

GlucoMu: A Non-Invasive Glucometer for Improved Predictive Healthcare Using Multi-Task Deep Spatio-Temporal Neural Networks

KARISMA TRINANDA PUTRA^{1,2,3,*}, MAHENDRO PRASETYO KUSUMO⁴, ELSYE MARIA ROSA⁴, DESSY⁵, MANAF YURI ISNANSYAH⁶, HSING-CHUNG CHEN^{7,8}

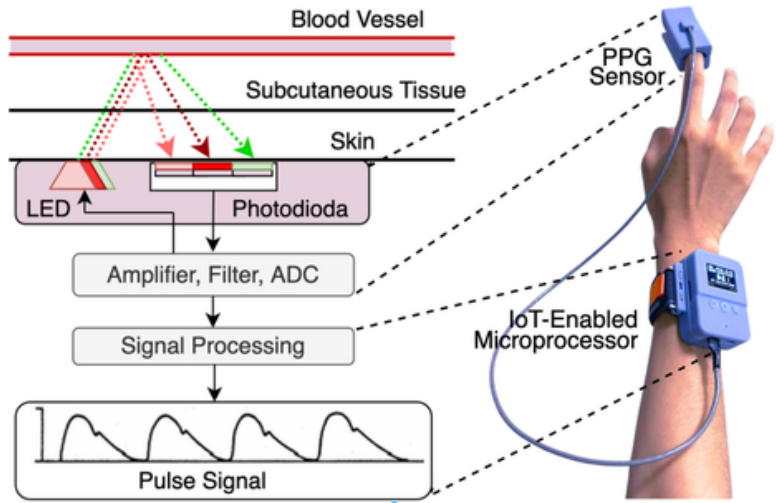
¹Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Bantul 55183, Indonesia
²Center of Artificial Intelligence and Robotics Studies, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Bantul 55183, Indonesia
³Center for AI and Cyber Security Research and Innovations, Asia University, Taichung City 41354, Taiwan
⁴Hospital Management Study Program, Postgraduate School, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Indonesia
⁵Diabetes and Nutrition Center, Dokter Soetomo Teaching Hospital, Surabaya 60131, Indonesia
⁶Department of Research and Development, PT. Karya Merapi Teknologi, Yogyakarta 55752, Indonesia
⁷Department of Computer Science and Information Engineering, Asia University, Taichung 413305, Taiwan
⁸Department of Medical Research, China Medical University Hospital, China Medical University, Taichung 404328, Taiwan



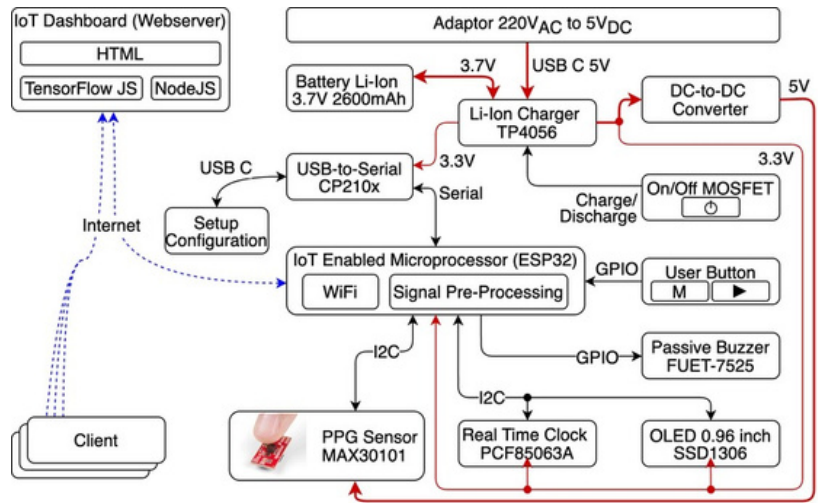
Abstrak

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 Deep Learning (DL) pada konsentrasi glukosa darah yang berbeda; (4) penyimpulan menggunakan Multi-Task Deep Spatio-Temporal Neural Network (DSTNN) menjadi enam level glukosa. Dataset yang disusun dengan melibatkan 514 subjek dengan 2570 sampel data, digunakan untuk mengevaluasi model DCNN. Penelitian ini menghasilkan sebuah produk layak edar yang dapat mengukur dan mengklasifikasikan sinyal PPG dengan valid dengan performa mean absolute error 3,6% ± 0,621 dan akurasi 89,2% ± 0,0515. Sistem yang diusulkan menyajikan referensi dan penggunaan teknologi IoT dalam perawatan medis di rumah.

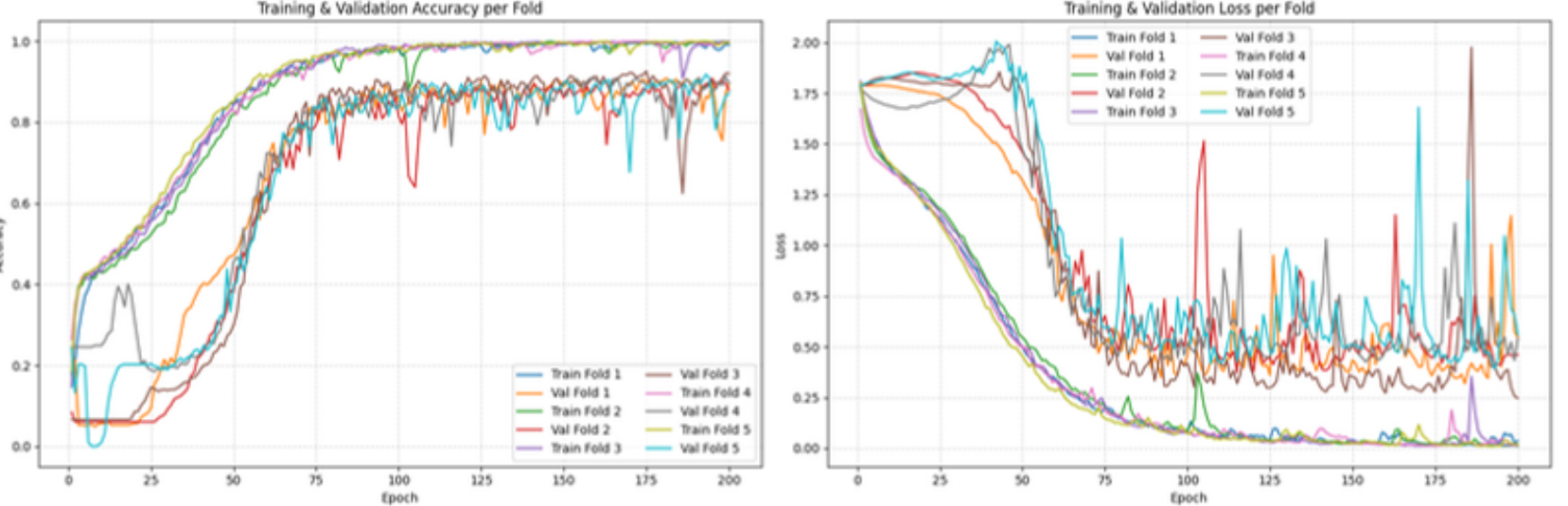
Kata kunci: konsentrasi glukosa darah, pendekatan non-invasif, IoMT, deep learning.



GAMBAR 1. Pengukuran photoplethysmography (PPG) mengumpulkan sinyal menggunakan 3 photodiode yang mengukur intensitas pantulan cahaya LED (infrared, red, dan green) oleh jaringan tubuh.



GAMBAR 2. Realisasi perangkat pengukur sinyal PPG dengan mikroprosesor berkemampuan IoT untuk mengirim data menuju dashboard dapat diakses melalui website yang beralamat di <https://www.iotmu.net>.

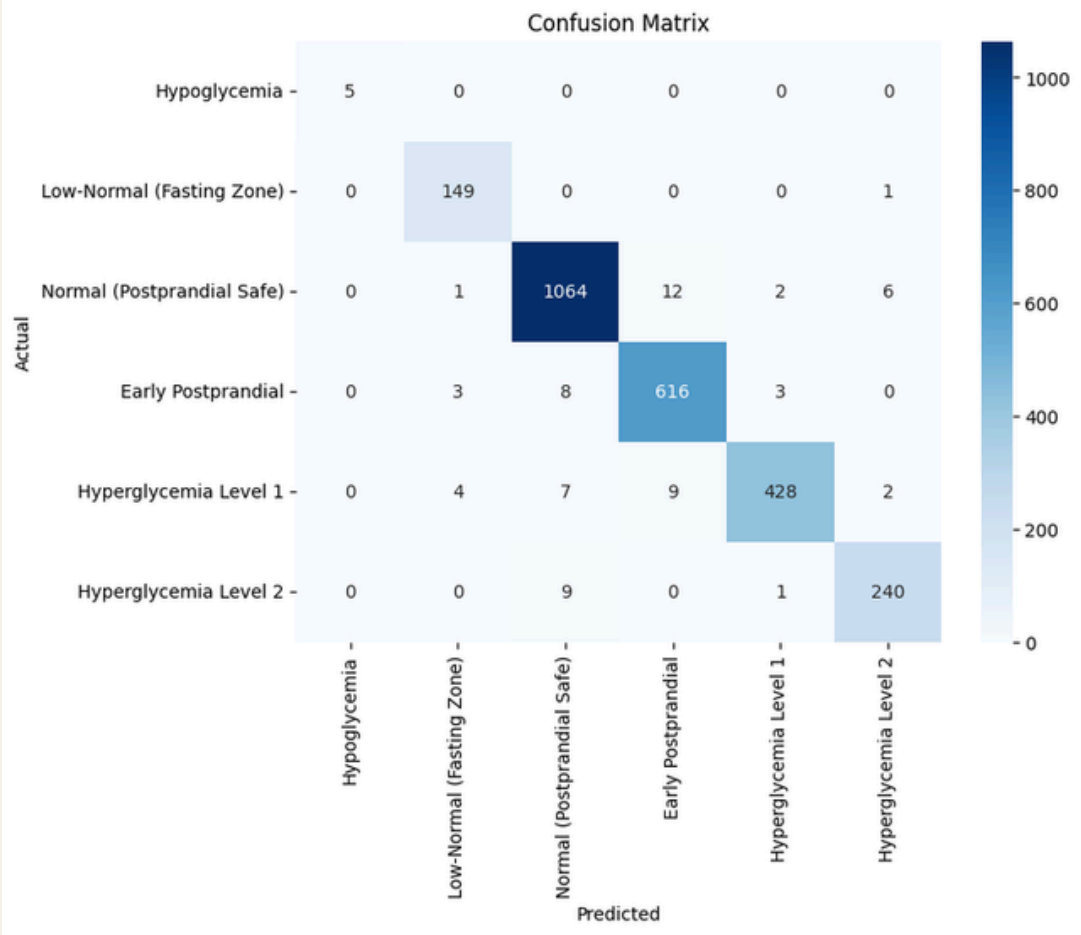


GAMBAR 3. Grafik menunjukkan perkembangan akurasi (kiri) dan loss (kanan) model selama 200 epoch untuk data latih (biru) dan validasi (oranye). Akurasi latih naik cepat hingga mendekati 1,0, sementara akurasi validasi stabil di kisaran 0,8–0,85 dengan fluktuasi. Loss latih turun hampir ke nol, tetapi loss validasi cenderung berfluktuasi dan tidak serendah loss latih.

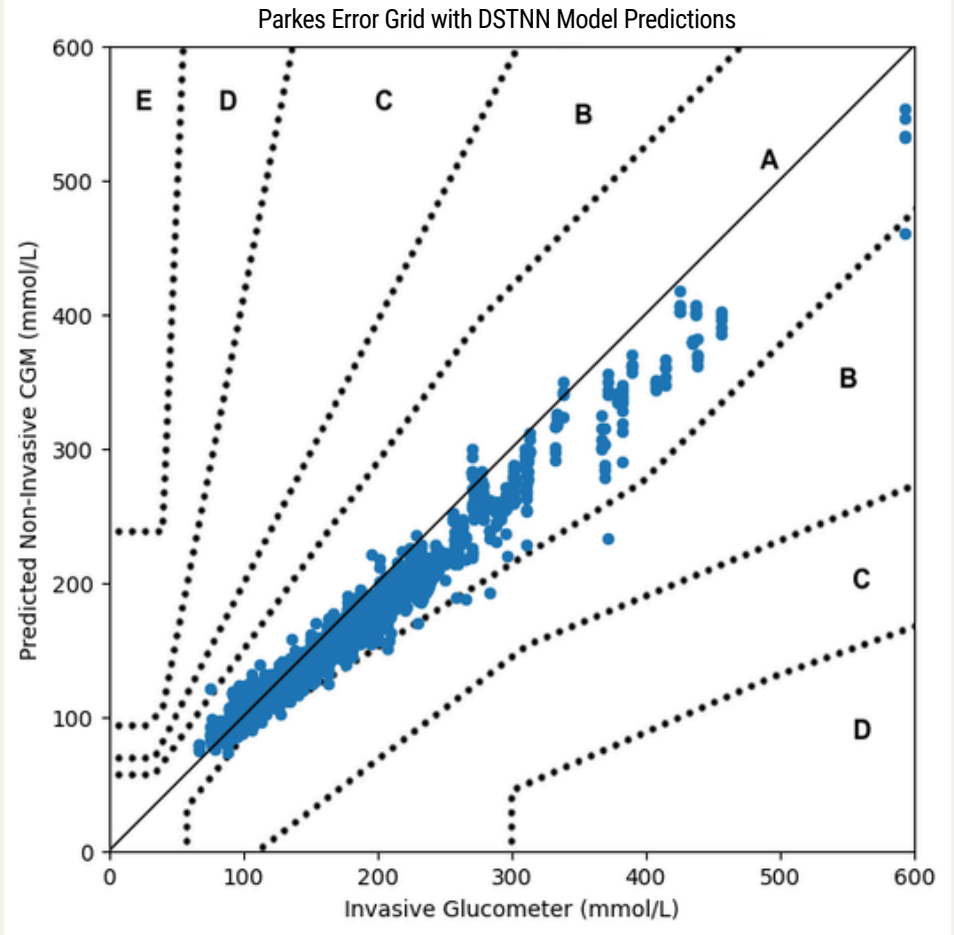
Hasil Pengujian

Pada luaran klasifikasi, backbone CNN + (Bi)LSTM diikuti head Dense + Softmax yang membagi sampel ke enam kategori status glikemik (Hypoglycemia, Low-Normal (Fasting Zone), Normal (Postprandial Safe), Early Postprandial, Hyperglycemia Level 1, Hyperglycemia Level 2). Confusion matrix menunjukkan mayoritas besar sampel jatuh pada diagonal utama (misalnya 1040 sampel “Normal” diprediksi “Normal”, 611 “Early Postprandial”, 432 “Hyperglycemia Level 1”, dan 236 “Hyperglycemia Level 2”), sementara kesalahan klasifikasi relatif kecil dan umumnya hanya antar kelas yang berdekatan secara fisiologis.

Pada luaran regresi, backbone yang sama mengekstraksi fitur temporal dari sinyal (misalnya PPG) dan menghasilkan nilai glukosa darah kontinu dalam mg/dL; hasilnya divisualisasikan pada Parkes/Clarke Error Grid, di mana sebagian besar titik biru (prediksi vs nilai referensi) berada sangat dekat dengan garis $y = x$ dan terkonsentrasi di Zona A, sehingga secara klinis menunjukkan bahwa prediksi model tidak banyak mengubah keputusan terapi dan relatif aman karena sangat sedikit titik yang masuk zona risiko tinggi (C–E).



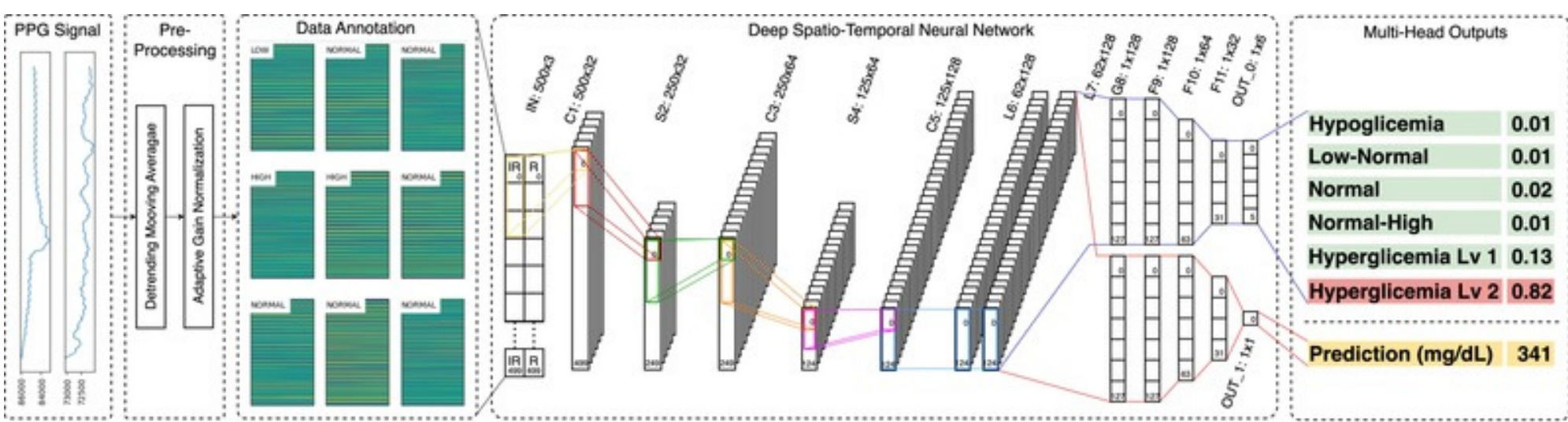
GAMBAR 4. Confusion matrix menggambarkan kinerja head klasifikasi yang menggunakan fitur yang sama dari backbone Deep CNN–LSTM untuk mengelompokkan sampel ke enam kelas status glikemik. Mayoritas besar sampel jatuh pada diagonal utama (misalnya kelas Normal, Early Postprandial, dan dua tingkat hiperglikemia), sementara kesalahan terutama terjadi di kelas yang berdekatan secara fisiologis sehingga dampak klinisnya relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa sistem klasifikasi mampu membedakan fase dan tingkat glikemia dengan akurat dan presisi.



GAMBAR 5. Parkes Error Grid menunjukkan kinerja sistem prediksi glukosa berbasis Deep CNN–LSTM, di mana pasangan nilai referensi dan nilai prediksi tersebar rapat di sekitar garis diagonal $y = x$. Sebagian besar titik berada di Zona A dan hanya sedikit yang masuk Zona B, yang berarti kesalahan prediksi tidak mengubah atau hanya sedikit memengaruhi keputusan klinis. Pola ini mengindikasikan bahwa model mampu memperkirakan kadar glukosa secara kontinu dengan akurasi tinggi dan risiko klinis yang sangat minimal.

Kesimpulan

Studi ini menyajikan sistem pemantauan non-invasif PPG berbasis IoMT berdasarkan sinyal PPG dan teknologi AI. Pertama, sinyal PPG direkam menggunakan prototipe IoMT. Kedua, data biomarker diekstrak. Setelah itu, algoritma preprocessing mengeliminasi baseline drift. Ketiga, fitur spatiotemporal dilatih menggunakan model Multi-Task DSTNN. Terakhir, glukosa darah diukur menggunakan model regresi dengan error MAE sebesar 3,6% ± 0,621. Selain itu, sistem dapat mengklasifikasi glukosa darah dalam 6 kelas: Hypoglycemia, Low-Normal, Normal, Normal-High, Hyperglycemia Level 1, Hyperglycemia Level 2 dengan akurasi 89,2% ± 0,0515.



GAMBAR 6. Arsitektur fungsional DSTNN dilatih di server dan diiferensikan pada produk layak edar pengukur dan pengklasifikasi glukosa darah.