

Pengembangan Sistem Deteksi Dini Gagal Jantung Berbasis Naïve Bayes

Development of a Heart Failure Early Detection System Based on Naïve Bayes

Rika Rokhana^{1*}, Moch. Rochmad², Aldorama Satriagung Aziz³

^{1,2,3}Departemen Teknik Elektro, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya

Kampus PENS, Jl. Raya ITS, Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia (60111)

email: ^{1*}rika@pens.ac.id, ²rochmad@pens.ac.id, ³azizaldorama@gmail.com

Informasi Artikel

Dikirim, 17 Juni 2025
Diterima, 19 Oktober 2025
Diterbitkan, 5 Desember 2025

Kata Kunci :

Gagal jantung, HFrEF,
Naïve Bayes, ESP32,
Elektrokardiogram

Keyword :

Heart failure, HFrEF
Naïve Bayes, ESP32
Electrocardiogram

ABSTRAK

Gagal jantung, khususnya *Heart Failure with Reduced Ejection Fraction* (HFrEF), merupakan salah satu penyebab kematian tertinggi di dunia. Deteksi dini sangat penting untuk mencegah komplikasi lanjutan, namun sering kali bergantung pada pemeriksaan medis lanjutan yang tidak selalu mudah diakses. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem prediksi dini penyakit gagal jantung secara praktis dengan menggunakan lima parameter utama, yaitu usia, jenis kelamin, tekanan darah, detak jantung maksimal, dan kemiringan segmen ST. Sistem dibangun menggunakan mikrokontroler ESP32 yang terintegrasi dengan sensor AD8232 untuk deteksi sinyal EKG, sensor MPX5050GP untuk tekanan darah, dan sensor MAX30102 untuk detak jantung. Data hasil pengukuran diklasifikasikan menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk memprediksi risiko gagal jantung secara otomatis. Perangkat ini dirancang agar mudah digunakan, cukup dengan meletakkan jari di atas sensor, memasang manset, dan menempelkan elektroda. Hasil pengujian terhadap 30 pasien menunjukkan akurasi prediksi sebesar 96,6%, dengan rata-rata tingkat eror pengukuran sebesar 2,34% untuk tekanan darah dan 2,63% untuk detak jantung.

ABSTRACT

Heart failure, particularly *Heart Failure with Reduced Ejection Fraction* (HFrEF), is one of the leading causes of death worldwide. Early detection is essential to prevent further complications, yet it often relies on advanced medical examinations that are not always easily accessible. This study aims to design a practical early prediction system for heart failure using five key parameters: age, gender, blood pressure, maximum heart rate, and ST segment slope. The system is built using the ESP32 microcontroller integrated with the AD8232 sensor for ECG signal detection, the MPX5050GP sensor for blood pressure measurement, and the MAX30102 sensor for heart rate monitoring. The collected data is classified using the *Naïve Bayes* method to automatically predict the risk of heart failure. The device is designed to be user-friendly, requiring only the placement of a finger on the sensor, wearing a cuff, and attaching electrodes. The test results on 30 patients showed a prediction accuracy of 96,6%, with an average measurement error rate of 2,34% for blood pressure and 2,63% for heart rate.

1. PENDAHULUAN

Penyakit kardiovaskular (CVD) merupakan penyebab utama kematian global, dengan lebih dari 17,9 juta kematian per tahun [1]. Gagal jantung (*heart failure*, HF) menjadi salah satu manifestasi akhir dari berbagai penyakit jantung, dengan morbiditas dan mortalitas yang tinggi serta beban ekonomi signifikan [2]. Secara global, lebih dari 64 juta orang hidup dengan HF, dan prevalensinya terus meningkat seiring penuaan populasi dan peningkatan survival pasca infark miokard [2][3]. Di Indonesia, beban CVD juga sangat besar, dengan stroke dan penyakit jantung iskemik menjadi penyebab kematian tertinggi [1][4].

Deteksi dini HF menjadi tantangan besar, terutama pada tipe *heart failure with reduced ejection fraction* (HFrEF), yang ditandai dengan penurunan fraksi ejeksi ventrikel kiri $\leq 40\%$ [5]. Gejalanya kerap tidak khas, seperti kelelahan ringan atau sesak napas saat aktivitas, sehingga diagnosis sering terlambat [5]. Sementara itu,

metode diagnostik konvensional seperti ekokardiografi dan pemeriksaan biomarker membutuhkan fasilitas dan tenaga medis yang tidak selalu tersedia di daerah terbatas. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih mudah dan terjangkau dalam mendeteksi HF secara dini.

Beberapa parameter klinis telah dilaporkan berkaitan dengan risiko HF. Salah satu indikator elektrokardiografi adalah pola kemiringan (slope) segmen ST: pola ST *horizontal* atau *downsloping* umumnya dikaitkan dengan peningkatan risiko kardiovaskular dan kejadian HF, terutama pada kondisi fibrilasi atrium [6]. Di sisi lain, beberapa studi yang membahas pola *upsloping ST depression* menunjukkan temuan yang lebih kompleks dan memerlukan interpretasi hati-hati, sehingga pola ini dimasukkan ke dalam kajian sebagai salah satu fitur elektrokardiografik yang relevan untuk dianalisis [7]. Kedua, tekanan darah, baik hipertensi maupun hipotensi ortostatik, memiliki asosiasi kuat terhadap perkembangan HF [8][9]. Hipertensi meningkatkan risiko HF hingga tiga kali lipat pada wanita, sementara hipotensi ortostatik dapat menjadi prediktor awal HF. Ketiga, detak jantung maksimal (maxHR) yang rendah mencerminkan rendahnya kapasitas kardiovaskular dan disfungsi simpatis, dan telah terbukti berkorelasi negatif dengan kejadian HF [10].

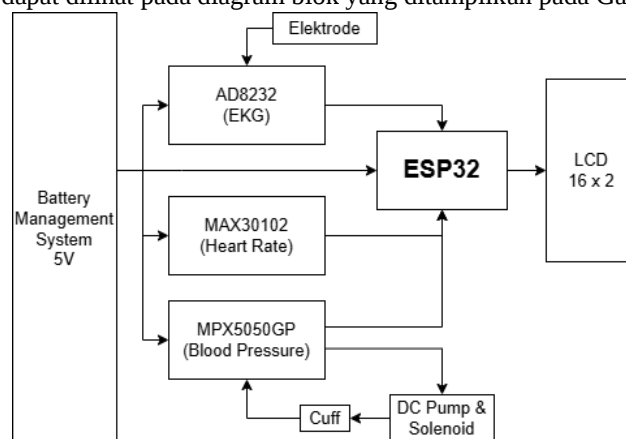
Faktor usia dan jenis kelamin juga memainkan peran penting. Usia lanjut secara konsisten diasosiasikan dengan peningkatan insidensi dan prevalensi HF [11], dengan prevalensi mencapai 10% pada individu usia ≥ 70 tahun. Perbedaan menurut jenis kelamin terlihat jelas, dimana wanita lanjut usia cenderung mengalami heart failure with preserved ejection fraction (HFpEF), sementara pria lebih sering menderita heart failure with reduced ejection fraction (HFrEF), yang pada banyak kasus berhubungan dengan berkurangnya suplai darah dan oksigen ke otot jantung akibat penyempitan atau sumbatan pada pembuluh darah koroner [12]. Oleh karena itu, segmentasi risiko berdasarkan jenis kelamin penting dalam evaluasi klinis dan dalam perancangan sistem deteksi dini.

Melihat kompleksitas variabel risiko HF, pendekatan berbasis machine learning menjadi alternatif yang menjanjikan. Salah satu algoritma yang banyak digunakan karena kesederhanaannya adalah *Naïve Bayes*, yang bekerja dengan prinsip probabilistik menggunakan Teorema Bayes dan asumsi independensi antar fitur [13]. Meskipun sederhana, metode ini terbukti kompetitif dalam berbagai klasifikasi medis dan dapat bekerja efektif bahkan dengan data yang tidak lengkap. Studi terbaru telah berhasil membangun model prediksi gagal jantung berbasis *Naïve Bayes* menggunakan lima parameter utama: usia, jenis kelamin, tekanan darah, maxHR, dan kemiringan segmen ST [14][15].

Pengembangan sistem berbasis *Naïve Bayes* yang mudah digunakan masyarakat umum memiliki potensi untuk meningkatkan kesadaran risiko HF, mendorong deteksi dini, dan membantu skrining awal di fasilitas kesehatan. Dengan demikian, intervensi dapat dilakukan lebih cepat, menurunkan beban klinis, serta meningkatkan prognosis dan kualitas hidup pasien [2][3].

2. METODE PENELITIAN

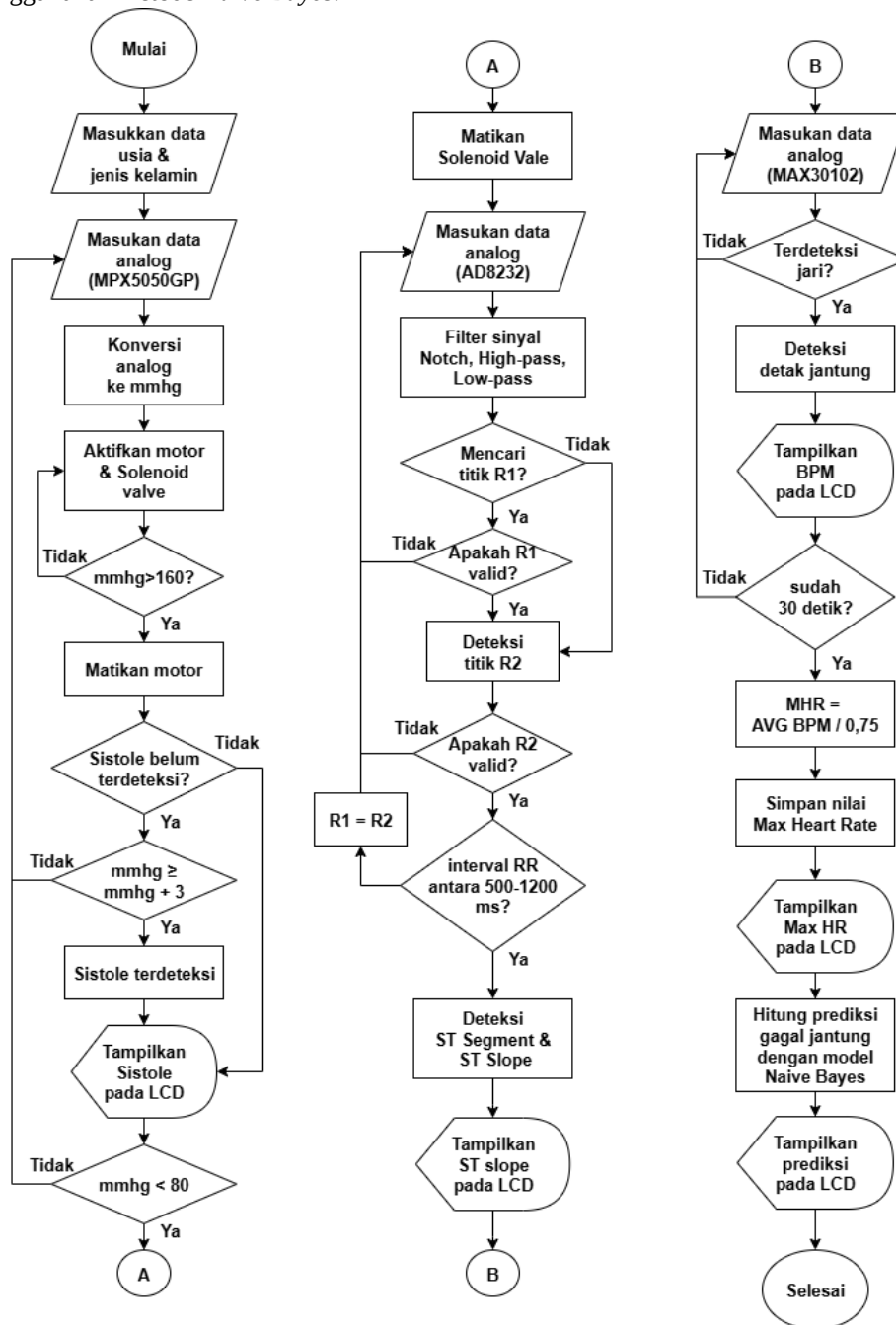
Penelitian ini merupakan penelitian rekayasa berbasis penerapan (*engineering applied research*) yang berfokus pada perancangan dan pengujian sistem prediksi dini gagal jantung. Sistem ini mengintegrasikan perangkat keras, sensor biomedis, dan algoritma klasifikasi berbasis data sekunder. Komponen utama yang digunakan dalam sistem meliputi mikrokontroler ESP32U, sensor elektrokardiogram AD8232, sensor tekanan udara MPX5050GP, sensor detak jantung per menit MAX30102, BMS (*Battery Management System*), baterai Li-Po, LCD 16×2, motor DC, katup solenoid, dan manset tekanan darah. Secara umum, hubungan antar komponen dalam sistem ini dapat dilihat pada diagram blok yang ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Blok Sistem

2.1. Perancangan Perangkat Lunak

Untuk menggambarkan alur kerja sistem deteksi dini gagal jantung yang dikembangkan, digunakan sebuah diagram alir. Diagram ini menjelaskan tahapan mulai dari pengambilan data masukan hingga proses analisis menggunakan metode *Naïve Bayes*.



Gambar 2. Diagram Alir Sistem

Gambar 2 menunjukkan diagram alir sistem utama yang menggambarkan bagaimana perangkat deteksi dini penyakit gagal jantung bekerja, beserta cara kerja masing-masing sensor. Dalam penelitian ini, terdapat lima parameter masukan yang digunakan, yaitu usia, jenis kelamin, tekanan darah sistolik, kemiringan segmen ST, dan detak jantung maksimal.

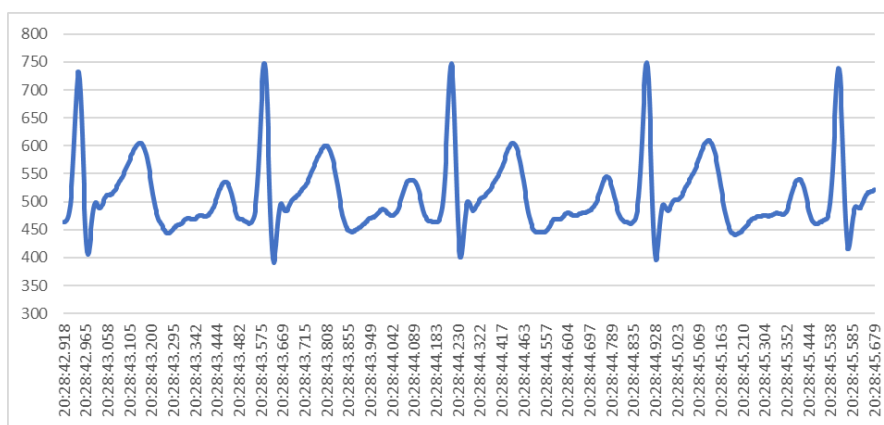
Langkah pertama yang dilakukan oleh sistem adalah memasukkan data usia dan jenis kelamin pasien. Setelah itu, sistem melanjutkan ke proses pengukuran tekanan darah. Pengukuran ini difokuskan pada tekanan sistolik, mengingat penelitian ini berorientasi pada deteksi *Heart Failure with Reduced Ejection Fraction* (HFrEF), yang berkaitan erat dengan fungsi ejeksi jantung. Sistem menggunakan sensor tekanan udara MPX5050GP untuk mendeteksi perubahan tekanan selama proses pengukuran. Sensor ini menghasilkan sinyal

analog yang kemudian dikonversi ke dalam satuan mmHg melalui proses kalibrasi mandiri, agar sesuai dengan standar pengukuran tekanan darah.

Proses pengukuran dimulai dengan mengaktifkan motor pompa udara untuk mengisi manset, sementara katup solenoid dalam keadaan tertutup guna mencegah udara keluar. Setelah tekanan dalam manset melebihi 160 mmHg, motor dimatikan dan sistem mulai memantau penurunan tekanan. Jika selama penurunan tersebut terdeteksi kenaikan tekanan sebesar 3 mmHg, maka nilai tersebut dianggap sebagai tekanan sistolik. Nilai ini kemudian disimpan dan ditampilkan pada layar LCD 16×2. Proses selanjutnya adalah pengosongan udara hingga tekanan turun di bawah 80 mmHg, lalu katup solenoid dinonaktifkan untuk melepaskan sisa udara secara penuh.

Pengukuran berikutnya adalah deteksi kemiringan segmen ST pada sinyal elektrokardiogram (EKG) yang diperoleh dari sensor AD8232 dengan konfigurasi elektrode Lead I. Analisis kemiringan segmen ST pada sinyal EKG merupakan aspek penting dalam deteksi dini gangguan jantung, khususnya indikasi iskemia miokard atau infark miokard akut.

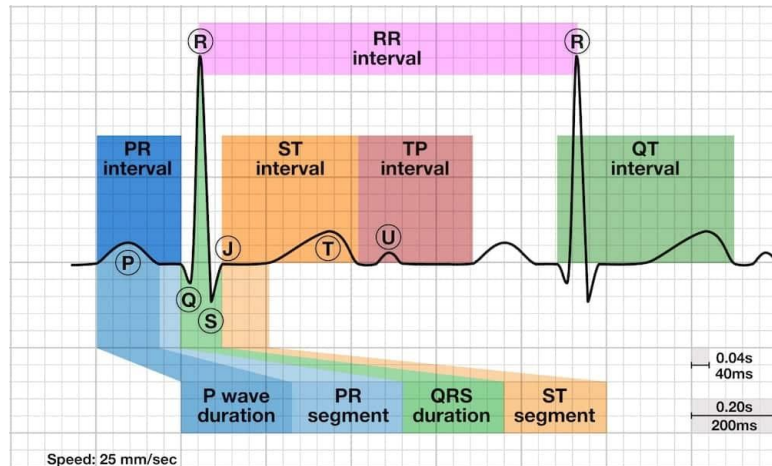
Sinyal EKG yang diperoleh dari sensor melewati tiga tahap filtrasi untuk meningkatkan kualitas sinyal dan mengurangi gangguan. Tahapan tersebut meliputi: filter notch untuk menghilangkan interferensi pada frekuensi 50 Hz, *low-pass filter* (LPF) untuk menyaring frekuensi tinggi di atas 35 Hz, dan *high-pass filter* (HPF) untuk menghilangkan komponen frekuensi rendah di bawah 0,5 Hz, seperti *baseline drift*. Hasil sinyal setelah proses filtrasi ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Gelombang Elektrokardiogram Setelah Proses Filtrasi

Tahap awal analisis dilakukan dengan mendeteksi satu siklus gelombang EKG yang stabil, diawali dengan identifikasi puncak R, titik tertinggi dan paling mudah dikenali dalam sinyal EKG. Titik R divalidasi berdasarkan dua kriteria: nilai ADC harus melebihi 650 dan diikuti oleh penurunan tajam menuju titik minimum, yaitu titik S. Dua titik R yang valid harus terdeteksi untuk menentukan satu siklus yang stabil. Titik R kedua (R_2) harus memenuhi kriteria yang sama dengan R pertama (R_1), dan interval antara keduanya (interval RR) harus berada dalam rentang 500–1200 ms, yang setara dengan detak jantung 50–120 bpm. Selain itu, perbedaan amplitudo antara R_1 dan R_2 harus berada dalam batas yang wajar; jika tidak, maka R_2 dianggap tidak valid dan akan dijadikan sebagai R_1 yang baru untuk memulai pencarian ulang.

Setelah satu siklus gelombang yang valid ditemukan, interval RR dihitung dalam satuan milidetik. Penentuan awal dan akhir dari segmen ST dilakukan berdasarkan persentase jarak dari titik R. Gambar 4 digunakan sebagai acuan visual yang menunjukkan posisi relatif dari berbagai komponen gelombang EKG dalam satu siklus penuh, termasuk titik R dan segmen ST. Berdasarkan ilustrasi tersebut, Tabel 1 memuat persentase jarak relatif masing-masing bagian gelombang terhadap keseluruhan interval RR. Dari referensi ini, diketahui bahwa awal segmen ST terletak pada 6,36% dari interval RR, sedangkan akhir segmen ST berada pada 19,09% dari titik R.



Gambar 4. Grafik Skala Gelombang EKG [16]

Tabel 1. Persentase Dalam Satu Siklus Gelombang Elektrokardiogram

Rentang Gelombang	Skala EKG	Persentase/gelombang
P wave	3,8	17,27%
P - Q	1,2	5,45%
Q - R	1	4,55%
R - J	1,4	6,36%
ST Segment	2,8	12,73%
T wave	5,1	23,18%
TP interval	6,7	30,45%
Gelombang penuh	22	100,00%

Pengukuran selanjutnya adalah penghitungan detak jantung maksimal menggunakan sensor MAX30102. Dalam pengukuran *maximal heart rate* (MHR), kondisi ideal seharusnya dilakukan pada zona jantung 5. Namun, untuk pertimbangan kepraktisan dan keamanan, penelitian ini membatasi pengukuran pada zona jantung 3, mengingat pencapaian zona 5 memerlukan pengawasan medis yang memadai. Oleh karena itu, pendekatan nilai MHR dalam penelitian ini didasarkan pada zona jantung 3, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2

Tabel 2. Perkiraan Detak Jantung Terhadap Persentase MHR [17]

Zona	%MHR	Keterangan
Zona 1	50-60%	Pemanasan / jalan cepat
Zona 2	60-70%	Jogging ringan
Zona 3	70-80%	Lari sedang
Zona 4	80-90%	Lari cepat / treshold
Zona 5	90-100%	Sprint pendek / HIIT

Proses ini diawali dengan meminta pasien melakukan aktivitas fisik yang cukup intens hingga mencapai zona jantung ke-3. Setelah aktivitas berat selesai dijalani, pasien diminta meletakkan jari pada sensor MAX30102. Sistem hanya akan mulai mencatat data ketika posisi jari terdeteksi stabil. Pengambilan data dilakukan selama 30 detik, kemudian nilai-nilai BPM yang diperoleh dirata-ratakan untuk menghasilkan estimasi yang stabil. Nilai BPM ini dianggap sebagai representasi dari detak jantung maksimal pasien, yang kemudian dihitung melalui Persamaan (1).

$$MHR = \frac{BPM \text{ zona } 3}{0,75} \quad (1)$$

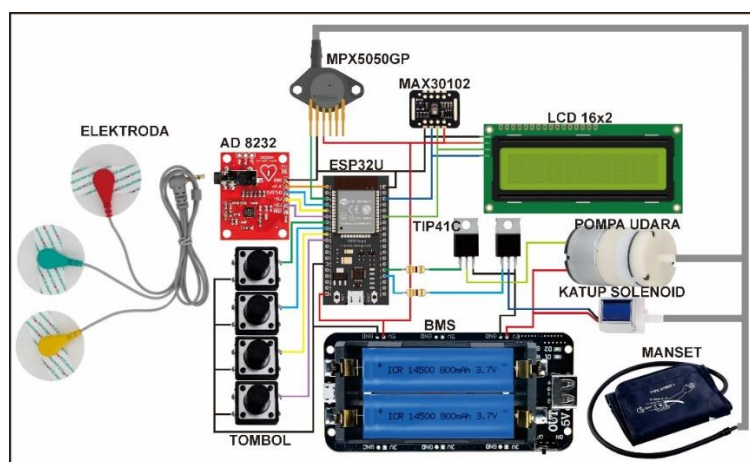
Tahap terakhir dalam proses ini adalah pemrosesan seluruh data masukan ke dalam model klasifikasi *Naïve Bayes* yang telah dirancang. Model ini dibangun menggunakan dataset sekunder dari platform Kaggle yang berisi 918 data pasien [17]. Dataset tersebut digunakan sebagai data pelatihan untuk membangun model prediksi gagal jantung berbasis *Naïve Bayes*.

2.2. Perancangan Perangkat Keras

Perancangan elektrik dilakukan untuk mengintegrasikan mikrokontroler ESP32 dengan seluruh sensor dan komponen pendukung dalam sistem. Sensor yang digunakan meliputi sensor tekanan darah MPX5050GP, sensor detak jantung MAX30102, dan sensor elektrokardiogram AD8232. Sebagai antarmuka pengguna, sistem dilengkapi dengan LCD 16x2 dan empat buah tombol navigasi yang memungkinkan interaksi menu dan input data.

Rangkaian elektrik didesain agar perangkat bersifat portabel. Untuk mendukung hal ini, digunakan modul *Battery Management System* (BMS) yang mengatur proses pengisian dan pelepasan daya dari dua buah baterai lithium-ion secara efisien dan aman.

Beberapa komponen aktif seperti transistor TIP41C digunakan untuk mengendalikan aktuator, yaitu motor DC dan *solenoid valve*, sementara resistor berfungsi sebagai pembatas arus. Selain itu, terdapat pula beberapa piranti pendukung. Pengambilan data kemiringan segmen ST menggunakan elektroda sebagai pendukung dalam akuisisi sinyal elektrokardiogram pada sensor AD8232, sedangkan pengukuran tekanan darah menggunakan manset sebagai komponen pendukung sensor MPX5050GP.



Gambar 5. Diagram Koneksi Keseluruhan Komponen

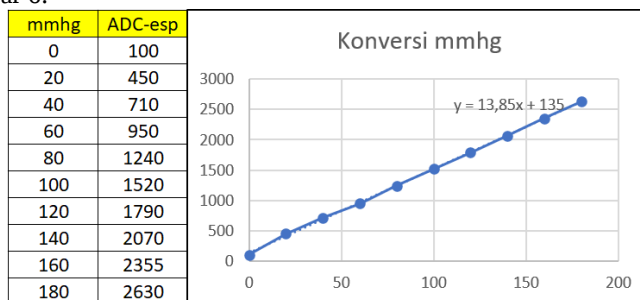
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian sistem prediksi dini penyakit gagal jantung ini bertujuan untuk mengevaluasi tingkat akurasi metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan kondisi pasien berdasarkan lima parameter utama, yaitu usia, jenis kelamin, tekanan darah sistolik, kemiringan segmen ST, dan detak jantung maksimal.

3.1. Hasil Pengujian Sensor MPC5050GP terhadap Tekanan Darah

Pengujian tekanan darah pada sistem ini menggunakan sensor MPX5050GP, yang menghasilkan keluaran berupa nilai analog yang merepresentasikan tekanan udara dalam manset. Oleh karena itu, diperlukan proses kalibrasi untuk mengonversi nilai analog tersebut ke dalam satuan mmHg, menggunakan pendekatan berupa persamaan linear.

Dalam proses kalibrasi, dilakukan pencatatan nilai analog dari sensor MPX5050GP dan nilai tekanan yang terbaca pada tensimeter analog (*sphygmomanometer*) setiap kelipatan 20 mmHg, mulai dari 20 mmHg hingga 180 mmHg. Data yang diperoleh kemudian digunakan untuk membentuk persamaan linear yang berfungsi sebagai acuan konversi nilai analog menjadi tekanan dalam satuan mmHg. Persamaan ini ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Persamaan Linear dari Hubungan Antara Nilai Analog Sensor dan Tekanan Udara (mmHg).

Setelah diperoleh persamaan konversi tersebut, dilakukan pengujian lanjutan dengan membandingkan hasil pengukuran tekanan darah yang diperoleh dari perangkat deteksi dini gagal jantung dengan hasil pengukuran dari tensimeter digital konvensional sebagai referensi. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menentukan tingkat eror perangkat dalam mengukur tekanan darah pasien. Berdasarkan hasil pengujian, perangkat menunjukkan rata-rata eror sebesar 2,34%. Hal ini menunjukkan bahwa hasil pengukuran memiliki tingkat ketelitian yang cukup baik, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Data Tekanan Darah Terhadap Alat Referensi Digital.

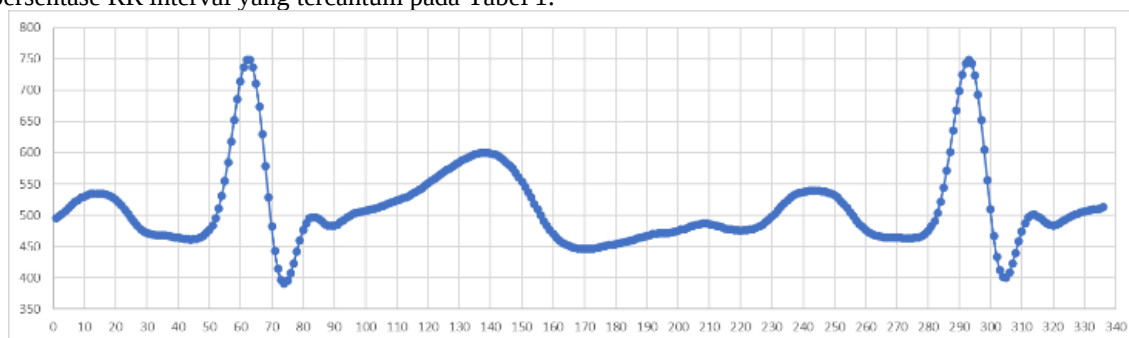
Data ke-	Tensi ref.	Tensi alat	%error
1	120	116	3,33%
2	112	114	1,79%
3	120	126	5%
4	120	115	4,17%
5	97	99	2,06%
6	124	124	0%
7	122	123	0,82%
8	116	119	2,59%
9	130	132	1,54%
10	108	107	0,93%
11	98	98	0%
12	131	137	4,58%
13	112	108	3,57%
14	116	117	0,86%
15	127	122	3,94%

3.2. Hasil Pengujian Sensor AD8232 dalam Deteksi Kemiringan Segmen ST

Pengujian sensor AD8232 bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengidentifikasi bentuk gelombang elektrokardiogram (EKG) guna menentukan kemiringan segmen ST. Pengukuran dilakukan dengan konfigurasi elektroda Lead I. Untuk memperoleh hasil yang optimal, pengujian dilakukan dalam kondisi pasien duduk atau berbaring tanpa kontak langsung dengan permukaan tanah. Posisi berbaring lebih dianjurkan karena menghasilkan sinyal yang lebih stabil, serta disarankan menggunakan alas berupa karpet atau matras sebagai isolator.

Sinyal EKG yang telah melalui tahapan filtrasi, meliputi filter *notch* 50 Hz, *low-pass* 35 Hz, dan *high-pass* 0,5 Hz, diambil untuk dianalisis lebih lanjut. Dari sinyal tersebut, dipilih satu siklus gelombang EKG yang utuh untuk mempermudah identifikasi titik-titik penting seperti gelombang R, titik S, serta segmen ST.

Sebagaimana ditampilkan pada Gambar 7, diperoleh satu siklus sinyal EKG dengan interval RR sebesar 644 ms. Amplitudo titik R₁ dan R₂ masing-masing sebesar 748 (dalam skala ADC), sehingga seluruh kriteria kestabilan sinyal terpenuhi. Selanjutnya, titik awal dan titik akhir dari segmen ST ditentukan berdasarkan persentase RR interval yang tercantum pada Tabel 1.



Gambar 7. Satu Siklus Sinyal Elektrokardiogram Setelah Proses Filtrasi.

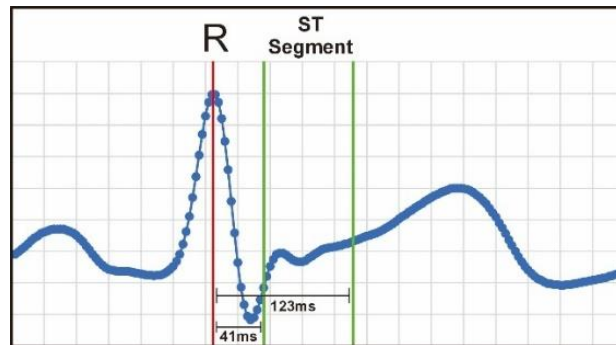
Titik awal segmen ST dihitung menggunakan persentase sebagaimana dinyatakan dalam:

$$\begin{aligned} \text{Titik awal ST} &= \text{Titik R} + (0,0636 \times \text{RR interval}) \\ \text{Titik awal ST} &= \text{Titik R} + (0,0636 \times 644 \text{ ms}) \\ \text{Titik awal ST} &= \text{Titik R} + 40,96 \text{ ms} \end{aligned} \quad (2)$$

Sedangkan titik akhir segmen ST dihitung berdasarkan persentase yang dinyatakan dalam:

$$\begin{aligned} \text{Titik akhir ST} &= \text{Titik R} + (0,1909 \times \text{RR interval}) \\ \text{Titik akhir ST} &= \text{Titik R} + (0,1909 \times 644 \text{ ms}) \\ \text{Titik akhir ST} &= \text{Titik R} + 122,94 \text{ ms} \end{aligned} \quad (3)$$

Dari hasil perhitungan, diperoleh bahwa titik awal segmen ST berada pada nilai 442, sedangkan titik akhirnya berada pada 516 (dalam skala ADC). Selisih amplitudo antara kedua titik tersebut adalah 74 satuan ADC, yang menunjukkan adanya kenaikan (upsloping) pada segmen ST. Hal ini mengindikasikan kecenderungan perubahan elevasi pada segmen ST, yang dapat menjadi indikator awal adanya kondisi iskemik atau abnormalitas lainnya. Posisi masing-masing titik pada sinyal EKG divisualisasikan dalam Gambar 8.



Gambar 8. Visualisasi Posisi Titik-Titik Pada Sinyal Elektrokardiogram.

3.3. Analisis Shapley Untuk Skema Yang Bersesuaian

Pengujian detak jantung per menit dilakukan menggunakan sensor MAX30102. Sebelum pengukuran, pasien diminta untuk melakukan aktivitas fisik berat, seperti berlari di atas treadmill, dengan tujuan meningkatkan detak jantung hingga mencapai zona jantung 3. Segera setelah aktivitas fisik selesai, pengukuran detak jantung dilakukan dengan meletakkan jari pasien langsung di atas permukaan sensor.

Sensor MAX30102 bekerja dengan mendeteksi perubahan intensitas cahaya akibat aliran darah kapiler di ujung jari. Dari perubahan tersebut, sensor menghitung waktu antar detak jantung untuk menentukan nilai detak jantung per menit (BPM). Proses pengambilan data dilakukan selama 30 detik, dan seluruh nilai BPM yang terdeteksi selama periode tersebut dirata-rata untuk menghasilkan estimasi BPM yang lebih stabil.

Nilai BPM yang diperoleh dari pengukuran ini digunakan sebagai pendekatan dalam menentukan detak jantung maksimal pasien. Untuk mengevaluasi akurasi sensor, hasil pengukuran dari perangkat ini dibandingkan dengan nilai referensi dari *pulse oximeter* konvensional. Dari hasil perbandingan tersebut, diperoleh rata-rata eror sebesar 2,63%. Hasil ini menunjukkan bahwa sensor MAX30102 memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dalam mengukur detak jantung per menit, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengujian data detak jantung per menit (BPM) terhadap alat referensi digital.

Data ke-	BPM ref.	BPM alat	%error	Max HR
1	134	134	0%	179
2	159	150	5,66%	200
3	154	155	0,65%	207
4	152	147	3,29%	196
5	138	140	1,45%	187
6	141	135	4,26%	180
7	150	153	2%	204
8	139	142	2,16%	189
9	145	141	2,76%	188
10	148	154	4,05%	205
11	135	134	0,74%	179
12	160	155	3,13%	207

Data ke-	BPM ref.	BPM alat	%eror	Max HR
13	154	149	3,25%	199
14	134	137	2,24%	183
15	155	149	3,87%	199

3.4. Pengujian Metode Naïve Bayes dalam Menentukan Prediksi Dini Penyakit Gagal Jantung

Pengujian terhadap metode *Naïve Bayes* bertujuan untuk mengevaluasi performa model hasil pelatihan dalam memprediksi secara dini kemungkinan terjadinya penyakit gagal jantung. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 15 data uji pasien yang diperoleh secara langsung melalui perangkat deteksi dini yang telah dirancang, serta 15 data tambahan yang dipilih secara acak dari dataset Kaggle [17]. Penambahan data dari Kaggle ditujukan untuk menguji efektivitas sistem dalam menghadapi kasus nyata dari pasien yang terindikasi mengalami gagal jantung.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap total 30 data uji, sistem berhasil melakukan prediksi dengan tingkat akurasi sebesar 96,6%, di mana hanya terjadi satu kasus kesalahan klasifikasi. Hasil ini menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* memiliki kinerja yang baik dan cukup andal dalam klasifikasi awal penyakit gagal jantung berdasarkan lima parameter masukan. Rincian hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil prediksi dini penyakit gagal jantung menggunakan metode *Naïve Bayes*

No	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah	ST Segment	Max HR	Prediksi	Gagal Jantung	Keterangan
1	22	M	116	Up	179	No	No	Benar
2	22	M	114	Up	200	No	No	Benar
3	23	M	126	Up	207	No	No	Benar
4	21	M	115	Up	196	No	No	Benar
5	21	M	99	Up	187	No	No	Benar
6	22	M	124	Up	180	No	No	Benar
7	22	M	123	Up	204	No	No	Benar
8	22	M	119	Up	189	No	No	Benar
9	22	M	132	Up	188	No	No	Benar
10	23	M	107	Up	205	No	No	Benar
11	21	M	98	Up	179	No	No	Benar
12	24	M	137	Up	207	No	No	Benar
13	23	F	108	Up	199	No	No	Benar
14	24	M	117	Up	183	No	No	Benar
15	24	M	122	Up	199	No	No	Benar
16	37	M	140	Flat	130	Yes	No	Benar
17	46	M	140	Flat	175	Yes	No	Benar
18	50	M	140	Flat	140	Yes	No	Benar
19	58	M	160	Up	113	Yes	No	Benar
20	49	F	160	Flat	156	No	Yes	Salah
21	35	M	120	Flat	130	Yes	No	Benar
22	58	M	150	Up	111	Yes	No	Benar
23	66	M	112	Up	132	Yes	No	Benar
24	50	F	140	Flat	140	Yes	No	Benar
25	51	F	160	Flat	150	Yes	No	Benar
26	59	M	125	Down	135	Yes	No	Benar
27	64	F	142	Flat	140	Yes	No	Benar
28	61	M	105	Up	110	Yes	No	Benar
29	56	F	200	Down	133	Yes	No	Benar
30	74	M	150	Down	130	Yes	No	Benar

Pada pengujian, metode *Naïve Bayes* menghasilkan satu kesalahan prediksi, yaitu pasien yang sebenarnya tidak mengalami gagal jantung namun terdeteksi sebaliknya. Hal ini terjadi karena asumsi independensi antarfitur, sehingga interaksi antarvariabel klinis tidak terakomodasi dengan baik. Dalam kasus ini, ST Segment kategori *Flat* memberi pengaruh dominan yang memicu bias hasil prediksi, menunjukkan keterbatasan *Naïve Bayes* pada data dengan keterkaitan fitur yang kompleks.

4. KESIMPULAN

Sistem prediksi dini penyakit gagal jantung berbasis metode *Naïve Bayes* telah dikembangkan dalam bentuk protabel dengan menggunakan lima parameter utama, yaitu usia, jenis kelamin, tekanan darah, detak jantung maksimal, dan kemiringan segmen ST. Pengujian menunjukkan sistem mampu memberikan tingkat akurasi prediksi mencapai 96,6%, serta memiliki tingkat kesalahan relatif rendah dengan rata-rata sebesar 2,34% untuk tekanan darah dan 2,63% untuk detak jantung per menit. Sistem mampu mendeteksi kemiringan segmen ST dengan stabil menggunakan sensor AD8232, meskipun tidak tersedia pembanding klinis langsung sebagai acuan. Selain itu, asumsi independensi antar fitur dalam metode *Naïve Bayes* menyebabkan model kurang mampu menangkap interaksi kompleks antar parameter menjadi salah satu keterbatasan yang dapat berpengaruh terhadap kesempurnaan hasil prediksi.

Hasil model menunjukkan kecenderungan yang sejalan dengan penelitian terkini, di mana pria memiliki risiko lebih tinggi mengalami gagal jantung tipe HFrEF dibandingkan wanita, serta pola kemiringan segmen ST yang *flat* dan *downslopping* berkorelasi lebih kuat terhadap kejadian gagal jantung dibandingkan *upslopping*. Temuan ini memperkuat potensi pendekatan sederhana berbasis *machine learning* sebagai alat bantu deteksi dini yang dapat diterapkan dalam skenario keterbatasan sumber daya medis. Untuk penelitian selanjutnya, penggunaan algoritma *machine learning* lain yang mampu menangkap interaksi kompleks antarfitur, seperti *Random Forest* atau *Gradient Boosting*, dapat dipertimbangkan guna meningkatkan akurasi dan keandalan sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] [1] F. R. Muharram *et al.*, "The 30 Years of Shifting in The Indonesian Cardiovascular Burden-Analysis of The Global Burden of Disease Study," *J. Epidemiol. Glob. Health*, vol. 14, no. 1, pp. 193–212, Mar. 2024, doi: 10.1007/s44197-024-00187-8.
- [2] G. Savarese *et al.*, "Global burden of heart failure: a comprehensive and updated review of epidemiology," *Cardiovasc. Res.*, vol. 118, no. 17, pp. 3272–3287, Jan. 2023, doi: 10.1093/cvr/cvac013.
- [3] Q. Xu *et al.*, "Machine Learning-Based Risk Factor Analysis and Prediction Model Construction for the Occurrence of Chronic Heart Failure: Health Ecologic Study," *JMIR Med. Inform.*, vol. 13, p. e64972, 2025, doi: 10.2196/64972.
- [4] W. S. P. Harnadha *et al.*, "Explaining the increase of incidence and mortality from cardiovascular disease in Indonesia: A global burden of disease study analysis (2000–2019)," *PLoS One*, vol. 18, no. 12, p. e0294128, Dec. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0294128.
- [5] K. F. Docherty *et al.*, "Heart failure diagnosis in the general community—who, how and when? A clinical consensus statement of the Heart Failure Association (HFA) of the ESC," *Eur. J. Heart Fail.*, vol. 25, no. 8, pp. 1185–1198, 2023, doi: 10.1002/ehf.2946.
- [6] T. Kawaji *et al.*, "Clinical significance of ST-segment depression during atrial fibrillation rhythm for subsequent heart failure events," *Eur. Heart J. Open*, vol. 3, no. 3, p. oead060, Jun. 2023, doi: 10.1093/ehjopen/oead060.
- [7] U. Khalid and Y. Birnbaum, "Clinical Significance of Upsloping ST Depression on Resting Electrocardiogram," *Ann. Noninvasive Electrocardiol.*, vol. 21, no. 2, pp. 202–205, Mar. 2016, doi: 10.1111/anec.12273.
- [8] C. Miguel, S. Constanza, and V. Esther, "Hypertension and Heart Failure, a Dangerous Relationship," *Eur. Soc. Cardiol.*, 2025. [Online]. Available: [https://www.escardio.org/Councils/Council-for-Cardiology-Practice-\(CCP\)/Cardiopactice/hypertension-and-heart-failure-a-dangerous-relationship#:~:text=HTN%20is%20the%20most%20prevalent,in%20women](https://www.escardio.org/Councils/Council-for-Cardiology-Practice-(CCP)/Cardiopactice/hypertension-and-heart-failure-a-dangerous-relationship#:~:text=HTN%20is%20the%20most%20prevalent,in%20women) [Accessed: Jun. 14, 2025].
- [9] T. A. Shrout *et al.*, "Association of orthostatic blood pressure response with incident heart failure: The Framingham Heart Study," *PLoS One*, vol. 17, no. 4, p. e0267057, Apr. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0267057.
- [10] Y. Wang *et al.*, "Association of cardiorespiratory fitness with adverse outcomes in patients with and without atrial fibrillation: a prospective cohort study," *Int. J. Med. Sci.*, vol. 22, no. 11, pp. 2830–2838, 2025, doi: 10.7150/ijms.110802.
- [11] A. Ruiz-García *et al.*, "Heart Failure Prevalence Rates and Its Association with Other Cardiovascular Diseases and Chronic Kidney Disease: SIMETAP-HF Study," *J. Clin. Med.*, vol. 12, no. 15, p. 4924, Jul. 2023, doi: 10.3390/jcm12154924.
- [12] Regitz-Zagrosek V., "Sex and Gender Differences in Heart Failure", *Int J Heart Fail*, 13;2(3):157-181, Apr. 2020, doi: 10.36628/ijhf.2020.0004.

- [13] J. D. Wang, "Naïve Bayes is an interpretable and predictive machine learning algorithm in predicting osteoporotic hip fracture in-hospital mortality compared to other machine learning algorithms," *PLOS Digit. Health*, vol. 4, no. 1, p. e0000529, Jan. 2025, doi: 10.1371/journal.pdig.0000529.
- [14] I. Mahmud *et al.*, "Cardiac Failure Forecasting Based on Clinical Data Using a Lightweight Machine Learning Metamodel," *Diagnostics*, vol. 13, no. 15, Jul. 2023, Art. no. 15, doi: 10.3390/diagnostics13152540.
- [15] M. D. Teja and G. M. Rayalu, "Optimizing heart disease diagnosis with advanced machine learning models: a comparison of predictive performance," *BMC Cardiovasc. Disord.*, vol. 25, p. 212, 2025, doi: 10.1186/s12872-025-04627-6.
- [16] E. Burns and R. Buttner, "The ST Segment," *Life in the Fastlane*, 2024. [Online]. Available: <https://litfl.com/st-segment-ecg-library/> [Accessed: Dec. 28, 2024].
- [17] Polar, "Heart Rate When Running: What's Normal and How to Improve," Polar Blog, Aug. 2022. [Online]. Available: <https://www.polar.com/en/guide/heart-rate-when-running>. [Accessed: Jun. 16, 2025].
- [18] F. Soriano, "Heart Failure Prediction Dataset," *Kaggle*, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/fedesoriano/heart-failure-prediction> [Accessed: Dec. 24, 2024].

