

**PENERAPAN MODEL CONVNEXT DALAM
MENGKLASIFIKASIKAN PENYAKIT DAUN TANAMAN
KENTANG DI LINGKUNGAN YANG TIDAK TERKENDALI
(POTATO LEAF DISEASE IN UNCONTROLLED
ENVIRONMENT)**

TUGAS AKHIR



Disusun oleh:

Tirta Agung Jati

NIM. 20106050001

**STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

2024



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1032/Un.02/DST/PP.00.9/07/2024

Tugas Akhir dengan judul : Penerapan Model ConvNeXt Dalam Pengklasifikasian Penyakit Daun Tanaman Kentang Di Lingkungan Yang Tidak Terkendali (Potato Leaf Disease In Uncontrolled Environment)

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : TIRTA AGUNG JATI
Nomor Induk Mahasiswa : 20106050001
Telah diujikan pada : Kamis, 20 Juni 2024
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang
Nurochman, S.Kom., M.Kom
SIGNED

Valid ID: 668365bb12a5a



Penguji I
Dr. Ir. Sumarsono, S.T., M.Kom.
SIGNED

Valid ID: 6682b3a7c3849



Penguji II
Muhammad Galih Wonoseto, M.T.
SIGNED

Valid ID: 66836476db5e4



Yogyakarta, 20 Juni 2024
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

Valid ID: 668397ff60467

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Tirta Agung Jati
NIM : 20106050001
Program Studi : Informatika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Dengan ini menyatakan bahwa isi skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu Perguruan Tinggi dan sesungguhnya skripsi ini merupakan hasil pekerjaan penulis sendiri sepanjang pengetahuan penulis, bukan duplikasi atau saduran dari karya orang lain kecuali bagian tertentu yang penulis ambil sebagai bahan acuan. Apabila terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

Yogyakarta, 12 Juni 2024



Tirta Agung Jati
NIM. 20106050001

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA



SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi / Tugas Akhir
Lamp :

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
di Yogyakarta

Assalamu'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Tirta Agung Jati
NIM : 20106050001
Judul Skripsi : Penerapan Model ConvNeXt Dalam Klasifikasi Penyakit Daun
Tanaman Kentang Di Lingkungan Yang Tidak Terkendali (Potato
Leaf Disease In Uncontrolled Environment)

sudah dapat diajukan kembali kepada Program Studi Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam Program Studi Informatika.

Dengan ini kami berharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqasyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 12 Juni 2024

Nurochman, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19801223 200901 1 007

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

INTISARI

Kentang (*Solanum tuberosum* L.) memberikan dampak signifikan terhadap ekonomi global, terutama di Dieng, Indonesia. Pengenalan penyakit tanaman kentang yang cepat dan akurat sangat penting bagi para petani untuk menghindari kerugian ekonomi, mengingat keterbatasan pengetahuan mereka tentang penyakit tanaman ini. Kecerdasan buatan (AI) telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam mengolah dan menganalisis citra untuk berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi citra. Saat ini, hasil penelitian untuk mengidentifikasi penyakit tanaman kentang terutama memanfaatkan citra daun kentang dalam Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment masih menunjukkan hasil yang belum memuaskan. Akurasi yang diperoleh model dari penelitian terdahulu masih kurang dari 75%.

Studi ini menggunakan teknik pembelajaran mendalam, terutama jaringan saraf konvolusional (CNN) dengan mengusulkan penggunaan model ConvNeXt dengan teknik transfer learning dan fine-tuning. Model dievaluasi melalui analisis statistik multikelas berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

Hasil yang didapat menunjukkan bahwa model ConvNeXt-Large yang diusulkan mengungguli model yang telah ada dengan akurasi sebesar 84,57%, presisi sebesar 0,8295, recall sebesar 0,7733, dan F1-Score sebesar 0,8004.

Kata kunci: Penyakit Kentang, ConvNeXt, klasifikasi, deep learning, convolutional neural network, transfer learning

ABSTRACT

Potato (*Solanum tuberosum* L.) significantly impacting the global economy especially in Dieng, Indonesia. Rapid and accurate identification of potato plant diseases is crucial for farmers to avoid economic losses, given their limited knowledge about these diseases. Artificial Intelligence (AI) has demonstrated remarkable capabilities in processing and analyzing images for various applications, including image classification. Currently, research results for identifying potato plant diseases, primarily utilizing potato leaf images from the Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment, still show unsatisfactory results. The accuracy achieved by models from previous studies is still less than 75%.

This study utilizes deep learning techniques, especially convolutional neural networks (CNNs) by proposing the use of the ConvNeXt model with transfer learning and fine-tuning techniques. The model is evaluated through multiclass statistical analysis based on accuracy, precision, recall, and F1-Score.

The results show that the proposed ConvNeXt-Large model outperforms existing models with an accuracy of 84.57%, a precision of 0.8295, a recall of 0.7733, and an F1-Score of 0.8004.

Keywords: Potato Diseases, ConvNeXt, classification, deep learning, convolutional neural network, transfer learning

MOTTO

“Tidak peduli seberapa sulit atau mudah skillnya, menguasai sesuatu yang baru
selalu menyenangkan”



HALAMAN PERSEMBAHAN

Saya persembahkan tugas akhir ini kepada diri sendiri yang telah berjuang untuk menyelesaikan perkuliahan sampai selesai dan untuk kedua orang tua saya yang telah membesarkan saya sampai detik ini.



KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim,

Assalamualaikum warahmatullahi wabarakatuhu

Segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayahnya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Penerapan Model Convnext Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Kentang Di Lingkungan Yang Tidak Terkendali (Potato Leaf Disease In Uncontrolled Environment)” dengan baik. Secara spesifik, penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Phil. Al Makin, S.Ag., M.A., selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga
2. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga
3. Ibu Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D. selaku Ketua Program Studi Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga
4. Bapak Nurochman, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing tugas akhir yang selalu memberikan masukan dan bimbingan selama pengerjaan tugas akhir.
5. Bapak/Ibu Dosen dan karyawan program studi Informatika UIN Sunan Kalijaga yang telah memberikan ilmu selama masa perkuliahan.
6. Kedua orang tua, ayah, Sugeng Priyanto, dan ibu, Teti Nurbayan yang telah membesarkan dan memberikan dukungan dalam mengenyam pendidikan.
7. Teman-teman yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu memberikan dukungan.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penyusunan skripsi ini, sehingga saran dan kritik yang membangun penulis harapkan agar menjadi

pembelajaran kedepannya. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan dorongan untuk penelitian-penelitian selanjutnya.

Wassalamualaikum warahmatullahi wabarakatuhu

Yogyakarta, 12 Juni 2024

Penulis

Tirta Agung Jati

NIM. 20106050001



DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN	iii
SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI.....	iv
INTISARI.....	v
ABSTRACT.....	vi
MOTTO.....	vii
HALAMAN PERSEMBAHAN	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka.....	5
2.2 Landasan Teori	9
2.2.1 Penyakit Daun Kentang.....	10

2.2.2	Deep Learning.....	10
2.2.3	Convolutional Neural Network (CNN).....	11
2.2.4	ConvNeXt	15
2.2.5	Adaptive Moment Estimation (Adam) Optimization.....	20
2.2.6	Sparse Categorical Crossentropy Loss.....	21
2.2.7	Confusion Matrix	21
BAB III	METODE PENELITIAN	23
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian.....	23
3.2	Alat dan Bahan Penelitian	23
3.3	Tahapan Penelitian.....	24
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN.....	26
4.1	Studi Pustaka dan Pengumpulan Data.....	26
4.2	Pembagian dan Normalisasi Dataset	26
4.3	Proses Pembentukan Model	28
4.4	Hasil Training Model.....	30
4.5	Analisis Model Terbaik	32
BAB V	KESIMPULAN.....	39
5.1	Kesimpulan.....	39
5.2	Saran.....	40
DAFTAR PUSTAKA.....		41
LAMPIRAN.....		45

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ringkasan Tinjauan Pustaka.....	7
Tabel 2.2 Detail Spesifikasi Arsitektur ConvNeXt	18
Tabel 4.1 Pemisahan Dataset.....	27
Tabel 4.2 Konfigurasi Model	28
Tabel 4.3 Ringkasan Model ConvNeXt	30
Tabel 4.4 Hasil Training Model	31
Tabel 4.5 Hasil Evaluasi Model	33
Tabel 4.6 Hasil Komparasi Model	36



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur LeNet-5.....	11
Gambar 2.2 Arsitektur CNN	12
Gambar 2.3 Perhitungan Convolutional Layer	13
Gambar 2.4 Pooling Layer	14
Gambar 2.5 Metode Pooling Layer.....	14
Gambar 2.6 Perkembangan ConvNeXt.....	15
Gambar 2.7 Alur Kerja ConvNeXt	17
Gambar 2.8 “Patchify” Stem.....	17
Gambar 2.9 Downsample.....	17
Gambar 2.10 ConvNeXt Block.....	17
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	24
Gambar 3.2 Training Model + Evaluasi Model	25
Gambar 4.1 Citra Raw.....	27
Gambar 4.2 Citra Hasil Normalisasi	28
Gambar 4.3 Perbandingan Kinerja: Overfitting, Ideal Fit, dan Underfitting	32
Gambar 4.4 Model Transfer Learning + Fine Tuning ConvNeXt-XLarge	32
Gambar 4.5 Model Transfer Learning + Fine Tuning ConvNeXt-Large.....	32
Gambar 4.6 Confusion Matrix ConvNeXt-Large (TL+Fine Tuning)	34
Gambar 4.7 Classification Report ConvNeXt-Large (TL+Fine Tuning).....	34

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Prediksi Model ConvNeXt-Large (TL+Fine Tuning)	45
Lampiran 2 Confusion Matrix ConvNeXt-XLarge (TL+Fine Tuning).....	45
Lampiran 3 Confusion Matrix ConvNeXt-Base (TL+Fine Tuning).....	46
Lampiran 4 Confusion Matrix ConvNeXt-Small (TL+Fine Tuning)	46
Lampiran 5 Confusion Matrix ConvNeXt-Tiny (TL+Fine Tuning)	46



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kentang (*Solanum tuberosum* L.) merupakan sumber karbohidrat yang kaya energi dan serat, selain nasi dan jagung. Industri kentang merupakan salah satu faktor penting dalam perekonomian global, memberikan kontribusi signifikan terhadap sektor perdagangan, lapangan kerja, dan pertanian. Misalnya, produksi kentang Tiongkok mencapai 94 juta ton pada tahun 2021, menjadikannya produsen kentang terbesar di dunia [1]. Di Indonesia, sektor ekonomi salah satunya berbasis kentang berkembang di daerah dataran tinggi Dieng, khususnya di wilayah Kuripan, Mlandi, Jengkol, Kayugiyang, Gemblengan, Campursari, Dieng, Igrimranak, Jojogan, Kejajar, Kreo, Patakbanteng, Sembungan, Serang, Surengede, Tambi, Tieng, dan Purwojiwo. Khususnya, Desa Mlandi, dikenal sebagai sentra produksi kentang terbesar kedua di kota Wonosobo [2]. Popularitas kentang disebabkan oleh fleksibilitasnya dalam berbagai metode pengolahan, seperti dipanggang, direbus, ditumbuk, dan digoreng, dengan produk akhir seperti perkedel dan kepirik. Menurut penelitian Lubis dkk, petani harus memahami berbagai aspek budidaya kentang, seperti teknik budidaya, pengendalian hama dan penyakit, produksi, dan pengolahan hasil. Namun, kapasitas petani dalam pengendalian organisme pengganggu tanaman masih tergolong sedang hingga rendah, sekitar 60,78%, karena kegiatan penyuluhan yang masih rendah, dengan persentase 52,94% [3]. Pada penelitian Tafesse dkk menyoroti bahwa pengetahuan petani tentang penyakit tanaman kentang sangat terbatas hanya Sebagian besar petani dapat mengenali gejala penyakit daun dan batang yang terinfeksi [4]. Pemahaman akan rekognisi penyakit daun pada tanaman kentang sangat penting bagi petani kentang untuk menghindari kerugian ekonomi yang signifikan dalam budidaya mereka.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI), masalah ini dapat diselesaikan menggunakan teknik *deep learning* dalam pembuatan model untuk

mengidentifikasi penyakit tanaman. Penelitian oleh Mohanty dkk serta Ferentinos dkk menunjukkan bahwa model deep learning dapat sangat efektif dalam mendeteksi penyakit tanaman, namun kinerja mereka sangat dipengaruhi oleh kondisi lingkungan dari data yang digunakan untuk pelatihan [5], [6]. Too dkk membandingkan berbagai model deep learning dan menemukan bahwa model yang dilatih dengan data dari berbagai kondisi lingkungan lebih mampu menggeneralisasi dan mengatasi variasi dalam data [7]. Identifikasi penyakit tanaman di lingkungan terkendali dengan kondisi di mana seperti pencahayaan, suhu, dan kelembaban dikendalikan secara ketat, biasanya dalam laboratorium atau rumah kaca memiliki keunggulan dalam menghasilkan gambar yang konsisten dan bebas dari noise akan tetapi terdapat beberapa masalah yang signifikan seperti keterbatasan informasi akan variasi data yang terjadi jika ditinjau dengan masalah dikondisi nyata seperti di ladang atau perkebunan yang dikelola petani [8]. Yang terjadi pada lingkungan terkendali contohnya dengan dataset *PlantVillage* hanya terdiri dari tiga kelas kategori yaitu sehat (tanpa penyakit), Early Blight (*Alternaria solani*), dan Late Blight (*Phytophthora infestans*) walaupun kinerja penelitian sebelumnya menghasilkan kinerja yang unggul untuk mengklasifikasikan ketiga kategori penyakit tersebut akan tetapi masih kurangnya informasi tentang jenis penyakit yang ada pada kasus nyata [9]. Dalam masalah mengidentifikasi penyakit tanaman kentang di lingkungan tidak terkendali mencerminkan kondisi nyata di lapangan di mana variabel-variabel lingkungan tidak dikendalikan seperti di ladang atau perkebunan yang dikelola petani. Keragaman kondisi, realisme faktor yang mempengaruhi penampilan gejala penyakit, Variasi besar dalam kondisi pencahayaan, bayangan, dan sudut pengambilan gambar membantu dalam pengembangan model yang generalis dalam mengidentifikasi penyakit tanaman. Kelangkaan dataset di lingkungan tidak terkendali dalam berbagai macam penyakit menjadi salah satu permasalahan. Dalam studi yang dilakukan oleh Shabrina dkk, mereka mengembangkan dataset menggunakan pendekatan baru untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang berdasarkan indikator citra daun pada tanaman kentang di lingkungan yang tidak terkendali, dataset Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment diperoleh dari wilayah Jawa Tengah,

Indonesia dengan dikategorikan menjadi 7 kategori yang ada yaitu sehat (tanpa penyakit), bakteri, jamur, nematoda, hama, penyakit busuk daun, dan virus. Dataset ini menjawab akan kurangnya dataset yang membahas untuk kelangkaan identifikasi penyakit tanaman kentang dilingkungan yang tidak terkendali. Melalui penelitian ini, mereka berhasil membangun model klasifikasi menggunakan lima arsitektur *transfer learning* yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan bahwa EfficientNetV2B3 mencapai akurasi tertinggi dengan nilai 73,63%, diikuti oleh MobileNetV3-Large dengan akurasi 72,03%, ResNet50 dengan akurasi 68,17%, VGG-16 dengan akurasi 59,81%, dan DenseNet121 dengan akurasi 59,16% [10].

Dalam penelitian Gupta dkk, tingkat akurasi model dikategorikan menjadi beberapa tingkat berdasarkan rentangnya. Tingkat akurasi 34%-50% dikategorikan sedang, 50%-75% dikategorikan cukup, dan lebih dari 75% dikategorikan sangat baik [11]. Tingkat akurasi ini digunakan untuk mengukur seberapa baik performa model dalam memahami dan mengklasifikasikan citra ke dalam kelas yang benar. Semakin tinggi tingkat akurasi model yang diperoleh, semakin banyak kelas yang diprediksi oleh model dengan benar dan semakin akurat serta terpercaya model tersebut dalam pengambilan keputusan. Oleh karena itu, model dengan akurasi tinggi sangat diandalkan dalam aplikasi nyata di mana keputusan yang diambil berdasarkan klasifikasi model harus tepat dan dapat dipercaya. Kinerja model pada penelitian terdahulu yang menggunakan Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment memiliki akurasi kurang dari 75%. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model transfer learning ConvNeXt dan melakukan fine-tuning untuk mengklasifikasi dataset tersebut yang memiliki akurasi lebih dari 80% untuk mendukung sistem identifikasi penyakit tanaman yang dapat dipercaya dan akurat dalam mengambil keputusan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah yang akan diselesaikan dalam penelitian ini yaitu bagaimana meningkatkan akurasi model

ConvNeXt untuk mengklasifikasikan Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment sampai lebih dari 80% ?

1.3 Batasan Masalah

Pada penelitian ini didefinisikan beberapa Batasan sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan yaitu *Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment* dari sabrina dkk [12].
2. Jenis model arsitektur yang dipakai yaitu *ConvNeXts* terdiri dari 5 yaitu ConvNextTiny, ConvNextSmall, ConvNextBase, ConvNextLarge, ConvNextXLarge
3. Kombinasi pembagian data yaitu 90 % data latih dan 10 % data tes selanjutnya dari 90% data latih akan diambil 10% untuk data validasi.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu sebagai berikut.

1. Melakukan *transfer learning* model *ConvNeXt* untuk klasifikasi penyakit daun kentang.
2. Melakukan *transfer learning+fine tuning* model *ConvNeXt* untuk klasifikasi penyakit daun kentang.
4. Meningkatkan optimasi akurasi model dalam klasifikasi dataset Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat membantu para profesional perangkat lunak untuk merancang bangun sistem *mobile* atau *website* yang menggunakan model yang telah dibuat, sehingga petani dapat menggunakannya langsung di lapangan. Selain itu, model yang telah dikembangkan ini diharapkan dapat memberikan motivasi dan referensi bagi peneliti selanjutnya untuk meningkatkan akurasi model dengan menggunakan pendekatan terbaru yang mereka temukan.

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa model yang diusulkan dapat mengungguli model yang sudah ada dari berbagai aspek *confusion matrix*. Model ConvNeXt-Large menghasilkan akurasi terbaik sebesar 84,57% setelah dilakukan fine-tuning, sementara dengan teknik transfer learning, akurasinya sebesar 81,35%. Selain itu dari segi Presisi, recall, dan F1-Score ConvNeXt-Large mendapatkan nilai yang paling tinggi yaitu Presisi 0,8295, Recall 0,7733, dan F1-Score 0,8004. Model fine-tuning dilakukan dengan memuat model transfer learning yang telah dilatih menggunakan Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment. Selanjutnya, semua lapisan dasar dari model ConvNeXt dibuka kembali (Trainable = Y) untuk melanjutkan pelatihan pada dataset tersebut, sehingga dapat menyesuaikan model dengan lebih spesifik. Selain itu model *Fine tuning* menggunakan *learning rate* yang lebih rendah pada optimizer yang menggunakan adam optimizer dari $1e-3$ pada *transfer learning* menjadi $1e-5$ dalam proses pembelajaran untuk membantu dalam pembaharuan yang lebih kecil sehingga memastikan bahwa fitur-fitur yang telah dipelajari tidak menghilang dalam pembelajaran model. Model ConvNeXt-Large dengan teknik fine tuning melakukan pelatihan didapatkan epoch terbaik pada epoch ke-31 sedangkan tanpa *fine tuning* hanya dengan *transfer learning* didapatkan pada epoch ke-50. Dalam penelitian ini, teknik *Transfer Learning* menggunakan model dasar yang telah dilatih sebelumnya mampu berguna untuk mengekstraksi fitur-fitur dari dataset baru. Namun, hasil menunjukkan bahwa ada batasan dalam hal kemampuan model untuk sepenuhnya beradaptasi dengan dataset yang berbeda. Dengan memanfaatkan teknik *Fine Tuning*, model mampu mendapatkan fitur-fitur yang lebih spesifik untuk dipelajari, yang pada akhirnya dapat meningkatkan akurasi baik pada proses pelatihan data dan hasil evaluasi pada dataset uji.

5.2 Saran

Untuk meningkatkan akurasi, recall, presisi, dan F1-Score maka pada penelitian selanjutnya disarankan hal-hal sebagai berikut:

- a) Pada klasifikasi kategori tanpa penyakit (sehat), Nematoda, dan Hama (Pest) disarankan untuk menambah dataset pada kategori-kategori tersebut.
- b) Menyeimbangkan jumlah dataset di setiap kategori agar dapat meningkatkan kinerja identifikasi penyakit.
- c) Menambahkan Additional Layer seperti dropout atau Callback EarlyStopping dalam model untuk mengurangi overfitting.

Penelitian ini diharapkan dapat membantu para profesional perangkat lunak untuk merancang bangun sistem *mobile* atau *website* yang menggunakan model yang telah dibuat, sehingga petani dapat menggunakannya langsung di lapangan. Selain itu, model yang telah dikembangkan ini diharapkan dapat memberikan motivasi dan referensi bagi peneliti selanjutnya untuk meningkatkan akurasi model dengan menggunakan pendekatan terbaru yang mereka temukan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Dushyant *et al.*, “Impact of Climate Change on Global Potato Production: A Review,” *J. Glob. Agric. Ecol.*, vol. 16, no. 2 SE-Review Article, pp. 14–28, Mar. 2024, doi: 10.56557/jogae/2024/v16i28590.
- [2] R. A. Nugrahapsari, R. Setiani, B. Marwoto, J. Anwarudinsyah, and S. Prabawati, “Penilaian Keberlanjutan Sistem Usaha Kentang dengan Kriteria Multidimensi: Studi Kasus di Dataran Tinggi Dieng, Wonosobo,” *J. Agro Ekon.*, vol. 38, no. 1, pp. 1–13, 2020, [Online]. Available: <http://ejurnal.litbang.pertanian.go.id/index.php/jae/article/view/10392/9091>.
- [3] M. H. Lubis, T. Widodo, and Y. Haryanto, “Kapasitas Petani Dalam Pengendalian Organisme Pengganggu Tanaman (Opt) Budidaya Kentang (*Solanum Tuberosum* L.) Di Kecamatan Argapura,” *J. Agribisnis Terpadu*, vol. 14, no. 2, p. 292, 2021, doi: 10.33512/jat.v14i2.13281.
- [4] S. Tafesse *et al.*, “Farmers’ knowledge and practices of potato disease management in Ethiopia,” *NJAS - Wageningen J. Life Sci.*, vol. 86–87, pp. 25–38, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.njas.2018.03.004>.
- [5] S. P. Mohanty, D. P. Hughes, and M. Salathé, “Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection,” *Front. Plant Sci.*, vol. 7, p. 1419, 2016, doi: 10.3389/fpls.2016.01419.
- [6] K. P. Ferentinos, “Deep learning models for plant disease detection and diagnosis,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 145, pp. 311–318, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.01.009>.
- [7] E. C. Too, L. Yujian, S. Njuki, and L. Yingchun, “A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 161, pp. 272–279, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.03.032>.
- [8] J. Dong, A. Fuentes, S. Yoon, H. Kim, Y. Jeong, and D. S. Park, “A New Deep Learning-based Dynamic Paradigm Towards Open-World Plant Disease Detection,” *Front. Plant Sci.*, vol. 14, p. 1243822, 2023, doi:

10.3389/fpls.2023.1243822.

- [9] D. Hughes, M. Salathé, and others, “An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics,” *arXiv Prepr. arXiv1511.08060*, 2015.
- [10] N. H. Shabrina *et al.*, “A novel dataset of potato leaf disease in uncontrolled environment,” *Data Br.*, vol. 52, p. 109955, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109955>.
- [11] S. Gupta, K. Saluja, A. Goyal, A. Vajpayee, and V. Tiwari, “Comparing the performance of machine learning algorithms using estimated accuracy,” *Meas. Sensors*, vol. 24, p. 100432, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100432>.
- [12] N. H. Shabrina *et al.*, “Potato Leaf Disease Dataset in Uncontrolled Environment.” 2023, doi: 10.17632/ptz377bwb8.1.
- [13] G. Huang, Z. Liu, L. van der Maaten, and K. Q. Weinberger, “Densely Connected Convolutional Networks.” 2018.
- [14] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.” 2015.
- [15] Z. Liu, H. Mao, C.-Y. Wu, C. Feichtenhofer, T. Darrell, and S. Xie, “A ConvNet for the 2020s.” 2022.
- [16] Z. Li, T. Gu, B. Li, W. Xu, X. He, and X. Hui, “ConvNeXt-Based Fine-Grained Image Classification and Bilinear Attention Mechanism Model,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 18. 2022, doi: 10.3390/app12189016.
- [17] F. LIU, C. ZANG, L. LI, C. XU, and J. LUO, “ConvNeXt-Haze: A Fog Image Classification Algorithm for Small and Imbalanced Sample Dataset Based on Convolutional Neural Network,” *IEICE Trans. Inf. Syst.*, vol. E106.D, no. 4, pp. 488–494, 2023, doi: 10.1587/transinf.2022IIP0009.
- [18] T. A. Damayanti and R. Kartika, “Deteksi Virus-Virus Pada Kentang Di Jawa Barat Dengan Menggunakan Teknik Molekuler,” *J. Hortik.*, vol. 25, no. 2, pp. 171–179, 2015, doi: 10.21082/jhort.v25n2.2015.p171-179.
- [19] A. Fitriana, L. Hakim, and M. Marlina, “EFEKTIVITAS CENDAWAN ENDOFIT ASAL AKAR TANAMAN KENTANG dalam MEDIA

- KOMPOS KULIT KOPI untuk MENEKAN PERKEMBANGAN PENYAKIT HAWAR DAUN KENTANG (*Phytophthora infestans*),” *J. Agrista*, vol. 23, no. 1, pp. 9–14, 2019.
- [20] S. Rahayu, F. Nadifah, and Y. Prasetyaningsih, “Jamur Kontaminan Pada Umbi Kentang,” *Biog. J. Ilm. Biol.*, vol. 3, no. 1, pp. 28–32, 2015.
- [21] I. K. A. Widyastama, R. Kawuri, and M. Pharmawati, “Identifikasi Bakteri Penyebab Penyakit Layu Bakteri pada Tanaman Kentang (*Solanum tuberosum* L.) di Desa Taman Tanda, Tabanan, Bali,” *Metamorf. J. Biol. Sci. Vol 10 No 2, Sep. 2023*, [Online]. Available: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/metamorfosa/article/view/88116>.
- [22] W. B. Demilie, “Plant disease detection and classification techniques: a comparative study of the performances,” *J. Big Data*, vol. 11, no. 1, p. 5, 2024, doi: 10.1186/s40537-023-00863-9.
- [23] V. K. Perumal, S. T. S. P. R., and D. S., “CNN based plant disease identification using PYNQ FPGA,” *Syst. Soft Comput.*, vol. 6, p. 200088, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2024.200088>.
- [24] I. Kunduracioglu and I. Pacal, “Advancements in deep learning for accurate classification of grape leaves and diagnosis of grape diseases,” *J. Plant Dis. Prot.*, vol. 131, no. 3, pp. 1061–1080, 2024, doi: 10.1007/s41348-024-00896-z.
- [25] M. H. Diponegoro, S. S. Kusumawardani, and I. Hidayah, “Tinjauan pustaka sistematis: implementasi metode deep learning pada prediksi kinerja murid,” *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 2, 2021.
- [26] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998, doi: 10.1109/5.726791.
- [27] L. Alzubaidi *et al.*, “Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions,” *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 53, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [28] N. Cui, “Applying Gradient Descent in Convolutional Neural Networks,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1004, no. 1, p. 12027, Apr. 2018, doi: 10.1088/1742-

6596/1004/1/012027.

- [29] D. Hendrycks and K. Gimpel, “Gaussian Error Linear Units (GELUs).” 2023.
- [30] J. L. Ba, J. R. Kiros, and G. E. Hinton, “Layer Normalization.” 2016.
- [31] O. Russakovsky *et al.*, “ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge.” 2015.
- [32] E. A. N. Munfaati and A. Witanti, “Klasifikasi Buah dan Sayuran Segar atau Busuk Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 1, pp. 27–38, 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.1.27-38.
- [33] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization.” 2017.
- [34] B. N. Chaithanya, T. J. Swasthika Jain, A. Usha Ruby, and A. Parveen, “An approach to categorize chest X-ray images using sparse categorical cross entropy,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 24, no. 3, pp. 1700–1710, 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v24.i3.pp1700-1710.
- [35] M. R. D. Fachreza, S. Suhartono, and M. A. Yaqin, “Klasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Proses Pemindahan Ibu Kota Negara (IKN) Indonesia pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 8, no. 3, pp. 243–251, 2023, doi: 10.14421/jiska.2023.8.3.243-251.
- [36] P. H. Prastyo, S. E. Prasetyo, and S. Arti, “A Machine Learning Framework for Improving Classification Performance on Credit Approval,” *IJID (International J. Informatics Dev.)*, vol. 10, no. 1, pp. 47–52, 2021, doi: 10.14421/ijid.2021.2384.
- [37] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, S. Supiana, and Q. Y. Zaqiah, “Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran,” *JIIP-Jurnal Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 5, no. 9, pp. 3258–3267, 2022.
- [38] K. H. Mahmud, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network,” *eProceedings Eng.*, vol. 6, no. 1, 2019.