

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Gula Darah dan Metode Pengukurannya

Gula darah merupakan salah satu parameter penting dalam tubuh manusia yang dapat mencerminkan kondisi kesehatan seseorang, terutama dalam mengidentifikasi adanya gangguan metabolisme seperti diabetes. Kadar gula darah yang terkendali dengan baik sangat penting untuk menjaga keseimbangan energi tubuh dan fungsi organ-organ vital. Seiring berkembangnya teknologi, metode pengukuran gula darah pun semakin beragam, mulai dari cara konvensional hingga menggunakan teknologi terkini. Salah satu inovasi terbaru adalah penggunaan sinyal *photoplethysmography* (PPG) yang memungkinkan pengukuran kadar gula darah secara non-invasif dan lebih praktis. Teknologi ini memberikan cara yang lebih efisien dan mudah untuk memantau kadar gula darah seseorang tanpa memerlukan sampel darah secara langsung.

2.1.1 Gula Darah

Gula darah adalah istilah yang merujuk pada konsentrasi glukosa di dalam darah. Glukosa merupakan gula monosakarida yang berfungsi sebagai sumber energi utama bagi tubuh. Kadar glukosa dalam darah diatur secara ketat oleh tubuh untuk menjaga keseimbangan metabolisme. Saat karbohidrat dicerna dan diserap, kadar glukosa darah akan meningkat, yang kemudian merangsang sekresi hormon insulin. Hormon ini berperan penting dalam mengontrol kadar glukosa darah agar tetap berada dalam batas normal (Aghadiati, 2017). Beberapa faktor yang memengaruhi kadar gula darah meliputi usia, jenis kelamin, indeks massa tubuh

(IMT), pola makan yang tidak teratur, riwayat keluarga dengan Diabetes Mellitus, dan tingkat aktivitas fisik. Pola makan yang tidak teratur, yang kini semakin umum di masyarakat, dapat meningkatkan risiko penyakit degeneratif, termasuk Diabetes Melitus (Imelda, 2019) (Susanti and Bistara, 2018).

Diabetes Melitus adalah penyakit menahun (kronis) berupa gangguan metabolik yang ditandai dengan kadar gula darah yang melebihi batas normal. Penyebab kenaikan kadar gula darah tersebut menjadi landasan dalam pengelompokan jenis Diabetes Melitus (Kementerian Kesehatan RI., 2020). Beberapa tipe diabetes adalah sebagai berikut :

1. Diabetes Melitus Tipe 1

Diabetes yang disebabkan kenaikan kadar gula darah karena kerusakan sel beta pankreas sehingga produksi insulin tidak ada sama sekali. Insulin adalah hormon yang dihasilkan oleh pankreas untuk mencerna gula dalam darah. Penderita tipe ini membutuhkan asupan insulin dari luar tubuhnya. Diabetes tipe 1 umumnya berkembang pada usia muda dan membutuhkan pengobatan insulin seumur hidup.

2. Diabetes Melitus Tipe 2

Diabetes yang disebabkan kenaikan gula darah karena penurunan sekresi insulin yang rendah oleh kelenjar pankreas. Kondisi ini terjadi ketika tubuh tidak dapat menggunakan insulin dengan efektif (resistensi insulin) atau tidak memproduksi cukup insulin untuk menjaga kadar gula darah normal. Diabetes tipe 2 lebih sering terjadi pada orang dewasa dan dapat dikelola

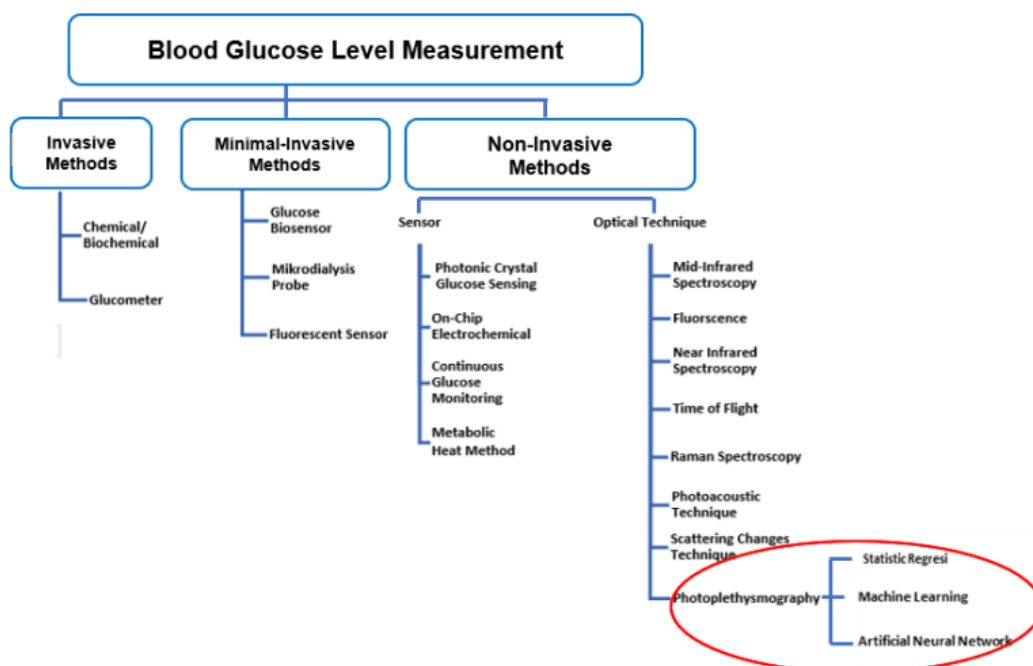
melalui perubahan gaya hidup, pengobatan oral, dan insulin tambahan sesuai kondisi tertentu.

3. Diabetes Melitus Tipe Gestasional

Diabetes tipe ini ditandai dengan kenaikan gula darah pada selama masa kehamilan. Gangguan ini biasanya terjadi pada minggu ke-24 kehamilan dan kadar gula darah akan kembali normal setelah persalinan.

Pada penderita Diabetes Melitus biasanya mengalami gejala yang khas yang disebut sebagai “*trias poli*” yaitu 3 *polidipsi* (banyak minum), *poli phagia* (banyak makan) dan *poliuri* (banyak buang air kecil). Selain itu disertai dengan keluhan sering kesemutan terutama pada jari tangan, badan terasa lemas, gatal-gatal dan bila ada luka sukar sembuh, bahkan kadang berat badan menurun secara drastis (Kementerian Kesehatan RI., 2020).

2.1.2 Metode Pengukuran Gula Darah



Gambar 2. 1 Metode Pengukuran Kadar Gula Darah

Sumber : (Susana *et al.*, 2022)

Untuk mendiagnosis kadar gula darah, ada beberapa metode pengukuran yang dapat dilakukan seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.1. Secara umum metode pengukurannya dibagi menjadi tiga metode diantaranya sebagai berikut :

1) Metode *invasive*

Metode *invasive* merupakan pengukuran yang dilakukan dengan cara melukai bagian tubuh pasien seperti jari tangan untuk mendapatkan sampel darah sebagai bahan diagnosa. Sampel darah yang diperoleh dari pembuluh kapiler ini ditempelkan pada strip gula darah. Darah tersebut akan terdeteksi oleh sensor glukosa yang terdapat pada alat pengukur gula darah digital (glukometer). Metode pengukuran ini umumnya digunakan oleh tenaga medis maupun masyarakat karena mempunyai akurasi yang tinggi dan alat ukurnya mudah ditemukan dipasaran. (Gonzales, Mobashsher and Abbosh, 2019). Pada Tabel 2.1 ditunjukkan kriteria kadar gula darah berdasarkan jenis pengukurannya adalah sebagai berikut:

Tabel 2. 1 Kadar Tes Gula Darah untuk Diagnosis Diabetes dan Prediabetes

	HbA1c (%)	Glukosa Darah Puasa (mg/dL)	Glukosa Darah Sewaktu (mg/dL)
Normal	<5,7	70 -99	70 - 139
Pre-diabetes	5,7 – 6,4	100 - 125	140 - 199
Diabetes	≥ 6,5	≥ 126	≥200

Sumber : PARKENI. *Konsenses Pengendalian dan Pencegahan Diabetes Melitus Tipe 2 di Indonesia 2019.*

2) Metode *minimally invasive*

Metode *minimally invasive* adalah pengukuran yang hampir sama dengan metode *invasive* tetapi metode ini tidak menimbulkan trauma. Metode ini memanfaatkan teknologi nano dan elektrik seperti gelombang suara ultrasonik. Contoh dari pengukuran ini adalah biosensor glukosa (Susana *et al.*, 2022).

3) Metode *Non-invasive*

Metode *non-invasive* merupakan pengukuran yang dilakukan tanpa melukai bagian tubuh pasien karena memanfaatkan teknologi sensor dan optik. Seiring dengan perkembangan zaman, metode pengukuran ini menghasilkan banyak teknik pengukuran baik menggunakan sensor maupun dengan optik. Metode optik ini menjadi teknik pengukuran kadar gula darah secara *non-invasive* yang paling banyak dikembangkan baik dari jenis media pemancar optik yang digunakan dengan memanfaatkan LED (NIRS, MIRS, *raman spectroscopy*, *Photoplethysmography*) maupun metode pengolahan datanya yang memanfaatkan berbagai macam algoritma *machine learning*. Namun pengukuran menggunakan metode ini masih dalam tahap pengembangan sehingga akurasi belum cukup tinggi (Gonzales, Mobashsher and Abbosh, 2019; Hina, Nadeem and Saadeh, 2019; Susana *et al.*, 2022).

2.2 ***Photoplethysmography (PPG)* dan Prinsip Dasarnya**

Photoplethysmography (PPG) merupakan teknik non-invasif yang memanfaatkan optik dalam penggunaannya. Teknik ini akan menghasilkan sinyal optik yang digunakan untuk mengukur perubahan volume darah dalam pembuluh

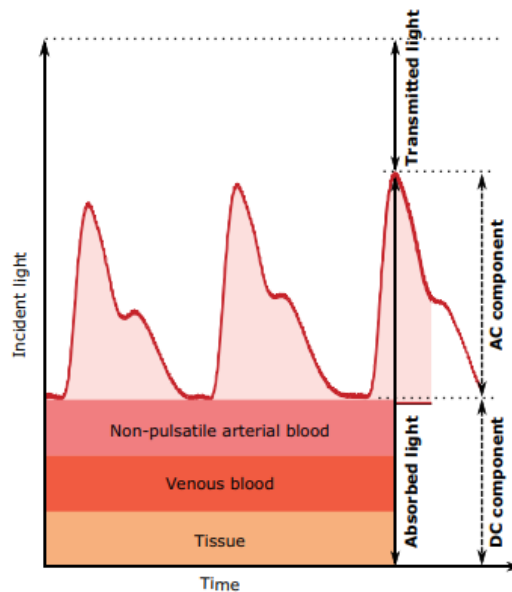
darah secara non-invasif. Pengukuran PPG dapat memberikan informasi penting mengenai parameter fisiologis seperti detak jantung, saturasi oksigen bahkan prediksi kadar gula darah. PPG telah berkembang dalam aplikasi medis dan kesehatan terutama pemantauan kondisi seseorang secara *real-time*.

2.2.1 Photoplethysmography (PPG)

Plethysmograph berasal dari bahasa Yunani “*Plethysmos*(πληθυσμός)” berarti meningkat, membesar dan menjadi penuh dan kata “*graphein*(γραφειν)” yang berarti menulis. *Plethysmograph* biasanya digunakan untuk mengukur perubahan volume pembuluh darah yang terjadi akibat aliran darah selama jantung berkontraksi dan dalam kondisi relaksasi. *Plethysmograph* merupakan suatu pengukuran yang mengukur perubahan volume organ atau seluruh tubuh di pembuluh kapiler. Teknik ini bekerja dengan mendeteksi fluktuasi volume darah yang disebabkan oleh aliran darah melalui organ tubuh (Amalia Yunia Rahmawati, 2021).

Salah satu metode untuk mendeteksi *plethysmogram* adalah dengan menggunakan media fotoelektrik seperti menggunakan LED dan fotodiode atau dikenal dengan istilah *photoplethysmography*. Metode ini memanfaatkan fluktuasi dari penyerapan sinar yang dipancarkan LED ke permukaan kulit yang disebabkan oleh aktivitas pembuluh darah. Metode ini dapat dimanfaatkan dalam penelitian kesehatan untuk estimasi tekanan darah, saturasi oksigen, variabilitas detak jantung, kolesterol, asam urat maupun kadar gula darah.

2.2.2 Komponen Sinyal PPG



Gambar 2. 2 Sinyal PPG terdiri dari Komponen AC dan Komponen DC

(Sumber : Elgendi, 2021)

Sinyal *photoplethysmography* (PPG) terdiri dari dua komponen penting seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.2. Penjelasannya adalah sebagai berikut:

1. Komponen AC (Gelombang yang berbentuk pulsatil)

Komponen atau gelombang AC (arus bolak balik) disebabkan oleh denyut nadi. Gelombang ini disebabkan oleh penyerapan cahaya dalam darah arteri pulsatil dan bervariasi secara sinkron dengan detak jantung. Gelombang AC dibagi menjadi dua fase yaitu tepi naik dari denyut nadi (fase anakrotik) berhubungan dengan sistol dan tepi jatuh dari denyut nadi (fase katakrotik) yang berhubungan dengan diastol (Abay and Kyriacou, 2021).

2. Komponen DC (Gelombang yang berbentuk non-pulsatil)

Komponen atau gelombang DC (arus searah) dihasilkan dari penyerapan cahaya di bagian jaringan yang tidak berdenyut seperti jaringan tanpa darah,

otot, tulang, daging dan sebagainya. Perubahan lambat pada gelombang DC juga berhubungan dengan pernapasan, tekanan darah dan pengendalian suhu tubuh.

2.2.3 Prinsip Dasar PPG

Prinsip kerja *photoplethysmography* (PPG) didasarkan pada interaksi antara cahaya dan jaringan tubuh untuk mendeteksi perubahan volume darah di pembuluh darah. Cahaya akan menembus kulit, sebagian cahaya tersebut akan diserap dan dipantulkan oleh jaringan darah. Cahaya tersebut kemudian diukur oleh fotodetektor.

Prinsip dasar PPG didasarkan pada hukum *Beer-Lambert* yang menjelaskan bagaimana cahaya berinteraksi dengan medium penyerapan seperti darah dan jaringan tubuh (Abay and Kyriacou, 2021). Hukum ini merupakan gabungan dari dua hukum yaitu :

1. Hukum *Lambert*, hukum ini menyatakan bahwa hilangnya intensitas cahaya, ketika merambat melalui medium berbanding lurus dengan intensitas dan panjang jalur optik.
2. Hukum *Beer*, hukum ini menemukan hubungan lain yang menyatakan bahwa transmisi cahaya melalui larutan tetap tidak berubah jika produk konsentrasi dan panjang jalur tetap konstan.

Dalam hukum *Lambert*, laju penurunan intensitas cahaya merambat melalui media penyerap dengan ketebalan x sebanding dengan intensitas cahaya. Secara matematis dinyatakan sebagai :

$$\frac{dI}{dx} = -k_1 \cdot I \quad (2.1)$$

Ketika intensitas cahaya (I) diintegrasikan dengan batas tertentu, persamaannya menjadi:

$$\ln \left(\frac{I_t}{I_0} \right) = -k_1 \cdot d \quad (2.2)$$

Menurut hukum *Beer*, menyatakan bahwa semakin tinggi konsentrasi (C) suatu zat dalam larutan, maka semakin besar pula kemampuan larutan tersebut dalam meredam intensitas yang melaluinya, dinyatakan sebagai :

$$\ln \frac{I_t}{I_0} = -K \cdot d \cdot C \quad (2.3)$$

Menurut hukum generik *Beer-Lambert*, absorbansi A cahaya dalam media dapat dituliskan sebagai:

$$A = \epsilon \cdot d \cdot C \quad (2.4)$$

Dimana absorbansi A berkaitan langsung dengan intensitas cahaya I yang menurun saat melewati medium:

$$I_t = I_0 e^{-A} = I_0 e^{-\epsilon \cdot d \cdot C} \quad (2.5)$$

Prinsip kerja PPG didasarkan pada Hukum *Beer-Lambert* yang dimodifikasi. Hukum ini menjelaskan hubungan antara intensitas cahaya yang diserap oleh hemoglobin dalam darah dengan konsentrasi hemoglobin dan ketebalan jaringan. Dengan memancarkan cahaya pada kulit dan mengukur cahaya yang dipantulkan, PPG dapat digunakan untuk mengukur detak jantung, saturasi oksigen, gula darah, dan parameter fisiologis lainnya.

2.2.4 Metode Pengukuran Sinyal PPG

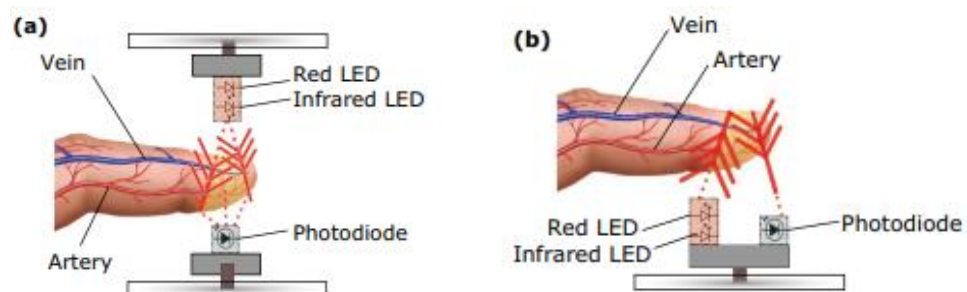
Dalam sistem pengukuran PPG, terdapat dua metode pengukuran yang ditunjukkan pada gambar 2.3 adalah sebagai berikut:

1. Metode Transmisi

Metode transmisi menempatkan sumber cahaya (LED) dan fotodetektor (*Photodiode*) pada sisi yang berlawanan dari jaringan. Metode ini dapat digunakan pada anggota badan yang kecil misalnya jari kaki, jari tangan atau daun telinga dapat dilihat pada Gambar 2.3(a).

2. Metode Refleksi

Metode refleksi menempatkan sumber cahaya (LED) dan fotodetektor (*photodiode*) pada sisi yang berdampingan di jaringan tubuh. Cahaya yang dipancarkan akan dipantulkan kembali oleh jaringan sebelum ditangkap oleh fotodetektor seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.3(b). Metode ini dapat digunakan hampir semua bagian vaskular tubuh seperti kerongkongan, pergelangan kaki, pergelangan tangan, organ perut dan lainnya.



Gambar 2. 3 Metode Pengukuran Sinyal PPG : (a) Metode Transmisi; (b) Metode Refleksi

Sumber : (Amalia Yunia Rahmawati, 2021)

2.2.5 Karakteristik Sinyal PPG

Sinyal PPG (*Photoplethysmography*) merupakan sinyal yang dihasilkan dari pengukuran perubahan volume darah dalam pembuluh darah kecil di bawah permukaan kulit. Sinyal ini memiliki karakteristik yang dapat memberikan informasi tentang kondisi fisiologis tubuh, sebagai berikut :

1. Amplitudo

Amplitudo merupakan ketinggian puncak sinyal dari garis dasar yang menunjukkan besarnya perubahan volume darah pada setiap denyutan jantung. Amplitudo yang besar mengindikasikan bahwa perubahan volume darah yang signifikan. Amplitudo pada sinyal PPG dipengaruhi oleh berbagai faktor fisiologis seperti tekanan darah tinggi, volume darah yang besar dan faktor eksternal yaitu posisi tubuh yang berbeda dapat mempengaruhi aliran darah dan amplitudo sinyal (Huotari, Määttä and Röning, 2015).

2. Frekuensi

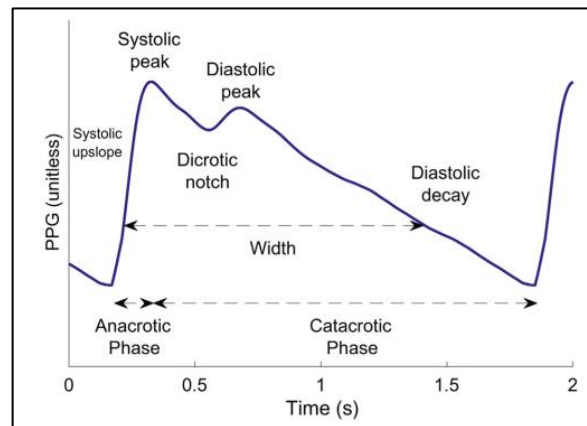
Frekuensi merupakan jumlah siklus atau puncak dalam satu detik. Sesuai dengan detak jantung, perubahan frekuensi berarti mengindikasikan perubahan lanjut denyut jantung. Faktor yang dapat mempengaruhi frekuensi sinyal PPG adalah aktivitas fisik yang dapat meningkatkan frekuensi jantung dan kondisi emosional seperti stress atau kegembiraan dapat mempengaruhi frekuensi jantung.

Hasil penelitian sinyal PPG (Laulkar and Daimiwal, 2012) menunjukkan korelasi antara puncak utama pada frekuensi 1 Hz dengan detak jantung rata-rata 60 bpm, sementara puncak sekunder pada 0,25 Hz mencerminkan laju

pernapasan normal sekitar 15 siklus per menit. Frekuensi sinyal PPG bervariasi tergantung sumbernya, namun sebagian besar penelitian sepakat bahwa rentang frekuensi utama PPG berkisar antara 0,5 Hz hingga 5 Hz. Pada penelitian (Karavaev *et al.*, 2021) frekuensi respirasi berada pada kisaran 0,15 – 0,4 Hz, sedangkan pada penelitian (Majeed *et al.*, 2019) menyatakan bahwa frekuensi sinyal respirasi berada pada kisaran 0,04 – 1,6 Hz. Berdasarkan berbagai penelitian tersebut, frekuensi sinyal PPG dalam rentang 0,5–5 Hz perlu dipertahankan selama pra-pemrosesan karena mengandung informasi penting dari sinyal.

3. Bentuk gelombang yang jelas

Sinyal PPG memiliki bentuk gelombang yang jelas dengan puncak dan lembah yang dinamakan sistolik dan diastolik. Titik puncak merupakan bagian naik dari gelombang yang menunjukkan pengisian darah ke pembuluh darah. Titik lembah merupakan bagian turun dari gelombang yang menunjukkan pengosongan darah dari pembuluh darah. Dan *dicrotic notch* merupakan cekungan kecil pada bagian titik lembah yang menunjukkan penutupan katup aorta. Gelombang PPG dapat dilihat pada Gambar 2.4 gelombang PPG ini dipengaruhi oleh kondisi kardiovaskular dan tekanan darah yang tinggi atau rendah dapat mempengaruhi bentuk gelombang. Sinyal PPG murni akan menunjukkan puncak yang jelas, bentuk dan ukuran tertentu (Almarshad *et al.*, 2022).

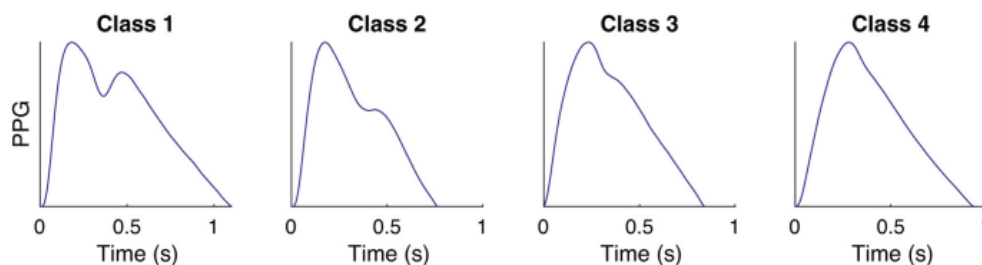


Gambar 2. 4 Bentuk Gelombang Sinyal PPG

Sumber : (Abay and Kyriacou, 2021)

2.2.6 Tipe Sinyal PPG

Pada saat mendeteksi sinyal *photoplethysmography* (PPG), terdapat beberapa macam tipe sinyal PPG yang dihasilkan. Tipe sinyal PPG yang bermacam-macam dipengaruhi oleh denyut jantung, irama jantung, tekanan darah, kekakuan arteri, pernafasan, dan berbagai penyakit lainnya serta bertambahnya usia. Gelombang PPG menunjukkan puncak diastolik pada subjek muda (kelas 1) yang berkurang seiring bertambahnya usia (kelas yang lebih tinggi) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.5.

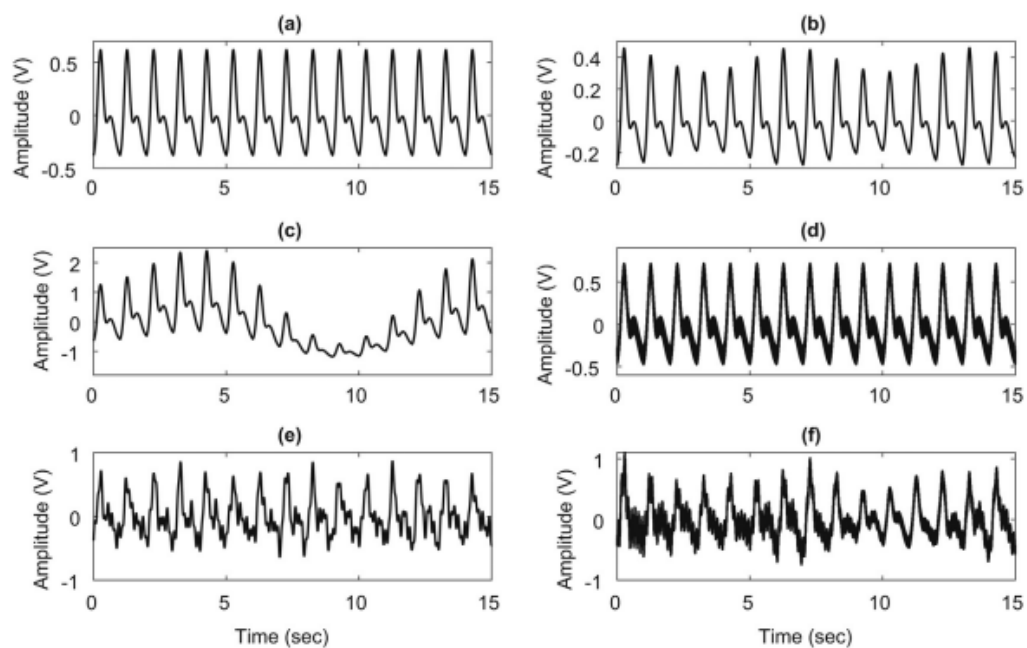


Gambar 2. 5 Kelas Bentuk Gelombang PPG Seiring Bertambahnya Usia.

Sumber : (Abay and Kyriacou, 2021)

Sinyal PPG cukup rentan terhadap beberapa kebisingan (*noise*). Gangguan kebisingan (*noise*) ini termasuk artefak gerak (*motion artifact*), gangguan arus

listrik, *noise* dengan frekuensi rendah dan tinggi. Selain itu jenis sensor yang digunakan dan lokasi-lokasi pengukuran dapat mempengaruhi bentuk gelombang sinyal PPG dapat dilihat pada gambar 2.6.



Gambar 2. 6 Sinyal PPG yang terpengaruh Kebisingan (*Noise*)

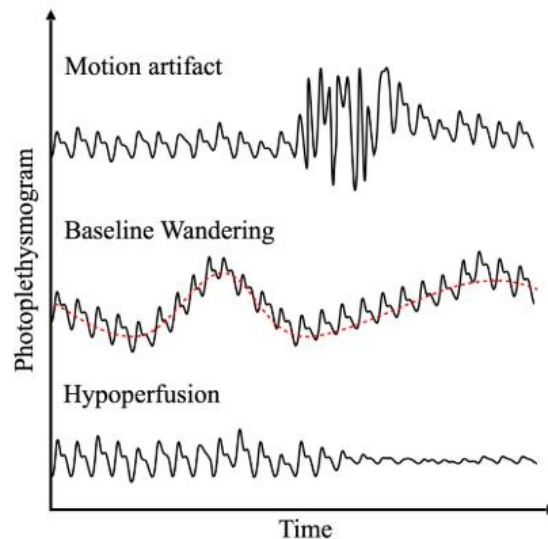
Sumber : (Abay and Kyriacou, 2021)

Pada Gambar 2.6 menunjukkan: (a) sinyal PPG bersih, (b) sinyal dengan modulasi pernapasan, (c) sinyal dengan modulasi *baseline*, (d) sinyal dengan gangguan listrik, (e) sinyal dengan gangguan gerakan, dan (f) sinyal dengan gabungan *noise* dari berbagai sumber.

2.2.7 Noise Sinyal PPG

Menurut (Mishra and Nirala, 2020) pada sinyal *photoplethysmography* (PPG) terdapat beberapa *noise* yang dapat mendistorsi sinyal PPG. Kualitas sinyal PPG yang diperoleh dipengaruhi oleh berbagai faktor yang melekat seperti permukaan

kulit, tempat pengukuran, suhu, laju aliran darah, tingkat saturasi oksigen darah dan juga oleh lingkungan sekitarnya.



Gambar 2. 7 *Noise* sinyal PPG (artefak gerakan, *baseline wandering*, hipoperfusi).

Sumber : (Park, Seok, S. Kim, *et al.*, 2022)

Adapun jenis *noise* dalam sinyal *photoplethysmography* (PPG) seperti yang ditunjukkan Gambar 2.7 yaitu sebagai berikut :

1. *Motion Artifact* (Artefak Gerakan)

Noise dalam sinyal PPG yang terjadi akibat gerakan tubuh seperti berjalan, berlari ataupun menggerakkan tangan disebut artefak gerakan (*motion artifact*). Penelitian (Majeed *et al.*, 2019) menunjukkan bahwa frekuensi *noise* akibat gerakan ini biasanya berada di atas 0,1 Hz, sedangkan (Park, Seok, S. S. Kim, *et al.*, 2022) menyatakan bahwa rentang frekuensinya adalah 0,01–10 Hz, yang dapat tumpang tindih dengan frekuensi utama PPG (0,5–5 Hz). Gangguan kebisingan ini dapat mengganggu saat melakukan deteksi fitur PPG yang berakibat salah diagnosis. Untuk mengatasi hal tersebut, artefak gerakan harus dihilangkan. Dalam penelitian (Park, Seok, S.

S. Kim, *et al.*, 2022) filter *high-pass* dengan frekuensi *cut-off* 0,15 Hz digunakan tanpa mengubah bentuk pulsa PPG, sehingga rasio komponen AC dan DC tetap ideal.

2. *Baseline Wandering*

Pergeseran *baseline* pada sinyal PPG umumnya disebabkan oleh pernapasan, dengan frekuensi antara 0,15 hingga 0,5 Hz (Park, Seok, S. S. Kim, *et al.*, 2022). Menurut (Karavaev *et al.*, 2021) dan (Majeed *et al.*, 2019), rentang frekuensi pernapasan ini berada di kisaran 0,04-1,6 Hz. Untuk menghilangkan pergeseran *baseline* ini, filter *high-pass* dapat digunakan. Namun, jika komponen AC dari sinyal PPG lebih rendah dari frekuensi *cut-off* filter, sinyal bisa mengalami gangguan kebisingan (*distorsi*).

3. *Hypoperfusion*

Noise hipoperfusi muncul ketika perfusi darah rendah, yang bisa disebabkan oleh tekanan darah rendah, dan mengganggu kualitas sinyal PPG (Park, Seok, S. S. Kim, *et al.*, 2022). *Noise* ini dapat mengakibatkan sulitnya memperoleh informasi penting, sehingga pengurangan *noise hypoperfusion* diperlukan agar hasil pengukuran lebih akurat.

Untuk mendapatkan sinyal PPG yang ideal selain pengurangan *noise* dilakukan penting juga memperhatikan proses akuisisi data. Akuisisi data ini akan mempengaruhi kualitas sinyal PPG yang dihasilkan. Hal yang harus diperhatikan seperti penempatan sensor dengan organ tubuh yang akan diukur, kontak kulit, mengurangi gerakan, kondisi lingkungan pengukuran dan *sampling rate* pada alat ukur dapat disesuaikan. Untuk melakukan prediksi gula darah selain sinyal PPG diperlukan parameter fisiologis lainnya yang mendukung seperti usia, jenis

kelamin, tinggi badan, berat badan, BMI, dan sebagainya (Abay and Kyriacou, 2021, Susana *et.al.*, 2021).

2.3 Pra-pemrosesan Sinyal PPG

Pra-pemrosesan pada sinyal *photoplethysmography* (PPG) dilakukan bertujuan untuk meningkatkan kualitas sinyal dengan mengurangi gangguan (*noise*) yang terdapat dalam sinyal. Tahapan ini sangat penting, karena sinyal PPG yang diperoleh dari perangkat sensor sering kali dipengaruhi oleh berbagai sumber gangguan seperti pergerakan tubuh, interferensi lingkungan atau artefak lainnya. Dengan melakukan pra-pemrosesan, sinyal yang dihasilkan akan lebih bersih dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut secara akurat. Tahapan pra-pemrosesan yang bisa dilakukan, meliputi tiga metode utama yaitu *detrend* untuk menghilangkan komponen *offset* atau *tren* linear pada sinyal PPG, *smooth* untuk menghaluskan sinyal PPG sehingga mendapatkan informasi utama dari sinyal dan *filter* untuk mempertahankan komponen frekuensi tertentu yang relevan dalam sinyal PPG. Ketiga metode ini dirancang agar sinyal PPG yang dihasilkan memiliki kualitas yang lebih baik untuk proses analisis selanjutnya.

2.3.1 *Detrend*

Proses *detrend* merupakan salah satu langkah penting dalam pra-pemrosesan sinyal *photoplethysmography* (PPG) yang bertujuan untuk menghilangkan komponen *offset* atau tren jangka panjang dari sinyal (Nampoothiri *et al.*, 2020). Komponen ini biasanya berbentuk gelombang lambat (*low frequency drift*) yang dapat berasal dari gerakan tubuh, ketidakstabilan sensor, ataupun perubahan suhu

kulit. Apabila tidak dihilangkan, komponen ini dapat menyebabkan bias dalam analisis frekuensi atau fitur lain dari sinyal PPG.

Secara teknis, *detrend* dilakukan dengan mengurangi nilai tren (*baseline*) dari sinyal asli. Ada beberapa pendekatan proses ini, diantaranya menggunakan *moving average* atau *polynomial fitting*. Metode *moving average* bekerja dengan menghitung rata-rata lokal dari sinyal dalam jendela waktu tertentu, kemudian dikurangkan dari sinyal asli (Höll, Kiyono and Kantz, 2019). Sedangkan metode *polynomial fitting* melakukan pendekatan kurva *polynomial* untuk menggambarkan tren dan mengurangnya dari sinyal utama (González-López and Campos-Morcillo, 2019). Selain itu, metode *detrend* lain seperti *constant* dapat dilakukan langsung menggunakan fungsi bawaan MATLAB. Fungsi ini secara otomatis menghitung rata-rata dari sinyal dan mengurangnya dari sinyal utama, sehingga tren konstan (*offset*) dapat dihilangkan.

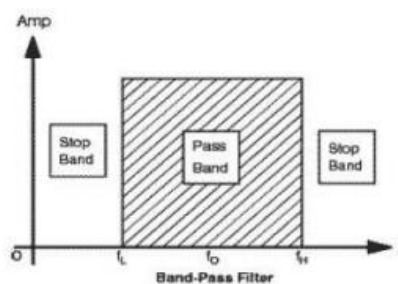
Dengan menerapkan *detrend*, maka sinyal PPG akan kembali ke garis tengah (*zero-mean*), yang sangat penting untuk menjaga validitas dalam proses transformasi *time-frequency* seperti *Short-Time Fourier Transform* (STFT) dan perhitungan fitur fisiologis lainnya.

2.3.2 Smooth

Smooth (penghalusan) sinyal PPG dilakukan untuk mengurangi *noise* pada sinyal PPG agar pola utama seperti puncak sistolik dan diastolik lebih mudah terdeteksi dan analisis menjadi lebih akurat. Proses ini membantu menghilangkan fluktuasi kecil yang tidak relevan, sehingga menghasilkan sinyal yang lebih bersih dan informatif. *Smooth* dengan metode *moving mean* dapat diterapkan pada sinyal

PPG. Tujuannya hampir sama dengan *filter moving average* yaitu mereduksi *noise* sinyal PPG dan mempertahankan tren utama dalam data (Chen *et al.*, 2017). Metode *smooth moving mean* bekerja dengan menghitung rata-rata dari sejumlah sampel dalam jendela tertentu yang bergerak sepanjang sinyal, menggantikan setiap nilai sinyal dengan rata-rata tersebut untuk menghasilkan sinyal yang lebih halus. Jika *smooth* tidak dilakukan, sinyal PPG akan tetap terpengaruh oleh fluktuasi kecil yang tidak relevan sehingga analisis sinyal menjadi sulit dan hasilnya kurang akurat. Oleh karena itu, *smooth* menjadi salah satu langkah penting dalam tahap pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas sinyal sebelum melakukan analisis lebih lanjut.

2.3.3 Band-pass Filter



Gambar 2. 8 Filter *Band-pass*

Sumber : (Havis and Fitria, 2018)

Band-Pass Filter (BPF) merupakan rangkaian *filter* digital gabungan antara *high-pass filter* dan *low-pass filter* yang melewatkan frekuensi pada daerah tertentu di antara frekuensi *cut-off* pertama dan frekuensi *cut-off* kedua yang dapat meredam frekuensi di luar daerah tersebut. *Band-pass filter* akan meneruskan sinyal-sinyal dengan frekuensi antara (*median frequency*) dan menahan frekuensi di bawah dan di atas median tersebut (Havis and Fitria, 2018). Keunggulan filter digital adalah kemampuannya mengatasi *noise* secara efektif dalam implementasi berbasis

perangkat lunak atau rangkaian digital (Achmad Rizal, dkk 2022). Frekuensi sinyal dari kondisi fisiologis bervariasi, frekuensi sinyal respirasi berada pada kisaran 0,04 – 1,6 Hz (Majeed *et al.*, 2019). Pada penelitian (Ghena Hammour and Danilo, 2023) komponen AC dari sinyal PPG pada data mentah di saring melalui *filter Bandpass Butterworth* orde 8 dengan frekuensi *cut-off* antara 0,3 dan 10 Hz. Frekuensi sinyal PPG bervariasi tergantung sumbernya, namun sebagian besar penelitian sepakat bahwa rentang frekuensi utama PPG berkisar antara 0,5 Hz hingga 5 Hz. Maka untuk menggunakan *filter bandpass* pada tahap pra-pemrosesan dapat diterapkan frekuensi *cut-off* pertama 0,5 Hz dan frekuensi *cut-off* kedua 5 Hz untuk mendapatkan informasi penting sesuai kondisi fisiologis dari sinyal PPG.

2.4 Analisis Kualitas Sinyal PPG

Analisis kualitas sinyal PPG bertujuan untuk memastikan bahwa data yang diperoleh memiliki karakteristik yang memenuhi syarat untuk digunakan dalam proses selanjutnya. Dalam pembahasan ini, akan diuraikan tiga metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kualitas sinyal yaitu uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mengukur kestasioneran kualitas sinyal, kemudian uji spektrum frekuensi untuk menganalisis distribusi komponen frekuensi serta uji *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) untuk menilai rasio antara sinyal utama dan gangguan *noise*. Ketiga pengujian ini dapat memberikan gambaran menyeluruh tentang kualitas sinyal dan dapat membantu mengidentifikasi langkah-langkah perbaikan yang diperlukan.

2.4.1 Uji Stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) adalah salah satu uji statistik yang paling banyak digunakan, terutama dalam analisis deret waktu. Uji ADF digunakan untuk mengevaluasi apakah suatu sinyal bersifat stasioner, yakni memiliki karakteristik statistik konstan terhadap waktu (Pantoja-Pacheco and Yáñez-Mendiola, 2024). ADF disebut juga sebagai “Pengujian Akar Unit”. Pengujian ini bertujuan untuk menguji hipotesis pada sinyal yang akan diuji sebagai berikut :

1. Hipotesis nol harus ditolak (H_1) ketika $p\text{-value} \leq \text{tingkat signifikansi}$ atau jika $\text{test statistic (statistik uji)} \leq \text{critical value (nilai kritis)}$. Dengan kata lain deret waktu tidak memiliki akar unit. Oleh karena itu, hal ini berarti bahwa data tersebut stasioner (Rumiński, 2016).
2. Hipotesis nol tidak boleh ditolak (H_0) ketika nilai $p\text{-value} > \text{Tingkat signifikansi}$ atau jika $\text{test statistic (statistik uji)} > \text{critical value (nilai kritis)}$. Dengan kata lain deret waktu memiliki akar unit. Oleh karena itu, hal ini berarti bahwa data tersebut tidak stasioner (Pantoja-Pacheco and Yáñez-Mendiola, 2024).
3. Tingkat signifikansi (ambang batas) yang digunakan dalam pengujian = 0,05. Nilai 0,05 dipilih karena agar menjaga keakuratan dalam menentukan stasioneritas sinyal, dengan ambang batas tersebut pengujian memiliki probabilitas 95% bahwa keputusan benar dalam menentukan sinyal sudah stasioner atau belum. Kemudian menghindari kesalahan dalam analisis frekuensi dan amplitudo, apabila sinyal tidak stasioner fitur seperti frekuensi

dominan bisa berubah seiring waktu yang dapat mempengaruhi keakuratan dalam prediksi kadar gula darah. Selain itu, menjadi standar dalam pengolahan data sinyal biomedis karena memberikan keseimbangan antara sensitivitas dan spesifitas dalam pengambilan keputusan. Jika terlalu ketat (misal ambang batas 0,01) ada kemungkinan sinyal yang sebenarnya sudah bersih masih dianggap tidak stasioner sedangkan jika terlalu longgar (misal ambang batas 0,10) ada risiko bahwa sinyal yang belum sepenuhnya stasioner dianggap sudah siap untuk analisis fitur (Annesley and Boyd, 2014).

Sinyal PPG yang sudah stasioner menandakan bahwa sinyal lebih stabil, bebas dari tren (artefak) sehingga dapat meningkatkan keakuratan fitur fisiologis yang diekstraksi, mengurangi dampak *noise* dalam prediksi parameter fisiologis serta memastikan hasil prediksi yang lebih handal.

2.4.2 Uji Spektrum Frekuensi

Uji spektrum frekuensi pada sinyal *photoplethysmography* (PPG) yang telah dilakukan pra-pemrosesan merupakan langkah penting dalam mengevaluasi keberhasilan pra-pemrosesan. Pra-pemrosesan dilakukan bertujuan untuk mengurangi *noise* pada sinyal, sehingga informasi frekuensi utama (frekuensi denyut jantung) dapat lebih terlihat dan *noise* frekuensi tinggi dapat diminimalkan. Dengan melakukan uji spektrum frekuensi, hal ini akan memberikan representasi energi sinyal terhadap frekuensi dengan memplot spektrum frekuensi sinyal sebelum pra-pemrosesan dan setelah pra-pemrosesan (Tamura *et al.*, 2014; Park, Seok, S. S. Kim, *et al.*, 2022).

Analisis spektrum frekuensi melibatkan transformasi sinyal domain waktu ke dalam representasi domain frekuensi yaitu menggunakan *Fast Fourier Transform* (FFT). FFT merupakan metode yang dapat digunakan untuk menganalisis spektrum frekuensi dan mengamati perubahan amplitudo dalam rentang frekuensi tertentu. Proses ini biasanya mencakup *sampling*, *windowing*, dan penerapan FFT untuk menganalisis karakteristik sinyal (Ladeira *et al.*, 2020).

Dengan demikian untuk melakukan pengujian spektrum frekuensi dapat diterapkan *Fast Fourier Transform* (FFT) pada sinyal sebelum pra-pemrosesan dan sinyal setelah pra-pemrosesan. Kemudian dari spektrum frekuensi yang telah diperoleh dapat dibandingkan nilai amplitudo pada rentang frekuensi tertentu mengalami perubahan atau tidak, dengan kata lain mampu mempertahankan komponen frekuensi utama untuk di analisis lebih lanjut seperti prediksi kadar gula darah.

2.4.3 Uji Signal to-Noise Rasio (SNR)

Signal to-Noise Rasio (SNR) didefinisikan sebagai rasio antara daya sinyal yang diinginkan dengan daya derau (*noise*), dan secara luas digunakan sebagai standar ukuran kualitas sinyal untuk sistem komunikasi. Suatu sinyal informasi sebagai media komunikasi akan mengalami banyak gangguan oleh derau (*noise*), sehingga dapat merusak sinyal informasi itu. Sinyal yang mengalami gangguan ini mengalami penurunan kualitasnya. Kualitas sinyal ini dapat ditentukan dari nilai *Signal-to-Noise Rasio* (SNR) yang diukur dalam satuan desibel (dB) (Haq, Santoso and Macrina, 2012). Secara matematis, SNR dapat dinyatakan dalam desibel (dB) dengan rumus :

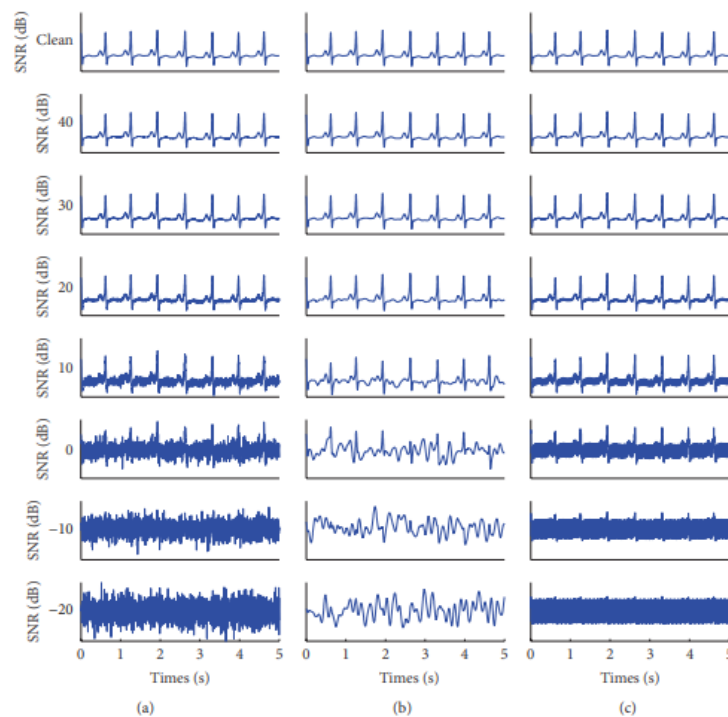
$$SNR = 10 \times \log_{10} \frac{(P_{signal})}{(P_{noise})} \quad (2.6)$$

Dimana :

P_{signal} = Daya Sinyal

P_{noise} = Daya Noise

Dalam penelitian (Zhang *et al.*, 2015) sinyal EKG dengan berbagai gangguan *noise* di analisis dengan membandingkan nilai SNR yang dihasilkan. Dari pengujian tersebut diperoleh nilai SNR dari rentang -20 dB sampai 40 dB dengan interval 10 dB dalam setiap langkahnya.



Gambar 2. 9 Sinyal EKG yang bersih dan sinyal EKG yang sudah ditambahkan berbagai jenis *noise*.

Sumber : (Zhang *et al.*, 2015)

Pada Gambar 2.9 ditunjukkan sinyal EKG yang bersih dan sinyal yang sudah terkontaminasi dengan *noise*. Gambar 2.9 (a) adalah sinyal EKG bersih yang ditambahkan *noise High Frequency* (HF), gambar 2.9 (b) adalah sinyal EKG bersih

yang ditambahkan *noise Low Frequency* (LF) dan gambar 2.9 (c) adalah sinyal EKG bersih yang ditambahkan *noise Power Line* (PL). Penelitian tersebut membuktikan bahwa sinyal dengan nilai SNR diatas 20 dB memiliki kualitas sinyal yang cukup baik. Nilai SNR yang lebih tinggi menunjukkan bahwa sinyal lebih dominan dibandingkan *noise*, yang berarti kualitas sinyal lebih baik. Sebaliknya, nilai SNR yang rendah menunjukkan bahwa *noise* lebih dominan, yang dapat mengakibatkan penurunan kualitas sinyal dan kesulitan dalam ekstraksi informasi yang akurat dari sinyal tersebut.

Sinyal *photoplethysmography* (PPG) dengan SNR yang tinggi sangat penting untuk memastikan bahwa informasi fisiologis yang diperoleh dari sinyal tersebut akurat dan dapat diandalkan. Oleh karena itu, berbagai teknik pra-pemrosesan diterapkan untuk meningkatkan SNR, seperti *detrend*, *filter*, *smooth* guna memperoleh sinyal PPG yang lebih bersih dan informatif.

2.5 Deteksi Puncak Sistolik dan Diastolik

Deteksi puncak sistolik dan diastolik pada sinyal *photoplethysmography* (PPG) memiliki peran penting dalam analisis fisiologis karena kedua titik ini merepresentasikan aktivitas kardiovaskular utama, yaitu tekanan maksimum dan minimum dalam siklus jantung. Informasi ini digunakan untuk mengevaluasi parameter seperti variabilitas denyut jantung, elastisitas pembuluh darah, dan kondisi kesehatan secara umum. Selain itu, metode yang digunakan dalam mendeteksi puncak dan lembah sinyal PPG, yaitu pendekatan perubahan gradien, akan dibahas secara mendalam. Metode ini menggunakan analisis perubahan gradien antar titik dalam sinyal untuk mengenali titik-titik penting dengan lebih

akurat, sehingga dapat mendukung pengolahan data lebih lanjut dan membantu pengambilan keputusan klinis.

2.5.1 Analisis Perubahan Gradien

Gradien mengacu pada perubahan nilai suatu fungsi terhadap variabel independennya, dalam hal ini waktu. Pada sinyal *photoplethysmography* (PPG), gradien dimanfaatkan untuk mengenali titik-titik perubahan dalam sinyal termasuk puncak dan lembah. Gradien pertama sinyal memberikan informasi tentang kecepatan perubahan nilai sinyal, sedangkan gradien kedua menggambarkan tingkat kelengkungan sinyal.

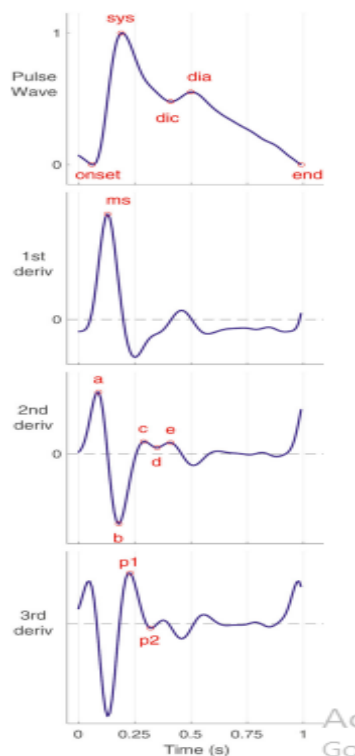
Puncak pada sinyal PPG umumnya terjadi di titik-titik dimana gradien pertama mengalami perubahan arah, yaitu ketika nilai gradien pertama bergeser dari positif ke negatif (untuk puncak) atau dari negatif ke positif (untuk lembah). Deteksi puncak dan lembah melalui analisis gradien pertama telah banyak diterapkan, dengan mengidentifikasi perubahan arah gradien pada titik-titik tertentu yang dikenal sebagai titik fiducial (Abay and Kyriacou, 2022). Sementara itu, gradien kedua sering digunakan untuk mengidentifikasi fitur yang lebih spesifik, seperti takik dikrotik yang dapat diamati melalui analisis turunan kedua dari sinyal PPG.

2.5.2 Deteksi Puncak dan Lembah dalam Analisis Sinyal PPG

Proses deteksi puncak dan lembah pada sinyal PPG melibatkan beberapa tahap, dimulai dengan penyaringan sinyal untuk menunjukkan komponen utama yang diinginkan. Selanjutnya, puncak dan lembah diidentifikasi dengan menentukan titik-titik di mana gradien pertama mengalami perubahan tanda (Abay and Kyriacou, 2022). Penerapan metode ambang batas (*thresholding*) dan analisis

gradien ini efektif dalam meningkatkan akurasi deteksi, terutama saat menghadapi *noise* atau gangguan pada sinyal.

1. Mengidentifikasi Gelombang Pulsa Individu: Proses pertama dalam analisis sinyal PPG adalah mengidentifikasi gelombang pulsa individu. Langkah-langkah yang terlibat meliputi penyaringan sinyal, ekstraksi calon pulsa, dan deteksi puncak serta koreksi puncak untuk memastikan bahwa titik puncak teridentifikasi dengan benar (Vadrevu and Sabarimalai Manikandan, 2019).
2. Mengidentifikasi Titik Fiducial: Titik fiducial adalah titik-titik spesifik yang dapat diidentifikasi pada gelombang pulsa atau turunannya, yang mencakup *onset* pulsa, puncak sistolik, puncak diastolik, dan takik dikrotik dapat dilihat pada Gambar 2.10. Deteksi titik fiducial ini sangat bergantung pada analisis gradien pada sinyal asli dan turunannya (Abay and Kyriacou, 2022).



Gambar 2. 10 Titik Fiducial pada Sinyal PPG

Sumber: (Abay and Kyriacou, 2022)

3. Menghitung Fitur Gelombang Pulsa: *Pulse Wave Analysis* (PWA) adalah teknik yang digunakan untuk mengeksplorasi morfologi sinyal PPG dengan mengekstraksi fitur-fitur dari bentuk gelombang pulsa dan turunannya. Fitur-fitur ini memberikan wawasan tentang kondisi kardiovaskular individu dan penting dalam berbagai aplikasi medis (Abay and Kyriacou, 2022).

Analisis perubahan gradien, baik menggunakan turunan pertama maupun kedua, menjadi dasar yang efektif untuk mendeteksi dan mengidentifikasi puncak serta lembah pada sinyal PPG. Pendekatan ini melakukan identifikasi titik-titik penting pada sinyal dengan akurasi tinggi, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk menghitung berbagai parameter kardiovaskular.

2.6 Analisis *Time-Frequency*

Analisis *time-frequency* adalah metode yang digunakan dalam pemrosesan dan analisis sinyal untuk mempelajari karakteristik sinyal yang berubah-ubah seiring waktu. Metode ini menggabungkan representasi domain waktu dan domain frekuensi untuk memberikan informasi tentang bagaimana frekuensi dari suatu sinyal berubah seiring waktu. Dalam domain waktu, sinyal umumnya direpresentasikan sebagai fungsi waktu. Untuk menganalisis sinyal PPG dalam domain waktu sebagai gelombang pulsa individual dapat dikarakterisasi oleh sejumlah fitur. Fitur dapat diekspresikan dalam bentuk amplitudo, waktu, dan bentuk serta variabilitas fitur-fitur ini. Di sisi lain, representasi domain frekuensi dari suatu sinyal memberikan informasi tentang berbagai frekuensi yang ada di dalam sinyal tetapi tidak mencakup perilaku yang berubah dari waktu ke waktu.

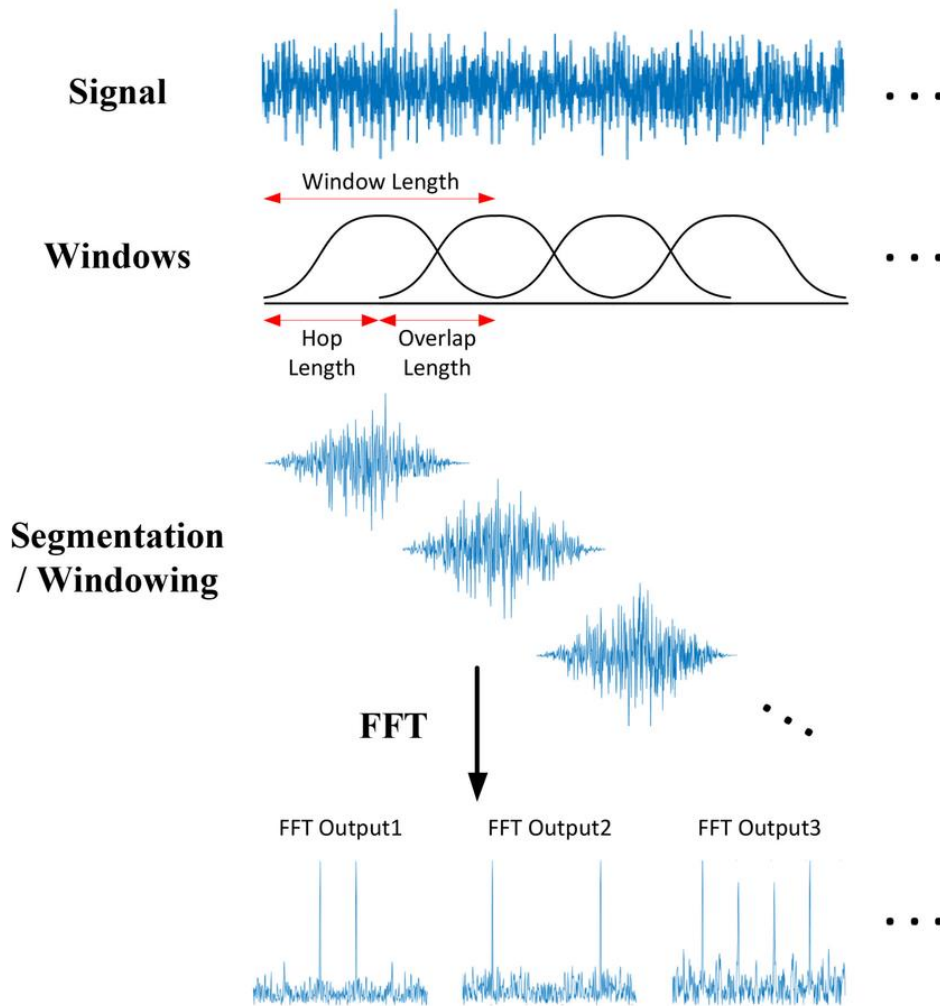
Analisis domain waktu-frekuensi ini mengatasi keterbatasan domain-domain tersebut dengan cara menggabungkannya. Metode ini memberikan cara untuk menganalisis komponen spektral suatu sinyal seiring perubahan waktu. Dengan domain waktu-frekuensi dapat dilakukan identifikasi informasi frekuensi yang terjadi pada interval waktu tertentu, yang tidak dapat diperoleh dengan domain waktu atau domain frekuensi saja. Hal ini penting untuk sinyal PPG (sinyal non-stasioner) yang karakteristik frekuensinya dapat berubah secara dinamis sepanjang waktu. Fitur dalam domain waktu-frekuensi dapat diekspresikan dalam frekuensi sesaat, entropi spektral, dan lain-lain.

Untuk mengubah sinyal dari domain waktu ke domain waktu-frekuensi bisa menggunakan Transformasi Fourier (*Fourier Transform*) dengan metode *Short Time Fourier Transform* (STFT). Penggunaan STFT dalam hal ini memberikan solusi dengan membagi sinyal menjadi segmen-segmen kecil menggunakan jendela waktu tertentu, sehingga dapat dilakukan analisis frekuensi pada setiap segmen secara terpisah. Dalam analisis sinyal PPG, STFT dapat membantu mengidentifikasi komponen frekuensi yang terkait dengan aktivitas jantung sehingga membantu mendiagnosis kondisi medis seperti kadar gula darah (Nandi and Ahmed, 2019).

2.6.1 Konsep Dasar *Short Time Fourier Transform* (STFT)

Short Time Fourier Transform (STFT) adalah metode analisis sinyal yang digunakan untuk menganalisis sinyal non-stasioner, yaitu sinyal yang karakteristik frekuensinya berubah seiring waktu. Konsep utama dari STFT adalah membagi sinyal menjadi segmen-segmen kecil dengan durasi tertentu, dimana setiap segmen

dianggap stasioner. Pada setiap segmen ini, diterapkan transformasi *fourier* untuk mendapatkan representasi spektrum frekuensi yang terkait dengan waktu seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.11.

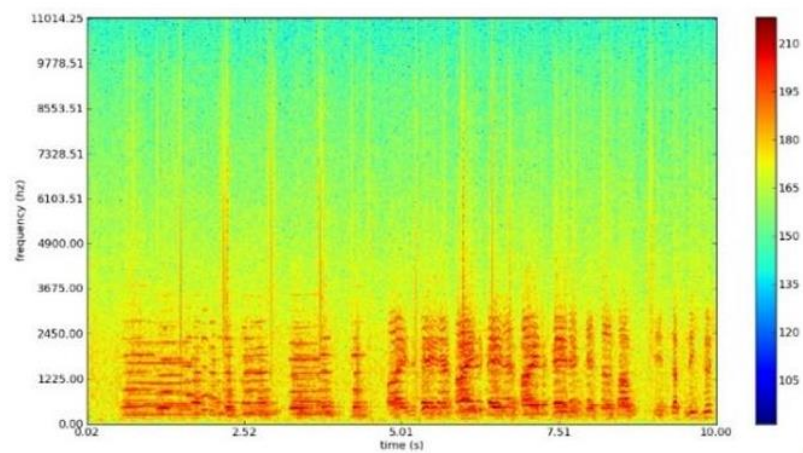


Gambar 2. 11 *Short-Time Fourier Transform (STFT)*

Sumber : (Jeon *et al.*, 2020)

STFT merupakan pengembangan dari metode *Fast Fourier Transform* (FFT) yang memberikan informasi frekuensi tanpa memperhatikan waktu. Dengan STFT perubahan frekuensi terhadap waktu dapat divisualisasikan, menghasilkan representasi domain waktu-frekuensi yang disebut spektogram dapat dilihat pada

Gambar 2.12. Spektrogram biasanya menghasilkan spektrum frekuensi pada sumbu y dan spektrum waktu pada sumbu x. Spektrogram biasa ditampilkan sebagai grafik dengan warna yang merepresentasikan intensitas sinyal (Danika, Raharjo and Hidayat, 2023). Hal ini memberikan keunggulan dibandingkan FFT terutama untuk sinyal non-stasioner, karena STFT dapat menunjukkan bagaimana spektrum frekuensi berubah pada interval waktu tertentu. Kemampuan ini sangat penting dalam analisis *time-frequency* untuk mengidentifikasi komponen frekuensi pada momen spesifik atau memahami dinamika sinyal secara keseluruhan (Salsabillah *et al.*, 2023).



Gambar 2. 12 Spektrogram

Sumber : (Danika, Raharjo and Hidayat, 2023)

2.6.2 Prinsip Kerja *Short Time Fourier Transform* (STFT)

Short Time Fourier Transform (STFT) adalah metode analisis yang dirancang untuk mempelajari sinyal non-stasioner, yaitu sinyal yang karakteristik frekuensinya berubah terhadap waktu. Prinsip kerja STFT dimulai dengan membagi sinyal asli $x(t)$ menjadi segmen-segmen kecil menggunakan fungsi jendela $w(t)$. Pada setiap segmen, sinyal dianggap stasioner sehingga dapat diterapkan

transformasi *fourier* untuk mendapatkan informasi frekuensi. Secara matematis persamaan STFT adalah sebagai berikut (Nandi and Ahmed, 2019) :

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau}d\tau \quad (2.7)$$

Dimana :

$X(t, f)$ = Representasi domain waktu-frekuensi

t = Waktu

f = Frekuensi

$x(t)$ = Sinyal input

$w(\tau - t)$ = Fungsi jendela yang di geser pada waktu (t)

$e^{-j2\pi f\tau}$ = Komponen eksponensial *Fourier*

Hasil transformasi menggunakan STFT ini berupa peta waktu-frekuensi yang menggambarkan perubahan frekuensi suatu sinyal seiring waktu atau sering divisualisasikan dalam bentuk spektrogram. Kelebihan STFT dibandingkan metode seperti FFT adalah kemampuannya menampilkan informasi frekuensi berdasarkan waktu yang sangat penting dalam analisis dinamis seperti ekstraksi fitur sinyal PPG.

Dalam *Short-Time Fourier Transform* (STFT), resolusi waktu dan frekuensi saling bergantung dan tidak mungkin dicapai secara bersamaan. Hal ini disebabkan oleh ukuran jendela sehingga harus lebih diperhatikan. Ukuran jendela $w(t)$ memengaruhi resolusi waktu dan frekuensi. Jendela yang pendek memberikan resolusi waktu yang tinggi tetapi resolusi frekuensi rendah, sedangkan jendela yang panjang memberikan resolusi frekuensi yang tinggi tetapi resolusi waktu rendah (Achmad, *et. al.* 2019).

2.6.3 Komponen *Short Time Fourier Transform* (STFT)

Short Time Fourier Transform (STFT) dibangun oleh beberapa komponen utama diantaranya adalah sebagai berikut :

1. Fungsi jendela (*window function*)

Fungsi jendela digunakan untuk membagi sinyal menjadi segmen-segmen pendek sebelum diterapkan transformasi *fourier*. Beberapa jenis fungsi jendela yang umum digunakan antara lain *Hamming*, *Hanning* dan *Gaussian*. Panjang jendela (*window size*) mempengaruhi resolusi waktu dan frekuensi. Jendela pendek memberikan resolusi waktu baik tetapi resolusi frekuensi buruk begitupun sebaliknya (Basir *et al.*, 2021,).

2. Tumpang Tindih (*Overlap*)

Tumpang tindih dalam *Short Time Fourier Transform* (STFT) sangat penting untuk mencapai analisis frekuensi waktu yang akurat, terutama dalam sinyal non-stasioner. *Overlap* membantu mengurangi artefak pada batas segmen dan memastikan representasi waktu-frekuensi yang lebih halus. Tingkat *overlapping* yang umum digunakan adalah sekitar 25%, 50% hingga 75% dari panjang jendela (Jeon *et al.*, 2020).

3. Transformasi *Fourier*

Setelah penerapan fungsi jendela (*window function*), transformasi *fourier* diterapkan pada setiap segmen. Penerapan transformasi *fourier* ini berguna untuk mendapatkan frekuensi dari sinyal pada interval waktu tertentu. Hasil transformasi *fourier* adalah spektrum kompleks yang mengandung magnitude dan fase. Hal ini dapat menjelaskan bagaimana

energi dan pergeseran fase diidentifikasi dalam domain frekuensi. (Basir *et al.*, 2021; Salsabillah *et al.*, 2023).

4. Representasi waktu-frekuensi

Hasil dari *Short Time Fourier Transform* (STFT) adalah matriks dua dimensi yang menunjukkan distribusi energi sinyal dalam domain waktu dan frekuensi. Representasi ini sering disebut sebagai spektogram. Spektogram sering digunakan dalam berbagai aplikasi seperti musik, pengenalan suara, dan deteksi pola biologis (EEG, ECG dan PPG). Dalam sinyal PPG, spektogram digunakan untuk menganalisis variasi amplitudo dan frekuensi yang berhubungan dengan aktivitas kardiovaskular (Priyadarshini *et al.*, 2023; Susana *et al.*, 2023).

2.7 Fitur Ekstraksi Sinyal PPG untuk Prediksi Gula Darah

Ekstraksi fitur sinyal *Photoplethysmography* (PPG) adalah proses untuk mendapatkan informasi penting dari sinyal yang merepresentasikan aktivitas fisiologis. Analisis *time-frequency*, seperti yang dilakukan menggunakan metode *Short Time Fourier Transform* (STFT), memungkinkan penggalian informasi dinamis dari sinyal PPG dalam domain waktu dan frekuensi. Dari analisis ini, dua fitur utama yang sering digunakan adalah frekuensi sesaat yang menggambarkan perubahan frekuensi dominan secara *real-time* dan entropi spektral yang mencerminkan kompleksitas atau distribusi energi spektral sinyal. Kedua fitur ini dapat memberikan wawasan mendalam tentang pola fisiologis yang berkaitan dengan perubahan kadar gula darah, sehingga relevan untuk digunakan dalam

prediksi gula darah. Berikut adalah penjelasan dari setiap fitur ekstraksi sinyal *Photoplethysmography* (PPG) yang dapat digunakan :

1. Frekuensi sesaat (*Instantaneous Frequency*)

Frekuensi sesaat adalah fitur yang sangat penting dalam menganalisis sinyal *photoplethysmography* yang merupakan sinyal non-stasioner dan banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk di bidang kesehatan (Stanković *et al.*, 2014). Frekuensi sesaat menunjukkan perubahan frekuensi dominan dalam waktu tertentu dan memberikan gambaran tentang bagaimana energi sinyal tersebar dalam domain waktu-frekuensi. Informasi ini sangat penting untuk memahami pola fisiologis dalam sinyal PPG seperti perubahan denyut nadi atau aliran darah.

Konsep frekuensi sesaat dikembangkan oleh Dennis Gabor (Stanković *et al.*, 2014) untuk membantu menganalisis sinyal dengan spektrum yang berubah-ubah. Frekuensi sesaat menunjukkan seberapa cepat fase sinyal berubah pada setiap momen waktu atau dengan kata lain bagaimana frekuensi instan dari sinyal tersebut. Dalam sinyal PPG, frekuensi sesaat menunjukkan perubahan frekuensi utama secara dinamis yang penting untuk mempelajari respon tubuh terhadap kondisi tertentu. Berikut adalah persamaan frekuensi sesaat untuk sinyal *real-time* (Susana *et al.*, 2023) :

$$FI(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \phi(t) \quad (2.8)$$

Dimana :

$FI(t)$ = Frekuensi sesaat dari sinyal pada waktu (t).

$\frac{1}{2\pi}$ = Faktor skala untuk mengubah rad/detik menjadi siklus/detik (Hertz)

$$\frac{d}{dt} \phi(t) = \text{Turunan waktu dari fasa } \phi(t) \text{ dari sinyal}$$

Persamaan 2.8 menggambarkan bahwa frekuensi sesaat dihitung dari perubahan fase sinyal dalam waktu tertentu. Dalam sinyal PPG, fase mencerminkan perubahan kondisi fisiologis akibat aktivitas jantung sementara frekuensi sesaat menunjukkan bagaimana frekuensi dominan dari sinyal tersebut bervariasi seiring waktu. Pola denyut nadi akan berubah akibat stres, aktivitas fisik atau penyakit tertentu seperti diabetes. Maka frekuensi sesaat dapat memberikan informasi penting terkait kondisi fisiologis yang dipengaruhi oleh kadar gula darah. Namun, penting untuk memastikan bahwa sinyal PPG bebas dari *noise* untuk mendapatkan hasil frekuensi sesaat yang akurat.

2. Entropi Spektral (*Spectral Entropy*)

Entropi spektral adalah ukuran kompleksitas atau ketidakteraturan distribusi energi frekuensi dalam spektrum sinyal *photoplethysmography* (PPG). Fitur ini mengukur sejauh mana energi sinyal tersebar di berbagai frekuensi. Nilai entropi spektral yang rendah menunjukkan energi yang terkonsentrasi pada sedikit frekuensi, sedangkan nilai entropi spektral yang tinggi menunjukkan distribusi energi yang lebih merata. Entropi spektral dapat dihitung menggunakan persamaan berikut (Susana *et al.*, 2023) :

$$H = - \sum_{i=1}^M x_i \log_2 x_i \quad (2.9)$$

Dimana :

H = Entropi spektral dari sinyal *photoplethysmography* (PPG)

M = Jumlah segmen waktu atau komponen frekuensi sinyal PPG

x_i = Nilai amplitudo terdistribusi dari sinyal *photoplethysmography* (PPG)

$\log_2 x_i$ = Informasi yang terdapat pada masing-masing segmen sinyal PPG

Dengan persamaan 2.9, entropi spektral dapat dihitung sebagai fitur yang diekstraksi dari sinyal *photoplethysmography*. Secara medis, perubahan kadar gula darah memengaruhi elastisitas pembuluh darah dan perfusi darah yang berdampak pada pola detak jantung dan aliran darah. Perubahan ini tercermin dalam sinyal *photoplethysmography*, terutama dalam distribusi energi di domain frekuensi. Entropi spektral mengukur tingkat ketidakteraturan atau kompleksitas distribusi energi ini, sehingga menghasilkan perubahan dalam distribusi energi pada domain frekuensi dan dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola yang berkaitan dengan perubahan kadar gula darah.

2.8 Hubungan Antara Fitur Ekstraksi Sinyal PPG dan Gula Darah

Analisis fitur ekstraksi dari sinyal *photoplethysmography* (PPG), seperti frekuensi sesaat dan entropi spektral sangat berhubungan erat dengan pengukuran gula darah. Fitur-fitur ini dapat memberikan gambaran mengenai aktivitas jantung yang dipengaruhi oleh gula darah dan digunakan untuk membangun model prediksi gula darah.

1. Frekuensi sesaat : frekuensi sesaat merupakan frekuensi dominan dari sinyal PPG yang diambil berdasarkan amplitudo tertinggi yang menandakan perubahan cepat dalam aliran darah yang dipengaruhi oleh berbagai faktor fisiologis termasuk kadar gula darah (Susana *et al.*, 2023).
2. Entropi spektral : entropi spektral adalah ukuran yang menggambarkan tingkat ketidakteraturan atau kompleksitas dalam distribusi frekuensi suatu sinyal. Penelitian (Li and Li, 2017) menggunakan metode NIR-Spektroskopi

untuk mendeteksi kadar gula darah dan entropi spektral digunakan untuk mengevaluasi variasi spektral yang berhubungan dengan kadar gula darah. Dalam penelitian lain menunjukkan bahwa nilai entropi spektral yang lebih tinggi mencerminkan sinyal dengan ketidakteraturan yang lebih besar atau kompleksitas yang meningkat. Hal ini dapat berhubungan dengan kestabilan glikemik yang lebih baik, karena sinyal dengan entropi spektral tinggi sering kali mencerminkan fluktuasi glukosa yang lebih seimbang (Kohnert *et al.*, 2018). Oleh karena itu, entropi spektral dapat menjadi indikator penting untuk meningkatkan akurasi deteksi kadar gula darah secara non-invasif sekaligus mendukung manajemen glikemik yang lebih baik.

Kadar gula darah dapat diprediksi berdasarkan analisis fitur-fitur di atas, yang secara tidak langsung mencerminkan kondisi sistem kardiovaskular yang dipengaruhi oleh berbagai faktor fisiologis termasuk kadar gula darah. Penting untuk diperhatikan bahwa hubungan antara fitur ekstraksi dari sinyal PPG dan gula darah dapat dipengaruhi oleh faktor individu seperti sistem kardiovaskular, usia, jenis kelamin dan kondisi medis lainnya. Maka dari itu, analisis fitur ekstraksi sinyal PPG harus dilakukan dengan mempertimbangkan faktor-faktor ini untuk mendapatkan prediksi gula darah yang akurat.

2.9 Model Prediksi Gula Darah

Memprediksi kadar gula darah dapat dilakukan menggunakan *Regression Learner Toolbox*. *Toolbox* ini merupakan salah satu fitur dalam MATLAB yang dirancang untuk membangun, melatih dan mengevaluasi model regresi menggunakan berbagai algoritma *machine learning*. *Toolbox* ini dapat digunakan

secara visual mengeksplorasi hubungan antara variabel *input* (fitur) dan variabel *output* (target) melalui proses yang terintegrasi (Indrawan, Saadah and Yunanto, 2021). Dalam memprediksi kadar gula darah, *Regression Learner Toolbox* memfasilitasi pemilihan model terbaik dengan membandingkan kinerja algoritma seperti *Linear Regression*, *Decision Tree Regression*, dan metode *Ensemble*. Selain itu, *toolbox* ini menyediakan metrik evaluasi yang membantu memastikan keakuratan prediksi model.

2.9.1 Metrik Evaluasi Kinerja Model Regresi

Untuk menilai kinerja model regresi, diperlukan metrik evaluasi yang dapat mengukur sejauh mana prediksi model mendekati nilai aktual. Metrik ini membantu mengidentifikasi tingkat kesalahan, ketepatan dan kemampuan generalisasi model sehingga memberikan gambaran tentang performa keseluruhan. Beberapa metrik yang sering digunakan, seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Coefficient of Detemination* (R^2) akan dijelaskan lebih lanjut dibawah ini.

1. *Mean Absolute Error* (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) adalah metrik statistik yang digunakan untuk mengukur seberapa besar rata-rata kesalahan dalam prediksi model. MAE menghitung selisih antara nilai prediksi yang dihasilkan oleh model dan nilai sebenarnya tanpa memperhatikan apakah prediksi tersebut lebih tinggi atau lebih rendah dari nilai sebenarnya. Secara matematis, MAE dihitung dengan persamaan (Priya, 2021) :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{pred} - Y_{true}) \quad (2.10)$$

Dimana :

- N = Jumlah total data yang dianalisis.
- Y_{pred} = Nilai prediksi dari model *machine learning*
- Y_{true} = Nilai sebenarnya (nilai yang diukur/hasil observasi)

2. Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) adalah metrik statistik yang digunakan untuk mengukur seberapa dekat nilai non-invasif (prediksi) terhadap nilai invasif (terukur). Metrik ini menggabungkan bias (sejauh mana hasil prediksi secara konsisten menyimpang dari nilai sebenarnya) dan varians (tingkat fluktuasi prediksi akibat *noise* atau ketidaksesuaian model prediksi). Nilai MSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model menghasilkan prediksi yang andal. Secara matematis, MSE dihitung dengan persamaan (Priya, 2021) :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{pred} - Y_{true})^2 \quad (2.11)$$

Dimana :

- N = Jumlah total data yang dianalisis.
- Y_{pred} = Nilai prediksi dari model *machine learning*
- Y_{true} = Nilai sebenarnya (nilai yang diukur/hasil observasi)

3. Root Mean Squared Error (RMSE)

RMSE adalah metrik statistik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model prediksi. RMSE menghitung rata-rata dari perbedaan kuadrat antara nilai yang diprediksi oleh model dengan nilai sebenarnya. Pemilihan fitur ekstraksi yang

efektif mampu meningkatkan kinerja model dan mendapatkan nilai RMSE yang lebih rendah (Adigüzel, Şentürk and Polat, 2024). Secara matematis, RMSE dihitung dengan persamaan (Priya, 2021) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{pred} - Y_{true})^2} \quad (2.12)$$

Dimana :

N = Jumlah total data yang dianalisis.

Y_{pred} = Nilai prediksi dari model *machine learning*

Y_{true} = Nilai sebenarnya (nilai yang diukur/hasil observasi)

4. *Coefficient of Determination* (R^2)

R^2 adalah metrik statistik yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model prediktif menjelaskan variabilitas data target. Nilai R^2 berkisar dari 0 hingga 1. Nilai $R^2 = 1$ berarti model menjelaskan seluruh variabilitas data target dengan sempurna. Sedangkan nilai $R^2 = 0$ berarti model tidak dapat menjelaskan variabilitas data sama sekali (menggunakan rata-rata). Penelitian (Hanafi *et al.*, 2024) menunjukkan bahwa model regresi linier yang diterapkan pada domain waktu untuk memprediksi kadar gula darah mencapai nilai R^2 tinggi yaitu 0,962 atau mendekati nilai 1. Hal ini berarti menunjukkan kemampuan prediksi yang kuat. Secara matematis, R^2 dihitung dengan persamaan (Priya, 2021) :

$$R^2 = 1 - \frac{\text{Residual Sum of Squares (RSS)}}{\text{Total Sum of Squares (TSS)}} \quad (2.13)$$

Dimana :

1) *Residual Sum of Squares* (RSS)

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.14)$$

Keterangan :

- y_i = Nilai target yang sebenarnya (observasi ke- i)
 $\hat{y}_i$ = Nilai yang diprediksi oleh model (prediksi ke- i)
 n = Jumlah total data (observasi)

2) *Total Sum of Squares* (TSS)

$$TSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (2.15)$$

Keterangan :

- y_i = Nilai target yang sebenarnya (observasi ke- i)
 $\bar{y}$ = Nilai rata-rata dari semua nilai data (y_i)
 n = Jumlah total data (observasi)

Metrik statistik yang sudah dijelaskan di atas digunakan untuk mengevaluasi kinerja model prediksi. Namun, selain metrik statistik perlu juga dihitung nilai galat (*error*) dari hasil prediksi gula darah. Nilai galat (*relative error*) dapat diperoleh menggunakan persamaan sebagai berikut (Arifin, Kusuma and Syaifuddin, 2020; Badriah *et al.*, 2024) :

$$Error = \frac{|nilai\ prediksi - nilai\ target|}{nilai\ target} \times 100\% \quad (2.16)$$

Selain menghitung nilai error dari model prediksi, perhitungan standar deviasi juga diperlukan untuk mengukur penyebaran data atau seberapa besar variasi nilai prediksi terhadap nilai rata-rata. Standar Deviasi (SD) adalah ukuran statistik

yang menggambarkan seberapa jauh data tersebar dari nilai rata-ratanya dan dihitung menggunakan persamaan (Ferdiansyah, Indrayani and Subektiningsih, 2020) :

$$SD = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (2.17)$$

Dimana x_i adalah nilai ke- i , $\bar{x}$ adalah nilai rata-rata error dan n adalah jumlah data.

Untuk melengkapi analisis penyebaran relatif terhadap nilai rata-rata, digunakan koefisien variasi (Coefficient Variation) yang merupakan rasio antara standar deviasi dan rata-rata, dinyatakan dalam persen. CV berguna untuk membandingkan variasi antar dataset dengan skala berbeda dan dihitung dengan (Masili and Dako, 2019) :

$$CV = \frac{SD}{\bar{x}} \times 100 \% \quad (2.18)$$

Semakin kecil nilai CV, maka data prediksi dianggap lebih konsisten dan stabil terhadap rata-ratanya. Dengan demikian, CV ini mendukung evaluasi kualitas dan stabilitas model prediktif secara lebih komprehensif.

Semua metrik evaluasi ini dapat memberikan berbagai perspektif terhadap kinerja model untuk memprediksi kadar gula darah. Kombinasi metrik-metrik ini memberikan analisis yang lebih komprehensif terhadap kinerja model, serta memungkinkan pengambilan keputusan untuk menentukan model prediksi terbaik berdasarkan nilai *error* terendah sehingga dapat memberikan prediksi kadar gula darah yang akurat.

2.9.2 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode pembelajaran mesin (*machine learning*) yang mampu digunakan untuk menyelesaikan masalah regresi maupun klasifikasi. Dalam memprediksi kadar gula darah, SVM bertujuan untuk menemukan garis atau *hyperplane* ideal di ruang fitur n-dimensi yang dapat memprediksi kadar gula darah berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi. Fitur-fitur ekstraksi sinyal *photoplethysmography* seperti frekuensi sesaat dan entropi spektral dapat diaplikasikan pada *Regression Learner Toolbox* dan memilih model SVM untuk memprediksinya. Jenis model SVM juga beragam tergantung model SVM jenis mana yang memiliki nilai *error* terendah yang dapat digunakan untuk prediksi kadar gula darah (Nayak *et al.*, 2023).

2.9.3 Linear Regression

Linear Regression merupakan salah satu model pembelajaran mesin (*machine learning*) untuk menemukan hubungan antara variabel dependen (target) dengan satu atau lebih variabel independen (prediksi) menggunakan persamaan linier (Priya, 2021). Regresi linier merupakan salah satu pendekatan yang paling umum untuk prediksi parameter fisiologis. Persamaan dari regresi linier ini adalah sebagai berikut :

$$y = B_0 + B_1x + \epsilon$$

Dimana :

y = variabel dependen/target (output)

x = variabel independen/prediksi (input)

B_0 dan B_1 = koefisien regresi linier

ϵ = *error* (selisih antara nilai actual dan nilai prediksi)

Prediksi kadar gula darah dapat dilakukan menggunakan fitur esktraksi dari sinyal PPG. Fitur yang dapat digunakan seperti frekuensi sesaat, amplitudo, entropi spektral, nilai puncak ke puncak, puncak sistolik, puncak diastolik dan lain-lain. Tujuan utama model regresi linier ini adalah meminimalkan *error* (residu) antara nilai aktual dan nilai prediksi. Dalam prediksi kadar gula darah model regresi linier dapat diterapkan pada *toolbox Regression Learner* di MATLAB.

2.10 Perangkat SWADETEC



Gambar 2. 13 Perangkat SWADETEC (Jam Tangan Kesehatan)

Perangkat SWADETEC (*Smart Wearable Device in Telediagnosis and Telemedicine*) dapat dilihat pada Gambar 2.13 merupakan suatu perangkat *wearable* berbentuk jam tangan yang dikembangkan oleh sejumlah peneliti dari Universitas Siliwangi. Perangkat ini dirancang khusus untuk memonitor kesehatan penggunanya yang meliputi tekanan darah, gula darah, dan detak jantung. Perangkat ini sudah dapat mengakuisisi sinyal yang berkaitan dengan parameter-parameter monitoring kesehatan yang dikenal dengan sinyal *Photoplethysmography* (PPG) (Gunawan, Andang and Ridwan, 2023).

Jam tangan ini menggunakan modul sensor yang terdiri dari Fotodioda dan LED. Fotodioda adalah sensor yang menghasilkan sinyal berdasarkan cahaya yang

diterima sedangkan LED berfungsi sebagai pemancar cahaya. Mode pengukuran yang digunakan adalah mode pengukuran refleksi (berdampungan) dengan menghadap ke arah yang sama membuat LED tidak memancarkan cahaya secara langsung ke fotodioda. Agar cahaya yang dipancarkan LED dapat diterima oleh fotodioda maka perlu objek sebagai media untuk memantulkan cahaya yang dipancarkan oleh LED untuk berbalik arah menuju fotodioda. Apabila modul sensor dihadapkan jari tangan atau pergelangan tangan maka yang terjadi adalah cahaya LED akan diteruskan tembus melalui kulit dan pembuluh darah kemudian dipantulkan kembali oleh tulang sehingga cahaya dapat diterima oleh fotodioda. Ketika terjadi absorpsi atau penyerapan cahaya saat cahaya melewati pembuluh darah, besarnya penyerapan cahaya pada pembuluh darah berubah-ubah secara periodik bersamaan dengan jantung yang memompa darah ke seluruh tubuh periodik pula membentuk sinyal yang dikenal dengan *photoplethysmography* (PPG). Dari sinyal PPG ini dapat ditentukan besaran tekanan darah, gula darah dan detak jantung dengan pengolahan sinyal yang lebih lanjut seperti ekstraksi sinyal untuk mendapatkan fitur yang berkaitan dengan parameter fisiologis tersebut.

2.11 Penelitian Terkait

Tabel 2. 2 Penelitian Terkait (*State of the Art*)

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
Susana, E.; Ramli, K.; Purnamasari, P.D.; Apriantoro, N.H. (<i>Information MDPI</i> 14,145, 2023).	<i>Non-Invasive Classification of Blood Glucose Level Based on Photoplethysmography Using Time-Frequency Analysis.</i>	Pengukuran gula darah konvensional menggunakan glukometer menimbulkan rasa sakit dan tidak nyaman dan tidak praktis untuk pemantauan terus menerus.	Pengembangan algoritma untuk estimasi gula darah berdasarkan sinyal PPG diolah dengan teknik pemrosesan sinyal (STFT) dan klasifikasi dengan pembelajaran mesin.	Algoritma yang dikembangkan dapat mengklasifikasikan gula darah normal dan diabetes dengan model algoritma terbaik SVM akurasi 91,30%. Hal ini mempunyai potensi untuk pemantauan gula darah yang lebih mudah dan lebih nyaman.
Aminah Hina, Hamza Nadeem, and Wala Saadeh. (IEEE 978-1-7281-0397-6/19/, 2019).	<i>A single LED Photoplethysmography-based Non-invasive Glucose Monitoring Prototype System.</i>	Pengukuran gula darah invasif terasa menyakitkan dan kurang nyaman bagi pasien untuk digunakan secara terus-menerus.	Pengembangan alat ukur gula darah non-invasif dengan memanfaatkan NIR Spektroskopi Panjang Gelombang Tunggal. Diambil beberapa fitur ekstraksi untuk prediksi gula darah menggunakan pembelajaran mesin.	Pendekatan NIR-S panjang gelombang tunggal mampu memberikan fitur yang relevan dengan gula darah. Algoritma <i>exponential</i> GPR memiliki tingkat <i>error</i> yang paling rendah (mARD) = 8,97%.

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
Aminah Hina and Walaa Saadeh (IEEE, 2020).	<i>A Noninvasive Glucose Monitoring SoC Based on Single Wavelength Photoplethysmography.</i>	Pengukuran gula darah menggunakan glukometer menimbulkan rasa yang tidak nyaman bagi penggunaanya.	Sistem pemantauan gula darah berdasarkan <i>photoplethysmography</i> (PPG) yang dikombinasikan dengan pembelajaran mesin regresi (MLR). Kemudian teknik pra-pemrosesan, ekstraksi fitur dan estimasi gula darah dilakukan.	Diperoleh 6 fitur ekstraksi dari sinyal PPG. Model algoritma FGSVR membuktikan hasil yang cukup baik untuk prediksi gula darah dengan nilai mARD = 7,62% dan RMSE 11,20 dan koefisien Determinasi (R ²) = 0,937.
R. Gunawan, A. Andang, M. Ridwan. (Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering, 59, pp 131-143, 2023).	<i>Performance Comparison for Heart Rate Signal Detection for Different location in Fingertip and Wrist Using Sensor MAX30102</i>	Perbandingan kinerja deteksi sinyal detak jantung pada lokasi tubuh yang berbeda yaitu pergelangan tangan dan ujung jari menggunakan sensor MAX30102.	Penulis melakukan uji coba deteksi sinyal detak jantung pada ujung jari dan pergelangan tangan menggunakan sensor PPG MAX30102.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa pergelangan tangan memberikan deteksi yang lebih akurat dibandingkan dengan ujung jari, meskipun terdapat gangguan <i>noise</i> di kedua lokasi tersebut.
Gayathri B, Sruthi K, and U. Menon. (IEEE, April 6-8, 2017)	<i>Non-Invasive Blood Glucose Monitoring Using Near Infrared Spectroscopy</i>	Meningkatnya kasus diabetes mellitus (DM) karena tubuh pasien tidak dapat memproduksi insulin yang cukup.	Peneliti menggunakan <i>Near Infrared Spectroscopy</i> (NIRS) dan teknik regresi yang diproses di MATLAB.	Algoritma dengan regresi polynomial diperoleh dengan hasil terbaik yaitu memiliki nilai <i>error</i> ± 7 mg/dL.

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
G. Adiguzel, U. Senturk, K. Polat. (<i>Open Journal of NANO</i> , ISSN : 2147-0081, 9-1, 2024).	<i>Blood Glucose Level Estimation Using Photoplethysmography (PPG) Signals with Explainable Artificial Intelligence Techniques.</i>	Pemeriksaan gula darah secara invasif menimbulkan ketidaknyamanan pada pasien, selain itu biaya yang lebih tinggi harus dikeluarkan karena harus membeli strip gula darah terus menerus untuk pemeriksaannya.	Pendekatan berbasis pembelajaran mesin dengan berbagai model algortima tertentu dilakukan untuk estimasi kadar gula darah dari sinyal <i>photoplethysmography</i> .	Hasil penelitian menunjukkan model prediksi <i>CadBoost Regressor</i> mengungguli semua model lainnya karena memiliki kesalahan yang lebih rendah dengan $R\text{-squared} = 0,71$ dan $RMSE = 39,13$.
S. K. Singha and M. Ahmad. (<i>International Conference on Information and Communication Technology</i> , IEEE, 2021).	<i>Non-Invasive Heart Rate and Blood Glucose Level Estimation Using Photoplethysmography.</i>	Pengukuran detak jantung masih banyak yang melakukan secara manual dan pengukuran gula darah secara invasif dirasa menyakitkan serta EKG yang mahal dan tidak tersedia setiap saat.	Pendekatan untuk menentukan detak jantung dan kadar gula darah secara bersamaan dengan menggunakan sinyal PPG dan penyaringan perangkat keras yang mengurangi kompleksitas filter digital.	Hasil perhitungan (R^2) menunjukkan bahwa data lebih cocok polynomial kuadrat dan digunakan untuk estimasi gula darah dan detak jantung. Diperoleh koefisien korelasi = 0,2028.
Y. V. Pantoja-Pacheco, and J. Y. Mendiola. (Mathematics, MDPI, 2024).	<i>Method for the Statistical Analysis of the Signals Generated by an Acquisition Card for Pulse Measurement.</i>	Analisis statistik dan perbandingan sinyal pulsa yang dihasilkan dari dua metode yaitu metode demodulasi sinkron dan <i>photoplethysmography</i> (PPG).	Menggunakan analisis statistik diantaranya Uji ADF (<i>Augmented Dickey-Fuller</i>) untuk melihat tren dari sinyal analisis.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sinyal tren yang dianalisis memiliki tren stasioner (tren tidak berubah secara signifikan seiring waktu).

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
A. F. Islamudin, T. Rahmawati, Triwiyanto, and V. Abudlayev. (Jurnal Teknokes, pp. 63-68, 2024).	<i>Improvement of Non-invasive Blood Sugar and Cholesterol Meter with IoT Technology.</i>	Pemantauan kolesterol dan gula darah invasif yang menimbulkan rasa tidak nyaman dan rasa sakit pada pada pasien.	Pengembangan pemantauan kolesterol dan gula darah secara non-invasif dilakukan dengan sensor PPG (MAX30102). Kemudian dilakukan estimasi menggunakan metode regresi.	Hasil dari penelitian ini adalah dari hasil regresi diperoleh koefisien korelasi (R^2) = 0.9736. Selain itu, diperoleh nilai <i>error</i> -nya sebesar 6,942% dan nilai akurasi antara alat ukur invasif dan alat ukur non-invasif yaitu sebesar 93,971%.
M. Anes and N. Labdelli. (International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), pp. 5200-5208, 2024).	<i>Blood Glucose Prediction Using Non-invasive Optical System Based on Photoplethysmography.</i>	Pengukuran gula darah yang sangat penting dilakukan untuk mengetahui masalah kesehatan terutama diabetes.	Pengolahan sinyal dilakukan dengan pra-pemrosesan untuk menghilangkan <i>noise</i> , ekstraksi fitur dan estimasi gula darah dengan model regresi linier.	Hasil penelitian menunjukkan model dengan fitur amplitudo sistolik (R^2) = 0,8037 dan r Pearson = 0,98. Sedangkan model dengan fitur rasio b/a (R^2) = 0,9314 dan r Pearson = 0,99.
S. Badriah, Y. bahtiar, P. Cahyati, A. Andang, F. Faturrohman. (Indonesian Journal of Electronics,	<i>Identification of Blood Sugar Based on Non-invasive Measurements Using Photoplethysmography Method Signal Decoding</i>	Pengukuran gula darah secara invasif memerlukan biaya yang tinggi, peralatan yang rumit dan menimbulkan rasa yang tidak nyaman pada penderita diabetes.	Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan mencari tinggi amplitudo sistolik dan diastolik dari sinyal Photoplethysmograph PPG	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa amplitudo dan tegangan puncak ke puncak (V_{pp}) yang diperoleh mampu dijadikan sebagai bahan

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
<i>Electromedical Engineering, and Medical Informatics (IJEEEMI), Vol. 6, No. 3, pp. 156-163, 2024).</i>	<i>in Diabetics in Tasikmalaya.</i>		dan menggunakan tegangan puncak ke puncak Vpp untuk mengimplementasikan hukum <i>Beer Lambert</i> .	estimasi gula darah. Selain itu, CEGA digunakan untuk menilai tingkat kesalahan dan diperoleh sebesar 18,37% dari <i>gold standar</i> (nilai target).
H. Tjahjadi, K. Ramli, and H. Murfi. (IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Section, 10.1109, 2020).	<i>Noninvasive Classification of Blood Pressure Based on Photoplethysmography Signals Using Bidirectional Long Short-Term Memory and Time-Frequency Analysis.</i>	Pengukuran tekanan darah secara invasif dinilai kurang praktis, dapat menimbulkan infeksi pada pasien dan dapat menimbulkan rasa yang tidak nyaman.	Metode PPG digunakan dan dilakukan klasifikasi tekanan darah menggunakan model BLSTM dengan fitur yang dihasilkan dari analisis <i>time-frequency</i> yaitu frekuensi sesaat dan entropi spektral.	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model BLSTM berhasil dalam klasifikasi tekanan darah dengan nilai akurasi = 97,33%, sensitivitas = 100%, spesifisitas = 94,87%. Dan skor F1 dari tiga klasifikasi tekanan darah tersebut 97,29%, 97,29% dan 93,93%.
A Al Haris, and L. Fitria. (Jurnal SIFO Mikroski, VOL 19, NO 2, OKTOBER 2018).	Filter Sinyal Menggunakan <i>Band Pass Filter</i> .	Hasil keluaran sinyal dari sensor umumnya masih tercampur dengan <i>noise</i> atau sinyal-sinyal lain yang bukan berasal dari objek yang diukur.	Penghapusan <i>noise</i> menggunakan metode FIR (<i>Finite Impuls Response</i>) yaitu <i>Band Pass Filter</i> yang dilakukan di MATLAB.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa data suara (sinyal) yang di filter kemudian diolah menggunakan metode FFT menghasilkan sinyal suara yang bersih dari <i>noise</i> .

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
V. C. Bavkar, and A. A. Shinde. (Indian Journal of Science and Technology, 14(10): 869-880, 2021).	<i>Machine learning algorithms for Diabetes prediction and neural network method for blood glucose measurement.</i>	Saat ini pengukuran gula darah yang bersifat invasif menyebabkan rasa yang tidak nyaman bagi pasien.	Prediksi diabetes dilakukan menggunakan fitur yang ekstraksi dari sinyal PPG dan berbagai algoritma pembelajaran mesin pada kumpulan data. Algoritma pembelajaran mesin yang digunakan adalah <i>Support Vector Machine</i> (SVM), <i>Decision Tree</i> , <i>Naïve Bayes Classifier</i> , dan <i>K Nearest Neighbor</i> (KNN).	Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma <i>Decision Tree</i> mendapatkan akurasi tertinggi untuk prediksi diabetes sebesar 89,97% dan terbukti menjadi algoritma yang baik untuk pertimbangan pengukuran dalam pengobatan diabetes.
M. S. Hossain, B. Debnath, S. Biswas, M. J. Al-Hossain, A. Anika. (<i>International Conference on Biomedical Engineering, Computer and Information Technology for Healthy</i> (IEEE), 978-1-7281-5389-6/19, 2019).	<i>Estimation of Blood Glucose from PPG Signal Using Convolutional Neural Network.</i>	Diabetes menjadi salah satu penyakit kronis yang kasunya selalu meningkat. Namun pengukuran gula dara secara konvensional menimbulkan rasa sakit dan beresiko infeksi.	Penulis mencari hubungan antara kadar gula darah dan sinyal PPG dengan cahaya inframerah dan panjang gelombang tertentu. Kemudian dilakukan estimasi gula darah menggunakan model <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).	Hasil penelitian adalah estimasi BG menggunakan model CNN, hasil prediksi dibandingkan dengan gula darah invasif. Diperoleh nilai kesalahan MSE = 0,15. Selain itu dilakukan pengujian korelasi Pearson dan diperoleh nilai sebesar r Pearson = 0,95.

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
E. Susana, K. Ramli, H. Murfi, N. h. Apriantoro. (<i>Information</i> , MDPI, 2022).	<i>Non-Invasive Classification of Blood Glucose Level for Early Detection Diabetes Based on Photoplethysmography Signal.</i>	Saat ini, metode invasif untuk memantau kadar gula darah yang tersedia secara komersial. Meskipun memberikan akurasi yang tinggi tes laboratorium gula darah dan glukometer merupakan metode yang menyakitkan bagi pasien karena keduanya menggunakan jarum suntik atau prosedur tusuk jari.	Pengembangan alat ukur non-invasif berbasis PPG dan klasifikasi gula darah non-invasif untuk deteksi dini diabetes dengan memanfaatkan kombinasi sirkuit elektronik dengan algoritma pembelajaran mesin (MLA). Beberapa model klasifikasi digunakan dalam model ini.	Berdasarkan hasil pengujian antar model terhadap sinyal PPG, algoritma <i>Ensemble Bagged Trees</i> memperoleh hasil terbaik dengan akurasi sebesar 98%.
H. jeon, Y. Jung, S. Lee, and Y. jung. (<i>Appli. Sci.</i> MDPI, 2020).	<i>Area-Efficient Short-Time Fourier Transform Processor for Time-Frequency Analysis of Non-Stationary Signals.</i>	Efisiensi dan fleksibilitas prosesor STFT dalam melakukan analisis waktu-frekuensi sinyal non-stasioner secara <i>real-time</i> .	Pengembangan dan implementasi arsitektur perangkat keras berbasis radix-4 multi-path delay commutator (R4MDC) untuk prosesor <i>Short-Time Fourier Transform</i> (STFT).	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa prosesor <i>Short-Time Fourier Transform</i> (STFT) yang diusulkan berhasil mengatasi permasalahan efisiensi area perangkat keras, fleksibilitas, dan kebutuhan pemrosesan secara <i>real-time</i> .

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
T. Tamura, and Y. Maeda, M. Sekine, and M. Yoshida. (<i>Journal Electronics</i> , MDPI, 2014).	<i>Wearable Photoplethysmographic Sensors</i>	Tekanan darah yang diukur pada aliran darah merupakan parameter penting dalam kondisi kesehatan tetapi pengukurannya sangat rumit. Pengukuran menggunakan perangkat ultrasonik tidak praktis untuk digunakan secara terus-menerus.	Aliran darah dan tekanan darah diukur menggunakan sensor detak jantung berbasis PPG karena sudah banyak perusahaan yang memproduksi perangkat ini secara komersial sehingga perangkat ini mudah didapatkan.	Sensor detak jantung berbasis PPG menjadi populer meskipun sudah banyak kemajuan mengenai pembuatan perangkat keras dan pemrosesan sinyal, tetapi sensor PPG ini dapat dikenakan dan diterima meskipun masih dalam tahap pengembangan.
B. Mishra. (<i>International Conference for Innovation in Technology</i> (INOCON), IEEE, 2020).	<i>A Survey on Denoising Techniques of PPG Signal.</i>	Pengaruh kebisingan (<i>noise</i>) terhadap kualitas sinyal PPG. Pada penelitian ini dibahas bagaimana teknik untuk menghilangkan <i>noise</i> pada sinyal PPG agar sinyal menjadi bersih dan berkualitas untuk keperluan medis (kesehatan).	Beberapa teknik penghilangan <i>noise</i> yaitu penyaringan (<i>filter</i>), transformasi <i>wavelet</i> , <i>Empirical Mode Decomposition</i> (EMD), <i>Independent Component Analysis</i> (ICA) dan <i>cluster Analysis</i> .	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode penghilang kebisingan (<i>noise</i>) yang digunakan memiliki performa yang bervariasi berdasarkan jenis <i>noise</i> yang ada pada sinyal PPG. Hasil akhir dari pengujian menunjukkan bahwa transformasi <i>wavelet</i> dan <i>Empirical Mode Decomposition</i> (EMD) menunjukkan hasil terbaik

Identitas Penelitian	Judul	Permasalahan	Metode	Hasil
				dalam mengurangi kebisingan (<i>noise</i>) dengan menjaga integritas sinyal PPG yang asli.
Kalva Shindu Priya. (<i>International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology</i> (IJRASET), 2021).	<i>Linear Regression Algorithm in Machine Learning through MATLAB.</i>	Bagaimana memanfaatkan <i>Machine Learning</i> khususnya algoritma regresi linier untuk membangun model prediksi yang dapat digunakan untuk memperkirakan nilai baru berdasarkan data yang tersedia.	Regresi Linier digunakan sebagai algoritma untuk membangun model prediksi. Proses ini dilakukan di MATLAB / Simulink.	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma regresi linier yang diterapkan melalui <i>toolbox Machine Learning and deep Learning</i> di MATLAB menghasilkan model prediksi yang baik dan mendapatkan nilai RMSE sebesar 4,848.
Aminah Hina dan Walaa Saadeh. (IEEE, 2020).	<i>A Noninvasive Glucose Monitoring SoC Based on Single Wavelength Photoplethysmography.</i>	Keterbatasan metode pemantauan gula darah konvensional yang invasif, menyakitkan, mahal dan memakan waktu serta kebutuhan untuk pemantauan gula darah non-invasif secara kontinu bagi pasien diabetes.	Pengembangan sistem pemantauan gula darah berbasis PPG dengan panjang gelombang <i>Near-Infrared</i> (NIR) yang dikombinasikan dengan regresi pembelajaran mesin.	Hasil dari penelitian ini menunjukkan hasil yang cukup baik dengan akurasi prediksi yang tinggi yang dibuktikan dengan $(R^2) = 0,937$, dan mARD = 7,62% dan berpotensi untuk digunakan sehari-hari oleh pasien diabetes.