



1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.
Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.
2. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi.
Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.
3. Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Universitas Islam Indragiri

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

Bab ini membahas teori dan penelitian terdahulu yang menjadi dasar penelitian serta mengidentifikasi celah penelitian. Berbagai studi menunjukkan bahwa ResNet50 efektif untuk klasifikasi penyakit tanaman, namun masih memiliki kendala pada stabilitas performa dan generalisasi. Oleh karena itu, penelitian ini menggabungkan ResNet50 dengan Bayesian Optimization untuk mengoptimalkan hyperparameter sehingga diharapkan menghasilkan model klasifikasi penyakit padi yang lebih akurat, stabil, dan efektif.

2.1 Tanaman Padi

Tanaman padi yang dibudidayakan untuk pangan pada umumnya adalah *Oryza sativa*. Padi merupakan komoditas pangan utama di Indonesia dan sumber karbohidrat pokok bagi sebagian besar penduduk, statusnya strategis untuk ketahanan pangan sehingga studi tentang pertumbuhan, manajemen budidaya, dan ancaman OPT (Organisme Pengganggu Tanaman) sangat penting[6]. Padi merupakan salah satu tumbuhan yang bisa di konsumsi buah atau bijinya sebagai bahan makanan dan mudah sekali tumbuh karna dipengaruhi oleh kondisi cuaca dan iklim. Tumbuhan ini berasal dari Cina bagian selatan, sekarang sudah tersebar di seluruh dunia termasuk di Indonesia[7]. Serangan penyakit dapat mengurangi jumlah anakan produktif, menurunkan persentase butir isi dan bobot gabah, bahkan menyebabkan gagal panen pada serangan berat. Intensitas serangan terbukti berkorelasi dengan penurunan hasil panen[8]. Serangan OPT meningkatkan biaya produksi, menurunkan kualitas gabah, dan berdampak pada



kesejahteraan petani. Penerapan PHT serta pengaturan dosis pupuk dapat menekan serangan dan meningkatkan hasil panen[6].

2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah teknik untuk meningkatkan kualitas gambar dan mengekstrak informasi penting melalui berbagai algoritma, mulai dari metode klasik seperti filtering dan transformasi hingga pendekatan modern berbasis *machine learning* dan *deep learning* yang mampu menganalisis fitur visual secara lebih kompleks untuk kebutuhan visualisasi, segmentasi, dan klasifikasi di berbagai bidang[9]. Alur pemrosesan citra digital mencakup akuisisi gambar, *preprocessing*, ekstraksi fitur, segmentasi, dan analisis atau klasifikasi, yang pada praktik *modern* sering dilakukan secara *end-to-end* menggunakan model seperti CNN dengan dukungan akselerasi *hardware* untuk mempercepat proses[10]. Kelebihan pengolahan citra digital mencakup peningkatan kualitas visual, ekstraksi informasi otomatis, fleksibilitas aplikasi, dan dukungan AI yang mampu mempelajari fitur kompleks. Namun, keterbatasannya mencakup kebutuhan data berlabel besar, sensitivitas terhadap kondisi pencitraan, tingginya kebutuhan komputasi, serta tantangan generalisasi dan interpretabilitas model[11].

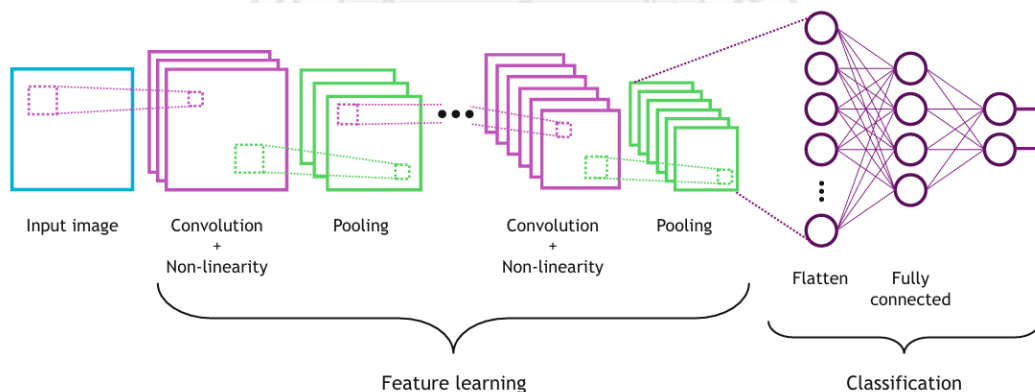
2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf yang dirancang untuk memproses citra dengan mengekstraksi fitur lokal secara bertingkat melalui lapisan konvolusi, aktivasi, pooling, dan *fully connected*, sehingga sangat efektif untuk klasifikasi, deteksi, dan segmentasi. Arsitektur ini menjadi dasar utama berbagai sistem visi komputer *modern*. Alur kerja CNN dimulai dari input citra yang diproses melalui blok konvolusi berisi konvolusi,



1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.
2. Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.
3. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi.
4. Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.
5. Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.

aktivasi, normalisasi, dan pooling untuk mengekstraksi fitur bertingkat, kemudian diteruskan ke lapisan *fully-connected* untuk menghasilkan keluaran. Arsitektur modern seperti ResNet, DenseNet, dan MobileNet menambahkan mekanisme efisien seperti *skip connection* atau *depthwise separable convolution* agar akurasi dan efisiensi semakin meningkat[12]. CNN memiliki kelebihan yaitu mampu mengekstraksi fitur secara otomatis, memberikan performa tinggi, dan fleksibel untuk berbagai aplikasi. Namun, CNN juga mempunyai keterbatasan yaitu membutuhkan banyak data berlabel, sensitif terhadap kualitas data, dan memerlukan komputasi tinggi, serta masih menghadapi tantangan seperti generalisasi rendah, sensitivitas terhadap gangguan, dan risiko *overfitting*.[13].



Gambar 2.1 Arsitektur Umum *Convolutional Neural Network* (CNN)

2.4 ResNet50

ResNet50 adalah arsitektur CNN berlapis dalam yang menggunakan *residual learning* melalui *skip connections* untuk menghindari *vanishing gradient*, sehingga mampu mengekstraksi fitur dari level rendah hingga tinggi secara efektif. Model ini banyak digunakan sebagai *backbone* untuk klasifikasi, deteksi, dan *transfer learning* karena stabil dan akurat[14]. Metode kerja ResNet50 terdiri dari lapisan konvolusi, *batch normalization*, dan ReLU untuk mengekstraksi fitur

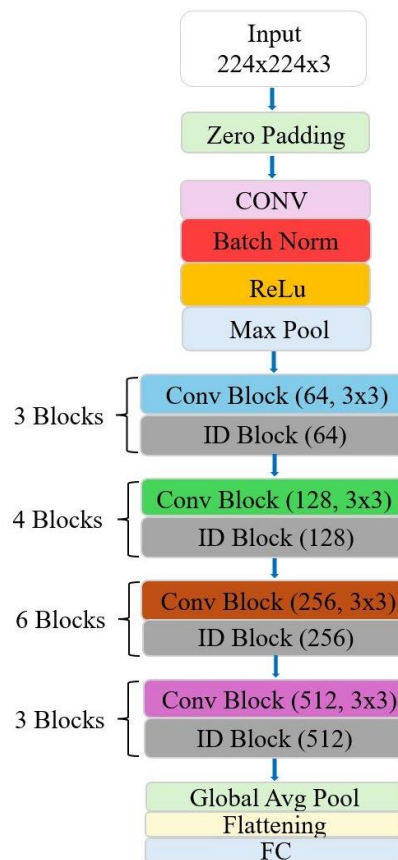


1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.
 2. Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.
 3. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi.
- Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.
- Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Universitas Islam Indragiri

bertahap, dengan *skip connection* yang menjaga stabilitas aliran informasi dan gradien. Dalam praktiknya, model ini biasanya di *fine tune* dengan menyesuaikan lapisan akhir agar sesuai dengan dataset spesifik[15]. Kelebihan ResNet50 meliputi kemampuan melatih model yang dalam dengan akurasi tinggi, ketersediaan bobot *pre-trained* yang mempercepat konvergensi pada dataset kecil (melalui *transfer learning*), serta rekam jejak kuat di banyak aplikasi (medis, pertanian, penginderaan jauh). Kelemahan ResNet50 mencakup kebutuhan komputasi dan memori yang besar, risiko *overfitting* pada dataset kecil, serta efisiensi rendah pada perangkat *edge*. Karena itu, riset terbaru berfokus pada varian yang lebih ringan, integrasi mekanisme perhatian, dan optimasi *hyperparameter* untuk meningkatkan akurasi sekaligus efisiensi[14].

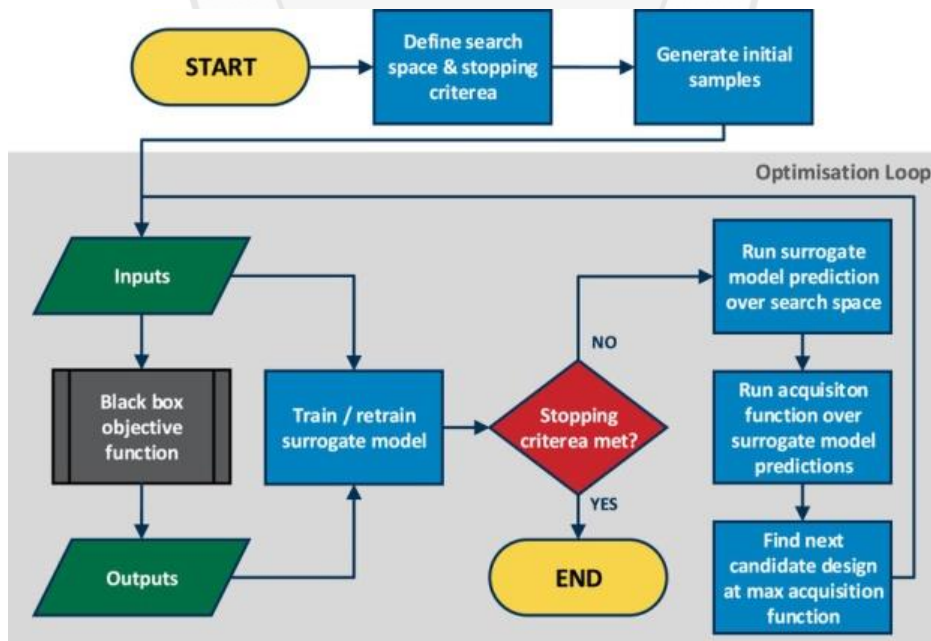


Gambar 2.2 Diagram Arsitektur ResNet50



2.5 Bayesian

Bayesian adalah metode optimasi berbasis sampel yang digunakan untuk mencari nilai optimum dari fungsi *black box* yang mahal dievaluasi, seperti pelatihan model *deep learning*, dengan jumlah percobaan sesedikit mungkin. Bayesian membangun *surrogate model* probabilistik untuk memperkirakan nilai fungsi objektif dan menggunakan *acquisition function* untuk memilih *hyperparameter* terbaik yang akan diuji. Setelah setiap evaluasi, model diperbarui secara bertahap sehingga proses optimisasi menjadi lebih efisien dan hemat sampel[16]. Kelebihan utama Bayesian adalah efisiensi sampel yang tinggi, sehingga ideal untuk evaluasi yang mahal, serta fleksibilitas dalam menangani fungsi non-linear, *noisy*, dan tanpa *gradien*[17]. Bayesian memiliki keterbatasan seperti kinerja yang menurun pada ruang *hyperparameter* berdimensi tinggi, *surrogate* berbasis GP yang sulit diskalakan, serta biaya komputasi internal yang meningkat ketika iterasi atau data evaluasi bertambah banyak[18].



Gambar 2.3 Diagram Alir Proses Optimasi Bayesian



2.6 Penelitian Terdahulu

Berikut ini merupakan penelitian terdahulu yang telah dilakukan dan memiliki tujuan searah dengan penelitian yang akan dibuat dalam tugas akhir ini dalam upaya menyempurnakan penelitian ini maka dilakukan kajian literatur diantaranya sebagai berikut:

Tabel 2.1 Model

No	Artikel	Masalah	Model
1	[19]	Penyakit daun padi	Attention-based Depthwise Separable Neural Network (ADSNN), Bayesian Optimization
2	[20]	Penyakit daun kentang	ResNet50
3	[21]	Penyakit daun manga	DenseNet121, ResNet50V2, MobileNetV3 Small, MobileNetV3 Large, InceptionV3 + Bayesian Optimization
4	[22]	Penyakit daun jagung	ResNet50, Bayesian Optimization
5	[23]	Penyakit daun padi	ResNet50, ResNet101, VGG16, VGG19, MobileNetV2, InceptionV3, EfficientNet-B7 + HOG + LBP + Grad-CAM
6	[24]	Penyakit daun tomat	ResNet50
7	[25]	Penyakit daun kentang	EfficientRMT-Net (ResNet-50 + Vision Transformer + Depthwise Convolution)
8	[26]	Penyakit daun apel & jagung	GPT-4o, ResNet50 + Bayesian Optimization
9	[27]	Penyakit daun padi	ResNet50, ResNet152, InceptionV3, MaxViT, Vision Transformer (ViT), SVM
10	[28]	Penyakit tanaman multi-kelas	ResNet-50, Hybrid ResNet + ViT (Vision Transformer), EfficientNet-B0, MobileNetV2

Tabel 2.1 menampilkan daftar penelitian terdahulu yang menggunakan berbagai model Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi penyakit



pada berbagai jenis tanaman. Terlihat bahwa sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan arsitektur ResNet50 karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur citra secara efektif. Beberapa penelitian juga menggunakan metode optimasi seperti Bayesian untuk meningkatkan performa model. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan optimasi hyperparameter pada ResNet50 berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi, sehingga metode tersebut relevan untuk digunakan dalam penelitian tugas akhir ini. Selain itu, penelitian-penelitian tersebut menjadi dasar dalam menentukan pendekatan dan metode yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 2.2 Dataset

No	Artikel	Dataset	Kategori	Jumlah Dataset
1	[19]	HuyDo	Healthy. Penyakit brown spot, hispa, leaf blast.	2.370 gambar
2	[20]	Self-collected	Healthy. Penyakit black scurf, blackleg, common scab, dry rot, miscellaneous, pink rot.	514 gambar
3	[21]	Kaggle	Anthraxnose, Bacterial Canker, Cutting Weevil, Die Back, Gall Midge, Powdery Mildew, Sooty Mould, Healthy	4.000 gambar
4	[22]	Kaggle	Healthy. Penyakit common rust, blight, gray leaf spot	3.852 gambar
5	[23]	Dhan-Shomadhan Rice Disease Dataset	Brown Spot, Healthy, Leaf Blast, Neck Blast	4.078 gambar
6	[24]	PlantVillage	Healthy. Penyakit bacterial spot, early blight, late blight, leaf mold, septoria leaf spot, spider mites, target spot, mosaic virus, yellow leaf curl virus.	22.930 gambar
7	[25]	PlantVillage	Healthy, Early Blight, Late Blight	3.600 gambar



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.
Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.

2. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi sesuai dengan UU Hak Cipta di Indonesia.
Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.

3. Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.

Universitas Islam Indragiri

Tabel 2.2 Dataset Lanjutan

No	Artikel	Dataset	Kategori	Jumlah Dataset
8	[26]	PlantVillage	Penyakit daun apel dan jagung (berbagai kelas pada PlantVillage)	Tidak disebutkan secara eksplisit pada artikel (menggunakan subset PlantVillage)
9	[27]	Bangladesh Rice Disease Dataset	Bacterial Blight, Brown Spot, Sheath Blight	±4.078 gambar
10	[28]	Kaggle & on-field collected images	38 kelas dari berbagai jenis komoditas	19.000 gambar

Tabel 2.2 menyajikan informasi mengenai sumber dataset, kategori penyakit, serta jumlah citra yang digunakan dalam berbagai penelitian terdahulu. Data tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar dataset diperoleh dari lembaga penelitian pertanian, platform publik, maupun hasil pengambilan data secara mandiri oleh peneliti. Jumlah dataset yang digunakan bervariasi, mulai dari ratusan hingga puluhan ribu gambar, dengan beragam kategori penyakit daun padi seperti hawar daun, bercak coklat, serta kondisi tanaman sehat. Penggunaan dataset yang besar dan beragam sangat berpengaruh terhadap kualitas proses pelatihan model CNN, khususnya dalam mengekstraksi fitur visual yang relevan dari citra daun padi. Selain itu, perbedaan sumber dan kondisi pengambilan citra turut memengaruhi kompleksitas data yang dihadapi oleh model. Oleh karena itu, dalam penelitian ini pemilihan dataset yang sesuai dan seimbang menjadi fokus utama, disertai dengan penerapan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan ketahanan model terhadap variasi data dan menghasilkan akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi yang lebih optimal serta konsisten.



Tabel 2.3 Rekomendasi

No	Artikel	Kelebihan	Kekurangan	Saran
1	[19]	Model ADSNN + Bayesian Optimization memberi performa baik untuk penyakit daun padi dengan fokus atensi lebih akurat.	Arsitektur kompleks dan kurang umum sehingga sulit diimplementasikan ulang.	Uji perbandingan langsung dengan ResNet50 untuk menilai trade-off performa vs kompleksitas.
2	[20]	ResNet50 cocok untuk penyakit kentang meski dataset kecil, hasil akurasi cukup tinggi.	Dataset hanya 514 gambar sehingga rawan overfitting.	Tambahkan augmentasi agresif atau gunakan transfer learning dengan unfreeze bertahap.
3	[21]	Perbandingan lima CNN pretrained dengan Bayesian Optimization pada dataset seimbang delapan kelas untuk evaluasi yang adil.	Penelitian terbatas pada penyakit daun mangga, belum membahas interpretabilitas model, serta tidak mengevaluasi performa pada kondisi lapangan.	Menerapkan metode pada tanaman lain, menambahkan Explainable AI, serta menguji model pada dataset lapangan dengan variasi pencahayaan.
4	[22]	Menggunakan ResNet50 + Bayesian Optimization, sehingga eksplorasi hyperparameter lebih optimal. Dataset besar (Kaggle).	Tidak mempertimbangkan kondisi citra lapangan yang beragam (noise, pencahayaan).	Tambahkan augmentasi lanjutan dan uji ketahanan model pada citra lapangan asli.
5	[23]	Perbandingan CNN pretrained dengan kombinasi HOG, LBP, dan Grad-CAM untuk interpretabilitas, dengan EfficientNet-B7 + HOG sebagai model terbaik.	Penelitian belum menerapkan optimasi hyperparameter, menggunakan dataset terbatas (empat kelas penyakit), serta belum diuji pada kondisi lapangan.	Menambahkan metode optimasi hyperparameter seperti Bayesian Optimization, memperluas jumlah dan variasi dataset, serta menguji model menggunakan citra daun padi dari lingkungan nyata.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Universitas Islam Indragiri

1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.

2. Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.

3. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi. Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.

3. Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.



Tabel 2.3 Rekomendasi Lanjutan

No	Artikel	Kelebihan	Kekurangan	Saran
6	[24]	ResNet50 dengan modifikasi DPA memberikan akurasi tinggi pada penyakit tomat (dataset PlantVillage besar).	Dataset PlantVillage terlalu bersih tidak mewakili kondisi nyata lapangan.	Lakukan fine-tuning ulang menggunakan citra lapangan yang lebih bervariasi.
7	[25]	Kombinasi ResNet-50 dan Vision Transformer mengekstraksi fitur lokal dan global, menghasilkan klasifikasi penyakit daun kentang performa tinggi dan arsitektur efisien.	Belum menggunakan optimasi hyperparameter, dataset terbatas (tiga kelas), dan kompleksitas model lebih tinggi dari ResNet50 standar.	Mengombinasikan EfficientRMT-Net dengan Bayesian Optimization, memperluas kategori penyakit, serta menguji model pada dataset lapangan.
8	[26]	Integrasi GPT-4o dan ResNet50 dengan Bayesian Optimization serta berbagai skenario pelatihan untuk meningkatkan generalisasi model.	Objek penelitian hanya apel dan jagung. Memerlukan sumber daya komputasi tinggi. Ketergantungan pada model GPT-4o yang bersifat proprietary.	Menguji metode pada tanaman lain seperti padi, mengembangkan model open-source yang lebih ringan, serta mengevaluasi pada kondisi lapangan nyata.
9	[27]	Membandingkan arsitektur CNN, ViT, dan SVM melalui evaluasi komprehensif, dengan ResNet50 menunjukkan performa kompetitif pada klasifikasi penyakit daun padi.	Belum menggunakan optimasi hyperparameter. Dataset hanya beberapa jenis penyakit daun padi. Belum diuji pada kondisi lapangan secara langsung.	Menggunakan Bayesian Optimization, memperluas dataset citra lapangan, serta menguji model pada kondisi lingkungan beragam.
10	[28]	ResNet-50 dan Hybrid ResNet+ViT unggul pada dataset 38 kelas dengan dukungan interpretabilitas dan augmentasi untuk meningkatkan transparansi.	Data didominasi kondisi terkontrol, belum diuji di lingkungan ekstrem, membutuhkan sumber daya tinggi, serta kurang representatif untuk penyakit langka.	Integrasi data visual-lingkungan dan optimasi model ringan, serta peningkatan deteksi penyakit baru dengan pemanfaatan data lapangan.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Universitas Islam Indragiri

1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.

2. Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.

3. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi. Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.

3. Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.



Tabel 2.3 memberikan tinjauan kritis terhadap kelebihan dan kekurangan penelitian-penelitian sebelumnya, serta saran pengembangan yang dapat dijadikan acuan. Terlihat bahwa sebagian besar studi memanfaatkan arsitektur ResNet50 karena kemampuannya mengekstraksi fitur secara efektif, namun beberapa penelitian masih menghadapi keterbatasan seperti dataset yang kurang beragam, citra yang terlalu bersih, serta proses pelatihan yang kompleks akibat penggabungan banyak model. Selain itu, belum banyak penelitian menerapkan strategi peningkatan akurasi melalui optimasi *hyperparameter*, padahal pendekatan seperti Bayesian terbukti mampu meningkatkan model secara signifikan. Dengan demikian, rekomendasi tersebut menunjukkan peluang perbaikan dalam pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman padi.

2.7 Rangkuman

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penggunaan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*, khususnya arsitektur ResNet50, telah banyak digunakan dalam klasifikasi penyakit tanaman dalam kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara efektif. Penelitian oleh Wang et al. [19], Abdillah [22], serta Sufi et al. [28] menunjukkan bahwa ResNet50 mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi pada berbagai penyakit tanaman, baik sebagai model tunggal maupun dengan dukungan optimasi dan teknik tambahan. Beberapa studi juga mengombinasikan ResNet50 dengan metode optimasi atau model tambahan untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi proses klasifikasi.

Kualitas dan keberagaman dataset menjadi faktor penting dalam keberhasilan pelatihan model CNN. Dataset penelitian terdahulu memiliki skala yang

1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.
2. Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.
3. Penggunaan tanpa izin untuk kepentingan komersial atau pelanggaran hak cipta dapat dikenakan sanksi.
3. Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.



bervariasi, mulai dari ratusan sampai puluhan ribu citra, serta mencakup berbagai kategori penyakit. Dataset yang besar dan bervariasi cenderung menghasilkan model yang lebih *robust*, sedangkan dataset yang kecil membutuhkan strategi pendukung seperti augmentasi, balancing kelas, dan *transfer learning* untuk mencegah *overfitting*. Temuan ini menegaskan pentingnya pemilihan dataset yang representatif agar model mampu bekerja secara optimal pada kondisi lapangan.

Integrasi Byesian dalam proses pelatihan model CNN terbukti membantu dalam menemukan konfigurasi *hyperparameter* yang paling optimal dengan jumlah percobaan yang lebih efisien. Pendekatan ini memberikan peningkatan performa tanpa menambah kompleksitas proses pelatihan secara signifikan. Berdasarkan tinjauan literatur, penggunaan ResNet50 yang dioptimasi dengan Bayesian memiliki potensi yang kuat untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi, sehingga relevan untuk diterapkan pada penelitian ini.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang memperbanyak atau mendistribusikan dokumen ini untuk tujuan komersial tanpa izin tertulis dari penulis atau pihak berwenang.

2. Penggunaan untuk kepentingan akademik, penelitian, dan pendidikan diperbolehkan dengan mencantumkan sumber.

3. Plagiarisme juga dilarang dan dapat dikenakan sanksi.

Universitas hanya berhak menyimpan dan mendistribusikan dokumen ini di repositori akademik, tanpa mengalihkan hak cipta penulis, sesuai dengan peraturan yang berlaku di Indonesia.