

Analisis Perimeter Luka Diabetes Menggunakan Pixel Per Metric

Diabetes Wound Perimeter Analysis Using Pixel Per Metric

Wien Fitriani Roshandri*¹, Ema Utami², Agung Budi Prasetyo³

¹STIK Muhammadiyah Pontianak; Jl. Sungai Raya Dalam, Pontianak

^{2,3}Magister Teknik Informatika, Universitas AMIKOM, Yogyakarta

e-mail: *wien@stikmuhptk.ac.id, ema.u@amikom.ac.id, agungbp@amikom.ac.id

Abstrak

Penelitian dilakukan untuk menguji akurasi perimeter luka diabetes berbasis pixel perimetric (PPM) menggunakan canny edge, gaussian filter, streamlit, OpenCV, Python dan aruco marker. K-Means digunakan untuk mendeteksi, klasifikasi dan segmentasi tiga jenis luka yaitu granulation, necrotics dan slough. Gambar luka diambil langsung pada pasien sehingga dataset adalah data primer. Uji akurasi dilakukan dengan membandingkan pengukuran manual terhadap perhitungan digital. Pengukuran manual menggunakan mika sebagai sketsa. Benang digunakan untuk mengarsir sketsa mika dan panjang benang akan diukur menggunakan penggaris. Aruco marker digunakan sebagai referensi panjang objek. Hasil penelitian dari 7 sample data mendapatkan rata-rata error akurasi minimal 0.49 % dan maksimal 5.75%. Hal ini dipengaruhi berbagai faktor diantaranya validasi hasil ukur manual yang masih kurang teliti, ketajaman gambar dan kalibrasi camera. Dari ketiga jenis *tissue* luka yaitu granulasi adalah jenis yang paling dapat diidentifikasi, disusul slough dan yang paling sulit diidentifikasi adalah necrosis. Kesimpulan penelitian adalah hasil uji akurasi sudah mendapatkan nilai yang sesuai dengan batasan masalah yaitu akurasi diatas 90%, dengan nilai uji Independent T test homogen adalah $t_{hitung} < t_{tabel}$ setara dengan $0.005535 < 2.228$ dengan deviasi $\sigma = 0.05$ sehingga disimpulkan tidak terdapat perbedaan signifikan pada dua buah nilai variable pengukuran manual terhadap pengukuran digital planimetry. Penelitian selanjutnya dapat melakukan uji akurasi dengan metode *artificial intelligence deep learning* dengan dataset sample seperti uNet, SegNet, dan metode lainnya.

Kata kunci— *Digital planimetry, luka diabetes, aruco marker, python, OpenCV*

Abstract

The study was conducted to test the accuracy of pixel perimetric (PPM)-based diabetic wound perimeter using canny edge, gaussian filter, streamlit, OpenCV, Python and aruco marker. K-Means is used to detect, classify and segment three types of wounds namely granulation, necrotics and slough. Images of wounds are taken directly on the patient so the dataset is primary data. Accuracy tests are carried out by comparing manual measurements against digital calculations. Manual measurements use mica as a sketch. The thread is used to shade the mica sketch and the length of the thread will be measured using a ruler. Aruco markers are used as a reference to the length of the object. The results of the study from 7 sample data received an average accuracy error of at least 0.49% and a maximum of 5.75%. This is influenced by various factors including validation of manual measuring

results that are still less thorough, sharpness of the image, and calibration of the camera. Of the three types of tissue wounds, granulation is the most identifiable type, followed by slough, and the most difficult to identify is necrosis. The study concludes that the results of the accuracy-test have obtained a value that is in accordance with the problem limit, namely accuracy above 90%, with the independent T-test value homogeneous test is $t_{hitung} < t_{tabel}$ equivalent to $0.005535 < 2.228$ with a deviation of $\alpha = 0.05$ so that it is concluded that there is no significant difference in the two-variable values of manual measurement to digital planimetry measurements. Further research can then test accuracy with artificial intelligence deep learning methods with sample datasets such as uNet, SegNet, and other methods.

Keywords— *Digital planimetry, diabetic wound, aruco marker, python, OpenCV*

1. PENDAHULUAN

Diabetes adalah salah satu penyakit berbahaya No.6 yang banyak menyebabkan kematian di Indonesia. Jumlah penderitanya berusia rentang dari 20 – 76 tahun diperkirakan lebih dari 10,3 juta penderita [1]. Menurut [2] sekitar 425 juta orang menderita diabetes melitus, 123 juta orang diantaranya di atas usia 65 tahun dan 327 juta orang berusia diantara 20-64 tahun. Jumlah ini meningkat dari tahun 2015 yang sebesar 415 juta jiwa dan diperkirakan akan terus meningkat sebesar 48% yakni 629 juta jiwa di tahun 2019. Hasil Riset Kesehatan Dasar [3] prevalensi diabetes melitus di Indonesia pada penduduk umur lebih dari 15 tahun terjadi peningkatan 6,9% (2013) menjadi 8,5% (2018). Prevalensi diabetes yang terdiagnosis tertinggi terdapat di daerah DKI Jakarta (3,4%) diikuti KALTIM (3,3%). Penderita diabetes diperkirakan akan mengalami kejadian seumur hidup atau tidak disembuhkan antara 15-25% [4]

Diabetes ulcer adalah luka yang disebabkan oleh komplikasi kronik dari diabetes melitus pada penderita diabetes. Pengukuran luka diabetes masih dilakukan dengan cara manual dengan langsung meletakkan alat ukur/penggaris di luka pasien kemudian di foto menggunakan kamera digital. Hal ini dapat menyebabkan infeksi luka karena penggaris yang ditempelkan ke luka akan menjadi pengantar bakteri. Luka yang diukur pada Gambar 1 menggunakan cara manual dapat menyebabkan tidak akuratnya hasil ukur ditampilkan pada gambar 2. Hasil ukur luka juga mempengaruhi metode pengobatan selanjutnya, besar kecil luka akan diperlakukan dengan metode pengobatan yang berbeda. Untuk itu diperlukan metode digitalisasi dan dokumentasi luas luka yang akurat. Pengkajian luka dengan pendekatan citra digital atau dikenal dengan istilah digital planimetry [5].

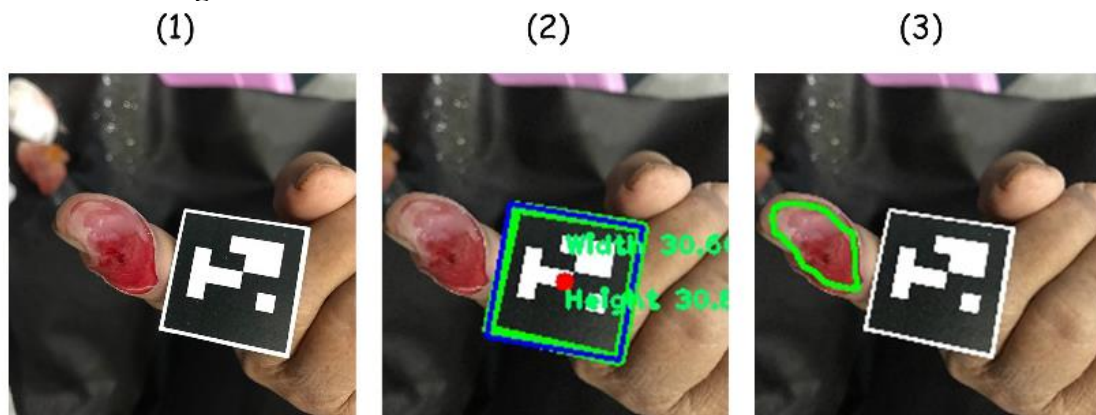


Gambar 1 Pengukuran manual pada luka diabetes.



Gambar 2 Pengukuran panjang dan lebar luka secara manual tidak akurat.

Metode yang digunakan didalam penelitian ini adalah pengkajian *two dimensional assessment* dapat dilihat pada Gambar 1.1 [6] dengan teknik *fotograph pixel per metric* [7]. Pada gambar 3 digunakan teknik garis tepi (*contour image*) juga digunakan untuk menentukan batas tepi dari luka dan juga digunakan untuk menganalisa batas luka dan kulit agar lebih akurat dalam pengukuran batas luka dan kulit diabetic ulcer [8]. Aruco marker digunakan untuk referensi alat ukur sehingga akurasi alat ukur dan pixel pada gambar luka bisa dapat diidentifikasi dengan akurat.



Gambar 3 (1) Gambar luka diabetes sebelum diproses, (2) Gambar luka setelah dilakukan deteksi aruco marker, (3) Deteksi tepi pada luka diabetes.

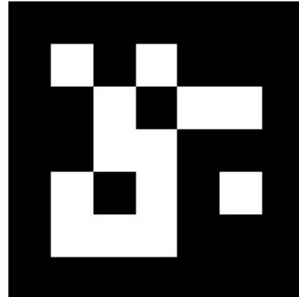
Pada gambar 4 Aruco digunakan untuk melakukan kalibrasi kamera, estimasi ukuran objek, mengukur jarak kamera dan objek, posisi sumbu 3D, orientasi objek, robotika dan navigasi serta banyak kegunaan lainnya [9]. Aruco sudah terdapat didalam library OpenCV sehingga tidak perlu menambahkan library khusus untuk menggunakannya. Library aruco digunakan untuk mengenalkan aruco terhadap objek dengan *library* pengenalan sebagai berikut :

`cv2.aruco.DICT_NxN_M,`

Dimana nilai NxN adalah ukuran bit 2D dari penanda ArUco. Sebagai contoh, untuk 6×6 memiliki total 36 bit. Diikuti dengan nilai integer M untuk menentukan jumlah total ID

ArUco unik yang dapat dihasilkan dengan library tersebut. Pada penelitian ini kami menggunakan library

```
aruco_dict = cv2.aruco.Dictionary_get(cv2.aruco.DICT_5X5_50)
```

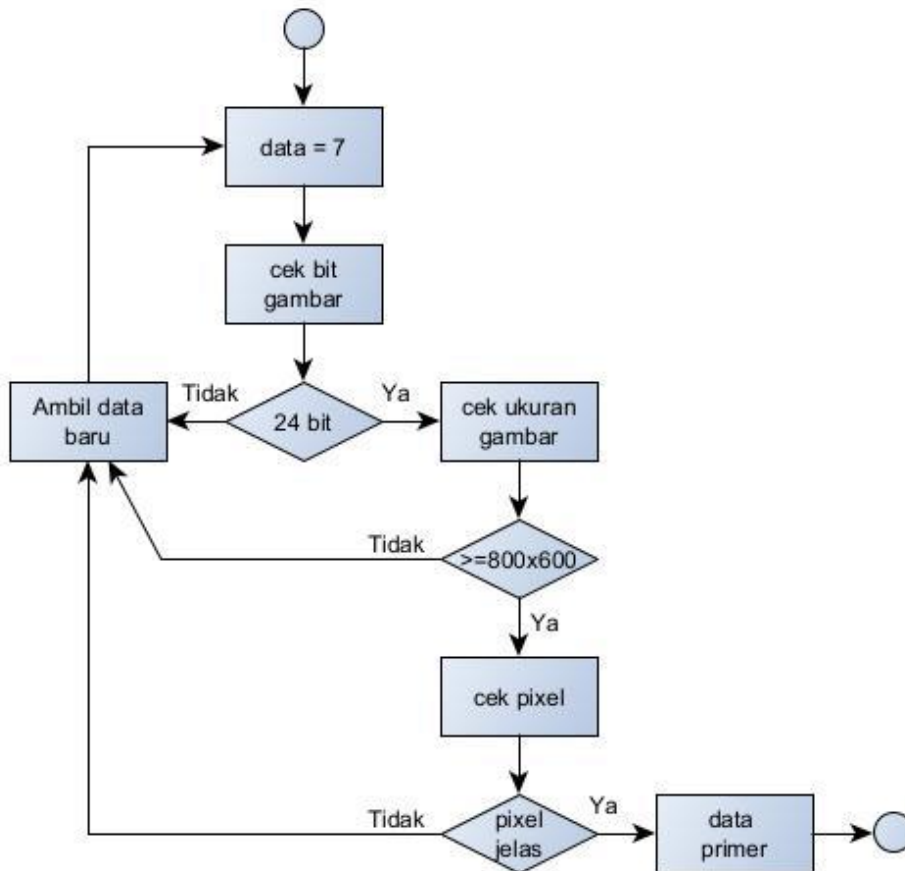


Gambar 4 Membuat marker ArUco dengan OpenCV. Marker menggunakan kamus 5×5 dengan 100 kemungkinan ID unik. Marker khusus ini memiliki ID 24.

2. METODE PENELITIAN

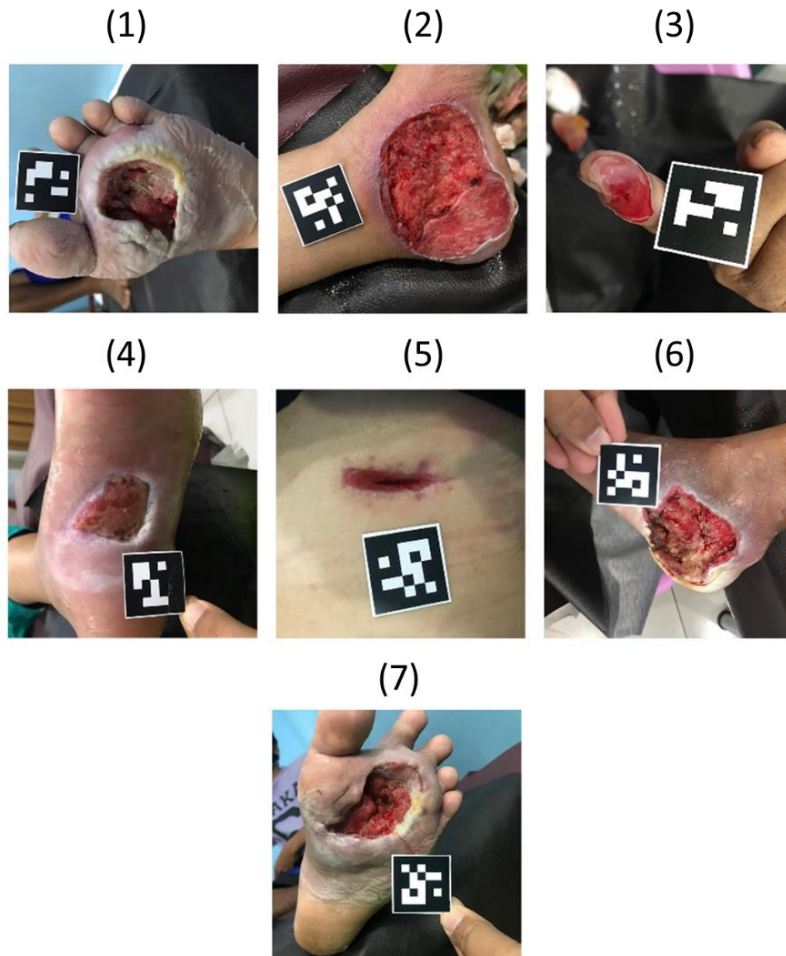
2.1 Metode Pengumpulan Data

Data primer gambar luka pada penelitian ini sebanyak 7 gambar luka, proses pengambilan data ini dapat dilihat pada Gambar 5.



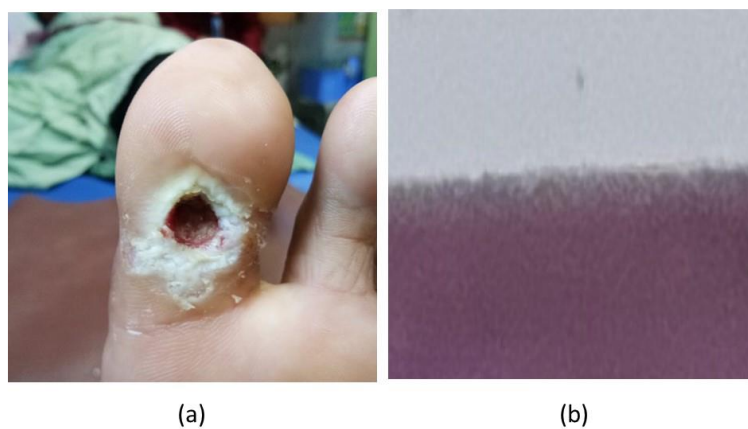
Gambar 5 Proses seleksi pengambilan sample luka.

Terdapat 7 sample data primer yang diambil dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6 Sample data primer sebanyak 7 luka diabetes.

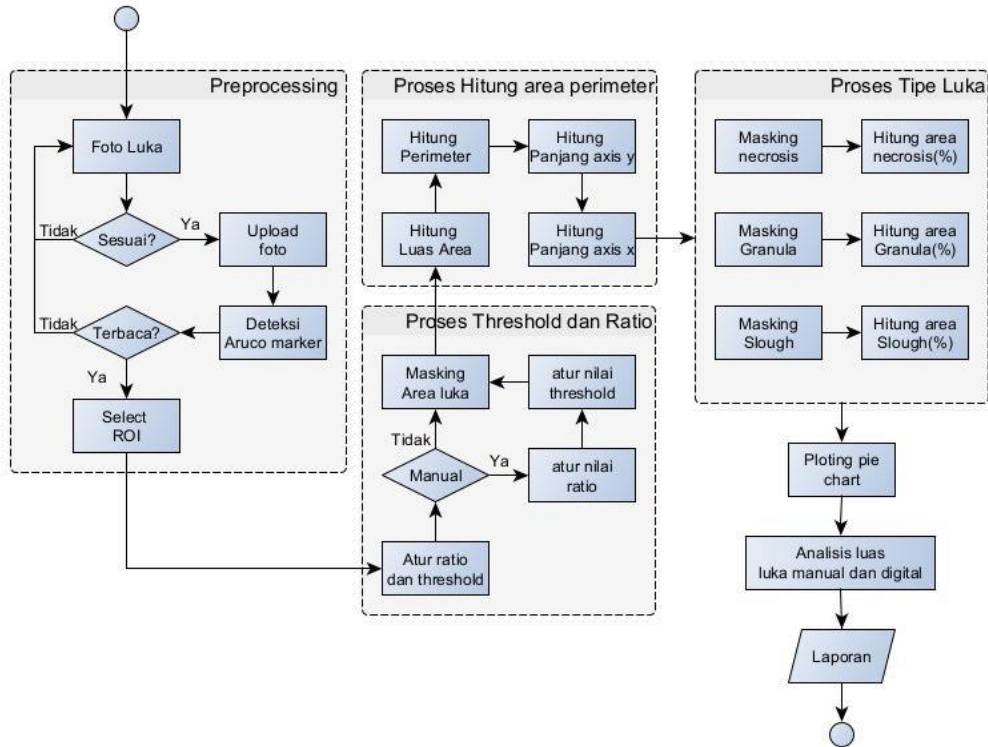
Untuk melakukan tes pada pixel gambar peneliti melakukan zoom sebanyak 10x pada batas tepi gambar dan didapati pixel gambar masih terlihat dengan jelas tanpa adanya distorsi pixel pada Gambar 7.



Gambar 7 (a) Gambar primer sebelum di perbesar, (b) Pembesaran gambar sebanyak 100x. Terlihat tidak adanya distorsi pixel

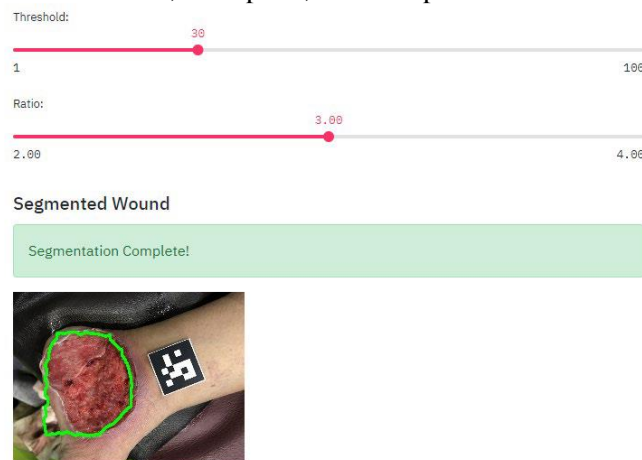
2.2 Metode Penelitian

Penelitian dilakukan dengan aplikasi yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python, library OpenCV, webserver Streamlit dan referensi ukur menggunakan Aruco marker. Alur lengkap penelitian dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8 Alur penelitian

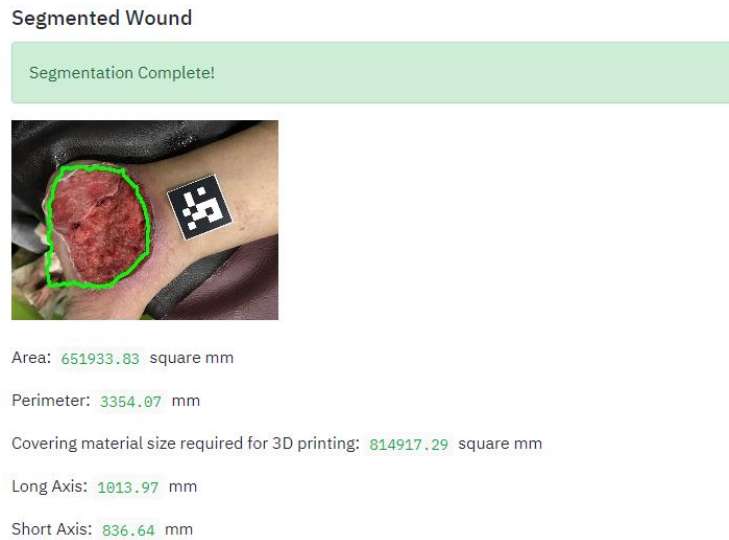
Kemudian melakukan proses perhitungan threshold dan ratio [10]. Dimana threshold diatur otomatis pada angka 30 dan ratio pada 3.0. Akan tetapi jika hasil dari batas tepi gambar kurang memuaskan maka threshold dan ratio dapat diatur secara manual dengan batasan threshold 1 sampai 100 dan ratio 2,0 sampai 4,0 terlihat pada Gambar 9



Gambar 9 Pengaturan manual threshold dan ratio untuk mendapatkan pixel batas luka yang lebih baik.

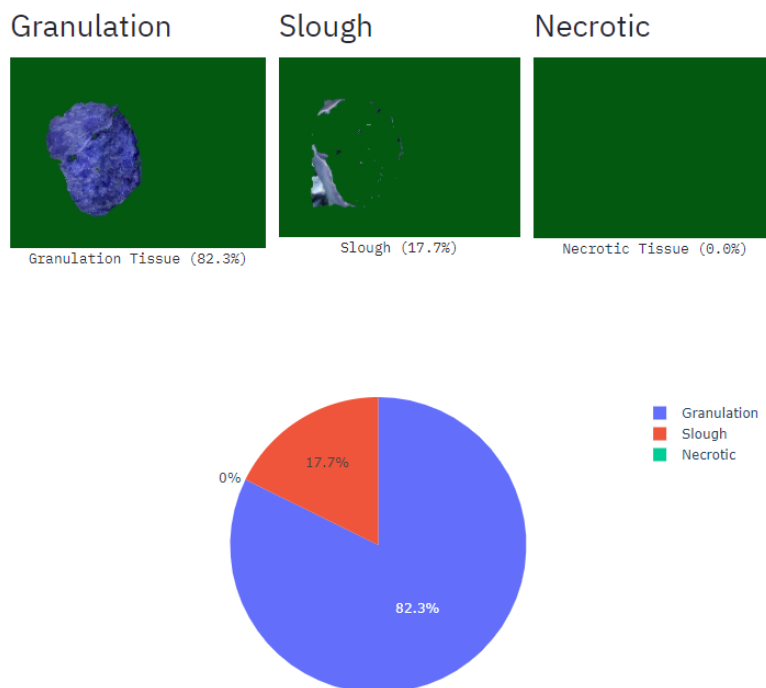
Analisis Perimeter Luka Diabetes Menggunakan Pixel Per Metric

Proses selanjutnya adalah perhitungan luas area dan keliling (perimeter) area luka berdasarkan referensi dari luas sebenarnya Aruco Marker dan perimeter (keliling) luka berdasarkan dari canny edge contour image. Kemudian akan dihitung juga major axis (axis terbesar) dan minor axis (axis terkecil) dalam satuan milimeter dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10 Pengukuran area, perimeter, long dan short axis.

Langkah selanjutnya adalah merepresentasikan ketiga jenis luka dalam bentuk diagram pie agar user lebih memahami hasil perhitungan ketiga jenis luka tersebut, terlihat pada Gambar 11.

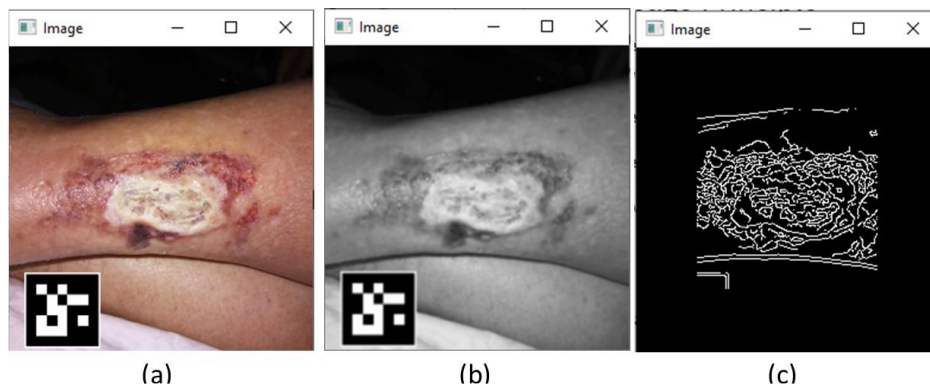


Gambar 11. Diagram pie merepresentasikan tiga jenis luka.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Segmentasi Gambar

Segmentasi gambar adalah proses yang digunakan untuk mencari lokasi objek dan batas (misalnya, garis atau kurva) pada gambar [11]. Selanjutnya, dapat didefinisikan sebagai proses pelabelan setiap piksel dalam sebuah gambar, di mana semua piksel memiliki label yang sama berbagi karakteristik visual tertentu. Segmentasi menggunakan informasi lokal dalam gambar digital untuk menghitung segmentasi terbaik, seperti informasi warna yang digunakan untuk membuat histogram atau informasi yang menunjukkan tepi [12], batas, atau informasi tekstur. Segmentasi dilakukan agar algoritma dapat membedakan warna antara luka dan kulit [13] hal ini dilakukan dengan mendeteksi contour edge menggunakan canny edge detector [14]. Deteksi garis tepi ini menjadi penting dilakukan untuk menghitung luas area yang akan dihitung. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12 Deteksi contour image. Gambar (a) gambar asli hasil foto luka, (b) gambar hasil konversi RBB ke grey, (c) hasil dari contour image sebelum dilakukan dilasi dan erosi.

Pada penelitian ini menggunakan $(2k + 1) (2k + 1)$ Kernel Gaussian seperti ditunjukkan pada persamaan (1) berikut

$$G_{ij} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(i - (k + 1))^2 + (j - (k + 1))^2}{2\sigma^2}}; 1 \leq i, j \leq 2k + 1 \quad (1)$$

Dimana G_{ij} adalah (i, j) elemen dari gaussian kernel dan σ adalah standar deviasi gaussian kernel. Semakin tinggi nilai kernel gaussian maka semakin rendah sensitifitas *detector noise* nya. Ukuran size kernel 5×5 ($\sigma = 1.4$) digunakan sebagaimana *matrix* berikut

$$G = \frac{1}{59} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}$$

Persamaan (2) dioperasikan pada setiap piksel gambar untuk menghilangkan *gaussian bleeds*. Jika jarak (u, v) antara posisi tengah kernel (x, y) dan posisi kernel $(x + u, y + v)$ bertambah maka bobotnya berkurang. dimana M_{xy} adalah elemen gambar yang diproses dari matriks data f .

$$M_{xy} = (f \otimes G)_{xy} = \sum_w f_{x+u, y+v} \cdot G_{uv} \quad (2)$$

Maka noise pada gradient gambar akan dihilangkan dengan *gaussian filter* yang telah dikalkulasi dengan menggunakan ukuran kernel matrix sobel 3×3 menggunakan matriks berikut.

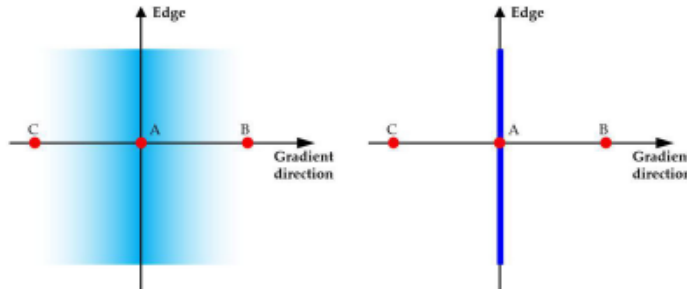
$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Lebih rinci, gradien tepi untuk setiap piksel dapat dihitung sebagai Persamaan (3) dan arah gradien menggunakan Persamaan (4), di mana G adalah gradien tepi setiap piksel, dan θ adalah arah gradien tepi.

$$\text{Gradient } (G) = \sqrt{G_y^2 + G_x^2} \tag{3}$$

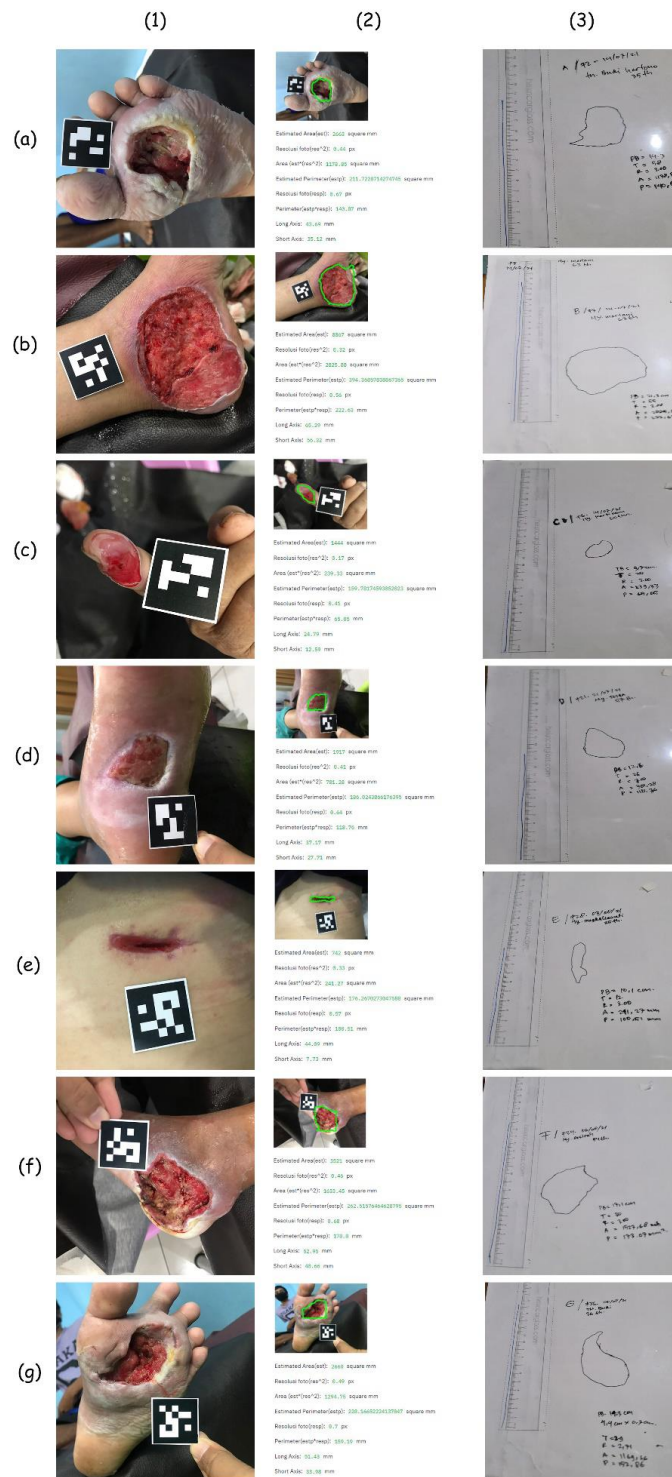
$$\text{Angel } (\theta) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \tag{4}$$

Selama Deteksi Tepi Canny berlangsung, langkah selanjutnya adalah menentukan jika titik pusat memiliki amplitudo gradien terbesar di lingkungan sepanjang arahnya, maka akan dipertahankan, jika tidak maka akan di compress. Dengan demikian nilai amplitudo *non-maksimum supression* dari gambar akan didapatkan. Secara singkat, piksel dengan nilai lebih kecil dari nilai maksimum dihilangkan dengan memberikan nilai piksel nol dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Contoh grafik *non-maksimum supression*, di mana A, B, dan C mewakili tiga titik gradien. Jika nilai di titik A adalah yang terbesar, maka A menjadi piksel tepi dan titik B dan C ditiadakan.

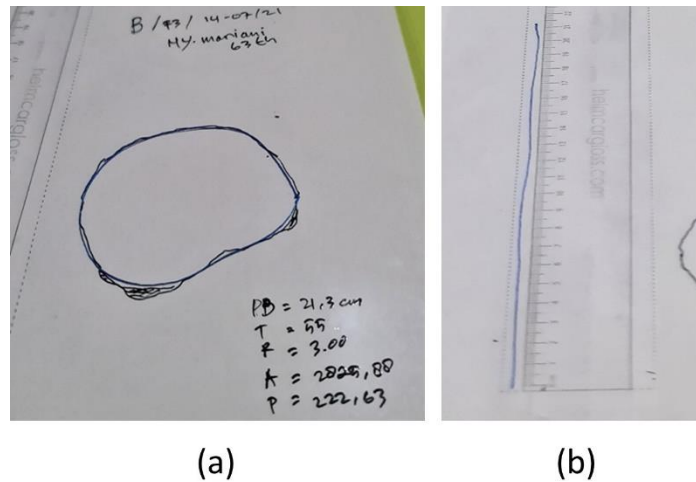
Untuk melakukan uji akurasi antara dua metode yang berbeda maka diperlukan pengukuran luas luka secara manual dengan menggunakan alat seperti terlihat pada Gambar 14.



Gambar 14. (1) Gambar sebelum dilakukan pengolahan digital, (2) hasil pengukuran secara digital, (3) Hasil pengukuran manual menggunakan media benang, penggaris sebagai alat ukur.

Mika diletakkan diatas luka diabetes kemudian batas luka dan kulit digambar dengan spidol. Kemudian letakkan benang sepanjang marker spidol yang telah digambar sebelumnya. Dengan cara seperti yang dilakukan maka kita dapat mengetahui berapa panjang benang seperti

terlihat pada Gambar 15. Dengan mengetahui panjang benang tersebut maka dapat diukur menggunakan penggaris agar diketahui perimeter luka sebenarnya. Hal ini dilakukan agar luka dapat di uji akurasinya dengan membandingkan perimeter luka secara manual dan perimeter luka secara digital.



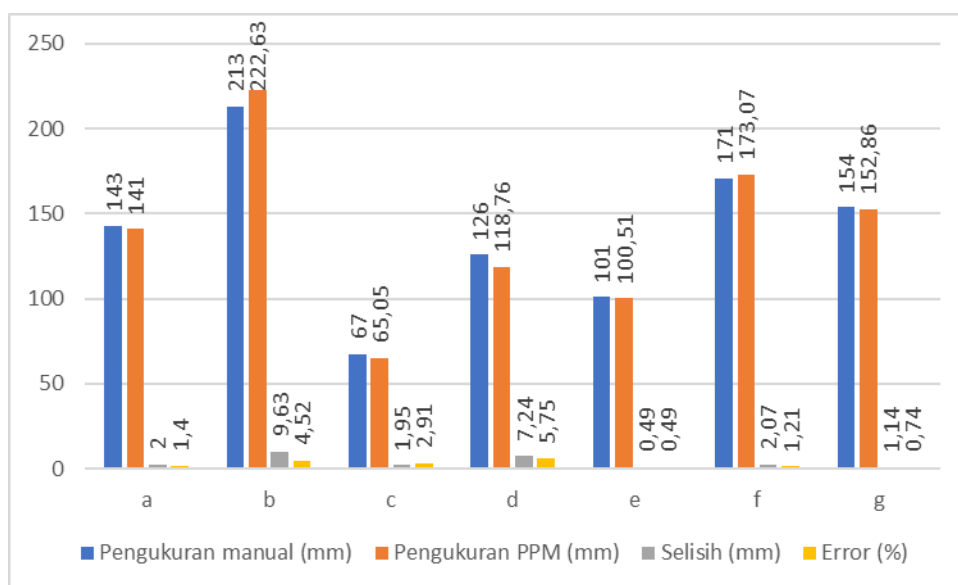
Gambar 15. (a) membentangkan benang sepanjang penanda luka pada mika. (b) Benang dibentang disepanjang penggaris ukur.

3.2 Uji Akurasi Pengukuran

Jika diperhatikan Tabel 1 maka dapat terlihat bahwa selisih pengukuran mempunyai nilai tertinggi yaitu 9,63mm dan terendah 0,49. Dengan presentase error tertinggi 5,75% dan terendah 0,49% dan diperlihatkan seperti pada Gambar 16.

Tabel 1. Hasil uji akurasi menggunakan sistem digital dibandingkan dengan pengukuran luas luka manual.

No	Gambar luka	Pengukuran manual (mm)	Aruco		Pengukuran digital		Akurasi		
			Lebar (mm)	Selisih (mm)	Threshold	Ratio	Perimeter (mm)	Selisih (mm)	Error (%)
1	a	143	30.87	0.87	57	3.00	141	2	1.40
2	b	213	31.95	1.95	55	3.00	222.63	9.63	4.52
3	c	67	30.66	0.66	25	3.00	65.05	1.95	2.91
4	d	126	31.25	1.25	26	3.00	118.76	7.24	5.75
5	e	101	30.81	0.81	12	3.00	100.51	0.49	0.49
6	f	171	30.16	0.16	30	3.00	173.07	2.07	1.21
7	g	154	30.53	0.53	29	3.00	152.86	1.14	0.74



Gambar 16. Grafik selisih hasil ukur dalam pengukuran perimeter luka manual terhadap pengukuran PPM.

Untuk menguji hasil pengukuran pada penelitian ini digunakan uji independent T Test. Pada Independen T Test data harus berasal dari subjek yang berbeda, artinya tidak ada kaitan antara data yang akan diuji perbedaannya [15]. Persamaan yang digunakan untuk mencari nilai t_{hitung} dapat dilihat pada Persamaan (5), dan mencari nilai f_{hitung} menggunakan Persamaan (6).

$$t_{hitung} = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s \sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}} \quad (5)$$

$$f_{hitung} = \frac{n \sum_{i=1}^n X_1^2 - (\sum_{i=1}^n X_1)^2}{n_1(n-1)} \bigg/ \frac{n \sum_{i=2}^n X_2^2 - (\sum_{i=2}^n X_2)^2}{n_2(n-1)} \quad (6)$$

Dalam mengambil keputusan di tetapkan standar deviasi adalah 5%. Nilai standar deviasi f_{tabel} dari tabel *F Distribution tables* adalah $\alpha = 0.05$. Nilai t_{tabel} dari referensi *t distribution table* [16] dengan nilai pencarian $\alpha = 0.05/2 = 0.025$, $((n_1+n_2)-2)$ yaitu bernilai 2.228. Hasil uji T ini adalah $t_{hitung} < t_{tabel}$ setara dengan $0.005535 < 2.228$ sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat perbedaan pada dua buah nilai variable pengukuran manual terhadap pengukuran digital planimetry.

4. KESIMPULAN

Pada akhir dari penelitian ini, penulis memaparkan beberapa kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil temuan yang didapatkan dari analisis akurasi photograph pixel per metric pengukuran luas luka diabetic pada penderita diabetes menggunakan two dimensional assesment yang dilakukan. Secara umum penulis menyimpulkan bahwa:

- Hasil penelitian dari 7 sample data mendapatkan rata-rata error akurasi minimal 0.49 % dan maksimal 5.75%. Hasil uji akurasi sudah mendapatkan nilai yang sesuai dengan batasan masalah yaitu akurasi diatas 90%, dengan nilai uji Independent T test homogen adalah $t_{hitung} < t_{tabel}$ setara dengan $0.005535 < 2.228$ dengan deviasi $\alpha = 0.05$ sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat perbedaan signifikan pada dua buah nilai variable pengukuran manual terhadap pengukuran digital planimetry. Dari ketiga jenis

tissue luka yaitu granulasi adalah jenis yang paling dapat diidentifikasi, kemudian disusul dengan slough dan yang paling sulit diidentifikasi adalah necrosis.

- b. Faktor yang mempengaruhi hasil akurasi adalah pengambilan gambar luka harus dilakukan dengan pencahayaan minimal 900 lux dan resolusi minimal 800 x 600. Gambar harus diambil pada sudut dengan rentang $80^0 - 100^0$ *landscape*. Posisi aruco marker yang dipegang menyebabkan sebagian tertutup jari dan tidak terdeteksi dengan baik. Warna kulit dan luka harus terlihat jelas.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh dari data-data yang ada, pada dasarnya penelitian ini berjalan baik. Namun peneliti ingin mengemukakan beberapa saran yang mudah-mudahan bermanfaat bagi kemajuan keperawatan luka khususnya dan *computer vision* umumnya. Adapun saran yang peneliti ajukan adalah sebagai berikut :

- a. Bagi perawat luka, melakukan perbaikan metode pengukuran manual yang lebih akurat mengingat pada penelitian ini menggunakan metode yang baru dan belum pernah dilakukan sebelumnya.
- b. Bagi praktisi dan analis, diperlukan perlakuan yang lebih baik dalam pencahayaan saat memfoto luka, derajat pengambilan gambar dan ketajaman resolusi. Ketika menggambar luka di atas mika sering kali posisi mika bergeser menyebabkan gambar luka pada mika menjadi tidak presisi dan metode benang dapat digantikan dengan bahan yang lebih keras tetapi fleksibel dikarenakan disaat mengarsir benang sepanjang luka tidak dapat mengikuti penanda tinta pada mika.
- c. Bagi peneliti selanjutnya, peneliti diharapkan dapat melakukan uji akurasi dengan metode *artificial intelligence deep learning* dengan dataset sample seperti uNet, SegNet, dan metode lainnya yang berhubungan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. I. Imelda, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Terjadinya diabetes Melitus di Puskesmas Harapan Raya Tahun 2018," *SCJ*, vol. 8, no. 1, May 2019, doi: <https://doi.org/10.35141/scj.v8i1.406>.
- [2] IDF Atlas, *IDF Diabetes Atlas Ninth edition 2019*, 9th ed. Brussels: International Diabetes Federation, 2019. [Online]. Available: <https://www.diabetesatlas.org/en/>
- [3] Kementerian Kesehatan RI, "Hasil rikesdas 2018," Badan penelitian dan kesehatan RI, Jakarta, Laporan rikesdas, 2018. [Online]. Available: http://kesmas.kemkes.go.id/assets/upload/dir_519d41d8cd98f00/files/Hasil-rikesdas-2018_1274.pdf
- [4] N. C. Schaper, J. J. Van Netten, J. Apelqvist, B. A. Lipsky, K. Bakker, and on behalf of the International Working Group on the Diabetic Foot (IWGDF), *Prevention and management of foot problems in diabetes: a Summary Guidance for Daily Practice 2015, based on the IWGDF Guidance Documents: Prevention and Management of Foot Problems in Diabetes*, vol. 32. John Wiley & Sons, Ltd, 2016. Accessed: May 11, 2020. [Online]. Available: <http://doi.wiley.com/10.1002/dmrr.2695>
- [5] P. Foltynski, "Ways to increase precision and accuracy of wound area measurement using smart devices: Advanced app Planimator," p. 16.
- [6] A. A. H. Sulisty, "Management of Diabetic Foot Ulcer: a Literature Review," *Jurnal Keperawatan Indonesia*, vol. 21, no. 2, pp. 84–93, 2018, doi: 10.7454/jki.v21i2.634.
- [7] S. Al-Aidid and D. Pamungkas, "Sistem Pengenalan Wajah dengan Algoritma Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram," *JRE*, vol. 14, no. 1, pp. 62–67, Apr. 2018, doi: 10.17529/jre.v14i1.9799.

- [8] L. Wang, P. C. Pedersen, E. Agu, Di. M. Strong, and B. Tulu, "Area Determination of Diabetic Foot Ulcer Images Using a Cascaded Two-Stage SVM-Based Classification," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 9, pp. 2098–2109, 2017, doi: 10.1109/TBME.2016.2632522.
- [9] T. Yuan, Y. (Wolf) Song, G. A. Kraan, and R. H. M. Goossens, "Identify Finger Rotation Angles With ArUco Markers and Action Cameras," *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, vol. 22, no. 3, p. 031011, Jun. 2022, doi: 10.1115/1.4053409.
- [10] R. Zhang, L. Cao, X. Feng, S. Wang, N. Cai, and Y. Guo, "Determining effective threshold range of image pixel values for municipal waste contaminated clay," In Review, preprint, Mar. 2022. doi: 10.21203/rs.3.rs-1448795/v1.
- [11] B. Bozorgtabar, S. Sedai, P. K. Roy, and R. Garnavi, "Skin lesion segmentation using deep convolution networks guided by local unsupervised learning," *IBM J. Res. & Dev.*, vol. 61, no. 4/5, p. 6:1-6:8, Jul. 2017, doi: 10.1147/JRD.2017.2708283.
- [12] J. Howse, *OpenCV computer vision with Python: learn to capture videos, manipulate images, and track objects with Python using the OpenCV library*, 1 publ. Birmingham: Packt Publ, 2013.
- [13] R. Mishra and O. Daescu, "Deep learning for skin lesion segmentation," in *2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, Kansas City, MO, Nov. 2017, pp. 1189–1194. doi: 10.1109/BIBM.2017.8217826.
- [14] J. Minichino and J. Howse, *Learning OpenCV 3 computer vision with Python: unleash the power of computer vision with Python using OpenCV*, Second edition. Birmingham Mumbai: Packt Publishing, 2015.
- [15] D. Fralick, J. Z. Zheng, B. Wang, X. M. TU, and C. Feng, "The Differences and Similarities Between Two-Sample T-Test and Paired T-Test," *Shanghai Archives of Psychiatry*. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5579465/> (accessed Nov. 30, 2021).
- [16] P. Cabilio and J. Masaro, *Basic Statistical Procedures*, 10th ed. Wolfville: Department of Mathematics and Statistics Acadia University, 2001. [Online]. Available: <http://himasta.stat.unsyiah.ac.id/uploads/1/cc94eb427c-all-table.pdf>