

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kanker kulit merupakan penyakit yang ditimbulkan oleh perubahan karakteristik sel penyusun kulit dari normal menjadi ganas, yang menyebabkan sel tersebut membelah secara tidak terkendali dan merusak DNA (Sinaga, Faudyta, and Subhiyakto 2024). Secara global, kanker kulit menyumbang sekitar satu dari tiga kasus kanker, menunjukkan betapa tingginya insidensi penyakit ini di seluruh dunia (Leiter *et al.*, 2020). Pada umumnya, kanker diklasifikasikan ke dalam dua kelompok utama, yakni jinak (*benign*) dan ganas (*malignant*) (Saputra and Al Rivan 2023). Faktor risiko utama dari tingginya kasus kanker kulit adalah paparan sinar ultraviolet (UV), baik dari matahari maupun sumber buatan seperti *tanning bed* (Skin Cancer Foundation, 2025). Diperkirakan bahwa sekitar 90% kasus kanker kulit berhubungan langsung dengan paparan radiasi UV (Mohammed and İnik 2024), sehingga pencegahan dan deteksi dini menjadi aspek penting dalam upaya menekan angka kejadian dan kematian akibat kanker kulit (Vasileiou et al. 2024).

Saat ini, diagnosa kanker kulit masih menjadi tantangan bagi dermatolog, pasien yang dicurigai mengalami penyakit ini umumnya menjalani prosedur biopsi, yaitu pengambilan sampel jaringan kulit untuk dianalisis di laboratorium. Meskipun metode ini mampu memberikan informasi histopatologis yang akurat, biopsi memiliki sejumlah keterbatasan, seperti biaya yang tinggi, proses pemeriksaan yang dapat memakan waktu hingga satu minggu, serta masa pemulihan luka yang relatif lama. Selain itu, identifikasi kanker kulit berdasarkan citra lesi menggunakan teknik dermoskopi juga tidak mudah, karena memerlukan tingkat keahlian yang tinggi dan kesalahan kecil dalam interpretasi dapat mengakibatkan diagnosis yang tidak tepat (Ameri, 2020). Oleh karena itu, pemeriksaan manual oleh dokter kulit tidak selalu konsisten, bersifat subjektif, dan memerlukan banyak waktu, sehingga menghasilkan tingkat akurasi pengenalan yang bervariasi tergantung pada beban

kerja dan keterampilan mereka (Carli *et al.*, 2004; Al-Masni, Kim, & Kim, 2020; Hasan *et al.*, 2020, 2021).

Perkembangan *computer vision* dan *deep learning* membuka peluang untuk deteksi kanker kulit secara otomatis dengan lebih cepat dan objektif. Esteva *et al.*, (2017) mendemonstrasikan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu mengklasifikasikan citra lesi kulit dengan performa yang sebanding, bahkan melampaui rata-rata kinerja 21 dokter kulit bersertifikat dalam tugas klasifikasi lesi ganas. Penelitian lanjutan oleh Haenssle *et al.*, (2018) menunjukkan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu mencapai tingkat akurasi diagnosis yang setara dan dalam beberapa kasus melampaui performa dermatolog berpengalaman. Keberhasilan CNN dalam tugas klasifikasi citra menjadikannya pendekatan yang berpotensi sebagai sistem pendukung untuk mengatasi keterbatasan diagnosis manual. CNN termasuk algoritma *deep learning* yang populer untuk mengklasifikasikan citra. Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan metode *machine learning* untuk mendeteksi melanoma (Millenia, Naufal, and Siswanto 2022).

*Machine learning* dan *deep learning* telah mentransformasi bidang analisis citra medis dengan meningkatkan akurasi diagnosis dan prognosis (Litjens *et al.* 2017). Dalam konteks dermatologi, dua pendekatan utama telah berkembang, yaitu pendekatan *end-to-end deep learning* yang melatih seluruh arsitektur CNN secara langsung, serta pendekatan *hybrid* yang menggabungkan ekstraksi fitur mendalam dari model *pre-trained* dengan *classifier machine learning* klasik seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest* (RF), dan *Gradient Boosting* (GB) (Hosny *et al.* 2018). Pendekatan *hybrid* ini dinilai berpotensi memberikan keseimbangan antara interpretabilitas, efisiensi pelatihan, dan performa yang kompetitif, khususnya pada *dataset* berukuran terbatas.

Meskipun berbagai penelitian telah mengeksplorasi penggunaan *deep learning* untuk klasifikasi kanker kulit, banyak di antaranya masih berfokus pada pendekatan *end-to-end* CNN atau metode *machine learning* tradisional secara terpisah. Studi komparatif yang sistematis antara pendekatan *hybrid*, yaitu kombinasi *transfer learning* dan *classifier machine learning*, dengan CNN yang

dilatih dari awal (*CNN scratch*) masih relatif terbatas, khususnya dalam konteks klasifikasi biner antara lesi *benign* dan *malignant* (Kassani, Wesolowski, and Schneider 2019). Selain itu, perbandingan antara arsitektur ringan seperti MobileNetV2 yang dirancang untuk efisiensi komputasi dan arsitektur yang lebih kompleks seperti ResNet50 dengan kapasitas representasi yang lebih tinggi belum banyak dieksplorasi, terutama dalam kombinasi dengan berbagai algoritma *classifier machine learning* (Goceri, 2020). Tantangan lain yang masih perlu diperhatikan meliputi ketidakseimbangan kelas dalam *dataset*, optimasi *hyperparameter* pada kombinasi *transfer learning* dan *classifier*, serta *trade-off* antara akurasi dan efisiensi komputasi dalam konteks penerapan pada kondisi nyata.

Penelitian ini menganalisis dan membandingkan performa klasifikasi kanker kulit menggunakan tiga pendekatan, yaitu ekstraksi fitur ResNet50 dan MobileNetV2 yang dikombinasikan dengan algoritma *machine learning* (*Support Vector Machine*, *Random Forest*, *Logistic Regression*, dan *Gradient Boosting*), serta *CNN Scratch* sebagai pembanding. ResNet50 dipilih karena kemampuannya mengatasi *vanishing gradient* melalui *residual connections* (He and Sun 2016), sedangkan MobileNetV2 unggul dalam efisiensi komputasi karena *depthwise separable convolutions* (Sandler et al. 2018). Melalui pendekatan ini, diharapkan mendapat kombinasi terbaik antara *feature extractor* dan *classifier* untuk mendukung sistem deteksi kanker kulit.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Membandingkan performa arsitektur MobileNetV2 dan ResNet50 sebagai *feature extractor* dalam pendekatan *transfer learning* untuk klasifikasi kanker kulit.
2. Menganalisis kinerja algoritma *machine learning classifier*, yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest* (RF), *Logistic Regression* (LR), dan *Gradient Boosting* (GB) yang dikombinasikan dengan hasil ekstraksi fitur dari MobileNetV2 dan ResNet50.

3. Mengevaluasi pendekatan *hybrid* (*transfer learning* + *machine learning*) dibandingkan dengan pendekatan *Convolutional Neural Network* yang dilatih dari awal (*CNN scratch*), dengan mempertimbangkan *trade-off* antara akurasi dan generalisasi model dalam sistem klasifikasi kanker kulit.

### 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah memberikan gambaran perbandingan performa antara pendekatan *hybrid* yang mengombinasikan *transfer learning* dan *machine learning classifier* dengan pendekatan CNN yang dilatih dari awal (*CNN scratch*) dalam klasifikasi kanker kulit *benign* dan *malignant*. Perbandingan dilakukan pada arsitektur MobileNetV2 dan ResNet50 yang dikombinasikan dengan berbagai *classifier* untuk menganalisis pengaruh kompleksitas model dan efisiensi komputasi terhadap performa klasifikasi. Hasil penelitian diharapkan dapat menunjukkan *trade-off* antara akurasi dan generalisasi model dalam pengembangan sistem klasifikasi kanker kulit.

### 1.4 Batasan Penelitian

Adapun batasan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan hanya mencakup dua kelas kanker kulit, yaitu *benign* (jinak) dan *malignant* (ganas), sehingga penelitian ini tidak mencakup klasifikasi *multiclass* kanker kulit lainnya maupun penyakit kulit.
2. Dataset yang digunakan berasal dari platform Kaggle dengan judul "*Skin Cancer: Malignant vs Benign*" yang terdiri dari 3.297 citra dermatoskopik.
3. Arsitektur yang digunakan terbatas pada ResNet50 dan MobileNetV2 sebagai *feature extractor*, serta *Random Forest*, *Logistic Regression*, *Support Vector Machine*, dan *Gradient Boosting* sebagai *classifier*.
4. Model *CNN Scratch*, *ResNet50 end-to-end*, dan *MobileNetV2 end-to-end* dibangun dari awal tanpa menggunakan bobot pretrained selain pada pendekatan transfer learning.