat ketidakteraturan dari sinyal jantung berbasis HRV. Hasil perhitungan ditampilkan dalam bentuk nilai numerik untuk masing-masing sampel data.

Fitur	Normal	CAD
HFD	1.1594200255925289	1.4392897156583906
MFL	1.6251485335051084	0.6384899131265801
Hurst	1.5279162147917642	1.5719456141233048
DFA	0.016900471	0.002885092
<i>Poincaré</i>	0.6306254776440647	0.2488791039900365

Tabel 2 Lead II SDRR

Tabel tersebut merupakan salah satu nilai representatif dari masing-masing kelompok fraktal dari *lead II* fitur SDRR dengan *window size* 10 detik dan *step size*nya 5 detik, seperti DFA, *Higuchi Fractal Dimension* (HFD), *Maximum Fractal Length* (MFL), *Hurst Exponent*, dan *Poincaré*. Nilai-nilai tersebut dipilih dari sekumpulan fitur yang memiliki variasi parameter seperti *window size* dan *step size*, contohnya pada fitur DFA terdapat banyak kombinasi seperti *dfa_window10_step5*(SDRR), *dfa_window10_step5*(RMSSD), dan lainnya.

Tabel 3 Lead II RMSSD

Fitur	Normal	CAD
HFD	1.1357297271070614	1.3801364505985596
MFL	2.9819112301933326	1.1349303224848886
Hurst	1.5103928816245005	1.58053846
DFA	0.030900204	0.005831898
<i>Poincaré</i>	0.6306254776440647	0.2488791039900365

Tabel tersebut salah satu nilai representasi dari masing-masing kelompok fraktal *lead II* fitur RMSSD dengan *window size* 10 detik dan *step size* nya 5 detik.

Tabel 4 Lead V1 SDRR

Fitur	Normal	CAD
HFD	1.405079191	1.400741921
MFL	3.587716676	0.91604926
Hurst	1.4134809851766788	1.5444847822599828
DFA	0.02084734	0.003041526
<i>Poincaré</i>	0.6089638469620818	0.2634760344528024

Fitur	Normal	CAD
HFD	1.327944707	1.344287642
MFL	3.587716676	1.565805
Hurst	1.4860257727445074	1.5496592664445423
DFA	0.036250735	0.006448283
<i>Poincaré</i>	0.6089638469620818	0.2634760344528024

Tabel tersebut salah satu nilai representasi dari masing-masing kelompok fraktal *lead V1* fitur SDRR dengan *window size* 10 detik dan *step size* nya 5 detik.

Tabel 5 Lead V1 RMSSD

Tabel tersebut salah satu nilai representasi dari masing-masing kelompok fraktal *lead V1* fitur RMSSD dengan *window size* 10 detik dan *step size* 5 detik.

Penelitian ini menggunakan lima fitur fraktal—*Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), *Hurst Exponent*, *Higuchi Fractal Dimension* (HFD), *Maximum Fractal Length* (MFL), dan *Poincaré*—untuk menganalisis kompleksitas sinyal EKG dari interval RR. Analisis ini bertujuan mengukur pola non-linier dan ketidakteraturan detak jantung guna membedakan jantung normal dan CAD.

Hasil menunjukkan bahwa DFA pada jantung normal memiliki fluktuasi jangka panjang lebih kompleks dibanding CAD. Nilai Hurst pada CAD sedikit lebih tinggi, menandakan pola terlalu berulang. HFD yang tinggi pada CAD menunjukkan ketidakaturan lokal lebih besar, sementara MFL lebih tinggi pada jantung normal yang merefleksikan panjang sinyal fraktal lebih kaya. Poincaré plot menunjukkan rasio SD1/SD2 pada CAD jauh lebih rendah, mengindikasikan dominasi simpatis dan variabilitas detak jantung yang lemah. Secara keseluruhan, kelima parameter ini efektif membedakan kondisi jantung sehat dan CAD.

C. Uji Distribusi Kolmogorov-Smirnov

Uji *Kolmogorov-Smirnov* dilakukan pada seluruh fitur yang telah diekstraksi dan dianalisis terlebih dahulu berdasarkan distribusinya. Tahapan ini diawali dengan visualisasi distribusi untuk melihat pola sebaran data dari setiap fitur yang digunakan.

Tabel 6 Uji Kolmogorov-Smirnov

Fitur	KS Statistik	P-Value	Kesimpulan
dfa_window10_step1 (RMSSD)	0.125	0.778	Distribusi sama
dfa_window10_step1 (SDRR)	0.125	0.778	Distribusi sama
dfa_window10_step1 (RMSSD)	0.821	2.90×10^{-19}	Distribusi berbeda
mfl_window10_step1 (SDRR)	0.821	2.90×10^{-19}	Distribusi berbeda

Uji Kolmogorov-Smirnov (KS-Test) digunakan pada kedua lead untuk menilai perbedaan distribusi fitur fraktal antara jantung normal dan CAD. Nilai **p-value** menunjukkan tingkat signifikansi: $p < 0,05$ berarti distribusi berbeda secara statistik, sedangkan $p > 0,05$ menunjukkan distribusi serupa. Hasil penelitian menunjukkan sebagian besar fitur fraktal pada lead II dan V1 memiliki $p < 0,05$, sehingga valid digunakan untuk membedakan kedua kondisi.

Nilai **KS Statistik** mengukur jarak maksimum antara distribusi kumulatif dua kelompok; semakin besar nilainya, semakin nyata perbedaannya. Fitur dengan nilai KS Statistik tinggi sensitif dalam menangkap karakteristik khas masing-masing kelompok dan berpotensi menjadi parameter klasifikasi, sedangkan nilai rendah menunjukkan fitur kurang informatif.

D. Feature Ranking

Untuk mengurangi jumlah fitur dan meningkatkan efisiensi proses klasifikasi, metode *Minimum Redundancy Maximum Relevance* (mRMR). Metode tersebut digunakan untuk mengurutkan fitur berdasarkan Tingkat kepentingannya dalam klasifikasi.

Tabel 7 Sepuluh Fitur Terbaik Lead II

Rank	mRMR
1	hfd10_window10_step3(RMSSD)(RMSSD)
2	dfa_window30_step4(RMSSD)
3	dfa_window10_step3(SDRR)
4	dfa_window10_step3(RMSSD)
5	hurst_window30_step3(SDRR)
6	sd2_window30_step2
7	sd2_window30_step1
8	sd2_window30_step3
9	sd2_window30_step4
10	dfa_window30_step3(SDRR)

Tabel 7 menunjukkan hasil pemeringkatan sepuluh fitur terbaik dari sinyal EKG *Lead II* dengan menggunakan metode mRMR. Metode pemeringkatan menggunakan mRMR digunakan untuk memilih fitur yang paling relevan terhadap label dari kelan jantung normal dan koroner namun memiliki redundansi minimal satu sama lain. Berdasarkan tabel fitur fraktal yang paling menonjol dan menempati peringkat atas di lead II adalah fitur HFD berbasis RMSSD.

Tabel 8 Sepuluh Fitur Terbaik Lead V1

Rank	mRMR
1	hfd2_window20_step2(SDRR)(SDRR)
2	hfd1_window20_step5(SDRR)(SDRR)
3	hfd1_window20_step4(SDRR)(SDRR)
4	hfd3_window20_step1(SDRR)(SDRR)
5	hfd4_window20_step1(SDRR)(SDRR)
6	hfd1_window20_step2(SDRR)(SDRR)
7	hfd2_window20_step1(SDRR)(SDRR)
8	hfd5_window20_step1(SDRR)(SDRR)
9	hfd1_window30_step5(SDRR)(SDRR)
10	hfd1_window20_step3(SDRR)(SDRR)

Tabel 8 menunjukkan hasil pemeringkatan sepuluh fitur terbaik dari sinyal EKG *Lead V1* dengan menggunakan metode mRMR. Metode pemeringkatan menggunakan mRMR digunakan untuk memilih fitur yang paling relevan terhadap label dari kelan jantung normal dan koroner namun memiliki redundansi minimal satu sama lain. Berdasarkan tabel fitur fraktal yang paling menonjol dan menempati peringkat atas di lead V1 adalah fitur HFD dengan parameter HRV SDRR dengan variasi *window size* 20 detik dan *step size* nya 2 detik. Pada pemeringkatan fitur fraktal di *lead V1*

didominasi oleh *Higuchi Fractal Dimension* dengan parameter SDRR, hal ini berarti kompleksitas sinyal jantung jangka panjang sangat penting dalam klasifikasi pada lead V1 dan ini memberi indikasi bahwa lead V1 sangat sensitif terhadap analisis fraktal dengan parameter HRV SDRR.

Pemeringkatan fitur dengan *Minimum Redundancy Maximum Relevance* (mRMR) digunakan untuk memilih fitur fraktal yang paling relevan membedakan jantung normal dan CAD, sekaligus meminimalkan tumpang tindih antar fitur. Hasilnya menunjukkan HFD, MFL, DFA, dan Poincaré konsisten masuk 10 besar pada lead II dan V1, menandakan kontribusi besar dalam mendeteksi perbedaan kompleksitas sinyal HRV. Konsistensi ini membuktikan fitur tersebut signifikan secara statistik dan praktis untuk meningkatkan efisiensi serta akurasi klasifikasi.

D. Klasifikasi

Klasifikasi menggunakan SVM dan *Logistic Regression* dilakukan pada 112 data set dengan melakukan split data 80% untuk *training data* dan 20% untuk *testing data* dengan jumlah testif datanya sebanyak 22 dan menggunakan kernel RBF dilakukan pada masing-masing kelompok fitur fraktal dan klasifikasi menggunakan fitur terbaik yang telah dilakukan pemeringkatan menggunakan metode mRMR.

Tabel 9 Klasifikasi 10 Fitur Terbaik

Fitur	Klasifikasi	Lead	Akurasi (%)	Akurasi Validasi	AUC
mRMR	SVM	II	100%	1.0000 ± 0.0000	100
		V1	83%	0.9227 ± 0.0285	86
		II & V1	95%	0.9203 ± 0.0480	100
	LR	II	100%	1.0000 ± 0.0000	100
		V1	95%	0.9417 ± 0.0420	99
		II & V1	100%	0.9345 ± 0.0070	100

Berdasarkan klasifikasi menggunakan SVM dan *Logistic Regression* pada lead II, lead V1, dan gabungan keduanya. Klasifikasi dengan menggunakan SVM, fitur fraktal dari lead II memberikan hasil yang sempurna dengan akurasi masing-masing nya sebesar 100%, diikuti oleh gabungan kedua lead, yaitu lead II dan lead V1 juga memberikan nilai AUC sebesar 100% dengan sedikit penurunan pada akurasi validasinya. Sementara itu, fitur fraktal dari lead V1 secara individual memiliki performa yang lebih rendah dibandingkan dengan lead II dengan nilai AUC nya sebesar 86%. Pada klasifikasi menggunakan *Logistic Regression*, ketiga kombinasi tersebut, yaitu lead II, lead V1 dan gabungan kedua lead tersebut menunjukkan performansi yang begitu baik dengan AUC nya hampir atau sama dengan 100%, di mana pada lead

II dan gabungan kedua lead tersebut mencatat akurasi yang sempurna. Secara keseluruhan, kombinasi pada lead II dan lead V1 dengan konsisten memberikan hasil yang sangat kompetitif, namun pada lead II sendiri memiliki hasil yang stabil.

Klasifikasi diawali dengan pemilihan fitur fraktal dari sinyal HRV (DFA, Hurst Exponent, HFD, MFL, Poincaré) yang diperingkat menggunakan mRMR untuk memilih fitur paling relevan dan minim redundansi. Data dibagi menjadi latih dan uji, lalu diklasifikasikan menggunakan SVM (linear, polynomial, RBF) dan *Logistic Regression*, dengan evaluasi melalui *cross-validation*. Menggunakan 10 fitur terbaik mRMR, SVM mencapai akurasi dan AUC 100% tanpa kesalahan klasifikasi, menunjukkan kemampuan diskriminasi sempurna terhadap jantung normal dan CAD. Keberhasilan ini menegaskan bahwa kombinasi analisis fraktal non-linier dan algoritma machine learning efektif untuk deteksi dini penyakit jantung koroner secara cepat, akurat, dan non-invasif.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan fitur fraktal pada lead II dan V1 memiliki kontribusi signifikan dalam membedakan jantung normal dan CAD. Hasil uji Kolmogorov-Smirnov memperlihatkan sebagian besar fitur fraktal memiliki p-value < 0,05, menandakan perbedaan distribusi yang signifikan antara kedua kelompok sehingga layak digunakan untuk klasifikasi. Pemeringkatan fitur menggunakan mRMR mengidentifikasi HFD dan MFL sebagai fitur paling berpengaruh, dengan konsistensi tinggi pada peringkat teratas, yang membuktikan relevansi dan keandalannya.

Penerapan fitur terpilih pada SVM dan *Logistic Regression* menghasilkan akurasi hingga 100%, di mana SVM menunjukkan performa terbaik. Temuan ini menegaskan bahwa kombinasi analisis fraktal dan algoritma klasifikasi mampu secara efektif dan akurat membedakan kondisi jantung normal dari CAD.

REFERENSI

[1] “Waspadai Penyakit Jantung Koroner: Bahaya Tersembunyi yang Mengintai Kesehatan Anda,” HEARTOLOGY. Accessed: Jul. 18, 2025.[Online]. Available: <https://heartology.id/healthlibrary/content/waspada-penyakit-jantung-koroner-bahaya-tersembunyi-yang-mengintai-kesehatan-anda/>

[2] Siloam Hospitals Medical Team, “Apa itu Elektrokardiogram? Ini Kegunaan dan Prosedurnya,” SiloamHospital.

[3] S. Siciński, P. S. Kostka, and E. J. Tkacz, “Heart rate variability analysis on electrocardiograms, seismocardiograms and gyrocardiograms on healthy volunteers,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 16, pp. 1–16, Aug. 2020, doi: 10.3390/s20164522.

[4] Mayo Clinic, “Heart disease,” MayoClinic. Accessed: Aug. 05, 2025. [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/heart-disease/symptoms-causes/syc-20353118>

- [5] F. Shaffer, Z. M. Meehan, and C. L. Zerr, "A Critical Review of Ultra- Short-Term Heart Rate Variability Norms Research," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 14. Frontiers Media S.A., Nov. 19, 2020. doi: 10.3389/fnins.2020.594880.
- [6] B. Deka and D. Deka, "Nonlinear analysis of heart rate variability signals in meditative state: a review and perspective," *BioMedical Engineering Online*, vol. 22, no. 1. BioMed Central Ltd, Dec. 01, 2023. doi: 10.1186/s12938-023-01100-3.
- [7] J. Song, B. Wang, Q. Jiang, and X. Hao, "Exploring the Role of Fractal Geometry in Engineering Image Processing Based on Similarity and Symmetry: A Review," *Symmetry*, vol. 16, no. 12. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), Dec. 01, 2024. doi: 10.3390/sym16121658.
- [8] D. R. Oktaviani and M. Habiburrohman, "Analisis Kelainan Jantung Menggunakan Dimensi Fraktal Dan Transformasi Wavelet," *JURNAL ILMIAH MATEMATIKA DAN TERAPAN*, vol. 17, no. 2, pp. 230–237, Nov. 2020, doi: 10.22487/2540766x.2020.v17.i2.15315
- [10] S. P. Arjunan, D. K. Kumar, and T. P. Jung, "Changes in decibel scale wavelength properties of EEG with alertness levels while performing sustained attention tasks," in *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009, IEEE Computer Society, 2009*, pp. 6288–6291. doi: 10.1109/IEMBS.2009.5332801.
- [11] J. Gallardo, G. Bellone, and M. Risk, "Ultra-short heart rate variability and Poincaré plots," *ParadigmPlus*, vol. 2, no. 3, pp. 37–52, Dec. 2021, doi: 10.55969/paradigmplus.v2n3a3.