TESIS

DETEKSI PENYAKIT TANAMAN BAYAM DENGAN *IMAGE PROCESSING*

SPINACH PLANT DISEASE DETECTION WITH IMAGE PROCESSING

ROSMIATI JAMIAH

D082192008

PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA

DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS HASANUDDIN

GOWA

2024

Optimized using
trial version
www.balesio.com

TESIS

DETEKSI PENYAKIT TANAMAN BAYAM DENGAN IMAGE PROCESSING

ROSMIATI JAMIAH
D082192008

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian Tesis yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi pada Program Magister Teknik Informatika Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin
Pada tanggal 23 Februari 2024
dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama

Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T.
NIP. 19610813 198811 2 001

Pembimbing Pendamping

Prof. Dr. Ir. H. Andani Achmad., M.T.
NIP. 19601231 198703 1 022

Dekan Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin

Prof. Dr.Eng. Ir. Muhammad Isran Ramli, M.T. IPM., ASEAN.Eng.
NIP. 19730926 200012 1 002

Ketua Program Studi
S2 Teknik Informatika

Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.
NIP. 19640427 198910 1 002

• Dokumen ini telah ditandatangani secara elektronik menggunakan sertifikat elektronik yang diterbitkan BSrE
• UU ITE No 11 Tahun 2008 Pasal 5 Ayat 1
"Informasi Elektronik dan/atau Dokumen Elektronik dan/atau hasil cetaknya merupakan alat bukti hukum yang sah"

Optimized using
trial version
www.balesio.com

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rosmiati Jamiah

Nomor Mahasiswa : D082192008

Program Studi : Teknik Informatika

Dengan ini menyatakan bahwa, tesis berjudul "DETEKSI PENYAKIT TANAMAN BAYAM MENGGUNAKAN IMAGE PROCESSING" adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing Dr.Ir.Ingrid Nurtanio, M.T dan Prof.Dr.Ir. H. Andani Achmad., M.T. Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Gowa, Februari 2024

Yang menyatakan

Rosmiati Jamiah

Optimized using
trial version
www.balesio.com

PENGAJUAN TESIS

DETEKSI PENYAKIT TANAMAN BAYAM DENGAN *IMAGE PROCESSING*

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar Magister

Program Studi Teknik Informatika

Disusun dan diajukan oleh

ROSMIATI JAMIAH

D082192008

Kepada

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS HASANUDDIN

GOWA

2024

Optimized using
trial version
www.balesio.com

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT. karena berkat rahmat dan karunia-Nya sehingga tesis yang berjudul "DETEKSI PENYAKIT TANAMAN BAYAM DENGAN *IMAGE PROCESSING*" ini dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-2 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan dan penulisan laporan tesis ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan serta dukungan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai dengan masa penyusunan tesis. Oleh karena itu, penulis dengan senang hati menyampaikan terima kasih kepada:

1. Allah Subhanahu wa ta'ala, Tuhan Yang Maha Esa atas semua berkat, karunia, serta pertolongan-Nya yang tiada batas, yang diberikan kepada penulis di setiap langkah dalam pembuatan program hingga penulisan laporan tesis ini;
2. Kedua Orang tua penulis, Bapak Alwi Arman dan Ibu Samilah yang selalu menjadi motivasi terbesar dalam penyelesaian perkuliahan ini yang tidak pernah putus memberikan dukungan, doa, dan semangat serta selalu sabar dalam mendidik penulis sejak kecil;
3. Kakek dan Nenek penulis, Alm. Bapak Santoso dan Ibu Rohimah yang selalu menjadi motivasi terbesar dalam penyelesaian perkuliahan ini yang tidak pernah putus memberikan dukungan, doa, dan semangat serta selalu sabar dalam memberikan nasehat kepada penulis sejak kecil;
4. Adik kandung penulis, Cantika Nurtiara Putri, S.P., Desi Aliana, dan M. Firdiansyah yang mendukung dalam segi apapun dan memberikan semangat kepada penulis selama penyusunan tesis;
5. Ibu Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T. selaku pembimbing I dan Bapak Prof. Dr. Ir. H. Andani Achmad.,M.T selaku pembimbing II yang telah memberikan waktu, tenaga, pikiran, dukungan moril maupun materil serta perhatian yang biasa untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan tesis;
   ak Prof. Dr. Ir. Indrabayu, ST., MT., M.Bus.Sys., IPM, ASEAN. Eng., Prof. Dr. Eng. Intan Sari Areni, S.T., MT. dan Bapak Dr. Eng. Ady

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Wahyudi Paundu, S.T., M.T., selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun sehingga laporan tesis ini menjadi lebih baik;

7. Bapak Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah memberikan motivasi, bimbingan, dan semangatnya selama masa perkuliahan penulis;
8. Para sahabat, teman-teman, kakak-kakak dan adik-adik di Laboratorium *Computer Based System* Pascasarjana UNHAS yang telah memberikan begitu banyak bantuan, motivasi, semangat dan pengalaman selama proses perkuliahan;
9. Teman-teman Pascasarjana UNHAS Angkatan 1 atas dukungan dan semangat yang diberikan selama ini, terkhususnya Riswandi S.Kom., M.Kom, yang selalu memberikan bantuan dan bersedia selalu penulis repotkan dalam menyelesaikan penelitian;
10. Teman-teman FT-UIM Angkatan 014, terkhususnya Salma, S.T., Rifqah Amalia, S.T., Riski Aulia, S.T., Rifaldi, S.T., Asril, S.T., Sukirman, S.T., dan Nasruddin, S.T. atas bantuan, dukungan dan semangat yang diberikan selama ini;
11. Kakak terbaik Ir. Kasmir Syariati, S.T, M.T., dan Ratih Dian Eka Sari Ridwan, SKM., yang telah memberikan bantuan, motivasi, dan semangat selama proses penyelesaian tesis;
12. Orang-orang terkasih yang tidak sempat dituliskan oleh penulis;

Akhir kata, penulis berharap semoga Allah SWT. Senantiasa berkenan membalas segala kebaikan dari semua pihak yang telah banyak membantu. Semoga Tesis ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu. Aamiin ya Rabbal Alamin.

Gowa, 2024

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Rosmiati Jamiah

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN ii
LEMBAR PENGAJUAN TESIS iii
KATA PENGANTAR iv
DAFTAR ISI vi
DAFTAR GAMBAR viii
DAFTAR TABEL ix
ABSTRAK x
ABSTRACT xi
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 5
1.3 Tujuan Penelitian 5
1.4 Manfaat Penelitian 5
1.5 Ruang Lingkup Penelitian 6
BAB II LANDASAN TEORI 7
2.1 Landasan Teori 7
2.1.1 Pengertian Bayam 7
2.1.2 Penyakit Tanaman Bayam 7
2.1.3 Metode *Deep Learning* 9
2.1.4 Convolutional Neural Network (CNN) 9
2.1.5 MobileNetV2 SSD 12
2.1.6 Feature Pyramid Network-Lite (FPN-Lite) 15
TensorFlow-Lite (TF-Lite) 16
Google Collaboratory 17
Android Studio 17
) Evaluasi Sistem 18

Optimized using
trial version
www.balesio.com

2.2 Metode Penyelesaian Masalah 21
2.2.1 State of The art Penelitian 21
2.4 Kerangka Pikir Penelitian 28
BAB III METODOLOGI PENELITIAN..... 30
3.1 Jenis Penelitian 30
3.2 Tahapan Peneitian 30
3.3 Waktu dan Lokasi Penelitian 31
3.4 Perancangan sistem 32
3.5 Analisis Kebutuhan 45
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 46
4.1 Hasil Training dan Evaluasi Sistem 46
4.2 Hasil Pengujian dilingkungan Android 53
BAB V PENUTUP 59
5.1 Kesimpulan 59
5.2 Saran 59
Daftar Pustaka 60
Lampiran 67

Optimized using
trial version
www.balesio.com

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Bayam Hijau 7

Gambar 2. Arsitektur *Convolutional Neural Network* 10

Gambar 3. Pemisahan konvolusi berdasarkan kedalaman 13

Gambar 4. Block residu terbalik 14

Gambar 5. MobileNetV2-SSD 15

Gambar 6. Tampilan Google Collab 17

Gambar 7. Confusion Matrix 18

Gambar 8. Kerangka Pikir Penelitian 28

Gambar 9. Tahapan Penelitian 30

Gambar 10. Blok Diagram Sistem Deteksi 32

Gambar 11. Dataset Tanaman Bayam dalam Satu area 33

Gambar 12. *Flowchart Anotation* dan *Labelling* 34

Gambar 13. Anotasi menggunakan *Roboflow* 35

Gambar 14. Pembagian Dataset Menggunakan Roboflow 35

Gambar 15. (a) Penyakit Karat Putih, (b) Penyakit Virus Keriting, dan (c) Penyakit Kekurangan Mangan 36

Gambar 16. Model Arsitektur MobileNetV2 SSD 37

Gambar 17. Ukuran Model Tflite setelah di Quantization 39

Gambar 18. Alur Mengukur Benchmark 40

Gambar 19. Alur Perancangan Android 42

Gambar 20. Alur Aplikasi Android 43

Gambar 21. Deteksi Penyakit Bayam pada Aplikasi Android 43

Optimized using
trial version
www.balesio.com

DAFTAR TABEL

Tabel 1. State of The Art Penelitian..... 21

Tabel 2. Hasil Pengujian Sistem Penyakit Tanaman Bayam 47

Tabel 3. *Confusion Matrix* Deteksi Penyakit Pada Tanaman Bayam 49

Tabel 4. *Confusion Matrix* untuk Karat Putih 50

Tabel 5. *Confusion Matrix* untuk Virus Keriting 51

Tabel 6. *Confusion Matrix* untuk Kekurangan Mangan 51

Tabel 7. Tabel Benchmark Metode MobileNetV2 SSD FPN-Lite 52

Tabel 8. Luas Area dan Jarak Deteksi Penyakit Tanaman Bayam 53

Optimized using
trial version
www.balesio.com

ABSTRAK

Rosmiati Jamiah. Deteksi Penyakit Tanaman Bayam dengan Image Processing (dibimbing oleh **Ingrid Nurtanio** dan **Andani Achmad**)

Mendeteksi penyakit pada tanaman bayam secara dini memiliki peran krusial dalam menghindari penyebaran infeksi dan kerugian hasil panen. Penelitian ini bertujuan utama untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit pada tanaman bayam yang dapat beroperasi secara *real-time*. Sistem ini menggunakan teknologi *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model MobileNetV2 SSD FPN-Lite dan Tensorflow-Lite, diimplementasikan pada platform Android. Evaluasi kinerja sistem mencakup deteksi penyakit dan pengukuran waktu inferensi model. Dataset mencakup citra daun bayam terinfeksi penyakit karat putih, virus keriting, dan kekurangan mangan. Hasil pengujian dengan menggunakan dimensi citra 320x320 *pixel*, 16 *batch size*, dan 1000 *epoch* menunjukkan bahwa model ini mampu mendeteksi penyakit pada daun bayam dengan akurasi sebesar 89%, dengan waktu inferensi pada pengujian menggunakan *smartphone* berkisar antara 132ms hingga 152ms.

Kata kunci : Penyakit Tanaman Bayam, *Convolutional Neural Network*, MobileNetV2 SSD FPN-Lite SSD, Android, *Real-time*.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

ABSTRACT

Rosmiati Jamiah. Spinach Plant Disease Detection with Image Processing (supervised by **Ingrid Nurtanio** and **Andani Achmad**).

Early detection of disease in spinach plants is crucial in avoiding the spread of infection and yield losses. The main objective of this research is to develop a real-time disease detection system for spinach plants. The system utilizes Convolutional Neural Network (CNN) technology with MobileNetV2 SSD FPN-Lite and Tensorflow-Lite models, implemented on Android platform. The system performance evaluation includes disease detection and model inference time measurement. The dataset includes images of spinach leaves infected with white rust, curly virus, and manganese deficiency diseases. Test results using image dimensions of 320x320 pixels, 16 batch sizes, and 1000 epochs show that this model is able to detect disease in spinach leaves with an accuracy of 89%, with inference time on smartphone tests ranging from 132ms to 152ms.

Keywords: Spinach Plant Diseases, Convolutional Neural Network, MobileNetV2 SSD FPN-Lite SSD, Android, Real-time.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara agraris yang sebagian besar penduduknya mendapat nafkah dari pertanian (Hermawati, 2016). Pertanian merupakan sektor terbesar dalam setiap ekonomi Negara berkembang. Bayam merupakan salah satu tanaman dari jenis sayuran daun yang terpenting di Asia dan Afrika. Dalam 100 gram bagian bayam yang dapat dimakan mengandung sekitar 2,4 mg zat besi (Fe). Bayam adalah tanaman semusim yang berumur pendek dan dapat dibudidayakan dengan mudah di pekarangan rumah atau lahan pertanian (Dharma, 2014). Ada beberapa faktor yang mempengaruhi produksi tanaman. Perubahan iklim juga menjadi faktor penyebab penyakit pada tumbuhan (Reddy, Vinod and Ajai, 2019). Memiliki penyakit merupakan hal yang wajar pada tanaman karena perubahan kondisi iklim dan lingkungan. Penyakit mempengaruhi pertumbuhan dan hasil tanaman yang seringkali sulit dikendalikan. Untuk memastikan kualitas yang baik dan produksi yang tinggi, diperlukan diagnosis penyakit yang akurat dan tindakan pengendalian untuk mencegahnya tepat waktu (Jaisakthi *et al.*, 2019).

Dalam bertani, kemampuan membudidayakan tanaman adalah hal penting untuk dikuasai. Kemampuan mengidentifikasi penyakit serta melakukan langkah penanggulangan yang tepat merupakan hal penting yang dapat mempengaruhi baik buruknya kondisi tanaman tersebut. Hal ini dikarenakan, akibat melakukan penanggulangan yang kurang tepat justru dapat berakibat pada semakin memburuknya kondisi tanaman (Yuda, Kresnamal dan Susmini, 2018). Pemberian tindakan sangat bergantung pada pengenalan penyakit yang menyerang tanaman. Metode tradisional untuk pengenalan penyakit pada tanaman, berdasar pada interpretasi visual dari gejala yang muncul dan memerlukan analisis laboratorium yang mana metode tersebut membutuhkan tenaga ahli di bidang

Optimized using
trial version
www.balesio.com

i dan waktu yang memadai untuk menyelesaikan diagnosis (Alemu, endeteksi penyakit tanaman secara otomatis dengan bantuan gejala yang

ada pada daun menghasilkan lebih banyak produktivitas di bidang pertanian (Gurrala *et al.*, 2019).

Berdasarkan hasil wawancara yang dilakukan peneliti dengan beberapa petani bayam dibeberapa tempat, sebagian besar petani tidak mengetahui jenis penyakit dan cara penanggulangan yang tepat terhadap penyakit tersebut. Hal ini mengakibatkan banyaknya tanaman bayam yang rusak dan tidak layak untuk dijual dan dikonsumsi.

Deteksi penyakit pada tanaman bayam dapat dilakukan menggunakan berbagai teknologi, salah satunya adalah pengolahan citra.

Metode *Deep Learning* merupakan bagian dari *Machine Learning* berbasis *Neural Network*. *Deep learning*, banyak diaplikasikan di berbagai bidang, seperti *Computer Vision*, *Natural Language Processing*, *Audio*, *Image processing* dan lain-lain(Francis and Deisy, 2019). Metode yang paling banyak digunakan dalam pengolahan citra adalah metode *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan merupakan salah satu algoritma dari *Deep Learning*. Metode CNN memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra, hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada *visual cortex* manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra (Peryanto, Yudhana and Umar, 2020).

Pendeteksian penyakit pada tanaman bayam yang sering dilakukan yaitu dengan cara mengambil gambar dari tiap-tiap daun yang terjangkit penyakit, Namun, bagaimana cara mendeteksi penyakit dalam satu area pada sekumpulan tanaman yang ada di dalam sepetak lahan?. Deteksi penyakit pada sekumpulan tanaman dalam satu area dapat dilakukan untuk menghemat waktu dan biaya dalam mengetahui penyakit apa saja yang diidap oleh tanaman tersebut sehingga petani dapat lebih mudah mengetahui dimana area/lokasi tanaman yang terkena penyakit dan dapat dengan cepat memberikan penanganan terhadap tanaman yang : oleh penyakit tanpa harus mengecek tanaman satu-persatu yang sudah ı membutuhkan tenaga dan waktu yang sangat lama.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Fokus penelitian ini untuk mendeteksi penyakit karat putih, penyakit virus keriting *(spinach blight)* dan penyakit kekurangan mangan (Mn) pada tanaman bayam. Pendeteksian Ketiga penyakit ini secara kasat mata memiliki kesamaan ciri dari bentuk/pola penyakitnya yaitu terdapat bintik-bintik atau bercak yang terdapat pada permukaan daun bayam. Walaupun memiliki kesamaan bentuk penyakit, cara penanggulangan terhadap ketiga penyakit ini berbeda sehingga jika salah mendiagnosis jenis penyakit akan berimbas terhadap jumlah produktivitas yang akan dihasilkan oleh petani.

Adapun beberapa penelitian terkait mengenai bayam telah dilakukan oleh beberapa peneliti, salah satunya adalah deteksi penyakit tanaman pada daun bayam menggunakan metode GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrix) dan Jaringan Saraf Tiruan (ANN). Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mendeteksi penyakit pada daun bayam. Dalam pengujian yang dilakukan, metode tersebut mampu mengklasifikasikan gambar daun bayam dengan akurasi sebesar 90% , penelitian ini dilakukan tidak secara *real-time* (Fitriaty and Mustofa, 2019).

Kemudian penelitian tentang deteksi penyakit pada daun bayam (*baby spinach*) menggunakan metode Histogram Oriented Gradients (HOG) ANN yang diidentifikasi sebagai penyakit dan non-penyakit secara otomatis, yang membutuhkan lebih sedikit waktu komputasi dan hasil yang baik dengan tingkat akurasi yang didapat sebesar 98,7%. Penelitian ini pun sama, dilakukan tidak secara *real-time* dan teknik pengambilan gambar yang dilakukan untuk dengan cara mengambil gambar dari tiap-tiap daun yang terjangkit penyakit (Rophita Frankes and Seldev Christopher, 2019).

Untuk itu dibutuhkan aplikasi deteksi penyakit pada tanaman bayam secara *real-time* untuk menjadi landasan dalam mendeteksi penyakit pada daun bayam. Penelitian tersebut membuat Aplikasi pendeteksi penyakit pada tanaman bayam android khususnya penyakit Karat dengan metode SVM, dengan data uji 5 citra hasil implementasi aplikasi yang dibuat dapat mengidentifikasi karat dengan cukup baik, tetapi aplikasi ini hanya dapat mendeteksi satu

Optimized using
trial version
www.balesio.com

jenis penyakit saja dan juga tidak memberikan langkah penanggulangan dari penyakit tersebut. Padahal hal tersebut merupakan salah satu hal yang penting untuk meningkatkan hasil panen petani (Yuda, Kresnamal dan Susmini, 2018).

Penelitian selanjutnya, membuat sistem pakar untuk mengidentifikasi hama dan penyakit pada tanaman bayam menggunakan algoritma Naïve Bayes. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data tanaman bayam yang terkena hama dan penyakit. Data tersebut dikumpulkan dari petani yang telah mengalami masalah pada tanaman bayam mereka. Kemudian, data tersebut diproses dan dimasukkan ke dalam sistem pakar. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem pakar yang dikembangkan dapat membantu mendiagnosa hama dan penyakit pada tanaman bayam dengan cukup akurat walau demikian sistem yang dibuat tidak secara *real-time* (Tamba, Hasibuan and Silalahi, 2018).

Selanjutnya penelitian tentang Deteksi Objek Daun Semanggi Secara Real Time Menggunakan CNN-Single Shot Multibox Detector (SSD) dengan hasil prediksi dan akurasi yang baik sebesar 86,6% (Astuti, Ariestya and Solehudin, 2022).

Sebelumnya, beberapa penelitian yang berkaitan dengan tanaman bayam telah dilakukan. Namun, belum ada solusi yang tepat ditemukan untuk mengatasi cara mendeteksi penyakit tanaman bayam dalam satu area secara *real-time* dan sekaligus memberikan cara penanggulangan terhadap jenis penyakit tersebut.

Tujuan dilakukannya penelitian ini diantaranya adalah untuk mengidentifikasi penyakit pada satu area lahan secara *real-time* menggunakan kamera *handphone* dengan cara mengambil data citra berupa foto untuk sekumpulan tanaman bayam yang ditanam dan mengolahnya sehingga dapat memberikan informasi mengenai kondisi tanaman berupa hasil deteksi jenis penyakit apa saja yang diduga menyerang tanaman bayam yang sedang ditanam memberikan informasi mengenai bagaimana cara penanggulangan panyakit yang ada sehingga petani dapat mengetahui penanganan yang lam mengatasi masalah tersebut. Pendekatan yang diambil dengan

Optimized using
trial version
www.balesio.com

memanfaatkan algorima Convolutional Neural Network dengan arsitektur MobileNetV2 SSD FPN-Lite yang terbukti lebih ringan untuk di implementasikan pada perangkat android.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka rumusan masalah pada penelitian ini:

1. Bagaimana cara mendeteksi penyakit pada tanaman bayam menggunakan MobileNetV2 SSD FPN-Lite pada platform Android?
2. Bagaimana kinerja sistem dalam mendeteksi penyakit pada bayam menggunakan MobileNetV2 SSD FPN-Lite?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini yaitu:

1. Mengidentifikasi penyakit pada tanaman bayam, sehingga dapat menghindari kesalahan diagnosis akibat gejala yang serupa.
2. Mengetahui performa deteksi penyakit pada tanaman dengan MobileNetV2 SSD FPN-Lite untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan deteksi.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi peneliti, pengaplikasian dari sejumlah konsep dan pengetahuan yang berguna untuk menambah pengetahuan ataupun kemampuan mengenai proses pengenalan pola untuk mendeteksi penyakit pada tanaman bayam terkhususnya penyakit karat putih, virus keriting, dan kekurangan mangan.
2. Bagi pemerintah khususnya pada petani bayam, dapat digunakan ·bagai aplikasi yang membantu dalam proses mendeteksi penyakit pada ıyam secara otomatis.

agi institusi Pendidikan Magister Teknik Informatika, dapat digunakan

Optimized using
trial version
www.balesio.com

sebagai referensi ilmiah dalam penelitian untuk pengembangan *system* untuk mendeteksi dengan objek atau kasus yang berbeda.

1.5 Ruang Lingkup Penelitian

Adapun ruang lingkup pada penelitian ini adalah :

1. Sampel yang digunakan adalah bayam hijau (bayam cabut hijau)
2. Kelas yang dideteksi hanya penyakit karat putih, virus keriting, dan kekurangan mangan.
3. Pengambilan data menggunakan hp android Oppo Reno 1
4. Kamera yang digunakan pada hp android Oppo Reno 1 dengan resolusi layar 1080 x 2340 piksel.
5. Ukuran layar hp Oppo Reno 1 sebesar 6.4 inchi

Optimized using
trial version
www.balesio.com

BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Pengertian Bayam

Bayam (*Amaranthus spp)* merupakan salah satu tumbuhan yang biasa ditanam untuk dikonsumsi daunnya untuk digunakan untuk sayuran hijau. Kandungan nutrisi yang terdapat dalam 100 gram daun bayam adalah 2,3 gram protein, 3,2 gram karbohidrat, 3 gram besi dan 81 gram kalsium (Rianto and Ahmad, 2017). Bayam terdapat 3 jenis yaitu bayam hijau (bayam cabut), bayam merah dan bayam putih. Bayam hijau (bayam cabut), yaitu bayam yang memiliki bentuk daun yang kecil dan lembut, bayam ini sering disebut dengan bayam cabut (Amaranthus Tricolor. L), juga ada bayam berdaun lebar, tebal dan agak liat yang disebut bayam tahunan *(Amaranthus Hybridus.L*) (Lingga, 2010). Dan dalam penelitian ini bayam yang digunakan yaitu bayam hijau (bayam cabut) seperti pada gambar 1 dibawah ini.

Gambar 1. Bayam Hijau

2.1.2 Penyakit Tanaman Bayam

Seperti halnya tanaman lainnya, daun bayam juga dapat terserang penyakit. Oleh karena itu, deteksi penyakit pada daun bayam menjadi penting untuk ı agar dapat mengambil tindakan yang tepat untuk mencegah penyebaran tersebut (Tamba, Hasibuan and Silalahi, 2018). Beberapa gejala yang ncul pada daun bayam yang terserang penyakit antara lain bercak-bercak

Optimized using
trial version
www.balesio.com

pada daun, daun menguning, daun mengkerut, dan daun mengering (Hani and Jhon, 2014). Adapun penyakit yang paling umum terjadi pada tanaman bayam diantaranya yaitu penyakit karat putih, virus keriting (spinach blight), dan kekurangan mangan (Mn) (Arief, 2020).

a. Penyakit Karat Putih

Terbentuknya bercak-bercak putih yang agak melepuh pada daun, terutama pada sisi bawah tanaman bayam. Pada populasi karat meningkat dapat terjadi kerusakan daun sehingga mengakibatkan hasil dan mutu daun menurun. Penyakit ini disebabkan oleh cendawan Albogo candida. Pengendalian penyakit cukup dilakukan dengan membongkar tanaman dan melakukan peremajaan kembali bila serangan sudah parah.

b. Virus Keriting (Spinach Blight)

Penyebab penyakit adalah sejenis virus dan jenis ***cucumbor mosaic virus*** (CMV). Serangan virus menyebabkan daun menyempit, mengkerut, menggulung, dan mengecil. Pada daun timbul bercak-bercak. Permukaan daun berwarna kuning dan belang-belang (mosaik). Penyakit ini paling banyak menyerang daun muda. Pengendalian dan pencegahan dilakukan dengan cara :

- Mencabut tanaman yang sakit dan membakar tanaman yang sudah terinfeksi agar tidak menyebar,
- kemudian melakukan peremajaan tanaman kembali Melakukan penggiliran tanaman (***rotas***) dengan tanaman yang tidak sefamili dengan bayam sebagai tindakan pencegahan.
- Selain itu, lahan harus dibersihkan dari tanaman-tanaman yang mungkin sebagai inang bagi penyakit ini.

c. Penyakit Kekuarangan Mangan (Mn)

ejala penyakit ini ditandai dengan timbulnya bintik-bintik kuning pada dan tepi daun menjadi kering dan keriting. Pertumbuhan daun menjadi ıt. Gejala serangan ini banyak dijumpai bila keadaan cuaca sangat panas.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Sebagai penyebab dari gejala tersebut adalah kekurangan unsur mangan (Mn). Pengendalian dan pencegahan dilakukan sebagai berikut

- Tanah dapat diberi multonik yang mengandung Mn saat serangan pertama muncul Pencegahannya dilakukan dengan memberikan kapur saat pengolahan tanah, terutama pada tanah yang diduga kekurangan Mn (Zainudhin, 2016).

2.1.3 Metode *Deep Learning*

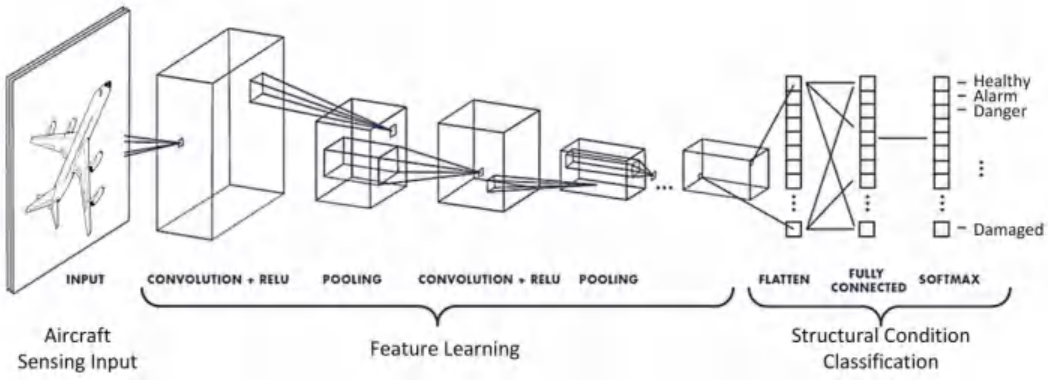
Deep learning mengacu pada penggunaan jaringan saraf tiruan berstruktur dalam banyak lapisan (yang sering disebut sebagai jaringan saraf tiruan mendalam) untuk mempelajari representasi yang mewakili data yang kompleks. Salah satu keunggulan utama dari *deep learning* adalah kemampuannya untuk secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur penting dari data mentah. *Deep learning* telah menjadi sangat populer dalam beberapa tahun terakhir karena kemampuannya untuk mencapai kinerja yang sangat baik dalam berbagai tugas pembelajaran mesin, termasuk pengenalan wajah, pengenalan suara, terjemahan mesin, dan analisis gambar. Metode-metode seperti jaringan saraf konvolusional (convolutional neural networks/CNN) dan jaringan saraf rekurrent (recurrent neural networks/RNN) telah terbukti sangat efektif dalam mewakili dan memodelkan data yang rumit (Lecun, Bengio and Hinton, 2015).

2.1.4 *Convolutional Neural Network* (CNN)

CNN merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan merupakan salah satu algoritma dari *Deep Learning*. Metode CNN memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra, hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada *visual cortex* manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra(Peryanto, Yudhana and Umar, 2020). Konsep dasar di balik CNN adalah penggunaan operasi konvolusi untuk
es input. Operasi konvolusi melibatkan menerapkan kernel (filter) ke
ara bertahap untuk menghasilkan peta fitur. Setiap kernel melakukan
i dengan input untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih tinggi
a. Misalnya, dalam kasus pengenalan gambar, kernel pertama mungkin

Optimized using
trial version
www.balesio.com

mengidentifikasi tepi gambar, kernel kedua mungkin mengenali pola-pola sederhana seperti garis atau sudut, dan seterusnya (Lecun, Bengio and Hinton, 2015). CNN biasanya terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan penghubung *(fully connected*). Lapisan konvolusi bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur-fitur visual dengan menerapkan operasi konvolusi. Lapisan *pooling* digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari peta fitur yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi. Lapisan penghubung *(fully connected)* berfungsi sebagai klasifikasi akhir dengan menghubungkan hasil dari lapisan sebelumnya ke unit-unit output seperti tampak pada gambar 2 (Krizhevsky, Sutskever and Hinton, 2017).



Gambar 2. Arsitektur *Convolutional Neural Network*

1. *Convolutional Layer*

Lapisan ini merupakan lapisan pertama yang digunakan untuk mengambil berbagai fitur dari citra masukan. Dalam lapisan ini, dilakukan operasi konvolusi matematis antara gambar input dan filter dengan ukuran tertentu, misalnya MxM. Dengan memindahkan filter di seluruh gambar input, dilakukan perkalian titik antara filter dan bagian gambar input yang sesuai dengan ukuran filter (MxM).

Hasilnya disebut sebagai peta fitur, yang memberikan informasi tentang gambar ıdut dan tepi. Selanjutnya, peta fitur ini diteruskan ke lapisan lain untuk jari fitur-fitur lain dari gambar masukan. Lapisan konvolusi dalam *CNN* ıkan keluarannya ke lapisan berikutnya setelah menerapkan operasi

Optimized using
trial version
www.balesio.com

konvolusi pada input. Lapisan konvolusional dalam *CNN* sangat penting karena menjaga hubungan spasial antara piksel tetap utuh.

2. *Pooling Layer*

Umumnya, setelah *Convolutional Layer*, diikuti oleh *Pooling Layer*. Fokus utama dari lapisan ini adalah untuk mengurangi ukuran peta fitur yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi, sehingga mengurangi beban komputasi. Lapisan ini mencapai tujuannya dengan mengurangi koneksi antara lapisan dan beroperasi secara independen pada setiap peta fitur. Terdapat beberapa jenis operasi *Pooling* tergantung pada metode yang digunakan. Pada dasarnya, operasi ini merangkum fitur yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi..

Dalam *Max Pooling*, elemen terbesar dipilih dari peta fitur. Pada *Average Pooling*, rata-rata elemen dihitung dalam bagian gambar/teks dengan ukuran sebelumnya yang telah ditentukan. Jumlah total elemen dihitung dalam Sum *Pooling*. *Layer Pooling* umumnya berfungsi sebagai penghubung antara *Convolutional Layer* dan *FC Layer*.

Model *CNN* ini menggeneralisasi fitur yang diekstrak oleh lapisan konvolusi, dan membantu jaringan dalam mengenali fitur secara otonom. Dengan bantuan ini, komputasi dalam jaringan juga dapat dikurangi.

3. *Fully Connected Layer*

Lapisan *Fully Connected (FC)* terdiri dari bobot, bias, dan neuron yang digunakan untuk menghubungkan neuron antara dua lapisan yang berbeda. Lapisan ini umumnya ditempatkan sebelum lapisan output dan menjadi bagian dari beberapa lapisan terakhir dalam Arsitektur *CNN*.

Dalam konteks ini, gambar/teks input dari lapisan sebelumnya diubah menjadi bentuk vektor dan disampaikan ke lapisan *FC*. Vektor yang dihasilkan ı melewati beberapa lapisan *FC* lagi, di mana operasi fungsi matematika dilakukan.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Pada tahap ini, proses klasifikasi dimulai. Alasan untuk menghubungkan dua lapisan adalah karena dua lapisan yang terhubung secara penuh cenderung bekerja lebih baik daripada satu lapisan yang terhubung. Lapisan-lapisan ini dalam *CNN* membantu mengurangi kebutuhan pengawasan manusia.

2.1.5 MobileNetV2 SSD

MobileNet adalah sebuah arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network*/CNN) yang dirancang khusus untuk aplikasi pada perangkat mobile atau perangkat dengan sumber daya terbatas. MobileNetV2 adalah sebuah arsitektur jaringan saraf konvolusi yang dikembangkan untuk tugas pengenalan gambar pada perangkat seluler. Arsitektur ini merupakan pengembangan dari model MobileNet yang sebelumnya (Howard *et al.*, 2017).

SSD *(Single Shot MultiBox Detector)* adalah algoritma deteksi objek yang dirancang untuk mendeteksi objek dalam berbagai ukuran dan skala dengan cepat. Algoritme ini memanfaatkan fitur dari lapisan konvolusi berbeda untuk mendeteksi objek pada berbagai tingkat resolusi(Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan Szegedy, Christian Reed, Scott, Fu, Cheng-Yang, Berg, 2016).

MobileNetV2-SSD adalah sebuah model deteksi objek yang menggabungkan arsitektur MobileNetV2 dan *Single Shot MultiBox Detector* (SSD) untuk tujuan deteksi objek secara *real-time* di perangkat *mobile* atau *embedded* (Sandler *et al.*, 2018). Kombinasi antara MobileNetV2 dan SSD pada MobileNetV2-SSD menghasilkan model deteksi objek yang cepat, efisien, dan ringan. Model ini sangat cocok untuk implementasi di perangkat *mobile* dan *embedded* yang memiliki keterbatasan sumber daya.

1. MobileNetV2

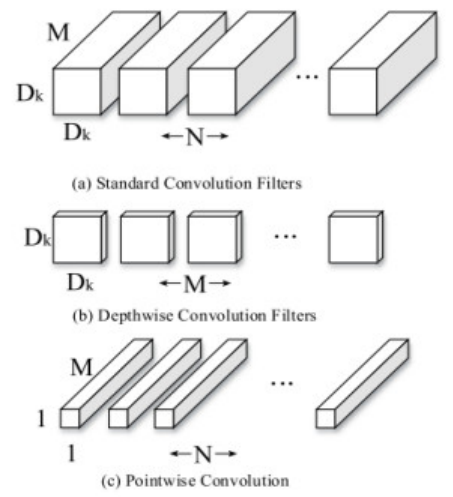
Mobilenet telah berevolusi dari V1 ke V2 sejak pertama kali diusulkan. ıya, MobilenetV2 adalah versi yang lebih baik dari MobilenetV1, ahankan konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam di V1. ernel konvolusi standar adalah MD_k D_kN ketika panjang dan lebar peta

Optimized using
trial version
www.balesio.com

fitur input adalah $D_f D_f$, saluran peta fitur adalah M, konvolusi, ukuran kernel adalah D_k D_k, dan saluran keluaran adalah N. maka rasio jumlah konvolusi yang dapat dipisahkan menurut kedalaman dengan perhitungan konvolusi standar pada persamaan (1) sebagai berikut.

$$\frac{D_k D_k D_f D_f M + D_f D_f MN}{D_k D_k D_f D_f MN} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_k^2} \quad (1)$$

Dapat dilihat dari rumus di atas bahwa konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam mengurangi jumlah perhitungan. Struktur konvolusi yang dapat dipisahkan menurut kedalaman adalah ditunjukkan pada Gambar 3.

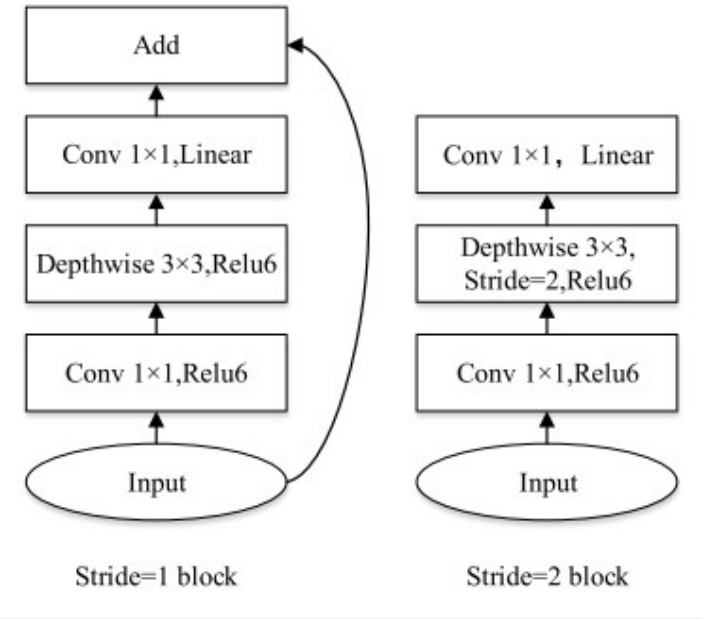


Gambar 3. Pemisahan konvolusi berdasarkan kedalaman

Dengan meningkatnya kedalaman jaringan dalam pembelajaran mendalam dengan algoritma deep learning, muncul masalah seperti dispersi gradien, ledakan gradien, dan degradasi. Dalam MobilenetV2, blok residual terbalik memanfaatkan lapisan BN (Batch Normalization) untuk mengatasi masalah dispersi gradien dan ledakan gradien. Ketika Relu digunakan sebagai fungsi aktivasi, outputnya dapat i dari 0 hingga tak terbatas, yang tidak ideal untuk menggambarkan ilai yang sangat besar dengan tingkat presisi yang rendah. Oleh karena lenetV2 memutuskan untuk menggunakan fungsi aktivasi Relu6. Untuk keragaman fitur gambar sebanyak mungkin dan meningkatkan

Optimized using
trial version
www.balesio.com

kemampuan jaringan dalam mengekspresikan informasi, MobilenetV2 melakukan perubahan pada lapisan terakhir di blok residu terbalik dengan mengganti fungsi aktivasi Relu6 menjadi fungsi aktivasi linier. Hal ini efektif dalam mempertahankan informasi dari input yang memiliki dimensi rendah. Struktur blok residu terbalik ini dapat dilihat dalam Gambar 4.



Gambar 4. Block residu terbalik

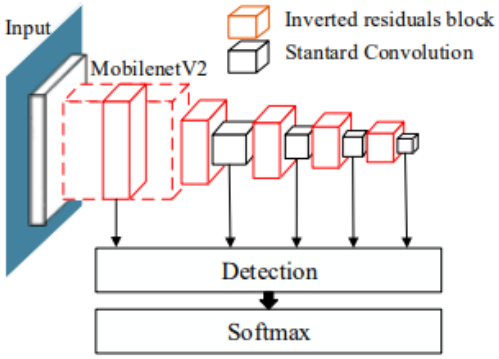
Pilihan strategi dalam menentukan ekstraksi fitur bergantung pada langkah-langkah yang diambil. Dalam MobileNetV2, blok dengan pergeseran (stride) 1 digunakan pada awal input, sementara blok dengan pergeseran (stride) 2 digunakan di lapisan tengah.

2. Algoritma MobilenetV2 SSD

Ide pokok dari algoritma SSD adalah mengevaluasi kategori objek yang diprediksi sambil menggunakan kernel konvolusi kecil untuk mengolah peta fitur ıprediksi sejumlah offset kotak pembatas. Kinerja algoritma SSD dengan aatkan keunggulan MobilenetV2. Pendekatan yang kami gunakan adalah memanfaatkan blok residual terbalik untuk mengekstraksi peta fitur

Optimized using
trial version
www.balesio.com

berbagai ukuran, kemudian melanjutkan dengan mengekstraksi peta fitur berukuran berbeda melalui konvolusi standar. Hasilnya dievaluasi dan diklasifikasikan oleh pengklasifikasi, akhirnya memungkinkan pendeteksian dan identifikasi target kapal. Struktur algoritma ini dapat dilihat pada Gambar 5, di mana blok residual terbalik dari MobilenetV2 direpresentasikan oleh kubus merah, sementara konvolusi standar direpresentasikan oleh yang berwarna putih(Zou *et al.*, 2020).



Gambar 5. MobileNetV2-SSD

2.1.6 *Feature Pyramid Network-Lite* (FPN-Lite)

FPN *(Feature Pyramid Network)* sendiri adalah sebuah arsitektur jaringan saraf yang dirancang untuk meningkatkan kemampuan pemahaman objek pada berbagai skala dalam gambar. FPN-Lite adalah sebuah metode atau pendekatan dalam pengenalan objek yang berdasarkan pada penggunaan *Focal Loss for Dense Object Detection. Focal Loss for Dense Object Detection* adalah sebuah fungsi kerugian yang dikembangkan untuk memperbaiki kinerja pengenalan objek dalam kasus ketidak seimbangan kelas (*class imbalance*) yang umum terjadi dalam tugas deteksi objek.

FPN-Lite adalah versi yang lebih ringan atau lebih sederhana dari FPN. Hal ini dilakukan dengan mengurangi kompleksitas arsitektur FPN asli untuk ıgi beban komputasi yang diperlukan. FPN-Lite menggunakan ın FPN untuk menghasilkan representasi objek pada berbagai skala mbar. Selain itu, metode ini juga menggabungkan *Focal Loss* sebagai

Optimized using
trial version
www.balesio.com

fungsi kerugian untuk meningkatkan kemampuan deteksi objek dalam menghadapi ketidak seimbangan kelas dan fokus pada objek-objek yang sulit (Lin *et al*., 2020).

2.1.7 TensorFlow-Lite (TFLite)

TensorFlow-Lite (TFLite) adalah versi ringan dari tensorflow. TensorFlow-Lite (TFLite) adalah sebuah library machine learning dari Google yang dibuat khusus untuk lebih optimal untuk model machine learning pada perangkat bergerak, seperti ponsel cerdas (*smartphones*), perangkat IoT (*Internet of Things*), dan sumber daya terbatas lainnya. TensorFlow-Lite dirancang khusus untuk mengoptimalkan penggunaan sumber daya komputasi yang terbatas, seperti daya komputasi dan memori, sehingga memungkinkan eksekusi model pembelajaran mesin secara efisien di perangkat dengan keterbatasan tersebut. TensorFlow-Lite memiliki beberapa komponen utama yaitu:

- TensorFlow-Lite Converter : Ini adalah alat yang digunakan untuk mengubah model TensorFlow yang telah dilatih ke dalam format yang dapat dieksekusi oleh TensorFlow-Lite. Converter ini juga mendukung pengoptimasian model untuk ukuran dan kinerja yang lebih baik di perangkat bergerak.
- TensorFlow-Lite Interpreter : Ini adalah komponen inti yang digunakan untuk menjalankan model TensorFlow-Lite di perangkat target. Interpreter ini dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi yang menjalankan model ML.
- TensorFlow-Lite Model : Ini adalah format file yang dihasilkan oleh TensorFlow-Lite Converter. Model ini memiliki ekstensi file **.tflite** dan biasanya memiliki ukuran yang jauh lebih kecil dibandingkan dengan model TensorFlow asli.

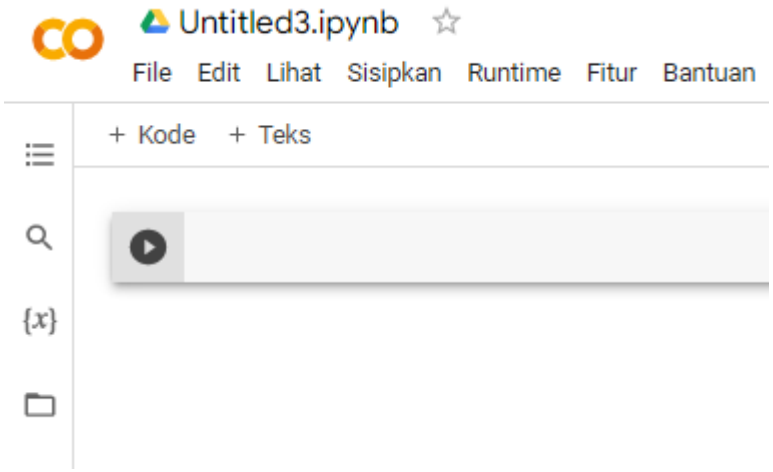
TensorFlow-Lite Lite memungkinkan pengembang untuk menjalankan pembelajaran mesin di lingkungan perangkat yang membutuhkan , efisiensi, dan ukuran yang lebih kecil daripada yang bisa ditawarkan sorFlow standar. Ini sangat bermanfaat untuk aplikasi mobile, edge

Optimized using
trial version
www.balesio.com

computing, dan IoT, di mana sumber daya terbatas seringkali menjadi kendala utama (Codingstudio.id, 2023).

2.1.8 *Google Collaboratory*

Google Colaboratory atau *Google Colab* adalah sebuah produk dari *Google* yang memungkinkan pengguna untuk menulis, mengedit, serta membagikan program yang sudah disimpan pada drive maupun yang baru dibuat. *Google Colab* adalah *executable document* yang dapat digunakan untuk menyimpan, menulis, serta membagikan program yang telah ditulis melalui *Google Drive*. *Google Colab* adalah layanan yang mereplikasi *Jupiter Notebook* tetapi berbasis *cloud Google*. *Google Colab* merupakan compiler dan editor bahasa pemrograman Python secara o*nline*. Selama menggunakan *tools* ini, pengguna tidak perlu menginstal software tambahan lagi. Untuk bisa menggunakan *Google Colab*, pengguna hanya perlu akun *Google* untuk l*ogin* dan menyimpan file Python ke *Google Drive* miliknya(FAQ, 2020).



Gambar 6. Tampilan *Google Collab*

2.1.9 Android Studio

Android Studio adalah *Integrated Development Environment* (IDE) resmi ıgembangan aplikasi Android. IDE ini dibangun di atas perangkat lunak IntelliJ IDEA dan didesain khusus untuk pengembangan Android. Studio tersedia untuk diunduh pada sistem operasi Windows, macOS,

Optimized using
trial version
www.balesio.com

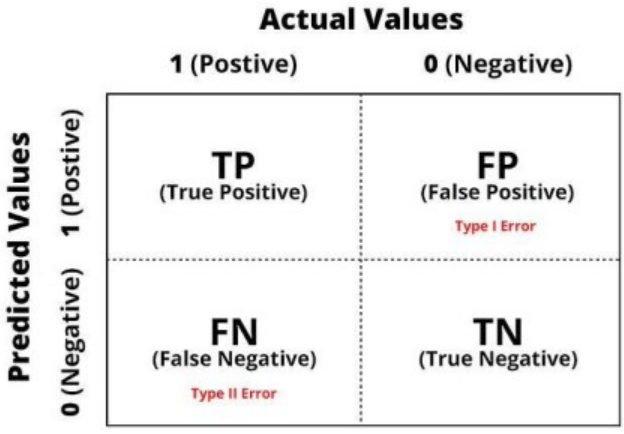
dan Linux. Android Studio adalah pengganti *Eclipse Android Development Tools* (E-ADT) sebagai IDE utama untuk pengembangan aplikasi Android. Android Studio memiliki berbagai fitur yang memudahkan para pengembang, seperti editor teks, emulator Android, integrasi cloud test lab, dan debugger GPU preview (Fadillah, 2017). Android Studio juga memiliki alat pemeriksaan lint dan validasi anotasi untuk memudahkan pengembang mengidentifikasi serta memperbaiki masalah kualitas struktur kode. Setiap project di Android Studio berisi satu atau beberapa modul dengan file kode sumber dan file *resource* . Android Studio dapat diunduh melalui tautan yang tersedia (Developers, 2023)

2.1.10 Evaluasi Sistem

Penelitian ini mengevaluasi sistem menggunakan *Confusion Matrix* dan benchmark.

A. Confusion Matrix

Confusion Matrix juga sering disebut *error matrix*. Pada dasarnya *Confusion Matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. *Confusion Matrix* berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai sebenarnya diketahui (Nugroho, 2019).



Gambar 7. *Confusion Matrix*

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Terdapat 4 istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi pada *Confusion Matrix*. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN).

- *True Positive* (TP) : Merupakan data positif yang diprediksi benar oleh sistem.
- *True Negative* (TN) : Merupakan data negatif yang diprediksi benar oleh sistem.
- *False Postive* (FP) : Merupakan data negatif namun diprediksi sebagai data positif oleh sistem.
- *False Negative* (FN) : Merupakan data positif namun diprediksi sebagai data negatif oleh sistem.

Untuk mendapatkan hasil yang baik, perlu dilakukan evaluasi sistem. Evaluasi sistem dilakukan dengan mempertimbangkan akurasi pada persamaan (2), *precision* pada persamaan (3), *recall* pada persamaan (4), dan *F1-score* pada persamaan (5):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$F1\text{-}score = 2x\frac{precision\ x\ recall}{precision+recall} \quad (5)$$

Akurasi adalah rasio prediksi benar (positif dan negatif) terhadap jumlah total sampel. Ini mengukur sejauh mana model berhasil memprediksi kelas dengan benar secara keseluruhan.

Precision adalah perbandingan antara jumlah True Positive (TP) dengan total unit yang diprediksi positif (jumlah kolom dari prediksi positif). Dengan kata lain, Precision mengukur seberapa tepat model dalam mengidentifikasi positif. itive adalah elemen yang model telah benar-benar memprediksi sebagai ın memang benar-benar positif, sementara False Positive (FP) adalah ang model memprediksi sebagai positif tetapi sebenarnya negatif.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

Recall adalah perbandingan antara jumlah True Positive dengan total unit yang sebenarnya positif (jumlah baris yang sebenarnya bernilai positif). Dengan kata lain, Recall mengukur kemampuan model untuk mengidentifikasi semua data positif yang ada. Secara khusus, False Negative (FN) adalah elemen yang model memprediksi sebagai negatif, tetapi sebenarnya positif.

F1-Score adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi berdasarkan matriks kebingungan. Rumus F1-Score menggabungkan Precision dan Recall menjadi sebuah skor tunggal. F1-Score mencapai nilai terbaiknya pada 1 dan nilai terburuknya pada 0. Nilai F1-Score membantu dalam menemukan keseimbangan terbaik antara Precision dan Recall, yang berguna dalam situasi di mana Anda perlu mempertimbangkan kedua aspek ini.

B. Benchmark

Benchmark adalah suatu metode atau proses yang digunakan untuk mengukur dan membandingkan kinerja berbagai sistem/algoritma atau komponen komputer, perangkat lunak, atau perangkat keras. Salah satu aspek yang sering diukur dalam benchmark adalah waktu inferensi, yang mengacu pada waktu yang dibutuhkan oleh suatu sistem untuk melakukan operasi pemrosesan data atau perhitungan. *Benchmark* dapat melakukan(Chen and Ran, 2019):

1. Pengukuran Kinerja: Benchmark digunakan untuk mengukur kinerja suatu sistem atau komponen tertentu. Ketika ingin mengukur kinerja sistem yang melakukan tugas inferensi, mengukur waktu inferensi (*inference time*) sebagai salah satu parameter kinerja utama.
2. Perbandingan Kinerja: Dalam benchmarking, dapat membandingkan kinerja berbagai sistem atau komponen berbeda. Dalam konteks inferensi, Anda dapat membandingkan berbagai model atau perangkat keras yang digunakan untuk tugas inferensi, dan salah satu faktor penting dalam perbandingan tersebut adalah waktu inferensi.
3. ıasi Kinerja: Hasil dari pengukuran waktu inferensi dalam benchmark digunakan untuk mengidentifikasi potensi perbaikan kinerja.

Optimized using
trial version
www.balesio.com

4. Pemilihan Sumber Daya: Benchmark dapat membantu memilih sumber daya yang tepat untuk tugas inferensi. Misalnya, jika memiliki beberapa opsi perangkat keras untuk tugas inferensi AI, dapat menggunakan benchmark untuk memilih yang paling efisien dalam hal waktu inferensi untuk aplikasi tertentu.

Dengan demikian, benchmark dan waktu inferensi adalah dua konsep yang erat terkait dalam pengukuran dan perbaikan kinerja sistem yang melakukan tugas inferensi, terutama dalam konteks kecerdasan buatan, pengolahan citra, pemrosesan bahasa alami, dan aplikasi lain yang melibatkan inferensi model machine learning.

2.2 Metode Penyelesaian Masalah

2.2.1 *State Of The Art* Penelitian

Dibawah ini adalah *state of the art* yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan :

Tabel 1. *State Of The Art* Penelitian

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
1.	**Topik yang di usulkan :** Deteksi Penyakit Tanaman Bayam Dengan *Image Processing*	**Objek:** Daun Bayam **Permasalahan:** Bagaimana mendeteksi penyakit tanaman bayam dalam satu area secara *real-time*	Metode *deep learning (Convolutional Neural Network* model MobileNetV2 SSD FPN-Lite)	Dapat mendeteksi penyakit dalam satu area pada tanaman bayam khususnya penyakit karat putih, virus keriting dan kekurangan mangan dengan akurasi yang baik secara *realtime*.	=

Optimized using trial version www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
2.	**Judul:** Aplikasi Pendeteksi Penyakit Pada Tanaman Bayam Berbasis Android (Studi Kasus Penyakit Karat) **Penulis:** Kresnamal Yuda, Susmini Indriani L **Tahun:** 2018 **Penerbit:** Jurnal Teknik Komputer UNIKOM	**Objek:** Daun Bayam **Permasalahan:** Mendeteksi penyakit karat pada daun bayam	SVM	Aplikasi yang dibangun dapat mendeteksi apakah daun bayam terkena penyakit karat atau tidak dengan menggunakan 5 gambar sebagai data uji dengan cukup baik	>
3.	**Judul:** Sistem Pakar Mendiagnosa Hama Dan Penyakit Pada naman Bayam ngan Metode ïve Bayes	**Objek:** Hama dan Penyakit pada daun bayam **Permasalahan:** Kurangnya	Naïve Bayes	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem pakar yang dikembangkan dapat membantu mendiagnosa hama	=

Optimized using trial version www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
	Penulis: Khalina Safitri Tamba, Nelly Astuti Hasibuan, Natalia Silalahi **Tahun:** 2018 **Penerbit:** Jurnal Pelita Informatika	pengetahuan serta keterbatasan biaya dan waktu para petani untuk mengetahui jenis hama dan penyakit yang menyerang tanaman bayam yang ditanam		dan penyakit pada tanaman bayam dengan cukup akurat	
4.	**Judul :** Deteksi Penyakit Tanaman Daun Bayam Menggunakan Metode GLCM dan Artificial Neural Network (ANN) **Penulis :** Fitriaty Ishanan, Yasin Aril Mustofa **hun :** 19	**Objek :** Daun Bayam **Permasalahan :** Bagaimana cara mendeteksi penyakit pada tanaman bayam	GLCM dan ANN	Hasil penelitian dalam pengujian yang dilakukan, metode tersebut mampu mengklasifikasikan gambar daun bayam dengan akurasi sebesar 90%.	=

Optimized using trial version www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
	Penerbit : Jurnal Nasional cosPhi				
5.	**Judul :** Disease Identification In Spinach Leaves **Penulis :** Rophita Frankes S and Dr. C. Seldev Christopher **Tahun :** 2019 Penerbit : IEEE Xplore	**Objek :** Bayam **Permasalahan :** Bagaimana mendeteksi penyakit jamur anthracnose, penambang daun, bintik daun cladosporium, dan jamur lumut	Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Histogram Oriented Gradients (HOG).	Hasil yang didapatkan dalam mendeteksi daun yang sehat dan yang terkena penyakit dengan metode yang diusulkan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98,7%.	=
6.	**Judul :** Smart mobile application to recognize tomato leaf diseases using Convolutional Neural Networks **nulis:** eddine ıassouny,	**Objek:** Daun Tomat **Permasalahan:** Mengimplementasikan CNN ke perangkat seluler untuk mendeteksi penyakit pada daun tomat	CNN model MobileNet	Hasil uji coba menunjukkan bahwa aplikasi ini memiliki akurasi yang sangat baik dalam mengenali jenis penyakit daun tomat, dengan akurasi rata-rata sekitar 95%.	=

Optimized using
trial version
www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
	Florentin Smarandache **Tahun:** 2019 **Penerbit:** IEEE				
7.	**Judul:** Deep Learning based Classification of Papaya Disease Recognition **Penulis:** Sagar Hossen, Imdadul Haque, dkk **Tahun:** 2020 **Penerbit:** ICISS, IEEE	**Objek:** Buah pepaya **Permasalahan:** Kurangnya pengetahuan petani dalam teknik deteksi untuk mengurangi penyakit pada buah pepaya.	CNN dengan Keras API	Dataset yang digunakan terdiri dari 600 gambar yang dibagi menjadi tiga jenis penyakit yaitu leaf curl, powdery mildew, dan mosaic. Hasil akurasi yang didapat pada pengujian menggunakan dataset baru adalah sebesar 93%.	>
	dul : teksi Penyakit naman Cabai	**Objek :** Cabai	CNN model AlexNet	berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa	>

Optimized using
trial version
www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
	Menggunakan Metode Convolutional Neural Network **Penulis :** Athallah Tsany Rakha Dzaky **Tahun :** 2021 **Penerbit :** e-Proceeding of Engineering	**Permasalahan :** Perlunya dibuat suatu sitem deteksi penyakit pada tanaman cabai untuk menghindari terjadnya gagal panen.		metode CNN mampu menghasilkan hasil deteksi yang akurat Dalam mendeteksi penyakit pada tanaman cabai, model ini akan bisa mengklasifikasikan 4 jenis kondisi daun dengan 3 penyakit dan 1 kondisi normal. Dengan hasil akurasi mencapai 90%.	
9	**Judul :** Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Penyakit Tanaman Pepaya California Berbasis Android Menggunakan Metode CNN Model Arsitektur ueezenet **nulis :**	**Objek :** Pepaya California **Permasalahan :** Diperlukannya diagnosa penyakit pada tanaman lebih dini untuk mengurangi penurunan hasil produksi.	CNN model SqueezeNet	Metode CNN pada arsitektur SqueezeNet yang digunakan mampu mengenali 3 jenis penyakit pada tanaman pepaya dengan akurasi mencapai 97% melalui daun dan 70% melalui buah.	=

Optimized using
trial version
www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
	Ferry Angga Irawan, Made Sudarma , Duman Care Khrisne **Tahun :** 2021 **Penerbit :** Jurnal SPEKTRUM				
10	**Judul :** Deteksi Objek Daun Semanggi Secara Real Time Menggunakan CNN-Single Shot Multibox Detector (SSD) **Penulis :** Ida Astuti, dan Winda Widya Ariestya **Tahun :** 22 **nerbit :**	**Objek :** Daun Semanggi **Permasalahan :** Cara mendeteksi daun semanggi secara realtime	CNN-SSD	Metode CNN dengan arsitektur SSD MobileNet untuk mendeteksi objek daun semanggi secara real-time dan memberikan hasil prediksi dan akurasi yang baik sebesar 86,6%(Astuti, Ariestya and Solehudin, 2022).	=

Optimized using
trial version
www.balesio.com

No	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Terbit Dan Penerbit	Objek Dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <,=,>
	Jurnal Ilmiah FIFO				

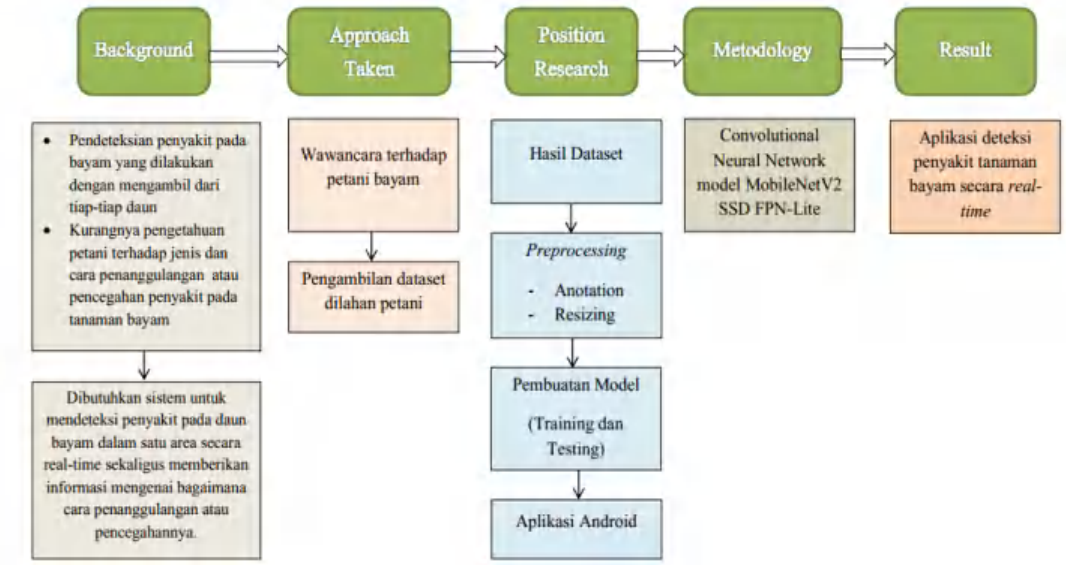
Keterangan :

< kinerja topik yang diusulkan lebih buruk

= kinerja topik yang diusulkan sama, dan dapat digunakan metode penyelesaian masalahnya

> kinerja topik yang diusulkan akan lebih baik karena metodenya juga lebih baik

2.3 Kerangka Pikir Penelitian



Gambar 8. Kerangka Pikir Penelitian

Tahapan kerangka pikir penelitian akan diuraikan sebagai berikut ;

Pertama, pada latar belakang penelitian (*background*). Difokuskan pada konteks permasalahan yang dihadapi oleh komunitas petani bayam yakni nya pengetahuan petani terhadap jenis penyakit dan juga cara ılangan atau pencegahan terhadap jenis penyakit tersebut. Hal ini ɔkan benyaknya bayam yang rusak sehingga berdampak pada hasil

Optimized using trial version www.balesio.com

panen yang dihasilkan oleh petani, oleh karena itu diperlukan sebuah sistem yang dapat mendeteksi penyakit pada tanaman bayam sekaligus memberikan informasi mengenai bagaimana cara menanggulangi dan mencegah penyakit tersebut. Dalam pengambilan *video* daun bayam menggunakan kamera *smartphone*. Oleh karena itu, studi ini bertujuan untuk membuat suatu apikasi yang mampu mendeteksi penyakit dan memberikan cara penanggulangannya secara *real-time* menggunakan *smartphone android*.

Kedua, sebagai respons terhadap konteks permasalahan yang telah diuraikan, beberapa pendekatan *eksisting* telah diimplementasikan. Pendekatan-pendekatan tersebut meliputi tahapan-tahapan sebagai berikut; pertama, melakukan wawancara dengan 18 petani bayam baik secara langsung maupun melalui kuisoner, kedua, melaksanakan proses pengambilan *dataset* melalui penerapan *smartphone* android dilahan petani.

Ketiga, hasil yang dihasilkan dari proses akuisisi dataset mengalami penyempurnaan dalam tahap *pra-pemrosesan*. Tahap ini meliputi pelabelan data (anotasi) yang bertujuan untuk memberikan pembelajaran mesin, terutama dalam tugas-tugas seperti pengenalan objek, klasifikasi gambar, deteksi objek. Dengan memberikan label pada objek, fitur, atau area tertentu dalam gambar, model pembelajaran mesin dapat dilatih untuk mengenali dan memahami gambar pada saat dilakukan pelatihan model kemudian dilakukan *resizing* atau merubah ukuran gambar agar seluruh inputan memiliki ukuran gambar yang sama. Selanjutnya, hasil yang telah didapat kemudian di integrasikan kedalam aplikasi android yang telah dirancang.

Keempat, Penelitian ini menggunakan metodologi *Convolutional Neural Network* model MobileNetV2 SSD FPN-Lite untuk mendeteksi penyakit pada gambar. Algoritma ini menggabungkan *Convolutional Neural Network* (CNN) model MobileNetV2 dan *Single Shot Detector* (SSD) serta FPN-Lite untuk deteksi objek yang cepat dan akurat serta ringan untuk di implementasikan kedalam

ne android.

ıa, hasil. Aplikasi yang dapat mendeteksi penyakit sekaligus

ĸan informasi mengenai cara penanggulangan pada tanaman bayam.

Optimized using
trial version
www.balesio.com