

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI PENYAKIT DAUN
JAGUNG**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



disusun oleh

NABELLA AYU GIWANTI

21.11.4375

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI PENYAKIT DAUN
JAGUNG**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



disusun oleh
NABELLA AYU GIWANTI
21.11.4375

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK UNTUK DETEKSI PENYAKIT DAUN JAGUNG**

yang disusun dan diajukan oleh

Nabella Ayu Giwanti

21.11.4375

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 19 Desember 2024

Dosen Pembimbing,



Kusnawi, S.Kom, M.Eng.
NIK. 190302112

HALAMAN PENGESAHAN
SKRIPSI
PERBANDINGAN KINERJA MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK UNTUK DETEKSI PENYAKIT DAUN JAGUNG

yang disusun dan diajukan oleh

Nabella Ayu Gilwanti

21.11.4375

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 19 Desember 2024

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Anna Balta, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302290

Ali Mustopa, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302192

Kusnawi, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302112



Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 19 Desember 2024

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Hanif Al Fatta, S.Kom., M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302096

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Nabella Ayu Giwanti

NIM : 21.11.4375

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

PERBANDINGAN KINERJA MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI PENYAKIT DAUN JAGUNG

Dosen Pembimbing : Kusnawi, S.Kom, M.Eng.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 19 Desember 2024

Yang Menyatakan,



Nabella Ayu Giwanti

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah puji syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan nikmat yang luar biasa, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Pada halaman persembahan ini, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan kesehatan, rahmat, hidayah, dan rezeki sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak dan Ibu yang selalu menjadi sumber kekuatan dan inspirasi. Terima kasih atas dukungan, cinta, dan pengorbanan yang terus mengalir untuk setiap langkah dalam hidup dan pendidikan ini.
3. Adikku tercinta yang selalu menyemangati dan menjadi teman terbaik. Terima kasih telah membuat penulis merasa berharga dan selalu menyayangi dengan tulus.
4. Keluarga besar yang senantiasa memberikan dukungan dan doa. Terima kasih untuk bantuannya selama ini, baik bantuan material maupun non material.
5. Teman-teman tersayang yang selalu memberikan semangat dan mendengarkan keluh kesah selama perkuliahan. Terima kasih telah menjadi tempat berbagi cerita, ide, dan saling mendukung dalam perjalanan ini.
6. Member dari *Boy Group* BTS, TXT, Seventeen, dan Enhypen terutama Seokjin BTS dan Soobin TXT, yang menjadi inspirasi dan memberi semangat untuk penyelesaian skripsi ini.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyusun skripsi yang berjudul “PERBANDINGAN KINERJA MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI PENYAKIT DAUN JAGUNG”.

Skripsi ini disusun untuk menyelesaikan studi jenjang Strata Satu (S1) pada program studi Informatika di Universitas Amikom Yogyakarta. Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis mendapatkan bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Dengan demikian, penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, MM. selaku rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta.
2. Bapak Hanif Al Fatta, M.Kom., Ph.D selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta.
3. Ibu Windha Mega Pradnya Dhuhiita, M.Kom. selaku ketua program studi S1 Informatika.
4. Ibu Subektiningsih, M.Kom. selaku dosen wali yang selalu memberikan arahan kepada penulis.
5. Bapak Kusnawi, M.Eng. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan dukungan dan bimbingan dalam menyelesaikan skripsi.
6. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Informatika yang telah memberikan banyak ilmu kepada penulis selama menempuh perkuliahan di Universitas Amikom Yogyakarta.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembacanya dan dapat dijadikan sebagai referensi untuk peneliti selanjutnya.

Yogyakarta, 19 Desember 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xii
DAFTAR ISTILAH.....	xiii
INTISARI	xv
<i>ABSTRACT</i>	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Studi Literatur	6
2.2 Dasar Teori.....	21

2.2.1 <i>K-Fold Cross-Validation</i>	21
2.2.2 <i>Deep Learning</i>	22
2.2.3 <i>Transfer Learning</i>	22
2.2.4 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	23
2.2.5 <i>DenseNet121</i>	26
2.2.6 <i>ResNet50</i>	28
2.2.7 <i>SqueezeNet1_1</i>	30
2.2.8 <i>ECA_NFNet_L0</i>	32
2.2.9 <i>Optimizer</i>	34
2.2.10 <i>PyTorch</i>	36
2.2.11 <i>Confusion Matrix</i>	37
2.2.12 <i>Standar Deviasi</i>	39
2.2.13 <i>Normalisasi Gambar</i>	39
BAB III METODE PENELITIAN	41
3.1 <i>Alur Penelitian</i>	41
3.1.1 <i>Identifikasi Masalah</i>	42
3.1.2 <i>Studi Literatur</i>	42
3.1.3 <i>Pengumpulan Data</i>	43
3.1.4 <i>Pre-pocessing Data</i>	43
3.1.4 <i>Pelatihan Data dengan 4 Model</i>	48
3.1.5 <i>Pengujian Data dengan 4 Model</i>	49
3.1.6 <i>Evaluasi</i>	50
3.1.7 <i>Final Model</i>	50
3.2 <i>Alat dan Bahan</i>	51
3.2.1 <i>Data Penelitian</i>	51

3.2.2 Alat atau Instrumen	52
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	54
4.1 Input Dataset	54
4.2 Pre-Pocessing	54
4.3 Pelatihan dan hasil dari 4 Model.....	56
4.3.1 DenseNet121	57
4.3.2 ResNet50	63
4.3.3 SqueezeNet1_1	69
4.3.4 ECA_NFNet_L0	75
4.4 Pengujian dan hasil dari 4 Model.....	81
4.5 Evaluasi.....	83
4.5.1 DenseNet121	83
4.5.2 ResNet50.....	85
4.5.3 SqueezeNet1_1	86
4.5.4 ECA_NFNet_L0	87
4.6 Final Model.....	89
BAB V PENUTUP	90
5.1 Kesimpulan	90
5.2 Saran	91
REFERENSI	92

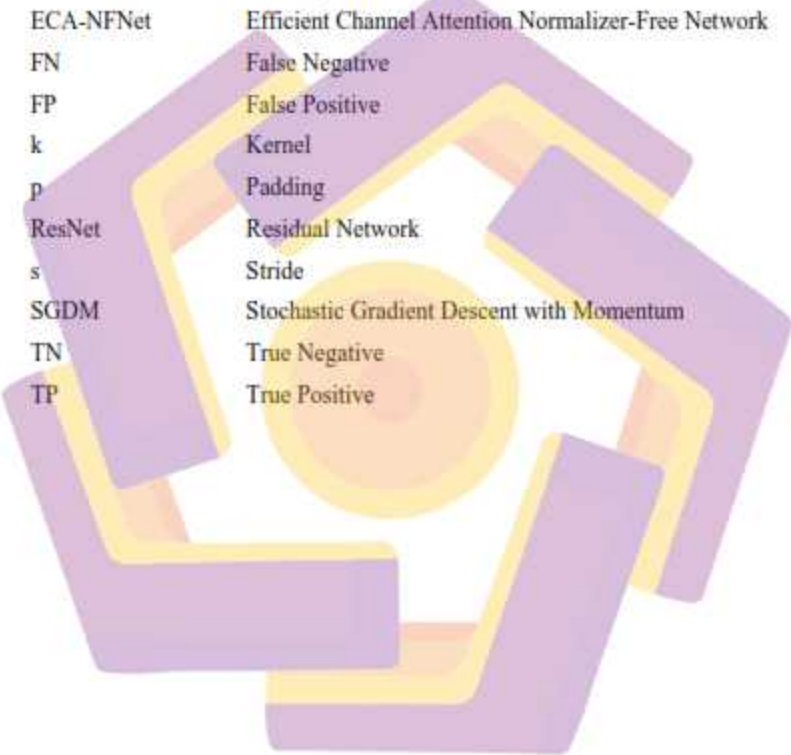
DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Keaslian Penelitian	9
Tabel 3. 1 Perbandingan 4 Model	48
Tabel 3. 2 Matriks Klasifikasi.....	50
Tabel 3. 3 Spesifikasi Perangkat Keras.....	52
Tabel 3. 4 Perangkat Lunak yang digunakan	52
Tabel 4. 1 Transformasi dan Normalisasi Gambar	55
Tabel 4. 2 Hasil Pelatihan DenseNet121 dengan Adam Learning Rate 0,001	59
Tabel 4. 3 Hasil Pelatihan DenseNet121 dengan Adam Learning Rate 0,01	60
Tabel 4. 4 Hasil Pelatihan DenseNet121 dengan SGDM Learning Rate 0,001	61
Tabel 4. 5 Hasil Pelatihan DenseNet121 dengan SGDM Learning Rate 0,01	62
Tabel 4. 6 Hasil Pelatihan ResNet50 dengan Adam Learning Rate 0,001	65
Tabel 4. 7 Hasil Pelatihan ReNet50 dengan Adam Learning Rate 0,01	66
Tabel 4. 8 Hasil Pelatihan ReNet50 dengan SGDM Learning Rate 0,001	67
Tabel 4. 9 Hasil Pelatihan ReNet50 dengan SGDM Learning Rate 0,01	68
Tabel 4. 10 Hasil Pelatihan SqueezeNet1_1 dengan Adam Learning rate 0,001 ..	71
Tabel 4. 11 Hasil Pelatihan SqueezeNet1_1 dengan Adam Learning Rate 0,01 ...	72
Tabel 4. 12 Hasil Pelatihan SqueezeNet1_1 dengan SGDM Learning Rate 0,001	73
Tabel 4. 13 Hasil Pelatihan SqueezeNet1_1 dengan SGDM Learning Rate 0,01 ..	74
Tabel 4. 14 Hasil Pelatihan ECA_NFNet_L0 dengan Adam Learning Rate 0,001	77
Tabel 4. 15 Hasil Pelatihan ECA_NFNet_L0 dengan Adam Learning Rate 0,01 ..	78
Tabel 4. 16 Hasil Pelatihan ECA_NFNet_L0 dengan SGDM Learning Rate 0,001	79
Tabel 4. 17 Hasil Pelatihan ECA_NFNet_L0 dengan SGDM Learning Rate 0,01	80
Tabel 4. 18 Model Terbaik.....	81
Tabel 4. 19 Hasil Pengujian 4 Model.....	82

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 K-fold Cross Validation	21
Gambar 2. 2 Arsitektur CNN	23
Gambar 2. 3 Arsitektur DenseNet121	27
Gambar 2. 4 Arsitektur ResNet50	29
Gambar 2. 5 Arsitektur SqueezeNet1_1	31
Gambar 2. 6 Arsitektur ECA-NFNet-L0	33
Gambar 2. 7 Struktur Dasar Confusion Matrix	37
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	41
Gambar 3. 2 Healthy	43
Gambar 3. 3 Blight	43
Gambar 3. 4 Common Rust	43
Gambar 3. 5 Gray Leaf Spot	43
Gambar 3. 6 Ekstraksi Label	44
Gambar 3. 7 Gambar Asli	44
Gambar 3. 8 Gambar Setelah diresize	44
Gambar 3. 9 Gambar yang Telah diubah ke Tensor	45
Gambar 3. 10 Gambar Setelah dinormalisasi	45
Gambar 3. 11 Distribusi Piksel Sebelum dinormalisasi	46
Gambar 3. 12 Distribusi Piksel Setelah dinormalisasi	46
Gambar 3. 13 Proses Splitting Data	47
Gambar 3. 14 Dataset Penyakit Daun Jagung	51
Gambar 4. 1 Salin Dataset Train dan Test	55
Gambar 4. 2 Diagram Arsitektur Densenet121	58
Gambar 4. 3 Diagram Arsitektur ResNet50	64
Gambar 4. 4 Diagram Arsitektur SqueezeNet1_1	69
Gambar 4. 5 Diagram Arsitektur ECA-NFNet-L0	75

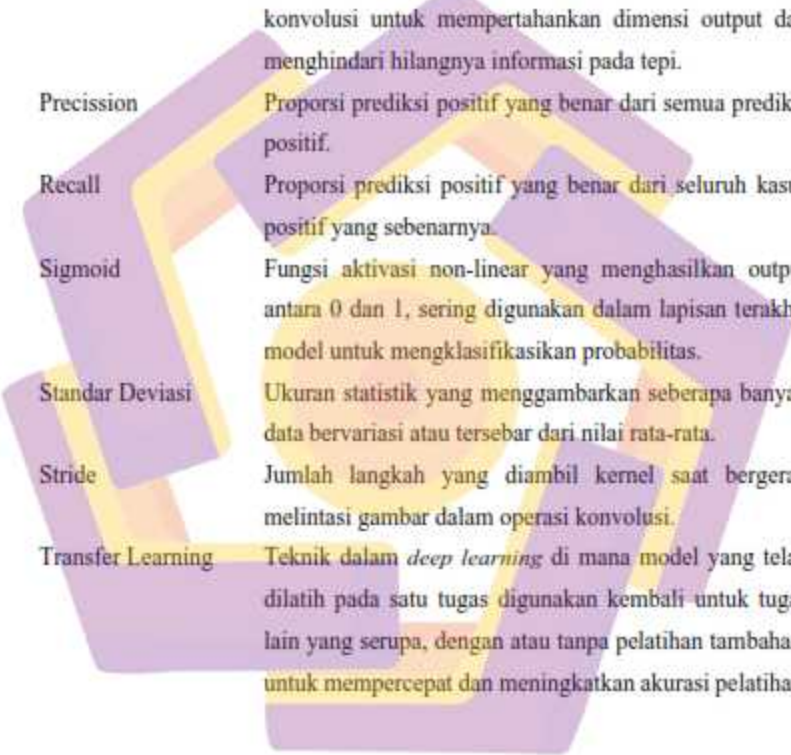
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN



Adam	Adaptive Moment Estimation
CNN	Convolutional Neural Network
d	Dilation
DenseNet	Densely Connected Convolutional Networks
ECA-NFNet	Efficient Channel Attention Normalizer-Free Network
FN	False Negative
FP	False Positive
k	Kernel
p	Padding
ResNet	Residual Network
s	Stride
SGDM	Stochastic Gradient Descent with Momentum
TN	True Negative
TP	True Positive

DAFTAR ISTILAH

Accuracy	Proporsi prediksi yang benar dari seluruh prediksi.
Batch Size	Jumlah sampel data yang diproses secara bersamaan sebelum memperbarui bobot dalam satu iterasi pelatihan.
Convolutional Neural Networks	Jenis jaringan saraf yang dirancang khusus untuk mengolah data berbentuk grid, seperti gambar, dengan menggunakan filter (<i>convolutional layers</i>) untuk menangkap pola spasial.
Deep Learning	Cabang machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan untuk mempelajari pola data yang kompleks.
Dilation	Penambahan celah antara elemen kernel dalam <i>convolutional neural networks</i> , yang memungkinkan filter mencakup area yang lebih luas tanpa menambah parameter.
Epoch	Satu putaran penuh melalui seluruh dataset selama pelatihan model.
F1-score	Ukuran keseimbangan antara <i>precision</i> dan <i>recall</i> , khususnya berguna saat data tidak seimbang.
Image Processing	Proses analisis dan manipulasi gambar digital untuk mengekstrak informasi atau meningkatkan kualitas gambar menggunakan teknik komputasi.
Kernel	Matriks kecil dalam <i>convolutional neural networks</i> yang digunakan untuk mengonvolusi atau mengekstrak fitur dari gambar, seperti tepi atau tekstur.
K-fold Cross Validation	Metode validasi model dengan membagi dataset menjadi K subset.



Learning Rate	Parameter yang mengatur seberapa besar perubahan bobot pada setiap langkah pembaruan selama pelatihan model.
Local Minima	Titik dalam sebuah ruang parameter di mana fungsi <i>loss</i> memiliki nilai lebih rendah dibandingkan dengan titik-titik sekitarnya
Padding	Penambahan piksel ekstra di tepi gambar input sebelum konvolusi untuk mempertahankan dimensi output dan menghindari hilangnya informasi pada tepi.
Precision	Proporsi prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif.
Recall	Proporsi prediksi positif yang benar dari seluruh kasus positif yang sebenarnya.
Sigmoid	Fungsi aktivasi non-linear yang menghasilkan output antara 0 dan 1, sering digunakan dalam lapisan terakhir model untuk mengklasifikasikan probabilitas.
Standar Deviasi	Ukuran statistik yang menggambarkan seberapa banyak data bervariasi atau tersebar dari nilai rata-rata.
Stride	Jumlah langkah yang diambil kernel saat bergerak melintasi gambar dalam operasi konvolusi.
Transfer Learning	Teknik dalam <i>deep learning</i> di mana model yang telah dilatih pada satu tugas digunakan kembali untuk tugas lain yang serupa, dengan atau tanpa pelatihan tambahan, untuk mempercepat dan meningkatkan akurasi pelatihan.

INTISARI

Jagung merupakan salah satu makanan pokok penting di Indonesia, mengalami penurunan produksi selama beberapa bulan di tahun 2024, salah satunya penyebabnya adalah iklim yang dapat menimbulkan berbagai penyakit daun jagung seperti *Common Rust*, *Gray Leaf Spot*, dan *Blight*. Metode deteksi tradisional tidak efisien, sehingga menyebabkan kesalahan diagnosis dan kerusakan lingkungan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi penyakit daun jagung menggunakan 12.360 gambar dan K-Fold Cross-Validation pada data latih. ECA_NFNet_L0 mengungguli ResNet50, DenseNet121, dan SqueezeNet1_1, mencapai akurasi tertinggi sebesar 98,71% dengan pengoptimal Adam *learning rate* 0,01, karena kemampuannya menangkap fitur gambar yang kompleks, bahkan pada resolusi gambar yang lebih rendah. ResNet50 mencapai akurasi sebesar 98,42% dengan pengoptimal Adam *learning rate* 0,001, DenseNet121 mencapai akurasi 97,29% dengan pengoptimal SGDM *learning rate* 0,01, dan SqueezeNet1_1 mencapai 97,94% dengan pengoptimal Adam *learning rate* 0,01. Kinerja tinggi ECA_NFNet_L0 disebabkan oleh kemampuannya menangkap fitur gambar yang kompleks, menjadikannya model yang performanya paling baik dalam penelitian ini. Penggunaan *weights* yang telah dilatih sebelumnya dari kumpulan data ImageNet melalui *Transfer Learning* semakin meningkatkan efektivitas model. Secara keseluruhan, penelitian ini mendapatkan potensi yang besar pada ECA_NFNet_L0, dalam menawarkan peningkatan signifikan pada akurasi dan stabilitas dalam deteksi penyakit daun jagung.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network, K-Fold Cross-Validation, Penyakit Daun Jagung, Transfer Learning*

ABSTRACT

Maize is one of the important staple foods in Indonesia, experiencing a decline in production for several months in 2024, one of which is caused by the climate that can cause various corn leaf diseases such as Common Rust, Gray Leaf Spot, and Blight. Traditional detection methods are inefficient, leading to misdiagnosis and environmental damage. This study aims to compare Convolutional Neural Network (CNN) architectures to detect corn leaf diseases using 12,360 images and K-Fold Cross-Validation on training data. ECA_NFNet_L0 outperformed ResNet50, DenseNet121, and SqueezeNet1_1, achieving the highest accuracy of 98.71% with the Adam learning rate optimizer of 0.01, due to its ability to capture complex image features, even at lower image resolutions. ResNet50 achieved 98.42% accuracy with optimizer Adam learning rate 0.001, DenseNet121 achieved 97.29% accuracy with optimizer SGDM learning rate 0.01, and SqueezeNet1_1 achieved 97.94% with optimizer Adam learning rate 0.01. The high performance of ECA_NFNet_L0 is due to its ability to capture complex image features, making it the best performing model in this study. The use of pre-trained weights from the ImageNet dataset through Transfer Learning further enhances the effectiveness of the model. Overall, this study found great potential in ECA_NFNet_L0, in offering significant improvements in accuracy and stability in corn leaf disease detection.

Keyword: Convolutional Neural Network, Corn Leaf Disease, K-Fold Cross-Validation, Transfer Learning.