

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika penulisan yang akan digunakan dalam dokumen skripsi ini.

1.1 Latar Belakang

Lesi kulit merupakan tampilan kulit yang abnormal dibandingkan kulit di sekitarnya dan dapat bersifat jinak maupun ganas (Shetty dkk., 2022). Salah satu kondisi ganas yang dapat muncul sebagai lesi kulit adalah melanoma, yaitu kanker kulit yang berasal dari sel melanosit (Naik, 2021). Analisis citra lesi kulit menjadi salah satu bidang penting dalam penelitian berbasis citra medis karena dapat mendukung proses identifikasi awal terhadap gangguan dermatologis. Namun, pengembangan sistem berbasis kecerdasan buatan untuk analisis lesi kulit masih menghadapi tantangan pada aspek dataset dermatologi yaitu *class imbalance* yaitu kondisi ketika jumlah data pada setiap kelas tidak terdistribusi secara seimbang (Debelee, 2023).

Penelitian klasifikasi lesi kulit menggunakan berbagai dataset citra, seperti ISIC, HAM10000, PH2, PAD-UFES, dan dataset dermatologi lainnya. Di antara berbagai dataset tersebut, HAM10000 termasuk salah satu dataset yang banyak digunakan untuk melatih, menguji, dan membandingkan algoritma klasifikasi lesi kulit (Debelee, 2023). Dalam penelitian ini, HAM10000 digunakan sebagai dataset utama. HAM10000 terdiri atas 10.015 citra dermoskopi dalam tujuh kelas diagnosis, yaitu *actinic keratoses and intraepithelial carcinoma/Bowen's disease* sebanyak 327 citra, *basal cell carcinoma* sebanyak 514 citra, *benign keratosis-like lesions* sebanyak 1.099 citra, *dermatofibroma* sebanyak 115 citra, *melanoma* sebanyak 1.113 citra, *melanocytic nevi* sebanyak 6.705 citra, dan *vascular lesions* sebanyak 142 citra (Tschandl dkk., 2018). Dengan demikian, *imbalance ratio* antara kelas mayoritas dan kelas minoritas mencapai sekitar 58,30:1, sehingga HAM10000 memiliki permasalahan *class imbalance* yang signifikan.

Penyebab *class imbalance* pada HAM10000 dapat berkaitan dengan karakteristik data klinis yang tersedia, karena jumlah citra pada setiap kelas mengikuti kasus yang

terdokumentasi. HAM10000 merupakan dataset citra dermoskopi multi-sumber yang dikumpulkan dari dua lokasi klinis, yaitu Medical University of Vienna, Austria, dan praktik kanker kulit di Queensland, Australia. Data tersebut berasal dari populasi dan perangkat akuisisi yang berbeda (Tschandl dkk., 2018). Karena data dikumpulkan dari kasus klinis yang terdokumentasi, jumlah citra pada setiap kelas diagnosis tidak secara otomatis terbentuk dalam distribusi yang seimbang. Tschandl dkk. (2018) juga menjelaskan bahwa salah satu sumber data berasal dari pasien berisiko tinggi yang sering memiliki banyak *nevi*, sehingga kondisi tersebut dapat berkaitan dengan dominasi kelas *melanocytic nevi* (nv) dibandingkan kelas minoritas seperti *dermatofibroma* (df) dan *vascular lesions* (vasc).

Class imbalance menjadi masalah karena distribusi data latih yang timpang dapat membuat model lebih dominan mempelajari pola dari kelas mayoritas. Nie dkk. (2023) menjelaskan bahwa pada klasifikasi lesi kulit, kondisi tersebut dapat membuat model lebih banyak belajar dari pola kelas mayoritas dengan distribusi yang data lebih besar. Akibatnya, model dapat lebih baik dalam mengenali kelas dengan jumlah citra lebih banyak, tetapi kurang optimal dalam mengenali kelas minoritas yang jumlah datanya jauh lebih sedikit.

Masalah *class imbalance* dapat ditangani melalui pendekatan berbasis data dan berbasis algoritma atau gabungan keduanya (Krawczyk, 2016). Pendekatan berbasis data dilakukan dengan mengubah distribusi data latih, misalnya melalui *oversampling* dan *undersampling*, sedangkan pendekatan berbasis algoritma dilakukan dengan memodifikasi proses pembelajaran model tanpa mengubah distribusi data secara langsung (Krawczyk, 2016). Dalam konteks *deep learning*, pendekatan berbasis algoritma dapat dioperasionalkan melalui modifikasi fungsi *loss*, karena penanganan *class imbalance* dilakukan dengan mengubah kontribusi kesalahan selama proses pembelajaran. *Weighted cross-entropy* memberikan bobot lebih besar pada kelas yang lebih jarang atau lebih penting, sedangkan *focal loss* mengurangi kontribusi sampel yang mudah diklasifikasikan dan memberikan penekanan lebih besar pada sampel yang sulit diklasifikasikan (Ray dkk., 2024).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan pendekatan tertentu untuk menangani ketidakseimbangan data. Supriyanto dkk. (2023) menerapkan pendekatan berbasis data dengan membandingkan data *original*, data hasil augmentasi, dan data hasil SMOTE pada HAM10000. Nie dkk. (2023) menerapkan pendekatan berbasis fungsi *loss* dengan membandingkan *cross-entropy*, *weighted cross-entropy*, dan *focal loss* pada dataset

ISIC 2018. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa penanganan *class imbalance* dapat dilakukan dari sisi distribusi data maupun fungsi *loss*. Berdasarkan penelitian yang ditinjau, pembahasan mengenai perbandingan beberapa skenario distribusi data dan beberapa fungsi *loss* dalam satu protokol eksperimen yang sama masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk membandingkan pendekatan berdasarkan distribusi data dan fungsi *loss* dengan menggunakan arsitektur model yang sama, sehingga pengaruh masing-masing pendekatan dapat diamati secara lebih terkontrol.

Penelitian ini menggunakan arsitektur model yang sama pada seluruh skenario eksperimen agar perbedaan hasil yang diperoleh lebih dapat dikaitkan dengan metode penanganan *class imbalance*, bukan dengan perbedaan arsitektur model. Miglani & Bhatia (2021) membandingkan EfficientNetB0 dengan ResNet-50 pada HAM10000 dan menunjukkan bahwa EfficientNetB0 memperoleh nilai *precision* dan F1-score yang lebih tinggi, yaitu *precision micro-macro* 0,89–0,85 dan F1-score micro-macro 0,89–0,86, dibandingkan ResNet-50 dengan *precision* 0,87–0,81 dan F1-score 0,88–0,82. Selain itu, Vieira dkk. (2025) yang membandingkan 38 arsitektur CNN pada HAM10000 dan mendapatkan hasil bahwa ConvNeXtXLarge memperoleh performa tertinggi dengan *macro accuracy* 0,96464, *macro-F1* 0,76153, dan *accuracy* 0,87625 sedangkan EfficientNetB0 memperoleh *macro accuracy* 0,95533, *macro-F1* 0,72748. Meskipun performanya sedikit lebih rendah dibandingkan ConvNeXtXLarge, EfficientNetB0 memiliki jumlah parameter yang jauh lebih kecil, yaitu 52,2 juta total parameter dibandingkan 574,6 juta pada ConvNeXtXLarge, serta termasuk model dengan efisiensi parameter yang lebih baik dalam studi tersebut. Secara arsitektural, EfficientNet sendiri dirancang melalui pendekatan *compound scaling* untuk menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan secara efisien (Tan & Le, 2019). Berdasarkan pertimbangan tersebut, EfficientNetB0 dipilih karena cukup kompetitif dengan komputasi yang lebih rendah.

Penelitian ini menerapkan pendekatan *transfer learning* menggunakan EfficientNetB0, yaitu pemanfaatan model yang telah dilatih sebelumnya untuk membantu proses pembelajaran pada tugas klasifikasi baru (Kim dkk., 2022). EfficientNetB0 digunakan untuk membandingkan metode penanganan *class imbalance* pada klasifikasi multikelas lesi kulit. Perbandingan dilakukan melalui 16 skenario eksperimen yaitu kombinasi dari distribusi data berupa *original*, *oversampling*, *undersampling*, dan *over-undersampling*, serta fungsi *loss* berupa *categorical cross-entropy*, *weighted cross-entropy*,

focal loss, dan kombinasi *focal loss* dengan *class weight*. Karena penelitian ini berfokus pada penanganan *class imbalance*, performa model dievaluasi menggunakan *balanced accuracy* sebagai metrik utama. Metrik ini digunakan karena menghitung rata-rata *recall* antar kelas, sehingga lebih sesuai untuk menilai kemampuan model dalam mengenali setiap kelas pada distribusi data yang tidak seimbang. Pemilihan ini sejalan dengan Yao dkk. (2022), yang menggunakan *balanced accuracy* pada klasifikasi lesi kulit dengan merujuk pada ISIC 2018 dan ISIC 2019 *Skin Lesion Classification Challenge*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai pengaruh pendekatan berbasis distribusi data dan fungsi *loss* dalam menangani *class imbalance* pada klasifikasi lesi kulit.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, penelitian ini berfokus pada perbandingan metode penanganan *class imbalance* dalam klasifikasi multikelas lesi kulit menggunakan EfficientNetB0 pada dataset HAM10000. Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pengaruh perbandingan metode penanganan *class imbalance* berbasis distribusi data dan fungsi *loss* terhadap performa klasifikasi lesi kulit menggunakan EfficientNetB0 pada dataset HAM10000?
2. Kombinasi metode distribusi data dan fungsi *loss* manakah yang menghasilkan performa terbaik dalam klasifikasi lesi kulit berdasarkan nilai *balanced accuracy*?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Berdasarkan latar belakang, penelitian ini berfokus pada perbandingan metode penanganan *class imbalance* dalam klasifikasi multikelas lesi kulit menggunakan EfficientNetB0 pada dataset HAM10000. Tujuan dan manfaat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis pengaruh perbandingan metode penanganan *class imbalance* berbasis distribusi data dan fungsi *loss* terhadap performa model.
2. Menentukan kombinasi metode distribusi data dan fungsi *loss* yang menghasilkan performa terbaik berdasarkan nilai *balanced accuracy*.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai pengaruh metode penanganan *class imbalance* terhadap performa klasifikasi lesi kulit pada data yang tidak

seimbang. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi bahan pembandingan bagi penelitian selanjutnya dalam membandingkan pendekatan berdasarkan distribusi data dan fungsi *loss* pada klasifikasi citra medis, khususnya dengan menggunakan metrik evaluasi yang lebih memperhatikan performa antar-kelas seperti *balanced accuracy*, *G-Mean*, *macro precision*, *macro-F1*, dan *overall accuracy* sebagai metrik pendukung.

1.4 Ruang Lingkup

Ruang lingkup bertujuan untuk memberikan batasan dari penelitian ini agar tidak menyimpang dari tujuan. Ruang lingkup pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi multikelas lesi kulit menggunakan citra dermoskopi dari dataset HAM10000.
2. Model yang digunakan adalah EfficientNetB0 dengan pendekatan *transfer learning*. Penelitian ini tidak membandingkan EfficientNetB0 dengan arsitektur CNN lain.
3. Fokus utama penelitian adalah penanganan ketidakseimbangan kelas melalui dua pendekatan, yaitu pendekatan berbasis distribusi data dan pendekatan berbasis fungsi *loss*.
4. Skenario distribusi data yang dibandingkan meliputi data asli (*original*), penambahan data citra (*oversampling*), pengurangan jumlah sampel mayoritas (*undersampling*), dan gabungan keduanya (*over-undersampling*).
5. Fokus penelitian dibatasi pada penanganan distribusi data berbasis citra melalui augmentasi dan pengurangan jumlah sampel kelas mayoritas.
6. Fungsi *loss* yang dibandingkan meliputi *categorical cross-entropy*, *weighted cross-entropy*, *focal loss*, dan kombinasi *focal loss* dengan *class weight*.
7. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *balanced accuracy* sebagai metrik utama, serta *G-Mean*, *macro-F1*, dan *overall accuracy* sebagai metrik pendukung.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan disusun untuk memberikan gambaran umum mengenai isi setiap bab. Sistematika penulisan dalam penelitian ini sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini membahas latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan.

Bab ini menjelaskan dasar permasalahan mengenai ketidakseimbangan kelas pada klasifikasi lesi kulit dan alasan dilakukannya perbandingan metode penanganan *class imbalance*.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini membahas landasan teori dan penelitian terdahulu yang menjadi dasar penelitian mengenai penanganan *class imbalance* pada klasifikasi citra lesi kulit. Pembahasan mencakup lesi kulit, citra dermoskopi, klasifikasi citra, *deep learning*, CNN, EfficientNetB0, *transfer learning*, *class imbalance*, metode distribusi data dan metode fungsi *loss*, serta metrik evaluasi model.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan penelitian yang dilakukan meliputi pengambilan data, pembagian data, *preprocessing* data, penentuan arsitektur *classifier head* dan *hyperparameter*, eksperimen penanganan *class imbalance*, evaluasi dan pemilihan model terbaik, serta pengujian akhir pada data uji.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil eksperimen dan pembahasan terhadap performa model pada setiap kombinasi skenario distribusi data dan fungsi *loss*.

BAB V PENUTUP

Bab ini menyajikan kesimpulan berdasarkan hasil analisis terhadap perbandingan metode penanganan *class imbalance* pada klasifikasi lesi kulit, serta memberikan saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.