

## IMAGE CAPTIONING PADA *DIABETIC FOOT ULCER* MENGGUNAKAN MODEL VGG16 DAN *BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY*

Dimas Surya Wirastama<sup>1\*</sup>, Andi Riansyah<sup>2</sup>  
Universitas Islam Sultan Agung<sup>1,2</sup>  
[dimassuryaw0@gmail.com](mailto:dimassuryaw0@gmail.com)<sup>1\*</sup> [riansyahandi@gmail.com](mailto:riansyahandi@gmail.com)<sup>2</sup>

Received: 20-01-2025

Revised: 05-02-2025

Approved: 11-02-2025

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem image captioning yang mampu mendeskripsikan gambar luka *Diabetic Foot Ulcer (DFU)* secara akurat dengan mengombinasikan metode VGG16 dan *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)*. Data gambar DFU dikumpulkan dari platform Kaggle, sementara data caption diperoleh melalui diskusi dengan ahli medis dari Fakultas Kedokteran Universitas Islam Sultan Agung, Semarang. Data gambar diproses melalui tahapan resize dan normalisasi, sedangkan data teks mengalami proses lowercasing, penghapusan karakter non-alfabet, serta penambahan token startseq dan endseq sebelum dilakukan tokenisasi dan padding. VGG16 digunakan sebagai model ekstraksi fitur visual karena kemampuannya dalam menangkap karakteristik gambar secara mendalam, sementara BiLSTM dipilih untuk mengolah teks caption guna memahami konteks secara dua arah. Model dievaluasi menggunakan metrik BLEU guna mengukur kesesuaian antara caption yang dihasilkan dengan referensi ahli. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi VGG16 dan BiLSTM menghasilkan caption yang lebih akurat dibandingkan metode lainnya, dengan skor BLEU yang menunjukkan peningkatan kualitas deskripsi luka DFU. Dengan pendekatan ini, sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi alat bantu dalam diagnosis dan dokumentasi medis luka DFU secara otomatis dan efisien.

**Kata Kunci:** Image Captioning, VGG16, BiLSTM, *Diabetic Foot Ulcer*, BLEU Score

### PENDAHULUAN

Diabetes melitus merupakan salah satu penyakit kronis yang ditandai oleh gangguan *metabolic* berupa peningkatan kadar gula darah akibat produksi insulin yang tidak mencukupi atau respon tubuh yang tidak efektif terhadap insulin (Said et al., 2024). Penyakit ini dikenal sebagai the silent killer karena dapat menyebabkan berbagai komplikasi serius dalam jangka Panjang (Rif'at et al., 2023)(Wang et al., 2022). Salah satu komplikasi serius yang sering terjadi adalah *Diabetic foot ulcer (DFU)*, yaitu luka terbuka pada kulit terutama di area kaki akibat kontrol gula darah yang rendah (Agustari et al., 2022). DFU dapat menyebabkan dampak negatif yang signifikan, seperti infeksi berat hingga amputasi (Vitniawati et al., 2023).

Salah satu penyebab utama DFU adalah kurangnya pengetahuan keluarga pasien mengenai perawatan luka dan pemantauan kondisi luka. Peran keluarga sangat penting dalam mendukung perawatan kaki untuk mencegah luka atau infeksi lebih parah (Agustari et al., 2022). Oleh karena itu, diperlukan solusi inovatif untuk membantu pasien dan keluarga memahami kondisi luka secara lebih baik. Teknologi berbasis deep learning, khususnya *image captioning*, menawarkan solusi untuk meningkatkan pemahaman pasien dan keluarga terhadap DFU (Taufiqur & Hatta, 2022)(Raharjo, 2022). *Image captioning* menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*, seperti arsitektur VGG16, sebagai *encoder* untuk mengekstrak fitur visual, dan *Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)* sebagai *decoder* untuk menghasilkan deskripsi teks yang relevan (Farhan & Setiaji, 2023). Kombinasi ini berpotensi menghasilkan deskripsi objektif dan akurat tentang kondisi luka DFU.

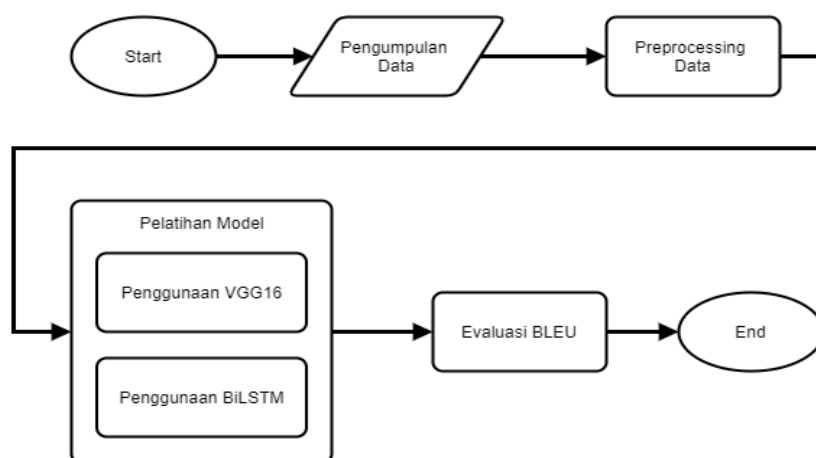
Penelitian sebelumnya oleh Pratiwi dan Pardede (2022) menunjukkan bahwa

kombinasi Inception-V3 dan Transformer dapat mencapai skor BELU-1 sebesar 0.306 pada tugas *image captioning* (Pratiwi & Pardede, 2022). Namun, dataset yang digunakan belum relevan untuk DFU. Pada penelitian oleh Agustina dkk. (2022) menggunakan VGG16 untuk klasifikasi kanker kulit dengan dataset 4000 citra dan menghasilkan akurasi hingga 99.70% dengan konfigurasi 50 *epoch* dan batch size 32 (Agustina et al., 2022). Studi lain oleh Supirman dkk. (2023) juga menunjukkan bahwa VGG16 memiliki performa yang lebih baik dibandingkan MobileNet dalam klasifikasi tujuh jenis penyakit kulit (Supirman et al., 2023). Pada penelitian Noorizki dan Kusumawati (2023) dalam penelitiannya membandingkan VGG16 dengan VGG19, VGG16 unggul dengan mencapai skor akurasi 98% dibandingkan VGG19 hanya 97% dalam klasifikasi varietas beras dengan model yang lebih rendah. Pada penelitian Rolangon dkk. (2023) menunjukkan bahwa BiLSTM unggul dalam analisis sentimen pengguna Twitter terhadap layanan rumah sakit dengan akurasi 86%, sedangkan Nugroho dkk. (2023) dan Alghifari dkk. (2022) melaporkan bahwa BiLSTM menghasilkan akurasi masing-masing sebesar 94,12% dan 91% dalam mendeteksi depresi serta analisis sentimen, jauh lebih tinggi dibandingkan model LSTM konvensional (Nugroho et al., 2023) (Alghifari et al., 2022).

Berdasarkan tinjauan tersebut, terlihat bahwa VGG16 memiliki kemampuan tinggi dalam mengekstrak fitur visual secara efektif, dan BiLSTM mampu menangkap konteks teks secara mendalam melalui pemrosesan dua arah (Lan et al., 2024). Kombinasi kedua model ini memiliki potensi besar untuk membangun sistem *image captioning* yang akurat, terutama untuk pemantauan kondisi luka DFU. Dengan memanfaatkan kekuatan VGG16 sebagai *encoder* untuk mengekstrak fitur visual dan BiLSTM sebagai *decoder* untuk menghasilkan deskripsi teks, sistem yang dikembangkan diharapkan dapat membantu tenaga medis dan keluarga pasien dalam memahami kondisi luka secara lebih objektif dan tepat.

## METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah VGG16 dan *Bidirectional Long Short Term Memory*, dimana dengan mengkombinasikan kedua metode ini akan menghasilkan sistem *image captioning* yang mampu mendeskripsikan gambar secara akurat. Adapun tahapan yang harus dilakukan dalam penelitian ini antara lain:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### Pengumpulan Data

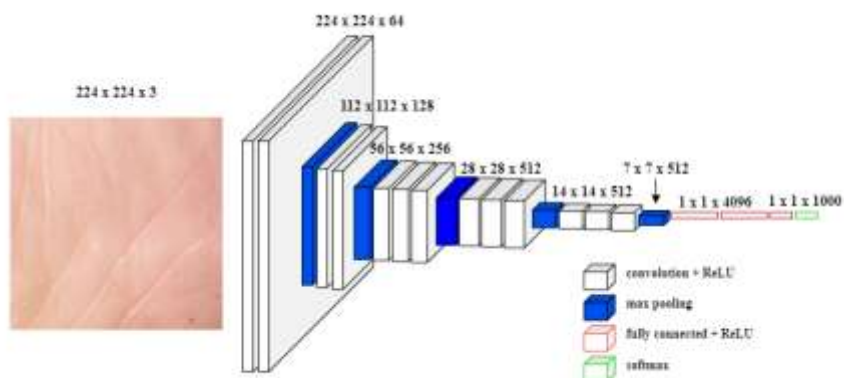
- **Data Gambar**  
Gambar luka *Diabetic foot ulcer* (DFU) dikumpulkan dari platform Kaggle. Data gambar yang diambil diseleksi untuk memastikan relevansi dengan kondisi luka DFU yang diteliti.
- **Data Caption**  
Deskripsi atau *caption* gambar diperoleh melalui diskusi langsung dengan ahli medis dari Fakultas Kedokteran Universitas Islam Sultan Agung, Semarang. *Caption* diberikan berdasarkan pengamatan dan identifikasi kondisi luka DFU, yang dibagi ke dalam beberapa kategori berdasarkan tingkat keparahan.

### Preprocessing Data

- **Resize dan normalisasi gambar**  
Gambar dari platform Kaggle di *resize* dengan target ukuran 224x224 piksel, ini diperlukan karena *input* model vgg16 adalah 224x224 piksel. Kemudian setelah *resize* dikonversi ke array numerik dan dinormalisasikan ke rentang antara [0, 1] dengan melalui pembagian 255.
- **Normalisasi Teks**  
Setiap *caption* pada dataset diubah yang awalnya huruf besar menjadi huruf kecil dan *caption* akan dibersihkan dari karakter non-alfabet misalnya titik dan koma.
- **Penambahan Token**  
Penambahan token *startseq* dan *endseq* ditambahkan pada awal *caption* dan akhir *caption* untuk menandai batas kalimat untuk membantu model dalam proses pelatihan dapat mengenali batas awal dan akhir kalimat.
- **Tokenisasi dan Padding**  
*Caption* diubah menjadi urutan bilangan menggunakan *Tokenizer* dari Keras, dan setiap urutan dilakukan *padding* berdasarkan Panjang maksimum *caption*.

### Pelatihan Model

- **Penggunaan vgg16**  
VGG16 dipilih sebagai model ekstraksi fitur visual karena arsitekturnya yang mendalam dan kemampuannya untuk mengekstraksi fitur sangat representative dari gambar. Model ini telah dilatih pada dataset *ImageNet* sehingga memiliki pengetahuan dasar tentang berbagai pola visual. Dengan memanfaatkan VGG16, proses pelatihan dapat menggunakan *transfer learning*, yang memungkinkan model untuk memanfaatkan fitur-fitur yang sudah diekstraksi sebelumnya, sehingga mempercepat konvergensi dan meningkatkan akurasi pada domain khusus, seperti deteksi kondisi luka DFU (Ferani et al., 2022).

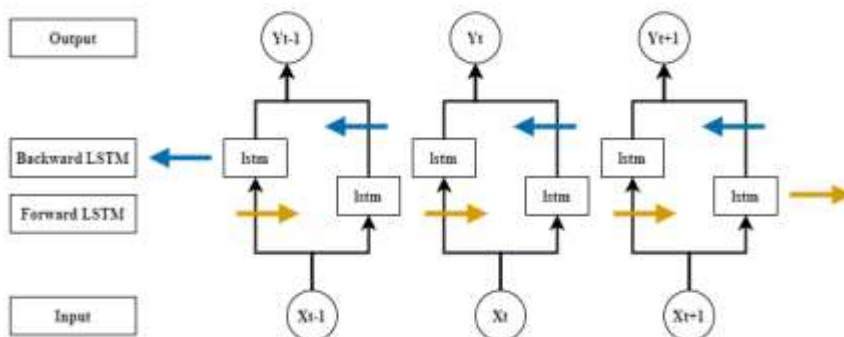


**Gambar 2.** Arsitektur VGG16

Arsitektur VGG16 terdapat dua bagian yaitu *feature extraction* yang digunakan untuk mengekstrak fitur-fitur penting pada gambar seperti tepi, garis, warna, sudut, tekstur, bentuk dan objek yang lebih kompleks sedangkan *classification* untuk mengklasifikasi gambar berdasarkan fitur yang diekstrak oleh *feature extraction*. Dengan total 16 lapisan yang dapat disesuaikan, pada bagian *feature extraction* meliputi 13 lapisan *convolutional layer* dan bagian *classification* meliputi 3 lapisan *fully connected layer* (Widi Wiguna et al., 2023). Selain itu terdapat 5 lapisan *max pooling* yang digunakan untuk mengurangi ukuran fitur (Noorizki & Kusumawati, 2023). Pada penelitian ini VGG16 hanya digunakan untuk fitur ekstraksi nya saja tidak sampai *fully connected layer*.

- **Penggunaan Bilstm**

BiLSTM digunakan untuk mengolah data teks (*caption*) karena kemampuan arsitektur ini menangkap konteks sekuensial secara dua arah yaitu maju dan mundur (Rolangon et al., 2023). Hal ini memungkinkan modle untuk memahami hubungan antar kata dalam *caption* dengan lebih mendalam, sehingga dapat menghasilkan representasi teks yang kaya dan kontekstual. Dengan mengintegrasikan *output* dari BiLSTM dengan fitur visual dari VGG16, sistem dapat menghasilkan *caption* yang tidak hanya sesuai dengan konten visual, tetapi juga memiliki struktur yang tepat.



**Gambar 3.** Arsitektur BiLSTM

Arsitektur BiLSTM terdapat dua lapisan utama yaitu *Forward LSTM* dan *Backward LSTM*. *Forward LSTM* digunakan untuk memproses urutan data dari awal ke akhir,

Backward LSTM digunakan untuk memproses urutan data dari akhir ke awal, hasil dari kedua lapisan ini akan digabung agar menghasilkan *output* yang dapat memahami konteks penuh dari data (Ge & Han, 2024).

**Evaluasi**

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik BLEU (*Bilingual Evaluation Understudy*). Metrik BLEU ini mengukur kesamaan antara *caption* yang dihasilkan oleh model dengan *caption* referensi yang telah dikumpulkan dari ahli dokter. Perhitungan skor BLEU memberikan gambaran mengenai kemampuan model dalam menghasilkan deskripsi yang tepat. Skor yang diperoleh berada dalam rentang 0 hingga 1, semakin tinggi nilainya maka semakin akurat model dalam menerjemahkan informasi. Secara umum skor BLEU diatas 0.3 menunjukkan bahwa terjemahan sudah dapat dipahami dengan baik (Satria & Pardede, 2022).


**HASIL KEGIATAN DAN PEMBAHASAN**






**Gambar 4.** Dataset gambar *diabetic foot ulcer*

Pada gambar 1 merupakan Kumpulan dataset gambar luka *diabetic foot ulcer*. Yang kemudian akan dilakukak preprocessing data menggunakan algoritma VGG16 untuk ekstraksi fitur, melibatkan langkah-langkah umum seperti *resize* gambar. *Resize* gambar dilakukan untuk menyesuaikan *input* pada model vgg16 yaitu 244 x 244.

**Tabel 1.**  
**Dataset *caption diabetic foot ulcer***

<i>Image</i>	<i>Caption</i>
	Kondisi luka pada Stage satu. Luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki. Tidak ada tanda-tanda infeksi. Cukup jaga kebersihan dan kondisi kering pada luka. Lanjutkan perawatan mandiri secara rutin.
0001.jpg	

<i>Image</i>	<i>Caption</i>
 <p data-bbox="284 562 400 595">0002.jpg</p>	<p data-bbox="523 259 1407 360">Kondisi luka pada Stage dua. Luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat. Disarankan konsultasi ke fasilitas kesehatan untuk pencegahan komplikasi.</p>
 <p data-bbox="284 898 400 931">0003.jpg</p>	<p data-bbox="523 595 1407 696">Kondisi luka pada Stage tiga. Luka dengan infeksi serius, melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang. Perawatan medis mendesak diperlukan. Segera kunjungi fasilitas kesehatan.</p>
 <p data-bbox="284 1234 400 1270">0004.jpg</p>	<p data-bbox="523 931 1407 1032">Kondisi luka pada Stage empat. Luka dengan gangrene luas atau nekrosis jaringan, melibatkan otot dan tulang. Kondisi serius memerlukan penanganan dokter spesialis sesegera mungkin.</p>

Pada tabel 1 merupakan contoh kumpulan dataset *caption* luka *diabetic foot ulcer*. Yang kemudian akan dilakuka preprocessing data dan di training menggunakan BiLSTM.

### Data Preprocessing

*Lowercasing* digunakan untuk mengubah huruf besar menjadi huruf kecil agar tidak ada perbedaan antara huruf besar dan huruf kecil saat pelatihan model.

**Tabel 2.**  
**Contoh proses lowercasing**

Sebelum	Sesudah
Kondisi luka pada Stage satu. Luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki.	kondisi luka pada stage satu. luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki.
Kondisi luka pada Stage dua. Luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat.	kondisi luka pada stage dua. luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat.
Kondisi luka pada Stage tiga. Luka dengan infeksi serius, melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang.	kondisi luka pada stage tiga. luka dengan infeksi serius, melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang.
Kondisi luka pada Stage empat. Luka dengan gangrene luas atau nekrosis	kondisi luka pada stage empat. luka dengan gangrene luas atau nekrosis

Penghapusan Karakter *Non-Alfabet* : pada proses ini dilakukan penghapusan karakter selain huruf seperti titik dan koma.

Tabel 3.  
 Contoh proses penghapusan karakter selain huruf

Sebelum	Sesudah
kondisi luka pada stage satu. luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki.	kondisi luka pada stage satu luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki
kondisi luka pada stage dua. luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat.	kondisi luka pada stage dua. luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat
kondisi luka pada stage tiga. luka dengan infeksi serius, melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang.	kondisi luka pada stage tiga. luka dengan infeksi serius melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang
kondisi luka pada stage empat. luka dengan gangrene luas atau nekrosis.	kondisi luka pada stage empat luka dengan gangrene luas atau nekrosis

Penambahan Token : pada proses selanjutnya dilakukan penambahan token “*startseq*” di awal dan “*endseq*” di akhir *caption* untuk membantu model dalam proses pelatihan dapat mengenali batas awal dan akhir kalimat.

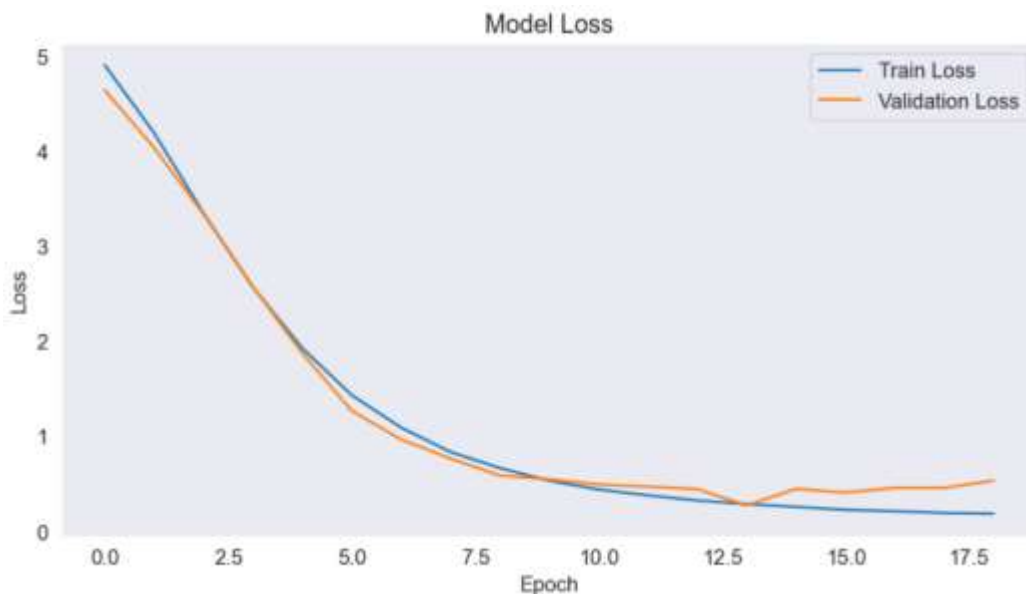
Tabel 4.  
 Contoh proses penambahan token

Sebelum	Sesudah
kondisi luka pada stage satu luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki	startseq kondisi luka pada stage satu luka hanya pada permukaan kulit pada perubahan warna dan nyeri pada kaki endseq
kondisi luka pada stage dua. luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat	startseq kondisi luka pada stage dua. luka melibatkan jaringan subkutan tanpa tanda infeksi berat endseq
kondisi luka pada stage tiga. luka dengan infeksi serius melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang	startseq kondisi luka pada stage tiga. luka dengan infeksi serius melibatkan jaringan dalam seperti otot atau tulang endseq
kondisi luka pada stage empat luka dengan gangrene luas atau nekrosis	startseq kondisi luka pada stage empat luka dengan gangrene luas atau nekrosis endseq

- Tokenisasi : setelah melalui proses lowercasing, penghapusan karakter non-alfabet dan penambahan token Langkah selanjutnya yaitu tokenisasi. *caption-caption* tersebut dikonversi menjadi urutan bilangan, setiap kata diubah menjadi angka unik berdasarkan frekuensi kemunculan dalam seluruh dataset.
- Padding : Panjang maksimum *caption* dihitung untuk memastikan semua urutan teks dipadding ke Panjang yang sama sehingga dapat diproses oleh model secara konsisten

### Pelatihan Model

Pada hasil pelatihan membandingkan antara kombinasi model vgg16 dengan BiLSTM dan kombinasi model Resnet50 dan BiLSTM.



**Gambar 5.** Train Loss dan *Validation Loss*

Pada gambar 5 Grafik menunjukkan bahwa train loss terus menurun seiring bertambahnya *epoch*. Namun setelah *epoch* ke 10 hingga ke 12, nilai *validation loss* mulai meningkat secara perlahan, meskipun train loss tetap menurun. Hal ini mengindikasikan terjadinya *over fitting*, Dimana model semakin baik dalam mengenali data pelatihan namun kurang mampu menggeneralisasikan pada data validasi. Dengan menggunakan *early stopping*, pelatihan dapat dihentikan secara otomatis ketika *overfitting* mulai terjadi.



**Gambar 6.** Train Accuracy dan *Validation Accuracy*

Pada gambar 6 Grafik menunjukkan bahwa train *accuracy* terus meningkat. Sementara itu *validation accuracy* jika naik hingga mencapai suatu titik tertentu, namun tidak menunjukkan peningkatan signifikan setelah beberapa *epoch*. Kondisi Dimana akurasi validasi tidak meningkat sementara akurasi pelatihan terus meningkat,

hal ini mengindikasikan bahwa model mulai mengalami *overfitting* sehingga performa model pada data baru tidak mengalami peningkatan lagi.

Evaluasi performa model dilakukan dengan menggunakan metrik evaluasi BLEU dan ROUGE untuk mengukur kesamaan antara *caption* yang dihasilkan dengan *caption* referensi yang dikumpulkan. Berikut adalah hasil evaluasi yang diperoleh.

**Tabel 5.**  
**Perbandingan skor matrik evaluasi**

Matrik Evaluasi	Skor Evaluasi
BLEU-1	0.3501
BLEU-2	0.2379
BLEU-3	0.1996
BLEU-4	0.1712
ROUGE-1	0.3570
ROUGE-2	0.1665
ROUGE-L	0.2988

#### BLEU-1 hingga BLEU-4

Skor BLEU menunjukkan Tingkat kesamaan n-gram antara *caption* yang dihasilkan dan *caption* referensi. Skor BLEU-1 sebesar 0.3501 mengidentifikasi bahwa model telah mampu menghasilkan *caption* yang cukup akurat. Sedangkan skor BLEU-4 sebesar 0.1712, yang mempertimbangkan kesamaan hingga 4-gram, menunjukkan bahwa struktur kalimat yang lebih kompleks juga mulai tercermin meskipun dengan nilai yang lebih rendah.

#### ROUGE-1, ROUGE-2 dan ROUGE-L

Metrik ROUGE digunakan untuk mengukur kesamaan berdasarkan recall dan urutan kata. Skor ROUGE-1 sebesar 0.3570 dan ROUGE-L sebesar 0.2988 manandakan bahwa *caption* yang dihasilkan memiliki tumpeng tindh kata dan berurutan kata yang cukup baik dengan *caption* referensi, sementara ROUGE-2 sebesar 0.1565 menunjukkan kesesuaian pada level bigrams. Hasil evaluasi ini mengidikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menghasilkan *caption* yang mendekati struktur dan makna dari *caption* referensi. Meskipun nilai skor yang diperoleh belum mencapai nilai sempurna, menunjukkan potensi sistem dalam mendeskripsikan kondisi gambar secara objektif.



**Gambar 7.** Hasil prediksi *image captioning*

Gambar 7 adalah beberapa contoh hasil prediksi model untuk *image captioning*. Setiap panel pada grafik memperlihatkan gambar *input* beserta *caption* yang dihasilkan oleh model.

## KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem *image captioning* untuk mendeskripsikan kondisi luka *diabetic foot ulcer* (DFU) dengan memanfaatkan kombinasi model VGG16 sebagai *encoder* dan BiLSTM sebagai *decoder*. Proses pengolahan data yang meliputi preprocessing, tokenisasi, dan padding telah memastikan bahwa dataset yang digunakan siap untuk pelatihan model. Hasil evaluasi menggunakan metrik BLEU dan ROUGE menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan *caption* yang cukup akurat dan mendekati struktur serta makna *caption* referensi. Meskipun terdapat indikasi *overfitting* selama pelatihan, penerapan teknik *early stopping* membantu menjaga kinerja model pada data validasi. Secara keseluruhan, penelitian ini telah mencapai tujuan utamanya dengan menyediakan solusi inovatif yang dapat membantu pasien dan keluarga dalam memahami kondisi luka DFU, sehingga diharapkan dapat berkontribusi pada peningkatan kualitas diagnosis dan perawatan pada kasus *diabetic foot ulcer*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agustari, F., Novitasari, D., & Sembayang, S. M. (2022). Pencegahan Komplikasi Kaki Diabetik Melalui Edukasi Perawatan Kaki Pada Penderita Diabetes Melitus Tipe 2. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat (JPKM) - Aphelion*, 4(Desember), 603–608.
- Agustina, R., Magdalena, R., & Pratiwi, N. K. C. (2022). Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(2), 446. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i2.446>
- Alghifari, D. R., Edi, M., & Firmansyah, L. (2022). Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 12(2), 89–99. <https://doi.org/10.34010/jamika.v12i2.7764>
- Farhan, N. M., & Setiaji, B. (2023). Indonesian Journal of Computer Science. *Indonesian Journal of Computer Science*, 12(2), 284–301.
- Ferani, C., #1, K., Ratri, R., Wardani, S., & Kom, M. T. (2022). Penerapan VGG16 untuk Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-ray. *Institut Teknologi Harapan Bangsa*.
- Ge, K., & Han, Q. B. (2024). Hidden code vulnerability detection: A study of the Graph-BiLSTM algorithm. *Information and Software Technology*, 175(March 2024). <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2024.107544>
- Lan, W., Tao, Y., Liang, B., Zhu, R., Wei, Y., & Shen, B. (2024). Shear wave velocity prediction based on bayesian-optimized multi-head attention mechanism and CNN-BiLSTM. *Computers and Geosciences*, 195(November 2024), 105787. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2024.105787>
- Noorizki, A. Z., & Kusumawati, W. I. (2023). Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas Beras. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 4(2). <https://doi.org/10.52435/complete.v4i2.387>
- Nugroho, K. S., Akbar, I., Suksmawati, A. N., & Istiadi. (2023). *Deteksi Depresi dan Kecemasan Pengguna Twitter Menggunakan Bidirectional LSTM*. *Ciastech*, 287–296.
- Pratiwi, V. R., & Pardede, J. (2022). Image Captioning Menggunakan Metode Inception-

- V3 dan Transformer. *Prosiding Diseminasi FTI*, 1–14.
- Raharjo, B. (2022). *Deep Learning dengan Python*.
- Rifat, I. D., Hasneli N, Y., & Indriati, G. (2023). Gambaran Komplikasi Diabetes Melitus Pada Penderita Diabetes Melitus. *Jurnal Keperawatan Profesional*, 11(1), 52–69. <https://doi.org/10.33650/jkp.v11i1.5540>
- Rolangon, A., Weku, A., & Sandag, G. A. (2023). Perbandingan Algoritma LSTM Untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Rumah Sakit Saat Pandemi Covid-19. *TelKa*, 13(01), 31–40. <https://doi.org/10.36342/teika.v13i01.3063>
- Said, M., Haskas, Y., & Restika, I. (2024). Hubungan Perilaku Pencarian Pengobatan dan Perawatan Kaki Terhadap Resiko Ulkus Kaki Diabetes. *JIMPK: Jurnal Ilmiah Mahasiswa & Penelitian Keperawatan*, 4(1), 3.
- Satria, M. R., & Pardede, J. (2022). Image Captioning Menggunakan Metode ResNet50 Dan Long Short-Term Memory. *Jurnal Tera*, 2(2), 84–94.
- Supirman, S., Lubis, C., Yulianto, D., & Perdana, N. J. (2023). Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Arsitektur Vgg16. *Simtek: Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 8(1), 135–140. <https://doi.org/10.51876/simtek.v8i1.217>
- Taufiqur, A., & Hatta, D. (2022). Image Captioning For Mobile Application. *Automata*, 3(2), 1–8.
- Vitniawati, V., Rahayu, S. M., & Tambunan, I. (2023). Analysis of Risk Factors of Diabetic Foot Ulcer in Diabetes Mellitus Patients. *Jurnal Ilmu Keperawatan Dan Kebidanan*, 14(2), 458–463. <https://doi.org/10.26751/jikk.v14i2.2051>
- Wang, X., Yuan, C.-X., Xu, B., & Yu, Z. (2022). Diabetic foot ulcers: Classification, risk factors and management. *World Journal of Diabetes*, 13(12), 1049–1065. <https://doi.org/10.4239/wjd.v13.i12.1049>
- Widi Wiguna, C., Dedy Irawan, J., & Orisa, M. (2023). Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Aplikasi Deteksi Wajah Buronan Berbasis Web. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 1051–1058. <https://doi.org/10.36040/jati.v6i2.5438>