

Continuous Glucose Monitoring: A Non-Invasive Approach for Improved Personalized Healthcare

KARISMA TRINANDA PUTRA^{1,2,3,*}, MAHENDRO PRASETYO KUSUMO⁴, ELSYE MARIA ROSA⁴, INDAR SURAHMAT^{1,5}, ANNA NUR NAZILAH CHAMIM¹, MUHAMMAD ZHAFRAN RAMADHAN¹, DARMA WICAKSANA¹, RADEN AJENG DHEA NAMYRA ALISSA¹

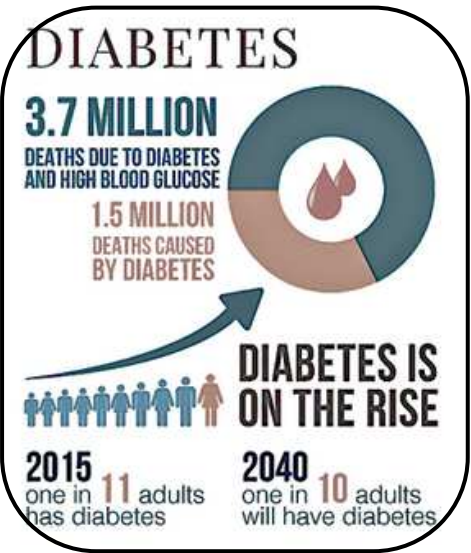
¹Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Bantul 55183, Indonesia
²Center of Artificial Intelligence and Robotics Studies, Research and Innovation Centre, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Bantul 55183, Indonesia
³Center for AI and Cyber Security Research and Innovations, Asia University, Taichung City 41354, Taiwan
⁴Hospital Management Study Program, Postgraduate School, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Indonesia
⁵Institute of High Frequency Technology, RWTH Aachen University, 52062 Aachen, Germany



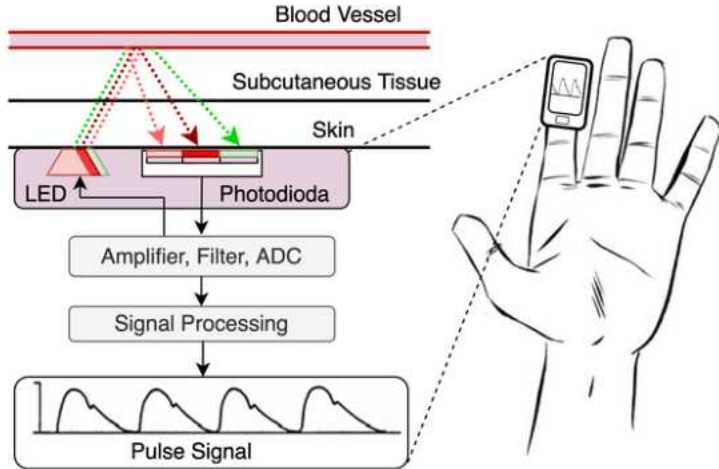
Abstrak

Untuk mengontrol pasien dengan kondisi hiperglikemik, **konsentrasi glukosa darah** perlu sering diamati. **Namun, prosedur invasif yang tidak nyaman dengan risiko infeksi biasanya digunakan untuk memantau konsentrasi glukosa darah secara efektif.** Untuk membuka peluang perawatan kesehatan yang nyaman dan aman di rumah, **penelitian ini mengusulkan pengukuran non-invasif yang dapat mengklasifikasikan konsentrasi glukosa darah menjadi 3 kelas yaitu rendah, normal, dan tinggi menggunakan Internet of Medical Things (IoMT) dengan metode photoplethysmography (PPG).** Pendekatan yang diusulkan meliputi (1) **prototipe** untuk memungkinkan pengukuran glukosa darah secara real-time menggunakan pendekatan non-invasif; (2) **algoritma baru** untuk memperoleh sinyal photoplethysmography (PPG) yang dapat diproses oleh mikrokontroler berbasis IoMT; (3) **generalisasi fitur spatiotemporal** dari sinyal PPG dengan melatih model pembelajaran mendalam pada konsentrasi glukosa darah yang berbeda; (4) **penyimpulan menggunakan Convolutional Deep Neural Network (CDNN)** menjadi tiga konsentrasi glukosa. Dataset yang disusun dengan melibatkan 44 subjek digunakan untuk mengevaluasi pendekatan yang diusulkan. **Penelitian ini menghasilkan sebuah prototipe dapat mengukur dan mengklasifikasikan sinyal PPG dengan valid dengan performa akurasi mencapai >90%.** Sistem yang diusulkan menyajikan referensi dan kemungkinan penggunaan teknologi IoMT dalam perawatan medis di rumah.

Kata kunci: konsentrasi glukosa darah, pendekatan non-invasif, IoMT, deep learning.



GAMBAR 1. Peningkatan kasus diabetes setiap tahun berkontribusi terhadap penyakit komplikasi, biaya perawatan, dan tingginya angka kematian.



GAMBAR 2. Pengukuran photoplethysmography (PPG) mengumpulkan sinyal menggunakan fotodiode yang mewakili cahaya LED yang dipantulkan oleh jaringan tubuh.

Pendahuluan

Hiperglikemia kronis yang disebabkan oleh gangguan efek biologis dan gangguan sekresi insulin mempengaruhi orang yang menderita **diabetes**. Saat ini, **diabetes** adalah penyakit metabolisme seumur hidup yang belum ada pengobatan yang efektif, namun pemantauan rutin untuk mengontrol glukosa darah diperlukan. Dapat dilihat pada Gambar 1 bahwa jumlah penderita diabetes semakin meningkat setiap tahunnya. Pemantauan gula darah yang diukur sendiri diperbolehkan sebagai salah satu pendekatan cepat dan praktis untuk mendeteksi dan kemudian mengendalikan diabetes. Dalam pendekatan deteksi umum yang menggunakan alat penusuk, penganalisa glukosa darah digunakan untuk memperkirakan kadar glukosa sampel darah. **Prosedur penusukan yang mengambil darah mungkin tidak nyaman bagi beberapa pasien. Prosedur yang sering dilakukan ini membebani pasien karena menusuk kulit dan menyebabkan rasa sakit. Selain itu, pendekatan ini tidak memungkinkan pemantauan waktu nyata.** Untuk mengatasi masalah tersebut, teknologi glukosa darah non-invasif dapat dimanfaatkan. Meskipun pendekatan non-invasif telah menjadi perhatian populer dalam penelitian perawatan kesehatan cerdas, namun sistem pemantauan glukosa darah non-invasif untuk pemantauan perawatan kesehatan harian di rumah masih dalam tahap awal pengembangan. Seperti tampak pada Gambar 2, **studi ini mengusulkan prototipe IoMT yang menggunakan algoritma pembelajaran mendalam CDNN untuk memperkirakan kadar glukosa darah melalui untuk memperkirakan kadar glukosa darah melalui sinyal PPG. i sinyal PPG.**

GAP PENELITIAN

- Mahalnya biaya** pengukuran dan perawatan kontinyu pada penderita gula darah tinggi
- Pengukuran gula darah menggunakan metode invasif menghasilkan akurasi tinggi tetapi **resiko infeksi** dan **prosedur yang tidak nyaman** akan dialami oleh pasien.
- Pengukuran gula darah non invasif menggunakan kamera smartphone mudah diaplikasikan tetapi **akurasi yang dihasilkan lebih rendah** dan hasil yang **tidak konsisten** antar perangkat.

SOLUSI POTENSIAL

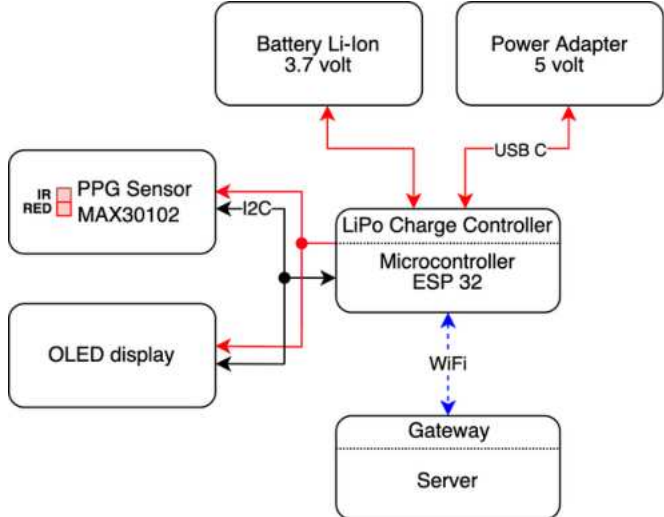
- Pengukuran gula darah **non-invasif** menggunakan **sensor flex** dan **teknik Digital Signal Processing (DSP).**
- Pengukuran gula darah **non-invasif** menggunakan **kamera smartphone** dan **Machine Learning (ML).**
- Pengukuran gula darah **non-invasif** menggunakan **photoplethysmography (PPG)** dan **Convolutional Deep Neural Network (CDNN)**

SOLUSI YANG DIUSULKAN

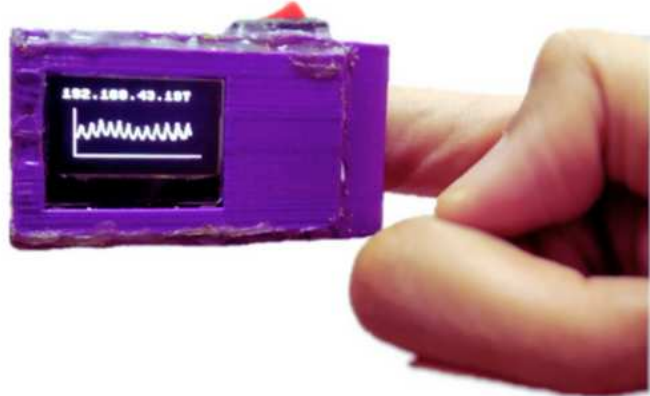
- Prototipe pengukuran gula darah non-invasif** lebih berpotensi dikembangkan dengan teknik **PPG** (handal dan teruji) dan **Deep Learning** (konsisten dan akurat).
- Algoritma baru** untuk mengekstraksi data dan derau dari sinyal PPG.
- Sistem kecerdasan buatan berperforma tinggi** menggunakan model **spatiotemporal Deep Learning.**
- Sampel yang valid akan diproses dengan DL** dengan luaran tiga konsentrasi glukosa yaitu Low, Normal, High menggunakan mikrokontroler ESP32.

Metode

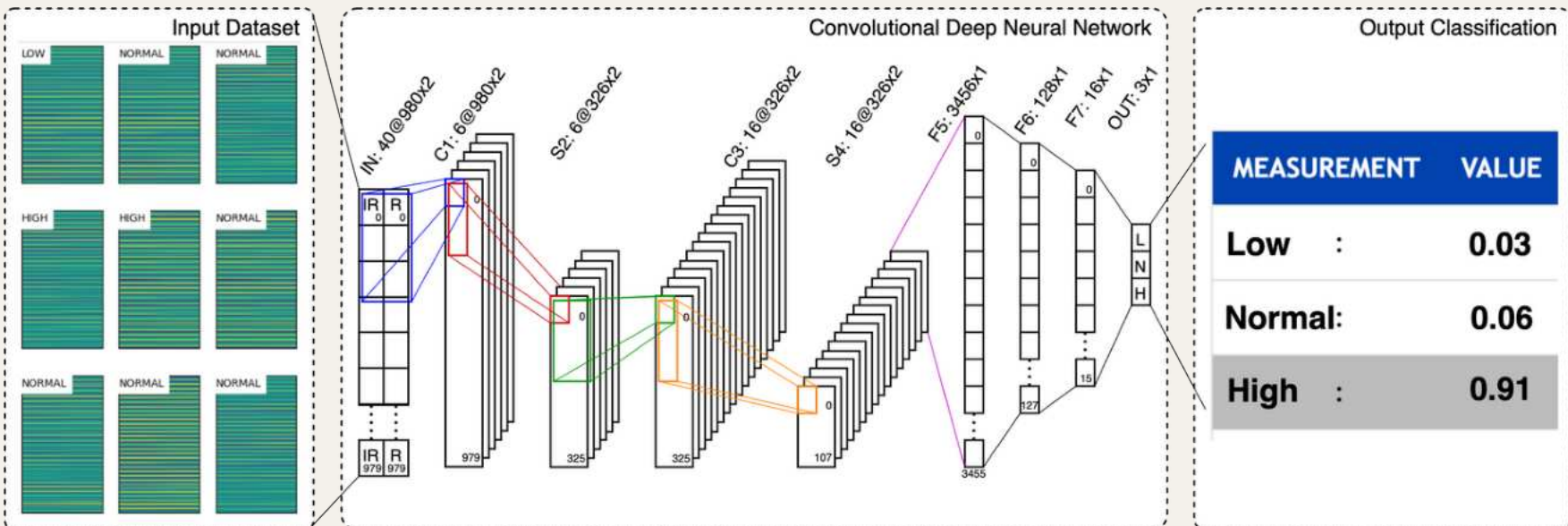
Rancangan prototipe diberikan pada Gambar 3 dimana mikroprosesor ESP32 digunakan sebagai unit pemrosesan sinyal dan unit komputasi model DL. Mikrokontroler ini juga telah dilengkapi kemampuan pengiriman data secara nirkabel (Gambar 4). Selanjutnya, validasi data dilakukan pada data yang dikumpulkan dari 44 subjek menggunakan **10-fold cross-validation**. Setiap subjek merekam pengukuran PPG 30 detik oleh prototipe, yang kemudian diunggah secara otomatis ke komputer (workstation PC dengan 16 core CPU 2,70 GHz, GPU 3060Ti, dan RAM 32 GB) menggunakan komunikasi nirkabel. Karena kurangnya penyimpanan data dan kemampuan pemrosesan, model jaringan saraf konvolusional yang dalam tidak dapat dilatih di edge. Dengan demikian, prosedur pelatihan dipindahkan ke unit komputasi awan berkinerja tinggi yang terpusat. Model pembelajaran mendalam yang diusulkan (yaitu, model CDNN) bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan data PPG seperti yang terlihat pada Gambar 5. Sebaliknya, node komputasi tepi saat ini memiliki sumber daya komputasi yang lebih baik daripada sebelumnya, misalnya mikrokontroler ESP 32. Mikrokontroler ini dapat digunakan sebagai mesin inferensi untuk memprediksi model DL yang telah dilatih di server pusat. Ketergantungan pada server cloud terpusat atau server lokal dapat dikurangi, yang berarti institusi medis mendapatkan infrastruktur TI yang lebih kuat dan responsif sehingga prototipe IoMT ini dapat dikembangkan untuk perawatan kesehatan pribadi sehari-hari.



GAMBAR 3. Rancangan Alat Pemantau Kadar Glukosa Darah Berbasis IoMT dengan Mikrokontroler ESP 32.



GAMBAR 4. Mikrokontroler ESP32 telah dilengkapi oleh pemrosesan dua inti dengan kemampuan konektifitas WiFi dan Bluetooth.



GAMBAR 5. Arsitektur fungsional DL yang dilatih di server dan diimplementasikan secara realtime pada mikrokontroler ESP32.

Kesimpulan

Studi ini menyajikan prototipe sistem pemantauan non-invasif PPG real-time berbasis IoMT berdasarkan sinyal PPG dan teknik DL. **Pertama, sinyal PPG direkam menggunakan prototipe IoMT. Kedua, data biomarker diekstrak. Setelah itu, algoritma preprocessing** mengeliminasi baseline drift. **Ketiga, fitur spatiotemporal dilatih menggunakan model DL spatiotemporal. Terakhir, glukosa darah** diklasifikasikan sebagai **kadar rendah, normal, atau tinggi** oleh pengklasifikasi **CDNN** dengan akurasi > 90%. **Pola-pola spatiotemporal PPG efektif dalam mengklasifikasikan sampel konsentrasi glukosa darah yang berbeda.** Salah satu pekerjaan masa depan adalah membagi klasifikasi glukosa darah menjadi lebih banyak label untuk menawarkan laporan yang lebih tepat kepada pengguna.