

KLASIFIKASI PENYAKIT KANKER PAYUDARA MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Rosi Susanti¹, Dede Brahma Arianto²

Informatika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Faletahan, Banten, Indonesia^{1,2}

Corresponding Author: lochy4372@gmail.com, [dedebrahma@uf.ac.id](mailto:dedebrama@uf.ac.id)

Info Artikel

Submitted: 25 April 2026

Revised : 30 April 2026

Accepted: 14 Mei 2026

Published: 30 Mei 2026

Keywords: breast cancer, CNN, image classification, MobileNetV3, screening.

Kata Kunci: kanker payudara, CNN, klasifikasi citra, MobileNetV3, skrining.

Abstract

Breast cancer can reduce the quality of life, so rapid and consistent screening is needed. This study developed a breast cancer classification system based on Convolutional Neural Network (CNN) implemented in a web-based screening application. The dataset was organized into training, validation, and test data, then the images were processed through 224x224 size adjustment, normalization, and augmentation on the training data. The model was built using the MobileNetV3 Small architecture with three output classes: Normal, Benign, and Malignant. The system also applies input validation to ensure predictions are only made on breast tissue images before the inference process. Test results on 300 test data showed an accuracy of 88.00% with varying performance per class, where misclassification still occurred in classes with similar visual characteristics. These results indicate that CNN is effective in supporting early breast cancer screening and can be improved through additional data and training optimization in future research.

Abstrak

Kanker payudara dapat menurunkan kualitas hidup sehingga diperlukan skrining yang cepat dan konsisten. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi kanker payudara berbasis Convolutional Neural Network (CNN) yang diimplementasikan pada aplikasi skrining berbasis web. Dataset disusun ke dalam data latih, validasi, dan uji, kemudian citra diproses melalui penyesuaian ukuran 224×224, normalisasi, serta augmentasi pada data latih. Model dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV3 Small dengan keluaran tiga kelas, yaitu Normal, Benign, dan Malignant. Sistem juga menerapkan validasi input untuk memastikan prediksi hanya dilakukan pada citra jaringan payudara sebelum proses inferensi. Hasil pengujian pada 300 data uji menunjukkan akurasi sebesar 88,00% dengan performa per kelas yang bervariasi, di mana kesalahan klasifikasi masih terjadi pada kelas-kelas yang memiliki kemiripan ciri visual. Hasil ini menunjukkan CNN efektif untuk mendukung skrining awal kanker payudara dan dapat ditingkatkan melalui penambahan data serta optimasi pelatihan pada penelitian selanjutnya.



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).

Publisher: Lembaga Penerbit Penelitian Nusantara

Pendahuluan

Kanker payudara merupakan salah satu masalah kesehatan yang berpotensi menurunkan kualitas hidup karena berhubungan langsung dengan kondisi jaringan tubuh dan dapat berkembang

menjadi penyakit yang serius. Deteksi dini menjadi penting agar penanganan dapat dilakukan lebih cepat, mengingat beberapa gejala kanker payudara sering kali tidak mudah dikenali pada tahap awal. Oleh karena itu, diperlukan upaya skrining yang lebih cepat dan konsisten dengan bantuan sistem komputasi, sehingga proses identifikasi dapat dilakukan secara lebih terstandar sebagai dukungan awal dalam layanan kesehatan [1].

Perkembangan *deep learning* mendorong penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi citra medis karena CNN mampu mempelajari pola dan fitur penting secara otomatis dari data citra. Pendekatan ini relevan untuk klasifikasi kanker payudara karena karakteristik visual pada citra medis, seperti mammogram atau histopatologi, dapat dibedakan melalui representasi fitur yang dipelajari model. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN dapat diterapkan untuk klasifikasi kanker payudara dan menghasilkan performa yang baik pada beberapa kelas, sehingga pendekatan CNN layak dijadikan dasar dalam pengembangan sistem skrining berbasis citra [2].

Pada implementasinya, citra medis seperti mammogram atau citra histopatologi sering dimanfaatkan untuk membantu proses identifikasi kondisi jaringan payudara karena memuat informasi visual yang dapat digunakan sebagai dasar klasifikasi. Namun, analisis citra secara manual berpotensi memerlukan waktu dan dipengaruhi perbedaan penilaian, sehingga pendekatan klasifikasi otomatis menjadi penting untuk mendukung skrining yang lebih konsisten. Studi pada citra medis menunjukkan penerapan CNN dapat digunakan untuk mendeteksi kanker payudara dan menjadi dasar pengembangan sistem skrining berbasis citra [3].

Salah satu tantangan dalam penerapan CNN adalah kebutuhan data latih yang memadai agar model mampu melakukan generalisasi dengan baik. Untuk mengatasi keterbatasan data, *transfer learning* banyak digunakan dengan memanfaatkan model yang telah dilatih pada dataset besar, kemudian dilakukan penyesuaian (*fine-tuning*) pada data target. Pendekatan ini terbukti efektif pada klasifikasi kanker payudara berbasis citra dan dapat meningkatkan efisiensi pelatihan sekaligus mempertahankan performa klasifikasi [4].

Pada pengembangan sistem klasifikasi citra medis, kualitas data dan tahapan pra-pemrosesan turut berpengaruh terhadap performa model. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penambahan pra-pemrosesan dapat meningkatkan akurasi dibanding CNN tanpa pra-pemrosesan, sehingga menegaskan pentingnya strategi pemrosesan citra sebelum proses pelatihan maupun inferensi [5]. Selain itu, pengembangan model berbasis CNN pada citra medis juga menekankan bahwa peningkatan akurasi dapat dilakukan melalui perbaikan kualitas citra, penambahan jumlah

dataset, serta iterasi pelatihan yang lebih mendalam [6]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menyusun sistem Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara menggunakan CNN yang diimplementasikan sebagai sistem skrining berbasis citra, sehingga diharapkan dapat membantu proses identifikasi awal secara lebih cepat dan konsisten.

Metode Penelitian

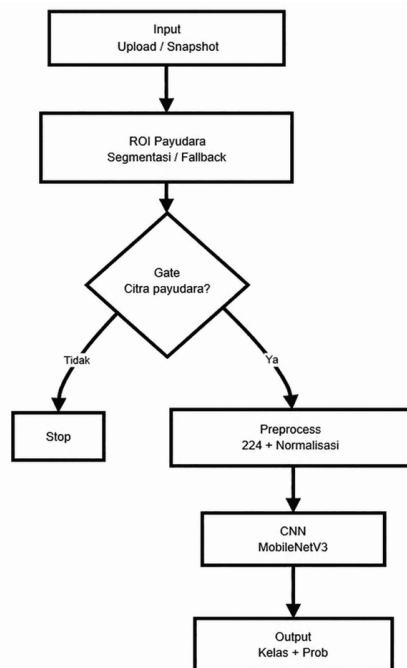
Metode penelitian pada sistem Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) disusun secara bertahap mulai dari analisis kebutuhan, penyusunan dataset, perancangan arsitektur sistem, pelatihan model, hingga implementasi aplikasi skrining berbasis citra. Alur ini bertujuan memastikan model yang dibangun mampu melakukan klasifikasi dengan baik dan sistem hanya memproses citra jaringan payudara melalui mekanisme validasi input sebelum inferensi.

2.1 Analisis Masalah

Pada tahap ini dilakukan identifikasi kebutuhan fungsional dan non-fungsional dari sistem skrining. Kebutuhan fungsional meliputi: (1) pengguna dapat memasukkan citra melalui unggah file, (2) sistem mendeteksi ROI (*region of interest*) area jaringan payudara, (3) sistem menjalankan validasi input untuk memastikan citra merupakan citra medis jaringan payudara (bukan objek lain), dan (4) sistem menampilkan hasil klasifikasi beserta nilai probabilitas tiap kelas. Kebutuhan non-fungsional meliputi kemudahan penggunaan antarmuka, waktu inferensi yang cepat, serta keluaran yang bersifat indikatif untuk skrining awal.

2.2 Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem dibangun dalam dua komponen utama, yaitu *pipeline* pelatihan model (*training*) dan aplikasi skrining (*deployment*). Pada sisi pengguna, sistem menerima citra dari unggah file. Citra kemudian diproses untuk mendeteksi ROI (*region of interest*) jaringan payudara. Setelah ROI diperoleh, sistem menjalankan tahap validasi input untuk memastikan area yang diproses benar-benar merupakan citra jaringan payudara. Jika validasi lolos, ROI dinormalisasi dan diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, kemudian dimasukkan ke model CNN untuk menghasilkan prediksi kelas kanker payudara. Hasil akhir ditampilkan pada antarmuka berupa label prediksi dan probabilitas setiap kelas, sehingga pengguna dapat melihat kecenderungan hasil skrining secara jelas.



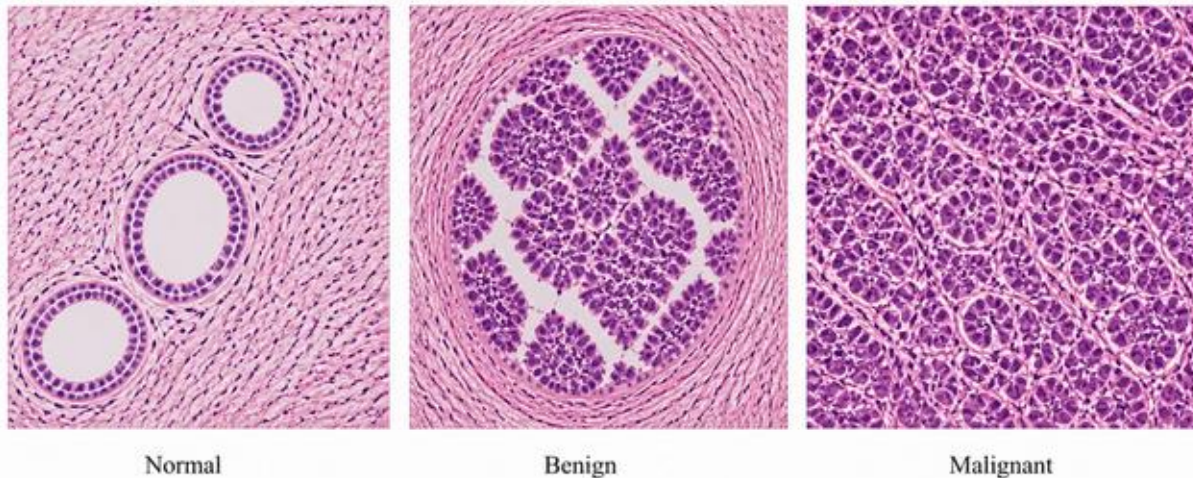
Gambar 1. Arsitektur Sistem

Diagram alur pada Gambar 1 menjelaskan tahapan kerja sistem skrining klasifikasi penyakit kanker payudara dari awal hingga menghasilkan prediksi. Proses dimulai dari Input berupa gambar yang diperoleh melalui upload atau snapshot kamera, selanjutnya sistem melakukan deteksi ROI Payudara menggunakan metode segmentasi sebagai pendekatan utama, dan fallback digunakan apabila deteksi utama tidak berhasil, sehingga area yang diproses tetap terfokus pada bagian jaringan payudara. Setelah ROI diperoleh, sistem menjalankan tahap Gate “Citra payudara?” untuk memvalidasi bahwa ROI benar-benar berasal dari citra jaringan payudara; apabila hasil validasi tidak terpenuhi maka proses dihentikan (Stop) agar model tidak melakukan prediksi pada objek non-medis atau citra di luar domain, sedangkan jika validasi ya, ROI masuk ke tahap preprocess berupa penyesuaian ukuran menjadi 224×224 dan normalisasi agar format input sesuai kebutuhan model. Tahap berikutnya adalah inferensi menggunakan model CNN MobileNetV3, kemudian sistem menghasilkan output berupa kelas prediksi dan probabilitas (confidence) sebagai hasil skrining.

2.3 Dataset dan Pra-pemrosesan

Dataset yang digunakan berupa citra kanker payudara dengan beberapa kelas, yaitu Normal, Benign (jinak), dan Malignant (ganas). Data disusun ke dalam tiga bagian, yaitu data latih (train), data validasi (val), dan data uji (test) untuk memastikan evaluasi model dilakukan secara objektif. Sebelum pelatihan, setiap citra diproses dengan penyesuaian ukuran menjadi 224×224 piksel agar seragam dan sesuai dengan input model. Pada data latih, diterapkan augmentasi berupa *horizontal*

flip, rotasi ringan, serta penyesuaian kecerahan dan kontras untuk meningkatkan keragaman data dan memperbaiki kemampuan generalisasi model. Selanjutnya citra dinormalisasi agar distribusi piksel lebih stabil selama pelatihan dan inferensi.



Gambar 2. Klasifikasi penyakit kanker payudara menggunakan CNN

2.4 Perancangan Model CNN

Model klasifikasi dibangun menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) dengan backbone MobileNetV3 Small karena arsitektur ini relatif ringan dan cocok untuk kebutuhan inferensi cepat pada aplikasi skrining. Citra masukan berukuran $224 \times 224 \times 3$ diproses melalui rangkaian lapisan konvolusi pada backbone untuk mengekstraksi fitur penting dari area jaringan payudara. Selanjutnya, pada bagian *classifier* dilakukan penyesuaian jumlah neuron pada lapisan keluaran menjadi 3 kelas sesuai label penelitian (Normal, Benign, dan Malignant). Dengan rancangan tersebut, model dapat memetakan fitur visual citra kanker payudara menjadi probabilitas tiap kelas, lalu menentukan kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai hasil prediksi.

2.5 Proses Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan menggunakan data latih dan dipantau menggunakan data validasi. Model dilatih selama beberapa *epoch* dengan *optimizer* Adam untuk mempercepat konvergensi pembelajaran. Untuk menjaga stabilitas pelatihan, digunakan pengaturan *learning rate* dan *weight decay* sebagai regularisasi. Selain itu diterapkan *early stopping* berdasarkan performa validasi untuk mencegah *overfitting*, yaitu pelatihan dihentikan ketika akurasi validasi tidak meningkat dalam sejumlah *epoch* tertentu. Untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, digunakan

weighted sampling pada data latih agar proses pembelajaran tidak terlalu didominasi oleh kelas yang jumlah datanya lebih besar.

2.6 Implementasi Aplikasi Skrining

Model terbaik hasil pelatihan diimplementasikan pada aplikasi skrining berbasis Streamlit. Aplikasi menyediakan sumber input berupa unggah foto. Setelah citra dimasukkan, sistem mendeteksi ROI jaringan payudara dan menjalankan validasi input untuk memastikan yang diproses adalah citra medis kanker payudara. Jika validasi terpenuhi, ROI diproses (resize 224×224 dan normalisasi) lalu dilakukan inferensi menggunakan model CNN. Hasil prediksi ditampilkan pada antarmuka berupa kelas prediksi dan grafik probabilitas tiap kelas sehingga mudah dipahami pengguna. Apabila validasi tidak terpenuhi, sistem menghentikan proses dan memberikan notifikasi bahwa input bukan citra kanker payudara, sehingga prediksi tidak dilakukan pada objek di luar domain skrining.

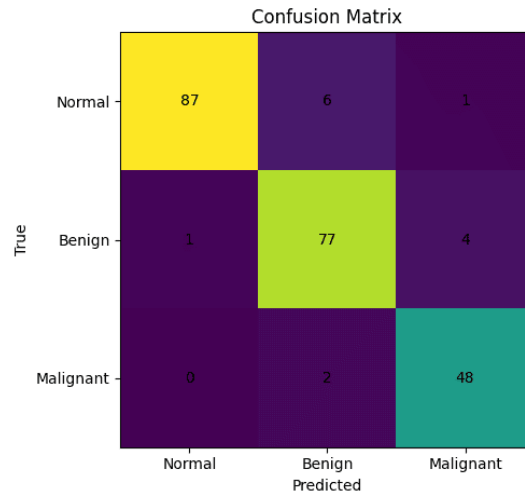
Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil pengujian dan pembahasan terhadap kinerja model Convolutional Neural Network (CNN) pada sistem klasifikasi kanker payudara. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji untuk mengetahui tingkat ketepatan klasifikasi, kemudian dianalisis melalui *confusion matrix* dan metrik per kelas guna melihat pola kesalahan antar kategori. Selain itu, ditampilkan pula hasil pelatihan model serta implementasi pada aplikasi skrining berbasis citra untuk menunjukkan keterkaitan antara performa model dan penerapannya pada sistem.

3.1 Hasil Pengujian Model

Berdasarkan pengujian pada data uji sebanyak 300 citra, model menghasilkan prediksi benar sebanyak 264 citra, sehingga diperoleh akurasi pengujian sebesar 88,00%. *Confusion matrix* menunjukkan sebagian besar kelas dapat dikenali dengan baik, terutama pada kelas Normal dan Malignant yang memiliki jumlah prediksi benar cukup tinggi. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan prediksi antar kelas yang memiliki karakteristik visual mirip, misalnya pertukaran antara Normal dengan Benign, serta pertukaran antara Benign dengan Malignant, yang menunjukkan bahwa perbedaan fitur antar kelas tersebut masih menjadi tantangan bagi model dalam proses klasifikasi.

3.2 Analisis Confusion Matrix

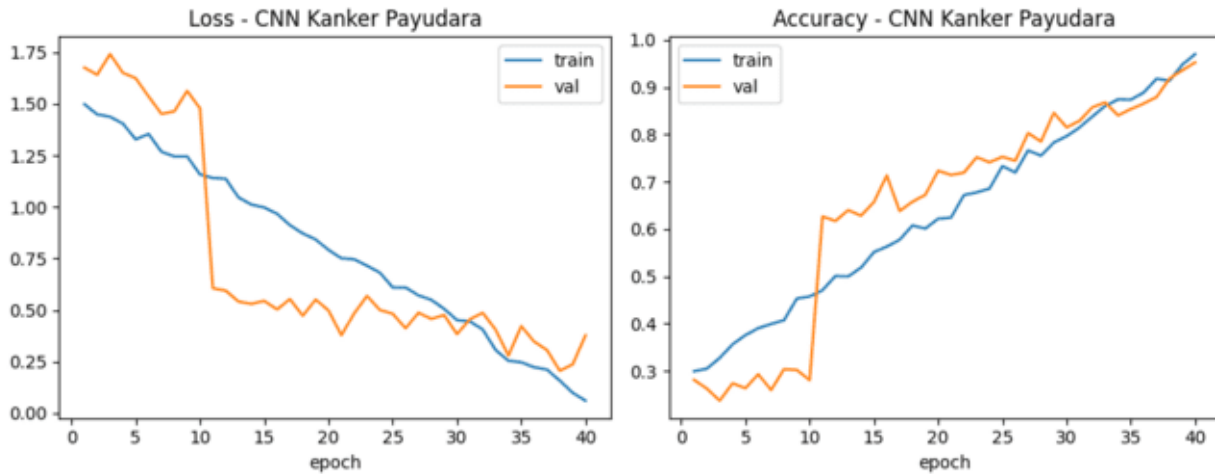


Gambar 3. Confusion Matrix Hasil Pengujian

Berdasarkan *confusion matrix*, sebagian besar kelas berhasil dikenali dengan baik, namun masih terdapat kesalahan prediksi pada kelas-kelas yang memiliki karakteristik visual mirip. Kesalahan yang sering muncul adalah pertukaran antara Normal dengan Benign, serta pertukaran antara Benign dengan Malignant. Pola ini menunjukkan bahwa beberapa kondisi memiliki kemiripan struktur jaringan dan pola tekstur pada citra kanker payudara, sehingga model dapat memberikan prediksi yang saling tertukar ketika kualitas citra kurang baik atau ROI tidak sepenuhnya menangkap fitur utama penyakit.

3.3 Hasil Pelatihan Model (Kurva Training–Validation)

Kurva pelatihan menunjukkan nilai *loss* pada data latih menurun secara bertahap dan akurasi meningkat hingga mendekati nilai optimal, sementara performa pada data validasi cenderung stabil. Pola ini mengindikasikan model mampu mempelajari representasi fitur dengan baik pada citra kanker payudara. Adanya selisih kecil antara performa *train* dan *validation* menunjukkan masih terdapat potensi *overfitting* ringan yang wajar pada dataset citra medis, sehingga pemantauan validasi dan mekanisme penghentian dini (*early stopping*) menjadi penting untuk menjaga kemampuan generalisasi model.



Gambar 4. Kurva Loss dan Akurasi Training–Validation

Gambar 4 menampilkan perkembangan nilai *loss* dan akurasi pada proses pelatihan model, baik untuk data *training* maupun *validation*. Kurva *loss training* menunjukkan penurunan secara bertahap seiring bertambahnya *epoch*, yang menandakan model semakin mampu mempelajari pola dari data latih kanker payudara. Pada saat yang sama, *loss validation* juga cenderung menurun dan kemudian stabil, menunjukkan bahwa model tidak hanya menghafal data latih, tetapi masih mampu mempertahankan performa pada data yang tidak dilatih. Kurva akurasi memperlihatkan akurasi *training* meningkat hingga mencapai nilai tinggi, sedangkan akurasi *validation* meningkat dan relatif stabil pada kisaran yang sedikit lebih rendah dibanding *training*. Selisih kecil antara kurva *training* dan *validation* mengindikasikan adanya kecenderungan *overfitting* ringan yang masih wajar pada dataset terbatas, namun secara umum model menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik karena akurasi *validation* tidak mengalami penurunan tajam pada *epoch-epoch* akhir.

3.4 Evaluasi Per Kelas

Evaluasi per kelas diperlukan untuk melihat performa model secara lebih detail, karena nilai akurasi total belum tentu mencerminkan kemampuan model pada setiap kelas. Dari hasil pengujian, kelas Normal dan Malignant cenderung memiliki performa tinggi, sedangkan kelas Benign relatif lebih rendah dibanding kelas lain. Hal ini dapat dipengaruhi oleh jumlah data per kelas dan kemiripan fitur visual antara Benign dengan kondisi jaringan lain yang memiliki karakteristik serupa pada citra kanker payudara.

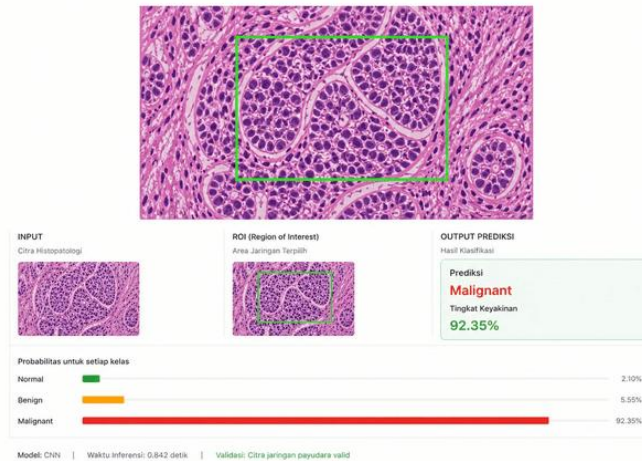
Tabel 1. Hasil Evaluasi Precision, Recall, dan F1-Score per Kelas

Kelas	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Normal	98,86	92,55	95,56
Benign	90,59	93,90	92,20
Malignant	90,57	96,00	93,20
Rata-rata	93,34	94,15	93,65

Pembahasan pada Tabel 1 menunjukkan bahwa model CNN memiliki performa yang cukup baik dan relatif seimbang pada sebagian besar kelas kanker payudara. Kelas Normal memperoleh nilai precision tertinggi, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi citra normal dengan sangat baik. Kelas Malignant memiliki nilai recall tertinggi, yang menandakan model cukup sensitif dalam mendeteksi kasus kanker ganas. Sementara itu, kelas Benign memiliki nilai precision yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya, yang mengindikasikan masih adanya kesalahan prediksi akibat kemiripan karakteristik visual dengan kelas lain. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa perbedaan fitur antara jaringan jinak dan ganas masih menjadi tantangan bagi model. Secara keseluruhan, nilai rata-rata (*macro*) F1-score sebesar 93,65% menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan baik dan seimbang pada seluruh kelas.

3.5 Hasil Implementasi pada Aplikasi Skrining

Model yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam aplikasi skrining berbasis web menggunakan Streamlit. Pengguna dapat memasukkan citra melalui unggah foto, lalu sistem mendeteksi ROI jaringan payudara dan melakukan validasi input. Jika validasi terpenuhi, sistem menampilkan prediksi kelas kanker payudara dan probabilitas tiap kelas dalam bentuk visualisasi grafik. Implementasi ini memudahkan pengguna untuk memahami hasil skrining secara cepat dan mendukung penggunaan sistem secara praktis.



Gambar 5. Tampilan Aplikasi Skrining (Input, ROI, dan Output Prediksi)

Gambar 5 menampilkan tampilan aplikasi skrining berbasis web yang digunakan untuk menguji implementasi sistem klasifikasi kanker payudara. Pada bagian input, pengguna dapat memasukkan citra melalui fitur unggah foto. Setelah citra diterima, sistem melakukan deteksi ROI (*region of interest*) pada area jaringan payudara yang ditandai dengan kotak (*bounding box*) sebagai area yang akan diproses. Selanjutnya, ROI yang terdeteksi melewati tahap validasi untuk memastikan input merupakan citra jaringan payudara sebelum dilakukan inferensi. Pada bagian output, aplikasi menampilkan hasil prediksi berupa kelas kanker payudara dengan nilai keyakinan (probabilitas) tertinggi serta visualisasi probabilitas untuk setiap kelas. Tampilan ini menunjukkan bahwa proses skrining berjalan secara *end-to-end* mulai dari input citra, penentuan ROI, hingga penyajian hasil prediksi yang mudah dipahami pengguna.

3.6 Pembahasan Mekanisme Validasi Input “Citra Jaringan Payudara”

Sistem dilengkapi mekanisme validasi input untuk memastikan prediksi hanya dilakukan pada citra jaringan payudara, sehingga mengurangi risiko model memberikan prediksi pada objek yang bukan domainnya (misalnya gambar non-medis, objek acak, atau bagian tubuh lain). Validasi dilakukan melalui pemeriksaan karakteristik citra serta deteksi pola visual yang sesuai dengan citra medis kanker payudara. Apabila validasi gagal, sistem menghentikan proses sebelum inferensi dan memberikan notifikasi bahwa input bukan citra jaringan payudara. Mekanisme ini penting dalam konteks skrining agar keluaran sistem lebih terkontrol dan tidak menyesatkan pengguna.

SIMPULAN

Bagian simpulan ini menyajikan ringkasan hasil penelitian yang telah dilakukan serta menegaskan capaian utama sistem klasifikasi kanker payudara berbasis Convolutional Neural

Network (CNN). Selain itu, disampaikan pula kelebihan dan keterbatasan sistem yang dikembangkan serta kemungkinan arah pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kinerja dan pemanfaatannya pada aplikasi skrining di masa mendatang.

1. Sistem klasifikasi kanker payudara berbasis Convolutional Neural Network (CNN) berhasil dibangun dan diintegrasikan ke aplikasi skrining berbasis web, sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara praktis melalui unggah citra medis.
2. Hasil pengujian menunjukkan model mampu mengklasifikasikan tiga kelas utama (Normal, Benign, dan Malignant) dengan performa yang baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan karakteristik visual.
3. Kelebihan sistem terletak pada penerapan validasi input (citra jaringan payudara) sebelum inferensi, sehingga prediksi tidak dilakukan pada objek non-medis atau citra di luar domain, yang membuat keluaran sistem lebih terkontrol untuk skenario skrining.
4. Kekurangan sistem saat ini adalah masih adanya kesalahan klasifikasi pada kelas-kelas yang memiliki karakteristik visual mirip dan kemungkinan dipengaruhi oleh variasi kualitas citra, resolusi, serta ketidakseimbangan jumlah data pada beberapa kelas.
5. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan memperkaya dan menyeimbangkan dataset, melakukan optimasi pra-pemrosesan, serta mencoba strategi pelatihan dan arsitektur CNN lain agar model lebih robust terhadap variasi citra dan meningkatkan konsistensi prediksi.

SARAN

Bagian saran ini disusun sebagai arahan pengembangan penelitian selanjutnya dengan tujuan menutup keterbatasan yang masih ditemukan pada sistem klasifikasi kanker payudara yang dikembangkan. Saran difokuskan pada aspek metodologis dan teknis penelitian agar hasil yang diperoleh pada penelitian berikutnya dapat lebih optimal dan akurat.

1. Menambah dan menyeimbangkan jumlah dataset pada setiap kelas, terutama kelas dengan performa lebih rendah (misalnya Benign), agar model memiliki representasi fitur yang lebih kuat dan mengurangi kesalahan klasifikasi.
2. Melakukan standarisasi kualitas citra (resolusi, pencahayaan, dan pewarnaan pada histopatologi) serta mengembangkan pra-pemrosesan yang lebih konsisten pada ROI jaringan payudara untuk meningkatkan kestabilan prediksi.

3. Menguji variasi strategi pelatihan dan arsitektur CNN (misalnya transfer learning dan fine-tuning bertahap) untuk meningkatkan generalisasi model, khususnya pada kelas yang memiliki kemiripan ciri visual.

Mengembangkan evaluasi lanjutan pada skenario penggunaan nyata dengan variasi sumber data medis yang berbeda, sehingga diketahui tingkat keandalan sistem sebelum digunakan secara lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. M. Srikantamurthy *et al.*, “Classification of benign and malignant subtypes of breast cancer histopathology imaging using hybrid CNN-LSTM based transfer learning,” *BMC Medical Imaging*, vol. 23, no. 19, 2023.
- [2] Z. Hameed *et al.*, “Multiclass classification of breast cancer histopathology images using multilevel features of deep convolutional neural network,” *Scientific Reports*, vol. 12, 2022.
- [3] W. Liu and S. Liang, “A novel embedded kernel CNN-PCFF algorithm for breast cancer pathological image classification,” *Scientific Reports*, vol. 14, 2024.
- [4] Z. Hameed *et al.*, “Breast Cancer Histopathology Image Classification Using an Ensemble of Deep Learning Models,” *Sensors*, vol. 20, no. 16, 2020.
- [5] B. Kolla and P. Venugopal, “A novel three-step deep learning approach for the classification of breast cancer histopathological images,” *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2023.
- [6] F. Badri *et al.*, “Integration of Knowledge-Based CNN Model for Breast Cancer Histopathology Image Classification,” *ILKOMNIKA*, 2023.
- [7] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2012.
- [8] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.
- [9] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep residual learning for image recognition,” *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016.
- [10] A. Esteva *et al.*, “Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks,” *Nature*, vol. 542, pp. 115–118, 2017.

- [11] B. Ehteshami Bejnordi *et al.*, “Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer,” *JAMA*, vol. 318, no. 22, pp. 2199–2210, 2017.
- [12] P. T. Mooney, “Breast Histopathology Images Dataset,” *Kaggle*, 2017.