IMPLEMENTASI TEKNIK NON-INVASIVE MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK MENDETEKSI KADAR GLUKOSA DARAH DENGAN PROSES CITRA

Usman Umar^{1,*}, Risnawaty Alyah², Imran Amin¹, Syahrir ³

¹ Teknologi Elektro medis Politeknik Kesehatan Muhammadiyah Makassar

² Teknik Elektro Universitas Sawerigading Makassar

³ Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Ujung Pandang, Makassar

ABSTRACT

Monitoring blood sugar levels is currently still using invasive techniques that are painful, non-invasive monitoring is needed. This study presents a non-invasive technique approach to identify and detect blood glucose through hand-skin image processing. An increase in the concentration of glucose in the blood (hyperglycemia), causes a buildup of glucose in the blood because it is not absorbed by the body's cells properly it can cause various disorders in the body. organs. To avoid problems, it is necessary to check blood sugar levels regularly. This development method is to take pictures of hands with invasive blood glucose and 40 participants aged 20-60 years, data analysis is carried out by image preprocessing, determining the value of gray level co-occurrence matrix (GLCM), using regression methods and artificial neural networks (ANN). with a backpropagation algorithm to conduct training and data testing, to define a blood glucose monitoring model. The validation of the identification results of the GLCM-Regression method showed an average error of 37.7% and the GLCM-JST method predicted blood glucose levels with an average error of 10%, and the Clarke EGA analysis: 81.08 % was in the A zone. So that the PGD (non-invasive) model with the GLCM-ANN method is feasible to be applied to predict blood glucose levels.

Keywords: Blood Glucose, invasive, Non-Invasive, GLCM, ANN

ABSTRAK

Pemantauan kadar gula darah saat ini masih menggunakan teknik invasif yang bersifat nyeri, diperlukan pemantauan non invasif. Penelitian ini menyajikan pendekatan teknik non-invasif untuk mengidentifikasi dan mendeteksi glukosa darah melalui pengolahan citra kulit tangan. Peningkatan konsentrasi glukosa dalam darah (hiperglikemia), menyebabkan terjadinya penumpukan glukosa dalam darah karena tidak diserap oleh sel-sel tubuh dengan baik sehingga dapat menimbulkan berbagai gangguan pada tubuh. organ. Untuk menghindari masalah, perlu dilakukan pemeriksaan kadar gula darah secara rutin. Metode pengembangan ini adalah pengambilan gambar tangan dengan glukosa darah invasif dan 40 partisipan berusia 20-60 tahun, analisis data dilakukan dengan image preprocessing, penentuan nilai gray level co-occurrence matrix (GLCM), menggunakan metode regresi dan artificial jaringan saraf (JST). dengan algoritma backpropagation untuk melakukan pelatihan dan pengujian data. untuk menentukan model pemantauan glukosa darah. Validasi hasil identifikasi metode GLCM-Regression menunjukkan error rata-rata 37,7% dan metode GLCM-JST memprediksi kadar glukosa darah dengan error rata-rata 10%. dan analisis Clarke EGA: 81,08% berada di zona A. Sehingga model PGD (non-invasif) dengan metode GLCM-ANN layak diterapkan untuk memprediksi kadar glukosa darah.

Kata Kunci: Glukosa Darah, Invasive, Non-Invasive, GLCM,, JST

1. PENDAHULUAN

Glukosa darah (C6H12O6) merupakan komponen yang sangat penting dalam jaringan tubuh manusia[1]. Glukosa merupakan unsur karbohidrat yang menghasilkan sumber energi bagi seluruh jaringan sel tubuh, mempercepat metabolisme dan berfungsi sebagai bahan bakar utama otak, serta mengontrol suhu tubuh[2]. Kondisi gula darah yang tidak terkontrol dapat menyebabkan penyakit pembuluh darah [3]. Kadar glukosa yang berlebihan dalam jangka waktu yang lama dapat menyebabkan diabetes, yang dapat diperumit oleh penyakit lain seperti kerusakan saraf, kehilangan penglihatan, kerusakan ginjal, gangguan ginjal, dan peningkatan risiko penyakit kardiovaskular[4]. Berdasarkan reff [5] Investigasi diabetes mellitus (DM) yang saat ini mempengaruhi 1,2 juta orang Australia. Pada tahun 2015, DM merupakan penyebab kematian utama secara global dan menyumbang 5 juta kematian di dunia [6]. Populasi global individu dengan DM akan mencapai 642 juta orang. Menurut data International Diabetes Federation (IDF), pada tahun 2017 terdapat 451 juta penderita diabetes dan diprediksi akan meningkat sebesar 693 juta pada tahun 2045, dengan sekitar 5 juta

^{*} Korespondensi penulis: Usman Umar, email <u>usmanmr4@gmail.com</u>.

^{**} Mahasiswa tingkat Sarjana (S1)

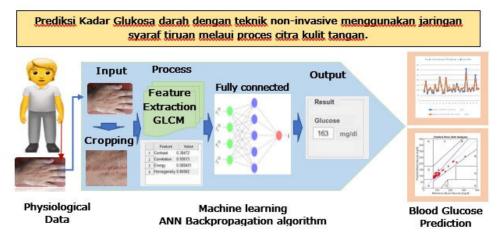
orang meninggal karena diabetes[6]. Peningkatan glukosa pasien dapat mempengaruhi perkembangan penyakit. Sehingga diperlukan pemantauan secara rutin[7]. Pengukuran kadar glukosa saat ini masih menggunakan teknik invasif yaitu menggunakan sampel darah untuk strip ukur. Sampel darah diambil dengan cara menusuk ujung jari sehingga menimbulkan rasa sakit pada pasien. Beberapa alat ukur invasif yang ada dapat mengukur glukosa darah seperti Easy Touch GCU, Nesc Multi check, Auto check, dan Accu-Check. Penelitian yang telah dikembangkan untuk meminimalkan kekurangan dari teknik invasif antara lain. Penelitian dilakukan oleh [8] mengusulkan metode invasif untuk memantau kadar glukosa terus menerus tanpa rasa sakit. metode yang diusulkan dengan mengembangkan platinum hitam yang sangat berpori. Permukaan platina hitam ini dimodifikasi menggunakan ionomer biokompatibel Nafion (Nf). Dalam studi tersebut, diusulkan bahwa pemindaian mikroskop elektron (SEM) dan analisis sinar-X dispersif energi (EDX) diterapkan untuk mengidentifikasi kadar glukosa. Akibatnya, perangkat menunjukkan stabilitas yang baik selama 7 hari dan kehilangan aktivitas fungsionalnya setelah 7 hari. Penelitian lainnya adalah mengembangkan teknologi microneedle (MN) pada alat penginderaan medis. Teknologi ini dikembangkan karena keunggulan minimal invasif, real-time, dan kenyamanan. Penelitian ini dikembangkan berdasarkan biosensor elektrokimia, polimer konduktor (CPs), enzim, nanopartikel, dan kompositnya. Hasil penelitian menunjukkan penerapan MN yang dapat digunakan untuk memantau glukosa secara selektif[9]. Penulis di[10]. mengajukan aplikasi gluCam - model baru, otonom, non-invasif, berbasis optik untuk penginderaan diabetes cerdas. menggunakan regresi polinomial dikembangkan untuk memprediksi kadar glukosa darah. Diabetes didiagnosis melalui smartphone yang mudah, gluCam menggabungkan teknik pemrosesan gambar untuk mengukur kadar glukosa darah. menguji model pada 81 pasien dengan sensitivitas 94,28%, spesifisitas 82,61%, kesalahan absolut rata-rata 10,7%, dan akurasi keseluruhan 91,89%. Model tetap tidak terpengaruh oleh kondisi pencahayaan dan tidak bergantung pada platform perangkat.

Berdasarkan latar belakang dan penelitian sebelumnya bahwa pemantauan kadar glukosa darah dengan teknik invasif minimal dan non invasif umumnya menggunakan sensor optik. Namun ada juga yang menggunakan smartphone untuk mendeteksi kadar glukosa darah melalui gambar pembuluh darah. Studi yang diusulkan menjelaskan sistem deteksi glukosa darah berdasarkan pemrosesan citra kulit tangan dengan membandingkan metode regresi dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma backpropogation untuk menentukan kadar glukosa darah.

2. METODE PENELITIAN

A. Desain Model.

Penelitaian ini mengajukan pengolahan citra untuk mendeteksi kadar glukosa secara non-invasif dengan membandingkan metode regresi dan jaringan syaraf tiruan (JST). Metode penelitian ditunjukkan pada gambar 1 berikut.



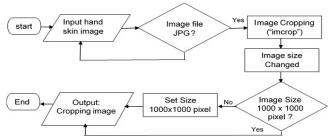
Gambar 1. Desain arsitektur model penelitian

Dalam penelitian ini, sampel darah dan gambar tekstur tangan diambil dari pasien berusia 20 -60 tahun untuk menentukan kadar glukosa invasif. Kumpulan gambar tekstur tangan dan kadar glukosa darah invasif yang sesuai dengan setiap gambar digunakan untuk membuat sistem database. Untuk menghapus bagian yang tidak perlu dari gambar yang masuk, diperlukan langkah pra-pemrosesan. Selanjutnya, metode

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) digunakan untuk menganalisis berbagai tekstur tangan dengan menyesuaikan nilai glukosa di melalui Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

B. Pra-pemrosesan Citra.

Prapemrosesan citra merupakan langkah awal yaitu mengambil citra kulit tangan, kemudian dilakukan preprocessing untuk meningkatkan kualitas citra tersebut. Langkah ini bertujuan untuk mengurangi noise atau informasi yang tidak perlu dari gambar atau mengurangi kemungkinan variasi yang muncul selama pengumpulan gambar tanpa kehilangan informasi penting. Berdasarkan[11]. tujuan dari pra-pemrosesan adalah untuk meningkatkan kualitas foto dan membuat analisis untuk memudahkan pemrosesan lebih lanjut. Pra-pemrosesan citra juga dapat menonjolkan fitur-fiturnya, dan meningkatkan hasil eksperimen. Pre-pemrosesan citra digambarkan pada flow chart gambar 2 berikut;



Gambar 2. Pre-pemrosesan citra

C. Ektraksi Tekstur Gray Level Co-occurrence matrix (GLCM)

Berdasarkan Ref [12]. penentuan area yang tepat untuk menyelidiki jenis jaringan, area yang diamati, dan struktur anatomi dibantu dengan segmentasi citra menggunakan metode GLCM. Langkah pertama adalah menentukan region of interest (ROI) pada organ untuk menghilangkan area pemrosesan yang tidak penting. Kemudian memisahkan penyakit pada ROI setelah ROI dibuat. Prediksi yang tepat dari batas penyakit membantu dalam klasifikasi dan kategorisasi penyakit. Untuk menjaga akurasi dan sensitivitas sistem deteksi dan klasifikasi lesi, diperlukan segmentasi citra yang kuat. jadi, ketika penyakit telah tersegmentasi, fitur-fiturnya dapat dihitung untuk mengurangi tingkat deteksi palsu dan meningkatkan akurasi diagnosis. Metode GLCM merupakan matriks, GLCM telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi[13]. Dari semua teknik analisis tekstur, saat ini mungkin yang paling banyak digunakan adalah yang didasarkan pada algoritma gray level co-occurrence matrix (GLCM). Metode GLCM sebagai cara untuk mengklasifikasikan gambar menggunakan pengukuran statistik urutan kedua[14]. Citra dengan ciri matriks yang dihasilkan GLCM ada 4 ekstraksi yaitu kontras (Ct), korelasi (Cn), energi (Ey) dan homogenitas (Hy), keempat ekstraksi tersebut dapat menggambarkan keseluruhan citra dan pada umumnya digunakan pada proses citra, secara berurutan seperti yang digambarkan pada persamaan berikut[15].

Kontras (Ct) =
$$\sum_{i,j} |(i-j)^2 S(i,j)|$$
 (1)

$$Korelasi (Cn) = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu i)(j-\mu j)S(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} ...$$
 (2)

$$Energy(Ey) = \sum_{i,j} S(i,j)^2...$$
(3)

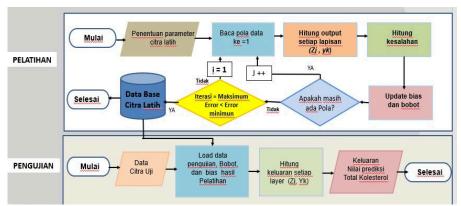
Homogenitas (Hy) =
$$\sum_{i,j} \frac{S(i,j)}{1+|i-j|}$$
 (4)

D. Jaringan Syaraf Tiruan - Backpropogation

Setelah melakukan ekstraksi tekstur GLCM pada citra dilakukan klasifikasi untuk menentukan nilai prediksi kadar kolesterol. Pola image dari 40 orang partisispan setiap kelompok usia dilakukan pelatihan (data training) untuk menghitung bobot dan biasnya. Citra kulit tangan setiap partisipan diberi kode sesuai kadar kolesterolnya. Parameter JST Backpropogation antara lain momentum (0.9), epoch (1000), error (0.01), learning rate (0.01) dan sinya input pada lapisan inputnya jumlah 4. Neoron pada lapiran tersembunyi ada 5 dan keluaran 1. Sigmoid bipolar sebagai fungsi aktivasi yang digunakan [16].

Tahapan pelatihan sebagai berikut: (1) Output setiap lapisan (Zj dan Yk) dihitung, lalu nilai error (ε) dihitung dan bobot dan bias (Wjk dan Vik) diupdate sampai nilai error lebih kecil dari yang ditentukan atau sampai iterasi selesai. (2) Menyimpan dalam data base.mat hasil pelatihan parameter – paramter setelah seluruh iterasi selesai.

Tahapan Pengujian sebagai berikut; (1) Muat masukan data (load data input), bobot dan bias.(2) Kalkulasi nilai uji dengan cara output setiap lapisan (Zj dan Yk) dihitung, dari hasil kalkulasi akan menghasilkan nilai uji yang akan dikategorikan sebagai prediksi nilai kadar kolesterol. Nilai tersebut dapat diperoleh dari nilai uji yang dihasilkan oleh setiap image yang sudah diproses dari tekstur citra cropping. Setelah dilakukan tahapan pelatihan dalam jaringan syaraf tiruan (JST) kemudian dilakukan pengujian JST, untuk mengetahui keberhasilan proses pelatihan sebelumnya[17]. seperti pada gambar 4 berikut;



Gambar 3. Alur proses pelatihan dan pengujian citra ada JST

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tujuan dari proyek yang diusulkan adalah menggunakan pemrosesan gambar untuk mengembangkan metode non-invasif untuk menentukan kadar glukosa darah. Ide utamanya adalah untuk membuat model kolesterol dan mengubahnya menjadi kadar kolesterol tergantung pada tekstur tangan menurut klasifikasi usia. Penelitian ini hanya mempertimbangkan dua macam klasifikasi usia kerja, yaitu usia 20 - 60 tahun.

A. Training Data

Gambar 5 di bawah ini menunjukkan contoh gambar tangan pasien dengan kadar glukosa invasif dan gambar yang dipotong yang dihasilkan dari tahap pra-pemrosesan gambar, ada 40 partisipan sukarelawan dengan usia 20 -60 tahun uuntuk pengambilan sampel darah dan citra kulit tangan dan setiap partisipan masing-masing 4 citra yang akan digunakan untuk data pelatihan. "Algoritme im-crop" digunakan untuk pemotongan gambar, yang menghasilkan gambar persegi panjang dengan dimensi 1000 kali 1000 piksel. Metode Regresi dan Algoritma backpropagation pada jaringan saraf tiruan (JST) digunakan untuk meregresi cropping gambar dengan total data glukosa invasif untuk setiap sampel

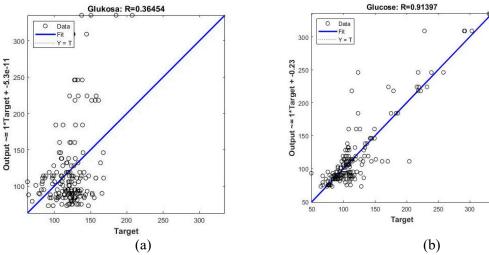


Gambar 5. Kulit tangan dengan kadar kolesterol dan hasil cropping citra

Tahap pelatihan dimulai dengan inisialisasi semua file data, yang meliputi pembacaan citra RGB, mengubahnya menjadi citra grayscale, kemudian melakukan pra-pemrosesan dengan penyesuaian intensitas. Kompilasi matriks co-kejadian dan ekstrak fitur GCLM dengan menentukan nilai 'kontras, korelasi, energi, dan homogenitas' dan menyimpan hasilnya sebagai data pelatihan. Kemudian, sebagai target latihan, baca data kolesterol. Dengan membangun arsitektur jaringan, Anda dapat melakukan operasi transposisi pada data pelatihan dan tujuan pelatihan

Pada penelitian ini metode prediksi glukosa darah (PGD) menggunkan nilai GLCM dari ekstraksi tekstur kulit tangan setiap partisipan/pasien. Yang di alkukan analisis dengan metode GLCM - Regresi dan metode GLCM -JST. Analisis kedua metode tersebut menggunakan MATLAB 2018R, untuk training data dan pengujian data.

Training data dengan metode GLCM-Linear Regresi dan Training data dengan metode GLCM-jaringan syaraf tiruan (JST) ditunjukkan pada gambar 7 berikut ini



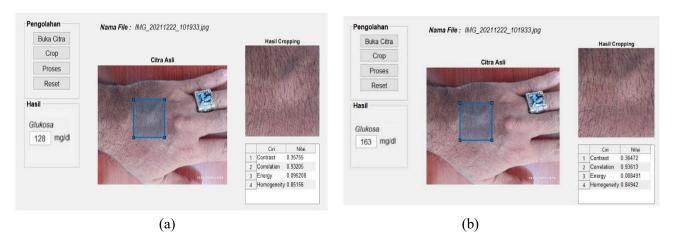
Gambar 6. (a) Hasil training data dengan metode GLCM-Linear Regresi, (b) Hasil training data dengan metode GLCM-JST

Pada gambar 6 (a) dan (b) menunjukkan grafik plot regresi linear dari training data menggunakan metode GLCM Regresi dengan nilai R 0.36454 dan metode GLCM-JST plot regresi dengan nilai R 0.91397. Nilai R menentukan korelasi regresi anatar nilai fitur GLCM dan Kadar glukosa invasive. R dengan nilai 1 berarti memiliki hubungan anatar fitur GLCM dan Kadar glukosa sangat kuat, sebaliknya jikan nilai R mendekati nilai 0 hubungan natara fitur GLCM dan Kadar glukosa darah sangat rendah. Metode GLCM-JST dengan nilai R mendekati nilai 1, sangat baik diimplementasikan untuk memprediksi kadar glukosa darah noninvasive melalui kulit tangan.

B. Tools Evaluation

Gambar 7 menunjukkan program pengujian data yang menggunakan program Graphical User Interface (GUI) dengan langkah-langkah untuk membuka atau mengambil gambar dari file data, setelah gambar asli terlihat, dilakukan proses cropping, dan output menampilkan total glukosa darah dan nilai GCLM untuk masing-masing karakteristik (karakteristik). Data pembacaan prediksi glukosa total diolah sebagai data citra kolesterol.

Pengujian data dengan metode GLCM-Linear Regresi dan Pengujian data dengan metode GLCM-Jaringan syaraf tiruan (JST) ditunjukkan pada 7. berikut ini.



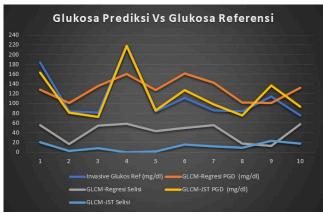
Gambar 7. (a) Hasil Pelatihan data dengan metode GLCM-Regresi . (b) Hasil Pelatihan data dengan metode GLCM-Jaringan syaraf tiruan (JST)

Tabel I menunjukkan hasil pengukuran glukosa pada 10 partisipan dengan metode invasif dan noninvasif dari usia.20-60 tahun Ada perbedaan dalam temuan pengukuran antara metode invasif dan noninvasif (pemrosesan citra). Metode invasif dan pemrosesan gambar digunakan untuk mengumpulkan semua data secara bersamaan. Nilai output bervariasi untuk setiap peserta karena perbedaan penyerapan tekstur kulit tangan setiap partisipan. Akibatnya, kadar glukosa total setiap orang berbeda-beda.

7T 1 1 1 TT '1	1'1 ' 1 1	1 1		• •	/ 1.1 . 1 1	1 1\
Inhall Hacil	nradikei kadar	· while	INVOCIVA de	an non invocivo	Intediket altikoes a	larah l
Tabel L. Hash	DICUINSI Kauai	PIUNUSA	. IIIvasive u	an non-myasive	(prediksi glukosa d	iaiaiii
	I	<i>6</i>			(1	

	Participan	Invasive	GLCM-Regresi		GLCM-JST	
No		Glukosa Ref	PGD	Selisi	PGD	Selisi
		(mg/dl)	(mg/dl)	Selisi	(mg/dl)	
1	Sampel 1	184	128	56	163	21
2	Sampel 2	84	101	17	81	3
3	Sampel 3	81	136	55	73	8
4	Sampel 4	218	160	58	218	0
5	Sampel 5	84	127	43	86	2
6	Sampel 6	111	161	50	127	16
7	Sampel 7	86	142	56	98	12
8	Sampel 8	84	102	18	75	9
9	Sampel 9	114	101	13	137	23
10	Sampel 10	75	132	57	93	18

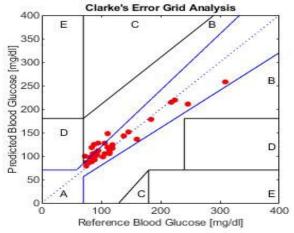
Data pada table 1 pengujian kedua metode GLCM -Linear Regresi dan GLCM- JST yang di terapkan pada 10 orang partisipan Hasil data terebut merupakan hasil prediksi kadar glukosa dengan teknik invasive dan non-invasive, yang menggunakan metode GLCM-Regresi, dari hasil data tersebut menunjukkan nilai error rata 37,7%, nilai error ini cukup besar sehingga hasil prediksi kadar glukosa darah bisa berdampak negative terhadap partisipan, perlu ada perlakuan untuk menurunkan kesalahan tersebut. dan GLCM -JST, menunjukkan error prediksi rata rata 10%, hasil pengujian bahwa GLCM – JST sangat baik untuk diimplementasikan untuk pemantauan kadar glukosa darah non-invasive.



Gambar 8. Hubungan antara nilai glukosa referensi dan glukosa prediksi dari Metode GLCM-Linear Regresi dan GLCM – JST.

Gambar 8 menunjukkan korelasi antara nilai glukosa darah dengan teknik invasif dan prediksi glukosa darah dengan teknik non-invasif menggunakan metode GLCM – Linear Regresi dan metode GLCM-JST, garis biru (mewakili data referensi) dan garis oranye (mewakili data prediksi GLCM-Lnear Regresi) menunujukkan gap antara garis jauh menbuktikan hasil prediksi glukosa darah memiliki error yang besar dengan selisi rata rata 42 mg/dl dan garis Kuning (mewakili metode GLCM-JST) menunjukkan bahwa gap antara prediksi dan referensi sangat sedikit sehingga nilai eror sangat rendah dibuktikan dengan nilai selisih rata rata 11 mg/dl, hal ini membuktikan bahwa metode ini memberikan hasil yang sangat baik

Dengan menggunakan metode analisis Clarke-Error Grid Analysis (C-EGA), digunakan untuk menganalisis tingkat akurasi secara klinis dimana C-EGA mengklasifikasi dengan nilai kadar glukosa berdasarkan lima zona A berada pada nilai kadar glukosa akurat secara klinis dan menyimpang 20% dari nilai referensi pada kisaran hypoglikemik (70 mg/dl), zona B merupakan hasil pengukuran kadar glukosa yang terletak diatas dan dibawah nilai A yang menyimpang dari nilai referensi bertambah 20% kategori tidak berbahaya secara klinis, sehingga Zona A dan B merupakan nilai yang akurat dan dapat diterima secara klinis, nilai yang masuk pada zona C merupakan nilai yang berlebihan dan penyimpangan dari referensi, perlu perbaikan agar tidak menyebabkan kesalahan yang besar, untuk nilai pada zona D merupakan nilai hasil pengukuran kegagalan mendeteksi sehingga nilainya jauh dari nilai referensi dan nilai tidak diterima secara klinis dan nilai yang masuk pada zona E merupakan nilai kadar glukosa darah yang salah[18]. Zona A berada pada nilai kadar glukosa normal (≤70 mg/dl) ±20%, Zona B berada pada nilai kadar glukosa 70 − 180 mg/dl + 20%, Zona C berada pada nilai kadar glukosa > 180 mg/gl, Zona D dan E nilai yang jauh menyimpang dari referensi [19]. Berdasarkan data pengujian prediksi glukosa darah dan dianalisis menggunakan Clarke-EGA, hasil analisi diplot seperti pada gambar 9 berikut:



Gambar 9. Clarke-EGA Analisis

Gambar 9. Analisis EGA didasarkan pada kadar glukosa darah yang menentukan nilai persentase yang bergantung pada akurasi. Akurasi klinis diklasifikasikan untuk usia 20-60 tahun, sebagai berikut: Zona A bernilai 81,08 % (30 peserta), Zona B bernilai 19,92 % (6 peserta), Zona C bernilai 0 %, Zona D bernilai 0 %, dan zona E memiliki nilai 0%. Hal ini menunjukkan bahwa semua nilai hasil berada di zona A yang dapat diterima secara medis, dan yang berada di zona B perlu mendapat perhatian untuk pengembangan metode GLCM-ANN agar lebih akurat. Temuan ini mengungkapkan bahwa kinerja yang konsisten dari metode noninvasif adalah layak digunakan untuk memprediksi kadar glukosa darah non-invasive

4. KESIMPULAN

Penelitian yang diusulkan dengan metode Regresi dan JST yang dikembangkan pengontrol cerdas yang inovatif untuk memprediksi kadar glukosa darah non-invasive. Dalam penelitian ini kadar glukosa dapat diidentifikasi melalui pengolahan citra. Untuk menganalisis gambar dan mengidentifikasi lokasi berbeda dalam gambar, gray level co-occurrence matrix (GLCM) telah diterapkan untuk menghilangkan area pemrosesan yang tidak penting. Metode Regresi dan Jaringan syaraf tiruan (JST) digunakan dalam penelitian ini untuk melatih dan menguji tekstur tangan untuk mengidentifikasi kadar glukosa darah, hasil menunjukkan bahwa GLCM-JST layak untuk diimplementasikan untuk memprediksi kadar glukosa darah. Metode Clarke EGA menggambarkan akurasi yang dapat diterima untuk diterapkanuntuk memprediksi kadar glukasa darah dengan teknik non-invasif.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis juga mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas komentar dan saran yang bermanfaat dari para pengulas, yang telah meningkatkan presentasi.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Zheng *et al.*, "Highly-sensitive and reflective glucose sensor based on optical fiber surface plasmon resonance," *Microchem. J.*, vol. 157, no. February, p. 105010, 2020, doi: 10.1016/j.microc.2020.105010.
- [2] X. Dong *et al.*, "Influence of blood glucose level on the prognosis of patients with diabetes mellitus complicated with ischemic stroke," no. 65, pp. 1–7, 2018, doi: 10.4103/1735-1995.223951.
- [3] K. S. P and S. Am, "A study on the glycemic, lipid and blood pressure control among the type 2 diabetes patients of north Kerala, India," *Indian Heart J.*, vol. 70, no. 4, pp. 482–485, 2018, doi: 10.1016/j.ihj.2017.10.007.
- [4] A. Kerimi, H. Nyambe, S. Alison, P. Ebun, O. Julia, and S. G. Yala, "Nutritional implications of olives and sugar: attenuation of post- prandial glucose spikes in healthy volunteers by inhibition of sucrose hydrolysis and glucose transport by oleuropein," *Eur. J. Nutr.*, vol. 58, no. 3, pp. 1315–1330, 2019, doi: 10.1007/s00394-018-1662-9.
- [5] C. Beehan-quirk *et al.*, "Investigating the effects of fatigue on blood glucose levels implications for diabetes," *Transl. Metab. Syndr. Res.*, 2020, doi: 10.1016/j.tmsr.2020.03.001.
- [6] K. Ogurtsova *et al.*, "IDF Diabetes Atlas: Global estimates for the prevalence of diabetes for 2015 and 2040," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 128, pp. 40–50, 2017, doi: 10.1016/j.diabres.2017.03.024.
- [7] Y. Sun, Y. Song, C. Liu, and J. Geng, "Saudi Journal of Biological Sciences Correlation between the glucose level and the development of acute pancreatitis," *Saudi J. Biol. Sci.*, vol. 26, no. 2, pp. 427–430, 2019, doi: 10.1016/j.sjbs.2018.11.012.
- [8] S. R. Chinnadayyala, J. Park, A. T. Satti, D. Kim, and S. Cho, "Minimally invasive and continuous glucose monitoring sensor based on non-enzymatic porous platinum black-coated gold microneedles," *Electrochim. Acta*, vol. 369, p. 137691, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.electacta.2020.137691.
- [9] H. Zhang, Z. Chen, J. Dai, W. Zhang, Y. Jiang, and A. Zhou, "A low-cost mobile platform for whole blood glucose monitoring using colorimetric method," *Microchem. J.*, vol. 162, no. October 2020, p. 105814, 2021, doi: 10.1016/j.microc.2020.105814.
- [10] S. Ghosal, A. Kumar, V. Udutalapally, and D. Das, "glucam: Smartphone based blood glucose monitoring and diabetic sensing," *IEEE Sens. J.*, vol. 21, no. 21, pp. 24869–24878, 2021.
- [11] C. Hernandez-Matas, A. A. Argyros, and X. Zabulis, Retinal image preprocessing, enhancement, and registration. Elsevier Ltd., 2019.

- [12] D. Koundal and B. Sharma, Advanced neutrosophic set-based ultrasound image analysis. Elsevier Inc., 2019
- [13] M. A. Jardine, J. A. Miller, and M. Becker, "Coupled X-ray computed tomography and grey level co-occurrence matrices as a method for quantification of mineralogy and texture in 3D," *Comput. Geosci.*, vol. 111, pp. 105–117, 2018, doi: 10.1016/j.cageo.2017.11.005.
- [14] I. Pantic, D. Dimitrijevic, D. Nesic, and D. Petrovic, "Gray level co-occurrence matrix algorithm as pattern recognition biosensor for oxidopamine-induced changes in lymphocyte chromatin architecture," J. Theor. Biol., vol. 406, pp. 124–128, 2016, doi: 10.1016/j.jtbi.2016.07.018.
- [15] P. K. Bhagat, P. Choudhary, and K. M. Singh, A comparative study for brain tumor detection in MRI images using texture features. Elsevier Inc., 2019.
- [16] D. N. Agus Perdana Windarto, M. S. H. Anjar Wanto, Frinto Tambunan, M. R. L. Muhammad Noor Hasan Siregar, and D. N. Solikhun, Yusra Fadhillah, Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi, vol. 53, no. 9. 2019
- [17] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and S. Solikhun, "Implementasi JST pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum dan Konvensional dengan Backpropagation," J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 5, no. 4, p. 411, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854767.
- [18] Chowdhury, K., Srivastava, A., Sharma, N., & Sharma, S. (2015). Error Grid Analysis of Reference and Predicted Blood Glucose Level Values as Obtained from the Normal and Prediabetic Human Volunteers. American Journal of Biomedical Engineering, 5(1), 6–14. https://doi.org/10.5923/j.ajbe.20150501.02
- [19] H. T. Ho, W. K. Y. Yeung, and B. W. Y. Young, "Evaluation of 'point of care' devices in the measurement of low blood glucose in neonatal practice," Arch. Dis. Child. Fetal Neonatal Ed., vol. 89, no. 4, pp. 356–360, 2004, doi: 10.1136/adc.2003.033548