Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network

E-ISSN: 2775-8796

Ivan Pratama Putra*¹, Rusbandi², Derry Alamsyah³

^{1,2,3}Universitas Multi Data Palembang; Jl. Rajawali 14, 0711-376-400 Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa Multi Data Palembang, Palembang e-mail: *1ivanputra211@mhs.mdp.ac.id, 2rusbandi@mdp.ac.id, 3derry@mdp.ac.id

Abstrak

Jagung merupakan tanaman pangan utama ketiga setelah padi dan terigu di dunia dan menempati posisi kedua setelah padi di Indonesia. Penyakit tanaman sering kali disebabkan oleh aktifitas atau serangan organism di dalam bagian tubuh tanaman, di luar tubuh, atau di sekitarnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit daun jagung menggunakan metode convolutional neural network (CNN) dengan arsitektur Resnet 50 dengan optimizer Adam, Nadam dan SGD. Dataset terdapat 4225 citra di pisahkan menjadi 3380 data train, 845 data test. Citra yang digunakan di resize menjadi ukuran 224x224. Pada penelitian ini mendapatkan hasil tingkat akurasi tertinggi untuk arsitektur Resnet 50 dengan menggunakan optimizer Adam didapatkan tingkat akurasi sebesar 98,4%.

Kata kunci: Jagung, CNN, Resnet 50, Resize, Optimizer.

Abstract

Corn is the third major food crop after rice and wheat in the world and occupies the second position after rice in Indonesia. Plant diseases are often caused by the activity or attack of organisms inside the plant body, outside the body, or in the vicinity. This study aims to classify corn leaf disease using the convolutional neural network (CNN) method with the Resnet 50 architecture with the Adam, Nadam and SGD optimizers. The dataset contains 4225 images separated into 3380 train data, 845 test data. The image used is resized to a size of 224x224. In this study, the highest accuracy level for the Resnet 50 architecture using the Adam optimizer was obtained, an accuracy rate of 98.4% was obtained.

Keywords: Corn, CNN, Resnet 50, Resize, Optimizer.

1. PENDAHULUAN

Tumbuhan merupakan organisme yang termasuk dalam kerajaan Plantae. Banyak organisme yang bisa dikenali orang, seperti semak, pepohonan, terna, sejumlah alga, pakupakuan, lumut dan rerumputan. Daun merupakan bagian dari tubuh sebuah tumbuhan, berwarna hijau dan mengandung klorofil. Daun berfungsi untuk menangkap cahaya matahari untuk melakukan fotosintesis dan sebagai pemasok energi bagi tumbuhan untuk terus berkembang [1].

Jagung merupakan tumbuhan yang termasuk kebutuhan primer urutan ketiga sesudah padi dan gandum didunia, jika di Indonesia berada pada urutan kedua. Tumbuhan jagung dapat bertumbuh dengan baik bahkan pada cuaca panas dan dingin dengan didukung irigasi yang baik. Semasa siklus hidup jagung dari benih ke benih, setiap bagian pada tumbuhan jagung memiliki kepekaan terhadap sejumlah penyakit terutama pada area daun, yang menyebabkan jagung mengalami penurunan kuantitas dan kualitas hasil [2].

E-ISSN: 2775-8796 103

Ilmu Penyakit Tumbuhan merupakan Ilmu Perlindungan Tumbuhan yang menjelaskan tentang faktor-faktor yang bisa mengakibatkan kerusakan tumbuhan. Kerusakan yang ditimbulkan oleh serangan organisme terhadap bagian tubuh tumbuhan, yaitu bagian luar atau sekitarnya. Organisme tersebut menginfeksi bagian tubuh tumbuhan misalnya pada daun, batang dan akar, contohnya seperti fungi, bakteri, virus, serangga misalnya ulat. Gangguan seperti dampak persaingan dengan gulma untuk mendapatkan air, hara, sinar dan kebutuhan hayati [3]. Menurut artikel [3], menjelaskan bahwa masalah penyakit pada tumbuhan merupakan penyakit yang paling sering merugikan tumbuhan budidaya. Pada tumbuhan sejenis terdapat penyakit yang sama, sehingga terdapat nama yang sama, contohnya karat daun kopi. Serangan ini akan menyebabkan penurunan kapasitas tumbuhan dalam melakukan proses fotosintesis, sehingga pada saat fotosintesis mengalami penurunan sebesar 20%-40% bahkan bisa lebih besar lagi, sehingga karat daun membuat usaha para tani menjadi tidak efisien dan bahkan mengalami kerugian.

Klasifikasi merupakan pengenalan suatu objek, kelas atau kelompok berdasarkan produser, definisi dan karakteristik yang telah ditentukan [4]. Klasifikasi memiliki tujuan untuk menentukan tumbuhan jagung yang memiliki daun yang sehat dan tumbuhan jagung yang memiliki penyakit pada daun.

Deep Learning yang digunakan untuk pengenalan citra daun jagung dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), metode tersebut lebih mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan metode lain yaitu Multi Layer Perceptron (MLP) karena metode Convolutional Neural Network (CNN) mempunyai kedalaman neuron yang besar dan sering digunakan untuk klasifikasi citra. Hal ini yang menyebabkan metode Multi Layer Perceptron (MLP) tidak menyimpan data secara spasial dari data klasifikasi citra dan menganggap bahwa setiap piksel merupakan fitur independent yang menghasilkan hasil yang buruk [5]. Convolutional Neural Network (CNN) menurut artikel karya [6], menyebutkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) dapat mengklasifikasikan citra lebih baik dari metode lain, seperti penjelasan pada artikel karya [6], bahwa di penelitian tersebut melakukan klasifikasi citra dengan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan menggunakan metode lain, dengan menggunakan dataset yang sama membuktikan metode Convolutional Neural Network (CNN) mendapatakan akurasi yang lebih tinggi.

Resnet 50 merupakan salah satu arsitektur dari metode Convolutional Neural Network (CNN) yang telah banyak digunakan dalam mengklasifikasikan citra, arsitektur Resnet 50 dirancang oleh [7]. Penggunaan arsitektur Resnet 50 dalam Convolutional Neural Network (CNN) digunakan karena arsitektur Resnet 50 Menggunakan konsep shortcut connections yang dapat menggunakan kembali fitur sebagai masukan di lapisan sebelumnya terhadap lapisan keluaran, sehingga dapat mengurangi hilangnya fitur penting saat melakukan konvolusi.

Penelitian terdahulu dengan arsitektur Resnet 50, seperti identifikasi penyakit daun apel menggunakan Resnet 50 Dilated Convolutional Neural Network yang dengan menggunakan jumlah dataset 875 data test menghasilkan akurasi sebesar 100%, precision sebesar 100%, recall sebesar 100% dan untuk dataset dengan jumlah 200 data test menghasilkan akurasi sebesar 81%, precision sebesar 84%, recall sebesar 81% [8]. Kemudian, Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Daun Gambas, Dengan hasil akurasi terbaik pada epoch 25 dan learning rate 0,001. Akurasi training sebesar 91%, akurasi cross-validation sebesar 91,91% dan akurasi testing sebesar 90% [9]. Kemudian, Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model, Dengan hasil akurasi training sebesar 0,85% dan error rate sebesar 0.45% [10]. Kemudian, Klasifikasi Hama dan Penyakit Tanaman Jagung dengan Menggunakan Neural Network Berbasis Algoritma Genetika, dengan hasil dari metode 10 fold cross validation didapatkan rata-rata akurasi sebesar 97,20, lebih baik dari metode neural network dengan rata-rata akurasi sebesar 96,60% [11]. Kemudian, ResNet - Deep Neural Network architecture for leaf disease classification, klasifikasi ini menggunakan

metode *Convolutional Neural Network* dengan 5 jenis daun tanaman dengan salah satu daunnya adalah daun jagung, dengan hasil prediksi sebesar 98% [12].

2. METODE PENELITIAN

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian mengenai klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *Resnet 50* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1 Studi Literatur

Pada tahap ini diawali dengan melakukan pembelajaran dan pemahaman mengenai literatur yang berhubungan dengan penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit daun jagung. Literatur yang digunakan berupa buku dan jurnal dari penelitian terkait metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan arsitektur *Resnet 50*.

2.2 Pengumpulan Data Test dan Data Training

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data yang berupa *Corn Leaf Infected Dataset* yang berasal dari https://www.kaggle.com/qramkrishna/corn-leaf-infection-dataset yang merupakan dataset *public*. Dataset dibagi menjadi data *testing* dan data *training* dengan rasio 80:20.

2.3 Perancangan

Pada tahap ini dilakukan perancangan mengenai penelitian dan sistem yang dilakukan selama proses penelitian klasifikasi penyakit daun jagung. Tahapan yang dilakukan adalah *preprocessing* yaitu *resize* ukuran citra menjadi 224 x 224, kemudian melakukan pembagian

dataset dengan rasio 80:20, melakukan ekstraksi fitur kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *Resnet 50*.

2.4 Implementasi

Pada tahap ini dilakukan implementasi dari penelitian dan sistem yang telah dirancang sebelumnya dengan data *training* yang telah ada pada tahap sebelumnya agar sistem dapat mengenali dan dapat melakukan klasifikasi terhadap data uji yang dikumpulkan sebelumnya.

2.5 Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap data *testing* yang telah dilakukan ekstraksi fitur dan telah diimplementasikan pada sistem yang telah dibuat, hasil dari klasifikasi tersebut akan dicatat kemudian dilakukan analisa untuk mendapatkan *Accuracy, Precission, Recall* pada tahap selanjutnya.

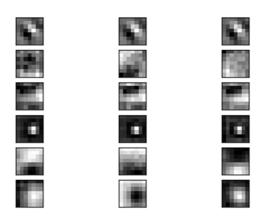
2.6 Analisis Hasil Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pencatatan terhadap hasil uji coba yang telah dilakukan untuk melihat hasil dan menjawab tujuan dari penelitian ini. Hasil uji coba tersebut dihitung untuk mendapatkan tingkat keberhasilan dari metode yang digunakan untuk tingkat keberhasilan dari metode yang digunakan dengan *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai *Accuracy*, *Precision* dan *Recall*.

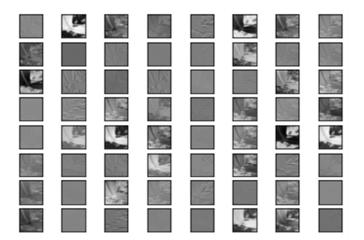
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) mengklasifikasi penyakit daun jagung. Dataset berasal dari *Kaggle* yang bersifat publik dengan memiliki 2 kelas, yaitu *Healthy Corn* dan *Infected*.

Dalam penelitian ini, penulis melakukan *preprocessing* yaitu dilakukan *resize* ukuran citra menjadi 224x224. Kemudian dilakukan pembagian dataset menjadi data training dan data testing dengan rasio pembagian 80:20. Setelah pembagian dataset dilakukan pelatihan data menggunakan 3 optimizer untuk arsitektur *Resnet 50* yaitu Adam, Nadam, dan SGD. Dengan jumlah epoch 20, batch size 32 dan learning rate 0,01. Kemudian dilakukan proses untuk mendapatkan *filter* dan *feature map*, *filter* di dapatkan melalui *model layer* yang diambil *get_weight* dengan konvolusinya 7x7. Hasil dari filter dapat dilihat pada Gambar 3.1 dan feature map dapat dilihat pada Gambar 2



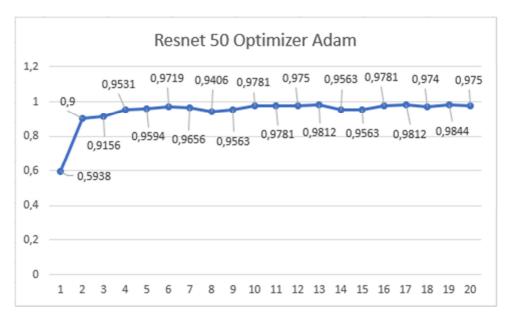
Gambar 2. Filter Corn Leaf



Gambar 3. Feature Map Corn Leaf

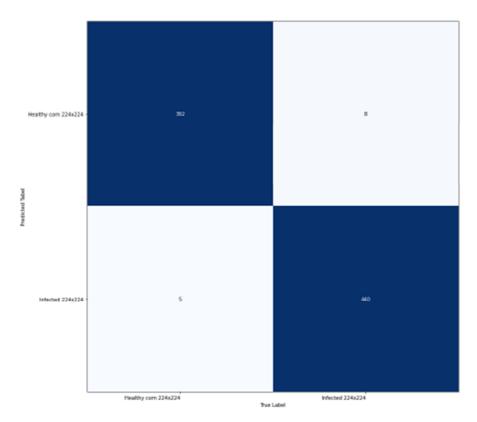
3.1 Skenario 1: Arsitektur Resnet 50 dengan Optimizer Adam

Skenario 1 dengan menggunakan arsitektur *Resnet 50* dengan *Optimizer Adam* melakukan pengujian terhadap citra yang telah di *resize* menjadi 224x224. Hasil dari *training* menunjukkan pada *epoch* pertama didapatkan tingkat akurasi sebesar 59,3%, seterusnya tingkat akurasi mengalami peningkatan hingga *epoch* 20 sebesar 97,5%. Dapat dilihat pada gambar 4



Gambar 4. Hasil Training Resnet 50 Dengan Optimizer Adam

Selanjutnya dilakukan *testing* terhadap hasil *training Resnet 50* dengan *Optimizer Adam* dan didapatkan hasil *confusion matrix* yang dapat di lihat pada gambar 5



Gambar 5. Confusion Matrix Resnet 50 Dengan Optimizer Adam

Kemudian dari hasil *confusion matrix* pada gambar 4. dilakukan perhitungan *precision*, *recall*, *accuracy* dan *F1 Score* yang dapat dilihat pada tabel 1

Tabel 1. Classification Report Resnet 50 Dengan Optimizer Adam

Class	Precision	Recall	8 F1 Score
Healthy Corn	98,7%	98%	98,3%
Infected	98,2%	98,8%	98,5%
	98,4%		

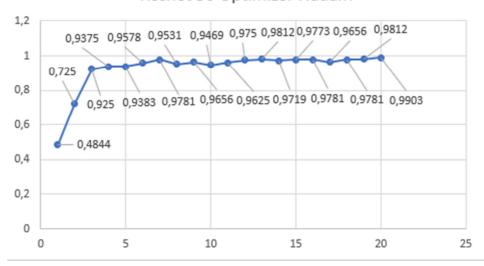
Pada tabel 1 dapat dilihat akurasi yang didapatkan menggunakan arsitektur *Resnet 50* dengan *Optimizer Adam* didapatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 98,4%.

3.2 Skenario 2: Arsitektur Resnet 50 dengan Optimizer Nadam

Skenario 2 dengan menggunakan arsitektur *Resnet 50* dengan *Optimizer Nadam* melakukan pengujian terhadap citra yang telah di *resize* menjadi 224x224. Hasil dari *training* menunjukkan pada *epoch* pertama didapatkan tingkat akurasi sebesar 48,4%, seterusnya tingkat akurasi mengalami peningkatan hingga *epoch* 20 sebesar 99%. Dapat dilihat pada gambar 6

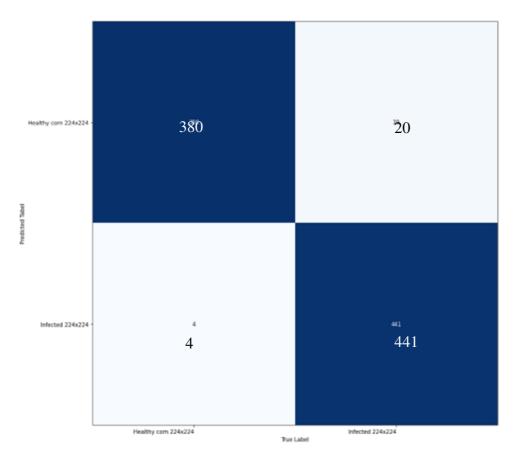


108



Gambar 6. Hasil Training Resnet 50 Dengan Optimizer Nadam

Selanjutnya dilakukan testing terhadap hasil *training Resnet 50* dengan *Optimizer Nadam* dan didapatkan hasil *confusion matrix* yang dapat di lihat pada gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix Resnet 50 Dengan Optimizer Nadam

Kemudian dari hasil confusion matrix pada gambar 7 dilakukan perhitungan *precision*, *recall*, *accuracy* dan *F1 Score* yang dapat dilihat pada tabel 2

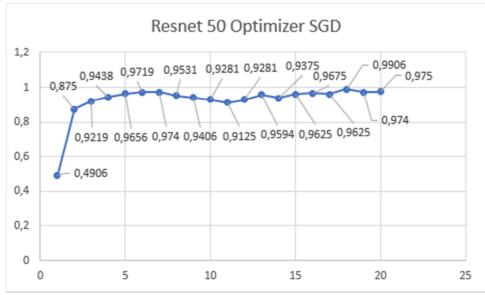
Tabel 2. Classi	fication R	Peport Resnet	50 Dengan	Optimizer Nadam

Class	Precision	Recall	F1 Score
Healthy Corn	98,9%	97,5%	98,2%
Infected	97,7%	99%	98,4%
Accuracy			98,3%

Pada tabel 3.2 dapat dilihat akurasi yang didapatkan menggunakan arsitektur *Resnet 50* dengan *Optimizer Nadam* didapatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 98,3%.

3.3 Skenario 3: Arsitektur Resnet 50 dengan Optimizer SGD

Skenario 3 dengan menggunakan arsitektur *Resnet 50* dengan *Optimizer SGD* melakukan pengujian terhadap citra yang telah di *resize* menjadi 224x224. Hasil dari *training* menunjukkan pada *epoch* pertama didapatkan tingkat akurasi sebesar 49%, seterusnya tingkat akurasi mengalami peningkatan hingga *epoch* 20 sebesar 97,5%. Dapat dilihat pada gambar 8



Gambar 8. Hasil Training Resnet 50 Dengan Optimizer SGD

Selanjutnya dilakukan testing terhadap hasil training *Resnet 50* dengan *Optimizer SGD* dan didapatkan hasil *confusion matrix* yang dapat di lihat pada gambar 9

Gambar 9. Confusion Matrix Resnet 50 Dengan Optimizer SGD

Kemudian dari hasil *confusion matrix* pada gambar 9 dilakukan perhitungan *precision*, *recall*, *accuracy* dan *F1 Score* yang dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Classification Report Resnet 50 Dengan Optimizer SGD

Class	Precision	Recall	F1 Score
Healthy Corn	98,4%	97,5%	97,9%
Infected	97,7%	98,6%	98,2%
Accuracy			98%

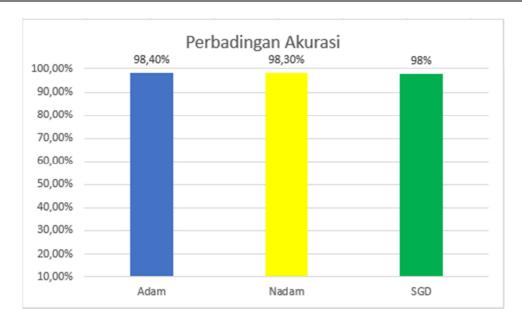
Pada tabel 3 dapat dilihat akurasi yang didapatkan menggunakan arsitektur *Resnet 50* dengan *Optimizer SGD* didapatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 98%.

3.4 Analisis Hasil Pengujian

Healthy corn 224x224

Berdasarkan hasil *training* pada tiap *scenario* dapat dilihat bahwa perbandingan hasil klasifikasi menggunakan *Optimizer* yang berbeda memiliki hasil akurasi yang tidak jauh berbeda pada tiap *Optimizer*.

Dari hasil pengujian ini, klasifikasi menggunakan arsitektur *Resnet 50* menggunakan *Optimizer* yang berbeda dapat lihat pada gambar 10. Untuk *Optimizer Adam* didapatkan tingkat akurasi sebesar 98,4%. *Optimizer Nadam* didapatkan tingkat akurasi sebesar 98,3%. *Optimizer SGD* didapatkan tingkat akurasi sebesar 98%.



Gambar 10. Perbandingan Hasil Pengujian Skenario

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang didapat tentang klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah dilakukan, dengan menggunakan model *Resnet 50* dan *Optimizer Adam* mendapatkan akurasi yang paling tinggi sebesar 98,4% daripada *Optimizer* lainnya.

5. SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya yaitu sebagai berikut.

- 1. Menggunakan 2 arsitektur atau lebih untuk mendapatkan hasil akurasi yang signifikan.
- 2. Menambah jumlah dataset penyakit daun jagung.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jumanta. 2019. Buku Pintar: Tumbuhan. PT Elex Media Komputindo, Jakarta.
- [2] R. P. Ramadhan and N. L. Marpaung. 2019, "Identifikasi Jenis Penyakit Daun Tanaman Jagung Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Backpropagation," Jom FTEKNIK, Vol. 6, No. 1, pp. 1–5.
- [3] Sutarman, 2017, "Dasar-dasar Ilmu Penyakit Tanaman," UMSIDA Press Sidoarjo, p. 115, [Online]. Available: http://eprints.umsida.ac.id/4208/1/Buku DASAR-DASAR ILMU PENYAKIT TANAMAN.pdf.

- [4] H. Muhamad, C. A. Prasojo, N. A. Sugianto, L. Surtiningsih, and I. Cholissodin, 2017, "Optimasi Naïve Bayes Classifier Dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization pada Data Iris," J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., Vol. 4, No. 3, p. 180, doi: 10.25126/jtiik.201743251.
- [5] M. R. Alwanda, R. P. K. Ramadhan, and D. Alamsyah, 2020, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle," J. Algoritm., Vol. 1, No. 1, pp. 45–56, doi: 10.35957/algoritme.v1i1.434.
- [6] S. Y. Chaganti, I. Nanda, and K. R. Pandi, 2020. "Image Classification using SVM and CNN," IEEE,
- [7] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, 2016, "Deep Residual Learning for Image Recognition," IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., Vol. 45, No. 8, pp. 1951–1954, doi: 10.1002/chin.200650130.
- [8] B. FEBRIANA, 2020, "Identifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Resnet 50 Dilated Convolution Neural Network," Inst. Teknol. Nas. Bandung, No. 465, pp. 106–111, [Online]. Available: https://medium.com/@nadhifasofia/1-convolutional-neural-network-merupakan-salah-satu-metode-machine-28189e17335b.
- [9] Dwi Fitriana Sari and D. Swanjaya, 2020. "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Daun Gambas," Semin. Nas. Inov. Teknol., pp. 137–142,
- [10] M. I. Rosadi and M. Lutfi, 2021. "Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model," Vol. 13, No. 36, pp. 1–8,
- [11] Rais, 2016. "Menggunakan Neural Network Berbasis Algoritma," *Pros. Semin. Nas. IPTEK Terap. 2016 Pengemb. Sumber Daya Lokal Berbas. IPTEK*, Vol. 1, pp. 51–56,
- [12] K. Deeba and B. Amutha, 2020, "ResNet Deep Neural Network Architecture For Leaf Disease Classification," Microprocess. Microsyst., p. 103364, doi: 10.1016/j.micpro.2020.103364.