

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Diabetes merupakan salah satu masalah yang sering terdengar dalam kalangan awam. Penyakit yang sering dihubungkan dengan gula darah ini memiliki pengertian sebagai penyakit kronis yang terjadi akibat pankreas tidak memproduksi insulin yang cukup atau ketika tubuh tidak dapat secara efektif memanfaatkan insulin yang diproduksi. Diabetes memiliki beberapa klasifikasi, yaitu diabetes tipe 1 dan diabetes tipe 2, *Gestational diabetes melitus* (GDM), dan *monogenic diabetes*. Di dunia, penderita diabetes telah mencapai 463 juta pada tahun 2019 dan diperkirakan akan meningkat sebanyak 51% hingga mencapai 700 juta pada tahun 2045 (International Diabetes Federation, 2019). Di Indonesia sendiri, terdapat sebanyak 10,7 juta penderita yang menyebabkan Indonesia menjadi negara dengan prevalensi diabetes tertinggi di Asia Tenggara (Kementerian Kesehatan RI, 2020).

Diabetes dikatakan cukup berbahaya karena dapat menyebabkan komplikasi dan komorbiditas. Beberapa bentuknya adalah gangguan saraf, penyakit kardiovaskular (jantung koroner, iskemik, dan lainnya), gangguan mata dan kebutaan, *end-stage renal disease*, serta kematian. Jika tidak ditanggapi dengan baik dan sejak dini, implikasi terhadap kebutuhan finansial akan cukup tinggi. Hal ini dikarenakan biaya perawatan yang mahal. Penyakit ini juga berhubungan dengan kanker, dan penyakit mulut (International Diabetes Federation, 2019).

Pencegahan dan intervensi terhadap penyakit ini adalah hal yang penting. Meski belum ditemukan intervensi yang efektif untuk diabetes tingkat 1, pencegahan atau penghambatan terhadap resiko yang sudah diketahui dapat menjadi langkah yang baik. Pada tipe 2, intervensi dapat dilakukan dengan beberapa cara, yaitu merubah pola hidup, dan menggunakan obat seperti metformin, acarbose, dan lainnya (International Diabetes Federation, 2019). Perubahan pola hidup dapat dilakukan dengan mengatur pola makan dan aktivitas fisik (Kementerian Kesehatan RI, 2020). Untuk memungkinkan hal tersebut, pemeriksaan berkala menjadi penting dilakukan untuk mengurangi hospitalisasi dan meningkatkan keadaan klinis.

Metode pemeriksaan gula darah dapat digolongkan kedalam 2 tipe, yaitu metode konvensional, serta teknologi minimal-invasif dan teknologi non-invasif. Metode konvensional yang dimaksud adalah metode enzimatis dan *hexokinase*. Metode enzimatis dilakukan dengan mengukur sinyal yang dihasilkan dari oksidasi H_2O_2 , sedangkan metode *hexokinase* bekerja dengan mengukur jumlah NADH. Kedua metode ini memiliki kelemahan dalam hal sakit, ketidaknyamanan, dan resiko akibat invasif. Untuk itu dikembangkan metode minimal-invasif dan non-invasif yang mana dapat menggunakan metode termal, optis, nanoteknologi, dan elektrik (Gonzales, *et al.*, 2019).

Salah satu metode pengukuran kadar gula darah non-invasif adalah *photoplethysmography* (PPG). Metode ini memanfaatkan cahaya yang dapat melewati jaringan (seperti kulit) dan photodetector untuk mengukur perubahan intensitas cahaya pantul (Allen, 2007). Selama ini, PPG telah dimanfaatkan untuk mengukur kadar gula darah dengan target jari dan lengan (Hossain *et al.*, 2019) (Mazzu-Nascimento *et al.*, 2020) (Gonzales, *et al.*, 2019) (Zhang *et al.*, 2020) (Avram *et al.*, 2020).

Hossain *et al.* (2019) melakukan estimasi kadar gula darah dari sinyal PPG menggunakan *convolutional neural network* (CNN). Percobaan yang dilakukan menggunakan bahan yang murah dibandingkan cara konvensional (invasif). Peneliti menggunakan arduino dan sensor MAX 30105 untuk akuisisi data dan mengolah hasil bacaan dengan CNN. Hasil yang didapatkan adalah *mean squared error* (MSE) sebesar 0.15. Tes lain yang digunakan dalam penelitian ini adalah tes Bland-Altman, korelasi Pearson, dan analisis *box plot*. Tes Bland-Altman menunjukkan bahwa 95% estimasi kadar gula darah memiliki eror kurang dari 1,1 mmol/L yang mana mengindikasikan bahwa model ini adalah estimator yang baik. Korelasi Pearson memiliki koefisien dekat dengan 1 ($r = 0,95$), yang mana mengindikasikan linearitas yang tinggi antara target dan estimasi kadar gula darah. Tes *box plot* menunjukkan bahwa target dan estimasi tidak memiliki perbedaan yang terlalu jauh, sehingga model dapat dikatakan mampu memberikan estimasi kadar gula darah yang sangat tinggi dan rendah dengan akurasi tinggi.

Zhang *et al.* (2020) berhasil membuat klasifikasi kadar gula darah (normal, *borderline*, dan *warning*) menggunakan sinyal PPG dari *smartphone* dan *machine*

learning. Klasifikasi ini memiliki batasan nilai masing-masing, yaitu 3,9-6,1 mmol/L untuk kelas normal; 6,2-7,8 mmol/L untuk kelas *borderline*; dan 7,9-11 mmol/L untuk kelas *warning*. Penemuan ini mampu membedakan sinyal valid dan tidak dengan akurasi 97,54%, serta akurasi estimasi kadar gula darah sebesar 81,94%. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *smartphone* untuk merekam video jari dan menampilkan hasil diagnosis, serta IoT dan *cloud* untuk melakukan pemrosesan sinyal, fitur ekstraksi, dan klasifikasi data dengan model yang dibangun. Pemrosesan sinyal yang dilakukan terdiri dari inversi sinyal; memfilter sinyal dengan filter *Butterworth* orde 6 untuk menghilangkan sinyal di atas 16 Hz setelah dilakukan analisis Fourier; dan menerapkan *fitting-based sliding window* (FSW) untuk menghilangkan *baseline wander* dan mengubah sinyal kedalam bentuk 1 periode. Selanjutnya, dilakukan fitur ekstraksi berdasarkan *gaussian fitting* pada sinyal 1 periode, sehingga dihasilkan 22 fitur. Fitur ini meliputi atribut dari tekanan sistolik dan diastolik yang diinterpretasikan berdasarkan *gaussian fitting*. Pemaknaan fisiologis yang didapatkan adalah semakin tinggi kadar gula darah, semakin rendah amplitudo tekanan sistolik dan semakin lambat kecepatan aliran darah. Selanjutnya dilakukan perbandingan metode klasifikasi antara *gaussian support vector machine* (GSVM), *bagged trees* (BT), dan *K-nearest neighbor* (KNN). GSVM dipilih karena memberikan akurasi terbaik.

Mazzu-Nascimento *et al.* (2020) mengukur kadar gula darah menggunakan *smartphone*. Metode peneliti disebut dengan *smartphone-based photoplethysmography* (spPPG). Metode ini menggunakan sumber cahaya berwarna putih dan kamera sebagai *photodetector* pada *smartphone*. Penelitian ini menyarankan penambahan fitur lain yang berpengaruh pada keadaan *hyperglycemia*, yaitu perubahan mikrovaskular. Perubahan ini dapat menyebabkan penurunan perfusi darah perifer.

Avram *et al.* (2020) melakukan hal yang serupa, yaitu menemukan bahwa sinyal yang didapat dari *smartphone* dapat digunakan sebagai *digital biomarker* dari diabetes. Peneliti menunjukkan bahwa terdapat signifikansi dan asosiasi positif antara hasil *deep neural network* (DNN) yang dikembangkan dan hemoglobin A1c ($P \leq 0,001$). Penelitian ini dilakukan dengan mengukur

kemungkinan seseorang terkena diabetes berdasarkan skor DNN dengan rentang 0-1 (semakin tinggi, maka semakin besar kemungkinan seseorang terkena diabetes). Pengambilan data dilakukan melalui aplikasi *mobile* iOS Azumio Instant Heart Rate. Fitur ekstraksi dan pengolahan data, selanjutnya dilakukan dalam *convolutional* DNN dengan 39 lapis.

Penelitian sebelumnya menunjukkan adanya kemungkinan untuk menggunakan *smartphone* sebagai alat untuk mendapatkan sinyal PPG, maupun mengukur kadar gula darah. Namun demi kemudahan pemeriksaan atau pengukuran dan adanya kebutuhan pengukuran *contactless* atau *remote* sebagai bentuk pengembangan teknologi *telehealth* membuat peneliti ingin mengembangkan penelitian ini menggunakan bantuan gambar wajah. Pengukuran secara non-kontak ini juga berguna dalam beberapa studi kasus, seperti perawatan intensif dari pasien dengan luka atau luka bakar yang parah, bayi prematur, pengawasan kesehatan rumah, pengawasan pengemudi, CCTV, wajah anti-penipu, dan asesmen latihan olah raga (Zheng *et al.*, 2022; Fouad, Omer, dan Aly, 2019). Tentu contoh penerapan tersebut tidak dapat atau lebih susah jika dilakukan menggunakan metode pengukuran sebelumnya, seperti PPG. Oleh karenanya, pengukuran non-kontak menjadi salah satu solusi dalam perkembangan pola hidup yang lebih modern dan menjangkau ke berbagai kalangan.

Pemeriksaan *non-contact* dapat dilakukan melalui *image processing*, sebagaimana yang dilakukan oleh Luo *et al.* (2019) dan Rong & Li (2021) untuk mengukur tekanan darah, serta Luguern *et al.* (2021) untuk mengukur *respiration rate* dan Yue *et al.* (2020) untuk mengukur *heart rate*. Selain itu, Ni, Azarang & Kehtarnavaz (2021) dan Tarassenko *et al.* (2014) juga menggunakan metode pengukuran non-kontak untuk mengukur *heart rate* dan *vital sign* secara berurutan. Luo *et al.* (2019) melakukan penelitian mengenai metode pengukuran tekanan darah menggunakan PPG imaging pada wajah yang dia sebut dengan *transdermal optical imaging* (TOI). Metode pengukuran ini menangkap perubahan halus dari warna kulit yang diakibatkan oleh perbedaan pantulan cahaya dari hemoglobin dan kromofor melanin untuk mendeteksi pulsa aliran darah pada sistem kardiovaskular. Rong & Li (2021) juga menggunakan PPG,

namun menggunakan webcam sebagai pengganti *photodetector*. Berbeda dengan TOI, *imaging photoplethysmography* (IPPG), metode yang digunakan, tidak membutuhkan sumber cahaya eksternal. IPPG mendapatkan pantulan dari cahaya lingkungan dan memfokuskan pengambilan data pada bagian tertentu (*region of interest* atau ROI).

Luguern *et al.* (2021) menggunakan istilah *remote* PPG (rPPG) dalam mengestimasi *respiration rate*. rPPG yang digunakan cukup sama dengan IPPG dari Rong & Li (2021), namun ROI yang digunakan adalah keseluruhan kulit wajah dan memiliki proses *RGB traces*, *RGB combination*, dan *rythm detection* untuk mendapatkan kombinasi terbaik dari *respiratory signal*. Yue *et al.* (2020) lebih berfokus pada kondisi wajah yang bergerak saat mengukur *heart rate* secara non-kontak. Hal ini dilakukan dengan menggabungkan *empirical mode decomposition* dan *permutation entropy*. Metode ini menghasilkan pengukuran yang sangat konsisten dengan pengukuran dengan *oximeter*, serta memberikan stabilitas dan akurasi yang baik untuk deteksi *heart rate* manusia.

Meskipun telah banyak penelitian yang dilakukan dengan menerapkan IPPG untuk pengukuran tanda vital seperti tekanan darah, *respiratori rate*, dan detak jantung, belum ditemukan literatur yang membahas mengenai pengukuran kadar gula darah non-kontak berbasis IPPG. Sebelumnya, Nugraha (2013) telah melakukan pengukuran kadar gula darah non-kontak dengan menggunakan perbedaan suhu dua titik pada telinga *tragus* dan *antihelix* dan mengubahnya ke dalam indeks glukosa darah. Selain itu, peneliti hanya menemukan literatur yang membahas mengenai pengukuran kadar gula darah secara non-invasif dan kontak (Zhang, *et al.*, 2020; Deviana dan Wijanarko, 2020). Oleh karenanya, peneliti berusaha untuk menggagas perangkat lunak klasifikasi kadar gula darah berbasis IPPG. Hal ini tentu akan bermanfaat dalam melakukan pengawasan kesehatan jarak jauh, sebagaimana studi kasus yang telah disebutkan sebelumnya.

Definisi IPPG yang digunakan dalam tulisan ini adalah bukan merupakan sinyal yang menggunakan sumber cahaya monokromatik pada panjang gelombang spesifik yang diketahui berhubungan dengan kadar gula darah. Sumber cahaya yang digunakan adalah lampu, sehingga belum dipastikan panjang gelombang yang digunakan. IPPG yang dimaksud disini adalah pantulan intensitas cahaya

yang ditangkap oleh kamera. Hal ini dilandasi oleh penelitian yang menggunakan sumber cahaya buatan seperti Luo *et al.* (2019) dan penelitian yang menggunakan sumber cahaya lingkungan seperti Rong & Li (2021). Berdasarkan hal tersebut, peneliti mendefinisikan IPPG sebagai sinyal pantulan dari kulit wajah yang bersumber dari cahaya buatan (seperti lampu) maupun cahaya lingkungan yang berkorespondensi dengan hemoglobin (representasi warna hijau).

Penelitian ini akan menerapkan metode IPPG dari Rong & Li (2021), namun menggunakan *smartphone* android dengan spesifikasi yang didekatkan dengan webcam yang digunakan. Hal ini dilakukan agar hasil penelitian dapat dengan mudah diterapkan dalam kehidupan sehari-hari. Selain itu, fitur yang digunakan pada pengukuran tekanan darah oleh Rong & Li (2021) dengan Zhang *et al.* (2020) juga cukup serupa. Kedua fitur dibedakan dengan adanya bagian sistolik dan diastolik pada fitur ekstraksi dengan *gaussian fitting*, namun secara umum isinya sama (tinggi, waktu, luas area, kemiringan, lebar bagian *rising* sampai titik puncak, dan lebar dari titik puncak bagian *falling*). Peneliti juga akan menambahkan fitur lain seperti *kaiser-teager energy* (KTE). Hal ini dikarenakan fitur tersebut merupakan variabel yang cukup menonjol pada keadaan kadar gula darah yang berbeda (Zhang *et al.*, 2020).

Pre-processing data dilakukan sesuai dengan penelitian Rong & Li (2021). Pelatihan data hasil PPG dilakukan menggunakan algoritma klasifikasi *support vector machine* (SVM) dikarenakan menunjukkan hasil yang lebih baik daripada jenis lainnya (Zhang *et al.*, 2020). Nilai batas klasifikasi akan disamakan dengan standar yang digunakan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Dengan begitu, klasifikasi kadar gula darah *non-contact machine learning* dapat direalisasikan. Diharapkan dengan adanya penelitian ini, dihasilkan aplikasi yang dapat mengklasifikasikan kadar gula darah secara lebih terjangkau dan ergonomis.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, perumusan masalah yang didapatkan adalah:

- a. Bagaimana pembuatan model klasifikasi kadar gula darah non-kontak dengan sinyal IPPG dan metode Support Vector Machine?

- b. Bagaimana tingkat akurasi perangkat lunak klasifikasi kadar gula darah non-kontak dengan sinyal IPPG dan metode Support Vector Machine?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Data yang diambil adalah pengukuran kadar gula darah non-kontak dengan metode konvensional atau invasif dan IPPG dari dua populasi, yaitu populasi dengan kadar gula darah normal dan populasi dengan kadar gula darah tinggi.
- b. Data berada dalam kondisi ideal (pencahayaan yang cukup dan rata, serta tidak ada *head motion*).
- c. Perangkat Lunak ini dirancang untuk memudahkan klasifikasi kadar gula darah non-kontak dengan dua kemungkinan hasil, yaitu normal dan tinggi.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini memiliki tujuan sebagai berikut:

- a. Membuat model klasifikasi kadar gula darah non-kontak dengan sinyal IPPG dan metode Support Vector Machine.
- b. Mendapatkan tingkat akurasi perangkat lunak klasifikasi kadar gula darah non-kontak dengan sinyal IPPG dan metode Support Vector Machine.

1.5 Manfaat Penelitian

Diharapkan dengan adanya penelitian ini, masyarakat umum dapat dengan mudah mengetahui keadaan gula darah dengan harga yang terjangkau dan cara yang ergonomis. Dengan begitu, pengukuran kadar gula darah dapat dilakukan oleh siapa saja yang memiliki perangkat yang memumpuni dan dapat dilakukan pencegahan dini apabila keadaan memasuki kategori bahaya.