BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur *deep learning* yang paling sering digunakan dalam analisis citra medis, termasuk untuk deteksi penyakit kulit. CNN bekerja melalui proses pembelajaran hierarkis yang mengekstraksi fitur dari data input melalui lapisan-lapisan konvolusi, pooling, dan klasifikasi. Keunggulan CNN terletak pada kemampuannya dalam mengenali fitur spesial dan pola kompleks dari citra dua dimensi secara otomatis tanpa perlu rekayasa fitur manual [12].

Salah satu penelitian yang memanfaatkan CNN adalah studi oleh *Sa'idah dkk* [13] yang menggunakan arsitektur *GoogLeNet* untuk klasifikasi citra kanker kulit dari dataset *Kaggle* yang terdiri atas 600 citra. Penelitian ini menerapkan *preprocessing dull razor filtering* untuk menghilangkan *noise* berupa rambut halus pada kulit, serta menggunakan optimasi *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan *learning rate* sebesar 0,001 selama 125 *eporch* dan tingkat akurasi sebesar 97,73%.

Penelitian lain oleh *Alifia Revan Prananda dkk* [14] yang juga menggunakan arsitektur *GoogLeNet,* namun dengan fokus pada deteksi cacat kulit dengan total 3600 citra dan penerapan teknik *SMOTE* untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan *SMOTE* dapat meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan dari 81,52% menjadi 98,34%. Keunggulan utama dari pendekatan ini adalah kemampuannya mendeteksi cacat kulit secara cepat dan objektif, serta mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual.

Penelitian oleh *Alfiana Hidayati dkk* [15] menggunakan arsitektur *VGG-16* yang dikenal memiliki struktur dalam dan sistematis. Penelitian ini memanfaatkan *transfer learning* dan *fine-tuning* pada blok ke-5 dari *VGG-16* dengan model pralatih dari *ImageNet*. Dataset yang digunakan berjumlah 1.996 gambar, terbagi dalam tiga kelas: kuku sehat, *Koilonychia* (anemia), dan *Onychomycosis* (diabetes). Model ini berhasil mencapai akurasi sebesar 90,56%, dengan *precision* dan *recall* tinggi khususnya pada kuku sehat dan *Onychomycosis*. Teknik augmentasi khusus seperti *spoon augmentation* terbukti meningkatkan performa pada kelas *Koilonychia.* Namun, tantangan utama dalam penelitian ini adalah performa kecepatan yang lebih rendah pada kelas dengan gejala halus, serta kebutuhan komputasi yang lebih besar karena kompleksitas artitektur *VGG-16*.

Dalam penelitian oleh *Rafael Ivan Susanto dkk* [16] *AlexNet* digunakan untuk mengklasifikasikan empat jenis penyakit kulit (*Chickenpox*, *Monkeypox*, *Cowpox*, dan kulit sehat) dari dataset sebanyak 3.200 gambar yang seimbang antar kelas. Model ini berhasil mencapai akurasi hingga 92% dengan penerapan augmentasi data yang lengkap dan pengaturan *batch size* yang optimal.

Penelitian lain oleh *Dian Ayu Nurlitasari dkk* [17] menggunakan *AlexNet* untuk klasifikasi empat jenis kanker kulit dari dataset ISIC yang berjumlah 4.000 gambar. Dengan parameter pelatihan yang dioptimalkan seperti *learning rate* rendah, *batch size* kecil, dan penggunaan *optimizer Adam*. Model ini mencatatkan akurasi sangat tinggi hingga 99,50% dengan nilai *loss* yang sangat rendah.

Penelitian lain oleh Maron dkk [18] menggunakan arsitektur ResNet-50 berbasis transfer learning untuk klasifikasi lesi kulit jinak dan ganas pada dataset ISIC yang berjumlah 11.444 citra dermoskopi. Dengan parameter pelatihan yang dioptimalkan seperti penggunaan learning rate rendah, ukuran batch menengah, dan optimizer Adam, model ResNet-50 yang telah dilatih ulang dari bobot awal ImageNet mampu mencapai performa diagnostik yang dapat melakukan klasifikasi benign dan malignant.

Secara umum, berbagai penelitian menunjukkan bahwa CNN sangat efektif untuk analisis citra kulit, baik untuk deteksi penyakit kulit, klasifikasi lesi jinak dan ganas, maupun identifikasi cacat kulit. CNN mampu mengekstraksi fitur spasial dan pola kompleks secara otomatis dari citra dermoskopi maupun citra kulit biasa, sehingga menghasilkan akurasi yang tinggi bahkan pada beberapa studi mendekati atau melampaui performa.

Berbagai studi juga menegaskan pentingnya beberapa komponen pendukung seperti tahap preprocessing, teknik augmentasi data, penanganan ketidakseimbangan kelas, serta pemilihan skema pelatihan yang tepat (optimizer,learning rate, jumlah epoch, dan batch size). Kombinasi antara CNN dan strategi-strategi ini secara konsisten meningkatkan akurasi, precision, dan recall pada berbagai jenis dataset kulit dengan jumlah citra dan jumlah kelas yang berbeda-beda. Dengan demikian CNN dapat dianggap sebagai pendekatan yang kuat dan fleksibel untuk tugas klasifikasi citra kulit. Berikut adalah ringkasan perbandingan dari penelitian terdahulu dengan penelitian yang akan dilakukan peneliti sekarang :

Tabel 2.1 *Perbandingan Penelitian Terdahulu*

Peneliti	Arsitektur CNN	Jenis Data	Jumlah Citra	Teknik Khusus	Metrik Evaluasi	Hasil Penelitian
Sa'idah dkk. (2022)	*GoogLeNet*	Kanker kulit	600	*Dull razor filtering*	Accuracy	Tingkat akurasi sebesar 97%
Alifia Revan Prananda dkk. (2024)	*GoogLeNet*	Cacat kulit	3.600	*SMOTE*	Accuracy	Tingkat akurasi sebesar 98,34%
Alfiana Hidayati dkk. (2025)	*VGG-16*	Penyakit kuku (sehat, K*oilonychia*, O*nychomycosis*)	1.996	*Transfer learning, spoon augmentation*	Accuracy, Precision, Recall	Tingkat akurasi sebesar 90,56%

Rafael Ivan dkk. (2024)	*AlexNet*	Penyakit kulit (*Chickenpox*, *Monkeypox*, *Cowpox*, sehat)	3.200	*Augmentasi data, batch size optimal*	Accuracy	Tingkat akurasi sebesar 92%
Dian Ayu Nurlitasari dkk. (2022)	*AlexNet*	Kanker kulit	4.000	*Adam optimizer, learning rate rendah, batch size kecil*	Accuracy	Tingkat akurasi sebesar 99,50%
Maron dkk. (2024)	*ResNet-50*	Kanker kulit (jinak dan ganas)	11.444	*Adam optimizer, learning rate rendah, batch menengah*	Accuracy	-
Penulis (2025)	*AlexNet,ResNet-50,GoogleNet*	Kanker kulit	25.331 (Kaggle Dataset)	*Augmentasi data, Class weight, Adam optimizer*	Accuracy, Precision, Recall,F1 -Score	Tigkat Akurasi sebesar 85%