

Deteksi Adaptif Titik Kunci Sinyal *Photoplethysmography* (PPG) dengan Pemodelan Gradien untuk Identifikasi Pola Fisiologis

Putri Apriliani Tri Santosa¹, Asep Andang², Firmansyah Maulana Sugiartana Nursuwars³

[Submission: 24-03-2025, Accepted: 30-05-2025]

Abstract— Photoplethysmography (PPG) is a non-invasive optical technique for cardiovascular health monitoring, such as blood pressure estimation and arterial stiffness analysis. However, detecting fiducial points in PPG signals such as the onset, systolic peak, dicrotic notch, and diastolic peak is often hindered by noise, baseline wander, and physiological variability. Although various methods have been proposed, such as time-frequency domain analysis and machine learning algorithms, these approaches still have limitations, including high computational complexity and susceptibility to noise.

This study proposes a gradient-based analysis approach to improve the accuracy of fiducial point detection in PPG signals. The gradient method is used to detect local maxima and minima in the PPG signal. By incorporating validation and correction modules based on temporal order and amplitude ratios, the approach achieves 100% detection accuracy after initial error correction (initial error rate: 58% for the dicrotic notch).

The results demonstrate that this method effectively identifies all fiducial points (onset, systolic peak, dicrotic notch, diastolic peak) in 50 out of 50 datasets, with robust performance against noise and physiological variability. This study confirms that the gradient-based method is suitable for cost-efficient, portable diagnostic applications.

Intisari— *Photoplethysmography* (PPG) adalah teknik optik non-invasif yang digunakan untuk pemantauan kesehatan kardiovaskular, seperti estimasi tekanan darah dan analisis kekakuan arteri. Namun, deteksi titik fidusial pada sinyal PPG, seperti onset, puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik, sering terhambat oleh *noise*, *baseline wander*, dan variabilitas fisiologis. Meskipun berbagai metode telah diusulkan, seperti analisis domain waktu-frekuensi dan algoritma pembelajaran mesin, metode tersebut masih memiliki keterbatasan, seperti kompleksitas komputasi yang tinggi dan kerentanan terhadap *noise*.

Penelitian ini mengusulkan pendekatan berbasis analisis perubahan gradien untuk meningkatkan akurasi deteksi titik fidusial pada sinyal PPG. Dengan menggabungkan modul validasi dan koreksi berdasarkan urutan temporal dan rasio amplitudo, pendekatan ini mencapai akurasi deteksi 100% setelah koreksi kesalahan awal (kesalahan awal: 58% untuk takik dikrotik).

Hasil penelitian membuktikan bahwa metode ini secara efektif mengidentifikasi semua titik fidusial (*onset*, puncak sistolik, takik dikrotik, puncak diastolik) pada seluruh data (50 dataset), dengan kinerja yang tangguh terhadap *noise* dan variabilitas fisiologis. Studi ini mengonfirmasi bahwa metode berbasis gradien cocok untuk aplikasi diagnostik yang hemat biaya dan portabel.

Kata Kunci— *Photoplethysmography* (PPG); analisis gradien; titik fidusial; deteksi puncak dan lembah; validasi fisiologis

I. PENDAHULUAN

Photoplethysmography (PPG) telah menjadi modalitas penting dalam pemantauan kesehatan kardiovaskular secara non-invasif, terutama pada era perangkat *wearable* [1]. Teknik ini memanfaatkan perubahan intensitas cahaya untuk mengukur volume darah mikrovaskular [2], [3], dengan aplikasi mulai dari pemantauan detak jantung [4], oksimetri nadi, [5] estimasi tekanan darah [6], hingga analisis kekakuan arteri [7], [8]. Studi terbaru [9] menunjukkan bahwa $\approx 90\text{-}95\%$ *smartwatch* kesehatan kini mengintegrasikan PPG, namun akurasi deteksi fitur fisiologis tetap menjadi tantangan utama.

Sinyal PPG mengandung empat titik fidusial kritis: *onset* gelombang, puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik [10]. Titik-titik ini merupakan indikator kunci untuk menilai elastisitas arteri [5] dan gangguan hemodinamik [11], [12]. Studi [3], mengungkapkan bahwa kendala utama dalam ekstraksi titik fidusial meliputi keberadaan *noise* dan *baseline wander*, serta pada studi [13] dijelaskan bahwa variabilitas fisiologis individu juga dapat mempengaruhi bentuk sinyal PPG.

Penelitian ini mengusulkan pendekatan alternatif berbasis analisis perubahan gradien untuk mendeteksi titik fisiologis pada sinyal PPG. Berbeda dari metode sebelumnya yang umumnya kompleks [14], bergantung pada set data besar [15], atau sensitif terhadap *noise* [3], [16], pendekatan ini dirancang agar lebih sederhana, efisien secara komputasi, dan mudah diimplementasikan dalam sistem *real-time*.

Keunggulan ini menjadikan metode yang diusulkan lebih sesuai untuk perangkat portabel dan aplikasi klinis di lingkungan terbatas, sekaligus mempertahankan akurasi deteksi yang kompetitif. Secara klinis, deteksi titik fisiologis seperti *onset*, puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik memiliki peran penting dalam pemantauan tekanan darah dan evaluasi kesehatan kardiovaskular secara non-invasif.

Dengan menyederhanakan proses tanpa mengorbankan ketelitian, pendekatan ini membuka peluang baru untuk

¹Mahasiswa, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Siliwangi, Jl Siliwangi no 24 Tasikmalaya 46116 (telp: 087838054299; e-mail: 197002044@student.unsil.ac.id)

^{2,3}Dosen, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Siliwangi, Jl Siliwangi no 24 Tasikmalaya 46116 (telp: 085220143434; e-mail: andhangs@unsil.ac.id, firmansyah@unsil.ac.id)

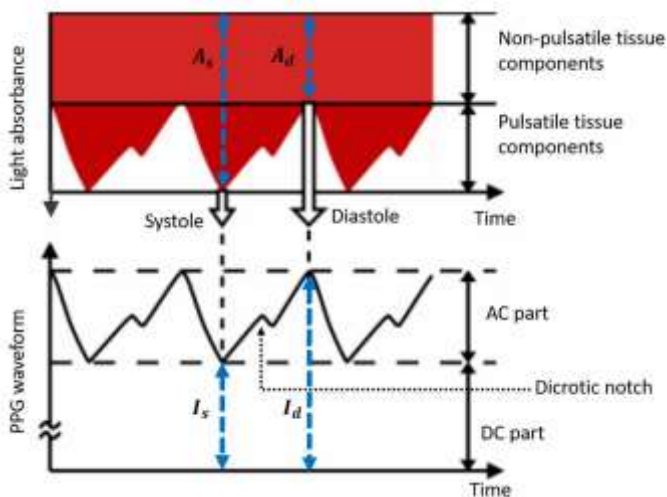


pengembangan perangkat diagnostik berbasis PPG yang andal, praktis, dan terjangkau.

II. STUDI PUSTAKA

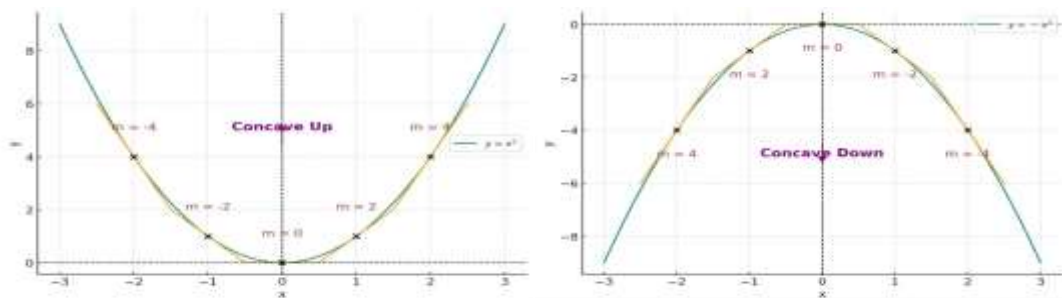
A. Photoplethysmography (PPG)

Photoplethysmography adalah metode non-invasif untuk mengukur perubahan volume darah, yang digunakan untuk memantau aliran darah manusia [17]. Menurut [18], PPG adalah teknik optik non-invasif yang umum dipakai dalam studi dan pemantauan denyut jantung, karena dapat merekam perubahan volume darah di pembuluh darah tepi [5]. Prinsip dasar PPG dapat dijelaskan menggunakan Hukum *Beer-Lambert* yang dimodifikasi [19]. Dalam PPG, cahaya dengan panjang gelombang tertentu digunakan untuk memantau volume jaringan yang berdenyut selama siklus jantung yang terdiri dari dua tahap, sistol dan diastol. Perubahan volume jaringan ini mengakibatkan variasi daya serap cahaya, yang menghasilkan gelombang PPG berdenyut seirama dengan detak jantung. Pada Gambar 1, tampak bahwa intensitas PPG yang terekam (I) memiliki hubungan terbalik dengan daya serap cahaya (A) dalam jaringan. Cahaya yang tidak diserap akan diteruskan ke sensor optik (fotodioda) dan diukur sebagai intensitas [5], [20].



Gambar 1. Skema Bentuk Gelombang PPG sebagai Fungsi Waktu

B. Konsep Gradien dan Aplikasinya dalam Analisis Sinyal PPG



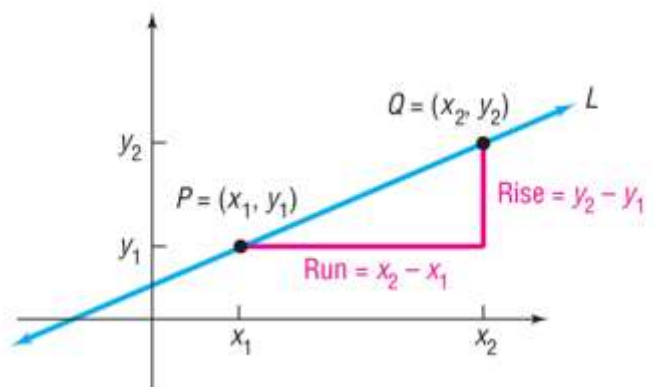
Gambar 3. (a) *Concave Up* ($y = x^2$), Gradien Meningkat dan (b) *Concave Down* ($y = -x^2$), Gradien Menurun

Sebelum membahas proses deteksi titik-titik penting dalam sinyal PPG seperti puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik, penting untuk memahami dasar konseptual dari analisis gradien, baik secara matematis maupun aplikatif. Gradien secara umum merepresentasikan laju perubahan suatu variabel terhadap variabel lainnya, dan dalam konteks sinyal PPG, gradien menggambarkan perubahan nilai amplitudo sinyal terhadap waktu [21].

Secara matematis, gradien (*slope*) didefinisikan sebagai perbandingan antara perubahan vertikal (*rise*) dan perubahan horizontal (*run*), dengan rumus [21], [22], [23]:

$$\text{Gradien} = \text{Slope} = \frac{\text{rise}}{\text{run}} = \frac{\Delta y}{\Delta x} = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (1)$$

Rumus ini menggambarkan tingkat kemiringan antara dua titik dalam sebuah kurva atau garis Gambar 2. Jika gradien bernilai positif, garis mengalami kenaikan, dan sebaliknya jika bernilai negatif.



Gambar 2. Ilustrasi Kemiringan Garis Nonvertikal

Selain menentukan arah naik-turun dari sinyal, gradien juga memiliki peran penting dalam menganalisis bentuk kurva atau sifat konvexitas sinyal Gambar 3. Misalnya, jika gradien suatu kurva semakin meningkat seiring waktu, maka bentuknya bersifat *concave up* (cekung ke atas), sedangkan gradien yang terus menurun menunjukkan bentuk *concave down* (cekung ke bawah). Karakteristik ini sangat berguna dalam mengidentifikasi perubahan bentuk sinyal PPG yang mencerminkan kondisi fisiologis tertentu.

Dalam konteks sinyal PPG, analisis gradien pertama digunakan untuk mendeteksi puncak dan lembah, yaitu titik-titik ketika gradien berubah tanda (dari positif ke negatif untuk puncak, dan sebaliknya untuk lembah). Sementara itu, gradien kedua digunakan untuk mendeteksi titik-titik cekungan yang lebih halus, seperti takik dikrotik, yang seringkali tidak terlihat jelas pada analisis amplitudo saja [3], [24],

C. Deteksi Puncak dan Lembah dalam Analisis PPG

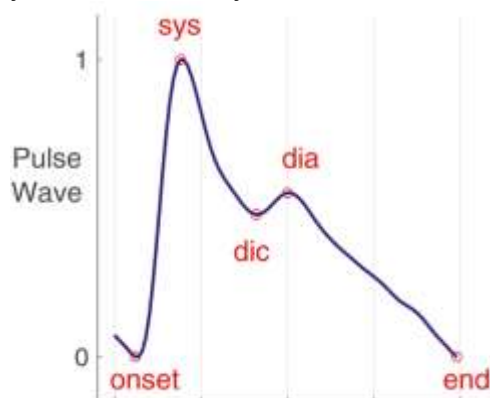
Deteksi puncak dan lembah pada sinyal PPG merupakan langkah esensial dalam analisis morfologi sinyal. Titik-titik ini tidak hanya menjadi indikator siklus jantung, tetapi juga menyediakan informasi penting tentang kondisi kardiovaskular, seperti tekanan darah dan kekakuan arteri [10]. Namun, proses deteksi ini sering kali dihadapkan pada tantangan seperti *noise*, *baseline wander*, dan variabilitas bentuk gelombang [25]. Deteksi puncak dan lembah pada sinyal PPG dilakukan dalam beberapa langkah, dimulai dengan penyaringan sinyal untuk menonjolkan komponen PPG yang diinginkan. Setelah itu, calon puncak dan lembah diekstraksi dengan mengidentifikasi titik-titik di mana gradien pertama berubah tanda [24], [22]. Penggunaan ambang batas (*thresholding*) dan analisis gradien ini sangat berguna untuk memperbaiki akurasi deteksi dalam menghadapi *noise* atau gangguan pada sinyal.

1. Mengidentifikasi Gelombang Pulsa Individu

Sebelum mendeteksi puncak dan lembah, langkah pertama yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi gelombang pulsa individu pada sinyal PPG. Gelombang pulsa ini merepresentasikan siklus jantung tunggal dan menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut. Proses identifikasi ini melibatkan penyaringan sinyal untuk menghilangkan *noise*, segmentasi sinyal menjadi gelombang pulsa individu, dan deteksi puncak serta lembah pada setiap gelombang [26].

2. Mengidentifikasi Titik Fidusial

Setelah gelombang pulsa individu teridentifikasi, langkah berikutnya adalah mengidentifikasi titik fidusial, yaitu titik-titik spesifik pada gelombang pulsa yang memiliki signifikansi klinis. Titik-titik ini mencakup *onset*, puncak sistolik, puncak diastolik, dan takik dikrotik [10], terlihat pada Gambar 4. Deteksi titik fidusial sangat bergantung pada analisis gradien pada sinyal asli dan turunannya.



Gambar 4. Titik Fidusial pada Sinyal PPG

D. Penelitian Terkait

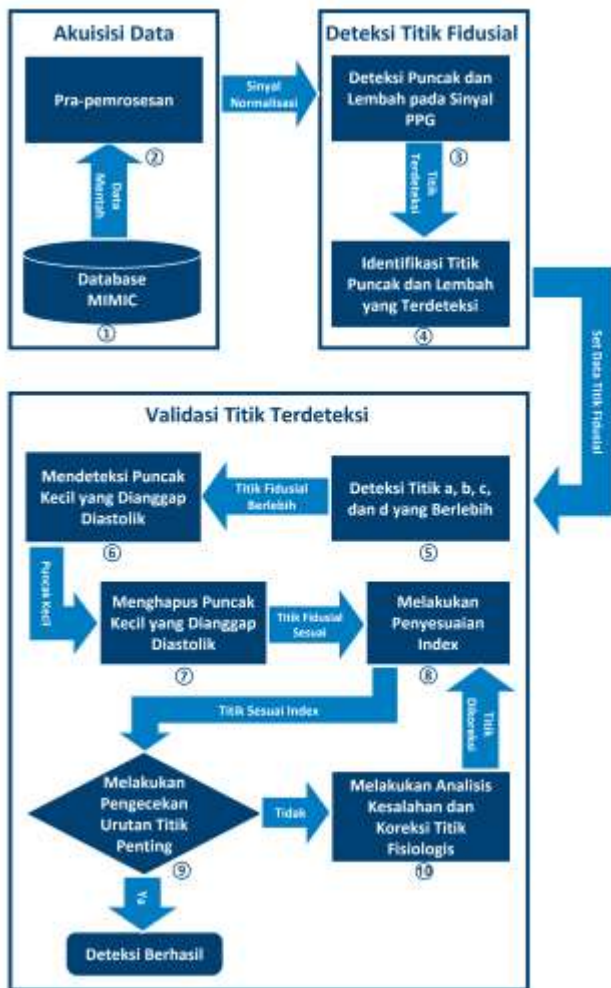
Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk mendeteksi titik fidusial pada sinyal PPG, seperti interpolasi spline [3], wavelet hibrida [13] dan algoritma pembelajaran mesin [6], [27], [16]. Meskipun beberapa metode ini menunjukkan hasil yang baik dalam kondisi laboratorium, mereka umumnya menghadapi kendala dalam implementasi nyata mulai dari sensitivitas terhadap *noise* hingga kebutuhan komputasi tinggi dan ketergantungan pada transformasi sinyal kompleks. Sebagai contoh, metode *spline* dan *zero-crossing* terbukti efektif dalam memastikan kelancaran turunan sinyal, tetapi tetap sensitif terhadap *noise* sinyal [3]. Metode berbasis wavelet dapat mereduksi *noise* dan menangkap fitur multiresolusi [13], namun tidak efisien untuk sistem *real-time* karena beban komputasi. Sementara itu, model pembelajaran mesin seperti *Gaussian Process Regression* dan K-MEANS + entropi wavelet [6], [27] membutuhkan data besar dan prapemrosesan rumit.

Menanggapi keterbatasan tersebut, pendekatan berbasis gradien lokal dalam penelitian ini menawarkan solusi yang lebih ringan dan mudah diimplementasikan. Berbeda dari metode sebelumnya, pendekatan ini tidak memerlukan turunan tinggi, transformasi sinyal, atau fitur kompleks, tetapi mampu mempertahankan akurasi tinggi untuk deteksi puncak sistolik dan validitas titik fidusial lainnya. Tantangan pada deteksi takik dikrotik masih ada, terutama pada sinyal yang sangat terpengaruh *noise*, namun hal ini sejalan dengan studi [27] yang menyoroti sensitivitas titik tersebut terhadap *noise*. Selain itu, tidak seperti metode *polynomial fitting* [16] yang membutuhkan derivatif dan *fitting* orde tinggi, metode ini berhasil mengidentifikasi titik diastolik langsung dari sinyal asli, memperkuat efisiensinya dalam aplikasi nyata.

III. METODOLOGI

Deteksi titik-titik fisiologis pada sinyal PPG dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan analisis gradien, baik turunan pertama maupun kedua. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya dalam mengidentifikasi perubahan arah sinyal secara presisi, serta menyederhanakan proses deteksi dibandingkan dengan pendekatan berbasis pembelajaran mesin atau transformasi domain. Gradien pertama digunakan untuk mendeteksi titik puncak sistolik dan puncak diastolik, yaitu saat terjadi perubahan arah sinyal yang signifikan. Sementara itu, gradien kedua digunakan untuk mengidentifikasi titik-titik cekungan seperti takik dikrotik dan titik *onset*. Proses deteksi dilakukan dengan mengamati titik nol (*zero-crossing*) dari gradien pertama dan kedua serta pola perubahan kemiringan yang khas pada tiap siklus gelombang PPG. Tahapan implementasi metode ini dijelaskan lebih lanjut disajikan pada Gambar 5.





Gambar 5. Diagram Alur Proses Deteksi Titik Fidusial pada Sinyal PPG

A. Data

Data dikumpulkan dari 50 subjek yang dianggap representatif dalam kumpulan data MIMIC [28]. Setiap subjek memiliki durasi rekaman selama 1 menit, dengan total 30.000 titik data (frekuensi sampling 500 Hz). Sinyal yang telah dikumpulkan kemudian diproses dalam tahap pra-pemrosesan

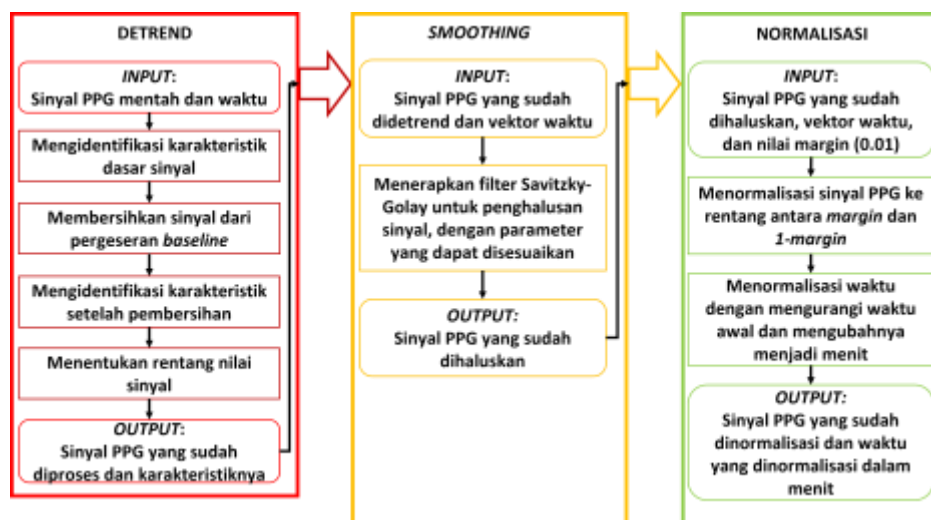
untuk menghilangkan gangguan *baseline wander* serta *noise* yang tidak diinginkan pada sinyal PPG sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, sehingga data yang digunakan dalam penelitian ini telah mengalami reduksi *noise*.

B. Pra-pemrosesan

Pada studi [29] dijelaskan bahwa pra-pemrosesan merupakan tahapan penting yang harus dilakukan sebelum mengekstraksi informasi dari suatu objek. Sejalan dengan hal tersebut, sinyal PPG yang bersifat non-stasioner serta rentan terhadap *noise* akibat gerakan dan variabilitas fisiologis individu memerlukan tahapan pra-pemrosesan agar fitur penting dapat diekstraksi secara akurat. Tahapan ini mencakup *detrending linier* menggunakan fungsi *detrend* pada MATLAB, yang telah dimodifikasi dengan algoritma tambahan agar lebih adaptif terhadap kontur sinyal PPG dan menghasilkan koreksi *baseline* yang lebih akurat. Selanjutnya, dilakukan *smoothing* menggunakan filter Savitzky-Golay untuk mereduksi *noise* frekuensi tinggi tanpa menghilangkan informasi penting seperti puncak dan lembah. Terakhir, normalisasi *min-max* diterapkan untuk menyetarakan skala amplitudo dan waktu sinyal ke dalam rentang [0,1], sehingga mempermudah analisis lanjutan dan penyesuaian parameter karena sinyal berada pada skala yang seragam, sebagaimana terlihat pada Gambar 6.

C. Deteksi Puncak dan Lembah pada Sinyal PPG

Ekstraksi fitur merupakan proses untuk memperoleh karakteristik khusus dari suatu objek atau sinyal yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut [30], [31]. Dalam konteks ini, langkah awal proses ekstraksi titik fidusial pada sinyal PPG adalah mendeteksi puncak dan lembah setelah sinyal dinormalisasi. Deteksi ini dilakukan dengan pendekatan analisis gradien, mengacu pada (1), yaitu dengan menghitung turunan pertama sinyal PPG terhadap waktu untuk mengidentifikasi perubahan arah sinyal. Pertama, gradien dihitung menggunakan fungsi *diff*, yang menghasilkan selisih antar nilai bertetangga pada sinyal. Hasil dari *diff* kemudian dibagi dengan selang waktu tetap untuk mendapatkan laju perubahan (gradien) di setiap titik. Gradien negatif menandakan penurunan sinyal (menuju lembah), sementara gradien positif menandakan kenaikan sinyal (menuju puncak).



Gambar 6. Pra-pemrosesan

Untuk setiap siklus, algoritma menelusuri titik-titik perubahan gradien dari negatif ke positif (lembah) dan dari positif ke negatif (puncak). Namun, tidak semua perubahan dianggap valid. Oleh karena itu, digunakan parameter *min_difference* sebagai ambang batas minimum perbedaan amplitudo antara puncak dan lembah. Hanya pasangan titik dengan selisih amplitudo yang lebih besar dari ambang batas ini yang diterima sebagai kandidat puncak dan lembah fisiologis.

Nilai-nilai puncak dan lembah yang valid disimpan dan divisualisasikan dengan menandai posisi amplitudo pada sinyal PPG. Dengan cara ini, setiap siklus sinyal PPG dapat diidentifikasi memiliki satu puncak dan satu lembah yang mencerminkan dinamika fisiologis denyut jantung.

D. Identifikasi Titik Lembah dan Puncak

Setelah titik-titik puncak dan lembah awal terdeteksi, proses berikutnya adalah mengklasifikasikan dan mengidentifikasi titik fidusial utama dalam sinyal PPG, yaitu: *onset* (titik d), puncak sistolik (titik a), takik dikrotik (titik b), dan puncak diastolik (titik c).

Algoritma memisahkan nilai lembah yang telah terdeteksi menjadi dua kelompok berdasarkan urutan kemunculannya: indeks ganjil dan genap. Masing-masing mewakili pasangan lembah dalam satu siklus. Untuk meningkatkan ketelitian, dihitung nilai tengah dari dua lembah berurutan sebagai referensi ambang klasifikasi titik b dan d.

Selanjutnya, untuk setiap puncak yang terdeteksi, digunakan parameter *batasPuncak* (misalnya 0.6) untuk membedakan antara puncak sistolik (titik a) dan puncak diastolik (titik c). Puncak dengan amplitudo di atas ambang dianggap sebagai titik a, sedangkan yang di bawah dianggap sebagai titik c (Gambar 7(a)).

Pada bagian lembah, dilakukan perbandingan nilai setiap lembah terhadap nilai tengahnya. Lembah dengan nilai lebih besar dari nilai tengah diklasifikasikan sebagai takik dikrotik (b), sementara lembah dengan nilai lebih kecil dari nilai tengah dianggap sebagai *onset* (d) (Gambar 7(b)).

Hasil klasifikasi disimpan dalam empat *array* berbeda (titik_a, titik_b, titik_c, titik_d) dan indeks keberadaan tiap titik juga dicatat (index_a, index_b, dst.). Ini memungkinkan proses

validasi selanjutnya untuk memverifikasi urutan kemunculan titik-titik tersebut dan memeriksa konsistensinya dengan pola fisiologis normal.

E. Validasi Titik Terdeteksi

Validasi dilakukan untuk memastikan bahwa titik-titik fidusial yang terdeteksi (titik a, b, c, dan d) benar-benar mencerminkan struktur fisiologis sinyal PPG. Proses validasi dilakukan dalam lima tahap sistematis: mendeteksi duplikasi titik, mengeliminasi puncak kecil yang dianggap salah, menyusun indeks yang sesuai, serta memverifikasi urutan kemunculan titik berdasarkan aturan fisiologis.

1. Deteksi Titik a, b, c, dan d yang Berlebihan

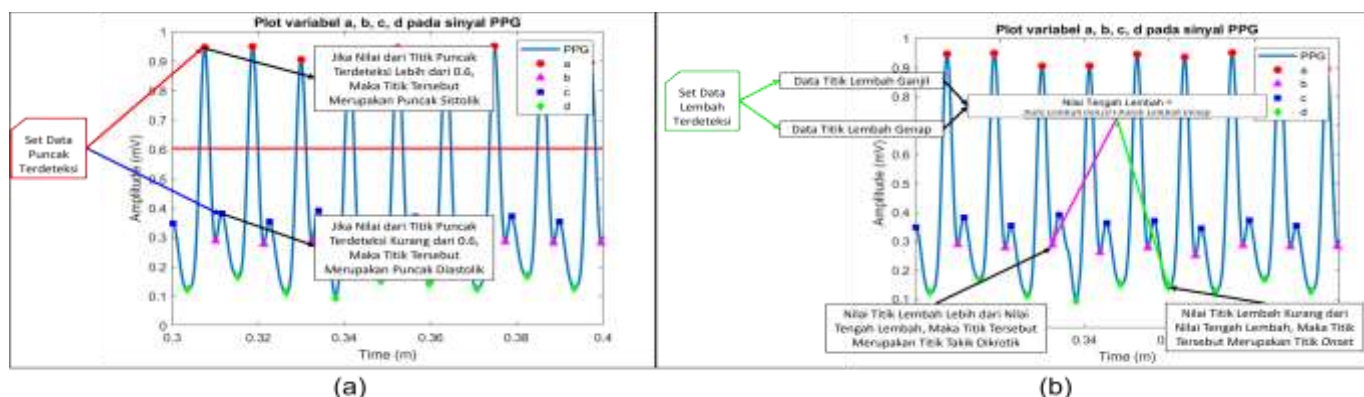
Langkah pertama adalah mengevaluasi jumlah titik yang terdeteksi dalam satu siklus gelombang. Setiap siklus fisiologis normal harus mengandung satu titik a (puncak sistolik), satu titik b (takik dikrotik), satu titik c (puncak diastolik), dan satu titik d (*onset*). Program akan menyimpan setiap kemunculan titik beserta identifikasinya dalam tabel. Jika dalam satu siklus terdeteksi lebih dari satu titik yang sama, maka dianggap sebagai redundansi atau kesalahan deteksi.

2. Mendeteksi Puncak Kecil yang Dianggap Diastolik

Langkah ini bertujuan untuk mengidentifikasi puncak kecil (biasanya akibat *noise*) yang secara keliru dianggap sebagai titik fidusial, khususnya titik b, c, atau d. Algoritma menghitung frekuensi kemunculan titik-titik tersebut antar satu siklus dan menandai nilai-nilai yang muncul lebih dari satu kali sebagai titik yang perlu dieliminasi. Misalnya, jika dua titik b terdeteksi antara dua titik a, maka titik b kedua akan ditandai sebagai *outlier*.

3. Menghapus Puncak Kecil yang Dianggap Diastolik

Setelah titik-titik yang tidak valid teridentifikasi, proses selanjutnya adalah menghapus titik-titik tersebut dari daftar nilai fidusial. Algoritma membandingkan daftar eliminasi dengan daftar titik fidusial dan menghapus elemen yang termasuk dalam kategori kesalahan deteksi. Dengan begitu, hanya nilai-nilai yang valid dan stabil secara fisiologis yang dipertahankan untuk analisis berikutnya.



Gambar 7. Proses Identifikasi Titik Fisiologis (a) Titik Puncak dan (b) Titik Lembah

4. Melakukan Penyesuaian Index

Untuk mempermudah analisis fitur lanjutan, indeks dari titik-titik a, b, c, dan d disesuaikan agar mengikuti urutan logis dan terstruktur. Algoritma menyusun ulang indeks berdasarkan kemunculan titik d (*onset*) sebagai awal siklus. Setelah itu, titik-titik a, b, dan c yang muncul setelah titik d disimpan sebagai bagian dari satu siklus yang valid. Data yang tidak mengikuti pola ini akan diabaikan. Untuk menjaga konsistensi, jumlah titik pada setiap kategori (a, b, c, d) juga disamakan berdasarkan panjang terpendek dari keempat vektor indeks.

5. Melakukan Pengecekan Urutn Titik Penting

Langkah terakhir adalah memastikan bahwa keempat titik fidusial dalam satu siklus muncul dalam urutan yang benar, yaitu: $d < a < b < c$. Algoritma memverifikasi setiap grup data terhadap urutan ini, dan jika ditemukan ketidaksesuaian (misalnya titik b muncul sebelum titik a), maka sistem akan mencatat kesalahan tersebut dan menghentikan proses. Dalam implementasi, sistem juga memvisualisasikan sinyal dengan penanda simbol untuk menunjukkan posisi titik-titik yang tidak sesuai, serta menyimpan grafik sebagai referensi dalam proses *debugging*.

6. Analisis Kesalahan dan Koreksi Titik Fisiologis

Koreksi dilakukan untuk setiap siklus PPG yang dibatasi oleh dua titik puncak sistolik berturut-turut (titik a). Pada setiap interval tersebut, sistem mencari titik dikrotik dan *onset* dengan pendekatan berbasis urutan temporal dan rasio amplitudo.

- Semua kandidat titik b dan d yang berada di antara dua titik a dicari dan diurutkan berdasarkan indeks waktu.
- Jika terdapat dua titik dalam satu siklus, maka titik dengan urutan lebih awal diasumsikan sebagai dikrotik, dan yang lebih akhir sebagai *onset*.
- Validasi fisiologis dilakukan dengan memeriksa apakah dikrotik muncul sebelum puncak diastolik dan *onset* muncul setelahnya. Jika tidak memenuhi aturan ini, dilakukan evaluasi rasio amplitudo untuk memutuskan pertukaran label berdasarkan karakteristik gelombang.
- Jika hanya terdapat satu titik dalam siklus, maka titik kedua diestimasikan secara proporsional terhadap lebar siklus.
- Jika tidak ada titik sama sekali yang ditemukan, sistem menerapkan estimasi *default* sebagai *fallback* terakhir.

Koreksi ini menghasilkan indeks titik dikrotik (*corrected_dicrotic*) dan *onset* (*corrected_onsets*) yang baru, dan diverifikasi melalui visualisasi grafis agar dapat dikaji secara manual.

Indeks hasil koreksi digabung kembali dengan titik a dan c untuk membentuk satu set siklus penuh (a, b, c, d) dan dilakukan penyesuaian agar memiliki panjang yang sama.

Semua indeks disortir dan diklasifikasikan ulang ke dalam variabel masing-masing. Kemudian, nilai amplitudo dikembalikan ke bentuk vektor sinyal untuk keperluan visualisasi dan pelabelan ulang (*titik_b_diperbaiki* dan *titik_d_diperbaiki*).

Sebagai langkah akhir, dilakukan pengecekan berurutan antar titik untuk memastikan bahwa urutan $d < a < b < c$ tetap terjaga dalam setiap siklus. Jika ditemukan ketidaksesuaian (misalnya, b muncul sebelum a), sistem akan menghasilkan peringatan dan menampilkan grafik sinyal yang memperlihatkan lokasi kesalahan. Visualisasi ini berguna untuk pengawasan manual dan menjadi indikator bahwa siklus tersebut perlu diabaikan atau ditinjau ulang.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

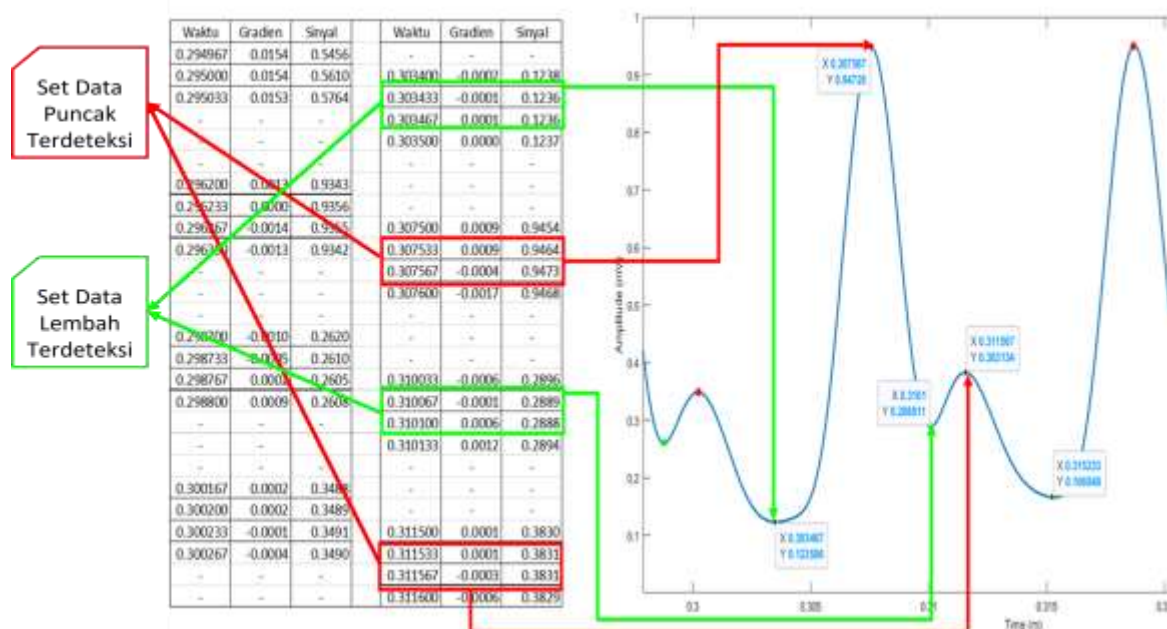
Penelitian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak MATLAB R2022a pada laptop dengan spesifikasi sebagai berikut: *prosesor Intel Core i5-8350U (4 core, 1.70 GHz, turbo hingga 1.90 GHz), RAM 8 GB, penyimpanan 110 GB, dan sistem operasi Windows 11 Pro 64-bit*. Spesifikasi ini mendukung kinerja MATLAB dalam analisis data dan pemodelan, dengan kemampuan komputasi *multithreaded* serta ruang penyimpanan yang memadai untuk pengolahan sinyal PPG.

A. Puncak dan Lembah Terdeteksi

Gradien dihitung sebagai turunan pertama dari sinyal PPG, sehingga perubahan signifikan dalam gradien dapat menunjukkan lokasi titik-titik kunci, seperti puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik. Dengan pendekatan ini, titik-titik kunci dalam sinyal PPG dapat diidentifikasi secara akurat.

Proses ini divisualisasikan pada Gambar 8, yang menggambarkan siklus denyut jantung yang direpresentasikan oleh sinyal PPG. Mencakup penanda yang menunjukkan titik-titik yang terdeteksi, seperti *onset*, puncak sistolik, dan lembah diastolik. Garis penghubung antara tabel gradien dan plot sinyal menunjukkan hubungan antara nilai gradien dan titik-titik yang terdeteksi, untuk menyederhanakan proses. Tabel gradien memberikan nilai gradien pada setiap titik data, menampilkan fitur yang menggambarkan perubahan gradien untuk menentukan posisi puncak dan lembah.

Nilai gradien maksimum diidentifikasi sebagai puncak, sedangkan nilai minimum diidentifikasi sebagai lembah. Misalnya, nilai maksimum mewakili puncak sistolik dan puncak diastolik, sedangkan nilai minimum dapat menunjukkan takik dikrotik dan *onset*. Presentasi ini memperjelas bagaimana gradien mendeteksi puncak dan lembah, menawarkan pandangan terintegrasi tentang pola siklus denyut jantung.



Gambar 8. Proses deteksi puncak dan lembah pada sinyal PPG normalisasi menggunakan metode gradien

B. Identifikasi Titik Penting

Mendeteksi titik-titik kunci dalam sinyal PPG melibatkan identifikasi empat komponen utama: titik *onset*, puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik. Algoritma MATLAB menggunakan metode deteksi gradien untuk mengenali perubahan signifikan dalam bentuk sinyal, di mana gradien maksimum menunjukkan lokasi puncak dan gradien minimum menunjukkan lokasi lembah.

Selama validasi, dipastikan bahwa setiap siklus sinyal PPG mengandung empat titik kunci: titik *onset* (d), puncak sistolik (a), takik dikrotik (b), dan puncak diastolik (c). Titik tambahan yang terdeteksi dalam satu siklus disimpan untuk analisis lebih lanjut. Titik tambahan ini biasanya muncul karena gangguan atau *noise* yang melewati tahap pra-pemrosesan, menyebabkan deteksi menjadi tidak konsisten.

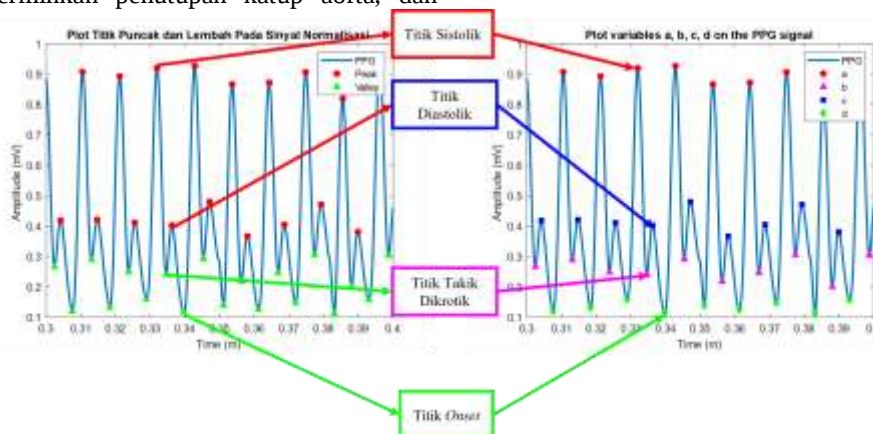
Titik *onset* menandai awal gelombang PPG, puncak sistolik mewakili tekanan darah maksimum selama kontraksi jantung, takik dikrotik mencerminkan penutupan katup aorta, dan

puncak diastolik menunjukkan tekanan darah minimum di akhir siklus. Proses deteksi ini mengidentifikasi titik-titik kunci untuk analisis lebih lanjut, termasuk fitur amplitudo dan interval waktu.

Gambar 9 menggambarkan deteksi titik kunci dalam sinyal PPG. Panel kiri menunjukkan puncak (merah) dan lembah (hijau) pada sinyal PPG yang dinormalisasi, mewakili tekanan darah maksimum dan minimum. Panel kanan menampilkan titik *onset* (d), puncak sistolik (a), takik dikrotik (b), dan puncak diastolik (c), yang diberi label dengan simbol yang berbeda.

Panah menjelaskan hubungan antara komponen sinyal dan siklus gelombang PPG. Visualisasi ini memvalidasi algoritma deteksi dan memperjelas hubungan antara komponen fisiologis dan sinyal yang direkam.

Hasil analisis diterapkan dalam aplikasi seperti estimasi tekanan darah atau pengembangan model medis. Validasi memastikan algoritma beroperasi sesuai dengan karakteristik fisiologis yang diharapkan.



Gambar 9. Hasil Deteksi Titik Fisiologis pada Sinyal PPG Normalisasi



C. Validasi Titik Terdeteksi

Proses validasi hanya mempertahankan titik-titik yang sesuai dengan pola fisiologis sinyal PPG, memastikan fitur yang diekstraksi akurat dan relevan untuk analisis prediktif, terutama untuk prediksi tekanan darah. Proses ini membantu mencegah kesalahan deteksi yang dapat memengaruhi kualitas fitur dan kinerja model.

1. Deteksi dan Penghapusan Puncak Kecil yang Dianggap Diastolik

Tabel 1
Analisis Kesalahan Titik Deteksi pada Sinyal PPG

Titik	% Data dengan Kesalahan	Frekuensi Kesalahan	Titik Kesalahan Paling Sering (%)
Titik b	29/50	29	58%
Titik c	13/50	13	26%
Titik d	16/50	16	32%

Proses analisis kesalahan deteksi titik pada sinyal PPG dilakukan untuk mengevaluasi performa awal algoritma dalam mengenali pola fisiologis. Tabel 1 menyajikan statistik frekuensi kesalahan deteksi pada masing-masing titik utama, yaitu titik *onset* (d), takik dikrotik (b), dan puncak diastolik (c). Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengidentifikasi titik-titik yang paling rentan terhadap kesalahan dan menjadi dasar dalam pengembangan algoritma koreksi dan validasi yang lebih *robust*.

Berdasarkan data awal, titik b (takik dikrotik) menunjukkan frekuensi kesalahan tertinggi, yaitu 29 dari 50 data (58%). Hal ini disebabkan oleh bentuknya yang kecil dan amplitudo yang bervariasi, yang rentan tertutupi oleh *noise* dan modulasi sinyal. Titik ini juga sangat sensitif terhadap perubahan morfologi gelombang akibat kondisi fisiologis tertentu, sehingga algoritma awal kesulitan mendeteksinya secara konsisten.

Titik c (puncak diastolik) mengalami kesalahan pada 13 data (26%), yang umumnya terjadi saat sinyal mengalami peningkatan amplitudo yang drastis. Walaupun relatif lebih stabil dibandingkan titik b, puncak diastolik tetap memerlukan perhatian, terutama dalam sinyal dengan dinamika tekanan darah yang tinggi.

Titik d (*onset*) terdeteksi salah pada 16 data (32%), Meskipun titik ini tidak memiliki frekuensi kesalahan setinggi titik b, titik ini kerap tidak dikenali sebagai awal gelombang

karena posisi dan amplitudonya yang terdistorsi, terutama pada sinyal yang masih terpengaruh *noise* atau pola fisiologis yang bervariasi.

Sementara itu, titik a (puncak sistolik) sinyal, sebagai referensi utama, tidak menunjukkan kesalahan pada data yang dianalisis. Hal ini mengonfirmasi bahwa algoritma memiliki akurasi tinggi dalam mendeteksi puncak sistolik yang cenderung paling menonjol secara morfologi, menjadikannya patokan penting dalam proses evaluasi.

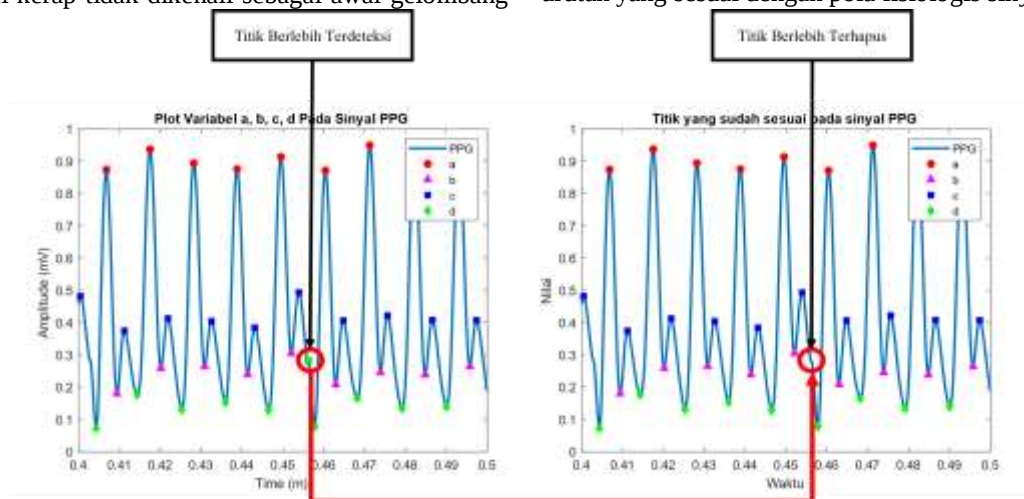
Setelah proses identifikasi selesai, titik-titik *noise* dihapus, sehingga hanya empat titik penting yang relevan dengan pola fisiologis sinyal PPG yang dipertahankan, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10. Langkah ini bertujuan untuk mempertahankan kualitas data yang akan digunakan dalam perhitungan fitur, seperti amplitudo dan interval waktu. Dengan memastikan bahwa hanya data yang valid yang digunakan, akurasi analisis fitur dan kinerja model prediksi tekanan darah dapat ditingkatkan secara signifikan.

Secara keseluruhan, sinyal yang memiliki nilai kesalahan nol pada semua titik menunjukkan bahwa tahap pra-pemrosesan berhasil mereduksi *noise* dengan baik dan menghasilkan sinyal PPG yang ideal. Menyebabkan performa awal algoritma berhasil mendeteksi pola fisiologis dengan akurat tanpa penyimpangan. Namun, ada juga sinyal dengan kesalahan pada lebih dari satu titik, menunjukkan adanya *noise* yang signifikan atau pola fisiologis yang tidak biasa dalam data. Analisis ini memberikan panduan penting untuk meningkatkan algoritma deteksi, terutama dalam menangani titik-titik yang lebih rentan terhadap kesalahan, seperti titik b.

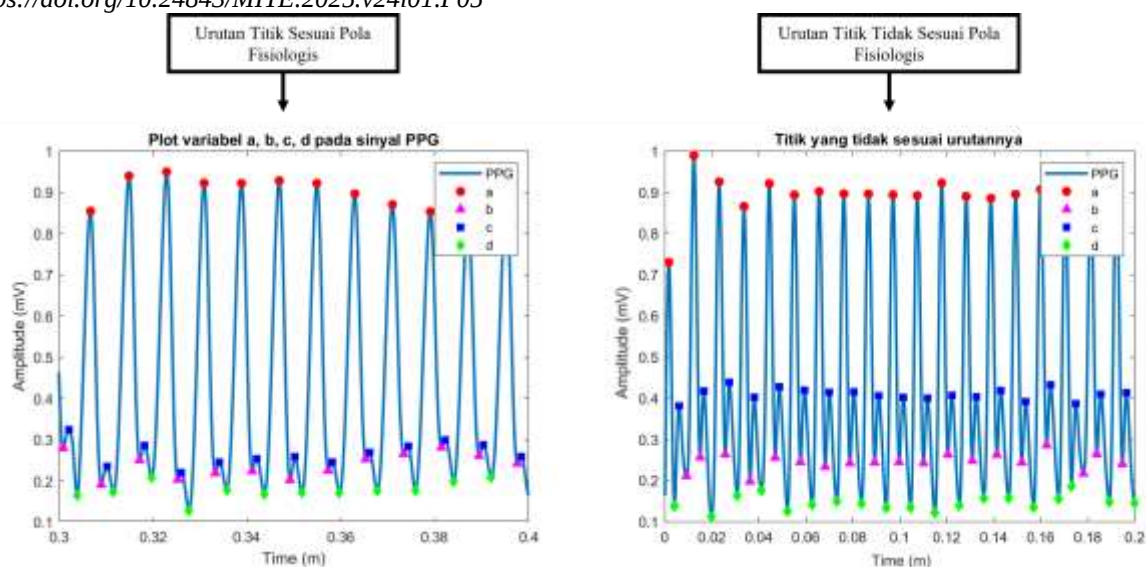
Hasil evaluasi awal ini menjadi dasar pengembangan tahap selanjutnya, yaitu penambahan modul validasi urutan fisiologis serta koreksi terhadap kesalahan deteksi. Perbaikan ini terbukti efektif dalam meningkatkan performa deteksi titik fisiologis secara menyeluruh, yang dijelaskan lebih lanjut pada bagian berikutnya.

2. Pengecekan Urutan Titik Penting

Selain memastikan validitas individual dari titik-titik yang terdeteksi, proses validasi juga mencakup pemeriksaan urutan titik-titik penting pada sinyal PPG. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa algoritma tidak hanya dapat mendeteksi titik dengan akurasi tinggi, tetapi juga mendeteksi titik dalam urutan yang sesuai dengan pola fisiologis sinyal PPG.



Gambar 10. Proses Penyesuaian Titik Deteksi pada Sinyal PPG



Gambar 11. Perbandingan Titik-Titik yang Sesuai dan Tidak Sesuai Pola Fisiologis pada Sinyal PPG

Gambar 11 menunjukkan dua kondisi sinyal PPG. Grafik kiri menampilkan sinyal PPG dengan titik-titik penting yang terdeteksi sesuai dengan pola fisiologis, dalam urutan yang benar tanpa gangguan, mencerminkan akurasi deteksi yang optimal.

Sebaliknya, grafik kanan menunjukkan titik-titik yang tidak sesuai dengan pola fisiologis karena gangguan atau faktor kesehatan individu, seperti perbedaan amplitudo akibat modulasi pernapasan. Kesalahan ini seringkali terjadi karena titik *onset* dan takik dikrotik tertukar.

Berdasarkan hasil awal, hanya 35 dari 50 data (70%) yang memiliki urutan titik fisiologis yang sesuai. Sisanya gagal karena urutan titik tidak sesuai, utamanya disebabkan oleh modulasi amplitudo akibat variasi fisiologis individu, yang menyebabkan titik takik dikrotik dan onset tertukar.

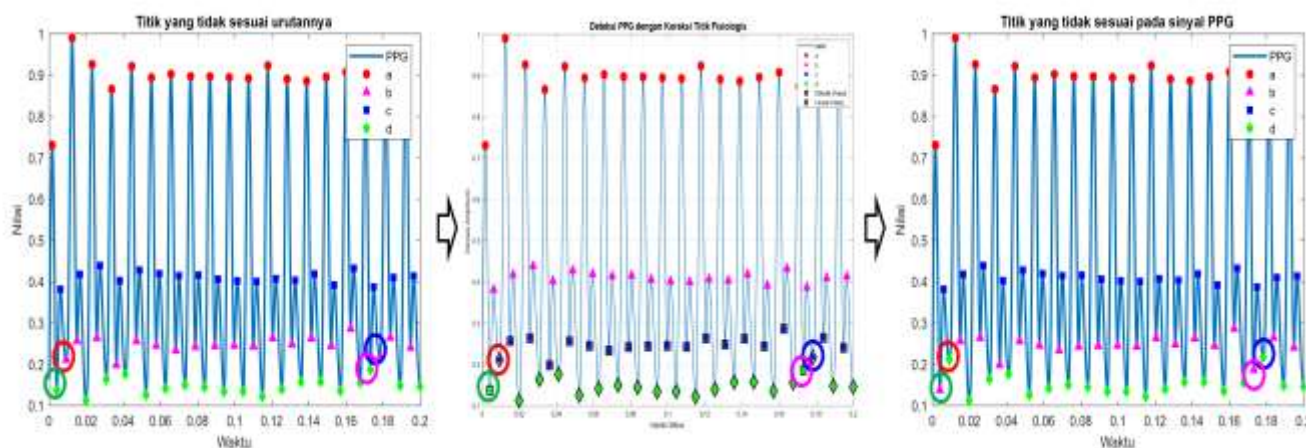
Untuk mengatasi hal ini, dilakukan koreksi berbasis analisis temporal dan rasio amplitudo guna membedakan kedua titik tersebut secara lebih akurat Gambar 12. Setelah koreksi diterapkan, dilakukan proses validasi ulang terhadap urutan

titik fisiologis. Hasilnya, 15 data yang sebelumnya gagal berhasil diverifikasi ulang sebagai valid.

Perbaikan ini meningkatkan akurasi deteksi dari 70% menjadi 100%, menunjukkan bahwa penambahan tahap koreksi memberikan kontribusi signifikan terhadap keandalan algoritma dalam mengenali pola fisiologis sinyal PPG.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan metode deteksi dan validasi titik fisiologis pada sinyal PPG menggunakan pendekatan gradien. Algoritma berhasil mendeteksi titik *onset*, puncak sistolik, takik dikrotik, dan puncak diastolik secara sistematis. Kesalahan awal terutama terjadi pada takik dikrotik akibat *noise* dan modulasi amplitudo. Penambahan proses validasi dan koreksi berbasis urutan temporal dan rasio amplitudo berhasil meningkatkan akurasi deteksi dari 70% menjadi 100%. Metode ini memastikan hanya data yang valid digunakan dalam analisis, meningkatkan keandalan fitur untuk estimasi tekanan darah. Temuan ini menjadi dasar untuk pengembangan model prediksi tekanan darah berbasis PPG pada penelitian selanjutnya.



Gambar 12. Proses Analisis Kesalahan dan Koreksi Urutan Titik Fisiologis



REFERENSI

- [1] M. Feli, I. Azimi, A. Anzanpour, A. M. Rahmani, and P. Liljeberg, "An energy-efficient semi-supervised approach for on-device photoplethysmogram signal quality assessment," *Smart Heal.*, vol. 28, no. March, p. 100390, 2023, doi: 10.1016/j.smhl.2023.100390.
- [2] S. Chatterjee and P. A. Kyriacou, "Monte carlo analysis of optical interactions in reflectance and transmittance finger photoplethysmography," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 4, 2019, doi: 10.3390/s19040789.
- [3] C. Wei, L. Sheng, G. Lihua, C. Yuquan, and P. Min, "Study on conditioning and feature extraction algorithm of photoplethysmography signal for physiological parameters detection," *Proc. - 4th Int. Congr. Image Signal Process. CISP 2011*, vol. 4, no. December, pp. 2194–2197, 2011, doi: 10.1109/CISP.2011.6100581.
- [4] Y. Aarthi, B. Karthikeyan, N. P. Raj, and M. Ganesan, "Fingertip Based Estimation of Heart Rate Using Photoplethysmography," *2019 5th Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Syst. ICACCS 2019*, no. Icaccs, pp. 817–821, 2019, doi: 10.1109/ICACCS.2019.8728432.
- [5] T. Y. Abay and P. A. Kyriacou, "Photoplethysmography in oxygenation and blood volume measurements," *Photoplethysmography Technol. Signal Anal. Appl.*, pp. 147–188, 2021, doi: 10.1016/B978-0-12-823374-0.00003-7.
- [6] M. H. Chowdhury et al., "Estimating blood pressure from the photoplethysmogram signal and demographic features using machine learning techniques," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 11, 2020, doi: 10.3390/s20113127.
- [7] F. B. Reguig, "Photoplethysmogram signal analysis for detecting vital physiological parameters: An evaluating study," *2016 Int. Symp. Signal, Image, Video Commun. ISIVC 2016*, pp. 167–173, 2016, doi: 10.1109/ISIVC.2016.7893981.
- [8] J. Allen and A. Murray, "Age-related changes in the characteristics of the photoplethysmographic pulse shape at various body sites," *Physiol. Meas.*, vol. 24, no. 2, pp. 297–307, 2003, doi: 10.1088/0967-3334/24/2/306.
- [9] K. B. Kim and H. J. Baek, "Photoplethysmography in Wearable Devices: A Comprehensive Review of Technological Advances, Current Challenges, and Future Directions," *Electron.*, vol. 12, no. 13, 2023, doi: 10.3390/electronics12132923.
- [10] T. Y. Abay and P. A. Kyriacou, *Photoplethysmography Technology, Signal Analysis and Applications*. 2022. doi: 10.1016/b978-0-12-823374-0.00003-7.
- [11] A. Chakraborty, D. Goswami, J. Mukhopadhyay, and S. Chakrabarti, "Measurement of Arterial Blood Pressure through Single-Site Acquisition of Photoplethysmograph Signal," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 70, no. c, pp. 1–10, 2020, doi: 10.1109/TIM.2020.3011304.
- [12] C. El-Hajj and P. A. Kyriacou, "Cuffless blood pressure estimation from PPG signals and its derivatives using deep learning models," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 70, no. June, p. 102984, 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102984.
- [13] S. Li, S. Jiang, S. Jiang, J. Wu, W. Xiong, and S. Diao, "A Hybrid Wavelet-Based Method for the Peak Detection of Photoplethysmography Signals," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2017, 2017, doi: 10.1155/2017/9468503.
- [14] M. B. Cuadra Sanz, A. Lopez-Delis, C. Díaz Novo, and D. Delisle-Rodríguez, "A novel approach to detecting pulse onset in photoplethysmographic signal using an automatic non assisted method," *MOJ Appl. Bionics Biomech.*, vol. 7, no. 2, pp. 31–39, 2023, doi: 10.15406/mojabb.2023.07.00173.
- [15] S. Maqsood, S. Xu, M. Springer, and R. Mohawesh, "A Benchmark Study of Machine Learning for Analysis of Signal Feature Extraction Techniques for Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography (PPG)," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 138817–138833, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3117969.
- [16] N. Hasanzadeh, M. M. Ahmadi, and H. Mohammadzade, "Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmogram Signal and Its Morphological Features," *IEEE Sens. J.*, vol. 20, no. 8, pp. 4300–4310, 2020, doi: 10.1109/JSEN.2019.2961411.
- [17] M. Kachuee, M. M. Kiani, H. Mohammadzade, and M. Shabany, "Cuffless Blood Pressure Estimation Algorithms for Continuous Health-Care Monitoring," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 64, no. 4, pp. 859–869, 2016, doi: 10.1109/TBME.2016.2580904.
- [18] D. Biswas, N. Simoes-Capela, C. Van Hoof, and N. Van Helleputte, "Heart Rate Estimation from Wrist-Worn Photoplethysmography: A Review," *IEEE Sens. J.*, vol. 19, no. 16, pp. 6560–6570, 2019, doi: 10.1109/JSEN.2019.2914166.
- [19] P. A. Kyriacou, "Pulse oximetry in the oesophagus," *Physiol. Meas.*, vol. 27, no. 1, 2006, doi: 10.1088/0967-3334/27/1/R01.
- [20] T. Tamura, Y. Maeda, M. Sekine, and M. Yoshida, "Wearable photoplethysmographic sensors—past and present," *Electron.*, vol. 3, no. 2, pp. 282–302, 2014, doi: 10.3390/electronics3020282.
- [21] P. Monk and L. J. Munro, *Maths for Chemistry*. 2021.
- [22] M. Sullivan, *ALGEBRA & TRIGONOMETRY*. 2013.
- [23] & S. W. James Stewart., Lothar Redlin., "Precalculus mathematics for calculus, 6th ed," *Ref. Res. B. News*, vol. 26, no. 3, 2011, [Online]. Available: <http://ezproxy.unal.edu.co/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsgao&AN=edsgcl.257996015&lang=es&site=eds-live>
- [24] M. Elgendi, *PPG Signal Analysis: An Introduction Using MATLAB*, vol. 5, no. 3, 2020.
- [25] J. Park, H. S. Seok, S. S. Kim, and H. Shin, "Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review," *Front. Physiol.*, vol. 12, no. March, pp. 1–23, 2022, doi: 10.3389/fphys.2021.808451.
- [26] S. Vadrevu and M. Sabarimalai Manikandan, "A Robust Pulse Onset and Peak Detection Method for Automated PPG Signal Analysis System," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 68, no. 3, pp. 807–817, 2019, doi: 10.1109/TIM.2018.2857878.
- [27] Q. Wu, "On a Feature Extraction and Classification Study for PPG Signal Analysis," *J. Comput. Commun.*, vol. 09, no. 09, pp. 153–160, 2021, doi: 10.4236/jcc.2021.99012.
- [28] "The MIMIC II Waveform Database," *PHYSIONET*. [Online]. Available: <https://archive.physionet.org/physiobank/database/mimic2wdb/>
- [29] I. M. O. Widyantara, A. T. A. P. Kusuma, and N. M. A. E. D. Wirastuti, "Preprocessing Pada Segmentasi Citra Paru-Paru Dan Jantung Menggunakan Anisotropic Diffusion Filter," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 14, no. 2, p. 6, 2015, doi: 10.24843/mite.2015.v14i02p02.
- [30] I. G. A. A. Diatri Indradewi, I. P. A. Bayupati, and I. K. G. Darma Putra, "Ekstraksi Ciri pada Citra Iris Menggunakan Gabor 2-D," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 15, no. 1, p. 16, 2016, doi: 10.24843/mite.2016.v15i01p03.
- [31] I. W. A. S. Darma, I. K. G. D. Putra, and M. Sudarma, "Ekstraksi Fitur Aksara Bali Menggunakan Metode Zoning," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 14, no. 2, p. 44, 2015, doi: 10.24843/mite.2015.v14i02p09.