

KLASIFIKASI PENYAKIT PADA TANAMAN PAPRIKA MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Muhammad Adzrial Ramdhani

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra

Jl. Raya Cibolang Kaler No. 21, Sukabumi

E-mail: adzrialramdhanii08@gmail.com

Abstrak - Banyak petani paprika di Indonesia yang masih menggunakan metode konvensional dalam mendeteksi penyakit tanaman, yang sering kali kurang efisien dan menyebabkan hasil panen tidak optimal. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem diagnosis cerdas berbasis *Computer Vision* untuk mengklasifikasikan kondisi tanaman paprika. Metode utama yang diterapkan adalah *Deep Learning* dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang secara sekuensial menggunakan empat blok lapisan konvolusi untuk ekstraksi fitur visual secara otomatis. Dataset diperoleh melalui kombinasi data publik dari platform Roboflow dan pengambilan data langsung di lapangan melalui observasi di Desa Pasir Data Indah. Untuk meningkatkan ketangguhan model, dilakukan pra-pemrosesan data yang mencakup normalisasi dan augmentasi citra menggunakan ImageDataGenerator. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 95,45% pada data pelatihan dan 96,67% pada data validasi dengan nilai loss yang sangat rendah yaitu 0,0600. Implikasi dari inovasi ini adalah memberdayakan petani dengan teknologi yang mudah digunakan, sehingga dapat mempercepat pengambilan keputusan dalam penanganan penyakit tanaman serta meningkatkan produktivitas pertanian secara berkelanjutan.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network, Deep Learning*, Klasifikasi, Tanaman Paprika

I. PENDAHULUAN

Paprika adalah jenis tanaman semusim yang dikonsumsi untuk perdagangan di dalam negeri maupun di luar negeri. Berbagai faktor mempengaruhi produksi tanaman paprika seperti menurunnya tingkat kesuburan tanah, kurang baik mutu benih, dan kurang tepat teknik budidaya paprika.

Selain itu, hujan yang terus menerus dapat menyebabkannya rendah produksi dan penyebaran hama dan penyakit tanaman paprika serta dapat menyebabkan tanaman paprika mati. Daun keriting atau kekuningan pada daun merupakan beberapa salah satu penyakit pada tanaman paprika.

Penyebab daun paprika kuning dan keriting umumnya karena serangan hama, infeksi virus, kekurangan atau kelebihan nutrisi, kondisi tanah yang tidak optimal, kekurangan air atau cahaya matahari, atau stres lingkungan lainnya, dengan virus dan hama sering jadi pemicu utama yang sulit disembuhkan dan memerlukan penanganan cepat untuk mencegah penyebaran.

Deteksi penyakit pada tanaman paprika merupakan salah satu hal penting dalam perawatan dan pemeliharaannya. Hal ini dapat membuat lebih mudah dalam hal perawatan tanaman dengan mengetahui ciri-ciri dari sumber penyakit. Maka, diperlukan klasifikasi penyakit pada tanaman paprika untuk dapat menjaga kualitas tanaman agar hasil produksi paprika tidak mengalami penurunan dan tetap meningkat setiap tahunnya.

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi *artificial intelligence* dan *deep learning* telah digunakan secara luas dalam berbagai bidang, termasuk pertanian.

Secara fundamental, AI adalah bidang ilmu komputer yang bertujuan menciptakan sistem yang mampu meniru fungsi kognitif manusia, seperti belajar dan memecahkan masalah. Dalam penelitian ini, AI berperan sebagai otak utama yang mendasari pengembangan sistem diagnosis otomatis untuk membantu petani mengambil keputusan yang lebih akurat daripada metode konvensional.

Deep learning adalah cabang kecerdasan buatan yang menggunakan jaringan saraf tiruan (*artificial neural networks*) berlapis untuk belajar dari data dalam jumlah besar, meniru cara otak manusia memproses informasi guna mengenali pola kompleks dan membuat prediksi, seperti pengenalan gambar, suara, atau bahasa, tanpa perlu diprogram secara eksplisit.

Salah satu metode *deep learning* yang terbukti efektif dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network*. CNN adalah algoritma spesifik di dalam *deep learning* yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk gambar atau citra. CNN bekerja dengan cara melakukan ekstraksi fitur secara otomatis (seperti mendeteksi tepi, tekstur, dan warna pada daun paprika) melalui lapisan konvolusi. Teknologi inilah yang memungkinkan sistem dalam penelitian ini mampu membedakan antara tanaman yang sehat dan yang terinfeksi secara efektif.

Dalam pengembangan model berbasis data, ketersediaan dataset yang berkualitas adalah syarat mutlak. Roboflow merupakan platform manajemen computer vision yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengorganisir dataset citra. Platform ini memfasilitasi penggabungan antara data publik dan data hasil observasi langsung di lapangan, serta membantu dalam tahap pelabelan dan persiapan data agar siap dilatih oleh algoritma CNN.

Beberapa penelitian sebelumnya membuktikan bahwa CNN dapat digunakan secara efektif dalam melakukan deteksi tanaman berdasarkan gambar buah maupun daun, CNN menunjukkan keberhasilan dalam mengklasifikasikan jenis-jenis penyakit pada tanaman.

Penelitian ini berupaya mensinergikan seluruh teknologi tersebut untuk membangun sebuah kerangka kerja diagnosis yang akurat. Dengan memanfaatkan dataset dari Roboflow dan pengolahan melalui arsitektur CNN, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberdayakan petani melalui teknologi yang mudah digunakan, mengurangi ketergantungan pada metode konvensional, serta mendukung keberlanjutan sektor pertanian di Indonesia. Hasil dalam penelitian ini, model yang dikembangkan dapat menjadi alat bantu cerdas dalam mendeteksi jenis penyakit secara efektif dan efisien.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini memposisikan diri dalam cakupan aplikasi *Deep Learning* di sektor pertanian, khususnya pada diagnosis penyakit tanaman melalui analisis citra menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Sejumlah studi terdahulu telah membuktikan kapabilitas CNN, namun dengan fokus objek dan arsitektur yang beragam, yang menjadi dasar perbandingan dalam riset ini.

Salah satu studi relevan dilakukan oleh *Fakhri Habib Hawari et al. pada tahun (2022)*, yang menerapkan algoritma CNN kustom untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun Padi. Penelitian tersebut berhasil memperoleh akurasi validasi sebesar 95%, yang menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit (seperti Brown Spot, Hawar, dan Leaf Brown).

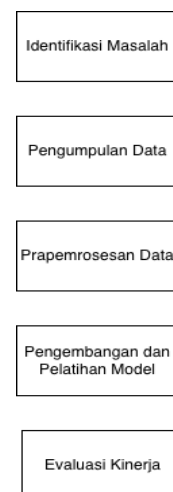
Selanjutnya, penelitian oleh *Rendra Soekarta et al. (2023)* berfokus pada klasifikasi penyakit daun Tomat menggunakan arsitektur *Transfer Learning* VGG-16. Meskipun mencapai akurasi training yang sangat tinggi (98%), perbedaan signifikan terletak pada objek riset dan pendekatan arsitektur yang digunakan.

Penelitian ini memiliki korelasi terkuat dengan studi yang dilakukan oleh *Siti Nurhasanah Nugraha et al. pada tahun (2023)*, yang secara eksplisit

membahas penerapan CNN untuk klasifikasi tanaman Paprika. Studi tersebut menggunakan model CNN Sequential kustom dan mencapai tingkat akurasi hingga 99%, menegaskan potensi keberhasilan metode ini pada objek paprika.

III. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan, yaitu metodologi kualitatif. Metode ini bertujuan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang fenomena mengidentifikasi penyakit tanaman paprika. Dalam konteks klasifikasi penyakit tanaman paprika, pendekatan ini sangat penting untuk merumuskan masalah dan merancang sistem yang benar-benar relevan dan efisien. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian untuk perancangan, implementasi, dan evaluasi sistem klasifikasi penyakit tanaman paprika. Tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Data

Tahap awal ini merupakan fondasi dari seluruh proses pengembangan model. Pengumpulan Data berfokus pada penyediaan dataset citra yang representatif dan relevan dengan tujuan proyek. Dataset yang dikumpulkan harus memiliki variasi yang cukup, kualitas yang baik, serta jumlah yang memadai untuk memungkinkan model *Deep Learning* belajar mengenali pola secara efektif. Kualitas dan kuantitas data pada tahap ini akan sangat menentukan kinerja akhir model.

a. Observasi

Observasi adalah metode pengumpulan data yang melibatkan melihat subjek penelitian secara langsung. Dalam konteks klasifikasi penyakit tanaman paprika, metode ini digunakan untuk mengumpulkan data foto tanaman paprika serta informasi tentang penyakit tanaman tersebut. Observasi

dilakukan dengan mendatangi langsung lokasi pertanian di Desa Pasir Data Indah guna mengidentifikasi fenomena tanaman paprika di lahan pertanian. (Wulandari et al., 2025)

b. Wawancara

Wawancara adalah metode pengambilan data dimana orang di wawancarai secara langsung untuk memperoleh informasi spesifik mengenai topik tertentu. Dalam konteks klasifikasi penyakit tanaman paprika, wawancara dilakukan dengan pihak petani. Tujuan wawancara adalah untuk menggali kebutuhan informasi tentang tanaman paprika, serta harapan terhadap sistem yang dikembangkan. (Rivaldi et al., n.d.)

c. Study Literatur

Study literatur adalah serangkaian tindakan yang mencakup membaca, mencatat, dan mengelola bahan penelitian. Dalam konteks penelitian klasifikasi penyakit tanaman paprika, proses ini mencakup analisis terhadap dokumen-dokumen yang diberikan oleh instansi terkait, seperti data tanaman paprika, dan algoritma convolutional neural network. Data tersebut dapat disajikan dalam berbagai format yang mendukung integrasi ke dalam sistem guna memperkuat hasil dan keakuratan dalam mendeteksi tanaman paprika tersebut. Selain itu, menelaah dokumentasi juga melibatkan study literatur terhadap jurnal ilmiah, laporan penelitian, dan publikasi lain yang relevan. Studi ini bertujuan untuk memahami metodologi yang diterapkan dalam penelitian yang memiliki relevansi, mengidentifikasi celah penelitian, dan membangun dasar teori yang kuat. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat mengimplementasikan sistem untuk meningkatkan pengelolaan dalam memproduksi tanaman paprika yang akurat dan efisien.

2. Pra-pemrosesan Data

Setelah data terkumpul, tahap *Pra-pemrosesan Data* dilakukan untuk mempersiapkan dan memurnikan dataset agar siap digunakan dalam pelatihan. Kegiatan utama di sini mencakup normalisasi ukuran citra, konversi format, dan penyeragaman nilai piksel. Selain itu, augmentasi data sering dilakukan untuk meningkatkan jumlah dataset secara efektif, misalnya dengan memutar, membalik, atau mengubah kecerahan citra. Tujuannya adalah membantu model menjadi lebih robust dan mengurangi risiko *overfitting*. (Asrafil et al., 2020)

```
batch_size = 16
image_size = (244, 244)

train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

# VALIDATION DATA GENERATOR
val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

# FLOW FROM DIRECTORY - KHUSUS PAPRIKA
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    '/content/drive/MyDrive/Datasets/Paprika_Train',
    target_size=image_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary'
)

val_generator = val_datagen.flow_from_directory(
    '/content/drive/MyDrive/Datasets/Paprika_Valid',
    target_size=image_size,
    batch_size=batch_size,
```

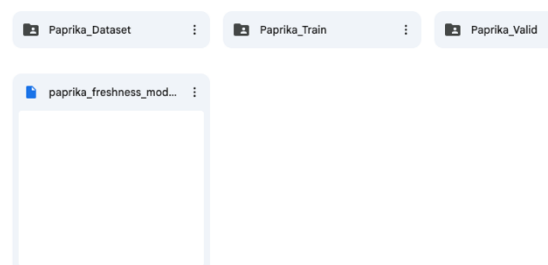
Gambar 2. Prapemrosesan Data

a. Resize

Resize atau penyesuaian ukuran citra, di mana dimensi semua gambar diseragamkan agar sesuai dengan input arsitektur model yang digunakan. Selanjutnya dilakukan Konversi Format untuk memastikan file citra berada dalam ekstensi yang seragam dan dapat terbaca oleh sistem pelatihan. Tahap berikutnya adalah Normalisasi Nilai Piksel yang bertujuan untuk mengubah rentang intensitas warna, biasanya dari skala 0-255 menjadi skala 0-1, guna mempercepat stabilitas komputasi.

b. Augmentasi

Augmentasi Data yang berfungsi untuk memperbanyak jumlah dataset secara buatan melalui manipulasi visual seperti rotasi, pembalikan (flip), atau pengaturan kecerahan. Terakhir, proses ini mencakup upaya untuk meningkatkan Robustness model serta mencegah terjadinya *overfitting*, sehingga model tidak hanya menghafal data latihan tetapi mampu mengenali data baru dengan lebih akurat. (Saputro et al., 2022)



Gambar 3. Struktur Folder

Pengaturan struktur folder yang dilakukan saat ini bertujuan untuk mengorganisasi seluruh elemen dataset agar proses pelatihan model klasifikasi

menjadi lebih sistematis dan efisien. Di dalam direktori utama, terdapat folder *Paprika_Dataset* yang berfungsi sebagai penyimpanan induk untuk seluruh data mentah sebelum diproses lebih lanjut.

Untuk kebutuhan siklus pengembangan model, dataset telah dipisahkan secara terstruktur ke dalam folder *Paprika_Train* yang memuat data utama untuk proses pembelajaran mesin serta folder *Paprika_Valid* yang disediakan khusus untuk tahap validasi guna memantau performa model secara objektif.

Selain pengelompokan citra, tersedia pula file model eksternal yang disimpan secara mandiri guna memudahkan akses saat tahap pengujian atau implementasi akhir dilakukan. Seluruh penataan ini memastikan alur kerja data tetap rapi dan meminimalisir risiko tercampurnya data uji dengan data latih selama eksperimen berlangsung.

3. Pengembangan dan Pelatihan Model

Proses pengembangan sistem ini dimulai dengan perancangan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang disusun secara sekuensial untuk mengekstraksi fitur visual dari citra tanaman paprika. Struktur model dibangun menggunakan empat blok lapisan konvolusi utama, di mana setiap lapisan *Conv2D* bertugas mendeteksi pola fitur yang semakin kompleks dan diikuti oleh lapisan *MaxPooling2D* untuk mereduksi dimensi data agar komputasi lebih efisien. Sebagai contoh, model dimulai dengan 32 filter pada input berukuran 244 x 244 x 3 dan terus meningkat hingga 256 filter pada blok terakhir sebelum masuk ke tahap klasifikasi. (Peryanto et al., 2019)

```
from tensorflow.keras import Sequential, layers

model = Sequential([
    layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(244, 244, 3)),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    layers.Conv2D(256, (3, 3), activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    layers.Flatten(),
    layers.Dense(512, activation='relu'),
    layers.Dense(1, activation='sigmoid') # 1 neuron, sigmoid untuk binary
])

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

model.summary()
```

Gambar 4. Modelling CNN

Setelah proses ekstraksi fitur selesai, data mentah tersebut diratakan melalui lapisan Flatten menjadi vektor satu dimensi agar bisa diproses oleh lapisan saraf padat atau Dense layer. Di sini, penulis menggunakan lapisan tersembunyi dengan 512 neuron yang memiliki fungsi aktivasi *ReLU* untuk menangani non-linearitas, serta satu lapisan output tunggal dengan aktivasi Sigmoid karena sistem ini dirancang untuk melakukan klasifikasi biner. Seluruh parameter model kemudian

dikompilasi menggunakan *optimizer Adam* dan fungsi kerugian *binary_crossentropy* untuk memastikan tingkat akurasi yang optimal selama fase pelatihan.

Tabel 1. Model Summary

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 242, 242, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 121, 121, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 119, 119, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 59, 59, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 57, 57, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 128)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 26, 26, 256)	259,168
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 43164)	0
dense (Dense)	(None, 512)	22,151,680
dense_1 (Dense)	(None, 1)	513

Memasuki tahap Train Model, sistem dilatih selama 20 *epoch* untuk melakukan penyesuaian bobot dan bias secara berulang berdasarkan data latih di folder *Paprika_Train* serta divalidasi menggunakan dataset *Paprika_Valid*. Selama pelatihan berlangsung, sistem terus memantau metrik akurasi dan nilai loss, di mana hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mampu mencapai nilai *validation accuracy* hingga 1.0000 atau tingkat presisi sempurna pada beberapa epoch awal. Alur kerja ini memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya mengenali data pelatihan, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

```
# EPOCHS
epochs = 20

# FIT MODEL
history = model.fit(
    train_generator,
    epochs=epochs,
    validation_data=val_generator,
    steps_per_epoch=len(train_generator),
    validation_steps=len(val_generator)
)
```

Gambar 5. Proses Training

4. Evaluasi Kinerja Model

Tahap akhir adalah Evaluasi Kinerja Model, yang bertujuan untuk mengukur dan menganalisis seberapa baik performa model yang telah dilatih. Evaluasi dilakukan menggunakan dataset terpisah (testing set). Berbagai metrik statistik digunakan, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score. Hasil dari evaluasi akhir menunjukkan performa yang sangat impresif pada kedua set data. Pada *Training Set*, model mencatatkan tingkat akurasi sebesar 0.9545 dengan nilai loss 0.1389. Performa yang lebih unggul terlihat pada *Validation Set*, di mana model mencapai akurasi sebesar 0.9667 dengan nilai loss yang sangat rendah yaitu 0.0600.

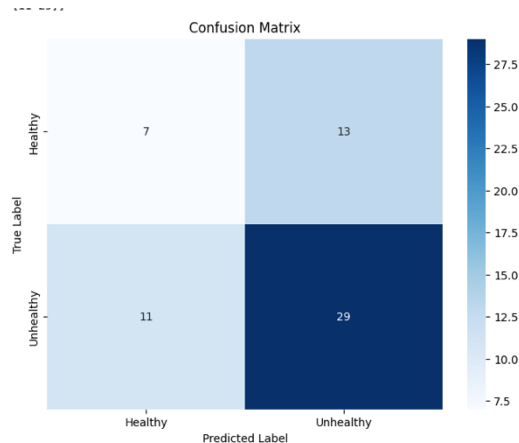
Log pelatihan juga mengonfirmasi stabilitas model yang mampu mencapai akurasi validasi sempurna sebesar 1.0000 sejak *epoch* kedua, menandakan bahwa sistem memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat dan efektif dalam mengenali kondisi tanaman paprika.

✓ Metrics for Training Set:
Loss: 0.1389
Accuracy: 0.9545

✓ Metrics for Validation Set:
Loss: 0.0600
Accuracy: 0.9667

Gambar 6. Evaluasi Kinerja

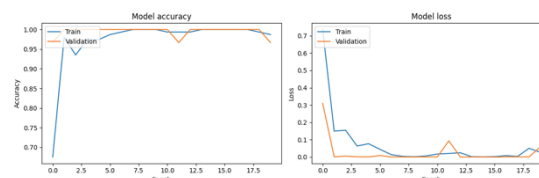
Peneliti menggunakan *Confusion Matrix* sebagai representasi visual untuk membandingkan label aktual dengan hasil prediksi model pada data uji, di mana matriks ini memetakan jumlah klasifikasi yang benar dan salah untuk kategori *Healthy* dan *Unhealthy* secara mendetail. Berdasarkan hasil yang diperoleh, kinerja model kemudian dijabarkan melalui *Classification Report* yang mencakup metrik *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi keseluruhan untuk memberikan gambaran obyektif mengenai kemampuan model dalam mengidentifikasi kondisi tanaman paprika. (Marleny et al., 2023)



Gambar 7. Confusion Matrix

Selanjutnya, untuk memantau stabilitas proses pembelajaran selama 20 epoch, dilakukan analisis melalui grafik *Model Accuracy* dan *Model Loss*. Grafik akurasi memvisualisasikan perbandingan tren antara data pelatihan (*train*) dan data validasi (*validation*), yang memungkinkan peneliti untuk memantau seberapa cepat model berkonvergensi menuju akurasi optimal. Secara paralel, grafik *Model Loss* digunakan untuk mengamati penurunan tingkat kesalahan selama pelatihan, di mana tren penurunan yang konsisten pada kedua set data menunjukkan bahwa model belajar secara efektif tanpa indikasi overfitting yang signifikan. Seluruh

rangkaian evaluasi ini memastikan bahwa arsitektur CNN yang dirancang tidak hanya sekadar menghafal data, tetapi memiliki kemampuan generalisasi yang kuat untuk diimplementasikan sebagai alat bantu cerdas di lapangan. (Hidaya, 2025)



Gambar 8. Model Accuracy dan Loss

Melalui seluruh rangkaian tahapan metodologi yang telah disusun, mulai dari identifikasi masalah di lapangan hingga evaluasi performa menggunakan metrik statistik, penelitian ini memastikan bahwa pengembangan model dilakukan secara sistematis dan terukur. Integrasi antara pengambilan data langsung melalui observasi di Desa Pasir Data Indah dengan teknik pra-pemrosesan data yang mendalam, seperti augmentasi dan normalisasi, dirancang untuk menghasilkan model yang tidak hanya akurat di lingkungan simulasi, tetapi juga tangguh saat menghadapi variasi citra di kondisi nyata.

Seluruh pengaturan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang melibatkan empat blok lapisan konvolusi dan penggunaan optimasi Adam bertujuan untuk mencapai titik konvergensi terbaik dalam mengenali karakteristik penyakit tanaman paprika. Dengan selesainya tahap evaluasi kinerja melalui analisis *Confusion Matrix* dan grafik *Accuracy/Loss*, maka alur penelitian ini telah siap untuk divalidasi lebih lanjut melalui interpretasi data yang akan dijabarkan secara mendetail pada bab berikutnya mengenai hasil dan pembahasan eksperimen.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, dipaparkan hasil dari pengembangan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit tanaman paprika yang telah dilatih selama 20 epoch. Fokus pembahasan meliputi evaluasi performa model menggunakan dataset pelatihan dan validasi serta efektivitas teknologi yang diterapkan.

1. Performa Model CNN

Berdasarkan hasil pengujian, model CNN kustom yang dibangun menunjukkan tingkat akurasi yang sangat impresif dalam membedakan antara kategori "*Healthy*" dan "*Unhealthy*". Berikut adalah detail capaian metrik evaluasi pada akhir proses pelatihan:

a. Training Set

Model mencatatkan tingkat akurasi sebesar 0.9545 (95,45%) dengan nilai *loss* sebesar 0.1389.

b. *Validation Set*

Performa pada data validasi menunjukkan hasil yang lebih unggul dengan akurasi sebesar 0.9667 (96,67%) dan nilai *loss* yang rendah, yaitu 0.0600.

Pencapaian akurasi validasi yang sangat tinggi, bahkan menyentuh angka 1.0000 pada beberapa *epoch* awal, menandakan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur empat blok lapisan konvolusi (dengan filter hingga 256) efektif dalam mengekstraksi fitur visual unik pada daun paprika.

2. Analisis Pengaruh Teknologi Terhadap Hasil Keberhasilan model dalam mencapai akurasi tinggi tidak terlepas dari integrasi beberapa teknologi pendukung dalam alur penelitian:

a. Efektivitas Augmentasi Data

Penggunaan *ImageDataGenerator* dari *TensorFlow* untuk rotasi, pembalikan (flip), dan pengaturan kecerahan terbukti mencegah terjadinya *overfitting*. Hal ini terlihat dari stabilitas nilai akurasi antara data latih dan data validasi yang tetap konsisten.

b. Manajemen Dataset melalui Roboflow

Platform Roboflow memberikan kontribusi krusial dalam menyajikan dataset yang terstruktur dan terlabeli dengan baik. Kombinasi data publik dan data lapangan memastikan model terpapar pada variasi citra yang representatif terhadap kondisi riil di perkebunan Desa Pasir Data Indah.

c. Optimalisasi Arsitektur

Penggunaan fungsi aktivasi *ReLU* pada hidden layer dan Sigmoid pada output layer terbukti tepat untuk menangani klasifikasi biner pada penyakit paprika ini. Penggunaan *optimizer Adam* juga mempercepat konvergensi model hingga mencapai akurasi optimal dalam waktu singkat.

3. Interpretasi Hasil bagi Pertanian

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem cerdas berbasis *Deep Learning* mampu menjadi alat bantu yang reliabel bagi petani. Dengan akurasi di atas 96%, model ini dapat mengurangi ketergantungan petani pada metode konvensional yang sering kali tidak efisien dan subyektif. Deteksi cepat melalui citra digital ini memungkinkan penanganan dini terhadap daun kuning atau keriting, sehingga risiko kegagalan panen

akibat penyebaran virus atau hama dapat diminimalisir secara signifikan.

Berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan, pengembangan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit tanaman paprika menunjukkan performa yang sangat impresif selama 20 epoch pelatihan. Model CNN kustom ini berhasil mencapai tingkat akurasi pada data pelatihan sebesar 95,45% dengan nilai *loss* 0,1389. Hasil yang lebih unggul tercatat pada data validasi, di mana model mencapai akurasi sebesar 96,67% dengan nilai *loss* yang sangat rendah yaitu 0,0600. Tingginya akurasi validasi yang konsisten sejak epoch kedua menandakan bahwa sistem memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat dan efektif dalam mengenali kondisi tanaman paprika tanpa mengalami *overfitting*.

Keberhasilan performa ini didukung oleh penggunaan arsitektur model sekuensial yang menggunakan empat blok lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur visual seperti tepi, tekstur, dan warna pada daun secara otomatis. Penggunaan platform Roboflow juga memberikan kontribusi krusial dalam menyediakan dataset yang terorganisir, yang menggabungkan data publik dengan hasil observasi langsung di lapangan. Selain itu, penerapan teknik augmentasi data melalui *ImageDataGenerator* seperti rotasi, pembalikan, dan pengaturan kecerahan terbukti efektif dalam meningkatkan *robustness* model sehingga mampu mengenali data baru dengan lebih akurat.

Secara keseluruhan, model yang dikembangkan telah berhasil menjalankan klasifikasi biner untuk membedakan kategori tanaman sehat (*Healthy*) dan tidak sehat (*Unhealthy*) dengan presisi tinggi. Hasil ini membuktikan bahwa sinergi antara teknologi *Artificial Intelligence*, *Deep Learning*, dan *Computer Vision* dapat menjadi alat bantu cerdas yang efektif bagi petani di Indonesia. Dengan efisiensi diagnosis yang ditawarkan, sistem ini diharapkan dapat mengurangi ketergantungan pada metode konvensional, mempercepat penanganan penyakit seperti daun kuning dan keriting, serta pada akhirnya meningkatkan produktivitas pertanian paprika secara berkelanjutan.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menyimpulkan bahwa implementasi teknologi *Deep Learning* dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) sangat efektif dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada tanaman paprika secara otomatis. Model yang dikembangkan menunjukkan performa yang luar biasa dengan capaian akurasi validasi

sebesar 96,67%, yang membuktikan bahwa sistem ini memiliki tingkat keandalan tinggi untuk membedakan tanaman sehat dan tidak sehat berdasarkan fitur visual daun. Keberhasilan ini didukung secara krusial oleh integrasi platform Roboflow dalam manajemen dataset serta teknik augmentasi data menggunakan *TensorFlow* yang mampu meningkatkan ketahanan model terhadap variasi citra di lapangan. Melalui penggunaan alat bantu cerdas ini, petani dapat melakukan deteksi dini terhadap penyakit seperti daun kuning dan keriting dengan lebih cepat dan akurat dibandingkan metode konvensional. Secara keseluruhan, inovasi ini memberikan solusi praktis dalam memodernisasi sektor pertanian yang tidak hanya meningkatkan efisiensi pemeliharaan, tetapi juga berpotensi besar dalam menjaga kualitas produksi dan keberlanjutan panen paprika di masa depan.

Saran

Meskipun model yang dikembangkan saat ini telah menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, terdapat beberapa area yang dapat ditingkatkan pada penelitian masa depan. Pengembangan klasifikasi disarankan untuk tidak hanya terbatas pada kategori biner seperti "Sehat" dan "Tidak Sehat", melainkan diperluas untuk mendeteksi serta mengidentifikasi jenis-jenis penyakit tertentu secara lebih spesifik agar petani mendapatkan solusi perawatan yang lebih terperinci. Selain itu, peningkatan jumlah dan keseimbangan dataset pada setiap kelas, terutama kelas *Healthy*, perlu dilakukan agar hasil evaluasi model menjadi lebih representatif terhadap kondisi riil di lapangan.

Peneliti selanjutnya juga dapat mencoba membandingkan hasil model kustom ini dengan arsitektur *Transfer Learning* yang sudah teruji, seperti *VGG-16* atau *ResNet*, untuk mengeksplorasi potensi peningkatan performa lebih lanjut. Mengingat luaran sistem saat ini masih berupa kerangka kerja, langkah krusial berikutnya adalah melakukan integrasi model ke dalam aplikasi mobile atau perangkat keras yang mampu beroperasi secara real-time di lahan pertanian. Dengan integrasi tersebut, teknologi ini dapat memberikan manfaat langsung dalam meningkatkan pengelolaan produksi tanaman paprika yang akurat dan efisien bagi para petani.

DAFTAR PUSTAKA

- Asrafil, A., Paliwang, A., Septian, M. R. D., Cahyanti, M., & Swedia, R. (2020). Klasifikasi penyakit tanaman apel dari citra daun dengan [Metode]. *Sebatik*, 207–212. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.1060>
- Hawari, F. H., Fadillah, F., Alviandi, M. R., & Arifin, T. (2022). Klasifikasi penyakit padi menggunakan algoritma CNN (Convolutional Neural Network). *Jurnal Responsif*, 4(2), 184–189. <https://ejurnal.ars.ac.id/index.php/jti>
- Hidaya, J. R. (2025). Implementasi klasifikasi citra berbasis tensorflow untuk mendeteksi penyakit tanaman pada aplikasi agroscan. *Jurnal FASILKOM*, 15(1), 124–130. <https://doi.org/10.37859/jf.v15i1.8536>
- Marleny, F., Fitriansyah, M., Sa'adah, Saputri, W. A. N., Ansari, R., & Mambang. (2023). Segmentasi citra keretakan dinding beton menggunakan teknik perbandingan evaluasi metrik. *Tematik*, 10(1), 28–33. <https://doi.org/10.38204/tematik.v10i1.1261>
- Nugraha, S. N., Pebrianto, R., & Fitri, E. (2024). Penerapan deep learning pada klasifikasi tanaman paprika berdasarkan citra daun menggunakan metode CNN. *Information System for Educators and Professionals*, 8(2), 8000063. <https://doi.org/10.51211/isbi.v8i2.2671>
- Peryanto, Yudhana, A., & Umar, D. R. (2019). Rancang bangun klasifikasi citra dengan teknologi deep learning berbasis metode Convolutional Neural Network. <https://www.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- Rivaldi, A., Feriawan, F. U., & Nur, M. Metode pengumpulan data melalui wawancara.
- Saputro, W., & Sumantri, D. B. (2022). Implementasi citra digital dalam klasifikasi jenis buah anggur dengan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan data augmentasi. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, 5(2). <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.1060>
- Soekarta, R., Nurdjan, N., & Syah, A. (2023). Klasifikasi penyakit tanaman tomat menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). *Insect*, 8(2). <https://doi.org/10.33506/insect.v8i2.2356>
- Wulandari, M. S., et al. (2025). KKN tematik mengembangkan potensi wisata dan budaya serta mempermudah akses informasi Desa Pasir Datar Indah. [Nama Jurnal Tidak Disebutkan]. <https://doi.org/10.52005/32aqsc84>