

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1 TINJAUAN PUSTAKA

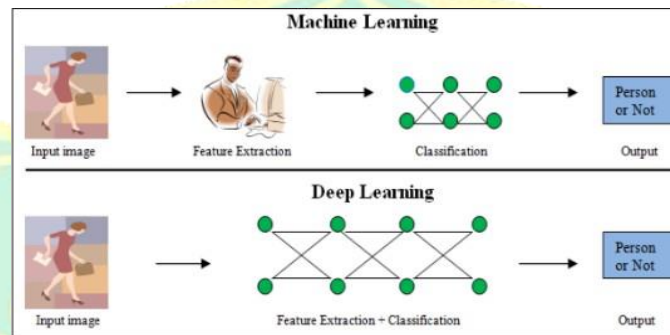
2.1.1 Karakteristik Buah Terong

Tanaman terong (*Solanum melongena*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dibudidayakan di daerah beriklim tropis, termasuk Indonesia. Tanaman ini mengandung berbagai nutrisi penting seperti serat, vitamin, dan senyawa antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan manusia (Agustina et al., 2024). Produktivitas tanaman terong sangat dipengaruhi oleh kondisi kesehatan buahnya. Beberapa penyakit yang dapat menyerang buah terong antara lain) Penggerek buah , Busuk buah, dan Buah Sehat. Serangan penyakit tersebut dapat mengganggu proses fotosintesis sehingga menyebabkan penurunan produktivitas dan hasil panen. Selama ini, proses identifikasi penyakit tanaman masih banyak dilakukan secara konvensional melalui pengamatan langsung oleh petani atau tenaga ahli. Metode ini memiliki beberapa kelemahan, seperti adanya subjektivitas dalam penilaian, keterbatasan tenaga ahli di lapangan, serta waktu identifikasi yang relatif lama (Agustina et al., 2024). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang dapat mengidentifikasi penyakit tanaman dengan lebih cepat dan akurat. Salah satu metode yang banyak dikembangkan saat ini adalah penggunaan pengolahan citra digital dengan teknik *deep learning* (Harahap, Penyakit, and Cabai, 2025).

2.1.2 Deep Learning

Deep learning merupakan salah satu cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis untuk mempelajari pola dari data secara otomatis. Salah satu metode yang paling umum digunakan dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode ini memiliki kemampuan untuk mengenali pola visual serta mengekstraksi fitur penting dari citra secara otomatis (Gustino et al. 2025). Dalam berbagai penelitian, CNN telah banyak diterapkan untuk tugas klasifikasi citra, termasuk dalam mendeteksi penyakit pada buah tanaman. Teknologi ini memungkinkan pengembangan sistem untuk mendeteksi penyakit tanaman yang dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi maupun perangkat digital yang mudah dioperasikan. Dengan adanya sistem tersebut, petani dan peneliti dapat melakukan identifikasi penyakit tanaman secara lebih cepat dan efisien sejak tahap awal. Hal ini diharapkan dapat membantu dalam upaya pengendalian penyakit serta berkontribusi pada peningkatan produktivitas di sektor pertanian. (Anggiratih, Siswanti, and Octaviani 2021)

Penerapan deep learning telah digunakan dalam beberapa bidang seperti klasifikasi gambar, klasifikasi video, deteksi objek, pengenalan pola, text-to-speech, natural language processing, robotik, dan klasifikasi teks. Gambar adalah ilustrasi perbedaan Machine Learning dan Deep Learning.(Pahtulloh et al. 2025)



Gambar 2.1 Perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

2.1.3 Transfer Learning

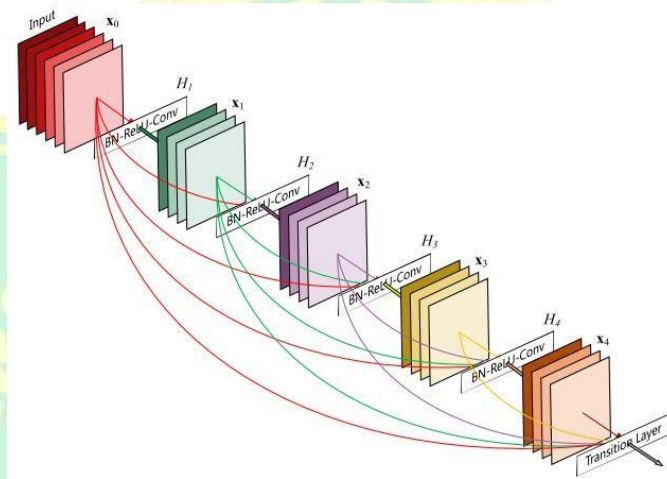
Transfer learning merupakan suatu pendekatan dalam pembelajaran mesin yang memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari oleh suatu model dari tugas sebelumnya yang memiliki data yang besar, kemudian menerapkannya pada tugas baru dengan ketersediaan data yang lebih terbatas(Maulini et al. 2025). Pendekatan ini memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh sebelumnya sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien, meskipun jumlah data pelatihan yang tersedia relatif terbatas. Oleh karena itu, transfer learning relevan untuk deteksi penyakit tanaman berbasis citra, terutama pada kondisi lapangan yang memiliki keragaman visual tinggi(Maulini et al. 2025)

Metode Transfer Learning dipilih pada penelitian ini karena mampu meningkatkan efisiensi dalam proses pengembangan model klasifikasi meskipun jumlah data yang tersedia relatif terbatas. Pada penelitian klasifikasi penyakit buah terong berbasis citra digital, proses pelatihan model secara langsung dari awal memerlukan dataset dalam jumlah besar serta kebutuhan komputasi dan waktu pelatihan yang lebih tinggi. Melalui pendekatan Transfer Learning, model dapat memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari proses pelatihan sebelumnya untuk mengenali karakteristik dasar pada citra, seperti bentuk, warna, dan tekstur. Selanjutnya, model dilakukan penyesuaian melalui proses pelatihan lanjutan menggunakan dataset penyakit buah terong agar mampu melakukan klasifikasi secara lebih optimal. Selain memberikan efisiensi pada proses pelatihan, penggunaan Transfer Learning juga berkontribusi terhadap peningkatan kinerja model dan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam proses klasifikasi.(Tirta, Kurniawan, and Zulus 2025)

2.1.4 Arsitektur DenseNet201

DenseNet merupakan salah satu jenis pre-trained model atau model yang sudah pernah dilatih sebelumnya dengan dataset yang lebih besar, seperti dataset CIFAR, Street View House Numbers (SVHN), dan ImageNet. Jika dibandingkan dengan pre-trained model CNN yang lainnya, DenseNet memiliki keunggulan yaitu dapat mendorong penggunaan kembali fitur, memperkuat propagasi fitur, serta memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit. Model ini memiliki lapisan dense block, yang masing-masing lapisannya dihubungkan untuk memastikan proses transfer informasi antar jaringan dapat berjalan secara maksimum.(Awalia, and Primajaya 2022). Salah satu varian dari arsitektur tersebut adalah DenseNet 201 yang terdiri dari 201 lapisan. Struktur jaringan ini tersusun atas beberapa *dense block* dan *transition layer* yang berfungsi untuk

mengekstraksi fitur dari citra secara bertahap. Arsitektur DenseNet 201 memiliki beberapa keunggulan, antara lain efisiensi dalam penggunaan parameter, kemampuan ekstraksi fitur yang lebih optimal, serta performa yang tinggi pada berbagai tugas klasifikasi citra. Pada Gambar menjelaskan lapisan transisi dari *DenseNet*.



Gambar 2.2 Arsitektur DenseNet201

Arsitektur DenseNet terdiri atas beberapa varian yang dibedakan berdasarkan jumlah layer, yaitu DenseNet121, DenseNet169, dan DenseNet201. Perbedaan tersebut memengaruhi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur, kompleksitas arsitektur, serta kebutuhan komputasi selama proses pelatihan. Oleh karena itu, dilakukan perbandingan antarvarian DenseNet untuk memberikan gambaran mengenai karakteristik masing-masing arsitektur sebagai dasar dalam pemilihan DenseNet201 pada penelitian ini. Perbandingan tersebut disajikan pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Perbandingan DenseNet

Arsitektur	Kelebihan	Kekurangan	Hasil Penelitian
DenseNet121	Arsitektur lebih ringan, proses pelatihan lebih cepat, dan penggunaan memori lebih efisien.	Kemampuan ekstraksi fitur lebih terbatas dibandingkan varian yang lebih dalam.	Akurasi 93,48% pada klasifikasi penyakit daun jagung.
DenseNet169	Memiliki keseimbangan antara performa dan kompleksitas model.	Membutuhkan komputasi lebih besar dibandingkan DenseNet121.	Akurasi 93% pada klasifikasi penyakit daun padi.
DenseNet201	Mampu mengekstraksi fitur lebih kompleks sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.	Membutuhkan komputasi lebih besar dibandingkan DenseNet121.	Akurasi 96,21% pada klasifikasi penyakit daun terong.

Berdasarkan ketiga penelitian tersebut, DenseNet121 memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi sehingga cocok digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. DenseNet169 menawarkan keseimbangan antara efisiensi dan kemampuan ekstraksi fitur. Sementara itu, DenseNet201 memiliki jumlah layer yang lebih banyak sehingga mampu mempelajari fitur citra yang lebih kompleks dan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dua varian lainnya. Oleh karena itu, pada penelitian ini dipilih arsitektur DenseNet201 karena dinilai lebih sesuai untuk mengklasifikasikan penyakit buah terong yang memiliki karakteristik visual yang beragam.

2.1.5 Dataset Citra

Dataset citra buah tanaman merupakan salah satu komponen penting dalam proses pelatihan model *deep learning*. Dataset yang berisi citra penyakit buah terong telah tersedia secara publik, salah satunya melalui platform Kaggle. Dataset tersebut umumnya terdiri dari beberapa

kategori penyakit buah terong, seperti *Penggerek buah* , *Busuk buah*, dan *Buah Sehat*. Untuk meningkatkan jumlah serta variasi data pelatihan, teknik *data augmentation* sering diterapkan. Teknik ini meliputi berbagai transformasi citra, seperti rotasi, *zoom*, *cropping*, serta penyesuaian tingkat kecerahan gambar. Penerapan augmentasi data dapat membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola serta mengurangi risiko terjadinya kesalahan selama proses pelatihan.(Hayami et al. 2025)

2.1.6 Penyakit Buah Terong

Pada penelitian ini, proses klasifikasi kondisi buah terong dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu *penggerek buah*, *busuk buah*, dan *buah sehat*. Pengelompokan tersebut dilakukan berdasarkan perbedaan karakteristik visual yang tampak pada citra buah sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi menggunakan metode Transfer Learning. Setiap kelas memiliki ciri visual yang berbeda yang dapat membantu model dalam mengenali dan membedakan kondisi buah secara otomatis.

1. Penggerek Buah

Penggerek buah merupakan salah satu jenis gangguan yang sering menyerang buah terong dan disebabkan oleh aktivitas larva serangga yang masuk serta berkembang di dalam jaringan buah. Serangan tersebut dapat mengakibatkan munculnya lubang pada permukaan buah sebagai titik masuk larva. Secara visual, buah yang terinfeksi umumnya ditandai dengan adanya bekas lubang, perubahan bentuk, munculnya bercak berwarna kecokelatan hingga kehitaman, serta penurunan kualitas fisik buah. Apabila serangan berlangsung dalam tingkat yang lebih tinggi, kerusakan dapat menyebar hingga ke bagian dalam buah sehingga menghambat pertumbuhan dan menurunkan hasil produksi.



Gambar 2.3 Penyakit Penggerek Buah

2. Busuk Buah

Busuk buah merupakan kondisi kerusakan yang terjadi pada buah terong akibat infeksi organisme patogen, seperti jamur maupun bakteri. Gejala yang muncul umumnya ditandai dengan perubahan warna permukaan buah menjadi cokelat atau kehitaman, perubahan tekstur menjadi lebih lunak, serta munculnya bagian buah yang mengalami pembusukan. Pada kondisi tertentu, permukaan buah dapat terlihat lembap maupun mengering bergantung pada jenis penyebab infeksi. Faktor lingkungan seperti tingkat kelembapan yang tinggi, sanitasi budidaya yang kurang baik, serta adanya luka pada permukaan buah dapat mempercepat perkembangan penyakit ini.



Gambar 2.4 Penyakit Busuk Buah

3. Buah Sehat

Buah sehat merupakan kondisi buah terong yang tidak menunjukkan adanya indikasi serangan hama maupun infeksi penyakit. Secara visual, buah sehat memiliki bentuk yang normal, permukaan kulit yang utuh tanpa kerusakan, tidak ditemukan bercak atau lubang, serta memiliki warna yang sesuai dengan karakteristik varietasnya. Selain itu, tekstur buah tetap padat dan tidak mengalami perubahan fisik yang mengarah pada kerusakan. Dalam penelitian ini, kelas buah sehat digunakan sebagai acuan pembandingan untuk membantu model dalam mengenali perbedaan karakteristik antara buah yang sehat dan buah yang mengalami gangguan.



Gambar 2.5 Buah Sehat

2.1.7. Confusion Matrix

Confusion matrix (matriks konfusi) adalah salah satu metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu model klasifikasi dalam machine learning atau data mining. Confusion matrix, yang juga dikenal sebagai matriks kebingungan, merupakan tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan mengukur seberapa baik model tersebut melakukan klasifikasi pada data uji. (Saputra 2024)

Tujuan dari confusion matrix adalah untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining. Evaluasi dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi, presisi dan *recall*. Nilai akurasi adalah persentase ketepatan *record* data yang diklasifikasikan secara benar setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi. (Pahtulloh et al. 2025)

Tabel 2.2 *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi	
	+	-
+	<i>True positives (A)</i>	<i>False negatives (B)</i>
-	<i>False positives (C)</i>	<i>True negatives (D)</i>

Presisi (*Precision*) merupakan rasio item relevan yang dipilih terhadap semua item yang terpilih. Sehingga presisi dapat diartikan sebagai kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut. Untuk dapat menghitung presisi dapat digunakan rumus sebagai berikut:

$$Precision = \frac{A}{(C + A)}$$

Recall merupakan rasio dari item relevan yang dipilih terhadap total jumlah item relevan yang tersedia. *Recall* dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$Recall = \frac{A}{(A + D)}$$

Presisi dan *Recall* dapat diberi nilai dengan menggunakan perhitungan persentase (1-100%) atau dengan menggunakan bilangan antara 0-1. *F1 Score* merupakan perbandingan rata-rata presisi dan *recall*

$$F_1 \text{ Score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Accuracy, total keseluruhan seberapa sering model benar dalam klasifikasi penyakit terong.

Formula *accuracy* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{TP + TN}{Total}$$