

IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI
PENYAKIT DAUN KENTANG MENGGUNAKAN CITRA DIGITAL

Aldianto Dicky Septian^{1*}, Agus Suhendar²
^{1,2}Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta
email: dicky63@gmail.com^{1*}

Abstrak: Tanaman kentang merupakan tanaman pangan penting namun rentan terhadap penyakit daun seperti penyakit hawar awal dan hawar akhir, yang dapat menurunkan hasil panen secara signifikan. Dalam penelitian ini, kami mengembangkan dan membandingkan beberapa model jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk mengklasifikasikan penyakit daun kentang berdasarkan gambar visual. Data yang digunakan terdiri dari gambar daun kentang dalam tiga kelas: sehat, hawar awal, dan hawar akhir. Dataset gambar diproses melalui augmentasi dan normalisasi untuk meningkatkan akurasi model. Tiga arsitektur CNN, yaitu *MobileNet-V2*, *VGG16*, dan *ConvNeXtBase*, diimplementasikan dan diuji dengan berbagai ukuran *batch*. Dari hasil penelitian, arsitektur *VGG16* dengan ukuran *batch* 32 memberikan performa terbaik dengan akurasi klasifikasi sebesar 95,93%, diikuti oleh *MobileNet-V2* dengan akurasi 94,15%. Oleh karena itu, model CNN, khususnya *VGG16*, terbukti efektif dalam mengidentifikasi penyakit daun kentang, yang dapat berkontribusi pada pengelolaan tanaman kentang yang lebih efisien dan mengurangi kerugian hasil panen.

Kata Kunci : *Convolutional Neural Network*, klasifikasi penyakit, *VGG16*, *MobileNet-V2*, *ConvNeXtBase*.

Abstract: Potato plants are an important food crop but are susceptible to leaf diseases such as early blight and late blight, which can significantly reduce crop yields. In this study, we developed and compared several convolutional neural network (CNN) models to classify potato leaf diseases based on visual images. The data used consisted of potato leaf images in three classes: healthy, early blight, and late blight. The image dataset was processed through augmentation and normalization to improve model accuracy. Three CNN architectures, namely *MobileNet-V2*, *VGG16*, and *ConvNeXtBase*, were implemented and tested with different batch sizes. Based on the results, the *VGG16* architecture with a batch size of 32 provided the best performance with a classification accuracy of 95.93%, followed by *MobileNet-V2* with an accuracy of 94.15%. Therefore, CNN models, particularly *VGG16*, proved effective in identifying potato leaf diseases, contributing to more efficient crop management and reducing yield losses.

Keywords : *Convolutional Neural Network*, disease classification, *VGG16*, *MobileNet-V2*, *ConvNeXtBase*.

PENDAHULUAN

Kentang termasuk jenis tanaman umbi-umbian [1]. Kentang ialah salah satu dari makanan pokok karena tingginya kandungan karbohidrat di dalamnya [2]. Kentang biasanya tumbuh di tempat yang tinggi sekitar 800mdpl – 2500mdpl dengan suhu rendah atau sejuk sekitar 15°C-20°C.

Kentang termasuk bahan pangan pokok, sehingga dalam sektor pertanian kentang mengalami pengembangan. Namun dalam pemberdayaan budidaya kentang masih menemui banyak kendala. Permasalahan yang sering dijumpai adalah penyakit yang menyerang daun kentang yang dapat mempengaruhi hasil panen [3]. Pada tanaman kentang yang memiliki umur berkisar 5–6 minggu dapat dengan mudah ditemukannya penyakit pada daun kentang. Penyakit ini biasanya akan menyebar ke berbagai bagian tubuh tanaman kentang lainnya mulai dari batang hingga umbi. [4]

Dua penyakit daun kentang yang umum menjangkit tanaman kentang adalah hawar awal dan hawar akhir. Hawar awal disebabkan oleh patogen jamur *Alternaria solani*, sementara itu organisme yang bertanggung jawab atas hawar akhir pada daun kentang adalah *Phytophthora infestans* [5]. Penyakit Hawar akhir (*Late Blight*) atau busuk daun atau dapat juga disebut sebagai lodoh ini disebabkan oleh jamur *Phytophthora Infestans* [6], dan penyakit bercak kering (*Early Blight*) atau hawar awal yang disebabkan oleh berbagai spesies *Alternaria* [7]. Dalam hal gejala keduanya memiliki perbedaan yaitu Hawar akhir (*Late Blight*) mempunyai pertanda awal yang diawali dengan adanya lesi berwarna hitam atau kecoklatan pada bagian tepi maupun pada bagian tengah daun yang akan merambat hingga merusak tanaman [8], dan bercak kering (*Early Blight*) memiliki gejala yang ditimbulkan seperti daun kentang memiliki bercak kecil yang tersebar tidak beraturan, memiliki warna coklat tua, dan merambat hingga pada daun muda. Permukaan kulit umbi kentang memiliki berbercak gelap tidak beraturan, kering, berkerut dan keras sehingga menyebabkan pertumbuhan tanaman terganggu [6].

Sebagai teknologi baru dalam penelitian algoritma pembelajaran mesin, *deep learning* didorong oleh pembentukan dan simulasi jaringan saraf untuk menganalisis masalah dan belajar seperti halnya manusia [9]. CNN menyerupai jaringan saraf biasa, tetapi memiliki karakteristik menarik yang terdiri atas neuron-neuron yang memiliki bobot dan bias yang bisa untuk dipelajari [10]. Dengan menggunakan algoritma CNN, gambar dapat

disegmentasi menjadi bagian-bagian kecil (piksel), dan teknik pembelajaran gambar dapat mengungkap detail penting seperti tekstur, tepi, dan pola. Jaringan saraf tiruan multilayer digunakan oleh CNN untuk mengekstrak informasi yang relevan dari gambar dan membuat prediksi tentang kategori atau klasifikasi gambar. Penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mendeteksi gejala-gejala penyakit seperti perubahan warna, bercak, dan tekstur daun yang tidak biasa saat memeriksa penyakit daun kentang, yang menunjukkan apakah daun tersebut sehat atau terinfeksi penyakit *early blight* atau *late blight*. Dengan cara ini, petani dapat mengambil tindakan pencegahan untuk mencegah penyakit merusak seluruh tanaman.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengembangkan dan menerapkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan bahasa pemrograman Python yang efektif untuk klasifikasi penyakit kentang berdasarkan gambar daun. Tujuan dari model CNN adalah untuk meningkatkan deteksi dan pengendalian penyakit tanaman kentang serta mengurangi kerugian hasil panen yang disebabkan oleh penyakit tanaman. Selain itu, penelitian ini mengevaluasi kinerja model CNN dalam hal akurasi klasifikasi yang diberikan.

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian oleh [11] menggunakan *Convolution Neural Network* untuk pengklasifikasian penyakit pada daun kentang dengan menggunakan dataset yang didapatkan dari Kaggle. Dengan Setiap *Hyperparameter* dan *Optimizer* yang diujikan memberi pengaruh yang besar pada model yang dihasilkan. Kombinasi paling optimal yang diperoleh dari hasil pengujian adalah dengan kombinasi *Optimizer Adam*, *Convolutional Layer 5*, dan *epochs 100*. Mendapatkan hasil berupa tingkat akurasi data *testing* menggunakan model terbaik dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun kentang yaitu sebesar 98,20 %.

Penelitian oleh [12] menggunakan arsitektur *VGG16*, *Resnet50*, *RNN*, dan *LTSM* untuk identifikasi penyakit daun kentang. Dengan dataset berjumlah 600, dengan 5 kelas berupa daun sehat, daun bercak, daun berlubang, daun busuk dan bukan daun yang setiap kelas berisi sebanyak 120 circa gambar yang memiliki ukuran 128x128 piksel. Melalui penelitian yang dilakukan dengan berbagai model arsitektur didapatkan nilai tertinggi adalah Model ketiga dengan arsitektur yaitu *VGG16* dipasangkan dengan *dense layer 75* mendapatkan nilai presisi 0.87, recall 0.86, akurasi 0.86 dan f1-score 0.86.

Penelitian oleh [8] melakukan penelitian penyakit daun kentang dengan mengimplementasikan pengolahan citra menggunakan metode *Convolution Neural Network (CNN)* dengan memakai 1152 data *image* daun kentang untuk mengidentifikasi daun sehat, *late blight*, dan *early blight*. Dengan menggunakan perbandingan data 8:2 dan menggunakan arsitektur 4 lapisan layer memperoleh nilai accuracy 95% dan validasi accuracy 94%.

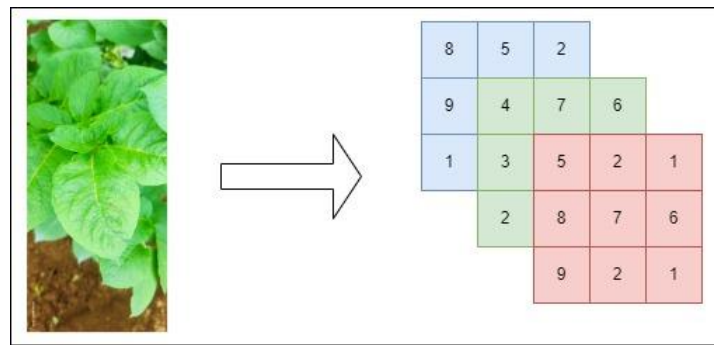
Penelitian oleh [13] dengan judul *Potato Leaf Disease Clasification Using Deep Learning Approach*. Dalam penelitian melakukan klasifikasi pada 5 jenis penyakit pada daun kentang. Dataset yang dipergunakan dalam penelitian ini merupakan citra dengan masukan 224x224 piksel. Dengan beberapa kelas yang digunakan yaitu *alter-naria solan*, *insect*, *virus*, *phytophthora infestans*, dan sehat. Dengan memanfaatkan metode CNN serta arsitektur VGG (*VGG16* dan *VGG19*), penelitian ini telah mendapatkan nilai akurasi rata-rata di angka 91%.

Hasil ini menunjukkan efektivitas CNN dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit daun kentang, termasuk penyakit yang disebabkan oleh *Alternaria solani*, *Phytophthora infestans*, serta penyakit yang terkait dengan serangan serangga dan virus.

Penelitian ini juga menggunakan metode CNN dengan fokus pada deteksi tiga kelas penyakit daun kentang: sehat, *early blight* (hawar awal), dan *late blight* (hawar akhir). Sama halnya dengan penelitian terdahulu, penelitian ini menggunakan arsitektur VGG, khususnya *VGG16*, yang terbukti efektif dalam tugas klasifikasi citra, dan juga arsitektur lain, yaitu *MobileNet-V2* dan *ConvNeXtBase*, serta menggunakan dataset yang telah diproses melalui augmentasi dan normalisasi untuk meningkatkan akurasi model.

Citra Digital

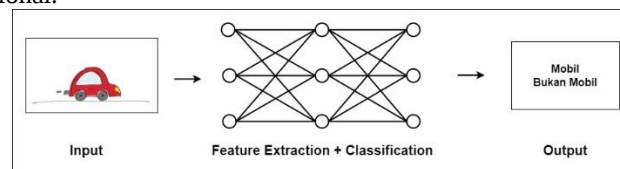
Citra digital merupakan citra dua dimensi yang diubah citra analog dua dimensi secara berkelanjutan menjadi citra melalui proses pengambilan sampel. Gambar analog dibagi menjadi N baris dan M kolom, menghasilkan gambar diskrit. Gambar digital adalah gambar yang dapat diolah oleh komputer. Data komputer hanya menyimpan angka-angka yang menunjukkan intensitas setiap piksel. Gambar digital adalah data numerik yang dapat diproses oleh komputer [14]. Dalam citra digital terdiri dari 3 jenis yaitu citra berwarna, citra *grayscale*, dan citra *binner*



Gambar 1. Citra Digital

Deep Learning

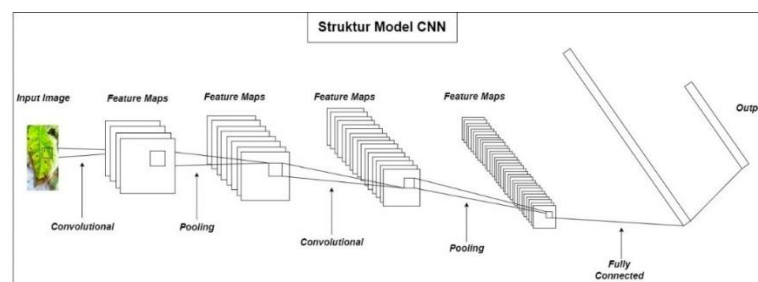
Deep Learning termasuk bagian bidang *machine learning* yang terdiri atas algoritma permodelan abstraksi tingkat tinggi pada data yang menggunakan sekumpulan fungsi perubahan nonlinier yang disusun bertingkat dan detail. Teknik dan algoritma ini dapat diterapkan untuk pembelajaran yang diawasi, tidak diawasi, dan semi-diawasi dalam berbagai aplikasi antara lain adalah pengenalan gambar, identifikasi suara, dan pengelompokan teks [15]. Metode ini sangat sesuai digunakan dalam situasi di mana kita menghadapi masalah yang sangat kompleks atau diberikan kuantitas data yang signifikan. Hal ini karena kemampuan deep learning dalam memodelkan abstraksi pada data melalui serangkaian fungsi transformasi non-linear yang bertingkat, memungkinkannya untuk menemukan pola dan hubungan yang mungkin tidak terlihat oleh pendekatan pembelajaran mesin tradisional.



Gambar 2. Deep Learning

Convolutional Neural Network (CNN)

Jaringan saraf konvolusional adalah kelas jaringan saraf tiruan deep feedforward yang digunakan untuk memproses data dalam dua dimensi, dan paling cocok untuk pengembangan MLP (multilayer perceptrons) yang dapat memproses gambar digital secara pengolahan data. Disamping itu, CNN dipengaruhi dari proses biologis dengan pola keterhubungan antar neuron yang berupaya meniru korteks optik hewan dalam sistem identifikasi gambar. Secara umum, jaringan saraf konvolusional dibagi menjadi dua lapisan: ekstraksi fitur dan klasifikasi [16].

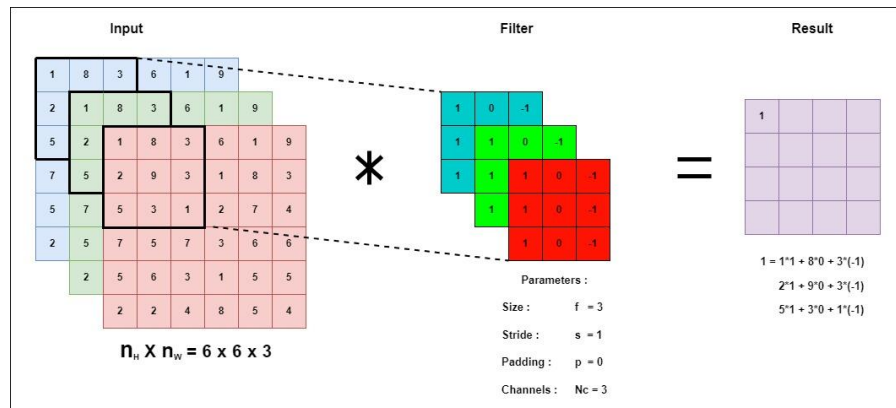


Gambar 3. Struktur model CNN

Convolutional layer

Lapisan konvolusional menunjang jaringan saraf untuk mengenali citra dari daun kentang mengacu pada atribut yang ada. Jaringan saraf mampu mengidentifikasi citra daun kentang berdasarkan piksel pada gambar daun kentang.

Lapisan konvolusional adalah lapisan inti CNN tempat sebagian besar proses pengolahan data dilakukan. Fokus utama konvolusi dalam terminologi *ConvNet* yaitu untuk menguraikan fitur dari masukan. Lapisan konvolusional terdiri atas struktur dengan sekumpulan filter berukuran tetap yang menyediakan kapabilitas kompleks diterapkan pada gambar masukan. Langkah ini dilakukan dengan cara mengeserkan filter ke atas gambar [11].

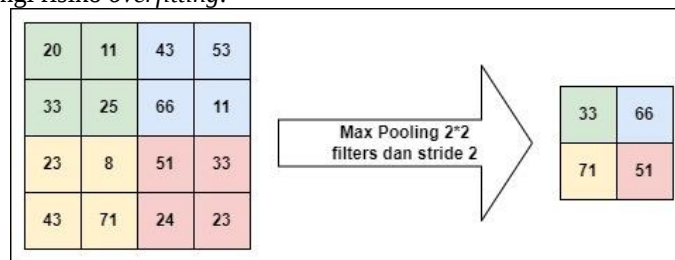


Gambar 4. Ilustrasi Operasi konvolusi Grayscale

Pooling Layer

Lapisan *Pooling* adalah lapisan yang berguna untuk memperoleh data yang digunakan untuk menghilangkan sebagian dimensi pada fitur. Fitur yang telah dioptimalkan ini akan melewati tahap penggabungan untuk menghasilkan fitur yang terintegrasi. [17]

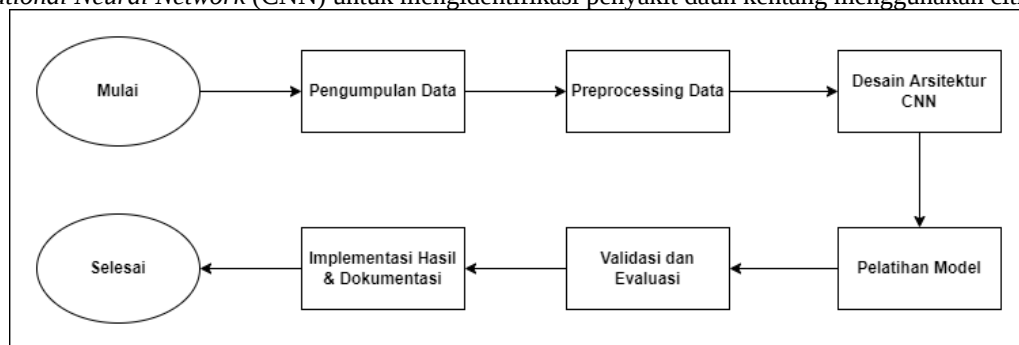
Tujuan utama dari teknik *pooling* adalah untuk mengurangi kompleksitas pada lapisan berikutnya. Proses ini melibatkan pengurangan resolusi atau ukuran gambar. Alasan di balik pendekatan ini adalah untuk mengurangi jumlah parameter yang harus diperbarui selama proses pelatihan, sehingga dapat meningkatkan kecepatan komputasi dan mengurangi risiko *overfitting*.



Gambar 5. Max Pooling

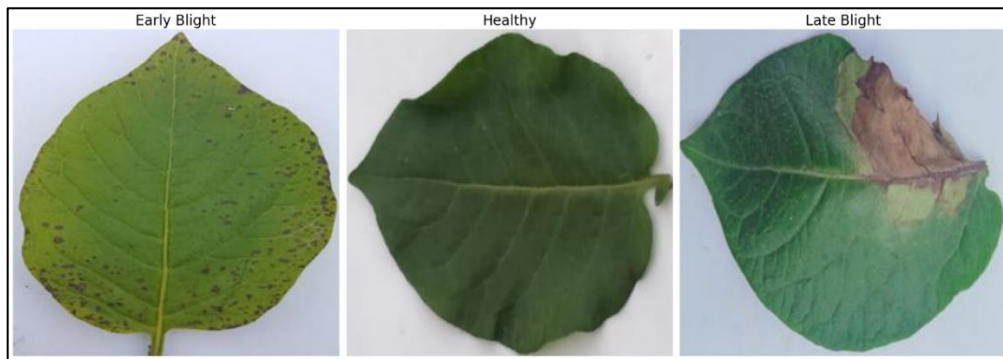
METODE

Berikut merupakan alur metode penelitian yang dilakukan untuk mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengidentifikasi penyakit daun kentang menggunakan citra digital.



Gambar 6. Metode penelitian

Tahap pertama adalah pengumpulan data yang digunakan untuk dalam penelitian, merupakan data berupa gambar daun kentang yang didapatkan dari Kaggle yang bernama "*Potato Plant Diseases Data*" yang diupload oleh Hafiz Nouman, dan perubahan terakhir pada bulan Mei 2024. Data ini terbagi menjadi 3 kelas yaitu *late blight*, *early blight*, dan sehat.



Gambar 7. Sampel data

Tahap kedua langkah ini melibatkan persiapan gambar-gambar untuk pelatihan model CNN. Preprocessing mencakup pengubahan ukuran gambar, normalisasi nilai piksel, augmentasi gambar (misalnya, rotasi, *flipping*).

```
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rotation_range=40,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    rescale=1./255,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)
```

Gambar 8. Augmentasi Data

Tahap ketiga pada langkah ini, arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dirancang dan dibangun dengan menggunakan beberapa model, yaitu *MobileNet-V2*, *VGG16*, dan *ConvNextBase*. Arsitektur CNN, termasuk lapisan-lapisan seperti lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, lapisan *fully connected*, dan fungsi aktivasi, didefinisikan di sini. Langkah ini juga melibatkan pemilihan *batch size*.

Tabel 1. Arsitektur CNN

Skema	Arsitektur	Batch_size
1	<i>MobileNet-V2</i>	32
2	<i>MobileNet-V2</i>	64
3	<i>VGG16</i>	32
4	<i>VGG16</i>	64
5	<i>ConvNextBase</i>	32
6	<i>ConvNextBase</i>	64

Tahap keempat model CNN dilatih menggunakan kumpulan data pelatihan yang diproses sebelumnya dalam beberapa fase utama. Pertama, pada fase propagasi maju, model mengambil gambar daun kentang sebagai masukan dan memprosesnya melalui lapisan CNN untuk membuat prediksi. Kemudian, pada fase back propagation, perbedaan antara prediksi model dan label sebenarnya dihitung menggunakan fungsi *loss categoryal cross entropy*. Kesalahan ini digunakan oleh algoritma optimasi seperti *Adam*, dan *Stochastic Gradient Descent* (SGD) untuk memperbarui bobot model guna meningkatkan akurasi selama proses pelatihan berikutnya. Selain itu, *hyperparameter* seperti kecepatan pembelajaran, jumlah periode, dan ukuran *batch* juga ditentukan untuk mengoptimalkan performa model secara keseluruhan..

Tahap kelima setelah pelatihan kinerja model akan dilakukan evaluasi pada data validasi untuk memeriksa performa model di luar data latih dan mencegah *overfitting*. Metrik seperti akurasi digunakan untuk mengukur kinerja model dalam mengidentifikasi penyakit daun kentang. Nilai akurasi menunjukkan seberapa baik model dapat mengklasifikasikan gambar baru yang belum pernah dilihat.

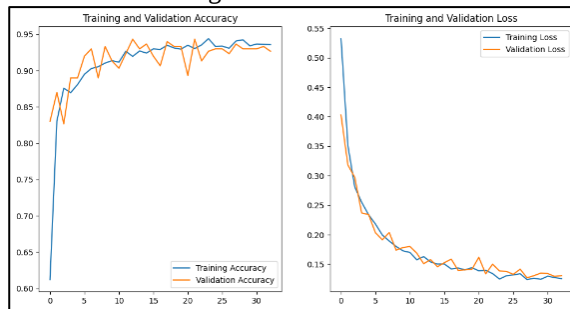
$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + True\ Negative + True\ Positive + True\ Negative} \quad (1)$$

Tahap keenam pada langkah terakhir, hasil penelitian akan diimplementasikan. Hasil evaluasi data uji dianalisis lebih lanjut untuk menilai apakah model memenuhi harapan dalam mendeteksi penyakit daun kentang, dalam mendeteksi citra daun kentang yang belum pernah dikenali. Dalam prosesnya menggunakan web sederhana dimana user akan menginputkan gambar daun kentang yang belum pernah di uji coba kedalam sistem lalu sistem akan menampilkan hasil prediksi dari inputan yang telah diberikan oleh user.

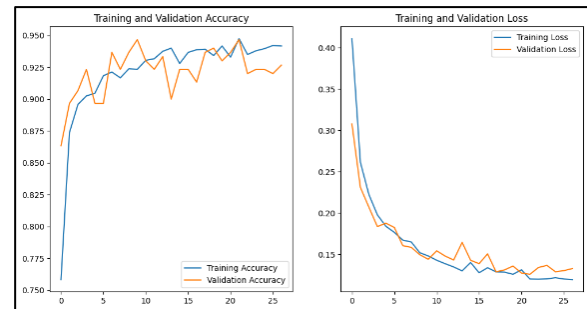
HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan Model

Pada skema 1 dan 2 pengujian terhadap arsitektur *MobileNet-V2* untuk *batch size* 32 dan 64 yang menghasilkan hasil berupa akurasi dan grafik loss yang menunjukan bahwa model bisa dibilang mampu mempelajari data yang diberikan dan antara keduanya memiliki nilai akurasi yang mendekati juga yaitu 0.9415 untuk *batch* 32 dan 0.9399 untuk *batch* 64. Secara keseluruhan, Skema 1 menghasilkan model yang lebih akurat dan efisien dibandingkan Skema 2

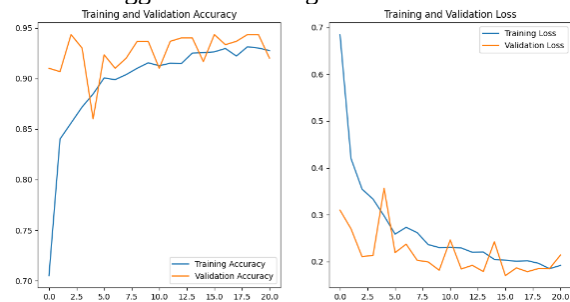


Gambar 9 Akurasi dan loss MobilenetV2 batch 32

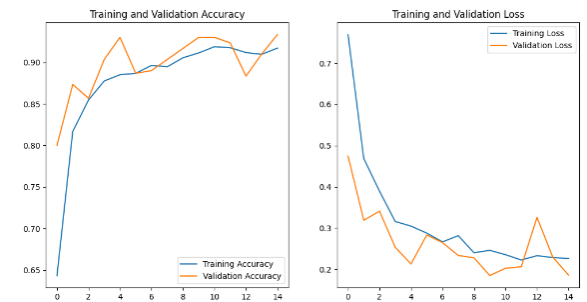


Gambar 10 Akurasi dan loss MobilenetV2 batch 64

Pada skema 3 dan 4 pengujian terhadap arsitektur *VGG16* untuk *batch size* 32 dan 64 yang menghasilkan pada skema *batch size* 32, model *VGG16* menunjukkan peningkatan akurasi yang stabil dengan penurunan *loss* yang konsisten, mencerminkan pembelajaran yang optimal. Sementara itu, skema *batch size* 64 memberikan peningkatan akurasi lebih cepat, tetapi menunjukkan fluktuasi yang lebih besar, terutama pada *validation loss*, menandakan potensi ketidakstabilan. Keduanya memiliki nilai akurasi 0.9593 untuk *batch size* 32, dan 0.9411 untuk *batch size* 64. Secara keseluruhan, *batch size* 32 lebih stabil, sementara *batch size* 64 lebih cepat mencapai performa tinggi namun kurang konsisten.

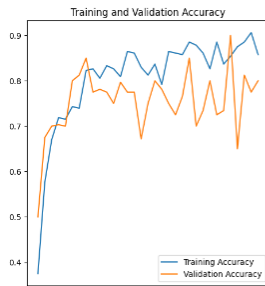


Gambar 11. Akurasi dan loss VGG16 batch 32

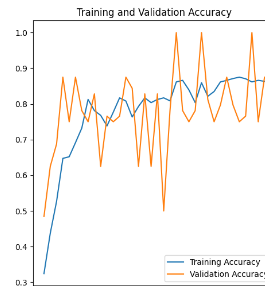
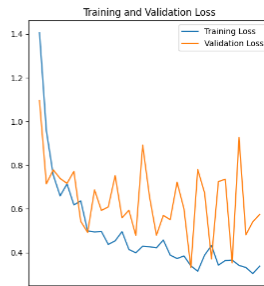


Gambar 12. Akurasi dan loss VGG16 batch 64

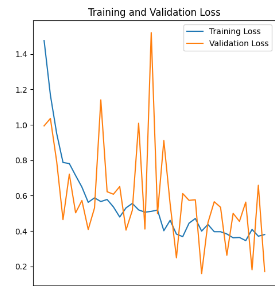
Pada skema 5 dan 6 *batch size* 32, *ConvNeXt Base* menunjukkan peningkatan akurasi yang stabil dengan penurunan *loss* yang konsisten. Sementara itu, skema *batch size* 64 memberikan peningkatan akurasi yang sedikit lebih rendah, dengan fluktuasi *validation loss* yang lebih kecil, dan nilai akurasi 0.8926 untuk *batch size* 32, dan nilai akurasi 0.8620 untuk *batch size* 64. Secara keseluruhan, *batch size* 32 menunjukkan performa yang lebih baik dan stabil, mencapai akurasi yang lebih tinggi dengan tanda-tanda *overfitting* yang lebih minimal dibandingkan *batch size* 64.



Gambar 13. Akurasi dan loss ConvNextBase Batch 32



Gambar 14. Akurasi dan loss ConvNextBase Batch 64



Hasil Evaluasi Model

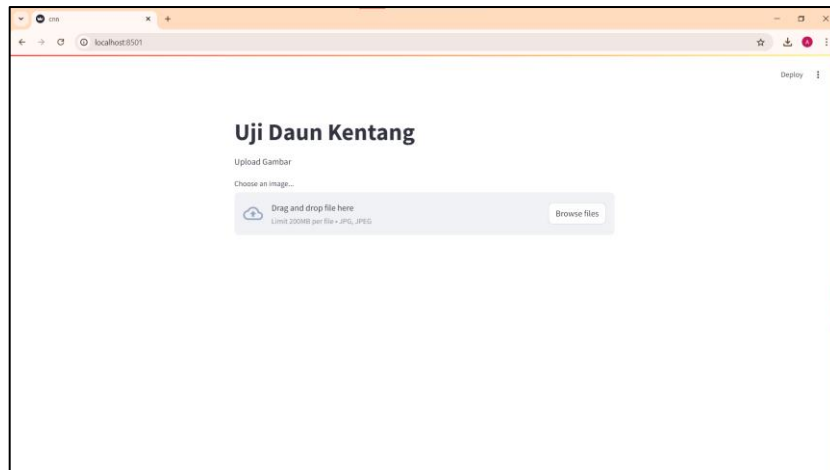
Tabel perbandingan dari percobaan yang telah dilakukan untuk membandingkan kinerja arsitektur dari *Mobilenet-V2*, *VGG16*, dan *ConvNextBase* dengan menggunakan *batch size* 32, dan 64 akan menggunakan nilai akurasi dari setiap model.

Tabel 2. Tabel perbandingan skema pengujian

Skema	Arsitektur	Batch_size	Akurasi
1	<i>Mobilenet-V2</i>	32	0.9415
2	<i>Mobilenet-V2</i>	64	0.9399
3	<i>VGG16</i>	32	0.9593
4	<i>VGG16</i>	64	0.9411
5	<i>ConvNextBase</i>	32	0.8926
6	<i>ConvNextBase</i>	64	0.8620

Implementasi dan Dokumentasi

Dari hasil pengujian model yang terbaik yaitu model dengan arsitektur *VGG16* dan *batch size* 32 akan diambil sebagai model yang akan digunakan dalam implementasi sistem ke dalam bentuk web sederhana untuk melakukan percobaan.



Gambar 15. Tampilan web sederhana

Dengan menggunakan web sederhana selanjutnya dilakukan pengujian acak menggunakan berbagai jenis citra daun yang belum pernah dilatih.

Tabel 3. Hasil Pengujian Klasifikasi Model

No	Gambar	Jenis	Klasifikasi	Status
1		<i>Early blight</i>	Predicted Class: <i>Early_Blight</i> Confidence: 82.12%	Berhasil

2		Early blight	Predicted Class: Early_Blight Confidence: 68.58% 	Berhasil
3		Late blight	Predicted Class: Late_Blight Confidence: 57.69% 	Berhasil
4		Late Blight	Predicted Class: Late_Blight Confidence: 99.62% 	Berhasil
5		Sehat	Predicted Class: Sehat Confidence: 59.45% 	Berhasil
6		Early blight	Predicted Class: Early_Blight Confidence: 98.52% 	Berhasil
7		Sehat	Predicted Class: Sehat Confidence: 53.29% 	Berhasil

Berdasarkan dari hasil tabel pengujian model diatas sistem mampu mendeteksi gambar yang belum dikenali dengan baik dalam prediksinya.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang didapat pada penelitian ini adalah keberhasilan mengembangkan model *convolutional neural network* (CNN) untuk mengidentifikasi penyakit daun kentang dari gambar digital. Sebuah studi yang menggunakan arsitektur CNN seperti *MobileNet-V2*, *VGG16*, dan *ConvNextBase* menunjukkan bahwa arsitektur *VGG16* dengan ukuran batch 32 memberikan akurasi tertinggi sebesar 95,93%, diikuti oleh *MobileNet-V2* dengan akurasi 94,15%. Model yang diperoleh secara efektif dapat membedakan antara daun kentang yang sehat dan daun kentang yang terserang penyakit *late blight*, dan *early blight*. Keuntungan dari metode ini adalah meningkatkan

akurasi deteksi penyakit daun kentang, namun kelemahannya termasuk ketergantungan pada kumpulan data yang terbatas dan kebutuhan daya komputasi yang besar untuk melatih model yang lebih kompleks.

Saran untuk penelitian ini adalah pembuatan aplikasi pada perangkat seluler untuk penggunaan di lapangan. Penggunaan teknik lain seperti *learning rate*, perubahan *hyperparameter*, dan perubahan layer setiap model juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan performa model, dan adanya pergantian dari model yang ada dalam sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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, 2022.
- [2] K. I. Nauval and S. Lestari, "Implementasi Deteksi Objek Penyakit Daun Kentang dengan Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Aplikasi Teknologi Informasi dan Manajemen (JATIM)*, vol. 3, no. 2, pp. 136–149, 2022, doi: 10.31102/jatim.v3i2.1576.
- [3] A. Fuadi and A. Suharso, "Perbandingan Arsitektur Mobilenet Dan Nasnetmobile Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Kentang," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 701–710, 2022, doi: 10.29100/jupi.v7i3.3026.
- [4] L. Aumatullah, I. Ein, and M. M. Santoni, "Identifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna Dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, no. April, pp. 783–791, 2021.
- [5] M. A. Iqbal and K. H. Talukder, "Detection of Potato Disease Using Image Segmentation and Machine Learning," *2020 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking, WiSPNET 2020*, pp. 43–47, 2020, doi: 10.1109/WiSPNET48689.2020.9198563.
- [6] Khafi, "Identifikasi Penyakit pada Tanaman Kentang Dengan K-Nearest Neighbor berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur Daun," pp. 1–23, 2020.
- [7] L. Meno, O. Escuredo, M. S. Rodríguez-Flores, and M. C. Seijo, "Modification of the tomcast model with aerobiological data for management of potato early blight," *Agronomy*, vol. 10, no. 12, 2020, doi: 10.3390/agronomy10121872.
- [8] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and M. rudyanto Arief, "Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network," *Creative Information Technology Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 22–31, 2021.
- [9] C. Su and W. Wang, "Concrete Cracks Detection Using Convolutional Neural Network Based on Transfer Learning," *Math Probl Eng*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/7240129.
- [10] D. Bhatt *et al.*, "Cnn variants for computer vision: History, architecture, application, challenges and future scope," *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 20, pp. 1–28, 2021, doi: 10.3390/electronics10202470.
- [11] T. Y. P. Situngkir, "KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN KENTANG MENGGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," UPN Veteran Yogyakarta, 2022.
- [12] J. R. Aisya and A. Prasetyadi, "Klasifikasi Penyakit Daun Kentang dengan Metode CNN dan RNN," *Jurnal Tekno Insentif*, vol. 17, no. 1, pp. 1–10, 2023.
- [13] R. A. Sholihati, I. A. Sulistijono, A. Risnumawan, and E. Kusumawati, "Potato Leaf Disease Classification Using Deep Learning Approach," *IES 2020 - International Electronics Symposium: The Role of Autonomous and Intelligent Systems for Human Life and Comfort*, pp. 392–397, 2020, doi: 10.1109/IES50839.2020.9231784.
- [14] N. Z. Munantri, H. Sofyan, and M. Y. Florestiyanto, "Aplikasi Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Umur Pohon," *Telematika*, vol. 16, no. 2, p. 97, 2020, doi: 10.31315/telematika.v16i2.3183.
- [15] A. K. Syarif, "Sistem Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Deep Learning Dengan Library Tensorflow Lite," *Universitas Hasanuddin*, 2021.
- [16] M. Rahman and A. Pambudi, "Identifikasi Citra Daun Selada Dalam Menentukan Kualitas Tanaman Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, pp. 851–858, 2023, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v11i3.s1.3438>
- [17] F. Ramadhani, A. Satria, and S. Salamah, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak," *sudo Jurnal Teknik Informatika*, vol. 2, no. 4, pp. 167–175, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i4.408.