

Halaman jurnal: http://jurnal.yudharta.ac.id/v2/index.php/EXPLORE-IT/





Akreditasi Sinta 5 (S5) - SK No. 36/E/KPT/2019 p-ISSN 2086-3489 (Print)- e-ISSN 2549-354X (Online) DOI https://doi.org/10.35891/explorit

Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-**Trained Model**

Muhammad Imron Rosadi¹, Moch. Lutfi²

- 1 Prodi Teknik Informatika Universitas Yudharta Pasuruan, Pasuruan, Indonesia
- ² Prodi Teknik Informatika Universitas Yudharta Pasuruan, Pasuruan, Indonesia

email: 1 imron.rosadi@yudharta.ac.id 1 moch.lutfi@yudharta.ac.id

INFO ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 6 Agustus 2021 Direvisi -

Disetujui 8 September 2021 Dipublikasi -- September 2021

Katakunci:

Penyakit Daun Jagung Pengolahan Citra Deep Learning Pre-Trained Model Convolutional Neural Network (CNN)

Keyword:

Corn Leaft Desease Image Processing Deep Learning Pre-Trained Model Convolutional Neural Network

DOI Artikel:

ABSTRAK

Jagung salah satu kebutuhan pangan utama setelah padi dan terigu di dunia dan termasuk kebutuhan yang penting di Indonesia setelah padi. Identifikasi penyakit pada daun tanaman jagung dapat dilakukan secara manual dengan penglihatan mata manusia berdasarkan warna daun jagung. Namun proses ini membutuhkan waktu yang lama dan kurang akurat sehingga mempengaruhi penambahan biaya perawatan. Untuk mendukung proses identifikasi secara cepat dan akurat dibutuhkan sistem pengolahan citra digital. Pada Penelitian ini mengusulkan metode Convolutional Neural Network (CNN) pre-trained model untuk mendeteksi jenis penyakit pada daun jagung. Deteksi yang dilakukan pada 5 jenis daun jagung yaitu 1 daun sehat dan 4 penyakit daun jagung yaitu karat daun, bercak daun, hawar daun, dan bulai daun. Harapannya metode yang diusulkan mampu mendeteksi penyakit daun jagung secara akurat dan mengurangi waktu komputasi. Berdasarkan hasil ujicoba bahwa transfer learning mampu meningkatkan akurasi dan mengurasi waktu komputasi dengan tingkat akurasi data training 0.85% error rate 0.45% dan data validasi 0.88% error rate 0.54

ABSTRACT

Corn is one of the main food needs after rice and wheat in the world and is one of the most important needs in Indonesia after rice. Identification of diseases on corn leaves can be done manually with the human eye based on the color of corn leaves. However, this process takes a long time and is less accurate, thus affecting the additional maintenance costs. To support the process quickly and accurately, a digital image processing system is needed. In this study, a pre-training model of the Convolutional Neural Network (CNN) was proposed to detect disease in corn leaves. Detection was carried out on 5 types of corn leaves, 1 healthy leaf and 4 corn leaf diseases, namely leaf rust, leaf spot, leaf blight, and downy mildew. It is hoped that the proposed method can detect corn leaf disease accurately and reduce computational time. Based on the test results that transfer learning is able to increase accuracy and drain computing time with a training data accuracy rate of 0.85% error rate 0.45% and data validation 0.88% error rate 0.54

@2021 diterbitkan oleh Prodi Teknik Informatika Universitas Yudharta Pasuruan

Pendahuluan

Jagung salah satu kebutuhan pangan utama setelah padi dan terigu di dunia dan termasuk kebutuhan yang penting di Indonesia setelah padi. Tanaman jagung tumbuh baik pada daerah yang panas dan dingin dengan curah hujan dan irigasi yang cukup tidak perlu banyak air untuk menanam jagung. (Sudjadi M.S. 1998). Berdasarkan organiasi pertanian dunia (FAO) Indonesia merupakan negara penghasil jagung terbesar dunia di akhiar tahun 2017. Namun, factor penyakit pada jagung mengakibabkan rendahnya produksi jagung Pada daun jagung ada 4 jenis penyakit utama yaitu penyakit karat daun, penyakit bercak daun, penyakit hawar daun, dan bulai daun. Tamanan jagung yang mempunyai penyakit karat daun memiliki ciri yaitu bercak noda kuning kemerahan (seperti warna karat pada besi) pada bagian daun, penyakit ini disebabkan oleh serangan jamur puccinia polyspora. Tanaman jagung yang mempunyai penyakit bercak daun disebabkan oleh jamur helminthoporium maydis, penyakit ini mempunyai ciri yaitu adanya bercak kuning kecoklatan lonjong atau memanjang. Penyakit bulai daun (corn downey mildew) disebabkan oleh jamur peronosclerospora maydis, jenis penyakit ini termasuk momok bagi petani, permukaan pada daun berwarna putih sampai kekuningan diikuti dengan garis-garis klorotik. Tamanan jagung yang memiliki penyakit hawar daun (Rhizoctonia Solani) mempunyai ciri yaitu muncul bercak kerdil yang berbentuk oval kemudian bercak semakin memanjang berbentuk elips dan berkembang berbentuk nekrotik yang disebut hawar (Farming.id).

Identifikasi penyakit pada daun tanaman jagung dapat dilakukan secara manual dengan penglihatan mata manusia karena warna daun jagung akan berubah jika telah terkena penyakit pada daunnya (Syukur, M. 2013). Namun, untuk melakukan identifikasi warna daun jagung dengan indera penglihatan manusia memiliki kelemahan apabila tanaman yang harus diidentifikasi dalam jumlah banyak dan butuh waktu yang panjang. Ditambah lagi setiap orang memiliki penilaian yang berbeda- beda terhadap warna. Untuk mendukung proses identifikasi secara cepat dan akurat dibutuhkan system pengolahan citra digital.

Ada beberapa penelitian yang berkaitan dengan penyakit tanaman daun jagung. (Ramadhan & Marpaung, 2019) melakukan identifikasi jenis penyakit daun jagung menggunakan Jaringan syaraf tiruan berbasis backpropagation dengan memanfaatkan metode Color Moment. Metode ini mampu menghasilkan akurasi 90% dan error 10%. (Sari, Bambang, & Atmaja, 2016) menggunakan metode color moment dan GLCM untuk mendeteksi penyakit tanaman jagung berbasis pengolahan citra digital dan klasifikasi menggunakan KNN. Hasil akurasi 89,375% dengan menggunakan ecludian distance nilai k=1. Metode glcm juga digunakan untuk ektraksi fitur pada penyakit diabetes retinopati (imron, dkk 2018). (Lihawa, Tupamahu, Zulzain, & Tayeb, 2018) mengusulkan metode SVM kernel RBF untuk deteksi penyakit daun jagung serta melakukan 5 kali percobaan dengan membagi data latih dan data uji menghasilkan akurasi 93,33%. (Tupamahu, Enggar Sukmana, & Christyowidiasmoro, n.d.) menggunakan Ekstraksi Connected Component dan Transformasi Ruang Warna CIELAB Untuk Segmentasi Citra Penyakit Pada Daun Tanaman Jagung namun belum melakukan pengelompokan dan klasifikasi jenis penyakit secara otomatis. (Rosiani, Rahmad, Rahmawati, & Tupamahu, 2020) menggunakan segmentasi berbasis k-means pada deteksi citra penyakit daun tanaman jagung menghasilkan akurasi 90%. (Ferentinos, 2018) menggunakan model Deep Learning VGG Convolutional Neural Network untuk mendiagnosis dan mendeteksi penyakit daun dengan menggunakan dataset 25 jenis tanaman mampu menghasilkan akurasi 99,53% error 0,47%. (Amara, Bouaziz, & Algergawy, 2017) menggunakan arsitektur LeNet Convolutional Neural Network untuk mengklasifikasi jenis penyakit daun pisang. Metode yang diusulkan mampu menghasilkan akurasi 92% berdasarkan fitur warna dan 85% berdasarkan fitur grayscale. (Sibiya & Sumbwanyambe, 2019) mengusulkan metode Convolutional Neural Network untuk deteksi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung dari Daun Sehat. Model yang dikembangkan mampu mengenali tiga jenis penyakit daun jagung serta menghasilkan akurasi 92,85% secara keseluruhan.

Berdaskan metode machine learning diatas yang dapat mempengaruhi meningkat dan menurunnya suatu akurasi adalah pemilihan jenis klasifikasi, pembagian jumlah dataset, ukuran citra, dan kualitas gambar. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode dalam Deep Learning yang dibuat untuk menutupi kelemahan dari metode sebelumnya yaitu machine learning. Terdapat beberapa kelemahan dalam metode sebelumnya, tetapi dengan model ini sejumlah parameter bebas dapat dikurangi dan deformasi gambar input seperti translasi, rotasi dan skala dapat ditangani (LeCun, Y, dkk. 1998). Transfer learning sangat dibutuhkan untuk mengurangi waktu komputasi, menekan ukuran dari aplikasi deep learning, meningkatkan akurasi dan kinerja dari deep learning dan mempercepat pembuatan model itu sendiri tanpa membuatnya dari awal (Yosinski, Clune, Bengio, & Lipson, 2014). (Shu, 2019) menggunakan metode transfer learning untuk klasifikasi gambar pada dataset ImageNet yang sangat kecil tanpa mengakibatkan overfitting yang parah. Overfitting adalah kondisi dimana hampir semua data yang telah melalui proses training mencapai persentase yang baik, tetapi terjadi ketidaksesuaian pada proses prediksi.

Oleh karena itu dalam penelitian ini penulis mengusulkan Deep Learning untuk Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung menggunakan Pre-Trained Model.

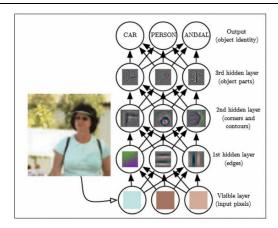
2. Kajian Teori

2.1 Jagung dan Jenis Penyakit Daun Jagung

Jagung salah satu kebutuhan pangan utama setelah padi dan terigu di dunia dan termasuk kebutuhan yang penting di Indonesia setelah padi. Tanaman jagung tumbuh baik pada daerah yang panas dan dingin dengan curah hujan dan irigasi yang cukup tidak perlu banyak air untuk menanam jagung. [12]. Berdasarkan organiasi pertanian dunia (FAO) Indonesia merupakan negara penghasil jagung terbesar dunia di akhiar tahun 2017. Namun, factor penyakit pada jagung mengakibabkan rendahnya produksi jagung. Citra merupakan suatu obejek yang direpresentasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi. Citra terbagi 2 antara lain citra bersifat analog dan ada citra bersifat digital. Citra analog merupakan citra yang bersifat kontinu seperti gambar pada monitor televisi, foto sinar X, hasil CT Scan dll. Sedangkan pada citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer [13].

2.2 Deep Learning

Beberapa tahun terakhir, kecerdasan artifisal berkembang sangat pesat. Masalah – masalah yang rumit dipecahkan sebelumnya oleh manusia. Oleh karena itu dengan adanya kecerdasan artifisial masalah tersebut dapat diselesaikan dengan mudah. Kecerdasan artifisial memiliki masalah dalam menerapkan beberapa intuisi dalam pengetahuannya sehingga untuk menyelesaikan masalah tersebut digunakan lah konsep deep learning. Deep Learning menggunakan representasi yang sederhana tetapi dengan konsep tersebut komputer dapat membangun konsep yang kompleks seperti yang di tunjukkan oleh gambar 2.2. Model Deep Learning tumbuh berkembangan seiring dengan perkembangan komputer baik hardware maupun software. [14]



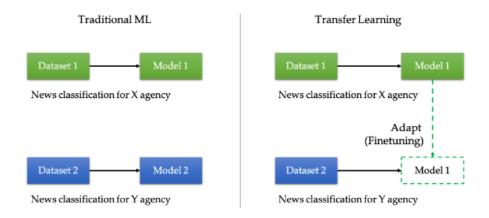
Gambar 1. Ilustrasi Deep Learning (Sumber: Yann)

2.3 Transfer Learning Pre-Traned Model

Transfer learning adalah metode penggunaan kembali model atau pengetahuan untuk tugas terkait lainnya. Transfer learning juga dianggap sebagai perpanjangan dari algoritma ML yang ada. Penelitian dan pekerjaan ekstensif sedang dilakukan dalam konteks pembelajaran transfer dan pada pemahaman bagaimana pengetahuan dapat ditransfer. antar tugas [15]. Sejak itu, istilah-istilah seperti learning to learn, Konsolidasi Pengetahuan, dan Transfer Induktif telah digunakan secara bergantian dengan pembelajaran transfer. Para peneliti dan teks akademik yang berbeda memberikan definisi dari konteks yang berbeda. Dalam buku, Deep Learning,[16].

Computer vision, seperti identification dan object recognation, menggunakan arsitektur CNN yang berbeda. Dalam makalahnya, How transferable are features in deep neural networks, Yosinski dan rekan penelitinya [17] mempresentasikan temuan mereka tentang bagaimana lapisan bawah bertindak sebagai ekstraktor fitur visi komputer konvensional, seperti sebagai pendeteksi tepi, sedangkan lapisan terakhir bekerja ke arah fitur spesifik tugas.

Pada TL, kita ingin menggunakan suatu pengetahun (knowledge) pada suatu task T_1 , untuk menyelesaikan permasalahan task T_2 . Kita memilikiasumsi bahwa T_1 memiliki kaitan dengan T_2 , sedemikian sehingga fasih pada T_1 akan menyebabkan kita fasih pada T_2 (atau lebih fasih dibandingan tidak menguasai T_1 sama sekali). Perhatikan Gambar 2.5 yang mengilustrasikan perbedaan pembelajaran mesin biasa dan penggunaan TL. Pada pembelajaran mesin biasa, kita melatih model untuk masing-masing task. Pada TL,kita menggunakan model yang sudah ada, disebut pretrained model, untuk task baru. Selain dimotivasi oleh kemiripan kedua tasks, TL juga dimotivasi oleh ketersediaan data. Misal dataset untuk task T_1 banyak, sedangkan untuk task T_2 sedikit. Berhubung T_1 dan T_2 memiliki kemiripan, model untuk T_1 yang diadaptasi untuk T_2 akan konvergen lebih cepat dibanding melatih model dari awal untuk T_2 .



Gambar 2. Pembelajaran mesin tradisional vs. menggunakantransferlearning.

Proses mengadaptasi suatu pretrained model disebut finetuning (gambar 3). Pertama-tama kita ganti layer terakhir (prediction layer) pada pretrained model menggunakan layer baru yang diinisialisasi secara random. Kemudian, kita latih kembali model yang sudah ada menggunakan data untuk T₂. Secara umum, ada tiga cara untuk melakukan finetuning.

- 1. Freeze some layers. Kita freeze beberapa layer (parameternya tidak diperbaharui saat finetuning), kemudian latih layer lainnya.
- Train only new last layer. Kita freeze semua layer, kecuali layer terakhir untuk task T2. 2.
- 3. Train all layers. Setelah menggantu layer terakhir, kita latih semua layer untuk taskT2.



Gambar 3. Prosestransfer learning.

Metodologi Penelitian

3.1 Studi Literatur

Studi literatur dimaksudkan untuk mencari dan mengumpulkan data/sumber yang terkait dengan penelitian seperti dasar teori, metodologi penelitian, metodologi proses, dan acuan penelitian sejenis. Dalam penelitian ini, metode pengumpulan data yang dilakukan adalah studi pustaka, dan studi literatur.

3.2 Pengumpulan Dataset

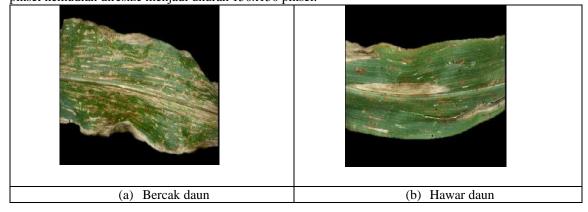
Dataset daun jagung diambil dari para petani jagung se-kabupaten pasuruan.

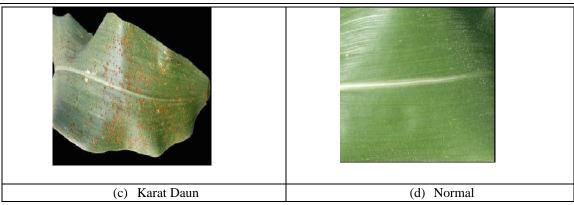
Tabel 1 Dataset Gambar Penyakit Daun Jagung

| Kelas | Total Gambar | Total gambar training | Fotal gambar validasi |
|---------------|--------------|-----------------------|-----------------------|
| Hawar Daun | 985 | 489 | 103 |
| Karat Daun | 1192 | 602 | 211 |
| Bercak Daun | 508 | 244 | 233 |
| Normal | 1162 | 588 | 223 |
| Total Dataset | 3847 | 1923 | 770 |

3.3. Analisis Data (Pengolahan Data Awal)

Analisis data digunakan untuk memisahkan antara daun normal dan daun tidak normal serta melakukan cropping gambar. Analisis data ini dilakukan bersama pakar pertanian yang ahli dalam penyakit daun tanaman. Ukuran gambar asli 258x258 piksel kemudian diresize menjadi ukuran 150x150 piksel.





Gambar 4 jenis penyakit daun jagung

3.4 Desain Sistem

Tahap analisis dalam penelitian ini meliputi perumusan masalah, batasan-batasan masalah, dan penyelesaiannya. Permasalahan yang akan diselesaikan adalah bagaimana mengetahui keakuratan data setelah di klasifikasikan dengan Transfer Learning Pre-Trained Model. Metode yang di usulkan dalam penelitian ini adalah metode Deep Learning Pre-Trained Model dengan menggunakan Parameter gambar dan Parameter Transfer Learning.

3.5. Implementasi Sistem

Pada tahapan ini dilakukan implementasi system yaitu peng-codean menggunakan bahasa pemrograman python dengan memanfaatkan google colab.

3.6. Ujicoba dan Evaluasi

Melakukan pengujian dan analisis terhadap hasil dan performa metode yang diimplementasikan yang terdiri dari akurasi, loss function, waktu komputasi.

| Nama | parameter |
|-----------------|-----------|
| Rescale | 1./255 |
| Shear range | 0.2 |
| Zoom range | 0.2 |
| Rotation range | 20 |
| Horizontal flip | true |
| Fill mode | neares |

Tabel 2. Parameter gambar

Tabel 3. Parameter Transfer learning

| Nama | parameter |
|--------------------|-----------|
| Solver type | SGD |
| Base learning rate | 0.0001 |
| Momentum | |
| Policy | |
| Weight decay | |
| Batch size | 4 |
| Shape input | 150,150,3 |
| Dropout | 0.5 |
| Activation | softmax |

Tabel 4 Spesifikasi Hardware dan Software

| Nama | parameter |
|----------------|--------------------|
| Memori | 8GB |
| Prosesor | Intel Core i5 gen8 |
| Graphics | Radeon HD4850 |
| Sistem Operasi | Windows 10 64bit |

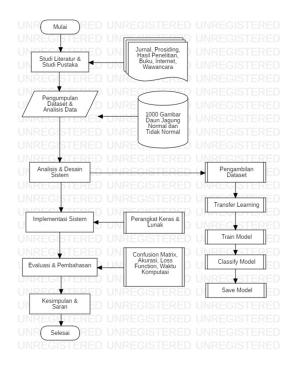
| Development | Google Colab |
|-------------|--------------|
| Bahasa | Python, C++ |
| | |

Tabel 5. Konfusion Matrix

| Confusion Matrix | | Pre | diksi | | |
|------------------|-----------|-------------|-------------|----------------------------|--------|
| Comusio | II WIAUIX | Positive | Negative | | |
| Aktual | Positive | а | b | Positive Predictive Value | a/(a+b |
| | Negative | С | d | Negative Predictive Value | d/(c+d |
| | | Sensitivity | Specificity | Accuracy = (a+d)/(a+b+c+d) | |
| | | a/(a+c) | d/(b+d) | | |

Hasil pengukuran direpresentasikan ke dalam sebuah table klasifikasi untuk memudahkan pembacaan seperti yang ditunjukkan pada tabel 5.

3.7 Alur Penelitian



Gambar 5. Alur Penelitian

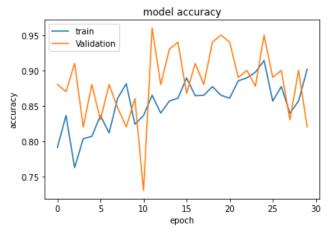
4. Hasil Uji Coba Dan Pembahasan

4.1 Deskripsi Data

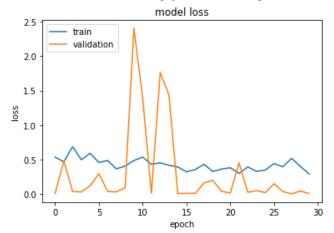
Bagian ini memuat data-data hasil penelitian yang disajikan dalam bentuk tabel, gambar dan grafik setelah melakukan ujicoba dan testing mendeteksi penyakit daun jagung menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model.

Tabel 6 Hasil ujicoba Rata-rata akurasi dan error

| Rata Tata akarasi dan Ciroi | | | |
|-----------------------------|----------|----------|--|
| Rate | 0.0001 | | |
| Data | Training | Validasi | |
| Akurasi | 85% | 88% | |
| Error | 0.45 | 0.54 | |



Gambar 6. Hasil Akurasi Pengujian data training dan validasi



Gambar 7. Hasil Error rate Pengujian data training dan validasi

3.2 Pembahasan

._

Berdasarkan gambar 6 dan 7, dapat diketahui bahwa dengan menggunakan epoch 30 dan steps per epoch 5 maka menghasilkan tingkat akurasi 84%. Selain itu juga, dari gambar 6dapat diketahui bahwa dengan epoch yang rendah tanpa menggunakan steps per epoch maka akan menghasilkan nilai akurasi yang rendah. Namun jika tanpa menggunakan steps per epoch tapi dengan jumlah epoch yang banyak maka akan menghasilkan nilai akurasi yang cukup baik.

Berdasarkan tabel hasil pengujian, dapat diketahui bahwa dataset yang berjumlah 1923 data training gambar dengan ukuran 150x150 pixel menggunakan epoch 100 dan tanpa steps per epoch pada saat proses training menghasilkan tingkat akurasi 84% dan data validasi sebanyak 770 dengan ukuran 150x150 piksel menghasilkan akurasi 88%. Dari perbandingan tersebut dapat diketahui bahwa jumlah epoch dan steps per epoch berpengaruh terhadap tingkat akurasi. Semakin banyak jumlah epoch dan steps per epoch yang digunakan maka semakin tinggi tingkat akurasi yang didapatkan. Selain itu juga, penggunaan steps per epoch juga dapat meningkatkanakurasi yang didapatkan pada saat proses training.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan deep learning dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan library Tensorflow menghasilkan tingkat akurasi pelatihan (training) yang baik, yaitu 84 % error 0.45 data validasi 88% error rate 0.54. Proses training yang dilakukan menggunakan Pre Trained model menghasilkan tingkat akurasi 88%.

6. Daftar Pustaka

- [1] A. Muis, Suriani, S. H. Kalqutny, dan N. Nonci, *Penyakit Bulai Pada Tanaman Jagung dan Upaya Pencegahannya*. Sleman: DEEPUBLISH, 2018.
- [2] Khairiyah, S. K, M. I, S. E, Norlian, dan Mahdiannoor, "Pertumbuhan dan hasil tiga varietas jagung manis (Zea mays saccharata sturt) terhadap berbagai dosis pupuk organik hayati pada lahan rawa lebak," vol. 42, no. 3, hal. 230–240, 2017.
- [3] Semangun, Penyakit-penyakit Tanaman Pangan di Indonesia. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press, 2004.
- [4] Syukur M dan Dkk, *Jagung Manis*, Pertama. Jakarta: Penebar Swadaya, 2013.

- [5] R. P. Ramadhan dan N. L. Marpaung, "Identifikasi jenis penyakit daun tanaman jagung menggunakan jaringan saraf tiruan berbasis backpropagation [1]," *Jom FTEKNIK*, vol. 6, no. 1, hal. 1–5, 2019.
- [6] I. P. Sari, H. Bambang, dan ratri dwi Atmaja, "Perancangan dan Simulasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Color Moments dan GLCM," dalam *Seminar Nasional Inovasi Dan Aplikasi Teknologi Di Industri (SENIATI)*, 2016, hal. 215–220.
- [7] M. Lihawa, F. Tupamahu, I. Zulzain, dan R. A. Tayeb, *PENYAKIT TANAMAN JAGUNG (DESKTOP VERSION)*, 1 ed. Ideas Publishing, 2018.
- [8] U. D. Rosiani, C. Rahmad, M. A. Rahmawati, dan F. Tupamahu, "Segmentasi berbasis k-means pada deteksi citra penyakit daun tanaman jagung," *JIP (Jurnal Inform. Polinema)*, vol. 6, no. 3, hal. 37–42, 2020.
- [9] K. P. Ferentinos, "Deep learning models for plant disease detection and diagnosis," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 145, no. September 2017, hal. 311–318, 2018.
- [10] J. Amara, B. Bouaziz, dan A. Algergawy, "A Deep Learning-based Approach for Banana Leaf Diseases Classification," hal. 79–88, 2017.
- [11] M. Sibiya dan M. Sumbwanyambe, "Computational Procedure for the Recognition and A Computational Procedure for the Recognition and Classification of Maize Leaf Diseases Out of Healthy Classification of Maize Leaf Diseases Out of Healthy Leaves Using Convolutional Neural Networks Leaves U," hal. 119–131, 2019.
- [12] Subandi, I. G. Ismail, dan Hermanto, *Jagung. Teknologi Produksi dan Pascapanen*. Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan. Badan Litbang Pertanian, 1998.
- [13] T. Sutoyo, Teori Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: Andi Publisher, 2009.
- [14] Y. LeCun, Y. Bengio, dan G. Hinton, *Deep Learning*. Canada: Macmillan Publishers Limited, 2015.
- [15] D. Sarkar, R. Bali, dan T. Ghosh, *Hands-On Transfer Learning with Python: Implement advanced deep learning and neural network models using TensorFlow and Keras*, 1 ed. Mumbai: Packt Publishing, 2018.
- [16] I. Goodfellow, Y. Bengio, dan A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [17] J. Yosinski, J. Clune, Y. Bengio, dan H. Lipson, "How transferable are features in deep neural networks?," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 4, no. January, hal. 3320–3328, 2014.
- [18] M. Sokolova dan G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Inf. Process. Manag*, vol. 45, no. 4, hal. 427–437, 2009.