

Rancang Bangun Alat Pengukur Kadar Glukosa Darah Secara Non-Invasive Menggunakan Sensor Oxymetri

¹Rista Dwi Novian Adiningsih, ²Kemalasari, ³Firman Arifin, ⁴Budi Nur Iman

¹D4 Teknik Elektronika, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya

^{2 3 4}Teknik Elektronika, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya

¹ristadna@gmail.com, ²kemala@pens.ac.id, ³firmanits@gmail.com, ⁴budieepis@gmail.com

Abstract - Diabetes mellitus (DM) is one of the most serious illnesses that suffered by many people. According to the data center and information from the Indonesian Ministry of Health in 2013, there were 12 million people in Indonesia have diabetes mellitus. Where everyone has the same opportunity to get this disease if they do not maintain their lifestyle and what they eat. In addition, a routine check of blood glucose is also important. Because measurement usually have to hurt the body (invasive), making people reluctant to check their blood glucose levels. So that a measure of non-invasive blood glucose levels is developed, without injuring the body. In this final project, the author use oxymetry sensors to measure blood glucose levels. This final project uses the work principles of photodiodes, infrared and red LEDs that have light absorption by the physical properties of blood glucose molecules. Then look for the Linear Regression equation from the relationship between the AC and DC voltage ratio values from red led and infrared (R) with blood glucose levels reference. Where the equation obtained from the data is using log linear regression with an average error 6-8%. But This equation cannot be generalized for similiar cases with different data. Where the final results of the Clarke Error Grd Analysis shows that the predicted blood glucose levels do not have significant accuracy for the diagnosis of medical actions that need to be performed on the patient, but have a high probability of being accurate if more sample data is collected.

Keywords: Blood Glucose levels, Non-Invasive, Oxymetri Sensors, Linear Regression Method, Clarke Error Grid Analysis.

Abstrak—Diabetes Melitus (DM) merupakan salah satu penyakit berat yang banyak diderita oleh banyak orang. Menurut pusat data dan informasi Kementerian Kesehatan RI pada tahun 2013, penderita diabetes mellitus di Indonesia mencapai 12 juta orang. Dimana setiap orang memiliki kesempatan yang sama untuk terkena penyakit tersebut jika tidak menjaga pola hidup dan pola makan. Selain itu pemeriksaan rutin terhadap glukosa darah juga penting. Dikarenakan pemeriksaan biasanya harus melukai tubuh (invasive), membuat orang sulit untuk memeriksa kadar glukosa darahnya. Sehingga mulai dikembangkanlah pengukur kadar glukosa darah secara non-invasive, tanpa melukai tubuh. Pada tugas akhir ini, penulis menggunakan sensor oxymetri untuk mengukur kadar glukosa darah. Proyek akhir ini menggunakan prinsip kerja dari photodiode dan infrared serta Led merah yang akan mengalami absorpsi cahaya oleh sifat fisis dari molekul glukosa darah. Kemudian mencari persamaan Linear Regression dari hubungan nilai Rasio tegangan AC dan DC dari red led dan infrared (R) dengan kadar glukosa darah referensi. Dimana

persamaan yang didapatkan dari data adalah menggunakan log linier regression dengan rata-rata error mencapai 6-8%. Namun persamaan ini tidak bisa digeneralisasi untuk kasus serupa dengan data yang berbeda. Dimana hasil akhir dari Clarke Error Grid Analysis menunjukkan bahwa kadar glukosa prediksi belum memiliki keakuratan signifikan untuk dilakukan diagnosa tindakan medis yang perlu dilakukan kepada pasien, namun memiliki kemungkinan besar untuk menjadi akurat jika dilakukan pengambilan data sample yang lebih banyak.

KataKunci: Kadar Glukosa Darah, Non-Invasive, Sensor Oxymetri, Metode Linear Regression, Clarke Error Grid Analysis

I. Pendahuluan

Pengukuran kadar glukosa darah secara non-invasive semakin banyak dipelajari dan dikembangkan oleh banyak peneliti. Hal tersebut mengingat banyaknya manfaat yang bisa diambil daripada metode konvensional biasanya. Dimana terdapat pendekatan yang paling umum yaitu dengan menggunakan deteksi optik atau metode pemindaian optik. Pada jurnal "Optical Based Noninvasive Glucose Monitoring Sensor Prototype" oleh Shyqyri Haxha pada tahun 2016, membahas mengenai rancang bangun dari sistem pemantauan glukosa secara noninvasive berdasarkan spectroscopy optic untuk menentukan kadar glukosa darah manusia. Dimana pengukuran diawali dengan meletakkan sampel yang akan diukur, dalam hal ini adalah jari telunjuk, diantara sumber cahaya NIR dan detektor. Data dari sensor dikonversi menggunakan ADC module. Lalu terjadi filter terhadap keluaran ADC module untuk membuang noise dan memprosesnya pada mikrokontroler menggunakan program algoritma yang sesuai dengan persamaan dari hukum Beer Lambert. Dimana hukum Beer Lambert memberikan formulasi matematis dari metode yang memungkinkan perhitungan absorbansi sampel dari konsentrasi dan ketebalan. Nilai absorbansi juga terkait dengan transmitansi. Hukum Beer-lamber adalah kombinasi dari dua hukum yang digabungkan untuk membentuk model matematika untuk mengekspresikan bagaimana cahaya diserap oleh materi.

(a)intensitas cahaya yang ditransmisikan menurun secara eksponensial ketika konsentrasi zat dalam larutan meningkat, dan (b) intensitas cahaya yang ditransmisikan berkurang secara eksponensial ketika jarak yang ditempuh melalui zat tersebut meningkat. Transmisi ini terkait dengan kedalaman optik dan absorptansi.

$$A = \epsilon cl \dots \dots \dots (1)$$

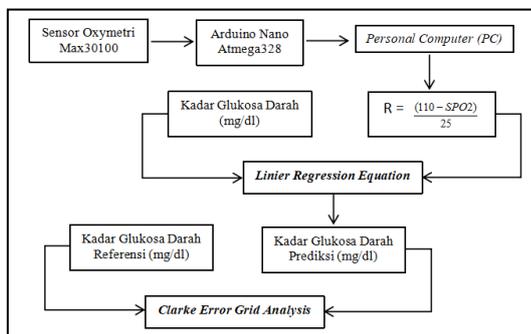
Keterangan:

- A=Absorbansi
- ϵ = Koefisien Absorptivitas molar
- C=Konsentrasi Molar

Dari persamaan diatas terdapat korelasi antara penyerapan dengan konsentrasi larutan. Karena konsentrasi gula darah atau tingkat glukosa serum dalam tubuh, mempengaruhi tingkat konsentarsi darah yang merupakan salah satu faktor penyebab terjadinya penyerapan cahaya. Hasil dari pengukuran ditampilkan pada LabVIEW Interface for Arduino (LIFA) module. Kemudian dilakukan pengujian terhadap hasil keluaran dari arduino secara in-vitro terlebih dahulu lalu pengujian secara in-vivo. Pengujian in-vitro berfungsi untuk mendapatkan rumus linear melalui metode linear regression dari keterkaitan antara tegangan output terhadap konsentrasi glukosa.

Dimana hubungan antara keduanya adalah semakin tinggi konsentrasi glukosa semakin tinggi tegangan output. Pengujian In-vivo menggunakan Clarke Grid Analysis demi mendapatkan efisiensi dan error dalam pengukuran kadar glukosa darah secara non-invasive dengan data invasive sebagai referensi [1]. Namun dalam pengujian secara in-vitro masih menggunakan sampel cairan glukosa yang diatur tingkat konsentrasinya. Untuk proyek akhir nanti akan dilakukan langsung pada tubuh manusia tanpa menggunakan sampel darah.

II. Metode Penelitian



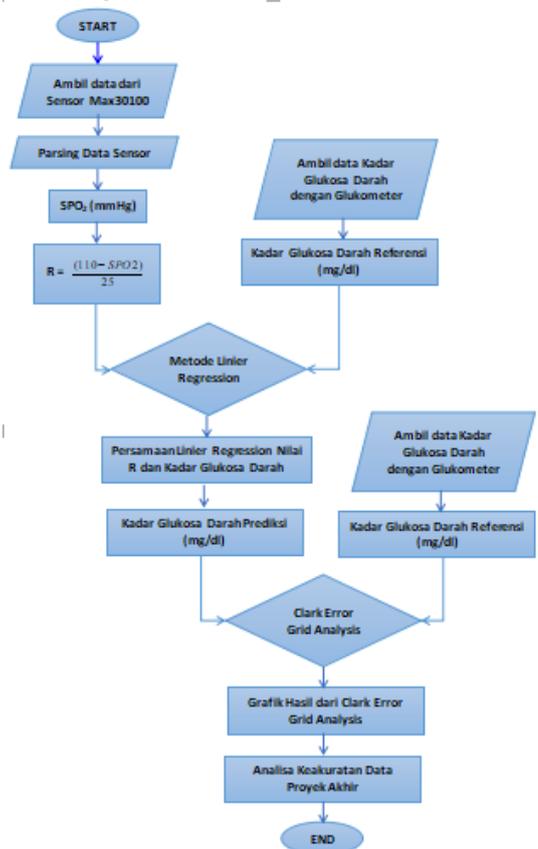
Gambar 1. Gambar Umum Sistem

Prinsip kerja sistem ini adalah Sensor Oxymetri Max30100 merupakan sensor pulse oxymetri yang dapat membaca kadar oksigen dalam darah (SPO2) dan menghitung heart rate (bpm) dari manusia. Proyek akhir ini membutuhkan data kadar oksigen dalam darah (SPO2) yang didalamnya terkandung unsur nilai R. Nilai R ini merupakan hasil dari perbandingan

tegangan AC dan DC milik Infrared Led dan Red Led. Untuk mendapatkan nilai R adalah dengan mengolah data SPO2 yang telah terbaca oleh mikrokontroler Arduino Nano Atmega328. Adapun pengolah nilai R dengan rumus seperti pada persamaan 1.

$$R = \frac{(110 - SPO2)}{25} \dots \dots \dots (2)$$

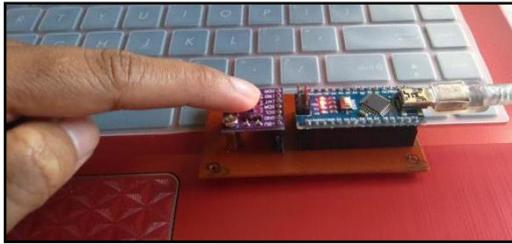
Setelah itu proses pengukuran R dan pengambilan sample kadar glukosa darah dilakukan bersama untuk satu orang yang sama. Data tersebut digunakan untuk mendapatkan persamaan Linier Regression. Persamaan tersebut menggambarkan hubungan linier antara nilai R dan kadar glukosa darah. Dimana dengan adanya persamaan Linier Regression maka akan didapatkan kadar glukosa darah prediksi. Dengan begitu akan dilakukan pengujian kembali untuk menganalisa hasil kadar glukosa darah prediksi dengan kadar glukosa darah referensi. Proses analisa tersebut menggunakan metode Clarke Error Grid Analysis



Gambar 2. Alur Proses Sistem

III. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pengujian Sensor Max30100



Gambar 3. Rangkaian Sensor Max30100

Setelah keluaran dari Sensor Oxymetri Max30100 dapat terbaca oleh software Arduino IDE, maka dilakukan pengujian dengan membandingkan data keluaran Max30100 dengan Pulse Oximeter Elitech yang merupakan alat medis yang sudah ada. Pengujian terhadap sensor oxymetri Max30100 dilakukan sebanyak 15 kali terhadap 15 sample berbeda untuk mengetahui tingkat akurasi. Pengambilan data dilakukan diwaktu dengan range sama, sehingga untuk data dari Max30100 dan Pulse Oximeter Elitech dapat dibandingkan. Pengukuran menggunakan Max30100 dilakukan dengan membuat rata-rata 75 nilai SPO₂ yang dihasilkan oleh sensor. Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan WPS Spreadsheet. Setelah dengan SPO₂ didapatkan, maka dilakukan perhitungan untuk mencari nilai R dengan rumus 2.1 sebagai berikut :

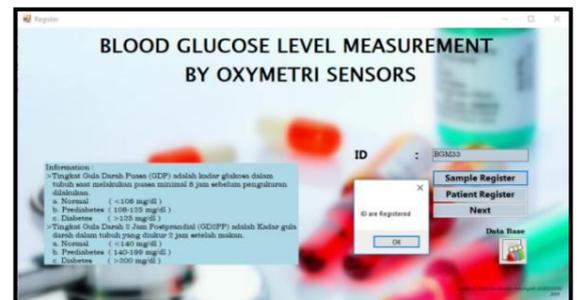
Tabel 1. Pengujian Sensor Oxymetri Max30100

No	Nama	Kadar Oksigen Darah		Error (%)	Nilai R	
		Max30100	Pulse Oximeter Elitech		Max30100	Pulse Oximeter Elitech
1.	Binti Nurodhoni Aulia	100	96	4	0,40	0,56
2.	Zainurrahman Wahyu Riyanto	97,67	98,00	0	0,49	0,48
3.	Umar Abdul Madjid	98,33	97,00	1	0,47	0,52
4.	Rista Dwi Novian Adiningsih	98,67	98,00	1	0,45	0,48
5.	Itsna Yulia Cahyani	96,67	99,00	2	0,53	0,44
6.	Elsa Nopitasari	98,00	99,00	1	0,48	0,44
7.	Fakhris Wafa Muhamad	98,00	97,00	1	0,48	0,52
8.	Zikri Nasution	99,67	97,00	3	0,41	0,52
9.	Gilang Bismar Giwanggono	96,67	97,00	0	0,53	0,52
10.	Faiz Hibatul Awwal	98,33	96,00	2	0,47	0,56

Dari hasil yang didapatkan pada Tabel 1 diatas dapat disimpulkan bahwa hasil nilai SPO₂ yang dihasilkan oleh Max30100 memiliki keakurasaan dengan nilai error relatif kecil.

3.2 Pengujian Graphic User Interface (GUI)

Graphic User Interface yang telah dibuat sudah terhubung ke protokol dari hardware dan Mysql Workbench 8.0 sebagai database yang akan menyimpan semua data pengukuran sample (data untuk mendapatkan persamaan linear antara nilai R dari SPO₂ dan kadar glukosa darah) dan pasien (data pengujian akhir dari proyek akhir). Hal ini untuk mempermudah pengolahan dan penyimpanan data.



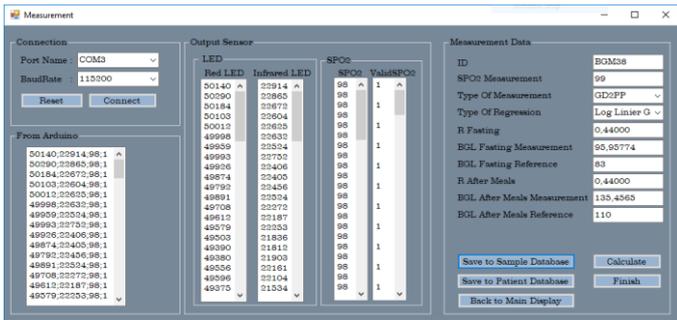
Gambar 4. Graphic Unit Interface Registrasi

Dari gambar 4 menunjukkan bahwa proses registrasi telah berhasil. Dengan begitu, maka ID telah tercatat di database. Dimana proses akan berlanjut saat ID sudah terdaftar, jika belum maka saat menekan tombol *Next* akan keluar pesan "ID not Registered".



Gambar 5. Graphic User Interface Medical Record Process

Pada gambar 5 diatas merupakan tampilan untuk *Medical Record*. Gambar diatas menunjukkan bahwa data identitas dari ID terkait telah berhasil *update* dan disimpan dalam database. Untuk *Load Data* sendiri, dapat diproses dengan memasukkan ID yang telah didaftarkan sebelum proses pengukuran dimulai. Sehingga pada saat perintah *Load Data* dijalankan maka GUI akan menampilkan data yang telah disimpan sebelumnya. Atau jika ada kesalahan maka bisa diperbaiki dan *update* kembali.



Gambar 6 Graphic User Interface Measurement

Pada tampilan diatas terdapat proses komunikasi hardware dengan protokol yang telah ditentukan, parsing data untuk mendapatkan nilai SPO₂, kemudian perhitungan untuk mendapatkan nilai R dan kadar glukosa prediksi menggunakan persamaan yang telah ditemukan.



Gambar 7 Graphic User Interface Database

Pada tampilan diatas terdapat pilihan *sample* dan *patient*, yang merupakan perintah untuk memanggil data yang telah tersimpan di masing-masing database. Jika proses telah selesai bisa menekan tombol "Quit" untuk keluar dari semua jendela GUI.

3.3 Pengambilan Data Sample

Untuk pengambilan data sample dilakukan dengan 32 orang berbeda. Dari 32 sukarelawan tersebut didapatkanlah hasil pengukuran berupa nilai SPO₂ dan kadar glukosa darah referensi menggunakan alat medis *Easy Touch*. Nilai SPO₂ sendiri akan menghasilkan nilai R yang merupakan rasio dari tegangan AC dan DC dari masing-masing Led. Untuk mendapatkan nilai R dapat dihitung menggunakan rumus pada persamaan 2.1. Pada Tabel 2 berikut merupakan hasil pengukuran yang telah dilakukan.

Tabel 2. Data Sample

ID	R (GDP)	GDP (mg/dl)	R (GD2PP)	GD2PP (mg/dl)
BGM01	0,70667	73	0,49333	85
BGM02	0,48000	87	0,48000	143
BGM03	0,44000	82	0,46667	111
BGM04	0,41387	77	0,44000	99
BGM05	0,44000	77	0,40000	85
BGM06	0,49333	99	0,41333	82
BGM07	0,50667	88	0,44000	102
BGM08	0,41333	70	0,57333	122
BGM09	0,40000	69	0,46667	108
BGM10	0,40000	85	0,50667	99
BGM11	0,50667	80	0,46667	96
BGM12	0,41333	72	0,45333	100
BGM13	0,56000	416	0,48000	470
BGM14	0,41333	85	0,45333	192
BGM15	0,54667	77	0,41333	251
BGM16	0,49333	118	0,40000	271

ID	R (GDP)	GDP (mg/dl)	R (GD2PP)	GD2PP (mg/dl)
BGM17	0,44000	112	0,54667	245
BGM18	1,05333	313	0,84000	534
BGM19	0,44000	264	0,50667	377
BGM20	0,45333	99	0,44000	137
BGM21	0,50667	239	0,56000	412
BGM22	0,53333	171	0,81333	334
BGM23	0,45333	137	0,40000	253
BGM24	0,49333	221	0,49333	295
BGM25	0,49333	72	0,44000	132
BGM26	0,42667	80	0,40000	92
BGM27	0,44000	94	0,41333	118
BGM28	0,44000	71	0,42667	101
BGM29	0,57333	83	0,64000	118
BGM30	0,42667	92	0,49333	99
BGM31	0,42667	94	0,41333	87
BGM32	0,56000	83	0,45333	138

Ke mudi

an dari data yang telah didapatkan, dilakukan proses analisis regresi yang secara umum merupakan analisa mengenai ketergantungan variabel dependen (terikat) dengan satu atau lebih variabel independen (variabel penjelas/bebas), dengan tujuan untuk mengestimasi dan/atau memprediksi rata-rata populasi atau nilai rata-rata variabel dependen berdasarkan nilai variabel independen yang diketahui[2].

3.4 Pengujian Metode Regresi Terhadap Data Sample

Pada proses ini, data yang telah didapatkan pada Tabel 4 diurutkan sesuai nilai R nya dari yang terkecil hingga terbesar. Sehingga untuk urutan variabel ID dan kadar glukosa mengikuti dari urutan nilai R. Setelah itu dilakukan analisa menggunakan aplikasi IBM SPSS Statistics 25 untuk analisis regresi. Berikut hasil yang didapatkan dari analisa regresi antara nilai R (Independents) dan kadar glukosa darah puasa (GDP) serta nilai R (Independents) dengan kadar glukosa darah 2 jam setelah makan (GD2PP).

Berikut merupakan model persamaan regresi yang didapatkan dan diuji :

Linier Regression :

$$GDP = 312,984R - 33,160 \dots\dots\dots (3)$$

$$GD2PP = 649,324R - 133,086 \dots\dots\dots (4)$$

Log Linier Regression :

$$GDP = 0,757R + 1,649 \dots\dots\dots (5)$$

$$GD2PP = 1,170R + 1,617 \dots\dots\dots (6)$$

Tabel 3. Pengujian Metode Regresi

Persamaan	Pengujian Persamaan Linier		
	R ²	Uji F	Uji t
Regresi Linier			
GDP	0,215	0,008	0,008
GD2PP	0,300	0,001	0,001
Regresi Log Linier			
GDP	0,192	0,012	0,012
GD2PP	0,243	0,004	0,004

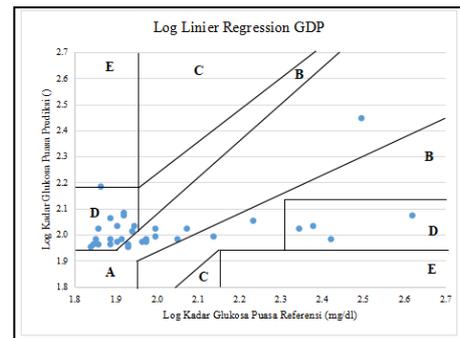
3.5 Perhitungan Kadar Glukosa Prediksi

Dari persamaan yang didapatkan, kemudian melakukan perhitungan untuk kadar glukosa prediksi terhadap data sample yang telah didapatkan. Dengan begitu akan didapatkan nilai error dari model persamaan regresi dalam menentukan nilai kadar glukosa prediksi. Dimana perhitungan menggunakan data sample yang telah didapatkan sejumlah 32 sukarelawan.

Untuk persamaan regresi linier biasa (persamaan 3) mencari kadar glukosa puasa prediksi memiliki error yang sangat besar. Dimana prosentase error yang paling besar adalah 158% dengan rata-rata error sebesar 38%. Sedangkan perhitungan dilakukan dengan menggunakan regresi log linier (persamaan 5) memiliki error yang relatif kecil dengan prosentase error paling besar adalah 21% dengan rata-rata error sebesar 6%. Untuk persamaan regresi linier biasa (persamaan 4) mencari kadar glukosa 2 jam setelah makan prediksi memiliki error yang sangat besar. Dimana prosentase error yang paling besar adalah 139% dengan rata-rata error sebesar 51%. Sedangkan perhitungan dilakukan dengan menggunakan regresi log linier (persamaan 6) memiliki error yang relatif kecil dengan prosentase error paling besar adalah 18% dengan rata-rata error sebesar 8%. Hasil diatas menunjukkan bahwa metode regresi log linier menunjukkan hasil yang lebih baik daripada regresi linier. Hal tersebut dilihat dari rata-rata error hasil kadar glukosa prediksi.

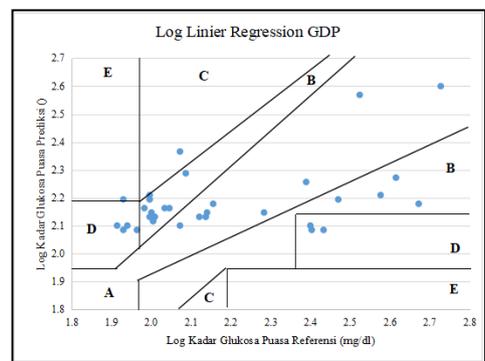
3.6 Metode Clarke Error Grid Analysis

Kadar glukosa darah dalam tubuh memiliki pengaruh terhadap kesehatan manusia. Kesehatan tersebut bisa baik saat kadar glukosa darah dalam manusia sesuai dengan kadar normal. Namun jika kadar glukosa darah melebihi batas kadar glukosa darah, maka memiliki kemungkinan ataupun sudah terdiagnosa penyakit diabetes. Sesuai dengan tujuan dari adanya proyek akhir ini, yaitu bisa mengukur kadar glukosa darah dengan variabel nilai R, maka dibuatlah model persamaan regresi. Dengan persamaan tersebut ditemukanlah kadar glukosa darah prediksi. Dari nilai kadar glukosa darah prediksi, maka bisa dilakukan evaluasi kepentingan medis yang dilakukan [3]. Berikut merupakan grafik Clarke Error Grid Analysis dari masing-masing persamaan beserta analisisnya.



Gambar 8. Log Linier Regression GDP

Pada grafik gambar 8 menunjukkan analisis Clarke Error Grid berdasarkan *blood glucose level* relevan yang menentukan akurasi nilai proporsional dependen dikelompokkan sebagai berikut : Zona A=31,25% , Zona B = 6,25%, dan Zona C-E = 62,5%.



Gambar 9 Log Linier Regression GD2PP

Pada grafik gambar 9 menunjukkan analisis Clarke Error Grid berdasarkan *blood glucose level* relevan yang menentukan akurasi nilai proporsional dependen dikelompokkan sebagai

berikut : Zona A=28,125% , Zona B = 43,75%, dan Zona C-E = 28,125%.

Sehingga dapat dikatakan bahwa prediksi nilai kadar glukosa darah yang berbeda dengan nilai kadar glukosa darah referensi lebih dari 20%. Dalam zona ini lebih dekat dengan nilai kadar glukosa darah yang keliru secara medis akan tetapi pengawasan medis memiliki kemungkinan tinggi untuk menjadi akurat.

IV. Kesimpulan

Setelah menyelesaikan semua tahap dari perancangan hingga analisa akhir, maka didapatkanlah kesimpulan sebagai berikut :

- a. Terdapat hubungan antara nilai R yang merupakan rasio perbandingan tegangan AC dan DC masing-masing Led terhadap kadar glukosa darah dengan keakuratan koefisien determinansi paling besar adalah 0,300.
- b. Penggunaan sensor oxymetri Max30100 memiliki keakuratan dan efisiensi yang baik.
- c. Model persamaan linier regresi yang memiliki rata-rata error relatif kecil adalah log linier regresi.
- d. Penyebaran data sample dipengaruhi oleh proses pengambilan data dan kondisi pasien.

- e. Model persamaan regresi yang ada pada proyek akhir ini tidak bisa di generalisasi untuk data lain kasus yang lain. Hal tersebut dikarenakan data sample hanya sebatas minimal yang menyebabkan persamaan yang dihasilkan masih belum akurat dengan error rata-rata diatas 6-20 %.
- f. Kadar glukosa darah prediksi yang dihasilkan belum memiliki keakuratan yang signifikan akan tetapi pengawasan dari segi medis masih bisa dilakukan kepada pasien.

V. Daftar Pustaka

- [1] Shyqyri Haxha & Jaspreet Johja. 2016. *Optical Based Noninvasive Glucose Monitoring Sensor Prototype*. IEEE Photonics Society. Amerika Serikat.Hlm3.
- [2] Prof.Dr.H.Ghozali, Imam , M.Com, Akt. 2006. *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program SPSS*. Baan Penerbit Universitas Diponegoro.Semarang.Hlm 81.
- [3] Md Koushik Chowdhury & Anuj Srivastava & Neeraj Sharma & Shiru Sharma. 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.India.