

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Cabai (*Capsicum annuum*) menempati posisi sentral dalam sektor hortikultura global, berfungsi sebagai pilar ekonomi bagi petani kecil sekaligus kontributor utama bagi ketahanan pangan nasional. Sebagai salah satu produsen utama dunia, Indonesia saat ini menghadapi tantangan besar dalam menstabilkan produksi guna memenuhi lonjakan permintaan pasar yang terus meningkat. Berdasarkan data (Badan Statistik Indonesia 2025), ketergantungan terhadap pasar luar negeri masih terlihat dari volume impor cabai awet sementara yang mencapai 27.765,8 ton dengan nilai US\$ 31.783.500 pada tahun 2023.

Kondisi ketahanan pangan ini semakin diperumit oleh fluktuasi kinerja perdagangan, di mana ekspor cabai pada periode Januari–Mei 2025 hanya mencapai 3.368 ton, atau mengalami penurunan sebesar 25,54% dibandingkan periode sebelumnya. Ketidakstabilan pasokan domestik ini berdampak langsung pada tingginya harga rata-rata nasional per Mei 2025, yang tercatat sebesar Rp50.666/kg untuk cabai merah besar, Rp54.164/kg untuk cabai merah keriting, dan Rp57.348/kg untuk cabai rawit merah. Rendahnya optimalisasi produktivitas ini utamanya disebabkan oleh ancaman penyakit pada daun yang menurunkan kualitas biologis serta kuantitas panen secara drastis, dimana secara global serangan penyakit tanaman telah menjadi hambatan utama yang memicu kerugian ekonomi hingga miliaran dolar setiap tahunnya (Paul et al., 2025).

Sistem pemantauan kesehatan tanaman yang saat ini berjalan, baik di tingkat petani maupun di SMKN 1 Kuningan sebagai mitra penelitian, masih didominasi oleh metode pengamatan manual konvensional yang sangat bergantung pada subjektivitas manusia. Dalam penelitian ini, SMKN 1 Kuningan terlibat aktif melalui peran Bapak Diqa Prasetya, S.P. sebagai pakar pertanian yang melakukan validasi komprehensif terhadap sistem. Validitas pakar tersebut mencakup penentuan jenis-jenis penyakit, keakuratan saran mitigasi penanganan, serta evaluasi terhadap fitur-fitur aplikasi seperti panduan langkah bertani dan kalkulator pupuk yang dirancang sesuai dengan kebutuhan nyata petani di lapangan. Diagnosis

manual tanpa dukungan sistem valid seperti ini sering kali lambat dan memiliki keterbatasan akurasi dalam menghadapi serangan penyakit pada daun yang secara konsisten merusak kualitas biologis serta kuantitas panen tanaman cabai (Salka et al., 2025). Kegagalan sistem deteksi dini dalam memantau kesehatan tanaman secara efisien telah menjadi hambatan utama pembangunan pertanian yang memicu kerugian ekonomi terkhusus bagi petani di Indonesia (Pratap & Suresh Kumar, 2023).

Berdasarkan hasil observasi dan wawancara, masalah utama yang ditemukan adalah kompleksitas morfologi gejala penyakit yang saling tumpang tindih (*overlapping symptoms*). Gejala klinis antara keriting daun akibat virus gemini dan keriting daun sering kali memiliki kemiripan visual yang identik sehingga sulit dibedakan oleh petani tanpa bantuan pakar. Ketidakmampuan mendiagnosis gejala halus ini sering kali memicu kesalahan fatal dalam strategi mitigasi, di mana petani cenderung salah mengaplikasikan pestisida yang tidak relevan, sehingga membuang biaya operasional dan merusak ekosistem lingkungan. Masalah ini diperparah oleh keterbatasan jumlah pakar patologi tanaman yang dapat diakses secara langsung oleh petani di berbagai wilayah Indonesia khususnya Kabupaten Kuningan.

Menanggapi tantangan tersebut, transformasi digital melalui teknologi *Deep Learning*, khususnya arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), hadir sebagai solusi untuk menciptakan paradigma baru dalam pertanian presisi. Model-model CNN telah terbukti memiliki performa luar biasa dalam mengklasifikasikan citra patologi tanaman secara otomatis. Pengembangan solusi berbasis aplikasi seluler menjadi sangat krusial agar petani dapat memiliki asisten digital yang praktis untuk mendiagnosis penyakit secara mandiri, akurat, dan tepat waktu guna menekan risiko gagal panen (Paul et al., 2025).

Penelitian ini berfokus pada integrasi teknologi *computer vision* yang akurat ke dalam perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi seperti *smartphone*. Arsitektur *MobileNetV3* dipilih karena dirancang khusus untuk perangkat *mobile* dengan struktur yang ringan dan jumlah parameter minimal, namun tetap mampu mempertahankan akurasi tinggi dalam klasifikasi penyakit tanaman (Salka et al.,

2025). Efisiensi ini memungkinkan proses konvolusi berjalan lebih cepat dengan penggunaan daya komputasi yang minimal tanpa mengorbankan tingkat akurasi secara signifikan (Rahman et al., 2025). Selain itu, pemanfaatan mekanisme atensi seperti *Squeeze-and-Excitation Coordinate Attention* (SCA) memungkinkan model untuk lebih fokus pada fitur diagnostik spesifik seperti tekstur mikroskopis daun dan pola keriting tidak teratur guna membedakan fitur penyakit yang kompleks secara *real-time* dengan tingkat akurasi yang telah teruji mencapai 96,67% (Rahman et al., 2025).

Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas berbagai arsitektur model seperti VGG, *ResNet*, *EfficientNet* dan *MobileNetV3* dalam klasifikasi citra patologi tanaman. Akan tetapi inovasi terbaru pada model-model ringan menunjukkan bahwa optimasi parameter pada arsitektur berbasis *MobileNetV3* mampu mencapai tingkat akurasi diagnostik yang sangat tinggi, bahkan menyentuh angka 99,64% dibandingkan arsitektur lainnya seperti *resNet* dan *EfficientNet* (Rahman et al., 2025). Selain itu, penggunaan teknik *transfer learning* pada perangkat seluler telah teruji stabilitasnya untuk aplikasi deteksi lapangan yang dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

Berdasarkan celah antara kebutuhan praktis petani dan kemajuan teknologi *Computer Vision* tersebut, maka dilakukan penelitian berjudul: **"RANCANG BANGUN APLIKASI DETEKSI PENYAKIT PADA DAUN CABAI (CAPSICUM ANNUUM) MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK** sangat krusial untuk dilaksanakan. Aplikasi ini diharapkan mampu menjadi asisten digital yang akurat bagi petani dalam menjaga kesehatan tanaman cabai secara efektif dan berkelanjutan.

1.2. Identifikasi Masalah

Berdasarkan paparan pada latar belakang, masalah-masalah yang dapat diidentifikasi dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Petani mengalami kesulitan dalam mengenali dan mengidentifikasi gejala penyakit pada daun cabai secara akurat karena adanya kemiripan visual antar penyakit (*overlapping symptoms*).

2. Proses diagnosa penyakit di tingkat lapangan masih didominasi oleh pengamatan visual manual, sehingga memiliki tingkat ketergantungan tinggi pada persepsi manusia dan sangat rentan terhadap kesalahan identifikasi.
3. Keterbatasan alat bantu digital yang praktis dan cerdas menyebabkan rendahnya efektivitas petani dalam melakukan deteksi dini, sehingga sering terjadi keterlambatan mitigasi yang memicu kerugian ekonomi akibat gagal panen.

1.3. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi masalah yang telah dipaparkan sebelumnya, peneliti dapat merumuskan masalah peneliti ini seperti berikut:

1. Bagaimana merancang dan membangun aplikasi berbasis Android yang dapat berfungsi sebagai alat bantu digital praktis bagi petani dalam mengidentifikasi penyakit pada daun cabai secara akurat di lapangan?
2. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV3* yang terintegrasi dengan mekanisme *Coordinate Attention* untuk mengenali karakteristik penyakit daun cabai secara efisien?
3. Bagaimana mengintegrasikan model klasifikasi dan segmentasi citra guna memisahkan objek daun dari latar belakang secara presisi, serta menyajikan strategi mitigasi penanganan penyakit yang efisien tanpa memerlukan daya komputasi yang besar?

1.4. Batasan Masalah

Agar pembahasan dalam penelitian ini tidak meluas dan tetap relevan dengan kompetensi Teknik Informatika serta kebutuhan operasional di kalangan petani, maka batasan masalah ditetapkan sebagai berikut:

1. Penelitian ini secara eksklusif hanya dilakukan pada tanaman cabai jenis *Capsicum annuum*. Identifikasi difokuskan hanya pada bagian daun tanaman, sehingga gejala penyakit yang muncul pada bagian buah, bunga, atau batang berada di luar cakupan klasifikasi sistem.
2. Klasifikasi penyakit dibatasi pada empat kelas prevalensi serangan yang paling dominan di lahan petani serta pertimbangan ketersediaan jumlah

dataset yang representatif guna menjamin keseimbangan data (*data balance*) saat proses pelatihan. Fokus pada gejala Bercak Daun (*Cercospora leaf spot*), Virus Gemini, Keriting Daun (*Leaf curl*), serta kondisi Sehat.

3. Dataset yang digunakan terdiri dari 1200 per kelas jenis penyakit.
4. Algoritma yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). dengan fokus pada arsitektur model ringan *MobileNetV3-Small*.
5. Dataset diambil secara langsung di beberapa lahan petani di Kuningan.
6. Luaran penelitian berupa aplikasi berbasis Android (.APK) yang dijalankan secara lokal pada perangkat *smartphone*.
7. Aplikasi ini hanya bisa mendeteksi diagnosa penyakit dengan jarak objek 3-6 cm dengan kualitas pencahayaan yang stabil.
8. Aplikasi yang dikembangkan mengintegrasikan model klasifikasi citra untuk akurasi identifikasi penyakit berdasarkan kondisi daun, namun tidak mencakup analisis tingkat keparahan penyakit.

1.5. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah sebelumnya disajikan, didapatkan bahwa sasaran umum dari analisis ini yakni untuk merancang aplikasi deteksi penyakit pada daun cabai berbasis android untuk petani cabai .Dalam hal tujuan khusus dari analisis ini diantaranya:

1. Mengimplementasikan algoritma CNN yang dilengkapi arsitektur *MobileNetV3* agar menghasilkan aplikasi yang ringan dan cepat saat digunakan pada *smartphone* untuk mengidentifikasi penyakit pada daun cabai.
2. Membangun aplikasi deteksi penyakit daun cabai berbasis Android sebagai alat bantu praktis bagi petani dalam mendiagnosis kesehatan tanaman secara mandiri dilapangan.

1.6. Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti, baik dari segi pengembangan ilmu pengetahuan maupun implementasi teknologi di petani dan masyarakat. Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Sebagai sarana untuk mengimplementasikan dan memperdalam pemahaman mengenai teknologi *Deep Learning*, khususnya dalam mengoptimasi algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV3* untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi citra pada penyakit daun cabai.

2. Manfaat Praktis

Berikut diuraikan beberapa manfaat praktis dari hasil studi ini diantaranya:

- a. Bagi peneliti, meningkatkan pengetahuan, pemahaman, serta wawasan dibidang teknologi informasi yang diterapkan dan menyelesaikan persoalan terkait dengan identifikasi penyakit pada tanaman cabai.
- b. Bagi Petani, memberikan solusi teknologi tepat dalam bentuk alat bantu diagnosis mandiri yang presisi, sehingga petani dapat mendeteksi penyakit secara dini dan *real-time*, mengurangi risiko kegagalan panen, serta mengoptimalkan penggunaan pestisida yang lebih efisien dan ramah lingkungan untuk menjaga stabilitas produktivitas hasil panen.
- c. Bagi peneliti lebih lanjut, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi akademik dan rujukan data bagi pengembangan penelitian selanjutnya yang berfokus pada topik serupa, namun menggunakan sudut pandang atau metode optimasi yang berbeda.

1.7. Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, pertanyaan penelitian yang akan dijawab melalui hasil penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Apakah aplikasi yang dibangun dapat berfungsi secara stabil dan membantu proses diagnosis penyakit daun cabai secara mandiri di lahan petani?
2. Sejauh mana efektivitas algoritma CNN dengan arsitektur *MobileNetV3* dalam menghasilkan waktu pemrosesan (*response time*) yang cepat namun tetap akurat saat dijalankan pada perangkat Android?
3. Berapakah tingkat akurasi, presisi, dan *recall* yang dihasilkan oleh aplikasi dalam mengklasifikasikan empat kategori kondisi daun cabai bercak daun

(*Cercospora leaf spot*), virus gemini, keriting daun (*Leaf curl*), serta kondisi Sehat?

1.8. Hipotesis Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan pertanyaan penelitian yang telah dipaparkan, hipotesis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Aplikasi deteksi penyakit daun cabai berbasis Android bermanfaat dapat berfungsi sebagai alat bantu yang efektif dan layak digunakan oleh petani untuk melakukan diagnosis mandiri di lahan pertanian.
2. Implementasi algoritma CNN pada dataset penyakit daun cabai diprediksi mampu mencapai tingkat akurasi di atas 95% serta nilai *F1-Score* yang stabil untuk seluruh kelas penyakit.
3. Penggunaan model *MobileNetV3* yang telah dioptimasi diduga dapat menghasilkan aplikasi yang ringan dengan waktu pemrosesan (*response time*) yang cepat tanpa menurunkan tingkat akurasi klasifikasi secara diagnostik yang sangat tinggi, bahkan menyentuh angka 99,64% (Rahman et al., 2025).

1.9. Metodologi Penelitian

Untuk memperoleh data penelitian, harus ditentukan metode dan teknik penelitian. Karena itu, pada bagian ini dijelaskan metode yang akan digunakan dalam penelitian yang sesuai dengan karakteristik penelitian serta alasan pemilihan metode tersebut. Biasanya didalamnya terdiri dari teknik pengumpulan data, metode pengembangan sistem, dan metode penyelesaian masalah.

1.9.1. Teknik Pengumpulan Data

Pada teknik pengumpulan data, dijelaskan teknik-teknik yang penulis gunakan dalam mengumpulkan data terkait penelitian yang diperlukan. Yaitu, observasi, wawancara, dan studi pustaka.

a. Wawancara

Metode wawancara dilakukan melalui proses tanya jawab secara langsung dengan Bapak Dika, S.P selaku pakar, petani dan guru mata pelajaran Agribisnis Tanaman Pangan dan Hortikultura. Wawancara ini bertujuan untuk

memperoleh informasi mendalam mengenai proses identifikasi kesehatan tanaman cabai yang selama ini dilakukan di lahan pertanian, jenis penyakit daun yang paling sering menyerang, serta kendala yang dihadapi petani dalam membedakan gejala penyakit yang tampak serupa secara visual. Selain itu, wawancara juga digunakan untuk menggali kebutuhan fungsional pengguna terhadap sistem deteksi penyakit berbasis *Android* yang mampu memberikan hasil diagnosis secara lebih objektif, konsisten, dan dapat digunakan secara mandiri di lapangan.

b. Observasi

Metode observasi dilakukan melalui pengamatan langsung terhadap kondisi lahan petani. Observasi ini bertujuan untuk memahami kondisi nyata di lapangan, seperti variasi gejala klinis pada daun cabai, tingkat intensitas pencahayaan alami di lahan praktik, serta latar belakang objek (*background*) yang dapat memengaruhi proses pengambilan citra. Hasil observasi digunakan sebagai acuan untuk mengetahui karakteristik visual dari setiap jenis penyakit daun yang akan dianalisis, menentukan sudut pengambilan gambar (*camera angle*) yang optimal menggunakan kamera *smartphone*, serta menjadi dasar utama dalam proses pengumpulan dataset citra daun cabai yang representatif untuk penelitian ini.

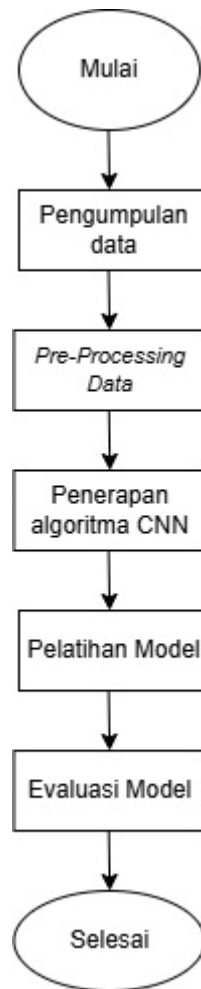
c. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan dengan mengumpulkan dan mempelajari berbagai sumber referensi yang relevan dengan topik penelitian ini. Sumber yang digunakan meliputi buku teks, jurnal ilmiah nasional maupun internasional (terutama terbitan 2021-2025), serta artikel penelitian yang membahas algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), arsitektur model ringan seperti *MobileNetV3*, serta penelitian terkait klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra digital. Studi pustaka bertujuan untuk memperoleh landasan teori yang kuat, memahami perkembangan metode yang telah dikembangkan pada penelitian sebelumnya, serta menentukan pendekatan teknis yang paling tepat dalam perancangan model deteksi penyakit daun cabai yang efisien untuk perangkat *mobile*.

1.9.2. Metode Penyelesaian Masalah

Dalam Metode penyelesaian masalah dalam penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan terstruktur dalam proses pengembangan sistem klasifikasi penyakit daun cabai. Sistem yang dibangun memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV3* sebagai metode utama dalam melakukan analisis fitur visual pada citra daun. Pendekatan ini digunakan untuk mengolah data citra dua dimensi yang merepresentasikan karakteristik fisik penyakit seperti pola bercak, perubahan warna, dan tekstur daun, sehingga mampu mempelajari perbedaan spesifik antara tanaman sehat dan tanaman yang terinfeksi penyakit.

Melalui tahapan pengumpulan *dataset*, pra-pemrosesan citra, pelatihan model menggunakan pendekatan *transfer learning*, hingga pengujian dan evaluasi performa, metode ini diharapkan dapat menghasilkan aplikasi Android yang mampu mengklasifikasikan penyakit daun cabai secara objektif dan konsisten. Hal ini bertujuan untuk mengatasi tantangan identifikasi visual manual di lahan petani yang sering terkendala oleh kemiripan gejala antar penyakit. Berikut alur penyelesaian masalah ditunjukkan pada Gambar 1.1.



Gambar 1. 1 Alur Penyelesaian Masalah

a. Pengumpulan Dataset

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan dataset penyakit daun cabai (*Capsicum annuum*). Dataset diperoleh melalui pengambilan citra secara langsung (data primer) di beberapa lahan petani serta didukung oleh citra lapangan yang dikumpulkan selama penelitian berlangsung. Data yang dikumpulkan dibatasi berjumlah 1200 citra per kelas. Dataset tersebut dikategorikan ke dalam empat kelas utama, yaitu: Daun Sehat, *Leaf Curl* (keriting daun), Virus Gemini dan Bercak Daun. Klasifikasi ini bertujuan untuk mendukung proses identifikasi penyakit tanaman secara objektif dan konsisten, khususnya dalam mengatasi kendala diagnosis visual manual di lapangan. Penggunaan citra digital sebagai

sumber *dataset* dalam penelitian berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dinilai sangat efektif karena mampu merepresentasikan karakteristik fisik patogen secara detail melalui arsitektur *MobileNetV3*.

b. *Pre-Processing Data*

Pada tahap pra-pemrosesan, data citra daun cabai yang telah dikumpulkan melalui dokumentasi di lahan petani diproses untuk meningkatkan kualitas dan menyeragamkan format data sebelum memasuki tahap pelatihan model. Hal ini krusial agar citra dapat diproses secara optimal oleh algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Tahapan ini meliputi penyesuaian ukuran citra (*resizing*) menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan standar input arsitektur *MobileNetV3*, normalisasi piksel untuk menstabilkan rentang nilai numerik, serta teknik augmentasi data guna memperkaya variasi *dataset*. Implementasi tahapan ini sangat penting untuk memastikan model memiliki ketahanan tinggi terhadap perbedaan kondisi pencahayaan dan variasi sudut pengambilan gambar yang kerap ditemui di lapangan.

c. Penerapan Algoritma CNN

Penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penelitian ini dimulai dengan tahap ekstraksi fitur menggunakan arsitektur *MobileNetV3* yang dirancang ringan untuk perangkat seluler, di mana lapisan konvolusi secara otomatis mendeteksi pola morfologi penyakit yang sulit dibedakan oleh mata telanjang petani. Proses ini diperkuat dengan mekanisme *Squeeze-and-Excitation Coordinate Attention (SCA)* yang berfungsi memfokuskan model pada fitur diagnostik spesifik, seperti tekstur keriting atau bercak daun, sekaligus mereduksi informasi latar belakang yang tidak relevan guna meningkatkan presisi identifikasi. Setelah fitur berhasil diekstraksi, tahap klasifikasi menggunakan lapisan *softmax* akan memberikan probabilitas jenis penyakit yang kemudian dikonversi ke format *TensorFlow Lite (.tflite)* agar model dapat ditanamkan langsung ke dalam aplikasi Android. Integrasi ini memungkinkan sistem melakukan diagnosis secara mandiri dan luring (*offline*), sehingga menjadi solusi

praktis bagi petani dalam menekan risiko kegagalan panen akibat kesalahan penanganan di lapangan.

d. Pelatihan model

Proses pelatihan model dilakukan dengan memanfaatkan *dataset* citra daun cabai yang telah melalui tahap *pra-pemrosesan* dan segmentasi untuk memastikan model hanya mempelajari fitur patologi yang relevan. Pelatihan dijalankan menggunakan teknik *Transfer Learning* pada arsitektur *MobileNetV3*, di mana bobot (*weights*) awal dari *ImageNet* disesuaikan kembali (*fine-tuning*) agar adaptif terhadap karakteristik visual penyakit tanaman cabai. Selama proses iterasi, digunakan *Adam Optimizer* untuk meminimalkan fungsi kerugian (*loss function*) dan mempercepat konvergensi model dengan pengaturan *batch size* sebesar 32 dan jumlah 30 *epoch*. Integrasi mekanisme SCA dalam pelatihan ini memastikan bahwa setiap iterasi fokus pada penguatan bobot pada fitur diagnostik yang krusial, seperti pola nekrotik atau deformasi daun. Hasil akhir dari tahap ini adalah model terlatih yang dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* untuk menjamin akurasi tinggi sebelum dikonversi ke format *TensorFlow Lite* guna implementasi pada perangkat Android.

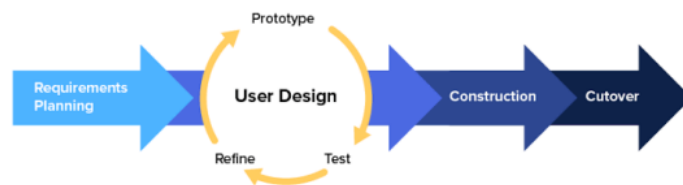
e. Evaluasi model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa dan keandalan algoritma dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai menggunakan metrik *Confusion Matrix*. Parameter utama yang dianalisis meliputi nilai Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*, yang memberikan gambaran menyeluruh mengenai kemampuan model dalam membedakan setiap kelas penyakit tanpa adanya bias. Selain itu, digunakan grafik *Training vs Validation Accuracy* dan *Loss* untuk memantau proses pembelajaran model serta memastikan tidak terjadinya *overfitting*. Pengujian juga dilakukan dengan data uji (*testing data*) yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model untuk mensimulasikan kondisi nyata di lapangan. Melalui evaluasi ini, kekuatan arsitektur *MobileNetV3* dengan dukungan mekanisme SCA dapat divalidasi secara ilmiah, sehingga model yang dihasilkan terbukti

memiliki presisi tinggi dalam mengenali fitur morfologi daun sebelum diimplementasikan ke dalam aplikasi android.

1.9.3. Metode Pengembangan system

Dalam penelitian sistem aplikasi deteksi penyakit tanaman cabai ini, metode pengembangan sistem yang digunakan adalah *Rapid Application Development* (RAD). RAD merupakan salah satu model dalam *System Development Life Cycle* (SDLC) yang menekankan pada siklus pengembangan yang sangat singkat melalui proses *linear sequential*. Pendekatan ini dipilih karena memiliki kelebihan dalam kecepatan, ketepatan, dan fleksibilitas yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional seperti *Waterfall*, sehingga sangat efektif untuk diimplementasikan pada lahan pertanian. Contoh alur *Rapid Application Development* pada Gambar 1.2.



Gambar 1. 2 *Rapid Application Development* Sumber : (Hidayat & Hati,2021)]

Model RAD yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada tahapan yang dikemukakan oleh (Hidayat & Hati 2021), yang terdiri dari:

1. *Requirements Planning* (Rencana Kebutuhan)

Tahap awal ini dilakukan untuk mempelajari dan mengidentifikasi masalah yang muncul di lahan pertanian. Penulis dan pengguna bertemu untuk mendiskusikan kebutuhan sistem serta memecahkan kendala diagnosis penyakit daun cabai yang selama ini dihadapi.

2. *User Design* (Desain Pengguna)

Pada tahap ini, penulis membuat rancangan aplikasi yang diusulkan untuk memenuhi kebutuhan fungsional di lapangan. Penggunaan *Unified Modeling Language* (UML) diterapkan untuk menggambarkan desain sistem secara teknis, mulai dari alur input citra hingga hasil klasifikasi.

3. *Construction* (Pengembangan)

Tahap ini merupakan langkah awal untuk mengubah desain sistem yang telah dirancang menjadi sebuah aplikasi fungsional. Penulis melakukan proses pengkodean (*coding*) program untuk mengintegrasikan algoritma CNN berbasis *MobileNetV3* ke dalam platform Android.

4. *Cutover* (Pengujian)

Tahap terakhir ini melibatkan pengujian sistem secara keseluruhan untuk memastikan seluruh bagian aplikasi berfungsi dengan stabil. Evaluasi dilakukan untuk melihat sejauh mana model klasifikasi dapat membantu petani dalam mendeteksi penyakit tanaman secara akurat.

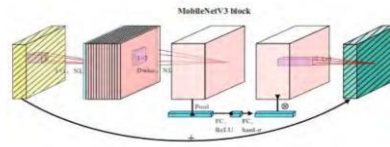
1.9.4. Penggunaan Algoritma CNN

Pada tahap ini, peneliti melakukan implementasi algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengolah data citra yang telah melalui tahap pra-pemrosesan (*pre-processing*). Dalam studi ini, arsitektur model yang digunakan adalah *MobileNetV3* dengan memanfaatkan metode *transfer learning*.

Teknik ini memungkinkan pemanfaatan model pralatih (*pre-trained model*) *MobileNetV3* yang telah dilatih pada dataset skala besar. Hal ini secara signifikan mempercepat waktu pelatihan model dan meningkatkan akurasi klasifikasi pada dataset penyakit daun cabai yang lebih spesifik (Salka et al., 2025).

Pemilihan *MobileNetV3* didasarkan pada keunggulannya dalam menggunakan kombinasi *hardware-aware network architecture search* (NAS) dan *NetAdapt algorithm*. Arsitektur ini menggunakan bneck yang dioptimasi dengan *Squeeze-and-Excitation* (SE) untuk menghasilkan model yang jauh lebih ringan namun tetap memiliki performa akurasi yang tinggi

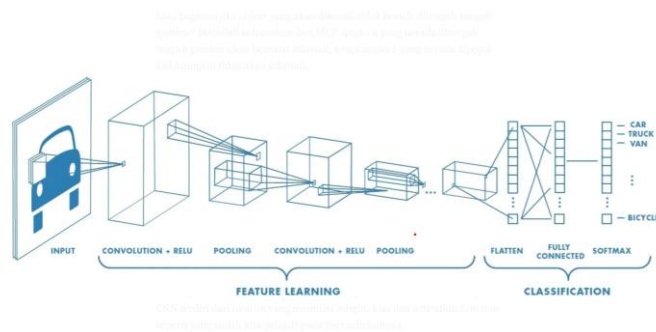
(Pratap & Suresh Kumar, 2023). Contoh arsitektur *mobileNetV3* ditunjukkan pada Gambar 1.3.



Gambar 1. 3 Arsitektur Dasar MobileNetV3

Penggunaan *MobileNetV3* sangat krusial agar aplikasi deteksi dapat berjalan secara efisien pada perangkat berbasis Android. Arsitektur ini meminimalkan latensi dan penggunaan daya, sehingga sangat sesuai untuk digunakan oleh petani secara mandiri (Li et al., 2024).

Sebagai salah satu algoritma *deep learning* terkemuka, CNN bekerja dengan mengolah citra dalam bentuk *grid* dua dimensi. Melalui lapisan-lapisan konvolusi, model akan mengekstraksi fitur visual unik dari lima kelas penyakit cabai yang telah ditentukan guna menghasilkan tingkat keyakinan klasifikasi yang optimal (Paul et al., 2025). Contoh arsitektur dasar CNN ditunjukkan pada Gambar 1.4.



Gambar 1. 4 Arsitektur Dasar CNN

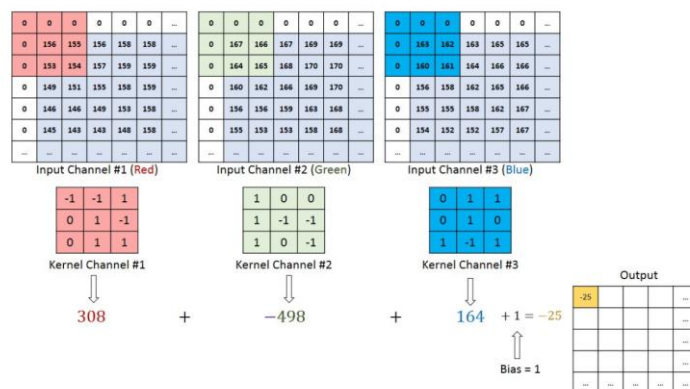
Algoritma CNN sering digunakan untuk pengenalan gambar dan klasifikasi penyakit, Berikut adalah komponen utama dalam arsitektur CNN:

1. Convolutional Layer (2D)

Convolutional layer merupakan komponen inti dari arsitektur *MobileNetV3* yang terdiri dari sejumlah filter atau kernel dengan bobot yang

diinisialisasi secara otomatis dan akan terus diperbarui selama proses pelatihan jaringan. Berbeda dengan konvolusi satu dimensi, pada penelitian ini digunakan kernel dua dimensi yang digeser sepanjang sumbu spasial (lebar dan tinggi) pada citra daun cabai. Tujuan utama dari lapisan konvolusi ini adalah untuk mengekstraksi fitur spasial dari citra *input*, seperti pola tekstur bercak penyakit, bentuk tepi daun yang mengeriting, serta variasi warna yang menjadi ciri khas patogen.

Hasil dari proses ini adalah *feature map* yang merepresentasikan karakteristik visual unik dari setiap kelas penyakit tanaman cabai. Penggunaan arsitektur *MobileNetV3* pada lapisan ini juga melibatkan mekanisme *Squeeze-and-Excitation* (SE) yang berfungsi untuk memberikan bobot lebih pada fitur yang paling informatif, sehingga model dapat membedakan gejala penyakit yang tampak serupa dengan lebih akurat. Contoh Lapisan *Convolutional Layer* 1D ditunjukkan pada Gambar 1.5.

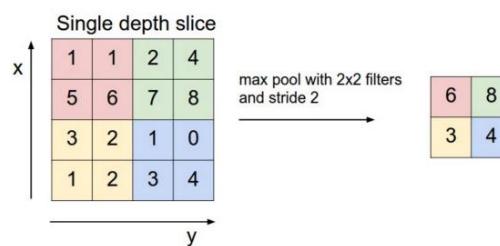


Gambar 1. 5 Lapisan *Convolutional Layer* 1D Sumber : (Vitay, n.d.2022)

2. Pooling Layer

Pooling layer khususnya *Max Pooling 2D* atau *Global Average Pooling*, digunakan untuk melakukan proses *down-sampling* terhadap *feature map* hasil konvolusi dengan cara mengambil nilai fitur yang paling signifikan pada setiap area citra. *Down-sampling* bertujuan untuk mereduksi dimensi data sehingga ukuran *feature map* menjadi lebih kecil tanpa menghilangkan informasi spasial penting yang merepresentasikan pola penyakit tanaman.

Proses ini membantu menurunkan kompleksitas komputasi serta meningkatkan efisiensi model agar dapat berjalan optimal pada perangkat Android. Selain itu, lapisan ini berperan penting dalam mempertahankan fitur dominan seperti tekstur bercak atau pola keriting daun serta meningkatkan ketahanan jaringan terhadap *noise* dan variasi kecil pada data input. Penggunaan *pooling layer* juga berkontribusi dalam mengurangi risiko *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap citra daun cabai di lokasi lahan pertanian yang memiliki variasi kondisi pencahayaan berbeda. Contoh Lapisan 5 *Pooling Layer* ditunjukkan pada Gambar 1.6.



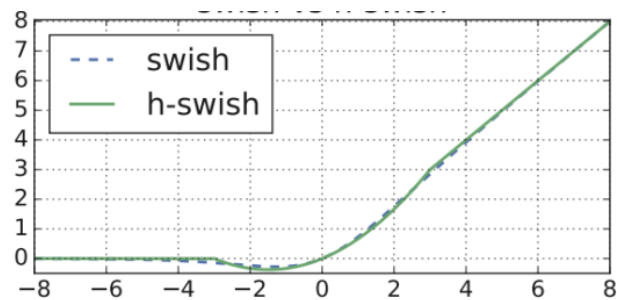
Gambar 1. 6 *Pooling Layer* (Salimi et al., 2022)

3. Activation Function (ReLU & Hard-Swish)

Activation function, khususnya *Rectified Linear Unit* (ReLU), digunakan pada setiap lapisan konvolusi untuk memperkenalkan sifat non-linearitas ke dalam jaringan. Hal ini memungkinkan model CNN untuk mempelajari pola-pola fitur yang kompleks dan *non-linear*, seperti perbedaan degradasi warna pada penyakit virus kuning atau tekstur tidak teratur pada penyakit daun. ReLU bekerja dengan cara mengubah semua nilai input negatif menjadi nol, yang secara teknis mempercepat proses konvergensi selama pelatihan model.

Dalam penggunaan arsitektur *MobileNetV3*, selain ReLU, sering kali diterapkan pula varian *Hard-Swish* yang lebih efisien untuk perangkat *mobile*. Penggunaan fungsi aktivasi ini sangat berperan dalam mengurangi beban komputasi serta mencegah terjadinya masalah *vanishing gradient*,

sehingga aplikasi Android yang dikembangkan dapat memberikan hasil diagnosis yang stabil dan akurat bagi petani. Efektivitas penggunaan fungsi aktivasi pada arsitektur ringan ini didukung oleh penelitian yang menunjukkan bahwa optimasi fungsi aktivasi mampu menjaga performa model klasifikasi penyakit tanaman meskipun dijalankan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Contoh struktur *fully connected layer* ditunjukkan pada Gambar 1.7.

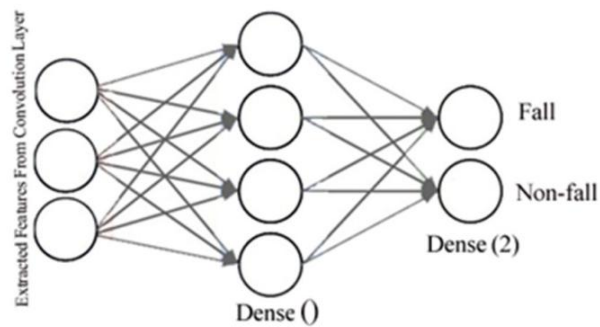


Gambar 1. 7 Max Pooling (Pydimarry et al., 2024)

4. Fully connected layer (dense layer)

Fully connected layer (dense layer) berfungsi menghubungkan seluruh neuron dan memetakan fitur hasil ekstraksi ke dalam ruang kelas keluaran. Pada lapisan ini digunakan fungsi aktivasi dan *dropout layer* untuk memperkenalkan *non-linearitas* serta mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan. Lapisan *output* menggunakan fungsi aktivasi *Softmax* untuk menghasilkan nilai probabilitas pada setiap kelas, sehingga sistem mampu menentukan kelas dengan tingkat keyakinan tertentu.

Pada penelitian (Salimi et al., 2022) yang menyatakan bahwa *fully connected layer* pada CNN 1D berperan penting dalam mengklasifikasikan fitur temporal hasil ekstraksi menjadi kelas keluaran, serta mampu menghasilkan performa klasifikasi yang optimal pada data pose skeleton berbasis *time-series*. Contoh struktur *fully connected layer* ditunjukkan pada Gambar 1.8.



Gambar 1. 8 Lapisan Fully Connected Layer (Salimi et al., 2022)

5. Output layer

Output layer merupakan tahapan akhir dari arsitektur *MobileNetV3* yang berfungsi untuk menghasilkan keputusan klasifikasi dari citra daun cabai yang diuji. Pada lapisan ini, digunakan fungsi aktivasi *Softmax* yang berperan untuk mengubah vektor fitur hasil ekstraksi menjadi nilai probabilitas untuk setiap kelas target. Setiap neuron pada lapisan ini merepresentasikan satu dari empat kategori kondisi tanaman, yaitu: Daun Sehat, keriting daun, Virus Gemini dan Bercak Daun.

Hasil akhir dari proses ini adalah nilai keyakinan (*confidence score*) antara 0 hingga 1, di mana kelas dengan probabilitas tertinggi akan ditetapkan sebagai hasil diagnosis akhir aplikasi. Penggunaan *Output Layer* yang teroptimasi sangat penting agar aplikasi Android dapat memberikan informasi penyakit secara instan dan akurat kepada petani di lapangan. Efektivitas fungsi *Softmax* dalam menangani klasifikasi multi-kelas pada deteksi penyakit tanaman telah dibuktikan mampu memberikan performa yang stabil dan hasil yang dapat dipertanggung jawabkan secara ilmiah.

1.9.5. Metode Pelatihan

Pada tahap pelatihan, model *MobileNetV3* dilatih menggunakan dataset citra daun cabai yang telah diberi label sesuai dengan kategorinya, yaitu Bercak Daun, Virus Gemini, Keriting Daun, serta kondisi Sehat. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80% untuk data pelatihan (*training*), 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data pengujian (*testing*).

Proses pelatihan ini bertujuan agar model dapat mempelajari fitur-fitur visual yang kompleks serta perbedaan karakteristik morfologi antara daun tanaman yang sehat dan tanaman yang terinfeksi penyakit secara akurat. Penggunaan data validasi selama proses ini berfungsi untuk memantau performa model secara berkala dan mencegah terjadinya *overfitting*, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang baik saat diimplementasikan pada perangkat Android untuk penggunaan di lahan pertanian masyarakat.

1.9.6. Evaluasi Implementasi Model

Hasil dari proses pelatihan dan pengujian menghasilkan sebuah model *MobileNetV3* terlatih yang mampu mengenali pola penyakit berdasarkan fitur citra digital. Model ini kemudian dikonversi ke format *TensorFlow Lite* (.tflite) agar dapat diimplementasikan ke dalam aplikasi Android sebagai sistem deteksi dini petani.

1.9.7. Metode Perancangan Sistem

Untuk menggambarkan rancangan logika dan alur fungsional aplikasi deteksi penyakit daun cabai ini, digunakan diagram-diagram dari *Unified Modeling Language* (UML). Pemodelan ini bertujuan untuk mempermudah penerjemahan kebutuhan petani ke dalam arsitektur teknis sistem. Adapun diagram yang digunakan adalah:

1. Use Case Diagram

Diagram ini menggambarkan interaksi antara aktor Petani dengan fungsi-fungsi utama di dalam aplikasi.

- a. Aktor: Petani / Masyarakat.
- b. Fungsi Utama, Melakukan pengambilan gambar daun secara *real-time*, menjalankan proses diagnosis (inferensi model *MobileNetV3*), melihat hasil klasifikasi penyakit, dan mengakses informasi saran mitigasi.

2. Activity Diagram

Diagram ini menjabarkan alur aktivitas sistem secara berurutan, mulai dari *input* hingga *output*:

- a. Alur: Dimulai dari pengguna membuka aplikasi meminta akses kamera pengambilan citra daun proses *pre-processing* dan segmentasi citra

klasifikasi oleh aplikasi.

- b. Model CNN sistem menampilkan hasil identifikasi jenis penyakit dan rekomendasi penanganannya.

3. *Class Diagram*

Diagram ini menggambarkan struktur kelas dan hubungan antar objek di dalam aplikasi Android, seperti:

- a. *Class CameraHandler*, Untuk mengelola fungsi kamera.
- b. *Class ImageProcessor*, Untuk melakukan segmentasi dan normalisasi citra sebelum masuk ke model.
- c. *Class TFLiteModelHandler*, Untuk memuat model .tflite dan menjalankan fungsi prediksi.
- d. *Class ResultActivity*, Untuk menampilkan antarmuka hasil diagnosis kepada pengguna.

4. *Sequence Diagram*

Diagram ini menekankan pada urutan pertukaran pesan (*message*) antar komponen sistem dalam satu waktu proses identifikasi, guna memastikan integrasi antara antarmuka Android dengan model *TensorFlow Lite* berjalan secara efisien.

1.10. Jadwal Kegiatan Penelitian

Jadwal pelaksanaan penelitian dibuat dengan tahapan yang jelas dalam bentuk *bar chart* pada bagian tabel 1.1

Tabel 1. 1 Jadwal Kegiatan

No	Kegiatan	Januari				Februari				Maret				April				Mei			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1.	<i>Requirement Planing</i>																				
2.	Penyusunan Proposal																				
3.	Seminar Usulan Proposal																				
4.	<i>User Design</i>																				
5.	<i>Construction</i>																				
6.	<i>Cutover</i>																				
7.	Seminar Hasil Penelitian																				
8.	Sidang Akhir																				

1. *Requirement Planing*

Mengumpulkan data dan informasi dari pengguna,Mengidentifikasi masalah yang ada dan menentukan kebutuhan sistem,termasuk pengumpulan dataset.

2. Proposal

Membuat proposal penelitian yang mencakup latar belakang,rumusan masalah, tujuan, metode dan jadwal penelitian.

3. Seminar Usulan Proposal

Presentasi proposal usulan penelitian untuk mendapatkan masukan dan persetujuan.

4. *User Design*

Mendesain antarmuka dan sistem aplikasi,membuat diagram UML dan *prototype* serta mengumpulkan umpan balik dari pengguna.

5. *Construction*

Membangun aplikasi berdasarkan desain yang disetujui,meliputi perkodean atau pengembangan model CNN.

6. *Custover*

Melakukan pengujian aplikasi dan model CNN menggunakan data *testing* kepada petani untuk menjamin bahwa aplikasi bekerja dengan baik dan memenuhi kebutuhan.

7. Seminar Hasil Penelitian

Presentasi hasil penelitian oleh penelitian untuk mendapatkan masukan, kritik, saran untuk memperbaiki penelitian sebelum melanjutkan ke tahap sidang.

8. Sidang Akhir

Merupakan tahapan akhir dari proses akademik dimana mahasiswa mempresentasikan skripsinya didepan dosen penguji.

1.11. Sistematika Penelitian

BAB I : PENDAHULUAN

Bab pendahuluan Membahas latar belakang, perumusan masalah, tujuan dan keuntungan, ruang lingkup pembahasan, metodologi penelitian dan produser penelitian.

BAB II : KAJIAN PUSTAKA

Bab ini memberikan penjelasan tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, keuntungan, dan metode penelitian, serta prosedur penulisan yang sistematis.

BAB III : METODOLOGI

Bab ini menguraikan mengenai proses perancangan yang dilakukan. Adapun pembahasannya mencakup perancangan system dan aplikasi.

BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini mencakup implementasi dari pengujian yang dibuat, serta menguji hasil dari aplikasi yang sudah dibangun untuk mengetahui kelebihan dan kekurangannya.

BAB V : SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini dibuat hasil laporan dan rekomendasi untuk perbaikan dan pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman cabai yang dibangun agar semuanya menjadi lebih baik.