

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker merupakan salah satu permasalahan kesehatan global karena menjadi penyebab utama kematian dan menghambat peningkatan angka harapan hidup di berbagai negara. Menurut *International Agency for Research on Cancer* (IARC), pada tahun 2022 terdapat hampir 20 juta kasus baru kanker dan sekitar 9,7 juta kematian akibat kanker di seluruh dunia [1]. Di antara berbagai tipe kanker kulit, melanoma adalah yang paling berbahaya karena dikenal memiliki kemampuan metastasis yang agresif ke organ-organ lain, sehingga apabila tidak terdeteksi sejak dini dapat menyebar dengan cepat dan berujung fatal [2]. Meskipun melanoma hanya menyumbang sekitar 1% dari total kasus kanker kulit, jenis ini bertanggung jawab atas lebih dari 75% kematian akibat kanker kulit secara keseluruhan [3]. Berdasarkan data *Eighth Edition International Melanoma Database and Discovery*, Platform yang dikembangkan oleh *American Joint Committee on Cancer* (AJCC), tingkat kelangsungan hidup lima tahun untuk melanoma stadium I mencapai 98%, namun angka tersebut turun drastis menjadi sekitar 29,8% apabila melanoma telah memasuki stadium IV [4]. Temuan ini memperkuat bukti bahwa deteksi dini melanoma merupakan faktor penentu utama dalam keberhasilan penanganan dan peningkatan tingkat kelangsungan hidup pasien.

Secara klinis, diagnosis definitif melanoma dilakukan melalui biopsi eksisi atau insisi yang dilanjutkan dengan pemeriksaan histopatologi, dan metode ini masih menjadi gold standard hingga saat ini [5]. Meskipun demikian, biopsi memiliki sejumlah keterbatasan yang signifikan. Prosedur ini bersifat invasif dan membawa risiko standar berupa infeksi kulit lokal, di samping berpotensi menimbulkan jaringan parut permanen pada area yang diinsisi [6]. Selain risiko fisik, biopsi juga dapat menimbulkan stres dan kecemasan berlebih bagi pasien maupun keluarganya [7]. Dari sisi praktik klinis, prosedur ini tergolong invasif, memakan biaya, dan memerlukan waktu yang tidak singkat sehingga berpotensi menunda penanganan [8], bahkan dinilai kurang terjangkau bagi kelompok masyarakat berpenghasilan rendah [9]. Di sisi lain, tidak semua lesi yang dicurigai secara klinis benar-benar bersifat ganas; hanya sekitar 20% dari kasus yang diduga melanoma pada skrining dermatologis yang akhirnya terkonfirmasi secara histologis [5]. Pemeriksaan histopatologi itu sendiri juga memiliki keterbatasan teknis, sebab analisis histopatologi hanya mengevaluasi beberapa irisan jaringan sehingga berpotensi tidak merepresentasikan kedalaman infiltrasi lesi yang sesungguhnya [8]. Berbagai keterbatasan tersebut mendorong kebutuhan akan pendekatan diagnosis penunjang yang bersifat noninvasif, cepat, dan dapat digunakan sebagai tahap triase sebelum keputusan biopsi diambil.

Dalam praktik klinis, citra dermoskopi merupakan modalitas pencitraan non-invasif yang digunakan secara luas untuk pemeriksaan lesi kulit. Dengan dermoskopi, struktur subepidermal pada lapisan epidermis, persimpangan dermoepidermal, dan dermis atas yang tidak terlihat oleh mata telanjang dapat diamati secara lebih detail sehingga membantu proses diagnosis [10]. Namun, diagnosis visual oleh tenaga medis masih memiliki tingkat kesalahan yang cukup signifikan akibat kemiripan morfologis antara lesi melanoma dan lesi jinak lainnya. Studi meta-analisis terbaru menunjukkan bahwa sensitivitas diagnosis melanoma melalui pemeriksaan klinis oleh dokter layanan primer hanya berkisar 37,5%, sedangkan dermatolog berpengalaman dapat mencapai sensitivitas hingga 76,9% pada pemeriksaan klinis biasa dan meningkat menjadi 85,7% ketika menggunakan dermoskopi, menunjukkan bahwa tingkat akurasi diagnosis sangat bergantung pada pengalaman, pelatihan klinis, serta metode pemeriksaan yang digunakan [11]. Keterbatasan ini mendorong kebutuhan akan sistem diagnosis berbantuan komputer yang mampu memberikan hasil yang konsisten dan tidak bergantung pada tingkat pengalaman maupun subjektivitas individu pemeriksa.

Salah satu permasalahan fundamental dalam analisis citra dermoskopi adalah variasi warna antarkamera dan antarpencahaya. Citra yang diambil menggunakan perangkat berbeda di berbagai klinik atau rumah sakit dapat menghasilkan tampilan warna yang tidak konsisten, misalnya satu gambar tampak lebih kekuningan sementara gambar lain tampak lebih kebiruan meskipun objek lesinya sama [12]. Kondisi ini dikenal sebagai bias warna dan terjadi akibat perbedaan spektrum emisi cahaya antardermoskop, dimana kromofor yang sama dapat tampak berbeda tergantung sumber cahaya yang digunakan [13]. Bias warna tersebut secara langsung dapat mempengaruhi kemampuan model pembelajaran mesin dalam menggeneralisasi pola yang dipelajari, karena variabilitas warna yang tidak merepresentasikan perbedaan klinis dapat menjadi *noise* yang menurunkan performa model [14].

Selain bias warna, citra dermoskopi juga kerap mengandung artefak berupa rambut halus dan gelembung udara yang muncul akibat kondisi pengambilan gambar di lapangan. Artefak-arterfak tersebut dapat menutupi sebagian area lesi dan mengganggu proses ekstraksi fitur secara signifikan. Tanpa tahapan praproses yang tepat, gangguan tersebut berpotensi diinterpretasikan oleh model sebagai fitur klinis yang relevan, sehingga menurunkan akurasi dan keandalan klasifikasi secara keseluruhan [15]. Oleh karena itu, penanganan artefak merupakan bagian yang tidak terpisahkan dari pipeline praproses citra dermoskopi yang andal.

Pemanfaatan *Deep Learning* melalui arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) memungkinkan klasifikasi lesi kulit secara otomatis karena keunggulannya dalam ekstraksi fitur visual secara hierarkis dari data berdimensi tinggi [16]. CNN mengekstraksi fitur secara bertingkat, mulai dari tepi dan tekstur sederhana pada lapisan konvolusi awal, hingga pola morfologis yang lebih kompleks pada lapisan yang lebih dalam. Namun, performa CNN sangat bergantung pada kualitas dan konsistensi data masukan [17]. Variasi warna yang

tidak merepresentasikan perbedaan klinis justru dapat menjadi *noise* yang menurunkan kemampuan generalisasi model [14]. Oleh karena itu, diperlukan teknik normalisasi warna sebagai tahap praproses untuk memastikan konsistensi representasi warna sebelum citra dimasukkan ke dalam jaringan CNN.

Beberapa penelitian sebelumnya telah berupaya mengatasi permasalahan tersebut dari berbagai sudut pendekatan. Barata et al. (2015) [18] Membuktikan bahwa penerapan teknik *color constancy* termasuk algoritma *Shades of Gray* dalam *pipeline* klasifikasi citra dermoskopi menggunakan sistem *bag-of-features* mampu meningkatkan sensitivitas klasifikasi dari 71,0% menjadi 79,7% dan spesifisitas dari 55,2% menjadi 76% pada citra multisumber. Penelitian ini menjadi rujukan awal yang menegaskan pentingnya normalisasi warna sebagai tahap praproses dalam analisis citra dermoskopi. Namun, metode ekstraksi fitur yang digunakan masih bersifat konvensional dan belum memanfaatkan kemampuan ekstraksi fitur otomatis dari arsitektur *deep learning* modern.

Shen et al. (2022) [19] Mengembangkan metode klasifikasi berbasis *ensemble* CNN yang mengombinasikan tiga arsitektur modern, yaitu Xception, ResNet50, dan VGG16 dengan *data augmentation*, serta menerapkan *Shades of Gray* sebagai bagian dari *pipeline* klasifikasinya. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi yang kompetitif pada dataset ISIC, menunjukkan bahwa kombinasi normalisasi warna dengan arsitektur CNN yang kuat mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Namun, karena *Shades of Gray* hanya menjadi satu dari banyak komponen dalam *pipeline ensemble* yang kompleks, kontribusi individual normalisasi warna tersebut terhadap peningkatan performa model tidak dievaluasi secara terpisah dan terstruktur.

Mustafa et al. (2024) [20] Menunjukkan bahwa segmentasi otomatis berbasis *Otsu thresholding* yang dikombinasikan dengan CNN dapat meningkatkan akurasi deteksi melanoma dengan mengisolasi *region of interest* secara efektif dan mengurangi pengaruh jaringan kulit normal di sekitar lesi. Penelitian ini menegaskan bahwa kualitas segmentasi lesi sangat menentukan akurasi klasifikasi CNN secara keseluruhan. Namun, penelitian tersebut tidak mengevaluasi *Shades of Gray* secara terpisah sebagai tahapan praproses utama dan tidak mengintegrasikan metode deteksi tepi untuk memperbaiki presisi batas segmentasi lesi.

Secara keseluruhan, ketiga penelitian di atas telah memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem deteksi melanoma otomatis. Barata et al. menegaskan relevansi normalisasi warna dalam pipeline klasifikasi berbasis *bag-of-features*, Shen et al. menunjukkan kekuatan pendekatan ensemble CNN, dan Mustafa et al. menekankan peran segmentasi lesi dalam meningkatkan akurasi CNN. Namun, terdapat celah penelitian yang belum terjawab, yaitu belum adanya evaluasi yang secara eksplisit dan terisolasi mengukur kontribusi algoritma *Shades of Gray* terhadap performa CNN dalam konteks pipeline praproses yang terstruktur. Kondisi ini menyebabkan belum tersedianya bukti empiris yang jelas mengenai seberapa besar pengaruh spesifik normalisasi warna tersebut ketika diterapkan

secara langsung dalam sistem klasifikasi berbasis deep learning dengan tahapan segmentasi yang sistematis.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini membangun sistem klasifikasi melanoma berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang diperkuat melalui pipeline praproses citra dermoskopi yang terstruktur. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara hierarkis, namun performa optimalnya sangat bergantung pada kualitas dan konsistensi data masukan. Oleh karena itu, tahapan praproses dirancang secara sistematis untuk memaksimalkan kualitas citra sebelum diproses oleh jaringan. *Gamma Correction* diterapkan terlebih dahulu untuk menyesuaikan kecerahan dan kontras citra secara nonlinier, memastikan informasi visual pada kondisi pencahayaan yang terlalu gelap maupun terlalu terang dapat direpresentasikan secara optimal sebelum tahap normalisasi warna dilakukan. Selanjutnya, algoritma *Shades of Gray* (SoG) diterapkan sebagai tahap normalisasi warna agar citra tampak seolah-olah diambil di bawah pencahayaan putih yang seragam, sehingga variasi warna antarkamera dan antarpencapaian yang tidak merepresentasikan perbedaan klinis dapat diminimalkan sebelum masuk ke CNN. Median Filter kemudian diterapkan untuk menekan artefak rambut halus dan gelembung udara yang berpotensi diinterpretasikan oleh CNN sebagai fitur klinis yang relevan. Segmentasi dilakukan menggunakan *Otsu Thresholding* untuk mengisolasi region lesi secara otomatis, diikuti oleh deteksi tepi untuk mempertegas batas tepi lesi berdasarkan perubahan gradien intensitas piksel secara presisi. Ketidakteraturan tepi merupakan salah satu kriteria utama dalam aturan ABCD (*Asymmetry, Border, Color, Diameter*) untuk diagnosis melanoma, sehingga ketajaman tepi lesi yang dihasilkan memiliki relevansi klinis yang tinggi sekaligus memperkaya representasi fitur yang diekstraksi oleh CNN.

Penelitian ini menerapkan tahapan praproses citra secara menyeluruh serta mengevaluasi secara eksplisit pengaruh *Gamma Correction* dan algoritma *Shades of Gray* terhadap performa model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi melanoma. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, F1-Score, dan confusion matrix. Kontribusi utama penelitian ini adalah memberikan bukti empiris mengenai pengaruh penerapan *Gamma Correction* dan *Shades of Gray* terhadap kinerja CNN, merancang pipeline praproses citra yang terstruktur untuk mendukung peningkatan kemampuan generalisasi model, serta memberikan referensi implementatif bagi pengembangan sistem *Computer-Aided Diagnosis* (CAD) berbasis citra dermoskopi dan deep learning yang lebih andal di masa mendatang.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan mengintegrasikan *Gamma Correction* dan algoritma *Shades of Gray* sebagai tahap praproses dalam pipeline CNN untuk klasifikasi melanoma pada citra dermoskopi?

2. Seberapa besar pengaruh penerapan *Gamma Correction* dan algoritma *Shades of Gray* terhadap akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *precision* dan *F1-Score* generalisasi model CNN dalam klasifikasi melanoma?
3. Bagaimana perubahan kualitas citra secara kuantitatif berdasarkan nilai PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*), MSE (*Mean Squared Error*), dan SSIM (*Structural Similarity Index Measure*) akibat penerapan *Gamma Correction* dan normalisasi warna *Shades of Gray* pada citra dermoskopi?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membangun dan menerapkan model CNN dengan pipeline praproses terstruktur yang mencakup *Gamma Correction*, normalisasi warna *Shades of Gray*, Median Filter, *Otsu Thresholding*, dan Deteksi Tepi untuk klasifikasi melanoma pada citra dermoskopi.
2. Menganalisis pengaruh penerapan *Gamma Correction* dan algoritma *Shades of Gray* terhadap akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *precision* dan *F1-Score* generalisasi model CNN dalam klasifikasi melanoma.
3. Menganalisis perubahan kualitas citra secara kuantitatif berdasarkan nilai PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*), MSE (*Mean Squared Error*), dan SSIM (*Structural Similarity Index Measure*) akibat penerapan *Gamma Correction* dan normalisasi warna *Shades of Gray* pada citra dermoskopi.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian di atas, manfaat dari penelitian ini adalah menghasilkan sistem klasifikasi citra dermoskopi melanoma dan non-melanoma berbasis model CNN yang lebih akurat dan andal melalui penerapan *Gamma Correction* dan normalisasi warna *Shades of Gray*, guna mendukung proses deteksi dini melanoma yang lebih cepat dan objektif, khususnya dengan kemampuan mengenali karakteristik visual lesi melanoma secara konsisten meskipun terdapat variasi warna akibat perbedaan perangkat pengambilan citra dermoskopi. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan teknologi skrining melanoma berbasis kecerdasan buatan yang berpotensi diterapkan sebagai sistem pendukung keputusan klinis bagi tenaga medis dalam mendiagnosis kanker kulit secara dini. Dari sisi akademis, penelitian ini dapat memperkaya kajian ilmiah di bidang pemrosesan citra digital dan deep learning, khususnya pemanfaatan *Gamma Correction*, algoritma *color constancy Shades of Gray* dan CNN dalam klasifikasi citra dermoskopi melanoma, sekaligus menjadi dasar bagi penelitian lanjutan dalam pengembangan metode pra-pemrosesan citra medis atau implementasi sistem deteksi melanoma di lingkungan klinis nyata.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki batasan masalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan adalah dataset citra dermoskopi dari website *Kaggle*.
2. Kelas klasifikasi dibatasi menjadi dua kelas: melanoma (ganas) dan benign (*binary classification*).
3. Algoritma normalisasi warna yang digunakan hanya *Shades of Gray* (SoG); algoritma *color constancy* lainnya tidak termasuk dalam ruang lingkup penelitian ini.
4. Tahap segmentasi dilakukan menggunakan *Otsu Thresholding* untuk memperoleh area lesi, sedangkan metode Sobel digunakan sebagai pembanding terhadap metode Canny dalam proses deteksi tepi lesi.
5. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-Score.
6. Penelitian ini tidak mencakup implementasi klinis secara langsung (*clinical deployment*).

1.6 Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini membahas mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan yang ingin dicapai, batasan masalah, manfaat penelitian, dan sistem penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang landasan teori yang mencakup anatomi melanoma dan kriteria ABCD, *Gamma Correction*, algoritma *Shades of Gray*, Median Filter, teknik segmentasi (*Otsu Thresholding* dan Deteksi Tepi), *Convolutional Neural Network* (CNN) dan metrik evaluasi.

BAB III METODOLOGI

Bab ini menjelaskan tentang alur kerja penelitian secara lengkap, meliputi perancangan sistem secara lengkap, arsitektur CNN yang dirancang, pelatihan model, dan prosedur evaluasi.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab ini menyajikan hasil implementasi sistem klasifikasi melanoma yang telah dirancang, meliputi hasil setiap tahapan praproses citra (*Gamma Correction*, *Shades of Gray*, Median Filter, *Otsu Thresholding*, dan Deteksi Tepi), hasil pelatihan model CNN, serta analisis performa model berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan (akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, F1-Score, dan confusion matrix).

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, serta saran untuk

pengembangan penelitian selanjutnya guna menyempurnakan sistem klasifikasi melanoma yang telah dibangun.

