

**KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KENTANG BERDASARKAN
CITRA DAUN DAN BATANG MENGGUNAKAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN GRAY LEVEL CO-
OCCURRENCE MATRIX**

SKRIPSI



Oleh :

ABDUL ROSID
2020503002

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS IBRAHIMI
SITUBONDO**

2024

HALAMAN JUDUL**KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KENTANG BERDASARKAN
CITRA DAUN DAN BATANG MENGGUNAKAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN GRAY LEVEL CO-
OCCURRENCE MATRIX****SKRIPSI**

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam Menyelesaikan Program
Sarjana (S-1) pada Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Sains dan
Teknologi Universitas Ibrahimi

Oleh :

ABDUL ROSID
2020503002

PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS IBRAHIMI

SITUBONDO

2024

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Abdul Rosid**
NPM/NIRM : 2020503002
Program Studi : S-1 Teknologi Informasi
Fakultas : Fakultas Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sebenarnya, bahwa tugas akhir/skripsi ini secara keseluruhan adalah hasil penelitian atau karya saya sendiri, kecuali pada bagian-bagian yang dirujuk sebagai sumber referensi dan disebut dalam daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa tugas akhir/skripsi ini hasil plagiasi, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Situbondo, 30 Juni 2024

Saya yang menyatakan,



Abdul Rosid
NPM : 2020503002

**LEMBAR PERNYATAAN KESEDIAAN
PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Abdul Rosid**
NIM/NPM : 2020503002
Program Studi : Teknologi Informasi
Fakultas : Sains dan Teknologi
Jenis Karya Ilmiah : Tugas Akhir / Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan Hak Bebas Royalti Non-eksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free*) kepada Perpustakaan Universitas Ibrahimi atas karya ilmiah saya berupa **TUGAS AKHIR / SKRIPSI** yang berjudul :

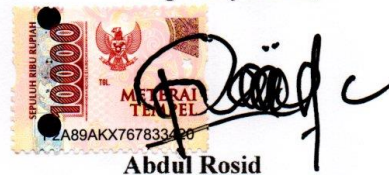
“Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra Daun dan Batang Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* Dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*”

Dengan Hak Bebas Royalti Non-eksklusif ini Pusat Perpustakaan Universitas Ibrahimi berhak menyimpan, alih media/format, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Situbondo, 12 Juni 2024

Yang Menyatakan,


Abdul Rosid

PERSETUJUAN PEMBIMBING

Nama : **Abdul Rosid**
NPM/NIRM : 2020503002
Judul : **Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra
Daun Dan Batang Menggunakan Metode Convolutional
Neural Network Dan Gray Level Co-Occurrence Matrix**

Telah disetujui oleh :

Pembimbing 1



Abd. Ghofur, M.Kom
NIDN : 0711088303

Pembimbing 2



Firman Santoso, M.Kom
NIDN : 0722129201

PENGESAHAN

SKRIPSI

KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KENTANG BERDASARKAN
CITRA DAUN DAN BATANG MENGGUNAKAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN GRAY LEVEL CO-
OCCURRENCE MATRIX

Telah dipertahankan di depan dewan penguji Sidang/Munaqasyah Skripsi pada hari Ahad Tanggal 30 Juni 2024 sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana (S.Kom) pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Ibrahimi.

Tim Penguji,

Ketua Sidang,

Dr. Ach. Khumaidi, M.P
NIDN: 0722049001

Sekretaris Sidang,

Uslan Hidayat, S.Kom

Penguji I,


Lukman Faqih Lidimillah, M.Kom
NIDN: 0715099001

Penguji II,

Farihin Lazim, M. Tr. T
NIDN: 0711099201

Mengetahui
Dekan,




Prof. M. Kom
NIDN: 0711088303

MOTO

**ORANG YANG MERAHAIH KESUKSESAN TIDAK SELALU ORANG YANG
PINTAR. ORANG SELALU MERAHAIH KESUKSESAN ADALAH ORANG
YANG GIGIH DAN PANTANG MENYERAH**



PERSEMBAHAN

Semoga skripsi ini dapat terselesaikan dengan sukses dan tepat waktu, setelah kita panjatkan segala shalawat kepada Allah SWT dan kepada amal serta doa orang-orang disekitar kita. Oleh karena itu, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada Anda dan saudara laki-laki saya dengan perasaan berikut:

1. Allah SWT. Karena terbatas pada mata dan telinga, skripsi ini mungkin selesai dan selesai dalam jangka waktu tertentu.
2. Ayah dan Ibu tercinta terima kasih atas dukungan dan pengorbanannya," doa serta "kasih sayangnya" tak akan pernah terlupakan.
3. Kepada seluruh anggota dan pendukung, saya ingin mengucapkan terima kasih dan penghargaan atas dukungan Anda yang tak tergoyahkan selama perjalanan ini.
4. Sahabat-sahabat yang selalu ada dalam keadaan suka maupun duka.
5. Ucapkan terima kasih kepada sang "kekasih" yang sebesar-besarnya atas dukungan yang tidak pernah berkurang dan dukungannya yang tulus dalam skripsi ini.
6. Semua orang yang tidak dapat saya ajak bicara tentang satu hal pun, Namanya, yang perlahan-lahan menjadi lebih dekat dengan saya sehingga saya dapat mengedit naskah dengan baik.

KATA PENGANTAR

Segala penyerahan tim peneliti kepada Allah SWT dibuat dengan judul kelas "Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra Daun Dan Batang Menggunakan Perbandingan Metode Convolutional Neural Network Dan Gray Level Co-Occurrence Matrix" sebagai salah satu contoh seberapa baik dan baik efisien program diploma/sarjana dapat diselesaikan.

Keberhasilan usaha ini tidak lepas dari kerja sama beberapa pihak. Peneliti mengucapkan terima kasih kepada :

1. KHR. Ach. Azaim Ibrahimi, M.H selaku Pengasuh Pondok Pesantren Salafiyah Syafi'iyah Sukorejo Situbondo.
2. KH. Ach Fadlail, S.H., M.H selaku Rektor Universitas Ibrahimi Situbondo.
3. Abd. Ghofur, M.Kom selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi dan sekaligus Pembimbing 1
4. Firman Santoso, M.Kom selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi dan sekaligus Pembimbing 2
5. H. Miskan selaku ketua petani jalak ijo
6. Seluruh Dosen Fakultas Sains dan Teknologi yang telah memberikan kami ilmu sehingga sampai pada masa Tugas Akhir (Skripsi) saat ini.

Semoga semua amal baik yang telah diberikan oleh Bapak/Ibu kepada peneliti mendapat balasan yang sebaik mungkin dari Allah SWT, Aamiin.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	ii
PERSETUJUAN PEMBIMBING	iii
PENGESAHAN	iii
MOTO	vi
PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR RUMUS	xv
DAFTAR SEGMENT PROGRAM	xvi
ABSTRAK	xvii
ABSTRAK	xviii
BAB I	1
PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Identifikasi Masalah	4
1.3 Rumusan Masalah	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Tujuan Penelitian	5
1.6 Manfaat Penelitian	5
1.7 Metode Penelitian	5

1.7.1 Jenis Penelitian	5
1.7.2 Teknik Pengumpulan Data.....	6
1.7.3 Metode Pengembangan Sistem	6
1.8 Sistematika Pembahasan	8
BAB II	10
TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1 Penelitian Terdahulu	10
2.2 Landasan Teori	13
a. Pengertian Komputer.....	13
b. Klasifikasi.....	13
c. Metode Convolutional Neural Network (CNN).....	14
d. Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM).....	14
e. Tanaman Kentang.....	14
f. Penyakit.....	15
g. Citra.....	15
2.3 Perangkat Lunak Yang Digunakan.....	16
a. Web Browser.....	16
b. Python	16
c. XAMPP	17
d. Visual Studio Code.....	18
BAB III.....	19
ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM.....	19
3.1 Pengumpulan Data	19
3.2 Preprocessing.....	19
3.3 Variabel Penelitian.....	20

3.4 Alur Diagram Penelitian	23
3.4 Ekstraksi fitur GLCM.....	25
3.5 Klasifikasi dengan algoritma CNN	27
3.6 Persiapan Dataset dan Ekstraksi GLCM	27
3.7 Klasifikasi Algoritma CNN	30
BAB IV	34
IMPLIMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	34
4.1 Verification and validation	34
A. Ekstraksi Fitur menggunakan GLCM	34
1. Model CNN.....	36
2 Experimentation.....	39
A. Hasil Skenario	39
B. Ekstraksi Fitur menggunakan GLCM	42
1. Model CNN.....	45
2 Experimentation.....	48
A. Hasil Skenario	48
BAB V.....	52
PENUTUP.....	52
5.1 Kesimpulan.....	52
5.2 Saran.....	52
DAFTAR PUSTAKA.....	53
LAMPIRAN – LAMPIRAN.....	56
A. Surat Keterangan Sudah Meneliti	56
B. Surat Tugas Penelitian	57
C. Surat Wawancara.....	58

D. Dataset daun Penyakit dan Tidak Penyakit	59
E. Dataset batang Penyakit dan Tidak Penyakit	60



DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 : Definisi Operasional Variabel	20
Tabel 3. 2 : Ekstaksi GLCM Daun.....	29
Tabel 3. 3 : Ekstaksi GLCM Batang.....	29
Tabel 3. 4 : Arsitektur Algoritma CNN	31
Tabel 4. 1 : Nilai – Nilai Ekstraksi GLCM.....	36
Tabel 4. 2 : Nilai – Nilai Ekstraksi GLCM.....	44



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 : Alur Diagram Penelitian	24
Gambar 3. 7 : Ilustrasi Struktur dari CNN	27
Gambar 3. 8 : Dataset Citra Daun dan Batang Kentang	28
Gambar 3. 9 : Preprocessing Citra Daun dan Batang Kentang.....	29
Gambar 3. 10 : Splitting data training dan testing.....	30
Gambar 3. 11 : Hasil Klasifikasi Daun Kentang dengan Algoritma CNN.....	32
Gambar 3. 12 : Hasil Klasifikasi Batang Kentang dengan Algoritma CNN..	32



DAFTAR RUMUS

Rumus 3.1 Contrast.....	27
Rumus 3.2 Homogeneity.....	27
Rumus 3.3 Energy.....	28
Rumus 3.4 Correlation.....	28
Rumus 3.5 Entropy.....	29



DAFTAR SEGMENT PROGRAM

Segmen Program 4. 1 : Ekstraksi Fitur dengan GLCM.....	34
Segmen Program 4. 2 : Model CNN	36
Segmen Program 4. 3 : Hasil Skenario.....	40
Segmen Program 4. 4 : Ekstraksi Fitur Dengan GLCM.....	43
Segmen Program 4. 5 : Model Klasifikasi Dengan CNN.....	45
Segmen Program 4. 6 : Hasil Skenario.....	48



ABSTRAK

Abdul Rosid. 2023. **Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra Daun Dan Batang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan Gray Level Co-Occurrence Matrix**. Skripsi, Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Ibrahimi. Pembimbing ; (I) Abd. Ghofur, M.Kom, (II) Firman Santoso, M.Kom.

Faktor yang menjadikan kurang maksimal tanaman kentang dikarenakan tanaman kentang yang berpenyakit. Penyakit tanaman kentang ini dapat diidentifikasi dari daun bercak dan batang yang kering, dengan cara mengidentifikasi dapat menggunakan sistem identifikasi berdasarkan citra penyakit. Dataset batang kentang diperoleh di perkebunan Ijen Bondowoso sebanyak 1.132 dan 816 dataset batang kentang berpenyakit dan tidak berpenyakit berdasarkan. Pada hasil grafik daun kentang didapat hasil terbaik pada epoch 25 dengan nilai akurasi data testing dan data training 82% dan 81% dengan model loss pada epoch 25 berada di nilai 0,42 untuk data training dan 0,41 untuk data testing pada klasifikasi daun berpenyakit tanaman kentang. Adapun hasil dari klasifikasi pada batang tanaman kentang ditemukan nilai terbaik pada epoch 25 dengan nilai akurasi 85% data testing dan 86% pada data training. Adapun nilai model loss pada training set 0,34 dan validation test bernilai 0,33 berada pada epoch 24.

Kata kunci : Kentang, CNN, GLCM

ABSTRAK

Abdul Rosid. 2023. **Classification of Potato Plant Diseases Based on Leaf and Stem Images Using Convolutional Neural Network and Gray Level Co-Occurrence Matrix Methods**. Thesis, Information Technology Study Program, Ibrahimi University. Mentor; (I) Abd. Ghofur, M.Kom, (II) Firman Santoso, M.Kom.

The factor that causes potato plants to be less than optimal is diseased potato plants. This potato plant disease can be identified from spotty leaves and dry stems, by identifying it using an identification system based on disease images. Potato stem datasets were obtained at the Ijen Bondowoso plantation as many as 1,132 and 816 diseased and non-diseased potato stem datasets. In the results of the potato leaf graph, the best results were obtained at epoch 25 with an accuracy value of testing data and training data of 82% and 81% with the loss model at epoch 25 being at a value of 0.42 for training data and 0.41 for testing data in the classification of diseased leaves. potato plant. The results of the classification of potato plant stems found the best value at epoch 25 with an accuracy value on 85% and for testing data and 86% for training data. Model loss value in the training set is 0.34 and the validation test value is 0.33 at epoch 24.

Keywords: Potato, CNN, GLCM

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kentang merupakan jenis umbi mengandung banyak karbohidrat. Selain itu, kentang (*Solanum tuberosum* L.) menjadi sumber pangan yang subur tumbuh di negara Indonesia pada dataran tinggi. Ini mengandung vitamin C dan serat yang dapat menguatkan badan [1].(Amatullah et al., 2021) Pada tahun 2012, produksi kentang nasional sebesar 1.069 juta ton menjadikannya komoditi keempat terpenting di dunia setelah padi, jagung, dan gandum. Pemerintah harus mengimpor kentang untuk memenuhi kebutuhan kentang Indonesia karena konsumsi kentang terus meningkat setiap tahunnya.(Perhimpunan et al., n.d.) Untuk mengingat bahwa kentang adalah salah satu bahan pertanian yang paling penting bagi industri pangan, diperlukan pengembangan kentang. Akan tetapi, tanaman kentang menghadapi banyak masalah, salah satunya adalah penyakit yang mengurangi hasil produksi.(Kentang, 2022)[2]

Studi ini bertujuan untuk mengategorikan penyakit yang terdapat pada tanaman kentang yang tidak dapat dideteksi oleh petani kentang. Penyakit kentang yang busuk mulai menunjukkan gejala di sentra pertanaman kentang, dan jamur patogen diduga menyebabkan penyakit busuk tanaman kentang terbawah melalui umbi-umbi benih bibit kentang[9] .(Intelligence, 2022) *Phytophthora infestans*, penyakit hawar daun. Hal ini menyebabkan terjadinya bercak yang memiliki warna coklat berukuran besar dengan bagian tengah gelap dan daun basah. Jika penyakit menyebar dengan cepat, bercak-bercak ini akan membuat daun menjadi membusuk sampai mengering. Akibatnya, proses tanaman yang berproses *fisiologis* menjadi

terganggu dan tanaman tidak dapat berfotosintesis, yang pada gilirannya menyebabkan tanaman mati.(Rozaqi et al., n.d.).[10]

Penyakit busuk pada tanaman kentang mulai menunjukkan gejala di sentra tanaman. Beberapa penyakit kentang tidak diketahui oleh petani, jadi sulit bagi petani awam untuk menemukan atau *mengidentifikasi* penyakit pada tanaman kentang. Kemudian, peneliti menggunakan metode *GLCM* untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang. Metode *GLCM* memiliki beberapa keunggulan, salah satunya adalah ekstraksi didalam mengetahui karakteristik dari batang tanaman dan tekstur daun dari sayur kentang yang terdampak penyakit, namun, metode *GLCM* tidak dapat mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang, jadi peneliti menggunakan metode *CNN* untuk mengklasifikasikan penyakit.

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh AM Lesmana dkk. Berdasarkan hasil penelitian, bahwa teknik *deep learning CNN* dapat digunakan dalam menemuka penyakit pada daun kentang melalui gambar. Dengan akurasi mencapai 93% dan 99% untuk data validasi, metode *deep learning CNN* dapat dengan akurat menemukan gambar penyakit pada daun kentang.(Lesmana et al., 2022) Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Ardi Nainggolan dkk. menghasilkan kesimpulan bahwa metode ini dapat digunakan dalam menemukan penyakit pada daun kentang dengan menggunakan gambar. Dengan akurasi mencapai 93% dan 99% untuk data validasi, metode *deep learning CNN* dapat dengan akurat menemukan gambar penyakit pada daun kentang.(Nainggolan et al., 2022) selain itu Metode *SVM* juga berhasil mengklasifikasi penyakit daun jagung dengan gambar yang menghasilkan nilai akurasi 99,5% untuk kombinasi tekstur dan juga fitur warna. Dibandingkan

dengan fitur tekstur, warna memberikan peran baik dalam mengidentifikasi data citra.(Suhendra & Juliwardi, 2022)

Penyakit busuk pada tanaman kentang mulai menunjukkan gejala di sentra tanaman. Beberapa penyakit kentang tidak diketahui oleh petani, jadi sulit bagi petani awam untuk menemukan atau *mengidentifikasi* penyakit pada tanaman kentang. Kemudian, peneliti menggunakan metode *GLCM* untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang. Metode *GLCM* memiliki beberapa keunggulan, salah satunya adalah ekstraksi didalam mengetahui karakteristik dari batang tanaman dan tekstur daun dari sayur kentang yang terdampak penyakit, namun, metode *GLCM* tidak dapat mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang, jadi peneliti menggunakan metode *CNN* untuk mengklasifikasikan penyakit.

Oleh karena itu Teknologi dapat membantu dalam mengklasifikasi penyakit tanaman kentang khususnya daun dan batangnya dengan ekstraksi menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* atau disingkat dengan *GLCM*. Citra hasil akan diklasifikasikan dengan metode Convolutional Neural Network atau disingkat dengan *CNN*.

Untuk penelitian ini hasil citra akan diklasifikasikan menggunakan *CNN*. Berdasarkan masalah pada saat ini dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang berdasarkan citra pada daun dan batang menggunakan metode *CNN*, teknologi ini diharapkan dapat melakukan klasifikasi penyakit pada Tanaman kentang Berdasarkan Citra Daun dan Batang menggunakan Metode *CNN* Dan *GLCM* untuk lebih akurat dan presisi dalam pengukurannya.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka ditemukan beberapa masalah dalam penelitian ini adalah dimana :

1. Sulitnya petani mengetahui penyakit daun dan batang tanaman kentang dengan indra penglihatan.
2. Belum adanya klasifikasi penyakit daun dan batang tanaman kentang diperoleh dari proses pengklasifikasian citra penyakit menggunakan metode CNN dan GLCM.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang dan identifikasi masalah tersebut, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana merancang dan membangun aplikasi dalam klasifikasi penyakit daun dan batang tanaman kentang.
2. Bagaimana tingkat akurasi penerapan metode CNN dan GLCM untuk mendeteksi penyakit tanaman kentang.

1.4 Batasan Masalah

Mengingat banyak aspek yang dijadikan pertimbangan dalam penyusunan laporan tugas akhir ini, maka perlu diberikan batasan masalah, yaitu:

1. Penelitian ini fokus dari klasifikasi penyakit dilihat dari gejala yang terdapat pada daun dan batang tanaman kentang.
2. Jenis citra yang diidentifikasi adalah citra busuk daun (*late blight*) dan bercak kering (*early blight*).

1.5 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan diatas maka tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Merancang dan membangun aplikasi dalam dalam mengklasifikasi penyakit daun dan batang pada tanaman kentang dengan memanfaatkan data gambar daun dan batang.
2. Menerapkan metode CNN dan GLCM untuk mengklasifikasikan penyakit daun dan batang pada tanaman kentang.

1.6 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu :

a. Peneliti

Penelitian ini memberikan pengalaman yang berharga bagi peneliti untuk menerapkan secara langsung ilmu yang diperoleh selama menempuh Pendidikan di perguruan tinggi.

b. Petani

Sistem ini diharapkan dapat membantu meningkatkan efektifitas proses pengolahan hasil pertanian dan melihat penyakit pada daun dan batang tanaman kentang dengan mudah.

1.7 Metode Penelitian

1.7.1 Jenis Penelitian

a. Data kualitatif

Metode ini meliputi metode observasi yaitu metode pengumpulan data dengan cara melakukan pengamatan secara langsung pada obyek yang akan diteliti.

1.7.2 Teknik Pengumpulan Data

Tahapan pada pengumpulan data ini adalah sebagai berikut :

a. Pengumpulan Data dan Analisis Sistem

Pengumpulan data dan analisis sistem dilakukan dengan menggunakan metode survei. Data yang dikumpulkan sebagian besar berasal dari hasil pengumpulan data dalam bentuk grafik, yang kemudian dianalisis untuk menentukan ringkasan data dan diterapkan pada perangkat lunak yang akan dikembangkan.

b. Studi Pustaka

Untuk memperkaya *literatur* metodologi penelitian terkait kerja lapangan, penulis mengembangkan metode pengumpulan data melalui studi kerja lapangan dengan memperoleh informasi dari buku-buku yang ada hubungannya dengan pekerjaannya serta pengumpulan data dan informasi dari jurnal dan internet sebagai sumber referensi.

1.7.3 Metode Pengembangan Sistem

Dalam penelitian ini penulis menggunakan metode waterfall. Waterfall adalah model klasik sederhana dengan aliran sistem yang linear. Tahapan-tahapan metode waterfall yang digunakan penulis antara lain :

a. Analisis

Analisis sistem dilakukan untuk memberikan jawaban atas pertanyaan siapa yang akan menggunakan sistem. Pada tahap ini, sistem dibuat melalui observasi dan analisis, dilanjutkan dengan identifikasi dan pengembangan konsep sistem baru.

b. Requirement Specification

Persyaratan non-fungsional dilakukan untuk memberikan spesifikasi kebutuhan non-fungsional, seperti persyaratan pengguna, persyaratan keras dan lunak dalam pengembangan sistem. Spesifikasi kebutuhan non-fungsional merupakan spesifikasi yang tepat dari tindakan yang akan dilakukan oleh sistem ketika diimplementasikan. Spesifikasi jenis ini diperlukan untuk menentukan keluaran yang akan dihasilkan sistem, lamanya proses yang digunakan untuk mengubah masukan menjadi keluaran, volume data yang akan diproses sistem, dan pengendalian sistem.

c. Design

Analisis langkah demi langkah dilakukan untuk menentukan bagaimana sistem perangkat lunak akan berfungsi; hal ini berkaitan dengan penentuan jenis program yang akan dibuat.

d. Implementation

Berfungsi sebagai sarana analisa data atau pemecahan masalah yang telah diselesaikan dalam bahasa komputer yang telah ditentukan.

e. Testing & Integration

Selanjutnya, perangkat lunak individual diintegrasikan ke dalam satu sistem dan pengujian dilakukan. Tujuan pengujian ini adalah untuk menguji saling ketergantungan antara masing-masing fungsi perangkat lunak perangkat lunak untuk memastikan bahwa persyaratan sistem tidak

terganggu. Ketika pengujian sistem selesai, pengguna atau pelanggan menerima peringatan.

f. Maintenance

Pada fase ini sistem telah digunakan, termasuk proses pemeliharaan dan penyelesaian masalah. Setelah selesai, perangkat lunak mungkin mengalami perubahan atau penyesuaian berdasarkan kebutuhan pengguna atau sistem.

1.8 Sistematika Pembahasan

Penyusunan sistematika penulisan dilakukan dengan maksud mempermudah dan memperjelas tujuan dari bab yang akan dibahas yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Pendahuluan memuat latar belakang, identifikasi masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian dan pengembangan sistem.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka memuat uraian teori-teori yang mendukung pembuatan laporan dan hasil penelitian terdahulu yang terkait dengan penelitian.

BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Analisis dan perancangan sistem memuat analisa terhadap perancangan sistem yang digunakan untuk menggambarkan objek yang sedang diteliti, alur proses, sistem yang berjalan, desain proses, desain database dan desain interface.

BAB IV IMPLEMENTASI SISTEM

Pada bab ini memuat tentang konstruksi sistem yang berisi kebutuhan sistem, instalasi sistem, segmen program dan membahas tentang pengujian yang berisi cara kerja sistem, hasil pengujian dan maintenance.

BAB V PENUTUP

Penutup memuat kesimpulan yang dioleh selama perancangan dan pembuatan sistema adalah hasil dan pembahasan, serta anekdot terkait pengembangan sistem di masa depan.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

“Identifikasi penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)”[3]

Kentang merupakan tanaman purba dengan kandungan karbohidrat. Selain itu, kentang merupakan salah satu dari sedikit tanaman pangan yang tumbuh dengan baik di daerah tropis Indonesia. Ia juga mengandung vitamin C yang bermanfaat bagi organ dalam tubuh. Petani sayuran, terutama petani kentang, adalah ujung tombak dalam menghasilkan yang baik bagi hasil pertanian sayuran. Petani harus menambah pengetahuannya agar dapat mengenali, mengidentifikasi, dan mengobati pohon kentang baik yang baru maupun yang sudah terserang penyakit. Penyakit yang paling umum terlihat pada daun kentang adalah busuk daun (penyakit busuk daun) dan bercak kering (penyakit busuk daun). Salah satu penyebab utama penyakit busuk daun berkembang adalah kondisinya yang buruk dan lembab.

Berdasarkan penelitian sebelumnya tentang pengembangan algoritma Convolutional Neural Network, terdapat bukti penyakit gigi gergaji yang menyerang hingga 2490 individu dan menghasilkan tingkat akurasi 89%. Studi lain dilakukan dengan sedikit modifikasi, yaitu menggunakan Convolutional Neural Networks menggunakan arsitektur MobiliNet untuk mengidentifikasi penyakit di tangki ikan, dengan akurasi hampir 90%.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode deep learning CNN dapat diterapkan untuk mengidentifikasi bakteri penyebab penyakit pada jaringan ginjal. Akurasi tertinggi pada data latih sebesar 93%, sedangkan akurasi tertinggi pada data validasi sebesar 99%, hal ini menunjukkan bahwa metode deep learning CNN mampu mengidentifikasi jenis penyakit pada lidah secara akurat.

“Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Berdasarkan Citra Penyakit Menggunakan Metode GLCM dan Naïve Bayes Classifier”[4]

Tomat merupakan salah satu jenis tanaman yang banyak dijumpai pada tanaman hortikultura. Tomat merupakan salah satu bahan pangan yang banyak dikonsumsi masyarakat Indonesia, kebutuhannya terus meningkat dari tahun ke tahun. Tanaman tomat terbentuk daun dan tekstur daun, buah dan batangnya melalui citra. Penyakit tanaman tomat dapat diidentifikasi dari berbagai cara yang mencakup tumbuhan tomat itu. Namun masih banyak jenis daun dan batang tomat lainnya yang sulit dideteksi manusia, terutama bagi masyarakat awam petani.

Metode eksposisi GLCM merupakan salah satu jenis matriks kookurensi, dimana unsur-unsurnya adalah jumlah partikel dengan ambang batas keambuan tertentu. Proses pelatihan dilakukan melalui berbagai materi pelatihan yang disimpan dalam database; Namun, hal ini tidak terbatas pada hal itu saja. Untuk mengidentifikasi suatu penyakit berdasarkan struktur gigi diperlukan metode kalsifikasi.

Berdasarkan hasil penelitian yang meliputi identifikasi jenis penyakit tomat dengan menggunakan citra dan metode pengklasifikasi GLCM serta Naïve Bayes, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode GLCM dapat melakukan ekstraksi dengan mencari nilai energy dan entropy citra penyakit tanaman tomat yang kemudian diklasifikasi kelas-kelas penyakitnya menggunakan Nive Bayes Classifier.
2. Proses identifikasi dengan data uji sebanyak 15 citra berhasil mendapatkan nilai akurasi sebesar 80%, dimana nilai akurasi ini dapat dikatakan baik.
3. Berdasarkan hasil pengujian, akurasi identifikasi tentu akan berubah dengan semakin banyak data yang diuji.

“Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Support Vector Machine (SVM)”[5]

Jagung merupakan salah satu sumber pangan utama di seluruh dunia, khususnya di Indonesia. Tanaman jagung dapat tumbuh dengan efektif di wilayah yang memiliki pola hujan rendah yang ditambahkan pada tahun-tahun sebelumnya. Secara umum perubahan visual akan terjadi pada tanaman jagung yang terserang penyakit. Penglihatan manusi dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyakit jaun jagung. Langkah pertama dalam mendeteksi penyakit kuning pada anjing secara akurat adalah dengan mengidentifikasi semua anjing dan mencatat perbedaan karakteristik predisposisinya berdasarkan penampilan luarnya.

Metode SVM diterapkan oleh beberapa peneliti dalam klasifikasi penyakit duun, antara lain Rumpf et al. untuk data bit gula dengan akurasi 86% dan Anjna

dkk. untuk data cabai dengan akurasi 100%. Klasifikasi dilakukan menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan memanfaatkan fitur teks dan gambar.

Metode SVM berhasil mengklasifikasikan jagung citra dengan akurasi optimal sebesar 99,5% menggunakan fitur warna dan tekstur. Ketika membandingkan fitur warna dengan fitur tesktur, fitur warna memiliki keunggulan yang signifikan dalam hal identifikasi data citra daun jagung. Penelitian jangka panjang yang sesuai melibatkan penggunaan metode klasifikasi lain, seperti KNN dan Decision Tree, serta fitur peringatan lain dari domain peringatan lain, seperti CIE Lab, HIS, CMYK, dan lainnya.

2.2 Landasan Teori

a. Pengertian Komputer

Kata "komputer" berasal dari kata Latin "computare", yang berarti "menghitung" atau "menghitung". Kata-kata komputer awalnya digunakan untuk menggambarkan bagaimana orang yang bekerja di kantor melakukan perhitungan matematis dengan atau tanpa menggunakan kalkulator. Namun, kata-kata komputer ini kemudian digunakan untuk merujuk pada mesin itu sendiri.[6]

b. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu proses evaluasi data untuk menambah anggota pada suatu kelompok yang telah ditetapkan sebelumnya. Ini adalah cara untuk menentukan anggota kelompok mana yang sudah terbentuk sebelumnya. Anggota kelompok yang bersangkutan ditambahkan ke dalam

kelompok yang bersangkutan berdasarkan kesamaan karakteristik data yang relevan.[7]

c. Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah teknik pembelajaran mesin yang mempelajari dan menyempurnakan setiap gambar melalui serangkaian langkah. Secara khusus, lapisan konvolusional dimasukkan melalui penggabungan untuk mengekstrak fitur dari gambar yang diturunkan.[8]

d. Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Matriks Kejadian Bersama Tingkat Abu-abu (GLCM) pertama dikembangkan oleh Haralick pada tahun 1973 menggunakan 28 fitur untuk menjelaskan pola spasial. *Matriks Co-occurrence Gray Level* menggunakan perhitungan statistik untuk dua baris pertama, sedangkan pengukuran tekstur untuk baris pertama menggunakan perhitungan statistik berdasarkan data mentah citra asli semata, mirip dengan variasi dan tidak menekankan hubungan ketetanggaan antar piksel.[9]

e. Tanaman Kentang

Kentang merupakan tanaman purba dengan kandungan karbohidrat. Selain itu, kentang merupakan salah satu dari sedikit buah pangan yang tumbuh di dataran tinggi Indonesia, dan daging buahnya mengandung vitamin C yang bermanfaat bagi tubuh. Setelah dimanfaatkan untuk padding, jagung, dan gandum (Sumartono & Sumarni 2013), kentang (*Solanum tuberosum* L.) menjadi komoditas penting dunia pada tahun 2012.

Produksi kentang nasional diperkirakan mencapai 1.069 juta ton. Konsumsi kentang yang terus meningkat dari tahun ke tahun membuat pemerintah harus memprioritaskan kentang guna memenuhi kebutuhan kentang Indonesia.[10]

f. Penyakit

Penyakit adalah suatu keadaan menyimpang yang berdampak buruk terhadap struktur atau fungsi sebagian atau seluruh komponen tubuh makhluk hidup; ini bukan konsekuensi pasif dari faktor eksternal. Penyakit juga dikenal sebagai suatu kondisi medis yang berhubungan dengan kondisi kelenjar getah bening dan jaringan gingiva saat ini. Penyakit apa pun dapat disebabkan oleh faktor internal dan eksternal, seperti patogen dan disfungsi. Misalnya, sistem internal sistem kekebalan tubuh dapat menyebabkan banyak penyakit, termasuk alergi, reaksi hipersensitivitas, dan infeksi sistem kekebalan tubuh..[11]

g. Citra

Citra yang dalam bahasa Inggris artinya gambar adalah gabungan titik, garis, bidang, dan warna untuk menciptakan tiruan suatu benda, biasanya manusia atau benda fisik. Citra mempunyai kemampuan menampilkan dua dimensi (gambar), seperti pemandangan atau foto, dan tiga dimensi, seperti tekstur. Citra digambarkan sebagai contoh suatu objek yang dipahami.[12]

2.3 Perangkat Lunak Yang Digunakan

Alat yang digunakan untuk membuat suatu aplikasi disebut program penunjang. Pemberdaya tertentu digunakan untuk membuat suatu aplikasi.

a. Web Browser

Istilah "browser web" juga mengacu pada perambah, yaitu jenis alat lunak yang digunakan untuk melihat dan berinteraksi dengan dokumen yang disediakan oleh server web. Secara umum, browser juga dapat mendukung berbagai jenis URL dan protokol, seperti FTP (protokol transfer file), RTSP (protokol streaming waktu nyata), dan https (versi web aman https). Format file halaman web biasanya adalah bahasa markup hiper-teks (HTML), yang dikenali oleh protokol HTTP menggunakan header MIME. Format file lainnya termasuk XML dan XHTML.

Menu Sutarman Sebuah aplikasi bernama web browser dirancang untuk mentransfer data dari server komputer di internet. Oleh karena itu, untuk mengakses web, diperlukan sebuah program yang disebut browser web atau sekadar browser diperlukan.[17]

b. Python

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dikembangkan oleh Guido van Rossum pada tahun 1989 dan dirilis pertama kali pada tahun 1991. Python diciptakan sebagai jawaban atas kebutuhan untuk memudahkan programmer dalam menyelesaikan tugas dengan cepat. Python dirancang untuk memberikan banyak kemudahan bagi pemrogram, baik dalam bidang manajemen waktu yang efisien atau pengembangan program dan

kompatibilitas sistem. Python dapat digunakan untuk membuat program mandiri dan pemrograman coretan (Scriting Programming). [18]

Beberapa feature yang dimiliki Python antara lain.

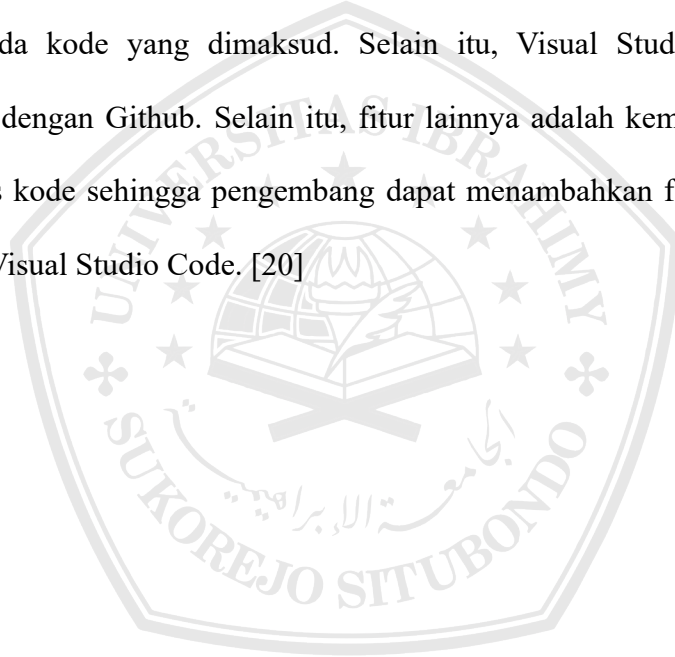
1. Memiliki library yang luas, dalam distribusi Python telah disediakan modul-modul siap pakai untuk berbagai keperluan.
2. Memiliki tata bahasa yang jernih dan mudah dipelajari.
3. Memiliki aturan layout source code yang memudahkan pengecekan, pembacaan kembali, dan penulisan ulang source code tersebut.
4. Memiliki modular, mudah dikembangkan dengan menciptakan modul-modul baru, dimana modul-modul tersebut dapat dibangun dengan bahasa Python maupun C/C++
5. Memiliki fasilitas pengumpulan sampah secara auto, seperti halnya pada bahasa pemrograman Java, Python memiliki fasilitas pengaturan penggunaan memory komputer sehingga para programmer tidak perlu melakukan pengaturan memory komputer secara langsung.

c. XAMPP

Program sumber terbuka yang disebut XAMPP adalah perangkat lunak yang dapat digunakan dengan beberapa sistem operasi. XAMPP merupakan kompilasi dari banyak program. Selain itu, XAMPP adalah server web Apache yang juga menyertakan MySQL untuk perluasan database dalam aplikasi. Landasan manajemen sistem lunak berbasis SQL [19]

d. Visual Studio Code

Microsoft telah mengembangkan Visual Studio Code, editor kode sumber terbuka, untuk sistem operasi Windows, Linux, dan MacOS. Visual Code menyederhanakan proses penulisan kode yang mendukung beberapa bahasa pemrograman, termasuk C++, C#, Java, Python, PHP, dan GO. Kode Visual mempunyai kemampuan untuk membedakan berbagai jenis bahasa program yang digunakan dan memberikan variasi peringatan berdasarkan fungsi yang terdapat pada kode yang dimaksud. Selain itu, Visual Studio Code telah terintegrasi dengan Github. Selain itu, fitur lainnya adalah kemampuan untuk memperluas kode sehingga pengembang dapat menambahkan fitur yang tidak tersedia di Visual Studio Code. [20]



BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Pengumpulan Data

Dataset citra batang tanaman kentang yang berpenyakit dan tidak berpenyakit sebanyak 472 citra yang terdiri dari 141 citra batang berpenyakit dan 331 citra batang tidak berpenyakit yang didapat dari penelitian langsung di perkebunan Ijen Bondowoso pada tanggal 28 Januari 2024. Adapun citra data daun kentang sebanyak 1.948 citra yang terdiri dari 1.132 citra daun yang berpenyakit dan 816 daun tidak berpenyakit yang bersumber dari kaggle.com (diakses pada 12 Januari 2024).

3.2 Preprocessing

Tahap ini digunakan untuk memilih dan menyesuaikan citra gambar agar lebih jelas dan baik, tidak ada citra yang buram dan semua citra dipastikan kejernihannya. Penelitian ini menggunakan crop, resize, rotate dan grayscale.(Mdp, 2020)

a. Rotate

Citra daun dengan posisi selain horizontal diputar keposisi yang disesuaikan. Hal ini bertujuan untuk memposisikan daun agar seragam.

Proses rotasi ini menggunakan python notebook

b. Crop

Tahap ini bertujuan untuk menghilangkan bagian yang tidak dibutuhkan dalam frame batasan agar fokus pada inti bagian gambar yang ingin dideteksi.

c. Resize

Citra gambar yang dihasilkan dari proses rotasi dan cropping memiliki ukuran yang bervariasi. Oleh karenanya ukuran citra diubah sesuai ukuran yang diperlukan untuk mempercepat proses komputasi.


d. Graycale

Citra gambar yang telah dilakukan tiga tahap diatas juga akan diubah warna menjadi grayscale untuk sebelum dilakukan ekstraksi GLCM.



3.3 Variabel Penelitian

Adapun variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah seperti Tabel 3.1 berikut ini :


Tabel 3. 1 : Definisi Operasional Variabel

Citra Penyakit	Nama Variabel	Definisi Operasional Variabel
	Early Blight	Disebabkan oleh jamur <i>Alternaria solani</i> . Gejalanya berupa bercak coklat gelap pada daun yang berkembang menjadi lesi besar dengan tepi kuning.

Tabel 3. 2 : Definisi Operasional Variabel (Lanjutan)

		<p>Penyakit ini dapat menyebar dengan cepat terutama pada kondisi lembab.</p> <p>Pemantauan secara rutin dan penggunaan fungisida yang tepat dapat membantu mengendalikan penyebarannya.</p>
	<p>Early Blight</p>	<p>Disebabkan oleh jamur <i>Alternaria solani</i>.</p> <p>Gejalanya berupa bercak coklat gelap pada daun yang berkembang menjadi lesi besar dengan tepi kuning.</p> <p>Penyakit ini dapat menyebar dengan cepat terutama pada kondisi lembab.</p> <p>Pemantauan secara rutin dan penggunaan fungisida yang tepat dapat membantu mengendalikan penyebarannya.</p>
	<p>Late Blight</p>	<p>Disebabkan oleh jamur <i>Phytophthora infestans</i>.</p> <p>Gejalanya termasuk bercak air pada daun yang berkembang menjadi lesi besar berwarna coklat tua.</p> <p>Penyakit ini bisa sangat merusak dan menyebar cepat dalam kondisi lembap dan dingin.</p> <p>Pengendalian yang efektif meliputi rotasi tanaman, penggunaan kultivar tahan penyakit, dan aplikasi fungisida.</p>

Tabel 3. 3 : Definisi Operasional Variabel (Lanjutan)

	<p>bLate Blight</p>	<p>Disebabkan oleh jamur <i>Phytophthora infestans</i>. Gejalanya termasuk bercak air pada daun yang berkembang menjadi lesi besar berwarna coklat tua. Penyakit ini bisa sangat merusak dan menyebar cepat dalam kondisi lembap dan dingin. Pengendalian yang efektif meliputi rotasi tanaman, penggunaan kultivar tahan penyakit, dan aplikasi fungisida.</p>
---	---------------------	---

Penyakit pada tabel 3.1 merupakan penyakit yang sering diketahui didunia pertanian khususnya di tanaman kentang dan pada tabel 3.2 merupakan naman penyakit yang jarang di ketahui pada tanaman kentang di dunia pertanian tersebut.

Tabel 3.2 : Penyakit yang jarang dimiliki oleh tanaman kentang

Nama Penyakit	Definisi Penyakit
<p>Busuk Basah (Blackleg)</p>	<p>Disebabkan oleh bakteri <i>Erwinia</i> spp. Gejalanya termasuk lesi basah berwarna coklat gelap pada batang dan daun yang kemudian berkembang menjadi busuk hitam. Penyakit ini dapat menginfeksi tanaman melalui luka pada batang dan menyebabkan kehilangan hasil yang signifikan. Pengendalian meliputi sanitasi yang baik, penggunaan bibit bebas penyakit, dan penggunaan fungisida atau bakterisida.</p>

Tabel 3.2 : Penyakit yang jarang dimiliki oleh tanaman kentang (Lanjutan)

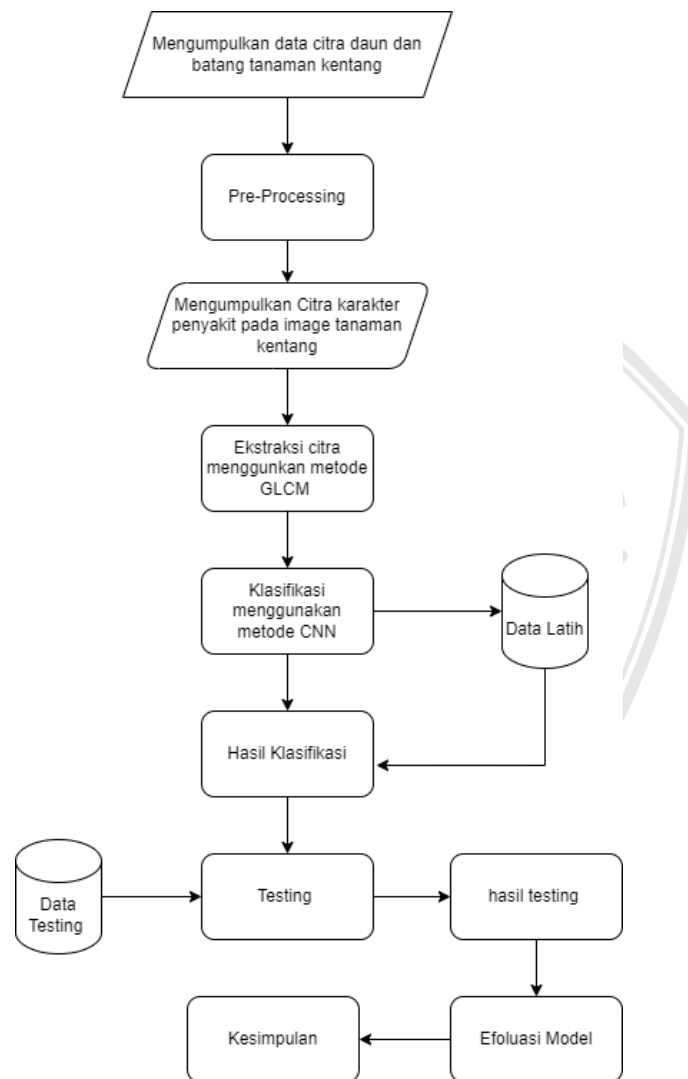
Potato Leaf Roll Virus	Disebabkan oleh virus yang ditularkan oleh tungau. Gejalanya meliputi keriput, kerdil, dan pembalikan daun. Pengendalian utamanya adalah pengendalian serangga vektor dan eliminasi tanaman yang terinfeksi
Potato Leafhopper dan Bacterial Wilt	Kutu daun menyerang tanaman dan dapat menyebabkan penyebaran layu bakteri, yang disebabkan oleh bakteri <i>Erwinia tracheiphila</i> . Gejalanya meliputi daun yang menguning, keriput, dan akhirnya layu. Pengendalian termasuk penggunaan insektisida untuk mengendalikan kutu daun dan praktik manajemen tanaman yang baik untuk mengurangi risiko infeksi bakteri.

3.4 Alur Diagram Penelitian

Alur penelitian yang dilakukan yaitu mengumpulkan data citra daun dan batang kentang yang didapat dari sumber kaggle.com dan penelitian langsung di perkebunan Ijen Bondowoso. Setelah data citra didapat, citra dilakukan preprocessing untuk mendapat hasil citra lebih baik. Dilakukan ekstraksi citra menjadi GLCM yang selanjutnya akan digunakan sebagai klasifikasi dengan metode CNN untuk mendapatkan presisi akurasi yang tinggi untuk penyakit daun dan batang tanaman kentang.

Alur penelitian yang dilakukan yaitu mengumpulkan data citra daun dan batang kentang yang didapat dari sumber kaggle.com dan penelitian langsung di perkebunan Ijen Bondowoso. Setelah data citra didapat, citra dilakukan preprocessing untuk mendapat hasil citra lebih baik. Dilakukan ekstraksi citra

menjadi GLCM yang selanjutnya akan digunakan sebagai klasifikasi dengan etode CNN untuk mendapatkan presisi akurasi yang tinggi untuk penyakit daun dan batang tanaman kentang. Pada gambar 3.1 adalah merupakan alur diagram penelitian yang di lakukan .



Gambar 3. 1 : Alur Diagram Penelitian

3.4 Ekstraksi fitur GLCM

GLCM (*Gray-Level Co-Occurrence Matrix*) adalah metode yang efektif untuk mengekstraksi suatu citra.(Sofian et al., 2019) Proses ekstraksi fitur diterapkan guna mengidentifikasi karakteristik yang ada pada suatu citra.(Alita et al., 2020) Adapun langkahnya seperti mengurangi level abu-abu dalam citra, memindai intensitas dari pixel dan tetangga dari dislokasi dan sudut tertentu, serta membuat matriks GLCM yang menggambarkan hubungan antara piksel dalam citra.(Verawati et al., 2024)

a. Contrast

Kontras dalam fitur GLCM menggambarkan ukuran penyebaran elemen matriks pada citra. Semakin jauh dari jarak diagonal utama maka nilai kontrasnya akan tinggi. Adapun rumus seperti dibawah

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i,j) |(i-j)^2 \dots\dots\dots 3.1)$$

b. Homogeneity

Homogenitas GLCM mengikut pada keseragaman intensitas abu-abu pada citra. Hal ini terjadi karena kebalikan dari kontras GLCM. Adapun nilai homogenitas dapat dapat dilakukan perhitungan menggunakan rumus dibawah.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\{p(i,j)\}}{1+(i,j)^2} \dots\dots\dots 3.2)$$

c. Energy

Energi dapat disebut keseragaman atau Angular Second Moment (ASM). ASM dapat mengukur sejauh mana citra dalam keseragamannya. Nilainya akan tinggi ketika citra mempunyai tingkat keseragaman yang tinggi. Berikut merupakan formulanya.

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p^2(i,j) \dots \dots \dots 3.3)$$

d. Correlation

Korelasi menjadi indikasi sejauh mana terdapat ketergantungan linear dari tingkat keabuan dari piksel yang berdekatan. Adapun perhitungannya sebagai berikut.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p_{i,j}}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \dots \dots \dots 3.4)$$

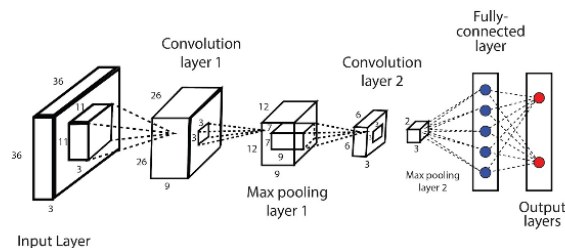
e. Entropy

Entropi menggambarkan sampai mana ketidakteraturan tingkat keabuan dalam citra dan nilai entropi akan tinggi jika elemen dalam GLCM memiliki tingkat keabuan secara relative. Dibawah ini merupakan formula didalam menemukan hasil dari entoropy.

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i,j) \log P(i,j) \dots \dots \dots 3.5)$$

3.5 Klasifikasi dengan algoritma CNN

Dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi citra, salah satu algoritma yang sering digunakan yaitu Convolutional Neural Network atau bias dikenal dengan singkatan CNN. Untuk menganalisis gambar visual, CNN adalah salah satu jenis Artificial Neural Network. [21] Lapisan utama CNN, termasuk lapisan input dan beberapa lapisan tersembunyi, terdiri dari ketiga jenis lapisan. Lapisan tersembunyi ini dikenal sebagai lapisan convolution, lapisan untuk ekstraksi fitur, dan lapisan penyatuan, yang keduanya digunakan untuk mengurangi dimensi data, dan lapisan terhubung sepenuhnya untuk klasifikasi dan pengambilan keputusan [22]. Lapisan pooling dalam CNN dapat dengan mudah digantikan oleh lapisan convolution karena mengurangi ukuran gambar CNN. (Statistika et al., 2020) Adapun gambar 3.7 ilustrasi CNN sebagai berikut ini.

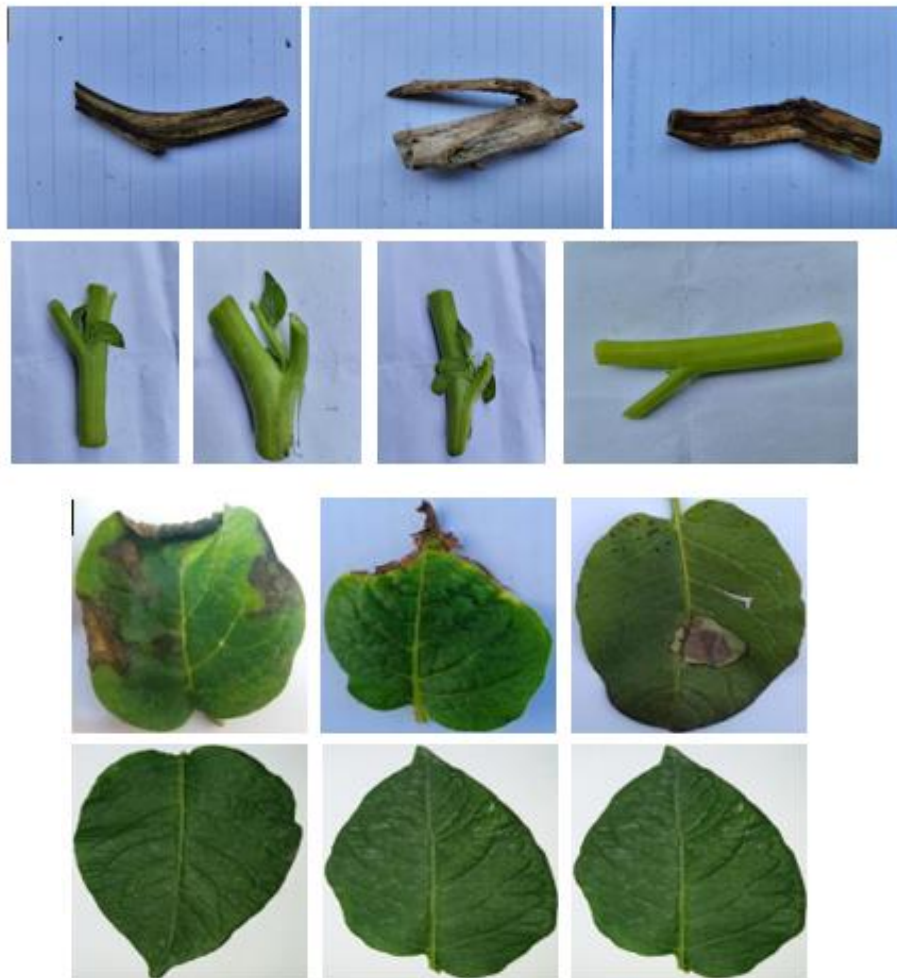


Gambar 3. 2 : Ilustrasi Struktur dari CNN

3.6 Persiapan Dataset dan Ekstraksi GLCM

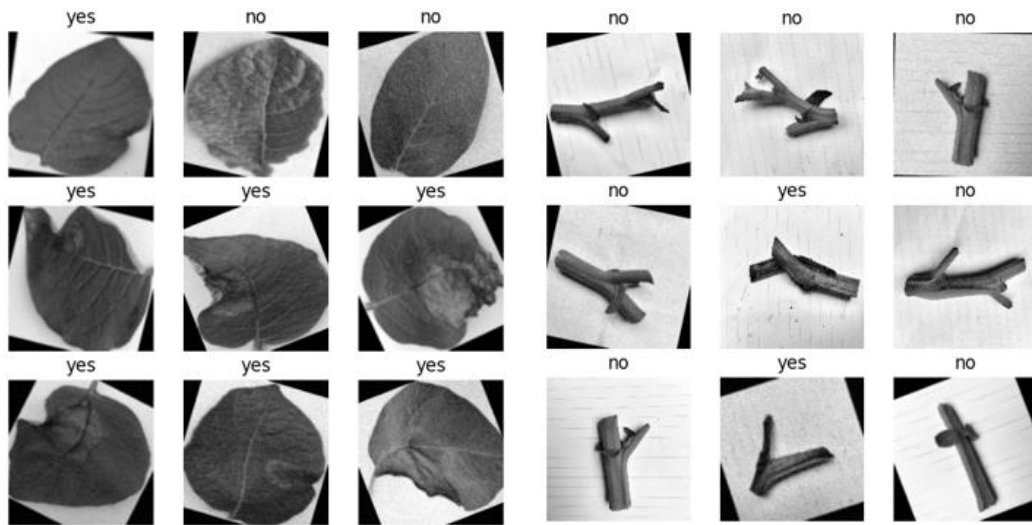
Data citra daun kentang bersumber dari online pada website kaggle.com terdiri dari dua macam yaitu daun sehat (healthy) 816 citra dan daun tidak sehat (late blight) 1.132 citra. Sedangkan data citra batang mengambil di perkebunan Ijen Bondowoso meliputi dari dua macam jenis batang yaitu batang sehat (tidak

berpenyakit) 331 citra dan batang tidak sehat (berpenyakit) 141 citra. Adapun citra batang dan daun tanaman kentang sebelum diekstraksi seperti gambar 3.3 dibawah ini.



Gambar 3. 3 : Dataset Citra Daun dan Batang Kentang

Citra daun dan batang tanaman kentang yang telah disiapkan yang dilakukan preprocessing rotasi, cropping, resize di konversi menjadi *grayscale* menggunakan bahasa program *python*. Adapun citra yang telah diubah sebagai Gambar 3.4 dibawah berikut ini.



Gambar 3.4 : Preprocessing Citra Daun dan Batang Kentang.

Ekstraksi dilakukan dengan beberapa metode, salah satunya yakni menggunakan ekstraksi GLCM terdiri dari *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*. Pada tahap ekstraksi fitur dilakukan dari beberapa sudut 0, 45, 90, 135. Adapun nilai dari *head data* (data awal) seperti pada tabel 3.2 untuk daun dan tabel 3.2 untuk batang dibawah ini.

Tabel 3.4 : Ekstaksi GLCM Daun

Perimeter	Corr	Homogen	Contrast	Entropy	Energy	Label
1	0.121046	3.599.866	0.363801	47.982.864	0.436926	no
2	0.025377	5.613.199	0.278705	121.002.729	0.617572	yes
3	0.069413	3.501.879	0.378581	58.819.105	0.439736	no
4	0.026138	4.945.324	0.236706	68.879.821	0.576173	no
5	0.030746	6.478.613	0.182221	118.325.861	0.548143	yes

Tabel 3.5 : Ekstaksi GLCM Batang

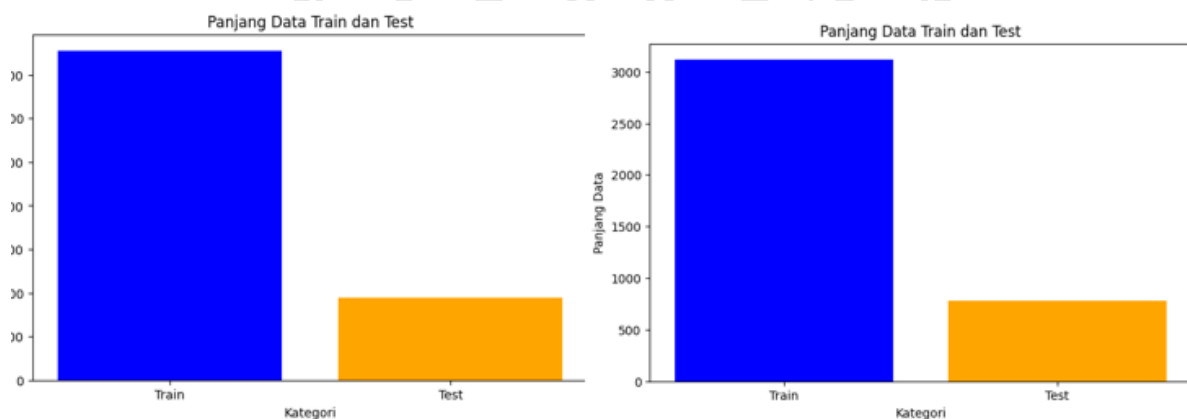
Perimeter	Corr	Homogen	Contrast	Entropy	Energy	Label
1	0.063685	4.378.926	0.355158	91.776.510	0.451855	yes
2	0.036058	11.772.125	0.115074	328.747.964	0.694255	no
3	0.058117	4.520.268	0.315229	108.020.313	0.461847	no

4	0.069505	6.173.826	0.352317	259.354.407	0.479310	yes
5	0.037820	7.659.866	0.239059	312.114.899	0.648059	no

Setelah citra daun dan batang kentang yang telah diekstraksi menggunakan fitur GLCM maka data telah siap digunakan untuk klasifikasi menggunakan algoritma CNN.

3.7 Klasifikasi Algoritma CNN

Dari seluruh data yang telah dikumpulkan tahap klasifikasi diambil 80% data untuk train dan 20% data untuk test dalam klasifikasi penyakit tanaman daun dan kentang berpenyakit. Adapun nilai seperti gambar 3.5 dibawah ini .



Gambar 3. 5 : Splitting data training dan testing.

Model yang disulkan pada penelitian ini untuk arsitekur CNN mengklasifikasi penyakit daun dan batang pada tanaman kentang contoh pada Tabel 3.4 dibawah ini.

Model: "Sequential_1"

Tabel 3. 6 : Arsitektur Algoritma CNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 150, 150, 32)	4736
bn0 (BatchNormalization)	(None, 150, 150, 32)	128
activation_1 (Activation)	(None, 150, 150, 32)	0
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 37, 37, 32)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 9, 9, 32)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 2592)	0
dense_2 (Dense)	(None, 128)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	331904
dense_3 (Dense)	(None, 1)	129

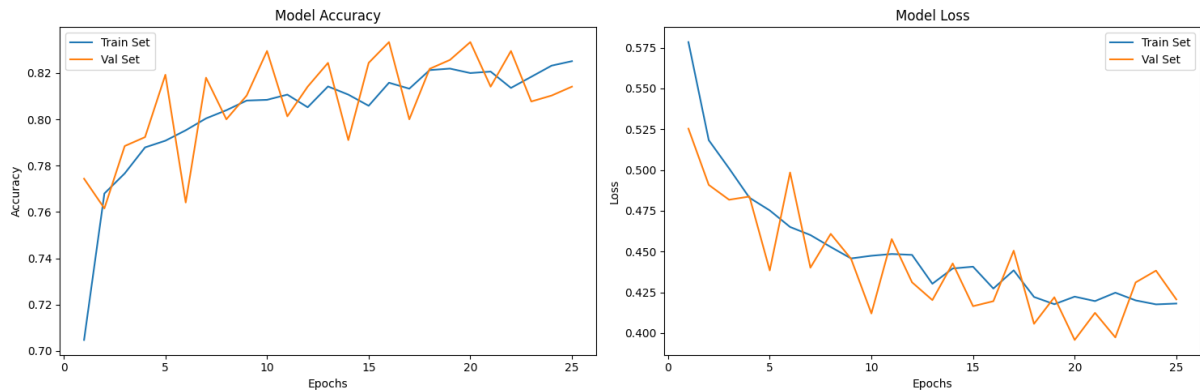
Total params: 336897 (1.29 MB)

Trainable params: 336833 (1.28 MB)

Non-trainable params: 64 (256.00 Byte)

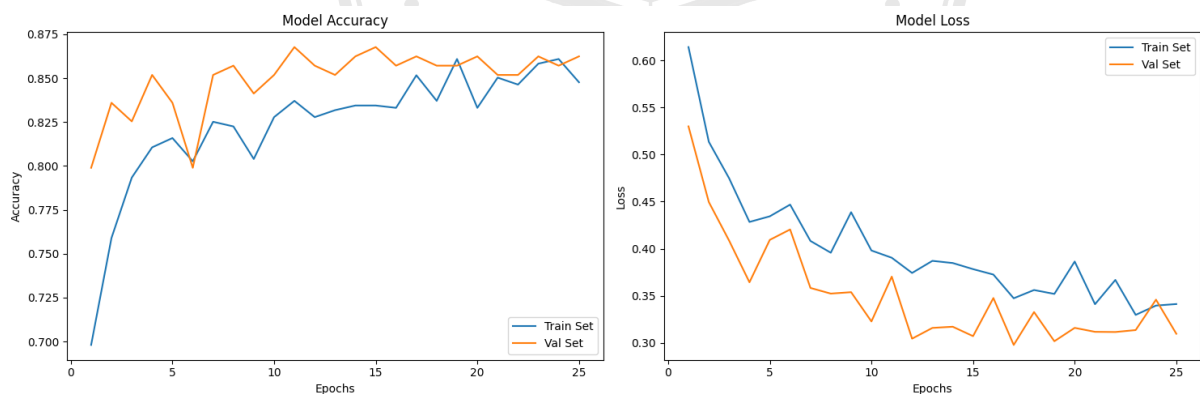
Pada tabel merupakan arsitektur CNN dalam metode *Deep Learning* yang diusulkan oleh peneliti dengan menggunakan empat lapisan layer konvolusi yang dipadukan dengan max pooling. Model diatas digunakan untuk kedua klasifikasi daun dan batang tanaman kentang.

Pada proses klasifikasi menggunakan algoritma CNN, epoch merupakan proses training pada neural network hingga kembali pada tahap awal dalam satu putaran pada saat seluruh dataset melalui proses. Peneliti menggunakan setting nilai epoch 25 dan 32 batch_size untuk klasifikasi daun. Sedangkan batang tanaman kentang menggunakan setting nilai epoch 20 dan 32 batch_size agar mendapat hasil yang diharapkan. Adapun nilai dari klasifikasi pada daun kentang pada Gambar 3.6 dibawah ini.



Gambar 3. 6 : Hasil Klasifikasi Daun Kentang dengan Algoritma CNN

Gambar 3.6 diatas merupakan hasil dari klasifikasi menggunakan algoritma CNN dengan ekstraksi GLCM. Pada hasil grafik daun kentang didapat hasil terbaik pada epoch 25 dengan nilai akurasi data testing dan data training 82% dan 81% dengan model loss pada epoch 25 berada di nilai 0,42 untuk data training dan 0,41 untuk data testing pada klasifikasi daun berpenyakit tanaman kentang.



Gambar 3. 7 : Hasil Hasil Klasifikasi Batang Kentang dengan Algoritma CNN

Gambar 3. 7 diatas merupakan hasil dari klasifikasi pada batang tanaman kentang ditemukan nilai terbaik pada epoch 25 dengan nilai akurasi 85% data testing dan 86% pada data training. Adapun nilai model loss pada training set 0,34 dan validation test bernilai 0,33 berada pada epoch 24.

Berdasarkan hasil yang telah dipaparkan menyatakan bahwa algoritma CNN dengan ekstraksi GLCM dapat mengklasifikasi penyakit daun dan batang pada tanaman kentang.



BAB IV

IMPLIMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Verification and validation

Tahapan ini merupakan pemeriksaan dan pembuatan dokumentasi tentang kesesuaian penerapana *conceptual model*, *modeling phase*, dan *simulation phase* yang dibuat dengan hasil *running* pada computer.

A. Ekstraksi Fitur menggunakan GLCM

Pemilihan Python sebagai *platform* dan Bahasa pemrograman dalam melakukan ekstraksi fitur pada penelitian ini didasari oleh kemudahan implementasi, serta kekayaan fungsi pemrosesan citra yang dimiliki oleh Bahasa python. Dalam ini penulis menggunakan Bahasa python Contoh Segmen program 4. 1 Ekstraksi Fitur dengan GLCM.

Segmen Program 4. 1 : Ekstraksi Fitur dengan GLCM.

```
def feature_extractor(dataset):
    feature_dataset = pd.DataFrame()
    for image in range(dataset.shape[0]):
        df = pd.DataFrame()
        img = dataset[image, :, :]
        # Convert the image to unsigned integer type
        img = img_as_ubyte(img)
        # Ekstraksi fitur Sobel
        sobel_image = sobel(img)
        # Ekstraksi fitur GLCM pada citra asli
        GLCM = graycomatrix(img, [1], [0])
        GLCM_Energy = graycoprops(GLCM, 'energy')[0]
        df['Energy'] = GLCM_Energy
        GLCM_corr = graycoprops(GLCM,
        'correlation')[0]
        df['Corr'] = GLCM_corr
        GLCM_diss = graycoprops(GLCM,
        'dissimilarity')[0]
        df['Diss_sim'] = GLCM_diss
```

```
GLCM_hom = graycoprops(GLCM,
'homogeneity')[0]
df['Homogen'] = GLCM_hom
GLCM_contr = graycoprops(GLCM, 'contrast')[0]
df['Contrast'] = GLCM_contr
GLCM_entropy = shannon_entropy(GLCM)
df['Entropy'] = GLCM_entropy

# Ekstraksi fitur GLCM pada citra hasil Sobel
sobel_image = sobel(img)
sobel_image_uint8 = img_as_ubyte(sobel_image)
# Convert to unsigned byte
GLCM_sobel = graycomatrix(sobel_image_uint8,
[3], [0]
GLCM_Energy_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'energy')[0]
df['Energy_sobel'] = GLCM_Energy_sobel
GLCM_corr_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'correlation')[0]
df['Corr_sobel'] = GLCM_corr_sobel
GLCM_diss_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'dissimilarity')[0]
df['Diss_sim_sobel'] = GLCM_diss_sobel
GLCM_hom_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'homogeneity')[0]
df['Homogen_sobel'] = GLCM_hom_sobel
GLCM_contr_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'contrast')[0]
df['Contrast_sobel'] = GLCM_contr_sobel
GLCM_entropy_sobel =
shannon_entropy(GLCM_sobel)
df['Entropy_sobel'] = GLCM_entropy_sobel
feature_dataset = pd.concat([feature_dataset,
df], ignore_index=True)
return feature_dataset
```

Berikut ini nilai-nilai GLCM pada tanaman kentang berdasarkan citra daun tidak berpenyakit, dan tanaman kentang berdasarkan citra daun masing-masing penyakit. Sampel yang digunakan pada tahap ini merupakan citra daun tanaman kentang dengan kualitas citra terbaik, yaitu penyakit pada daun tanaman kentang terlihat jelas dan dominan contoh Tabel 4.1 dibawah ini.

Tabel 4. 1 : Nilai – Nilai Ekstraksi GLCM

	0	1	2	3	4
Energy	0.121046	0.025377	0.069413	0.026138	0.030746
Corr	0.987385	0.986824	0.984304	0.983194	0.973940
Diss_sim	3.599866	5.613199	3.501879	4.945324	6.478613
Homogen	0.363801	0.278705	0.378581	0.236706	0.182221
Contrast	47.982864	121.002729	58.819105	68.879821	118.325861
Entropy	0.436926	0.617572	0.439736	0.576173	0.548143
Energy_sobel	0.124588	0.110049	0.106079	0.096454	0.096180
Corr_sobel	0.397135	0.231456	0.420074	0.222951	0.473900
Diss_sim_sobel	5.572517	7.490476	5.689751	5.427982	7.298821
Homogen_sobel	0.321197	0.301306	0.325907	0.267473	0.276337
Contrast_sobel	140.178594	271.011655	160.631247	104.051111	268.506893
Entropy_sobel	0.258392	0.320148	0.281329	0.244041	0.318598

1. Model CNN

Model tersebut untuk mengkalsifikasi pada tanaman kentang khususnya daun, Model CNN untuk mengklasifikasi citra daun pada dataset, contoh segmen program 4.2 dibawah ini.

Segmen Program 4. 2 : Model CNN

```
model = tf.keras.models.Sequential()

model.add(tf.keras.layers.Conv2D(32, (7, 7),
strides=(1, 1), input_shape=(150, 150, 3),
padding='same'))
```

```

model.add(tf.keras.layers.BatchNormalization(axis=3,
name='bn0'))
model.add(tf.keras.layers.Activation('relu'))

model.add(tf.keras.layers.MaxPooling2D((4, 4)))
model.add(tf.keras.layers.MaxPooling2D((4, 4)))

model.add(tf.keras.layers.Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))

model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

```

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 150, 150, 32)	4736
bn0 (BatchNormalization)	(None, 150, 150, 32)	128
activation_1 (Activation)	(None, 150, 150, 32)	0
max_pooling2d_2 (MaxPoolin g2D)	(None, 37, 37, 32)	0
max_pooling2d_3 (MaxPoolin g2D)	(None, 9, 9, 32)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 2592)	0
dense_2 (Dense)	(None, 128)	331904
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_3 (Dense)	(None, 1)	129

Total params: 336897 (1.29 MB)

Trainable params: 336833 (1.28 MB)

Non-trainable params: 64 (256.00 Byte)

Adapun Ringkasan dari model yang dibangun sebagai berikut :

1. Model “*sequential*” menunjukkan model ini merupakan model *sequential*, yaitu model syaraf yang terdiri dari serangkaian lapisan yang secara berurutan.
2. *Conv2d_1(conv2d)* : model menggunakan srsitektur *Conv2d_1(conv2d)* sebagai lapisan pertama dalam model. Arsitektur *Conv2d_1(conv2d)* memiliki total 4.736 prameter, tetapi dalam model ini semua parameter tersebut diatur sebagai *non-trainable* (tidak dapat dipelajari) hal ini dilakukan pada lapisan-lapisan awal *Conv2d_1(conv2d)*, yang sebelumnya telah dilatih menggunakan *imageNet*, untuk mempertahankan bobot dan pola fitur yang kuat yang telah dipelajari sebelumnya.
3. *Bn0 (batchnormalization)* merupakan lapisan yang ke dua yang meiliki nilai 128 parameter.
4. *Activation_1 (activation)* : merupakan lapisan yang ke tiga dengan nilai 0 parameter.
5. *Max_pooling2d_2 (Maxpoling2D)* : merupakan lapisan ke empat dengan nilai 0 parameter.
6. *Max_pooling2d_3 (Maxpoling3D)* : merupakan lapisan ke empat dengan nilai 0 parameter.
7. *Flatten_1 (Flatten)*: lapisan *flatten* digunakan setelah *conv2d_1 (conv2D)* untuk mengubah output dari *conv2d_1 (conv2D)* menjadi vektor satu dimensi dengan 0 parameter.

8. *Dense_2 (dense)*: lapisan *dense* kedua dengan 128 unit. Lapisan ini memiliki 128 unit atau *neuron* dan menggunakan fungsi aktifitas sigmoid, lapisan ini menghasilkan output prediksi dengan dua kelas yang mungkin.
9. *Dropout_1 (Dropout)* : lapisan *dense* kedua dengan 128 unit atau *neuron* dan menggunakan fungsi aktifitas sigmoid, lapisan ini menghasilkan output prediksi dengan dua kelas yang mungkin.
10. *Dense_3 (dense)*: lapisan *dense* kedua dengan 1 unit. Lapisan ini memiliki 1 unit atau *neuron* dan menggunakan fungsi aktifitas sigmoid, lapisan ini menghasilkan output prediksi dengan dua kelas yang mungkin.
11. *Trainable params*: jumlah parameter yang dapat dipelajari dalam model. Dalam kasus ini hanya ada 336.833 parameter yang dapat dipelajari di luar *conc2d_1 (conv2D)*.
12. *Non-trainable params* : jumlah parameter yang tidak dapat dipelajari dalam model. Dalam kasus ini, semua parameter dari *conc2d_1 (conv2D)* (64 Parameter) diatur sebagai *non-trainable*.

2. Experimentation

Tahapan ini merupakan tahapan pengujian terhadap keberhasilan penggunaan model dalam scenario yang dirancang. Penulis merancang skenario dengan cara mengatur jumlah dataset yang digunakan.

A. Hasil Skenario

Hasil skenario kelas daun tanaman kentang tidak berpenyakit dengan kelas daun dan tanaman kentang penyakit. Dataset daun kentang diperoleh di perkebunan Ijen Bondowoso sebanyak 1.132 dan 816 dataset

daun kentang berpenyakit dan tidak berpenyakit berdasarkan. Pada hasil grafik daun kentang didapat hasil terbaik pada epoch 25 Hasil menunjukkan model memiliki *train accuracy 85%* pada scenario contoh Segemen program 4.3 dibawah ini.

Segmen Program 4. 3 : Hasil Skenario

```
# Build the ANN model
model = tf.keras.models.Sequential()

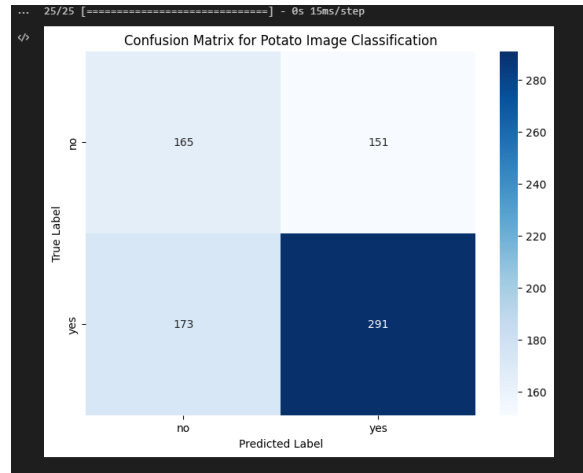
# Input layer
model.add(Dense(units=2048,activation='relu',input_dim=X_train_scaled.shape[1]))
model.add(Dropout(0.5)) # Adding dropout for regularization
# Hidden layers
model.add(Dense(units=2048, activation='relu'))
model.add(Dense(units=1024, activation='relu'))
# Output layer (assuming binary classification)
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

# Compile the model
model.compile(optimizer='adam',loss='binary_crossentropy',metrics=['accuracy'])
# Train the model
hist_ann = model.fit(X_train_scaled, y_train, epochs=25, batch_size=32, validation_data=(X_test_scaled, y_test))

Epoch 1/25
98/98 [=====] - 11s
101ms/step - loss: 0.5784 - accuracy: 0.7047 - val_loss: 0.5253 - val_accuracy: 0.7744
Epoch 2/25
98/98 [=====] - 9s 95ms/step
- loss: 0.5183 - accuracy: 0.7680 - val_loss: 0.4909 - val_accuracy: 0.7615
Epoch 3/25
98/98 [=====] - 10s
103ms/step - loss: 0.5010 - accuracy: 0.7766 - val_loss: 0.4818 - val_accuracy: 0.7885
Epoch 4/25
```

```
98/98 [=====] - 10s 99ms/step
- loss: 0.4830 - accuracy: 0.7879 - val_loss: 0.4837 -
val_accuracy: 0.7923
Epoch 5/25
98/98 [=====] - 9s 92ms/step
- loss: 0.4752 - accuracy: 0.7908 - val_loss: 0.4384 -
val_accuracy: 0.8192
Epoch 6/25
98/98 [=====] - 9s 95ms/step
- loss: 0.4651 - accuracy: 0.7953 - val_loss: 0.4985 -
val_accuracy: 0.7641
Epoch 7/25
98/98 [=====] - 11s
110ms/step - loss: 0.4601 - accuracy: 0.8004 -
val_loss: 0.4401 - val_accuracy: 0.8179
Epoch 8/25
98/98 [=====] - 10s
103ms/step - loss: 0.4528 - accuracy: 0.8039 -
val_loss: 0.4608 - val_accuracy: 0.8000
Epoch 9/25
98/98 [=====] - 11s
114ms/step - loss: 0.4458 - accuracy: 0.8081 -
val_loss: 0.4455 - val_accuracy: 0.8103
Epoch 10/25
98/98 [=====] - 11s
113ms/step - loss: 0.4474 - accuracy: 0.8084 -
val_loss: 0.4121 - val_accuracy: 0.8295
Epoch 11/25
98/98 [=====] - 13s
130ms/step - loss: 0.4485 - accuracy: 0.8107 -
val_loss: 0.4576 - val_accuracy: 0.8013
Epoch 12/25
98/98 [=====] - 10s
103ms/step - loss: 0.4480 - accuracy: 0.8052 -
val_loss: 0.4311 - val_accuracy: 0.8141
Epoch 13/25
...
Epoch 24/25
98/98 [=====] - 12s
118ms/step - loss: 0.4176 - accuracy: 0.8232 -
val_loss: 0.4383 - val_accuracy: 0.8103
Epoch 25/25
98/98 [=====] - 10s
105ms/step - loss: 0.4181 - accuracy: 0.8251 -
val_loss: 0.4207 - val_accuracy: 0.8141
```

1. Model kemudian diuji menggunakan dataset dan dengan hasil seperti yang direpresentasikan pada *confusion matrix* contoh gambar 4.5 dibawah ini.



Gambar 4. 1 : Confusion matrix scenario

Confusion matrix diatas menunjukkan terdapat 165 citra daun penyakit yang berhasil diidentifikasi dengan benar, namun 151 citra lainnya diidentifikasi sebagai citra daun tanaman kentang tidak berpenyakit. Sedangkan semua citra daun tanaman kentang tidak berpenyakit berhasil diidentifikasi secara benar oleh model. Penyebaran hasil tersebut.

B. Ekstraksi Fitur menggunakan GLCM

Pemilihan Python sebagai *platform* dan Bahasa pemrograman dalam melakukan ekstraksi fitur pada penelitian ini didasari oleh kemudahan implementasi, serta kekayaan fungsi pemrosesan citra yang dimiliki oleh Bahasa python. Dalam ini penulis menggunakan Bahasa python contoh Segmen Program 4.4 dibawah ini.

Segmen Program 4.4 : Ekstraksi Fitur Dengan GLCM

```

def feature_extractor(dataset):
    feature_dataset = pd.DataFrame()
    for image in range(dataset.shape[0]):
        df = pd.DataFrame()
        img = dataset[image, :, :]

        # Convert the image to unsigned integer type
        img = img_as_ubyte(img)

        # Ekstraksi fitur Sobel
        sobel_image = sobel(img)

        # Ekstraksi fitur GLCM pada citra asli
        GLCM = graycomatrix(img, [1], [0])
        GLCM_Energy = graycoprops(GLCM, 'energy')[0]
        df['Energy'] = GLCM_Energy
        GLCM_corr = graycoprops(GLCM,
'correlation')[0]
        df['Corr'] = GLCM_corr
        GLCM_diss = graycoprops(GLCM, 'dissimilarity')[0]
        df['Diss_sim'] = GLCM_diss
        GLCM_hom = graycoprops(GLCM,
'homogeneity')[0]
        df['Homogen'] = GLCM_hom
        GLCM_contr = graycoprops(GLCM, 'contrast')[0]
        df['Contrast'] = GLCM_contr
        GLCM_entropy = shannon_entropy(GLCM)
        df['Entropy'] = GLCM_entropy

        # Ekstraksi fitur GLCM pada citra hasil Sobel
        sobel_image = sobel(img)
        sobel_image_uint8 = img_as_ubyte(sobel_image)

        # Convert to unsigned byte
        GLCM_sobel = graycomatrix(sobel_image_uint8,
[3], [0])
        GLCM_Energy_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'energy')[0]
        df['Energy_sobel'] = GLCM_Energy_sobel
        GLCM_corr_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'correlation')[0]
        df['Corr_sobel'] = GLCM_corr_sobel
        GLCM_diss_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'dissimilarity')[0]
        df['Diss_sim_sobel'] = GLCM_diss_sobel

```

```

GLCM_hom_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'homogeneity')[0]
df['Homogen_sobel'] = GLCM_hom_sobel
GLCM_contr_sobel = graycoprops(GLCM_sobel,
'contrast')[0]
df['Contrast_sobel'] = GLCM_contr_sobel
GLCM_entropy_sobel =
shannon_entropy(GLCM_sobel)
df['Entropy_sobel'] = GLCM_entropy_sobel
feature_dataset = pd.concat([feature_dataset,
df], ignore_index=True)
return feature_dataset

```

Berikut ini nilai-nilai GLCM pada tanaman kentang berdasarkan citra batang tidak penyakit , dan tanaman kentang berdasarkan citra batang masing-masing penyakit. Sampel yang di gunakan pada tahap ini merupakan citra batang tanaman kentang dengan kualitas citra terbaik, yaitu penyakit pada batang tanaman kentang terlihat jelas dan dominan contoh Tabel 4.2 dibawah ini.

Tabel 4. 2 : Nilai – Nilai Ekstraksi GLCM

	0	1	2	3	4
Energy	0.063685	0.036058	0.058117	0.069505	0.037820
Corr	0.968480	0.953906	0.963220	0.935141	0.947442
Diss_sim	4.378926	11.772125	4.520268	6.173826	7.659866
Homogen	0.355158	0.115074	0.315229	0.352317	0.239059
Contrast	91.776510	328.747964	108.020313	259.354407	312.114899
Entropy	0.451855	0.694255	0.461847	0.479310	0.648059
Energy_sobel	0.193755	0.061791	0.179902	0.197672	0.107681
Corr_sobel	0.660658	0.273742	0.498522	0.566748	0.417205

Diss_sim_sobel	4.258050	10.602676	5.018231	6.385488	9.309252
Homogen_sobel	0.383793	0.177648	0.380298	0.375556	0.281684
Contrast_sobel	90.250431	478.548163	144.453787	239.399274	414.882041
Entropy_sobel	0.274779	0.381565	0.267031	0.340921	0.406453

1. Model CNN

Model tersebut untuk mengklasifikasi pada tanaman kentang khususnya daun, Model CNN untuk mengklasifikasi citra daun pada dataset, contoh segmen program 4.5 dibawah ini.

Segmen Program 4.5 : Model Klasifikasi Dengan CNN

```

model = tf.keras.models.Sequential()

model.add(tf.keras.layers.Conv2D(32, (7, 7),
strides=(1, 1), input_shape=(150, 150, 3),
padding='same'))
model.add(tf.keras.layers.BatchNormalization(axis=3,
name='bn0'))
model.add(tf.keras.layers.Activation('relu'))
model.add(tf.keras.layers.MaxPooling2D((4, 4)))
model.add(tf.keras.layers.MaxPooling2D((4, 4)))
model.add(tf.keras.layers.Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 150, 150, 32)	4736

bn0 (BatchNormalization)	(None, 150, 150, 32)	128
activation (Activation)	(None, 150, 150, 32)	0
max_pooling2d (MaxPooling2 D)	(None, 37, 37, 32)	0
max_pooling2d_1 (MaxPoolin g2D)	(None, 9, 9, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 2592)	0
dense (Dense)	(None, 128)	331904
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	129
=====		
Total params: 336897 (1.29 MB)		
Trainable params: 336833 (1.28 MB)		
Non-trainable params: 64 (256.00 Byte)		

Adapun Ringkasan dari model yang dibangun sebagai berikut :

1. Model “*sequential*” menunjukkan model ini merupakan model *sequential*, yaitu model syaraf yang terdiri dari serangkaian lapisan yang secara berurutan.
2. *Canv2d_1(conv2d)* : model menggunakan srsitektur *Canv2d_1(conv2d)* sebagai lapisan pertama dalam model. Arsitektur *Canv2d_1(conv2d)* memiliki total 4.736 prameter, tetapi dalam model ini semua parameter tersebut diatur sebagai *non-trainable* (tidak dapat dipelajari) hal ini dilakukan pada lapisan-lapisan awal *Canv2d_1(conv2d)*, yang sebelumnya

telah dilatih menggunakan *imageNet*, untuk mempertahankan bobot dan pola fitur yang kuat yang telah dipelajari sebelumnya.

3. *Bn0 (batchnormalization)* merupakan lapisan yang ke dua yang memiliki nilai 128 parameter.
4. *Activation_1 (activation)* : merupakan lapisan yang ke tiga dengan nilai 0 parameter.
5. *Max_pooling2d_2 (Maxpooling2D)* : merupakan lapisan ke empat dengan nilai 0 parameter.
6. *Max_pooling2d_3 (Maxpooling3D)* : merupakan lapisan ke empat dengan nilai 0 parameter.
7. *Flatten_1 (Flatten)*: lapisan *flatten* digunakan setelah *conc2d_1 (conv2D)* untuk mengubah output dari *conc2d_1 (conv2D)* menjadi vektor satu dimensi dengan 0 parameter.
8. *Dense_2 (dense)*: lapisan *dense* kedua dengan 128 unit. Lapisan ini memiliki 128 unit atau *neuron* dan menggunakan fungsi aktifitas sigmoid, lapisan ini menghasilkan output prediksi dengan dua kelas yang mungkin.
9. *Dropout_1 (Dropout)* : lapisan *dense* kedua dengan 128 unit atau *neuron* dan menggunakan fungsi aktifitas sigmoid, lapisan ini menghasilkan output prediksi dengan dua kelas yang mungkin.
10. *Dense_3 (dense)*: lapisan *dense* kedua dengan 1 unit. Lapisan ini memiliki 1 unit atau *neuron* dan menggunakan fungsi aktifitas sigmoid, lapisan ini menghasilkan output prediksi dengan dua kelas yang mungkin.

11. *Trainable params*: jumlah parameter yang dapat dipelajari dalam model. Dalam kasus ini hanya ada 336.833 parameter yang dapat dipelajari di luar *conc2d_1 (conv2D)*.
12. *Non-trainable params* : jumlah parameter yang tidak dapat dipelajari dalam model. Dalam kasus ini, semua parameter dari *conc2d_1 (conv2D)* (64 Parameter) diatur sebagai *non-trainable*.

2. Experimentation

Tahapan ini merupakan tahapan pengujian terhadap keberhasilan penggunaan model dalam scenario yang dirancang. Penulis merancang skenario dengan cara mengatur jumlah dataset yang digunakan.

A. Hasil Skenario

Hasil skenario kelas batang tanaman kentang tidak berpenyakit dengan kelas batang tanaman kentang penyakit. Dataset batang kentang diperoleh di perkebunan Ijen Bondowoso sebanyak 1.132 dan 816 dataset batang kentang berpenyakit dan tidak berpenyakit berdasarkan. Pada hasil grafik batang kentang didapat hasil terbaik pada epoch 25 Hasil menunjukkan model memiliki *train accuracy 85%* pada scenario contoh segmen program 4.6 dibawah ini.

Segmen Program 4. 6 : Hasil Skenario

```
# Build the ANN model
model = tf.keras.models.Sequential()

# Input layer
model.add(Dense(units=2048, activation='relu',
input_dim=X_train_scaled.shape[1]))
```

```

model.add(Dropout(0.5)) # Adding dropout for
regularization

# Hidden layers
model.add(Dense(units=2048, activation='relu'))
model.add(Dense(units=1024, activation='relu'))

# Output layer (assuming binary classification)
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

# Compile the model
model.compile(optimizer='adam',
loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])

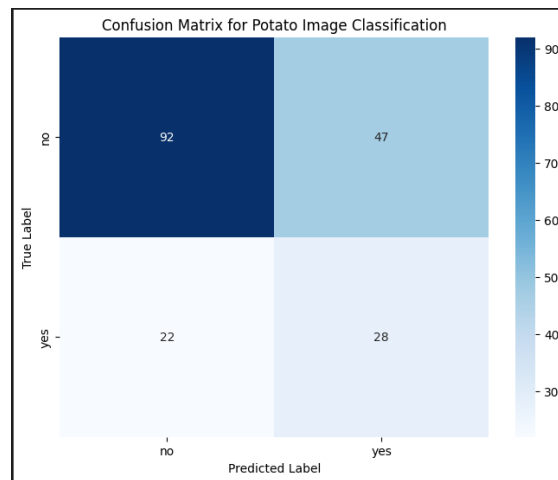
# Train the model
hist_ann = model.fit(X_train_scaled, y_train,
epochs=25, batch_size=32,
validation_data=(X_test_scaled, y_test))

Epoch 1/25
24/24 [=====] - 4s
110ms/step - loss: 0.6141 - accuracy: 0.6980 -
val_loss: 0.5299 - val_accuracy: 0.7989
Epoch 2/25
24/24 [=====] - 3s
105ms/step - loss: 0.5136 - accuracy: 0.7589 -
val_loss: 0.4496 - val_accuracy: 0.8360
Epoch 3/25
24/24 [=====] - 2s 92ms/step
- loss: 0.4748 - accuracy: 0.7934 - val_loss: 0.4086
- val_accuracy: 0.8254
Epoch 4/25
24/24 [=====] - 3s
140ms/step - loss: 0.4284 - accuracy: 0.8106 -
val_loss: 0.3644 - val_accuracy: 0.8519
Epoch 5/25
24/24 [=====] - 3s
126ms/step - loss: 0.4344 - accuracy: 0.8159 -
val_loss: 0.4094 - val_accuracy: 0.8360
Epoch 6/25
24/24 [=====] - 3s
123ms/step - loss: 0.4469 - accuracy: 0.8026 -
val_loss: 0.4204 - val_accuracy: 0.7989
Epoch 7/25
24/24 [=====] - 3s
120ms/step - loss: 0.4083 - accuracy: 0.8252 -
val_loss: 0.3584 - val_accuracy: 0.8519

```

```
Epoch 8/25
24/24 [=====] - 3s
118ms/step - loss: 0.3958 - accuracy: 0.8225 -
val_loss: 0.3523 - val_accuracy: 0.8571
Epoch 9/25
24/24 [=====] - 3s
113ms/step - loss: 0.4388 - accuracy: 0.8040 -
val_loss: 0.3539 - val_accuracy: 0.8413
Epoch 10/25
24/24 [=====] - 3s
119ms/step - loss: 0.3981 - accuracy: 0.8278 -
val_loss: 0.3228 - val_accuracy: 0.8519
Epoch 11/25
24/24 [=====] - 3s
112ms/step - loss: 0.3904 - accuracy: 0.8371 -
val_loss: 0.3704 - val_accuracy: 0.8677
Epoch 12/25
24/24 [=====] - 3s
114ms/step - loss: 0.3743 - accuracy: 0.8278 -
val_loss: 0.3045 - val_accuracy: 0.8571
Epoch 13/25
...
Epoch 24/25
24/24 [=====] - 2s 97ms/step
- loss: 0.3396 - accuracy: 0.8609 - val_loss: 0.3459
- val_accuracy: 0.8571
Epoch 25/25
24/24 [=====] - 2s 97ms/step - loss: 0.3412
- accuracy: 0.8477 - val_loss: 0.3097 - val_accuracy: 0.8624
```

1. Model kemudian diuji menggunakan dataset dan dengan hasil seperti yang direpresentasikan pada *confusion matrix* contoh gambar 4.10 dibawah ini.



Gambar 4. 10: Confusion matrix scenario

Confusion matrix diatas menunjukkan terdapat 165 citra daun penyakit yang berhasil diidentifikasi dengan benar, namun 151 citra lainnya diidentifikasi sebagai citra batang tanaman kentang tidak berpenyakit. Sedangkan semua citra batang tanaman kentang tidak berpenyakit berhasil diidentifikasi secara benar oleh model. Penyebaran hasil tersebut.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari total data citra daun dan batang pada tanaman kentang berpenyakit dengan jumlah 1.132 citra dan 472 citra untuk batang tanaman kentang. Penelitian daun dan tanaman kentang yang berpenyakit yang telah diuraikan yakni menggunakan algoritma CNN dengan ekstraksi GLCM yang melibatkan dua macam kelas batang dan daun yang berpenyakit dapat disimpulkan dengan nilai akurasi yaitu 82% untuk data training, 81% untuk data tasting pada daun tanaman kentang. Model loss pada citra daun kentang mencapai 0,42 pada data training dan 0,41 untuk data testing pada daun kentang. Untuk nilai akurasi mencapai 85% pada data latih dan data uji coba mencapai 86%. Model loss pada citra daun kentang bernilai 0,34 untuk data training dan 0,33 untuk data testing batang kentang.

5.2 Saran

Penelitian ini masih terdapat banyak kekurangan yang masih belum bisa diselesaikan oleh peneliti. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat memaksimalkan dataset yang digunakan dengan memperbanyak jumlah citra daun dan batang tanaman kentang. Proses ekstraksi dan klasifikasi juga dapat menggunakan metode lain untuk meningkatkan kinerja dari klasifikasi dan memperingan komputasi yang berjalan.

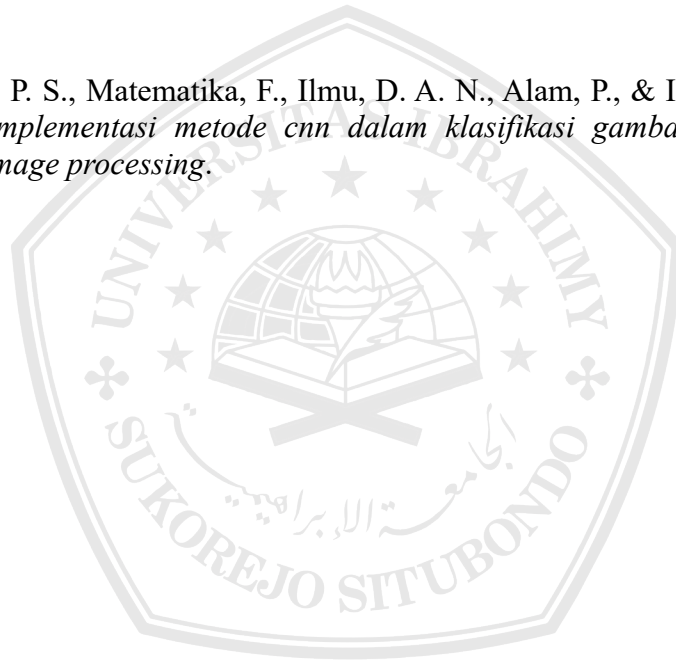
DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Amatullah, I. Ein, and M. M. Santoni, *Identifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna Dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor*. 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/>
- [2] Y. Suharto, H. Suhardiyanto, and A. Susila, “Pengembangan Sistem Hidroponik untuk Budidaya Tanaman Kentang (*Solanum tuberosum* L.),” *Jurnal Keteknikaan Pertanian*, vol. 04, no. 2, pp. 1–8, Oct. 2016, doi: 10.19028/jtep.04.2.211-218.
- [3] A. M. Lesmana, R. P. Fadhillah, and C. Rozikin, “Identifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 21–30, Jun. 2022, doi: 10.34128/jsi.v8i1.377.
- [4] A. Nainggolan, H. Rumapea, A. P. Silalahi, L. Sidauruk, and M. Sinambela, “Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Berdasarkan Citra Penyakit Menggunakan Metode GLCM dan Naïve Bayes Classifier,” 2022. [Online]. Available: <http://ojs.fikom-methodist.net/index.php/METHODIKA>
- [5] J. Teknologi Informasi, R. Suhendra, and I. Juliwardi, “Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Support Vector Machine,” vol. 1, no. 1, pp. 29–35, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.utu.ac.id/JTI>
- [6] S. Arief, “Definisi Komputer,” *Definisi Komputer*, pp. 1–8, 2003.
- [7] N. Yolanda Paramitha *et al.*, “Klasifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Metode Naïve Bayes,” 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/zzettrkalkpakbal/full-filled->
- [8] S. Faisal, T. F. M Butarbutar, P. Sirait, and J. SIFO Mikroskil, “Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun,” *OKTOBER 2019 IJCCS*, vol. 20, pp. 1–5.
- [9] Sri Lestari, Kurniawan Irfam “*Implementasi Deteksi Objek Penyakit Daun Kentang Dengan Metode Convolutional Neural Network*” ISSN : 2722-

435X, Jurnal Aplikasi Teknologi Informasi dan Manajemen (JATIM) VOL. 3. No.2 Oktober 2022.

- [10] Abdul Jalil Roziqi, Andi Sunyoto, Rudyanto Ariel “*Deteksi Penyakit pada daun kentang menggunakan pengolahan citra dengan metode convolutional neural network*” ISSN:2354-5771, Citec Jurnal VOL. 8, No 1 Januari 2021.
- [11] <https://id.m.wikipedia.org/wiki/penyakit> Tanggal 07 Juni 2023
- [12] <https://id.m.wikipedia.org/wiki/citra> Tanggal 07 Juni 2023
- [13] Jani Kusanti, Noor Abdul Haris “*Klasifikasi penyakit daun padi berdasarkan hasil ekstraksi fitur GLCM interval 4 sudut*” ISSN:2477-5126 e-ISSN:2548-9356, Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT), Vol.03, No.01, Januari 2018.
- [14] I. G. Wibowo, A. . Rumagit, and N. . Tuturoong, “SISTEM INFORMASI PENGOLAHAN DATA PENANGGULANGAN BENCANA PADA KANTOR BADAN PENANGGULANGAN BENCANA DAERAH (BPBD) KABUPATEN PADANG PARIAMAN Oleh Rini Asmara, S.Kom, M.Kom AMIK Jayanusa Padang Jl. Damar. No. 69 E Padang e-Mail. rini_cukup@yahoo.com,” *E-Journal Tek. Elektro Dan Komput.*, vol. 3, no. 4, pp. 11–18, 2014.
- [15] D. Sukrianto, “Penerapan teknologi barcode pada pengolahan data pembayaran sumbangan pembinaan Pendidikan (SPP),” *Intra-Tech*, vol. 1, no. 2, pp. 18–27, 2017, [Online]. Available: <https://journal.amikmahaputra.ac.id/index.php/JIT/article/view/8>.
- [16] E. Budiman, “D Y U D I Ma N,” pp. 18–19, 2016.
- [17] A. A. Rjl, “Rancang Bangun Website Sekolah Menengah Pertama (SMP) Negeri 8 Kota Pagar Alam,” vol. 08, no. 03, pp. 156–166.
- [18] Sianipar, R.H . , Wadi. H. Pemrograman Python (teori dan implementasi), Bandung: INFORMATIKA Bandung.2015

- [19] Evanita and Maulana Wijayanto, "Sistem Informasi Penerimaan Peserta Didik Baru Online pada SMK Nasional Pati," *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 14, no. 1, pp. 59–70, 2021, doi: 10.51903/elkom.v14i1.372
- [20] N. A. Ramdhan and D. A. Nufriana, "Rancang Bangun dan Implementasi Sistem Informasi Skripsi Online Berbasis Web," vol. 1, 2019.
- [21] Sofian, J., Laluma, R. H., Informatika, J. T., Teknik, F., & Threshold, I. (2019). *JENIS TUMOR OTAK DENGAN METODE IMAGE THRESHOLD DAN GLCM MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NN (NEAREST NEIGHBOR) CLASSIFIER BERBASIS WEB*. 4(2), 51–56.
- [22] Statistika, P. S., Matematika, F., Ilmu, D. A. N., Alam, P., & Indonesia, U. I. (2020). *Implementasi metode cnn dalam klasifikasi gambar jamur pada analisis image processing*.



LAMPIRAN – LAMPIRAN**A. Surat Keterangan Sudah Meneliti****KELOMPOK TANI****JALAK IJO**

Jl .Raya kawah ijen N0 02(081 336 238 412)

Kecamatan Sempol

Bondowoso

Yang Bertanda Tangan dibawah Ini :

Nama :H Miskan

Jabatan :Ketua Kelompok Tani

Wilayah :Sempol-Bondowoso

Menerangkan bahwa:

Nama :Abdul Rosid

NPM ;2020503002

Universitas :Universitas Ibrahimy Sukorejo Situbondo

Tempat Tgl Lahir: Bondowoso 15 Desember 2001

Fakultas :Sains dan Teknologi

Prodi :Teknologi Informasi

Mahasiswa tersebut benar benar melakukan Kegiatan Penelitian Di Kelompok Tani Jalak ijo Sempol-Bondowoso.

Demikian Surat keterangan ini di buat dengan sebenarnya dan dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.


Sempol, 23 Januari 2024

Ketua Kelompok Tani



H Miskan

B. Surat Tugas Penelitian

 **PANITIA TUGAS AKHIR DAN SKRIPSI**
UNIVERSITAS IBRAHIMY
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. KHR. Syamsul Arifin No. 1-2 PO. Box 2 Phone (0852-3333-7581)
Fax. (0338) 453068 Situbondo 68374 website: www.ibrahimyy.ac.id e-mail : unib2018@ibrahimyy.ac.id
SUMBEREJO BANYUPUTIH SITUBONDO JAWA TIMUR

Nomor : 0828/405.156/071.095/M.3/1/2024 09 Januari 2024
Prihal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada
Yth. Bapak Matsari

Di Tempat

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Disampaikan dengan hormat, dalam rangka pelaksanaan penelitian guna penyusunan Skripsi. Judul "**Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra Daun dan Batang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)**" dengan ini kami bermaksud mengajukan permohonan izin penelitian bagi mahasiswa kami :

Nama : ABDUL ROSID
NIM : 2020503002
Program Studi : S1 Teknologi Informasi
Waktu : 09-23 Januari 2024

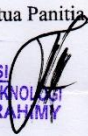

Untuk melakukan penelitian di lembaga yang Bapak/Ibu pimpin. Sebagai bahan pertimbangan bersama ini kami lampirkan :

1. Proposal Skripsi
2. Kartu Tanda Mahasiswa

Demikian permohonan kami, atas berkenannya kami sampaikan *Jazakumullahu khairan.*

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Ketua Panitia



Dr. Ach. Khumaidi, M.P

C. Surat Wawancara

WAWANCARA

Narasumber : Budi Hariyanto
Jabatan : Agro Field Indofood Fortuna Makmur
Hari/Tanggal : Senin, 22 Januari 2024
Waktu : 20.45 WIB
Tempat : Kantor Kelompok Tani

Interviewer : Selamat malam bapak, Sebelumnya mohon maaf mengganggu waktunya , kami ingin melakukan wawancara mengenai penyakit tanaman kentang di kelompok bapak tersebut ?

Kelompok Tani : Selamat malam juga mas, tentu saya dengan senang hati akan menjawab pertanyaan-pertanyaan anda.

Interviewer : Ada berapa macam kentang di dunia tanaman kentang ?

Kelompok Tani : 1. Kentang Indofood 2. Granulaa

Interviewer : Rata-rata petani kentang di sektor kecamatan ijen petani jenis kentang apa ?

Kelompok Tani : Di kecamatan ijen ini mas rata rata petani kentang menggunakan bibit Indofood di dalam kelompok kami.

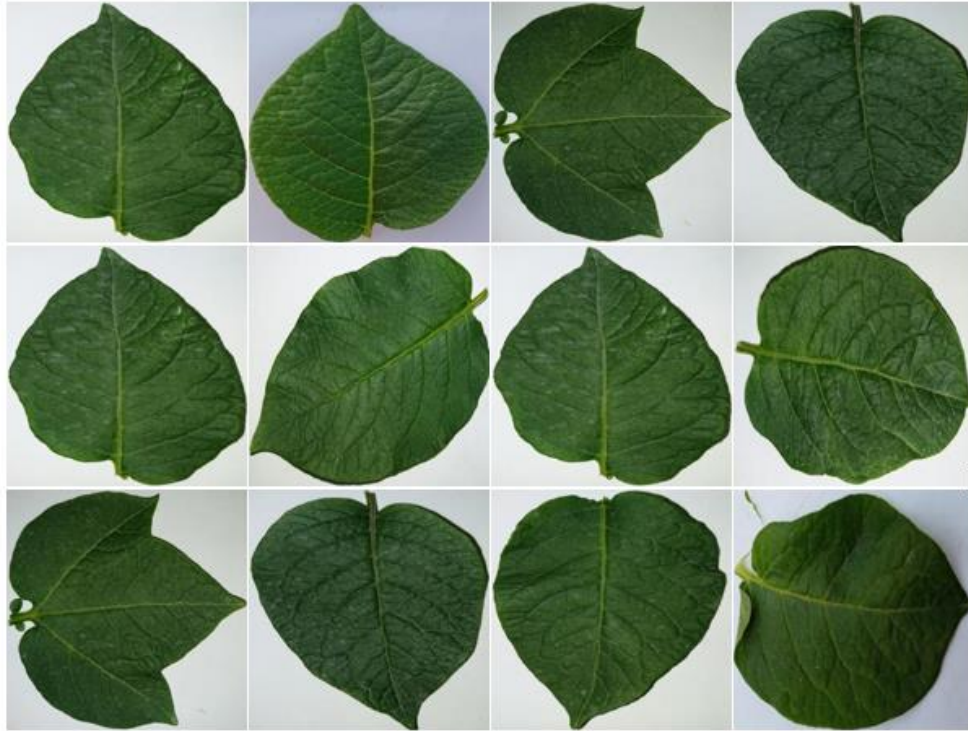
Interviewer : Ada berapa penyakit di tanaman kentang khususnya di daun dan batangnya ?

Kelompok Tani : 1. Late Blight (Penyakit Busuk Akhir): Penyebab: Jamur *Phytophthora infestans*. Gejala: Daun dan batang tanaman kentang mengalami bercak-bercak kecoklatan atau kehitaman, sering disertai dengan lapisan jamur berwarna putih atau keabu-abuan di permukaan daun.
 2. Early Blight (Penyakit Busuk Awal): Penyebab: Jamur *Alternaria solani*. Gejala: Daun tanaman kentang mengalami bercak coklat yang lebih tua di pinggiran daun dengan lingkaran hitam di sekitar bercak tersebut.
 3. Common Scab (Kudis Kentang): Penyebab: Bakteri *Streptomyces* spp. Gejala: Munculnya benjolan-benjolan kasar dan kerak pada umbi kentang.
 4. Potato Virus Y (PVY): Penyebab: Virus Potato Virus Y. Gejala: Pucuk daun mengalami kerdil, daun mungkin menguning, dan umbi kentang dapat mengalami deformitas.
 5. Potato Virus X (PVX): Penyebab: Virus Potato Virus X. Gejala: Daun tanaman kentang mungkin menunjukkan bercak kuning, dan umbi kentang dapat mengalami deformitas.
 6. Potato Virus A (PVA): Penyebab: Virus Potato Virus A. Gejala: Daun mungkin mengalami pucat, dan umbi kentang dapat mengalami warna kemerahan atau warna gelap yang tidak biasa.
 7. Blackleg (Pegal Hitam): Penyebab: Bakteri *Dickeya* spp. dan *Pectobacterium* spp. Gejala: Tanaman kentang mengalami layu, dan batang tanaman mungkin menjadi hitam atau berwarna gelap.
 8. Rhizoctonia (Penyakit Kurap Tanah): Penyebab: Jamur *Rhizoctonia solani*. Gejala: Benjolan pada umbi kentang mengalami pembusukan dan kerak-kerak hitam.

Narasumber:

 Budi Hariyanto

D. Dataset daun Penyakit dan Tidak Penyakit



E. Dataset batang Penyakit dan Tidak Penyakit

