PENGEMBANGAN APLIKASI CAD "SECOND OPINION" UNTUK KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA BERBASIS MAMMOGRAM DENGAN GUI MATLAB

Muhammad Subali[1], Lulu Mawaddah Wisudawati[1], Pungky Hari Wira Atmaja[2]* dan Teresa [1]

[1]Universitas Cendekia Abditama
Jl. Islamic Raya, Klp. Dua, Kec. Klp. Dua, Kabupaten Tangerang, Banten 15811
[2]Universitas Gunadarma
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok, Jawa Barat, 16424
subali@uca.ac.id, *lulu_mawadah@staff.gunadarma.ac.id*, *pungky@uca.ac.id*, *teresa@uca.ac.id*
*Corresponding Author

ABSTRAK

Kanker payudara merupakan salah satu kanker dengan prevalensi tertinggi pada perempuan dan menjadi tantangan utama dalam deteksi dini. Mammografi merupakan standar skrining, tetapi interpretasinya sangat bergantung pada radiolog sehingga rentan terhadap variasi dan berpotensi menimbulkan false positives maupun false negatives. Computer-Aided Diagnosis (CAD) dikembangkan sebagai strategi second opinion untuk meningkatkan konsistensi dan sensitivitas pembacaan. Penelitian ini merancang aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB yang mengintegrasikan dua arsitektur deep learning: EfficientNet-B0 untuk klasifikasi skrining (Normal vs Abnormal) dan ResNet-50 untuk klasifikasi diagnostik (Benign vs Malignant). Aplikasi mencakup empat modul utama yaitu Welcome, Patient Data, Prediction & Analysis, dan Diagnostic Analysis serta fitur Report/Export untuk dokumentasi hasil. Prediksi ditampilkan dalam bentuk label kelas beserta probabilitas (%) dan kategori confidence, sehingga informatif bagi pengguna non-teknis. Aplikasi menargetkan radiolog sebagai pengguna utama dan perawat sebagai pendukung alur kerja (entri data, unggah citra, ekspor laporan).Uji fungsional menunjukkan seluruh komponen antarmuka berjalan sesuai rancangan, sedangkan evaluasi usability formatif dengan 10 responden menghasilkan nilai rata-rata skor SUS 82,6 (Excellent). Dengan rancangan ini, aplikasi tidak hanya menyajikan hasil klasifikasi, tetapi juga menghadirkan alur kerja end-to-end yang selaras dengan praktik radiologi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CAD berbasis GUI MATLAB berpotensi digunakan sebagai second opinion untuk mendukung praktik klinis. Arah pengembangan selanjutnya difokuskan pada integrasi dengan PACS/RIS serta pembuktian melalui uji klinis berskala lebih besar.

Kata Kunci: *Breast cancer; Mammography; Computer-aided diagnosis; Deep Learning; MATLAB GUI.*

PENDAHULUAN

Kanker payudara merupakan kanker yang paling banyak didiagnosis pada perempuan secara global dengan kecenderungan insidensi yang meningkat di sejumlah populasi—di Amerika Serikat sekitar 1% per tahun sejak 2012 hingga 2021 [1], [2]. Mammografi merupakan salah satu metode skrining standar dalam deteksi kanker payudara, namun interpretasinya sangat bergantung pada keahlian radiolog sehingga rentan terhadap variasi antar pembaca, yang berpotensi menyebabkan keterlambatan deteksi atau tindakan invasif yang tidak diperlukan [3], [4]. Kondisi ini berdampak pada konsekuensi klinis dan finansial, termasuk meningkatnya angka *false positive* maupun *false negative* yang berimplikasi pada kecemasan pasien serta biaya tambahan pemeriksaan lanjutan [5].

Sistem Computer-Aided Diagnosis (CAD) telah berkembang sebagai strategi *second opinion* yang membantu radiolog meningkatkan konsistensi interpretasi mammogram [6]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penggunaan CAD berbasis *deep learning* mampu meningkatkan akurasi dan sensitivitas deteksi, bahkan mendekati atau melampaui performa radiolog dalam mode *standalone* maupun *support* [7], [8]. Dalam uji klinis acak berskala besar, memperlihatkan bahwa pemanfaatan AI dapat mempertahankan atau meningkatkan *cancer detection rate* (CDR) sekaligus

menurunkan beban baca, tanpa kenaikan *false-positive rate* [9]. Hasil evaluasi lanjutan mengindikasikan bahwa integrasi CAD dan interpreting radiologist mempertahankan kinerja setara *double reading* dan meningkatkan efisiensi [9].

Meskipun banyak penelitian telah berfokus pada pengembangan model klasifikasi berbasis CNN, ANN, maupun *hybrid*, sebagian besar studi masih terbatas pada level model dan belum diterjemahkan ke dalam aplikasi klinis siap pakai [10]. Tantangan yang masih dihadapi mencakup integrasi ke dalam alur kerja klinis, desain antarmuka yang *user-friendly*, serta penyajian output yang mudah dipahami dokter [3], [11], [12]. Beberapa pendekatan awal menunjukkan bahwa penerapan *user-centred design* dan *prototyping* dapat meningkatkan penerimaan pengguna terhadap sistem pendukung keputusan klinis [12], namun pada CAD mammografi penerapannya masih relatif terbatas.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model klasifikasi ke aplikasi klinis melalui pengembangan aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB dengan kontribusi utama sebagai berikut:

1. Merancang dan membangun aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB yang mencakup modul input pasien, upload citra mammogram, prapemrosesan Region of Interest (ROI), klasifikasi, deteksi lesi atau massa dengan *bounding box*, serta fitur ekspor laporan.
2. Mengimplementasikan dua arsitektur klasifikasi sesuai skenario klinis: EfficientNet-B0 untuk skrining (normal vs abnormal) karena efisiensi dan generalisasi yang baik [13], serta ResNet-50 untuk diagnosis lanjut (benign vs malignant) karena stabilitas *residual learning* pada lesi dengan struktur kompleks [14].
3. Menyusun alur kerja *end-to-end* yang konsisten dengan praktik radiologi, mulai dari entri data pasien hingga ekspor laporan, sehingga aplikasi mudah diadopsi secara klinis.
4. Melakukan evaluasi formatif meliputi uji fungsional GUI, keluaran probabilitas dan *confidence*, serta *usability* pada sampel perwakilan pengguna.

Ruang lingkup studi bersifat formatif, berfokus pada verifikasi fungsional dan keterpakaian aplikasi.

METODE PENELITIAN

Dataset

Penelitian ini menggunakan dua dataset mammogram publik yang umum dipakai dalam pengembangan sistem CAD.

- Mammographic Image Analysis Society (MIAS) database [15]. Dataset ini terdiri atas 107 citra normal dan 89 citra abnormal.
- Curated Breast Imaging Subset of the Digital Database for Screening Mammography (CBIS-DDSM) [16]. Dataset ini mencakup 481 citra benign dan 527 citra malignant.

Prapemrosesan & ROI

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra mammogram dan memastikan Region of Interest (ROI) dapat diekstrak secara konsisten sebelum masuk ke tahap klasifikasi. Seluruh langkah prapemrosesan diadaptasi dari penelitian sebelumnya, Wisudawati dkk. [17], [18] dengan beberapa penyesuaian implementasi dalam sistem dan diotomatisasi dalam aplikasi. Tahapan prapemrosesan meliputi:

1. Konversi grayscale untuk menyeragamkan format citra masukan.
2. Thresholding adaptif untuk memisahkan jaringan payudara dari latar belakang.
3. Cropping ROI otomatis pada area payudara/massa.
4. Operasi morfologi (dilasi–erosi) untuk mengurangi noise.
5. Ekstraksi ROI berupa breast area atau lesi/massa yang digunakan sebagai input model.

Model Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan dua arsitektur deep learning berbasis transfer learning:

- EfficientNet-B0 digunakan untuk klasifikasi normal vs abnormal pada dataset MIAS. Arsitektur ini dipilih karena ringan, scalable, dan efisien untuk aplikasi skrining dengan jumlah data terbatas. *Fine-tuning* diterapkan setelah lapisan klasifikasi diubah menjadi dua keluaran, bobot awal diinisialisasi dari pralatih dan hanya lapisan akhir yang dibuka pada tahap awal [13].
- ResNet-50 digunakan untuk klasifikasi benign vs malignant pada dataset CBIS-DDSM. Arsitektur residual network ini dipilih karena kemampuannya dalam *feature reuse* dan stabilitas pada deteksi pola tepi maupun massa kompleks. Model disesuaikan ke skema dua kelas (Benign/Malignant) sebelum *fine-tuning* [14].

Strategi pelatihan yang digunakan pada kedua model meliputi inisialisasi bobot dari pretrained ImageNet, *learning rate* awal 0.001 dengan penurunan adaptif, *batch size* 32, jumlah epoch 15–30 dengan *early stopping* bila konvergensi tercapai, serta optimizer Adam.

Pada aplikasi, kedua model diintegrasikan melalui fungsi prediksi yang berjalan otomatis pada GUI. Fungsi prediksi untuk EfficientNet-B0 menerima ROI area payudara dan menghasilkan label Normal/Abnormal beserta probabilitas (%) dan kategori confidence. Sementara itu, fungsi prediksi ResNet-50 digunakan untuk ROI massa, memberikan keluaran label Benign/Malignant dengan probabilitas (%) dan kategori confidence.

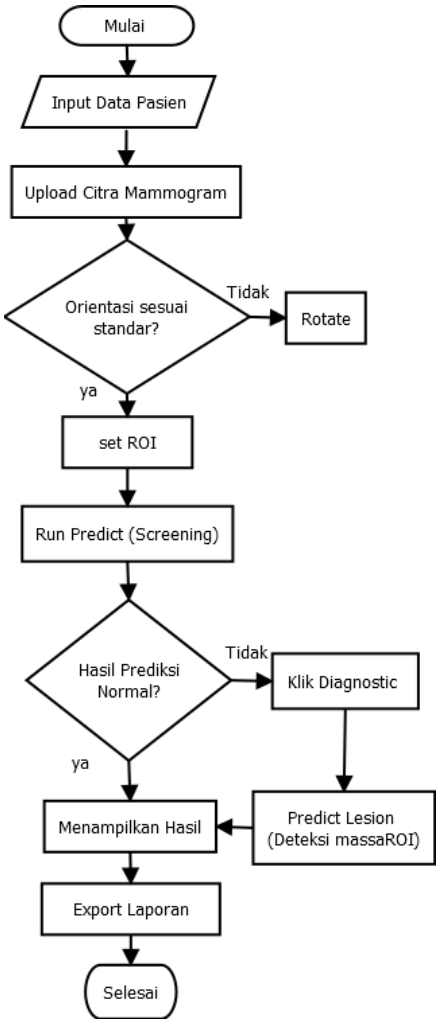
Dengan pendekatan ini, sistem dapat mendukung dua skenario klinis:

1. Screening (normal vs abnormal) dengan model EfficientNet-B0.
2. Diagnosis lanjutan (benign vs malignant) dengan ResNet-50.

Flowchart Sistem

Alur kerja aplikasi "CAD Second Opinion for Mammography" ditunjukkan pada *flowchart* (Gambar 1). Proses dimulai dengan input data pasien berupa identitas seperti nama, ID rekam medis, jenis kelamin, tanggal lahir, serta tanggal pemeriksaan. Data ini menjadi prasyarat agar setiap hasil analisis dapat dikaitkan secara tepat dengan rekam medis pasien.

Tahap berikutnya adalah upload citra mammogram. Setelah citra diupload, sistem menampilkan tampilan awal citra original untuk memastikan orientasi sudah sesuai standar pembacaan. Jika orientasi tidak sesuai, lakukan rotasi hingga memenuhi standar proyeksi CC (atas-bawah) atau MLO (miring ~45°; mencakup pektoralis). Rotasi dilakukan dengan tujuan penyeragaman tampilan. Setelah orientasi sesuai, pengguna melakukan penentuan Region of Interest (ROI area mammogram atau breast area). ROI digunakan untuk memfokuskan analisis pada area payudara yang relevan sehingga model tidak terganggu oleh artefak atau bagian citra yang tidak diperlukan.



Gambar 1. *Flowchart alur kerja aplikasi "CAD Second Opinion for Mammography".*

Dengan ROI yang valid, langkah selanjutnya adalah skrining awal (Run Predict -> Screening). Pada tahap ini, sistem menjalankan model klasifikasi untuk membedakan antara Normal dan Abnormal. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk label kelas, probabilitas (%) dan kategori confidence. Jika hasil prediksi adalah Normal, sistem menampilkan ringkasan hasil serta pengguna dalam melakukan ekspor laporan (.txt).

Sebaliknya, apabila hasil skrining menunjukkan Abnormal, pengguna diarahkan untuk melanjutkan ke Analisis Diagnostik dengan menekan tombol *Diagnostic*. Pada tahap ini, sistem melakukan deteksi massa (bounding box), menampilkan citra ROI yang dicurigai sebagai massa, serta menjalankan klasifikasi lesi atau massa menjadi Benign (jinak) atau Malignant (ganas). Keluaran berupa label, probabilitas (%) dan kategori confidence, disertai rekomendasi tindak lanjut klinis yang lebih spesifik. Untuk kasus jinak, sistem menyarankan kontrol berkala dalam interval 6–12 bulan, sedangkan untuk kasus ganas, sistem memberikan rekomendasi segera dilakukan biopsi konfirmasi dan rujukan ke onkologi.

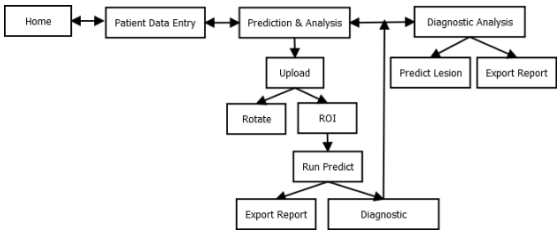
Tahap akhir dari alur adalah ekspor laporan diagnostik (.txt) yang memuat informasi pasien, hasil deteksi dan klasifikasi, probabilitas (%) dan kategori confidence, serta rekomendasi tindak lanjut. Dengan demikian, alur kerja aplikasi dirancang untuk menyediakan *second opinion* yang terstruktur mulai dari pencatatan data, pengolahan citra, skrining awal, hingga analisis diagnostik lanjutan.

Perancangan Sistem GUI

Perancangan antarmuka aplikasi bertujuan menyederhanakan alur kerja radiolog atau dokter dalam menganalisis citra mammogram. Desain aplikasi dibangun berbasis task oriented sehingga setiap langkah interaksi mengacu pada kebutuhan klinis, mulai dari input data pasien, upload citra, penentuan ROI, hingga keluaran laporan. Navigasi dibuat konsisten, disertai validasi pada setiap langkah untuk mencegah kesalahan prosedur. Struktur navigasi memperlihatkan hubungan antarhalaman dalam aplikasi. Ditinjau dari pola interaksi, struktur navigasi aplikasi ini termasuk navigasi campuran. Hal ini karena sebagian besar alur mengikuti pola linier, tetapi pada tahap hasil prediksi terdapat percabangan ke arah hirarki. Dengan desain campuran ini, aplikasi tetap sederhana untuk dijalankan, tetapi tetap fleksibel dengan kondisi hasil prediksi yang berbeda.

Pada Gambar 2 terlihat aplikasi diawali dengan halaman Home, kemudian pengguna diarahkan ke Patient Data Entry. Selanjutnya, halaman Prediction & Analysis menyediakan fungsi upload citra, rotasi, ROI, dan prediksi screening. Jika hasil prediksi Normal, user dapat

melakukan Export Report. Jika hasil Abnormal, alur diarahkan ke Diagnostic Analysis, yang menyediakan fungsi Predict Lesion serta Export Report untuk laporan diagnostik.



Gambar 2. *Struktur navigasi aplikasi*

Use Case Diagram

Use case diagram (Gambar 3) menggambarkan interaksi aktor utama (radiolog atau dokter) dengan sistem. Alur utama dimulai dari input data pasien, upload citra, penentuan ROI, hingga menjalankan prediksi awal.

Gambar 3. *Use Case Diagram aplikasi*

Pada tahap Run Predict, terdapat dua kemungkinan hasil yang ditampilkan melalui relasi extend:

- Hasil Normal → menampilkan ringkasan dan membuka opsi Export Report.
- Hasil Abnormal → memperluas alur ke Diagnostic Analysis, yang berisi proses Predict Lesion (klasifikasi Benign/Malignant) dan Export Diagnostic Report.

Integrasi Model ke GUI

Model EfficientNet-B0 dan ResNet-50 yang telah dilatih disimpan dalam format (.mat) dan diintegrasikan ke dalam aplikasi menggunakan *callback function* pada MATLAB App Designer. Pada halaman *Prediction & Analysis*, tombol Run Predict secara otomatis memanggil model EfficientNet-B0 untuk menghasilkan klasifikasi *Normal* atau *Abnormal* berdasarkan ROI citra payudara. Sementara itu, pada halaman *Diagnostic Analysis*, tombol Predict Lesion menjalankan model ResNet-50 untuk menentukan apakah massa yang terdeteksi termasuk kategori *Benign* atau *Malignant*.

Sebelum inferensi dilakukan, citra mammogram terlebih dahulu melalui tahapan prapemrosesan dan penyesuaian ukuran agar sesuai dengan spesifikasi *input layer* model. Hasil prediksi ditampilkan langsung pada panel hasil dengan informasi berupa label kelas, probabilitas (%) dan kategori confidence, serta visualisasi ROI/bounding box pada lesi. Seluruh keluaran ini kemudian dapat diekspor melalui menu Report/Export dalam format .txt sebagai dokumentasi.

Dengan integrasi ini, aplikasi mampu bekerja secara end-to-end dan otomatis, meliputi alur input citra → prapemrosesan → pemanggilan model → prediksi → visualisasi hasil → ekspor laporan, sehingga mendukung peran sistem sebagai *second opinion* dalam alur kerja radiolog.

Pengujian

Pengujian dilakukan untuk memastikan aplikasi CAD yang dikembangkan dapat berjalan sesuai rancangan dan menampilkan hasil klasifikasi secara konsisten. Tahap pertama adalah pengujian fungsionalitas, yaitu memverifikasi seluruh komponen antarmuka, mulai dari penginputan data pasien, upload citra mammogram, eksekusi prediksi, hingga ekspor laporan. Uji ini memastikan setiap tombol dan navigasi bekerja sesuai alur yang telah dirancang.

Tahap berikutnya adalah uji performa model, yang dilakukan dengan menguji keluaran klasifikasi pada dataset uji melalui dua skenario: (i) normal vs abnormal menggunakan EfficientNet-B0 dan (ii) benign vs malignant menggunakan ResNet-50. Sistem menampilkan hasil

dalam bentuk label prediksi (Normal/Abnormal atau Benign/Malignant) disertai nilai probabilitas (%) dan tingkat confidence. Tingkat keyakinan (confidence) dikelompokkan dalam tiga kategori:

- High confidence: ≥ 80%
- Medium confidence: 60–80%
- Low confidence: < 60%

Pengelompokan ini memberikan panduan praktis bagi dokter atau radiolog dalam menilai reliabilitas prediksi. Hasil dengan kategori High confidence lebih meyakinkan sebagai *second opinion*, sedangkan hasil dengan Low confidence menandakan perlunya kehati-hatian dan konfirmasi lebih lanjut dengan pemeriksaan klinis tambahan.

Sebagai pelengkap, dilakukan pula uji keterpakaian terbatas dalam skala kecil dengan melibatkan beberapa pengguna untuk mencoba aplikasi dan memberikan masukan terkait kemudahan penggunaan (*usability*). Hasil uji ini mendukung temuan bahwa sistem tidak hanya berfungsi secara teknis, tetapi juga memiliki antarmuka yang cukup intuitif untuk dipahami oleh pengguna non-teknis, serta mudah diinterpretasi oleh klinisi (radiolog/dokter).

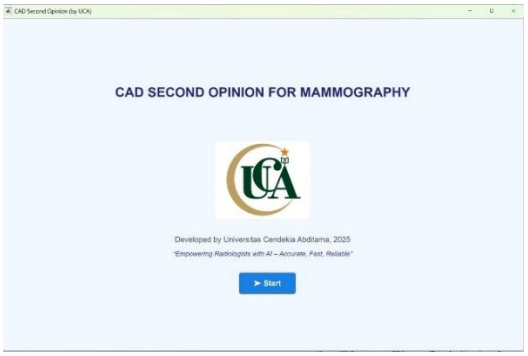
HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Aplikasi CAD Berbasis GUI MATLAB

Aplikasi CAD yang dikembangkan terdiri atas empat halaman utama. Implementasi ini dibangun menggunakan MATLAB App Designer dengan rancangan alur kerja menyerupai praktik radiologi: mulai dari input data pasien hingga prediksi dan ekspor laporan hasil.

Halaman Welcome

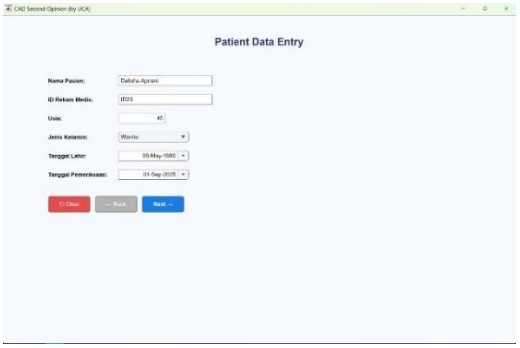
Halaman pembuka (*Welcome Page*) menampilkan judul aplikasi, logo institusi, serta tagline aplikasi. Terdapat tombol Start untuk masuk ke modul utama. Tampilan halaman *Welcome* ditunjukkan pada Gambar 4, dimana memberikan kesan profesional sekaligus memisahkan area kerja teknis dari halaman pembuka.



Gambar 4. *Tampilan Welcome Page aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB.*

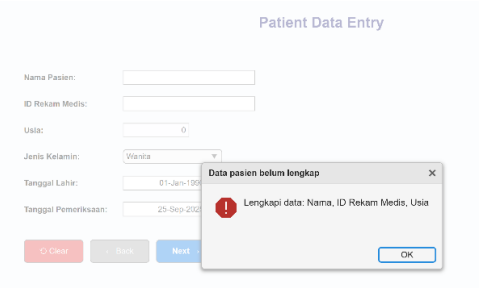
Halaman Patient Data Entry

Halaman Patient Data Entry (Gambar 5) digunakan untuk merekam identitas pasien, meliputi Nama, ID Rekam Medis, Usia (terisi otomatis berdasarkan Tanggal Lahir), Jenis Kelamin, dan Tanggal Pemeriksaan.



Gambar 5. *Halaman Patient Data untuk input identitas pasien (lengkap dan valid)*

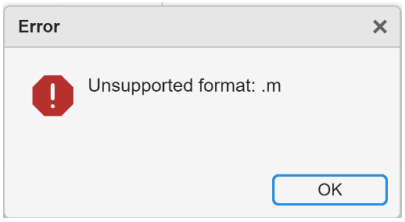
Sebelum melanjutkan ke modul prediksi, sistem menerapkan validasi minimal pada tiga isian wajib (Nama, ID, Usia). Apabila salah satu tidak terisi atau bernilai tidak wajar (mis. usia = 0), aplikasi menampilkan dialog peringatan dan menghentikan navigasi ke tahap berikutnya (lihat Gambar 6). Mekanisme ini dimaksudkan untuk memastikan keterlacakan hasil serta konsistensi pencatatan pasien. Setelah data dinyatakan valid, ringkasan identitas ditampilkan pada bagian atas modul *Prediction & Analysis* dan otomatis tercantum dalam Prediction Report maupun Diagnostic Report, sehingga setiap keluaran analisis terkait pada subjek yang sama.



Gambar 6. *Dialog peringatan saat data belum lengkap.*

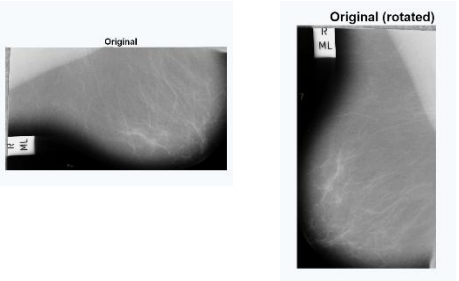
Halaman Prediction & Analysis

Halaman ini merupakan modul skrining awal menggunakan model EfficientNet-B0. Radiolog/operator dapat mengunggah (upload) citra mammogram, menampilkan gambar asli, serta menjalankan tombol Run Predict. Pada saat upload citra, sistem membatasi tipe file hanya pada citra (PNG, JPG/JPEG, TIF/TIFF, PGM, dan DICOM). Apabila user melakukan upload non-citra, proses ditolak dan ditampilkan dialog kesalahan *Unsupported format* (Gambar 7). Hal tersebut dilakukan untuk mencegah data tidak valid masuk ke alur prapemrosesan/ROI dan menjaga konsistensi data yang dianalisis.



Gambar 7. *Sistem menampilkan pesan Unsupported format jika file upload bersifat non-citra*

Selanjutnya apabila citra yang diupload belum sesuai orientasi pembacaan standar, pengguna dapat melakukan rotate (90°/180°) hingga tampilan seragam (Gambar 8). Langkah ini bertujuan menormalkan tampilan sebelum penentuan ROI, sehingga proses prapemrosesan dan prediksi berjalan konsisten antar kasus. Setelah orientasi dianggap sesuai, maka dilajutkan ke tahap ROI serta inferensi.



A B

Gambar 8. *A. Citra Original sebelum standardisasi orientasi. B. Citra Original (rotated)*

Hasil keluaran pada halaman prediction & analysis berupa label Normal/Abnormal dengan probabilitas (%) dan kategori confidence. Jika hasil menunjukkan normal maka hasil prediksi dan analisis akan muncul (Gambar 9).

Gambar 9. *Halaman Prediction & Analysis untuk skrining dengan hasil prediksi normal dan fitur ekspor laporan.*

Jika hasil menunjukkan *Abnormal*, maka tombol diagnostic muncul (Gambar 10) dan pengguna diarahkan untuk melanjutkan ke modul diagnostik.

Gambar 10. *Tampilan tombol Diagnostic muncul jika hasil prediksi Abnormal.*

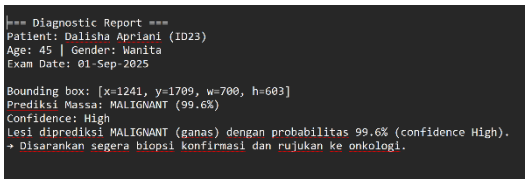
Halaman Diagnostic Analysis

Tampilan halaman diagnostik pada Gambar 11 berfungsi untuk klasifikasi lanjut menggunakan ResNet-50. Pada tahap ini, citra ROI massa dianalisis untuk menentukan apakah bersifat *Benign* atau *Malignant*. Tampilan hasil menampilkan citra ROI dengan *bounding box* yang menandai lokasi lesi atau massa, sedangkan output ditampilkan sebagai label kelas dengan probabilitas (%) dan kategori confidence.

Gambar 11. *Halaman Diagnostic Analysis dengan visualisasi ROI/bounding box dan hasil klasifikasi malignant.*

Halaman Report/Export

Halaman laporan menyediakan ringkasan hasil berupa identitas pasien, prediksi akhir (Normal/Abnormal/ Benign/Malignant), nilai probabilitas, dan citra ROI/*bounding box*. Laporan dapat diekspor ke format .txt sebagai dokumentasi medis. Contoh keluaran laporan ditunjukkan pada Gambar 12.



```
=== Diagnostic Report ===
Patient: Dalisha Apriani (ID23)
Age: 45 | Gender: Wanita
Exam Date: 01-Sep-2025

Bounding box: [x=1241, y=1709, w=700, h=603]
Prediksi Massa: MALIGNANT (99.6%)
Confidence: High
Lesi diprediksi MALIGNANT (ganas) dengan probabilitas 99.6% (confidence High).
→ Disarankan segera biopsi konfirmasi dan rujukan ke onkologi.
```

Gambar 12. *Contoh laporan (Report) yang dihasilkan aplikasi, berisi data pasien, hasil klasifikasi, probabilitas, dan citra hasil analisis.*

Implementasi halaman ini menunjukkan konsistensi dengan prinsip user-centred design. Antarmuka dibuat linear dan sederhana: pengguna menekan tombol sesuai alur (*Welcome* → *Patient Data* → *Prediction* → *Diagnostic* → *Report*). Penyajian hasil dalam bentuk label, probabilitas, dan visualisasi ROI/*bounding box* memudahkan radiolog dalam memahami prediksi model tanpa memerlukan pengetahuan teknis pemrograman. Dengan pendekatan ini, aplikasi tidak hanya menampilkan hasil klasifikasi, tetapi juga menekankan aspek kegunaan (*usability*) melalui:

1. Kesederhanaan navigasi, sehingga pengguna tidak memerlukan banyak klik untuk menyelesaikan satu siklus analisis.
2. Kejelasan informasi, hasil ditampilkan dalam teks (label), angka (confidence), dan visual (ROI/bbox).
3. Keterhubungan dengan praktik klinis, data pasien terdokumentasi dalam laporan, menyerupai rekam medis elektronik.

Hasil implementasi memperlihatkan bahwa rancangan antarmuka mampu mendukung peran CAD sebagai *second opinion*, sesuai tujuan aplikasi untuk mendekatkan prototipe penelitian ke arah sistem yang siap diadopsi klinis.

Kinerja Model pada Dua Skenario Klasifikasi

Pengujian kinerja model dalam aplikasi ditampilkan melalui nilai probabilitas (*confidence*) dari prediksi yang dihasilkan sistem. Dua skenario klinis diuji, yaitu:

1. Normal vs Abnormal menggunakan EfficientNet-B0.
2. Benign vs Malignant menggunakan ResNet-50.

Sistem memberikan keluaran berupa label prediksi dan tingkat keyakinan (*confidence*) yang ditampilkan langsung pada GUI. Contoh hasil ditunjukkan pada Tabel 1.

Label dan skor probabilitas (confidence) pada GUI dipetakan ke saran tindak lanjut: High (≥80%) = dukungan kuat terhadap penilaian awal; Medium (60-80%) = lanjutkan evaluasi dengan kehati-hatian; Low (<60%) = perlukan

pemeriksaan tambahan/rujukan. Dengan demikian, keluaran model tidak berhenti pada akurasi, tetapi memberi langkah operasional yang seragam untuk pembaca.

Tabel 1. *Contoh hasil prediksi, nilai probabilitas, dan kategori confidence pada aplikasi CAD.*
(lihat pada lampiran)

Contoh hasil pada Tabel 1 menunjukkan bahwa aplikasi tidak hanya menghasilkan label klasifikasi, tetapi juga menyajikan tingkat keyakinan prediksi beserta kategorinya. Informasi ini penting karena membantu radiolog menilai reliabilitas sistem sebagai *second opinion*.

Berbeda dengan banyak penelitian eksperimental yang menekankan metrik global seperti akurasi atau AUC, aplikasi ini menonjolkan keluaran yang siap pakai klinis yakni label prediksi disertai tingkat kepercayaan sejalan dengan prinsip human atau user centred design agar mudah dipahami klinisi dan terintegrasi ke alur kerja [3], [11], [12].

Pengujian Fungsionalitas GUI

Hasil uji fungsionalitas menunjukkan bahwa semua tombol dan navigasi pada aplikasi bekerja sesuai rencana. Ringkasan hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 2.

Skenario uji coba dinyatakan *berhasil* bila tampilan dan hasil aplikasi sesuai harapan, tidak muncul gangguan (error). Entri pada log dicatat sebagai dokumentasi peristiwa selama uji coba. Entri log menunjukkan hubungan langsung antara tindakan pengguna dan respons sistem. pesan *Rotate … → ROI reset* memastikan bahwa setiap rotasi membuat ROI diulang pada orientasi yang benar, sementara *Unsupported format* menegaskan penolakan berkas non-citra. Peringatan *Lengkapi data…* membuktikan adanya pengecekan isian wajib sebelum prediksi dijalankan.

Tabel 2. *Hasil uji fungsionalitas GUI aplikasi CAD.*
(lihat pada lampiran)

Secara keseluruhan, hasil uji fungsionalitas membuktikan bahwa aplikasi berjalan stabil dan telah memenuhi alur kerja yang ditetapkan, sehingga siap digunakan sebagai *second opinion* dalam klasifikasi kanker payudara berbasis mammogram. Potensi perbaikan yang dapat dikembangkan yaitu validasi kualitas atau resolusi citra agar hasil prediksi lebih optimal.

Evaluasi Usability

Evaluasi Usability dilakukan sebagai studi formatif pada prototipe dengan 10 responden melalui purposive sampling berstrata untuk memastikan keterwakilan dua peran pengguna kunci: dokter atau radiolog (n=2) sebagai pengambil keputusan klinis (second opinion) dan mahasiswa keperawatan (n=8) sebagai pengguna pendukung alur kerja (input data, upload/rotasi citra, penetapan ROI, ekspor). Pada tiap strata, kandidat yang memenuhi kriteria inklusi dipilih dengan acak sederhana untuk meminimalkan bias seleksi. Penilaian menggunakan System Usability Scale (SUS; 10 butir, Likert 1–5) meliputi: kejelasan navigasi, kesesuaian alur tugas klinis (upload-rotasi-ROI-prediksi-ekspor), Hasil analisis (label-probabilitas-confidence), kualitas feedback sistem (peringatan saat format file salah atau data belum lengkap), efisiensi penyelesaian tugas, serta aspek antarmuka (ikon/petunjuk singkat dan preferensi dark mode).

Tabel 3. *Hasil evaluasi usability aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB.*
(lihat pada lampiran)

Rata-rata skor SUS keseluruhan mencapai 82,6 (kategori Excellent), dengan rerata dokter = 84,0 (Excellent) dan mahasiswa keperawatan = 82,25 (Excellent). Responden menilai navigasi jelas, urutan tugas mudah diikuti, serta keluaran label, probabilitas, confidence mudah ditafsirkan sehingga mendukung peran aplikasi sebagai second opinion. Masukan perbaikan mencakup perlunya petunjuk singkat di halaman awal, ikon

yang lebih deskriptif, dan opsi dark mode. Konsistensi nilai antarstrata mengindikasikan keterpakaian yang baik pada peran klinis maupun operasional. Hasil tersebut mengindikasikan prototipe tidak hanya stabil, tetapi juga memiliki keterpakaian tinggi dan potensi adopsi dalam alur kerja klinis.

Diskusi

Implementasi menunjukkan bahwa aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB mendukung fungsi *second opinion* untuk klasifikasi kanker payudara berbasis mammogram dengan alur kerja end-to-end (entri data, upload/rotasi, penetapan ROI, skrining, analisis diagnostik, ekspor) yang berjalan stabil. Pada aspek keluaran, penyajian label, probabilitas, tingkat keyakinan meningkatkan keterbacaan klinis dan mendukung proses pengambilan keputusan.

Peran second opinion dioperasionalkan melalui tiga mekanisme: (i) tampilan label dan confidence secara berdampingan, (ii) pemetaan confidence ke saran tindak lanjut (misal kontrol 6-12 bulan untuk prediksi jinak high confidence, rujuk/biopsi untuk prediksi ganas high confidence, atau pemeriksaan tambahan bila low confidence), serta (iii) ekspor laporan untuk dokumentasi keputusan. Penetapan ambang keputusan tetap berada pada kewenangan dokter atau radiolog, sistem berfungsi mendukung, bukan menggantikan.

Hasil uji fungsionalitas konsisten dengan rancangan antarmuka. Hasil usability mengindikasikan prototipe yang stabil dan mudah dioperasikan, dengan ruang perbaikan yang teridentifikasi secara jelas untuk iterasi berikutnya.

Meski demikian, terdapat sejumlah batasan yang perlu diperhatikan. Pertama, karena pemilihan responden dilakukan melalui purposive sampling berstrata pada studi formatif, sebagai desain non-probabilitas hal ini tetap menyisakan potensi bias seleksi, meskipun telah diupayakan mitigasi melalui acak sederhana per strata. Kedua, studi belum mencakup perbandingan sebelum sesudah (before after) terhadap alur kerja klinis maupun dampak pada efisiensi waktu dan beban kerja klinis. Ketiga, kinerja model didemonstrasikan pada dataset publik, sehingga validasi eksternal pada data rumah sakit nyata diperlukan untuk menilai generalisasi dan kalibrasi probabilitas pada ragam akuisisi. Selain itu, kontrol mutu citra (seperti: deteksi resolusi atau artefak) dan mekanisme error handling masih dapat diperkuat agar lebih tangguh menghadapi variasi kasus.

Ke depan, agenda pengembangan mencakup uji multi-site dengan sampel lebih besar, pelaporan disertai simpangan baku/interval kepercayaan SUS, pengukuran efisiensi waktu dan beban kerja klinis, integrasi dengan PACS/RIS, serta penambahan fitur explainability (mis. Grad-CAM) dan penetapan ambang keputusan berbasis risiko klinis untuk memperkuat peran sistem sebagai second opinion dalam praktik sehari-hari.

PENUTUP

Penelitian ini menghasilkan aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB untuk *second opinion* klasifikasi kanker payudara yang beroperasi dalam alur kerja klinis terpadu dan menunjukkan kinerja antarmuka yang baik pada evaluasi formatif. Pengguna yang dituju adalah radiolog (utama) dan perawat (pendukung alur kerja). Hasil penelitian mendukung kemudahan interpretasi keluaran dan potensi pemanfaatan dalam praktik.

Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian difokuskan pada validasi eksternal multi-site pada data rumah sakit, penguatan mutu dan keandalan sistem, integrasi dengan PACS/RIS, serta evaluasi dampak operasional (efisiensi waktu dan beban kerja) melalui desain sebelum–sesudah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didanai oleh Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat, Direktorat Jenderal Riset dan Pengembangan, Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia melalui Program Penelitian dan

Pengabdian kepada Masyarakat, berdasarkan Kontrak Nomor: 520/UCA-YIV/M.33/VI/2025.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. N. Giaquinto, H. Sung dan R. L. Siegel, "Breast cancer statistics, 2024", *CA: A Cancer Journal for Clinicians* 74(6) 477–495, 2024.

[2] F. Bray, M. Laversanne, H. Sung, J. Ferlay, R. L. Siegel, I. Soerjomataram dan A. Jemal, "Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries", *CA: A Cancer Journal for Clinicians* 74(3) 229–263, 2024.

[3] H.-P. Chan, L. M. Hadjiiski dan R. K. Samala, "Computer-aided diagnosis in the era of deep learning", *Radiology* 296(3) E191–E210, 2020.

[4] K. Loizidou, R. Elia dan C. Pitris, "Computer-aided breast cancer detection and classification in mammography: A comprehensive review", *Computers in Biology and Medicine* 153 106554, 2023.

[5] A. Carriero, L. Groenhoff, E. Vologina, P. Basile dan M. Albera, "Deep learning in breast cancer imaging: state of the art and recent advancements in early 2024", *Diagnostics* 14(8) 848, 2024.

[6] S. A. Kumar dan S. Sasikala, "Review on deep learning-based CAD systems for breast cancer diagnosis", *Technology in Cancer Research & Treatment* 22 15330338231177977, 2023.

[7] L. Shen, L. R. Margolies, J. H. Rothstein, E. Fluder, R. McBride dan W. Sieh, "Deep learning to improve breast cancer detection on screening mammography", *Scientific Reports* 9 12495, 2019.

[8] N. Wu, J. Phang, J. Park, dkk., "Deep neural networks improve radiologists' performance in breast cancer screening", *IEEE Transactions on Medical Imaging* 39(4) 1184–1194, 2020.

[9] K. Lång, A. Dustler, M. Dahlblom, dkk., "Artificial intelligence-supported screen reading versus standard double reading in mammography screening: a randomized clinical trial (MASAI)", *The Lancet Oncology* 24(9) 1010–1020, 2023.

[10] D. Abdelhafiz, C. Yang, R. Ammar dan S. Nabavi, "Deep convolutional neural networks for mammography: advances, challenges and applications", *BMC Bioinformatics* 20(Suppl 11) 281, 2019.

[11] S. Kieffer, A. Gouze dan J. Vanderdonckt, "User-centred development of a clinical decision-support system for breast cancer diagnosis and reporting based on stroke gestures", in Proc. VISIGRAPP 2021 (HUCAPP, Vol. 2), SciTePress, pp. 60–71, 2021.

[12] H. Chen, C. Gomez, C.-M. Huang dan M. Unberath, "Explainable medical imaging AI needs human-centered design: guidelines and evidence from a systematic review", *NPJ Digital Medicine* 5 156, 2022.

[13] M. Tan dan Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks", in Proc. ICML, pp. 6105–6114, 2019.

[14] K. He, X. Zhang, S. Ren dan J. Sun, "Deep residual learning for image recognition", in Proc. CVPR, pp. 770–778, 2016.

[15] J. Suckling, J. Parker, D. Dance, et al., "The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database," *Exerpta Medica. International Congress Series*, vol. 1069, pp. 375–378, 1994. (MIAS dataset)

[16] R. S. Lee, F. Gimenez, A. Hoogi, K. S. Katzenellenbogen, D. L. Rubin, "A curated mammography dataset for use in computer-aided detection and diagnosis research," *Scientific Data*, vol. 4, art. 170177, pp. 1–9,

2017, doi:10.1038/sdata.2017.177. (CBIS-DDSM dataset)

[17] L. M. Wisudawati, S. Madenda, E. P. Wibowo, and A. A. Abdullah, "Feature extraction optimization with combination 2D-discrete wavelet transform and gray level co-occurrence matrix for classifying normal and abnormal breast tumors," *Mod. Appl. Sci.*, vol. 14, no. 5, pp. 51–62, 2020, doi: 10.5539/mas.v14n5p51.

[18] L. M. Wisudawati, S. Madenda, E. P. Wibowo, and A. A. Abdullah, "Benign and malignant breast tumors classification based on texture analysis and backpropagation neural network," *Comput. Opt.*, vol. 45, no. 2, pp. 227–234, Apr. 2021, doi: 10.18287/2412-6179-CO-769.

Lampiran :

Tabel 1. *Contoh hasil prediksi, nilai probabilitas, dan kategori confidence pada aplikasi CAD.*

Skenario	Model	Prediksi	Prob (%)	Conf.
Normal vs Abnormal	Efficient Net-B0	Normal	82	High
Normal vs Abnormal	Efficient Net-B0	Abnorm al	74.0	Medi um
Benign vs Malignant	ResNet-50	Benign	88.9	High
Benign vs Malignant	ResNet-50	Maligna nt	99.6	High

Note: Prob (%) = probabilitas prediksi model. Conf. = Confidence, dikategorikan sebagai High (≥80%), Medium (60–80%), dan Low (<60%).

Tabel 2. *Hasil uji fungsionalitas GUI aplikasi CAD.*

No	Skenario Uji Coba	Log	Hasil Pengujian	Status
1	Navigasi dari Home (Welcome) ke halaman Patient Data Entry	09:13:38 [NAV] Welcome → PatientData	Tombol Start berfungsi, halaman Patient Data Entry terbuka	Berhasil
2	Input data pasien (ID, nama, usia, tanggal pemeriksaan)	09:14:22 [UI] Save patient: Ummi Kulsum (034)	Data pasien tervalidasi dan tersimpan dengan benar	Berhasil
3	Upload citra mammogram pada halaman Prediction & Analysis	09:14:36 [IMG] Load ...\M_060543_1-020.jpg	Citra tervalidasi dan ditampilkan pada panel GUI	Berhasil

No	Skenario Uji Coba	Log	Hasil Pengujian	Status
4	Rotasi citra mammogram (Rotate kiri/kanan)	09:14:39 [IMG] Rotate(left) → ROI reset; 09:14:41 [IMG] Rotate(right) → ROI reset	Citra berhasil diputar dan ditampilkan ulang di panel GUI	Berhasil
5	Penentuan ROI pada halaman Prediction & Analysis	09:14:49 [ROI] SetROI → snapshot=...\tmp\roi_20250925_091449.png	ROI berhasil ditampilkan/diatur sebagai area analisis	Berhasil
6	Jalankan prediksi (Normal vs Abnormal)	09:14:54 [PRED] Screening → ABNORMAL (conf=0.78)	Label hasil prediksi dan nilai confidence muncul di GUI	Berhasil
7	Navigasi otomatis ke Diagnostic Analysis bila hasil screening = Abnormal	09:15:06 [NAV] Prediction → Diagnostic	ROI massa ditampilkan pada panel diagnostik, siap dianalisis	Berhasil
8	Jalankan prediksi (Benign vs Malignant) pada halaman Diagnostic Analysis	09:15:10 [DIAG] BBox=[956,1201,1151,874] → MALIGNANT (1.00)	Label hasil prediksi lesi dan nilai confidence muncul	Berhasil
9	Ekspor laporan hasil analisis ke file (Normal/Abnormal maupun Benign/Malignant)	09:15:00 [REP] Export prediction → ...\prediction_report.txt; 09:15:16 [REP] Export diagnostic → ...\diagnostic_report.txt	Laporan berhasil tersimpan dalam format .TXT	Berhasil
10	Uji error handling (upload file tidak sesuai format)	09:14:29 [ERR] Unsupported format: .m	Sistem menampilkan pesan error dan mencegah proses lanjut	Berhasil
11	Uji error handling (prediksi tanpa ROI atau data pasien belum diisi)	09:13:40 [ERR] Next: Lengkapi data: Nama, ID Rekam Medis, Usia	Sistem menampilkan peringatan agar melengkapi input sebelum lanjut	Berhasil

Tabel 3. *Hasil evaluasi usability aplikasi CAD berbasis GUI MATLAB.*

Resp.	Latar Belakang	SUS	Kat.	Komentar singkat
Dokter 1	Dokter muda umum	83	Excellent	Navigasi jelas; hasil

Resp.	Latar Belakang	SUS	Kat.	Komentar singkat
				mudah dipahami
Dokter 2	Dokter muda umum	85	Excellent	Confidence membantu interpretasi
Resp. 3	Mahasiswa keperawatan	81	Excellent	Perlu petunjuk singkat di halaman awal
Resp. 4	Mahasiswa keperawatan	82	Excellent	Ikon tombol sebaiknya lebih deskriptif
Resp. 5	Mahasiswa keperawatan	84	Excellent	Alur upload-rotasi mudah diikuti
Resp. 6	Mahasiswa keperawatan	80	Good	Pesan peringatan cukup jelas
Resp. 7	Mahasiswa keperawatan	83	Excellent	ROI dan ekspor laporan mudah dipahami
Resp.8	Mahasiswa keperawatan	85	Excellent	Waktu menyelesaikan tugas relatif singkat
Resp.9	Mahasiswa keperawatan	82	Excellent	Tampilan konsisten; perlu tooltip singkat
Resp. 10	Mahasiswa keperawatan	81	Excellent	Opsi *dark mode* diusulkan

Note: Resp. = Responden, SUS = *System Usability Scale*, Cat. = Kategori penilaian. *Rentang skor: ≥80.3 = Excellent, 68–80.3 = Good, 51–68 = Poor.*