

Pelatihan Deteksi *Diabetic Foot Ulcer* (DFU) Berbasis Citra Digital Menggunakan *Deep Learning* untuk Tenaga Kesehatan di Puskesmas

Sekar Ayu Wijaya Kusumaningrum^{*1}, Oleh Soleh², Desy Apriani³

^{1,2} Teknik Informatika, ^{2,3} Sistem Informasi, Universitas Raharja

*e-mail: sekar.ayu@raharja.info¹, oleh.soleh@raharja.info², desy@raharja.info³

Abstrak

Diabetic Foot Ulcer (DFU) merupakan komplikasi serius Diabetes Melitus yang seringkali terlambat dideteksi di Fasilitas Kesehatan Tingkat Pertama (FKTP), seperti Puskesmas, akibat keterbatasan objektivitas dan akurasi tenaga kesehatan (nakes). Keterlambatan ini berujung pada peningkatan risiko amputasi dan beban biaya kesehatan. Kegiatan pengabdian ini bertujuan untuk mentransformasi kompetensi nakes di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, dalam deteksi DFU melalui implementasi dan pelatihan sistem berbasis Deep Learning (Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional/CNN) untuk analisis citra digital luka. Metode pengabdian yang digunakan meliputi survei awal (pre-test), pengembangan prototipe aplikasi deteksi, sesi pelatihan teoretis dan praktik intensif, serta evaluasi keberhasilan menggunakan post-test dan kuesioner kepercayaan diri (skala Likert). Hasil kegiatan menunjukkan peningkatan pengetahuan teoretis nakes secara signifikan, dengan rata-rata skor meningkat dari 48,3% menjadi 85,1% ($p < 0.001$). Selain itu, hasil kuesioner menunjukkan bahwa 96% peserta merasa Yakin atau Sangat Yakin untuk mengoperasikan sistem prototipe dalam alur kerja harian. Pelatihan ini berhasil mentransfer inovasi teknologi, secara efektif meningkatkan pengetahuan dan keterampilan praktis nakes, sekaligus menyediakan solusi deteksi dini yang objektif dan siap diintegrasikan ke dalam alur pemeriksaan Puskesmas untuk pencegahan amputasi dini.

Kata Kunci: Deep Learning, Deteksi DFU, Puskesmas, Tenaga Kesehatan, Ulkus Kaki Diabetik.

Abstract

Diabetic Foot Ulcer (DFU) is a serious complication of Diabetes Mellitus often detected late in Primary Healthcare Facilities (PHCF), such as Puskesmas, due to limitations in objectivity and accuracy among healthcare workers (HCWs). This delay escalates the risk of amputation and the burden of healthcare costs. This community service project aims to transform the competence of HCWs at Puskesmas Jatiuwung, Tangerang City, in DFU detection through the implementation and training of a system based on Deep Learning (Convolutional Neural Network/CNN) for digital wound image analysis. The methodology employed includes an initial survey (pre-test), development of a detection application prototype, intensive theoretical and practical training sessions, and success evaluation using a post-test and a confidence questionnaire (Likert scale). The results show a significant increase in the HCWs' theoretical knowledge, with the average score improving from 48.3% to 85.1% ($p < 0.001$). Furthermore, the questionnaire results indicate that 96% of participants felt Confident or Very Confident to operate the prototype system in their daily workflow. This training successfully transferred technological innovation, effectively enhancing the HCWs' knowledge and practical skills, while simultaneously providing an objective early detection solution ready for integration into Puskesmas examination procedures to prevent early amputations.

Keywords: Deep Learning, Diabetic Foot Ulcer, DFU Detection, Healthcare Workers, Puskesmas.

1. PENDAHULUAN

Diabetes Melitus (DM) telah menjadi salah satu tantangan kesehatan global yang paling signifikan, ditandai dengan hiperglikemia kronis yang memicu berbagai komplikasi mikrovaskular dan makrovaskular (IDF, 2023). Salah satu komplikasi kronis

yang paling melemahkan dan membebani sistem kesehatan adalah *Diabetic Foot Ulcer* (DFU). DFU didefinisikan sebagai diskontinuitas kulit yang menembus dermis di bawah pergelangan kaki pada pasien dengan DM (van Netten *et al.*, 2024).

Prevalensi DFU sangat tinggi, diperkirakan mempengaruhi hingga 19% dari seluruh pasien DM selama masa hidup mereka, dan berkorelasi langsung dengan peningkatan angka morbiditas, mortalitas, serta risiko amputasi ekstremitas bawah non-traumatik (McDermott *et al.*, 2023). Mengingat dampak serius tersebut, penanganan DFU yang efektif memerlukan pendekatan multidisiplin yang cepat, terstruktur, dan berbasis bukti untuk mencegah perkembangan luka menjadi infeksi yang berujung pada amputasi (Armstrong *et al.*, 2023). Sebagai garda terdepan dalam pelayanan kesehatan di Indonesia, fasilitas kesehatan primer atau Puskesmas memegang peranan vital dalam penanganan dan pencegahan DFU. Namun, realitanya Puskesmas sering menghadapi tantangan berat dalam upaya deteksi dini dan klasifikasi luka (Febriyanti, Prabandari and Kusnadi, 2024). Beberapa keterbatasan utama yang teridentifikasi pada tenaga kesehatan meliputi masalah akurasi deteksi, di mana penilaian luka seringkali masih mengandalkan inspeksi visual manual dan pengalaman klinis yang bersifat subjektif serta rentan terhadap variasi inter-observasi (Mota *et al.*, 2024).

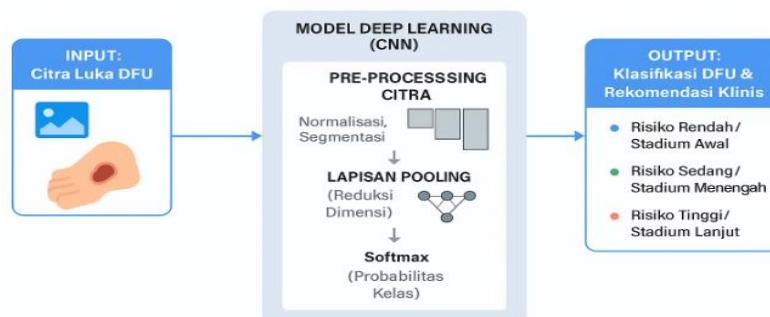
Masalah ini diperberat oleh ketiadaan alat bantu diagnostik objektif atau standar emas untuk mengklasifikasi tingkat keparahan luka (seperti sistem Wagner), serta keterbatasan sumber daya peralatan pencitraan canggih di fasilitas tersebut. Akumulasi dari berbagai kendala ini mengakibatkan penundaan diagnosis yang akurat, sehingga pasien seringkali baru dirujuk ke fasilitas sekunder pada stadium luka yang sudah lanjut ketika intervensi konservatif tidak lagi optimal (Ahmajärvi, Isoherranen and Venermo, 2022). Mengingat masalah tersebut, diperlukan intervensi inovatif yang dapat meningkatkan kemampuan dan akurasi nakes Puskesmas dalam mendekripsi dan mengklasifikasi DFU secara dini dan objektif. Solusi yang paling menjanjikan dalam konteks teknologi kesehatan adalah implementasi *Deep Learning* (DL) dalam analisis citra digital.

Model *Deep Learning* (DL), khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), telah menunjukkan performa superior dalam segmentasi dan klasifikasi citra medis, bahkan melampaui akurasi manusia pada tugas-tugas visual tertentu. Pernyataan ini didukung oleh temuan McKinney *et al.* (2020), yang mendemonstrasikan bahwa sistem berbasis AI mampu mengurangi tingkat positif palsu (*false positives*) sebesar 5.7% dan negatif palsu (*false negatives*) sebesar 9.4% dalam interpretasi citra medis dibandingkan dengan kinerja tenaga medis ahli (radiolog). Mengacu pada bukti keandalan teknologi tersebut, maka dengan melatih nakes Puskesmas untuk memanfaatkan sistem deteksi DFU berbasis citra digital dan DL, manfaat utama yang dapat dicapai meliputi peningkatan objektivitas dengan mengurangi bias subjektif dalam penilaian luka, serta memungkinkan deteksi dini risiko luka yang lebih cepat. Selain itu, intervensi dini ini berkorelasi langsung dengan penurunan kebutuhan akan prosedur invasif (amputasi) dan pengurangan biaya perawatan jangka panjang, sehingga meningkatkan kualitas hidup pasien secara keseluruhan (Choi *et al.*, 2023).

Oleh karena itu, kegiatan pengabdian masyarakat berupa Pelatihan Deteksi DFU Berbasis Citra Digital Menggunakan *Deep Learning* untuk Tenaga Kesehatan di Puskesmas ini menjadi relevan, mendesak, dan strategis dalam mendukung upaya pencegahan komplikasi DFU di tingkat layanan primer. Solusi utama yang diajukan untuk menjawab permasalahan tersebut adalah transfer teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) melalui implementasi *Deep Learning* (DL). Metode DL,

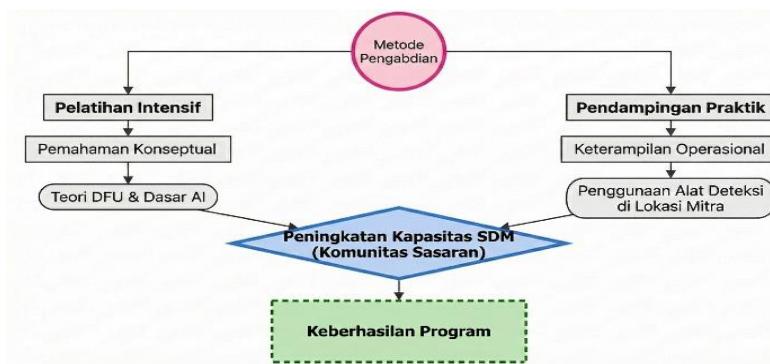
khususnya arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), telah terbukti sangat efektif dalam tugas pengenalan pola visual yang kompleks sehingga menjadi metode ideal untuk analisis citra medis (Zhou *et al.*, 2021). Dalam konteks DFU, CNN mampu memproses citra luka untuk secara otomatis mengidentifikasi ulkus. Penerapan sistem ini dapat menyediakan penilaian yang objektif dan konsisten, mengurangi ketergantungan pada pengalaman klinis semata (Sendilraj *et al.*, 2024). Prototipe yang dikembangkan berfungsi sebagai alat bantu keputusan klinis (*Clinical Decision Support System*) dengan antarmuka intuitif agar mudah diintegrasikan dalam alur kerja Puskesmas. Keakuratan model ini memberikan landasan yang kuat untuk diagnosis yang lebih cepat di tingkat layanan primer, sekaligus meminimalisir risiko keterlambatan rujukan.

Untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai solusi teknologi yang ditawarkan, arsitektur model yang digunakan diilustrasikan secara visual. Diagram pada Gambar 1 merinci alur kerja data dalam sistem, dimulai dari input citra luka DFU yang diambil oleh pengguna, proses ekstraksi fitur dan klasifikasi oleh lapisan-lapisan CNN, hingga luaran hasil deteksi yang disajikan kepada tenaga kesehatan.



Gambar 1. Diagram Ilustrasi Arsitektur Model *Deep Learning* (CNN)

Agar inovasi teknologi ini dapat diadopsi secara berkelanjutan, solusi yang ditawarkan tidak hanya berhenti pada pengembangan sistem, tetapi juga mencakup transfer pengetahuan dan keterampilan melalui program pelatihan terstruktur (Sudrajat, Romadoni and Herlan, 2022). Metode pengabdian ini melibatkan pelatihan intensif yang memberikan pemahaman konseptual mengenai teori DFU dan dasar AI, serta pendampingan praktik penggunaan alat deteksi di lokasi mitra. Pendekatan ini sejalan dengan prinsip pengabdian masyarakat di bidang teknologi kesehatan, di mana keberhasilan diukur dari peningkatan kapasitas sumber daya manusia di komunitas Sasaran, bukan hanya dari kualitas alat yang dikembangkan (Sudrajat *et al.*, 2023; Stover, Avadhanula and Sood, 2024).



Gambar 2. Kerangka Alur Metode Pengabdian Masyarakat

Melalui pelatihan ini, nakes diharapkan tidak hanya mampu menggunakan alat, tetapi juga memahami konsep di baliknya, sehingga dapat melakukan deteksi DFU dengan akurasi yang lebih tinggi. Berdasarkan urgensi permasalahan mengenai deteksi DFU yang subjektif di fasilitas layanan primer dan perlunya solusi inovatif, kegiatan pengabdian kepada masyarakat ini memiliki tujuan utama untuk meningkatkan kapasitas sumber daya manusia di Puskesmas melalui transfer teknologi (Brousseau-Foley *et al.*, 2024).

Secara spesifik, kegiatan ini bertujuan meningkatkan pengetahuan dan keterampilan tenaga kesehatan (nakes) Puskesmas dalam mendekripsi serta mengklasifikasi DFU menggunakan metode berbasis citra digital dan *Deep Learning*. Peningkatan kompetensi ini krusial karena akurasi diagnostik yang lebih baik pada tingkat primer terbukti dapat mengurangi angka amputasi dan beban biaya kesehatan jangka panjang (Ortiz-Zúñiga *et al.*, 2023). Selain itu, kegiatan ini juga bertujuan untuk mengimplementasikan model *Deep Learning* dalam bentuk prototipe aplikasi sebagai alat bantu keputusan klinis (Clinical Decision Support System). Implementasi ini dimaksudkan untuk menyediakan alat praktis yang dapat digunakan nakes guna mendapatkan prediksi risiko luka DFU secara cepat dan objektif (Garces *et al.*, 2023), sehingga memfasilitasi penentuan rujukan yang tepat waktu dan efisien. Keberhasilan pencapaian kedua tujuan ini diharapkan dapat mengintegrasikan inovasi teknologi kesehatan ke dalam praktik klinis sehari-hari di Puskesmas.

2. METODE

Pelaksanaan kegiatan pengabdian kepada masyarakat ini menerapkan metode edukasi dan pendampingan teknis (*technical assistance*) untuk meningkatkan kompetensi tenaga kesehatan. Pendekatan ini dipilih untuk memastikan bahwa inovasi teknologi deteksi DFU dapat diadopsi secara efektif ke dalam alur pelayanan kesehatan primer. Berikut adalah rincian mengenai profil mitra, kualifikasi peserta, serta tahapan sistematis yang dilakukan selama program berlangsung.

A. Profil Mitra dan Peserta

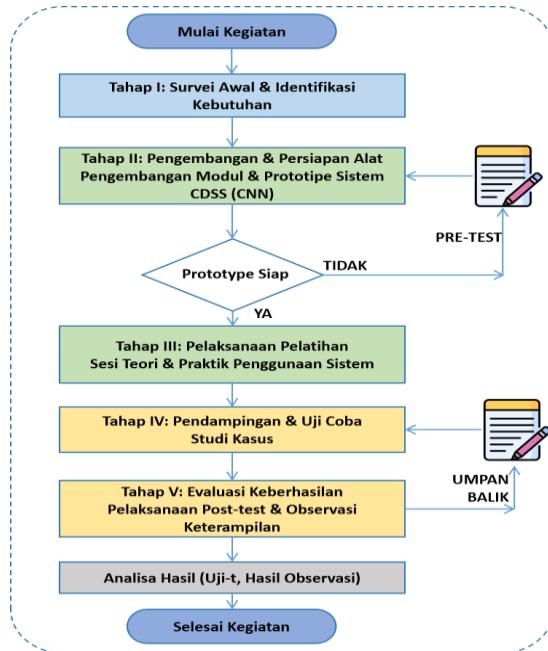
Kegiatan pengabdian masyarakat ini dilaksanakan di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, yang dipilih sebagai mitra utama mengingat peran strategisnya sebagai fasilitas kesehatan tingkat pertama dengan beban kasus Diabetes Melitus (DM) yang signifikan. Pemilihan lokasi ini didasarkan pada kebutuhan mendesak untuk meningkatkan kapasitas deteksi komplikasi, khususnya Diabetic Foot Ulcer (DFU), di tingkat pelayanan primer. Adapun alokasi pelaksanaan kegiatan pelatihan berlangsung secara intensif selama dua hari, yaitu pada 18 hingga 19 November 2025.

Target peserta utama dalam kegiatan ini melibatkan 20 tenaga kesehatan (nakes) yang berperan langsung dalam pelayanan pasien DM atau manajemen luka. Komposisi peserta terdiri dari 10 Bidan dan 8 Perawat (termasuk perawat luka/komunitas) yang memiliki fungsi vital dalam skrining awal, serta 2 Dokter Umum yang bertugas sebagai penanggung jawab klinis. Kualifikasi peserta ini ditentukan berdasarkan pertimbangan bahwa mereka yang akan mengimplementasikan sistem deteksi berbasis citra digital dalam alur kerja harian, sehingga diharapkan tercipta pendekatan tim yang terintegrasi dalam manajemen risiko DFU di Puskesmas.

B. Tahapan Pelaksanaan Pengabdian

Metode pelaksanaan kegiatan pengabdian ini disusun secara sistematis dalam empat tahapan utama, mulai dari identifikasi masalah hingga evaluasi dan pendampingan. Diagram alir yang menggambarkan keseluruhan tahapan pelaksanaan

disajikan pada Gambar 3. Secara keseluruhan, tahapan pelaksanaan kegiatan pengabdian ini, mulai dari identifikasi masalah (*need assessment*) hingga sesi pendampingan, merupakan proses yang terstruktur dan berurutan termasuk titik evaluasi (pre-test dan post-test).



Gambar 3. Flowchart tahapan pelaksanaan kegiatan pelatihan *deep learning* DFU

Berikut adalah penjelasan detail dari tahapan pelaksaaan kegiatan pelatihan:

1. Survei Awal dan Identifikasi Kebutuhan

Tahap awal ini bertujuan untuk mengidentifikasi pengetahuan, keterampilan, dan kebutuhan aktual tenaga kesehatan (nakes) di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, terkait deteksi DFU. Instrumen utama yang digunakan adalah:

- a. Wawancara Terstruktur: Dilakukan dengan penanggung jawab program DM dan beberapa perawat/bidan untuk memetakan alur kerja saat ini dan kendala teknis yang dihadapi dalam deteksi luka.
- b. Pre-test Pengetahuan DFU: Sebanyak 20 pertanyaan pilihan ganda diberikan kepada 20 peserta pelatihan untuk mengukur tingkat pengetahuan dasar mereka mengenai patofisiologi DFU, kriteria klasifikasi luka (misalnya sistem Wagner), dan pentingnya citra digital dalam diagnosis. Hasil pre-test ini menjadi dasar untuk penyesuaian materi pelatihan agar sesuai dengan tingkat pemahaman peserta.

2. Pengembangan dan Persiapan Materi/Alat

Tahap ini merupakan persiapan teknis dan edukatif sebelum kegiatan pelatihan dilaksanakan:

- a. Pengembangan Modul Pelatihan: Modul disusun dengan dua fokus utama: (1) Aspek Klinis DFU (revisi teori dan klasifikasi), dan (2) Aspek Teknologi (pengantar *Deep Learning* dan cara kerja CNN dalam analisis citra medis). Modul ini dirancang agar mudah dicerna oleh nakes dengan latar belakang non-informatika.
- b. Pengembangan Prototipe Sistem Deteksi DFU Berbasis *Deep Learning*: Tim pengabdian mengembangkan prototipe aplikasi *Clinical Decision Support System* (CDSS) yang menerima input citra luka DFU (misalnya dari ponsel) dan memberikan

output berupa klasifikasi risiko (ringan, sedang, parah) berdasarkan model CNN yang telah dilatih. Prototipe ini disiapkan agar dapat dioperasikan secara offline untuk mengatasi potensi kendala jaringan di fasilitas mitraTbe.

3. Pelaksanaan Pelatihan (Training)

Pelatihan dilaksanakan secara tatap muka (luring) selama dua hari (18–19 November 2025) dan dibagi menjadi dua sesi inti:

- a. Sesi Teori (Pagi): Membahas dasar-dasar klinis DFU, pengenalan citra digital sebagai alat dokumentasi medis, dan konsep fundamental AI/*Deep Learning*.
- b. Sesi Praktik (Siang): Sesi ini adalah inti dari transfer teknologi, di mana peserta dilatih secara langsung menggunakan prototipe sistem deteksi DFU berbasis DL. Pelatihan meliputi teknik pengambilan citra yang benar, proses unggah dan analisis citra melalui aplikasi, serta interpretasi hasil prediksi risiko yang dikeluarkan oleh sistem. Praktik dilakukan menggunakan studi kasus dan simulasi citra luka DFU (Gambar 4).

4. Pendampingan dan Uji Coba

Setelah sesi pelatihan intensif, dilakukan fase pendampingan dan uji coba untuk memastikan transfer pengetahuan menjadi keterampilan yang terinternalisasi:

- a. Pendampingan Kasus (Simulasi): Peserta melakukan uji coba sistem pada simulasi kasus klinis DFU. Tim pengabdian memberikan pendampingan langsung untuk mengatasi kendala operasional dan memastikan ketepatan interpretasi hasil.
- b. Umpam Balik dan Post-test: Setelah pendampingan, peserta diminta mengisi kuesioner umpan balik terkait kemudahan penggunaan sistem dan kualitas pelatihan. Selanjutnya, post-test diberikan dengan soal yang sama dengan pre-test untuk mengukur peningkatan pengetahuan dan efektivitas pelatihan secara kuantitatif. Hasil post-test ini digunakan sebagai data primer untuk evaluasi keberhasilan kegiatan (Bagian III.C).

C. Metode Evaluasi Keberhasilan

Evaluasi keberhasilan dilakukan melalui pendekatan kuantitatif dan kualitatif. Pertama, peningkatan pengetahuan diukur menggunakan instrumen pre-test dan post-test (20 soal pilihan ganda) yang dianalisis menggunakan uji statistik Paired t-test dengan taraf signifikansi ($p < 0.05$) serta perhitungan N-gain score. Kedua, peningkatan keterampilan teknis dinilai melalui observasi langsung saat sesi praktik menggunakan lembar check-list terstandar. Ketiga, tingkat kepercayaan diri (self-efficacy) peserta dalam mengadopsi teknologi diukur menggunakan kuesioner skala Likert 5 poin pasca-pelatihan (dengan rentang nilai 1 = Sangat Tidak Yakin hingga 5 = Sangat Yakin). Metode evaluasi yang komprehensif ini memastikan bahwa keberhasilan kegiatan tidak hanya didasarkan pada aspek teoretis, tetapi juga pada aspek fungsional dan adopsi teknologi oleh mitra Puskesmas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian akhir ini menyajikan temuan-temuan kunci dari pelaksanaan kegiatan pengabdian masyarakat, diuraikan berdasarkan tahapan yang telah ditetapkan, dan dianalisis untuk menilai keberhasilan intervensi.

A. Hasil Survei Awal (Pre-test)

Kegiatan survei awal atau pre-test dilakukan pada 25 tenaga kesehatan (nakes) di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, sebagai langkah identifikasi kebutuhan (*need*

assessment) terhadap pengetahuan dasar mengenai *Diabetic Foot Ulcer* (DFU) dan deteksi berbasis citra digital. Hasil survei ini menjadi data baseline untuk mengukur efektivitas pelatihan yang diberikan. Secara umum, hasil pre-test menunjukkan bahwa nakes memiliki pemahaman dasar yang cukup baik mengenai Diabetes Melitus dan komplikasi DFU. Namun, terdapat kesenjangan pengetahuan yang signifikan terkait dengan klasifikasi luka secara objektif dan pemanfaatan teknologi citra digital untuk deteksi dini. Keterbatasan ini mengindikasikan bahwa proses deteksi dan diagnosis yang dilakukan saat ini masih sangat bergantung pada penilaian subjektif visual dan pengalaman klinis individu, bukan pada alat bantu objektif berbasis teknologi (Chan and Lo, 2020).

Untuk memberikan gambaran kuantitatif mengenai tingkat kompetensi awal peserta sebelum intervensi dilakukan, rekapitulasi nilai pre-test disajikan secara terperinci. Evaluasi ini mencakup 10 butir pertanyaan pilihan ganda yang menguji dua domain utama: pemahaman medis (patofisiologi dan klasifikasi Wagner) serta pemahaman teknis (prinsip interpretasi citra). Ringkasan statistik hasil kinerja peserta tersebut dapat dilihat pada Tabel 1 berikut ini.

Table 1. Rangkuman Hasil Pre-Test Pengetahuan Tenaga Kesehatan

Indikator Penilaian	Nilai Min%	Nilai Maks%	Rata-rata Skor
Pengetahuan DFU dan Klasifikasi Klinis	40	75	58.4
Pemahaman Prinsip Citra Digital dan Objektivitas Deteksi	20	50	38.2
Rata-rata keseluruhan	30	62.5	48.3

Catatan: Skor kelulusan minimum (*passing grade*) ditetapkan pada 70%.

Berdasarkan data yang tersaji pada Tabel 1, analisis menunjukkan bahwa rata-rata skor keseluruhan peserta berada pada angka 48.3%. Angka ini masih jauh di bawah standar kelulusan yang ditetapkan, yaitu 70%, yang menandakan tingkat kesiapan awal peserta masih rendah. Jika dibedah per indikator, terlihat disparitas yang jelas antara pengetahuan klinis dan teknis. Peserta memiliki pemahaman yang moderat pada aspek klinis (58.4%), namun kinerja yang sangat rendah terlihat pada aspek Pemahaman Prinsip Citra Digital dan Objektivitas Deteksi dengan rata-rata hanya 38.2%. Temuan statistik ini secara tegas mengonfirmasi hipotesis awal mengenai perlunya intervensi teknologi. Rendahnya literasi digital terkait pencitraan medis ini menjadi landasan kuat adanya kebutuhan mendesak untuk pelatihan pemanfaatan teknologi deteksi DFU guna meningkatkan objektivitas dan akurasi diagnosis dini di Puskesmas (Ju *et al.*, 2023).

B. Implementasi dan Pelaksanaan Kegiatan

Pelaksanaan kegiatan pengabdian di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, berfokus pada transfer pengetahuan dan keterampilan, menggunakan kurikulum yang disesuaikan dengan hasil *need assessment* (Bagian III.A). Kegiatan ini merupakan realisasi dari tahapan yang telah direncanakan (Bagian II.B) dan melibatkan sesi teori, praktik, serta pendampingan langsung.

1. Deskripsi Modul dan Materi Pelatihan

Materi pelatihan disusun secara terstruktur dengan total durasi 16 jam pelajaran, mencakup tiga domain utama: (1) Penyegaran Klinis DFU sebagai fondasi interpretasi, (2) Teknik Citra Digital untuk standarisasi pengambilan foto luka, dan (3) Konsep Dasar Deep Learning (CNN) untuk memberikan pemahaman mengenai cara kerja sistem deteksi otomatis.

2. Uraian Prototipe Sistem Deteksi DFU

Sebagai alat bantu utama dalam pelatihan praktik, digunakan prototipe aplikasi *Clinical Decision Support System* (CDSS) yang bekerja berdasarkan model *Deep Learning* dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), khususnya menggunakan model pra-latih ResNet18. Strategi Transfer Learning diterapkan untuk mengatasi keterbatasan data medis, di mana model dilatih menggunakan dataset publik *Diabetic Foot Ulcer* (DFU) yang dikembangkan oleh Alzubaidi et al. (2020). Dataset ini diperoleh dari repositori Kaggle dan terdiri dari citra luka kaki diabetik yang telah diklasifikasikan ke dalam kategori normal (kulit sehat) dan abnormal (ulkus).

Untuk meningkatkan variasi data dan mencegah overfitting, model memanfaatkan data berupa patches citra berukuran 224x224 piksel yang diekstraksi dari citra asli. Selain itu, diterapkan teknik augmentasi data berupa rotasi, flipping, dan penyesuaian kontras. Secara matematis, kemampuan model dalam mengenali fitur luka diperoleh melalui operasi konvolusi pada lapisan-lapisan CNN yang menghitung peta fitur (*feature map*) dengan rumus:

$$y_{i,j} = \sum_m \sum_n w_{m,n} \cdot x_{i+m, j+n} + b$$

Dimana x adalah input piksel citra, w adalah bobot (kernel filter) yang diadaptasi selama proses fine-tuning, b adalah bias, dan y adalah output peta fitur. Contoh sampel citra asli dari dataset ini beserta hasil augmentasi yang digunakan dalam pelatihan diperlihatkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Sample Patches Citra DFU

Setelah model dilatih dan divalidasi, algoritma tersebut diintegrasikan ke dalam perangkat lunak siap pakai. Fungsi utama sistem adalah menerima input citra luka DFU yang diambil secara real-time oleh tenaga kesehatan, kemudian memprosesnya untuk menghasilkan analisis otomatis. Untuk memfasilitasi penggunaan di lapangan, aplikasi ini dirancang dengan mengutamakan aspek pengalaman pengguna (*User Experience*), memastikan bahwa kecanggihan teknologi AI terbungkus dalam tampilan yang sederhana dan mudah diakses. Visualisasi antarmuka pengguna, mulai dari mekanisme input hingga penyajian hasil diagnosis, dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Tampilan Antarmuka Pengguna (*User Interface*)

Sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 5 di atas, desain antarmuka dibuat intuitif (*user-friendly*) untuk memastikan kemudahan adopsi oleh tenaga kesehatan yang mungkin tidak memiliki latar belakang teknis mendalam. Mekanisme interaksi pengguna dimulai dari fitur unggah citra yang sederhana, yang kemudian diolah oleh sistem untuk menampilkan tiga komponen luaran utama: (a) Klasifikasi DFU, yang mengategorikan luka berdasarkan tingkat keparahannya (misalnya: Stadium 1, 2, atau 3); (b) Persentase Probabilitas, yang memberikan indikator numerik mengenai tingkat keyakinan model terhadap prediksi yang diberikan; dan (c) Rekomendasi Klinis, yang menyajikan saran tindakan ringkas berdasarkan hasil deteksi. Dengan tampilan yang terstruktur ini, nakes dapat dengan cepat memahami status kondisi luka pasien dan mengambil keputusan rujukan atau perawatan yang tepat tanpa terbebani oleh kompleksitas teknis di balik layar sistem.

3. Dokumentasi Kegiatan Pelatihan

Pelaksanaan pelatihan didokumentasikan sebagai bukti fisik kegiatan pengabdian. Sesi pelatihan terbagi atas penyampaian teori di ruang kelas dan praktik langsung di laboratorium komputer/ruang simulasi Puskesmas. Dokumentasi menunjukkan suasana interaktif dan kolaboratif, terutama saat sesi praktik penggunaan prototipe sistem. Tenaga kesehatan terlihat aktif mengunggah citra dan menganalisis hasil prediksi dari sistem CDSS. Dokumentasi visual pelaksanaan kegiatan pelatihan disajikan pada Gambar 6.

Sebagai bukti pelaksanaan dan verifikasi kegiatan pengabdian di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, sesi pelatihan secara menyeluruh didokumentasikan. Dokumentasi visual ini memberikan gambaran langsung mengenai suasana dan fokus interaksi antara tim pengabdi dan peserta. Gambar 6 menyajikan dua momen kunci: sesi transfer konsep teoretis dan praktik langsung penggunaan prototipe sistem.



Gambar 6. (A) Sesi Teori Dan Diskusi Konsep DFU dan *Deep Learning*, (B) Sesi Praktik dan Pendampingan Penggunaan Prototipe Aplikasi Deteksi DFU Berbasis Citra Digital

C. Peningkatan Pengetahuan dan Keterampilan

1. Analisis Perbandingan Pre-test vs Post-test

Peningkatan pengetahuan diukur melalui perbandingan hasil pre-test dan post-test yang diselenggarakan sebelum dan sesudah pelatihan. Peningkatan skor rata-rata menunjukkan keberhasilan program dalam transfer pengetahuan teoretis dan konseptual AI/*Deep Learning*. Rata-rata skor keseluruhan peserta meningkat signifikan dari 48.3% (pre-test) menjadi 85.1% (post-test). Secara detail, peningkatan paling drastis terjadi pada indikator "Pemahaman Prinsip Citra Digital dan Objektivitas Deteksi," yang semula hanya 38.2% meningkat menjadi 82.5%. Perbandingan skor rata-rata secara rinci disajikan dengan visualisasi peningkatan dapat dilihat pada Gambar 7.

Hasil uji *t* berpasangan (*paired t-test*) menunjukkan nilai signifikansi statistik ($p < 0.001$). Nilai p yang jauh lebih kecil dari 0.05 mengonfirmasi bahwa perbedaan skor antara pre-test dan post-test adalah signifikan secara statistik dan bukan karena faktor kebetulan (Belenchia, 2023). Peningkatan ini menunjukkan bahwa modul pelatihan yang fokus pada integrasi klinis dan teknologi *Deep Learning* berhasil menutup kesenjangan pengetahuan yang teridentifikasi pada survei awal.

Peningkatan pengetahuan teoretis peserta pelatihan diukur secara kuantitatif melalui perbandingan skor rata-rata pre-test dan post-test. Data yang disajikan pada Tabel 1 secara visual dipertajam melalui Gambar 7, yang memperlihatkan perbedaan signifikan sebelum dan sesudah intervensi pelatihan.



Gambar 7. Grafik Batang Perbandingan Rata-Rata Skor Pre-Test dan Post-Test Peserta Pelatihan

2. Pembahasan Peningkatan Keterampilan

Keberhasilan kegiatan pengabdian ini tidak hanya diukur dari peningkatan pengetahuan teoretis semata, melainkan juga dari kemampuan praktis peserta dalam mengoperasikan dan memanfaatkan sistem deteksi DFU secara mandiri. Peningkatan pengetahuan teoretis peserta, yang sebelumnya telah diukur melalui perbandingan skor pre-test dan post-test (sebagaimana tersaji pada Gambar 7), menjadi fondasi bagi peningkatan keterampilan teknis di lapangan.

Untuk memvalidasi aspek keterampilan, dilakukan observasi langsung terhadap penggunaan sistem. Hasil observasi praktik menunjukkan bahwa pasca-sesi pendampingan, rata-rata kemampuan nakes dalam mengoperasikan prototipe sistem mencapai skor 91%. Aspek krusial yang dinilai, seperti ketepatan dalam pengambilan citra (sesuai standar jarak dan pencahayaan) serta kecepatan unggah citra, menunjukkan tingkat keberhasilan di atas 90% (Gagnon et al., 2024). Capaian ini membuktikan bahwa desain antarmuka (user interface) prototipe yang dirancang sederhana telah berhasil meminimalisir hambatan teknis dan dapat diadopsi dengan baik oleh pengguna non-teknis.

Peningkatan kompetensi teknis ini secara langsung berbanding lurus dengan peningkatan tingkat kepercayaan diri (self-efficacy) tenaga kesehatan. Data kualitatif yang dikonversi dari kuesioner skala Likert mengenai aspek keterampilan dan kemahiran teknis menunjukkan respons yang sangat positif. Distribusi tingkat kepercayaan diri tenaga kesehatan dalam mengoperasikan dan menginterpretasi hasil dari prototipe sistem deteksi DFU disajikan secara visual pada Gambar 8 berikut.



Gambar 8. Hasil Kuesioner

Visualisasi data pada Gambar 6 memperlihatkan dominasi respons positif, di mana 96% peserta menyatakan "Puas" atau "Sangat Puas" terhadap kemampuan mereka melakukan deteksi dini DFU dengan bantuan sistem *Deep Learning*. Tingginya tingkat kepercayaan diri ini menjadi indikator vital bagi keberlanjutan adopsi teknologi, mengingat tenaga kesehatan cenderung lebih konsisten memanfaatkan alat medis jika mereka merasa kompeten dalam menggunakanannya. Dengan tingginya self-efficacy ini, sistem CDSS tidak lagi dipandang sebagai beban teknis, melainkan sebagai mitra cerdas yang membuat pengambilan keputusan diagnostik menjadi lebih terukur dan objektif. Hal ini secara signifikan diharapkan dapat mengurangi beban risiko kesalahan diagnosis subjektif yang selama ini menjadi kendala di tingkat Puskesmas.

D. Dampak dan Potensi Keberlanjutan

1. Dampak Jangka Pendek dan Respon Mitra

Kegiatan pengabdian ini telah memberikan dampak jangka pendek yang terukur, yaitu

peningkatan akurasi dan objektivitas deteksi dini DFU di Puskesmas. Peningkatan pengetahuan (dari 48.3% menjadi 85.1%) dan keterampilan praktis (observasi praktik 91%) secara langsung berkontribusi pada:

- a. Objektivitas Diagnosis: Nakes kini memiliki alat bantu yang didasarkan pada model ilmiah *Deep Learning* (CNN) untuk membantu klasifikasi luka, mengurangi ketergantungan pada pengalaman subjektif semata.
- b. Ketepatan Rujukan: Dengan deteksi dini dan klasifikasi risiko yang lebih akurat, ketepatan penentuan pasien yang memerlukan rujukan ke spesialis atau yang dapat ditangani di Puskesmas menjadi lebih baik, berpotensi menurunkan angka amputasi dan biaya kesehatan jangka panjang (Monteiro-Soares *et al.*, 2024).

Respon dari Mitra Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, secara keseluruhan sangat positif. Mereka mengapresiasi inovasi sistem CDSS karena menjawab kebutuhan klinis yang selama ini menjadi kendala. Selain apresiasi terhadap fungsi deteksi, sesi diskusi interaktif juga memunculkan wacana konstruktif mengenai pentingnya integrasi sistem ini ke dalam ekosistem Rekam Medis Elektronik (RME) Puskesmas sebagai langkah strategis efisiensi data di masa depan.

2. Potensi Keberlanjutan

Untuk menjamin keberlanjutan dampak program, tim pengabdian mengajukan rencana strategis yang berfokus pada integrasi sistem dan pengembangan kapasitas berkelanjutan. Sistem deteksi DFU berbasis *Deep Learning* ini didesain untuk diintegrasikan secara penuh ke dalam prosedur pemeriksaan pasien DM harian sebagai standar layanan baru, sehingga dampak jangka panjangnya tidak hanya terbatas pada peningkatan kompetensi individu, melainkan juga transformasi alur kerja klinis di Puskesmas. Selain itu, rencana tindak lanjut mencakup pengembangan fitur tambahan pada prototipe, seperti penghitungan luas luka (wound area measurement) otomatis, serta pelaksanaan pelatihan penyegaran (refreshment) secara berkala bagi tenaga kesehatan baru. Keseluruhan upaya keberlanjutan ini sangat bergantung pada dukungan kebijakan dan komitmen dari manajemen Puskesmas untuk mengadopsi inovasi ini secara permanen (Silva *et al.*, 2024). Keberhasilan program yang dilaksanakan di Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, ini menjadi model percontohan yang dapat direplikasi di Puskesmas lain yang menghadapi tantangan serupa dalam penanganan komplikasi DM.

4. KESIMPULAN

Pelatihan ini secara signifikan menjembatani kesenjangan pengetahuan dan keterampilan yang sebelumnya teridentifikasi pada survei awal (Bagian III.A). Pencapaian Tujuan: Terjadi peningkatan pengetahuan teoretis nakes secara signifikan, ditunjukkan oleh peningkatan rata-rata skor pre-test (48.3%) menjadi 85.1% pada post-test (Bagian III.C.1), dengan hasil yang signifikan secara statistik ($p < 0.001$). Selain itu, nakes menunjukkan peningkatan keterampilan praktis dan kepercayaan diri yang tinggi (96% menyatakan yakin/sangat yakin) dalam mengoperasikan prototipe sistem deteksi DFU berbasis CNN (Bagian III.C.2). Efektivitas Solusi Teknologi: Implementasi prototipe Clinical Decision Support System (CDSS) berbasis *Deep Learning* terbukti menjadi solusi yang efektif, objektif, dan dapat diadaptasi untuk lingkungan pelayanan kesehatan primer. Sistem ini memungkinkan nakes Puskesmas untuk melakukan klasifikasi risiko DFU secara cepat dan terukur, mengurangi risiko ketergantungan pada penilaian subjektif, dan meningkatkan akurasi diagnosis dini, yang pada gilirannya berpotensi menurunkan morbiditas dan angka amputasi pada pasien Diabetes Melitus.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Lembaga Akselerasi dan Transformasi Kompetensi Dosen yang telah memberikan dukungan finansial melalui Hibah Pengabdian Masyarakat Berbasis Inovasi Teknologi Tepat Guna (ITG), sehingga kegiatan pengabdian masyarakat ini dapat terselenggara dan terselesaikan dengan baik. Kami juga menyampaikan penghargaan setinggi-tingginya kepada Puskesmas Jatiuwung, Kota Tangerang, khususnya kepada seluruh tenaga kesehatan yang berpartisipasi aktif dalam kegiatan pelatihan dan pendampingan ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmajärvi, K., Isoherranen, K. and Venermo, M. (2022) "Cohort study of diagnostic delay in the clinical pathway of patients with chronic wounds in the primary care setting," *BMJ Open*, 12(11). Available at: <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2022-062673>.
- Alzubaidi, L. *et al.* (2020) "DFU_QUTNet: diabetic foot ulcer classification using novel deep convolutional neural network," *Multimedia Tools and Applications*, 79(21–22), pp. 15655–15677. Available at: <https://doi.org/10.1007/s11042-019-07820-w>.
- Armstrong, D.G. *et al.* (2023) "Diabetic Foot Ulcers: A Review," *JAMA*. American Medical Association, pp. 62–75. Available at: <https://doi.org/10.1001/jama.2023.10578>.
- Belenchia, E.J. (2023) "An individualized music listening program to reduce agitation in hospitalized patients with Alzheimer's disease and related dementias," *Geriatric Nursing*, 52, pp. 157–164. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.gerinurse.2023.06.003>.
- Brousseau-Foley, M. *et al.* (2024) "Developing an interprofessional decision support tool for diabetic foot ulcers management in primary care within the family medicine group model: a Delphi study in Canada," *BMC Primary Care*, 25(1). Available at: <https://doi.org/10.1186/s12875-024-02387-4>.
- Chan, K.S. and Lo, Z.J. (2020) "Wound assessment, imaging and monitoring systems in diabetic foot ulcers: A systematic review," *International Wound Journal*, 17(6), pp. 1909–1923. Available at: <https://doi.org/10.1111/iwj.13481>.
- Choi, T. *et al.* (2023) "Impact of multidisciplinary care of diabetic foot infections for inpatients at Campbelltown Hospital," *BMC Health Services Research*, 23(1). Available at: <https://doi.org/10.1186/s12913-023-10119-0>.
- Febriyanti, R., Prabandari, S. and Kusnadi (2024) "Pemberian Edukasi Gema Cermat (Gerakan Masyarakat Cerdas Menggunakan Obat) Melalui Program 'Tanya 5 O' di SMK Al Amin Tegal," *Smart Dedication: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 1(2), pp. 136–144. Available at: <https://doi.org/doi.org/10.70427/smartdedication.v1i2.50>.
- Gagnon, J. *et al.* (2024) "Co-creation and evaluation of an algorithm for the development of a mobile application for wound care among new graduate nurses: A mixed methods study," *International Wound Journal*, 21(10). Available at: <https://doi.org/10.1111/iwj.70064>.
- Garces, T.S. *et al.* (2023) "Clinical decision support systems for diabetic foot ulcers: a scoping review," *Revista da Escola de Enfermagem da USP*, 57. Available at: <https://doi.org/10.1590/1980-220x-reeusp-2023-0218en>.
- IDF (2023) *IDF Diabetes Atlas, 10th Edition*. Available at: <https://idf.org/media/uploads/2024/06/IDF-Annual-Report-2023.pdf>

- Ju, H.H. *et al.* (2023) “A Nurse-Led Telehealth Program for Diabetes Foot Care: Feasibility and Usability Study,” *JMIR Nursing*, 6(1). Available at: <https://doi.org/10.2196/40000>.
- McDermott, K. *et al.* (2023) “Etiology, Epidemiology, and Disparities in the Burden of Diabetic Foot Ulcers,” *Diabetes Care*. American Diabetes Association Inc., pp. 209–211. Available at: <https://doi.org/10.2337/dci22-0043>.
- McKinney, M. *et al.* (2020) *International evaluation of an AI system 1 for breast cancer screening*. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2679-9>.
- Monteiro-Soares, M. *et al.* (2024) “The Utility of Annual Reassessment of the International Working Group on the Diabetic Foot Diabetes-Related Foot Ulcer Risk Classification in the Primary Care Setting—A Cohort Study,” *Diabetology*, 5(2), pp. 223–233. Available at: <https://doi.org/10.3390/diabetology5020017>.
- Mota, F.A.R. *et al.* (2024) “Comparative analysis of electrochemical and optical sensors for detection of chronic wounds biomarkers: A review,” *Biosensors and Bioelectronics*. Elsevier Ltd. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.bios.2024.116095>.
- van Netten, J.J. *et al.* (2024) “Definitions and criteria for diabetes-related foot disease (IWGDF 2023 update),” *Diabetes/Metabolism Research and Reviews*, 40(3). Available at: <https://doi.org/10.1002/dmrr.3654>.
- Ortiz-Zúñiga, Á. *et al.* (2023) “Impact of Diabetic Foot Multidisciplinary Unit on Incidence of Lower-Extremity Amputations by Diabetic Foot,” *Journal of Clinical Medicine*, 12(17). Available at: <https://doi.org/10.3390/jcm12175608>.
- Sendilraj, V. *et al.* (2024) “DFUCare: Deep Learning platform for diabetic foot ulcer detection, analysis, and monitoring,” *Frontiers in Endocrinology*, 15. Available at: <https://doi.org/10.3389/fendo.2024.1386613>.
- Silva, I. de S. *et al.* (2024) “Digital health and quality of care in Primary Health Care: an evaluation model,” *Frontiers in Public Health*, 12. Available at: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1443862>.
- Stover, J., Avadhanula, L. and Sood, S. (2024) “A review of strategies and levels of community engagement in strengths-based and needs-based health communication interventions,” *Frontiers in Public Health*. Frontiers Media SA. Available at: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1231827>.
- Sudrajat, B. *et al.* (2023) “Edukasi Pemanfaatan Perkembangan Teknologi Untuk Peningkatan SDM Berkualitas Bagi Warga Kelurahan Sukasari Tangerang,” *ABDINE: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 3(1), pp. 25–31. Available at: <https://doi.org/10.52072/abdine.v3i1.530>.
- Sudrajat, B., Romadoni, F. and Herlan, A.H. (2022) “Pelatihan Penerapan IoT Untuk Peningkatan Pengetahuan Teknologi Bagi Kader Kelurahan Sukasari Tangerang,” *ABDINE: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(1), pp. 107–113. Available at: <https://doi.org/doi.org/10.52072/abdine.v2i1.323>.
- Zhou, S.K. *et al.* (2021) “A review of Deep Learning in medical imaging: Imaging traits, technology trends, case studies with progress highlights, and future promises.” Available at: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2021.3054390>.