A Convolutional Neural Network Classifies Intestinal Diseases Using Endoscopic Images

Gunawan [1)], Muhtar [2*)], Lili Ruhyana [3)], Danang Kristioko Legowo [4)], Abdul Firman [5)], Mulyatno [6)], Muhamad Rizki Ramadhan [7)]

[1)2)3)4)5)6)7)]Program Studi D-IV Teknik Elektromedik, Fakultas Kesehatan, Universitas Mohammad Husni Thamrin
[*)]**Correspondence author**: muhtar2521@gmail.com, Jakarta, Indonesia
DOI: https://doi.org/10.37012/jtik.v12i1.3709

Abstract

Intestinal diseases such as polyps, esophagitis, and ulcerative colitis may lead to serious complications when they are not detected early. Endoscopy provides important visual information for diagnosis; however, manual interpretation still depends on clinical expertise and requires time. This study aimed to develop an automatic intestinal disease classification model based on Convolutional Neural Network (CNN). The study used a Research and Development method consisting of data collection, preprocessing, model training, evaluation, and web interface implementation. The dataset was obtained from Kaggle and consisted of 6,000 endoscopic images categorized into normal, polyps, esophagitis, and ulcerative colitis. Each class contained 1,500 images, divided into approximately 87% training data and 13% testing data. The model was trained for 15 epochs and evaluated using accuracy, loss, confusion matrix, and single-image testing. The results showed stable validation accuracy in the range of 98-99%, while single-image testing produced confidence scores from 99.91% to 100%. This system is recommended as an initial endoscopic image classification aid, with further development involving a random-image class and an examination history database.

Keywords: *Intestinal Disease, Endoscopy, CNN, Deep Learning, Image Classification*

Abstrak

Penyakit usus seperti polip, esofagitis, dan kolitis ulseratif berpotensi menimbulkan komplikasi serius apabila tidak terdeteksi sejak dini. Pemeriksaan endoskopi menghasilkan citra yang penting untuk diagnosis, tetapi interpretasi manual masih bergantung pada pengalaman tenaga medis dan membutuhkan waktu. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi otomatis penyakit usus berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode penelitian menggunakan *Research and Development* dengan tahapan pengumpulan data, *preprocessing*, pelatihan model, evaluasi, dan implementasi antarmuka *web*. *Dataset* diperoleh dari Kaggle sebanyak 6.000 citra endoskopi yang terdiri atas kelas normal, *polyps*, *esophagitis*, dan *ulcerative colitis*. Setiap kelas memiliki 1.500 citra, dengan pembagian sekitar 87% data latih dan 13% data uji. Model dilatih selama 15 *epoch* dan dievaluasi menggunakan akurasi, *loss*, *confusion matrix*, serta pengujian citra tunggal. Hasil menunjukkan akurasi validasi stabil pada kisaran 98-99%, sedangkan pengujian citra tunggal menghasilkan skor kepercayaan 99,91-100%. Sistem ini direkomendasikan sebagai alat bantu klasifikasi awal citra endoskopi, dengan pengembangan lanjutan berupa penambahan kelas data acak dan basis data riwayat pemeriksaan.

Kata Kunci: Penyakit Usus, Endoskopi, CNN, *deep learning*, Klasifikasi Citra

PENDAHULUAN

Penyakit saluran pencernaan, khususnya penyakit usus dan area terkait saluran cerna, merupakan masalah klinis yang membutuhkan deteksi dini karena dapat berkembang menjadi kondisi yang lebih berat. Dalam konteks endoskopi, citra yang diperoleh dari pemeriksaan saluran cerna memberikan informasi visual mengenai kondisi normal, *polyps*, *esophagitis*, dan *ulcerative colitis*. Polip usus perlu dikenali sejak tahap skrining karena sebagian bentuk polip dapat memiliki potensi keganasan, sedangkan esofagitis dan kolitis ulseratif berhubungan dengan proses inflamasi yang dapat menimbulkan komplikasi bila tidak ditangani secara tepat (Giuliani et al., 2024; Du et al., 2024; Yao et al., 2024).

Endoskopi menjadi salah satu metode pemeriksaan penting karena memungkinkan visualisasi langsung kondisi saluran cerna. Namun, interpretasi citra endoskopi secara manual membutuhkan ketelitian tinggi, waktu, serta kompetensi klinis yang memadai. Pada situasi jumlah pemeriksaan yang besar, analisis manual dapat meningkatkan beban kerja tenaga medis dan menimbulkan potensi subjektivitas dalam pembacaan citra. Oleh sebab itu, dibutuhkan sistem bantu berbasis teknologi yang mampu mengolah citra secara konsisten sebagai pendukung keputusan klinis awal.

Perkembangan *artificial intelligence* dan *deep learning* memberikan peluang besar dalam pemrosesan citra medis. *Convolutional Neural Network* (CNN) banyak digunakan untuk klasifikasi citra karena mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan klasifikasi. Penelitian terkait gangguan saluran cerna menunjukkan bahwa metode *deep learning* dapat digunakan untuk membantu deteksi kelainan pada citra kolonoskopi dan endoskopi, serta meningkatkan konsistensi pengolahan data visual (Aliyi et al., 2023; Jahagirdar et al., 2023; Sharma et al., 2023; Xue et al., 2025).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini diarahkan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit usus berbasis CNN menggunakan citra endoskopi. Sistem dikembangkan untuk mengklasifikasikan empat kelas, yaitu normal, *polyps*, *esophagitis*, dan *ulcerative colitis*. Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan model CNN yang mampu melakukan klasifikasi otomatis pada citra endoskopi serta mengevaluasi tingkat akurasi model melalui grafik pelatihan, *loss*, *confusion matrix*, dan pengujian citra tunggal.

METODE PENELITIAN

Jenis dan Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode *Research and Development* (R&D), yaitu pendekatan penelitian yang berorientasi pada pengembangan dan validasi produk. Produk yang dikembangkan berupa model klasifikasi otomatis citra endoskopi berbasis CNN dan antarmuka aplikasi *web* untuk mengunggah serta memproses citra. Tahapan penelitian meliputi analisis kebutuhan, pengumpulan dataset, *preprocessing* citra, pelatihan model, evaluasi model, penyimpanan model, dan implementasi antarmuka deteksi.

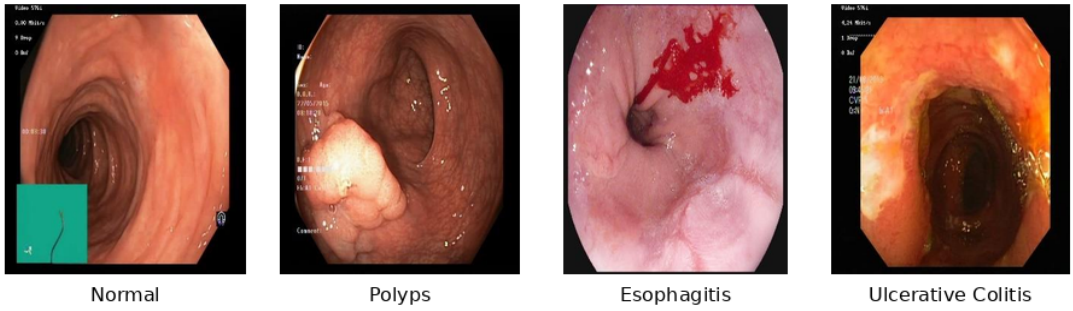
Bahan, Alat, dan Sumber Data

Bahan penelitian berupa dataset sekunder citra endoskopi yang diperoleh dari repositori Kaggle dengan nama WCE *Curated Colon Disease Dataset for Deep Learning*. *Dataset* berjumlah 6.000 citra berformat JPG yang terdiri atas empat kelas, yaitu normal, *polyps*, *esophagitis*, dan *ulcerative colitis*. Perangkat yang digunakan meliputi laptop atau komputer, *browser*, Python IDE, serta pustaka pendukung seperti Keras, OpenCV, dan NumPy. Sistem dikembangkan dalam bentuk aplikasi berbasis *web* untuk memudahkan pengguna dalam memilih dan mengunggah citra endoskopi.

Tabel 1. Distribusi Data Citra Endoskopi

No	Kelas	Jumlah Data	Keterangan
1	Normal	1.500	Citra endoskopi kondisi normal
2	*Polyps*	1.500	Citra endoskopi dengan polip
3	*Esophagitis*	1.500	Citra endoskopi dengan esofagitis
4	*Ulcerative Colitis*	1.500	Citra endoskopi dengan kolitis ulseratif
Jumlah	-	6.000	Total *dataset*

Tabel 1 menunjukkan bahwa *dataset* memiliki distribusi seimbang, yaitu 1.500 citra pada setiap kelas. Komposisi yang seimbang membantu proses pelatihan model karena setiap kelas memperoleh representasi data yang relatif sama. Dengan total 6.000 citra, model memiliki dasar data yang cukup untuk mempelajari pola visual pada masing-masing kategori penyakit.



Gambar 1. Sampel Citra Endoskopi Tiap Kelas

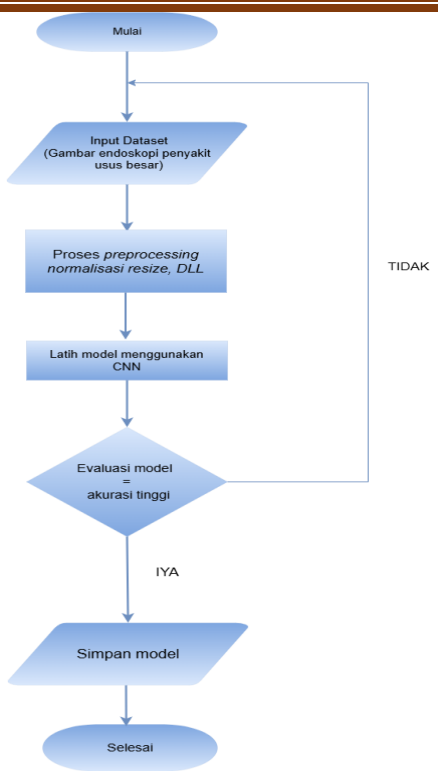
Gambar 1 memperlihatkan contoh karakteristik visual citra pada empat kelas. Citra normal memperlihatkan permukaan mukosa yang relatif homogen, kelas *polyps* menunjukkan adanya pertumbuhan jaringan menonjol, kelas *esophagitis* memperlihatkan area kemerahan atau perdarahan pada saluran cerna, sedangkan kelas *ulcerative colitis* memperlihatkan inflamasi pada mukosa. Perbedaan visual inilah yang dipelajari oleh model CNN selama proses pelatihan.

Tahapan Pengembangan Model

Tabel 2. Tahapan Pengembangan Sistem Klasifikasi

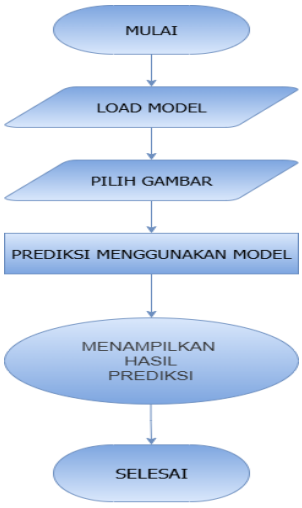
No	Tahapan	Uraian Kegiatan
1	Pengumpulan data	Mengunduh *dataset* citra endoskopi dari Kaggle dan mengelompokkan citra berdasarkan kelas.
2	*Preprocessing*	Melakukan normalisasi, penyesuaian ukuran citra, dan augmentasi apabila diperlukan.
3	Pelatihan model	Melatih model CNN selama 15 *epoch* menggunakan data latih.
4	Evaluasi	Menilai performa model menggunakan akurasi, *loss*, *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan F1-*score*.
5	Implementasi	Mengintegrasikan model pada aplikasi web untuk proses unggah citra dan deteksi otomatis.

Tabel 2 menjelaskan tahapan pengembangan sistem dari data sampai implementasi. Tahapan *preprocessing* menjadi bagian penting karena citra endoskopi harus memiliki ukuran dan skala piksel yang seragam agar sesuai dengan masukan model CNN. Evaluasi dilakukan setelah pelatihan untuk memastikan bahwa model tidak hanya baik pada data latih, tetapi juga mampu mengenali data uji.



Gambar 2. *Flowchart* Pengembangan Model CNN

Gambar 2 menunjukkan alur pengembangan model CNN. Proses dimulai dari input *dataset*, kemudian dilanjutkan dengan *preprocessing* berupa normalisasi dan penyesuaian ukuran citra. Setelah itu, model dilatih menggunakan CNN dan dievaluasi. Jika akurasi belum memenuhi kriteria, proses kembali pada tahap sebelumnya untuk dilakukan penyesuaian; jika akurasi sudah memadai, model disimpan dan siap digunakan.



Gambar 3. *Flowchart* Pengembangan Model CNN

Gambar 3 memperlihatkan alur penggunaan model pada aplikasi deteksi. Aplikasi memuat model CNN yang telah dilatih, pengguna memilih citra endoskopi, kemudian sistem melakukan prediksi berdasarkan model. Hasil akhir yang ditampilkan berupa label penyakit dan skor probabilitas, sehingga pengguna memperoleh informasi klasifikasi secara cepat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Spesifikasi dan Operasional Sistem

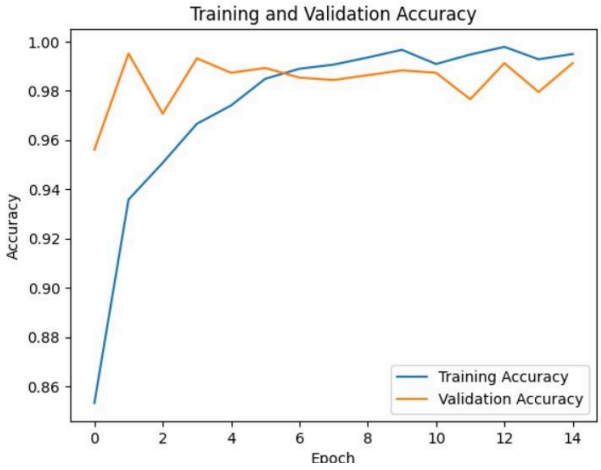
Sistem yang dikembangkan berupa aplikasi *web* klasifikasi citra endoskopi. Pengguna mengakses aplikasi melalui browser, melakukan login, memilih menu deteksi, mengunggah citra endoskopi, kemudian menekan tombol deteksi. Sistem memproses citra menggunakan model CNN dan menampilkan hasil prediksi pada layar.

Tabel 3. Spesifikasi Sistem Klasifikasi Penyakit Usus

Komponen	Spesifikasi	Fungsi
Perangkat keras	Laptop atau komputer	Menjalankan aplikasi dan proses komputasi model.
Dataset	6.000 citra endoskopi berformat JPG	Sumber data pelatihan dan pengujian model.
Model AI	*Convolutional Neural Network*	Mengklasifikasikan citra ke kelas normal, *polyps*, *esophagitis*, atau *ulcerative colitis*.
Aplikasi	*Web* berbasis lokal	Memfasilitasi login, unggah gambar, dan tampilan hasil deteksi.
Metrik evaluasi	Akurasi, *loss*, *confusion matrix*, *precision*, *recall*, F1-*score*	Menilai performa model secara kuantitatif.

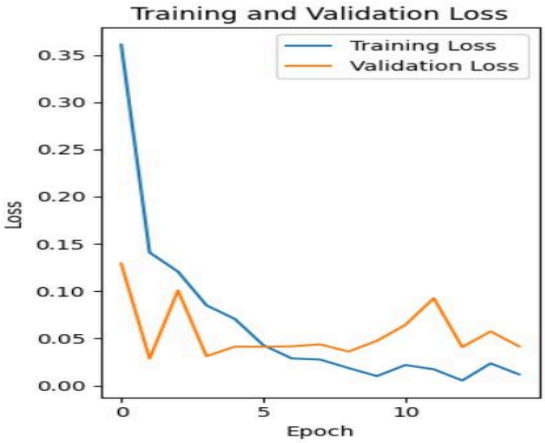
Tabel 3 menunjukkan bahwa sistem tidak hanya terdiri atas model CNN, tetapi juga melibatkan perangkat pengolahan, *dataset*, antarmuka, dan metrik evaluasi. Kombinasi komponen tersebut diperlukan agar sistem dapat digunakan sebagai prototipe klasifikasi citra medis berbasis web.

Hasil Pelatihan Model



Gambar 4. Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi

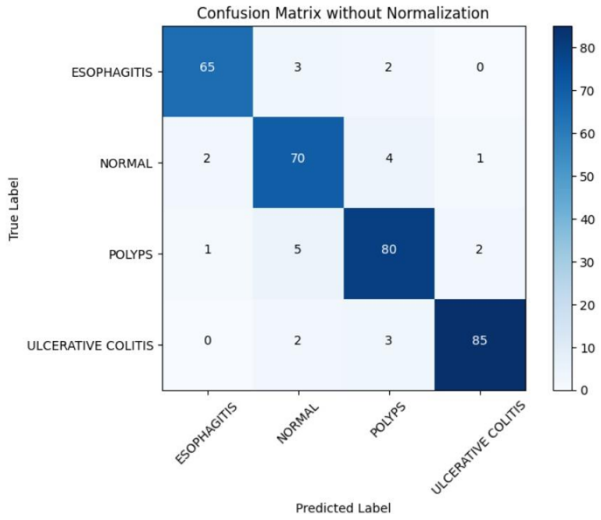
Gambar 4 menunjukkan bahwa akurasi pelatihan meningkat secara bertahap dari *epoch* awal hingga mendekati 100% pada akhir pelatihan. Akurasi validasi berada pada kisaran tinggi, yaitu sekitar 98-99%, dengan fluktuasi kecil. Pola ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur citra endoskopi dengan baik serta memiliki kemampuan generalisasi yang cukup stabil pada data validasi.



Gambar 5. Grafik *Loss* Pelatihan dan Validasi

Gambar 5 menunjukkan penurunan nilai *loss* pelatihan secara konsisten hingga mendekati nol. Nilai *loss* validasi mengalami fluktuasi, tetapi tetap berada pada tingkat rendah dan tidak memperlihatkan kenaikan konsisten. Hal ini mendukung interpretasi bahwa model tidak menunjukkan gejala *overfitting* yang bermakna selama pelatihan 15 *epoch*.

Evaluasi Klasifikasi Berdasarkan *Confusion Matrix*



Gambar 6. *Confusion Matrix* Klasifikasi Penyakit Usus

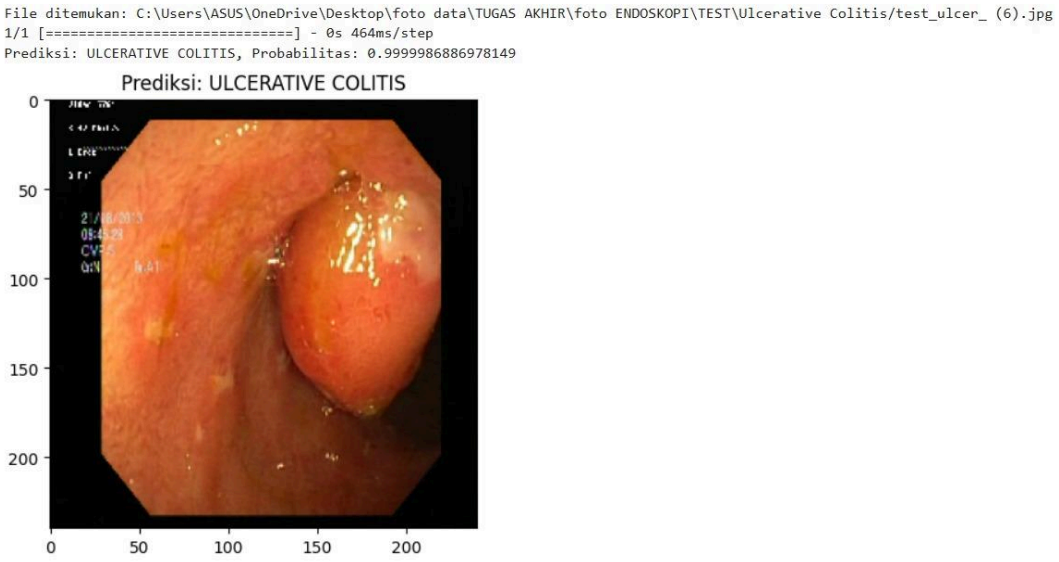
Gambar 6 memperlihatkan bahwa prediksi benar terkonsentrasi pada diagonal utama, yaitu 65 data *esophagitis*, 70 data normal, 80 data polyps, dan 85 data ulcerative colitis. Kesalahan klasifikasi masih muncul pada beberapa kelas, misalnya polyps yang terdeteksi sebagai normal sebanyak 5 data serta normal yang terdeteksi sebagai polyps sebanyak 4 data. Kondisi ini menunjukkan adanya kemiripan fitur visual antar kelas tertentu, sehingga peningkatan variasi data dan optimasi arsitektur model masih diperlukan.

Tabel 4. Matriks Konfusi Model CNN Berdasarkan Visualisasi Pengujian

Label Sebenarnya	Prediksi *Esophagitis*	Prediksi Normal	Prediksi Polyps	Prediksi *Ulcerative Colitis*	Total
Esophagitis	65	3	2	0	70
Normal	2	70	4	1	77
Polyps	1	5	80	2	88
Ulcerative Colitis	0	2	3	85	90
Jumlah	68	80	89	88	325

Tabel 4 menegaskan informasi pada *confusion matrix* dalam bentuk numerik. Jumlah prediksi benar pada diagonal utama mencapai 300 dari 325 data yang ditampilkan dalam visualisasi matriks. Kelas ulcerative colitis memiliki jumlah prediksi benar paling tinggi, sedangkan kesalahan paling banyak terjadi pada perbedaan antara *polyps* dan normal. Temuan ini menunjukkan bahwa model sudah kuat, tetapi perlu perbaikan untuk kasus citra yang memiliki tampilan mukosa mirip.

Hasil Pengujian Citra Tunggal



Gambar 7. Contoh Hasil Pengujian Citra Tunggal

Gambar 7 menunjukkan contoh pengujian citra tunggal pada kelas *ulcerative colitis*. Sistem berhasil menampilkan prediksi dengan probabilitas sangat tinggi, yaitu sekitar 0,999998. Hasil ini memperlihatkan bahwa model mampu mengenali pola visual pada citra uji tunggal dan mengubahnya menjadi keluaran klasifikasi yang mudah dipahami pengguna.

Tabel 5. Rekapitulasi Pengujian Citra Tunggal Tiap Kelas

No	Kelas Uji	Jumlah Citra Uji	Hasil Prediksi	Skor Kepercayaan
1	*Esophagitis*	5	Seluruh citra terdeteksi sesuai kelas	99,99%-100%
2	*Polyps*	5	Seluruh citra terdeteksi sesuai kelas	99,91%-100%
3	Normal	5	Seluruh citra terdeteksi sesuai kelas	100%
4	*Ulcerative Colitis*	5	Seluruh citra terdeteksi sesuai kelas	100%

Tabel 5 memperlihatkan bahwa pengujian citra tunggal pada setiap kelas menghasilkan klasifikasi yang sesuai dengan diagnosis sebenarnya. Skor kepercayaan terendah tercatat pada kelas polyps sebesar 99,91%, sedangkan kelas normal dan *ulcerative colitis* mencapai 100% pada seluruh sampel pengujian. Hasil ini menunjukkan konsistensi

model dalam memberikan prediksi untuk citra uji tunggal, meskipun pengujian lanjutan dengan data klinis yang lebih beragam tetap diperlukan.

Pembahasan Umum Sistem

Secara umum, hasil pelatihan, *loss*, *confusion matrix*, dan pengujian citra tunggal menunjukkan bahwa model CNN memiliki performa yang baik dalam klasifikasi citra endoskopi penyakit usus. Sistem yang dikembangkan juga mendukung proses penggunaan yang sederhana melalui antarmuka web. Dengan demikian, penelitian ini memiliki relevansi terhadap bidang teknik elektromedik karena mengintegrasikan pengolahan citra medis, kecerdasan buatan, dan aplikasi perangkat lunak sebagai alat bantu deteksi awal.

Walaupun demikian, sistem ini belum dapat diposisikan sebagai pengganti diagnosis dokter. Keluaran model harus dipahami sebagai alat bantu analisis awal karena validasi klinis langsung dengan tenaga medis dan data pasien nyata belum dilakukan. Pengembangan selanjutnya perlu menambahkan kelas citra acak, meningkatkan jumlah dan variasi *dataset*, serta menyediakan basis data riwayat pemeriksaan agar sistem lebih siap diterapkan dalam lingkungan pelayanan kesehatan.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini berhasil menghasilkan model klasifikasi citra endoskopi berbasis CNN untuk empat kategori, yaitu normal, *polyps*, *esophagitis*, dan *ulcerative colitis*. *Dataset* yang digunakan berjumlah 6.000 citra dengan distribusi seimbang pada setiap kelas. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi validasi stabil pada kisaran 98-99%, sedangkan pengujian citra tunggal menghasilkan prediksi sesuai kelas dengan skor kepercayaan 99,91-100%. *Confusion matrix* menunjukkan dominasi prediksi benar pada diagonal utama, walaupun masih terdapat kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan visual, terutama *polyps* dan normal. Sistem ini dapat digunakan sebagai prototipe alat bantu klasifikasi awal citra endoskopi, dengan rekomendasi pengembangan berupa perluasan *dataset*, penambahan kelas gambar acak, validasi klinis dengan praktisi medis, serta integrasi basis data untuk menyimpan riwayat hasil pemeriksaan.

REFERENSI

Aliyi, S., Dese, K., & Raj, H. (2023). Detection of gastrointestinal tract disorders using deep learning methods from colonoscopy images and videos. Science African, 20, e01628. https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01628

Arifin, AZ, & Kurniati, WDS (2002). Penggunaan Analisa Faktor Untuk Klasifikasi Citra Penginderaan Jauh Multispektral. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, juti.if.its.ac.id, http://juti.if.its.ac.id/index.php/juti/article/view/91

Du, Y., et al. (2024). Asymptomatic erosive esophagitis. Digestive Diseases and Sciences, 70(2), 462-468. https://doi.org/10.1007/s10620-024-08793-z

Giuliani, O., et al. (2024). Factors affecting treatment decisions for endoscopically resected low- and high-risk malignant colorectal polyps in a screening setting. Digestive and Liver Disease, 57(1), 282-289. https://doi.org/10.1016/j.dld.2024.08.057

Herliana, A. Farhan, E. Elisa, E. Evendi, and W. Mutiara. (2021). Self-regulated learning of first-year students at physics education department, FKIP - Universitas Syiah Kuala, *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1882, no. 1, doi: 10.1088/1742-6596/1882/1/012028.

Jahagirdar, V., et al. (2023). Diagnostic accuracy of convolutional neural network-based machine learning algorithms in endoscopic severity prediction of ulcerative colitis: A systematic review and meta-analysis. Gastrointestinal Endoscopy, 98(2), 145-154.e8. https://doi.org/10.1016/j.gie.2023.04.2074

M. A. Kabir, P. Montuschi, K. Liao, and M. Amani. (2025). Editorial : Applications of AI , machine learning , computational medicine , and bioinformatics in respiratory pharmacology, no. June, pp. 1–2, doi: 10.3389/fphar.2025.1602941.

M. M. Musthafa, M. T R, V. K. V, and S. Guluwadi. (2024). Enhanced skin cancer diagnosis using optimized CNN architecture and checkpoints for automated dermatological lesion classification, *BMC Med. Imaging*, vol. 24, no. 1, pp. 1–20, doi: 10.1186/s12880-024-01356-8.

Montalbo, F. J. (n.d.). WCE curated colon disease dataset for deep learning [Data set]. Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/francismon/curated-colon-dataset-for-deep-learning

Noviana, LPR, & Nugraha, INBS (2023). Perbandingan Klasifikasi Citra Daun Herbal Menggunakan Metode Logistic Regression dan Decision Tree Classifier Berdasarkan Fitur (Warna, GLCM, Bentuk). *JITU: Journal Informatic ...*, ejournal.uby.ac.id, https://ejournal.uby.ac.id/index.php/jitu/article/view/1241

Peryanto, A, Yudhana, A, & Umar, R (2020). Rancang bangun klasifikasi citra dengan teknologi deep learning berbasis metode convolutional neural network. *Format J. Ilm. Tek. Inform*, academia.edu, https://www.academia.edu/download/70131337/pdf.pdf

Sharma, A., Kumar, R., & Garg, P. (2023). Deep learning-based prediction model for diagnosing gastrointestinal diseases using endoscopy images. International Journal of Medical Informatics, 177, 105142.

Subandi, R, & Yudhana, A (2023). Pre-Processing Pada Klasifikasi Citra Medis Pneumonia. *Decode: Jurnal Pendidikan ...*, journal.umkendari.ac.id, https://journal.umkendari.ac.id/decode/article/view/198

Xue, J., Yu, J., Mao, Q., & Gu, X. (2025). Advancements and future directions of artificial intelligence in tumor imaging: A comprehensive review of techniques and applications. EngMedicine, 2(3), 100086. https://doi.org/10.1016/j.engmed.2025.100086

Yao, A., Huang, C., Wang, X., Zhou, R., Hao, W., & Lin, Q. (2024). The Reg protein family: Potential new targets for the treatment of inflammatory bowel disease and colorectal cancer. Frontiers in Gastroenterology, 3, 1-10. https://doi.org/10.3389/fgstr.2024.1386069