

## Pemanfaatan Metode Deep Learning untuk Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Jagung

Fajar Sarasati<sup>1</sup>, Fitra Septia Nugraha<sup>2</sup>, Ummu Radiyah

<sup>1,2,3</sup>Universitas Nusa Mandiri

e-mail: <sup>1</sup>fajar.fss@nusamandiri.ac.id, <sup>2</sup>fitra.fig@nusamandiri.ac.id, <sup>3</sup>ummu.urd@nusamandiri.ac.id

Diterima	Direvisi	Disetujui
07-09-2022	13-10-2022	30-11-2022

**Abstrak** - Tanaman jagung di berbagai negara digunakan sebagai tanaman pengganti bahan pangan pokok beras. Tanaman ini dimanfaatkan sebagai salah satu alternatif sumber karbohidrat selain itu juga sebagai pakan ternak, dan bahan baku industri. Namun tanaman ini memiliki sensitifitas yang sama dengan tanaman bahan pangan lainnya terhadap penyakit dan hama yang perlu diwaspadai oleh para petani jagung. Penyakit jagung bisa menyerang dari siklus hidup mulai dari benih hingga berbuah yang dapat menurunkan kuantitas dan kualitas hasil produksi. Teknologi mutakhir saat ini mulai dimanfaatkan sebagai Salah satu tren penggunaan teknologi dalam bidang pertanian adalah mendeteksi penyakit pada tanaman jagung yang dapat dideteksi dari salah satu bagian tanaman jagung dan yang paling sering dideteksi adalah pelepah daunnya. Oleh karena itu pada penelitian ini penulis mengusulkan metode *Deep Learning* dengan arsitektur EfficientNetB0 untuk mendeteksi penyakit jagung dengan mengklasifikasikan penyakit jagung dari citra pelepah daun jagung yang berpenyakit maupun yang sehat. Hasil dari klasifikasi tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96%, tingkat akurasi yang tinggi tersebut diharapkan dapat membantu petani melakukan pengendalian terhadap penyebaran penyakit jagung dapat dilakukan sedini mungkin untuk meminimalisir kerugian yang lebih besar.

**Kata Kunci:** *Deep Learning*, Klasifikasi, Penyakit Jagung, EfficientNetB0

*Abstract - Corn plants in various countries are used as a substitute for rice as a staple food. This plant is used as an alternative source of carbohydrates as well as animal feed and industrial raw materials. However, this plant has the same sensitivity as other food crops to diseases and pests that corn farmers need to be aware of. Corn disease can attack from the life cycle from seed to fruiting which can reduce the quantity and quality of production. The latest technology is now starting to be used as one of the trends in the use of technology in agriculture is to detect diseases in corn plants that can be detected from one part of the corn plant and the most frequently detected is the leaf midrib. Therefore, in this study, the author proposes a Deep Learning method with EfficientNetB0 architecture to detect corn disease by classifying corn disease from diseased and healthy corn leaf midrib images. The results of the classification produce an accuracy rate of 96%, this high level of accuracy is expected to help farmers control the spread of corn disease as early as possible to minimize greater losses.*

**Key Word :** *Deep Learning, Classification, Corn Disease, EfficientNetB0*

### PENDAHULUAN

Jagung merupakan salah satu tanaman sereal penting di Indonesia yang digunakan sebagai bahan pangan pokok pengganti selain beras (Fitri Ikayanti, 2018) khususnya di berbagai daerah seperti Madura dan Nusa Tenggara. Tidak hanya di Indonesia tanaman pangan ini juga sebagai alternatif sumber karbohidrat utama di negara Amerika Tengah dan Selatan. Selain itu di Indonesia sendiri jagung juga dimanfaatkan sebagai pakan ternak (hijauan maupun tongkolnya), diambil minyaknya (bulir), di buat tepung jagung atau maizena

(bulirnya) dan bahan baku industri (dari tepung bulir dan tongkolnya) (Kemendag, 2014).

Tahun 2022 ini Dewan Jagung Nasional memprediksi produksi jagung nasional bisa mencapai 23 juta ton pipilan kering yang mana tahun 2021 silam produksi jagung ditaksir mencapai 15,79 juta ton dari luas lahan 4,15 hektare. Peningkatan hasil produksi ini didukung oleh cuaca, penambahan area tanam dan harga jagung yang naik sejak tahun 2021. Namun para petani jagung juga masih harus waspada terhadap penyakit yang mungkin menyerang tanaman jagung kapan saja selama siklus hidup tanaman mulai dari benih hingga tanaman bertumbuh dan berbuah. Penyakit

pada jagung ini dapat menurunkan kuantitas dan kualitas hasil produksi sehingga masalah penyakit ini menjadi salah satu faktor pembatas produksi dan mutu benih (Sudjono, 2018).

Menurut laporan Direktorat Perlindungan Tanaman Pangan periode 1978 sampai 1981 kerugian hasil produksi jagung yang diakibatkan oleh hama dan penyakit sebesar 57.871 hektare dengan intensitas 26,5%. Kerugian akibat penyakit sangat bergantung pada kepekaan varietas jagung, lokasi, waktu naman, serta faktor cuaca terutama pengaruh suhu dan kelembaban udara. Hasil penelitian penyakit jagung oleh jamur *Fusarium spp* menunjukkan bahwa dari 10 gram biji jagung dari KP Cikeumeuh, KP Muara, Bogor dan KP Pacet, Cianjur diperoleh infeksi jamur dan di daratan tinggi lebih dominan dengan penyakit tongkol merah jingga dan didaratan sedang sampai rendah didominasi oleh penyakit tongkol jambol.

Penyakit pada jagung tidak hanya dapat diprediksi atau dilihat pada tongkolnya namun juga dapat diprediksi lebih dini dari daun dan pelepahnya, misalnya pada penyakit Bulai dimana pada permukaan daun terdapat garis-garis sejajar tulang berwarna putih sampai kuning diikuti dengan garis-garis khlorotik sampai coklat pada infeksi lanjut. Misalnya seluruh daun muda yang muncul kemudian mengalami khlorotik; sedang daun pertama sampai ke empat masih terlihat sebagian hijau menandakan ciri-ciri daun terinfeksi patogen melalui udara dan permukaan bawah daun yang terinfeksi, dapat dilihat banyak terbentuk tepung putih yang merupakan spora patogen. Pada penyakit Hawar daun juga terlihat bercak kecil, oval, kebasahan, kemudian bercak memanjang berbentuk elips, menjadi bercak nekrotik (kering) yang luas berwarna hijau keabu-abuan atau coklat dengan panjang hawar 2,5 sampai 15 cm (Sudjono, 2018).

Berbagai teknologi termutakhir saat ini dapat dimanfaatkan untuk mengatasi permasalahan dalam bidang pertanian. Salah satu tren penggunaan teknologi dalam bidang pertanian adalah mendeteksi penyakit pada tanaman jagung dengan berbagai metode seperti yang dilakukan oleh beberapa peneliti sebagai berikut; Muhammad Imron dan Moch Lutfi yang mengidentifikasi jenis penyakit daun jagung menggunakan deep learning pre-trained (Rosadi & Lutfi, 2021), identifikasi penyakit dengan 9 layer deep convolutional neural network (J, ARUN PANDIAN; GOPAL, 2019), identifikasi penyakit dengan artificial neural network (Hermawan, 2020), identifikasi hama dan penyakit dengan metode random forest dan fuzzy decision (AMINI, MUFLHIKA and Resti, Yulia and Zayanti, 2021), ekstraksi ciri spora penyakit dengan sray level co-occurrence matrix (Tupamahu et al., 2018).

Pada penelitian ini penulis mengusulkan penggunaan metode *deep learning* yaitu dengan metode EfficientNetB0 untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun jagung untuk membantu petani

melakukan prediksi dini terhadap penyakit jagung sehingga petani dapat mengendalikan penyebaran penyakit serta memberikan penanganan lebih lanjut kepada tanaman yang terserang penyakit.

## METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini penulis gunakan untuk mengemukakan alur penelitian yang digunakan sebagai acuan utama selama penelitian berlangsung yang didalamnya dirancang dalam bentuk diagram tahapan penelitian.

Penelitian ini dimulai dengan mencari studi literatur, mencari dataset, melakukan analisa dataset, dan desain sistem. Berikut tahapan lebih detail terkait prosedur penelitian yang dilakukan:

### 1. Studi Literatur


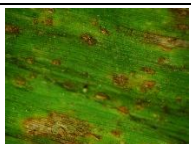

Pada tahap ini penulis mengumpulkan sumber terkait dengan teori, metode penelitian dan penelitian terkait sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini. Studi literatur yang digunakan penulis adalah studi pustaka dan studi literatur.

### 2. Pencarian Dataset

Tahapan selanjutnya yaitu proses pencarian dataset. Dimana pada proses ini penulis memperoleh dataset mengenai penyakit pada tanaman daun jagung khususnya pada penampang daunnya yang diambil dari kaggle. Dataset ini terdiri dari 4 kelas yaitu *Blight*, *Common Rust*, *Gray Leaf Spot*, dan *Healthy* dengan total citra keseluruhan sebanyak 4188 citra dengan tipe file JPG. (GHOSE, 2020).

Berikut sample citra penyakit jagung yang ditampilkan dalam Tabel 1:

**Tabel 1. Sample Citra Penyakit Jagung**

Kelas	Citra	Total Citra
<i>Blight</i>		1146
<i>Common Rust</i>		1306
<i>Gray Leaf Spot</i>		574



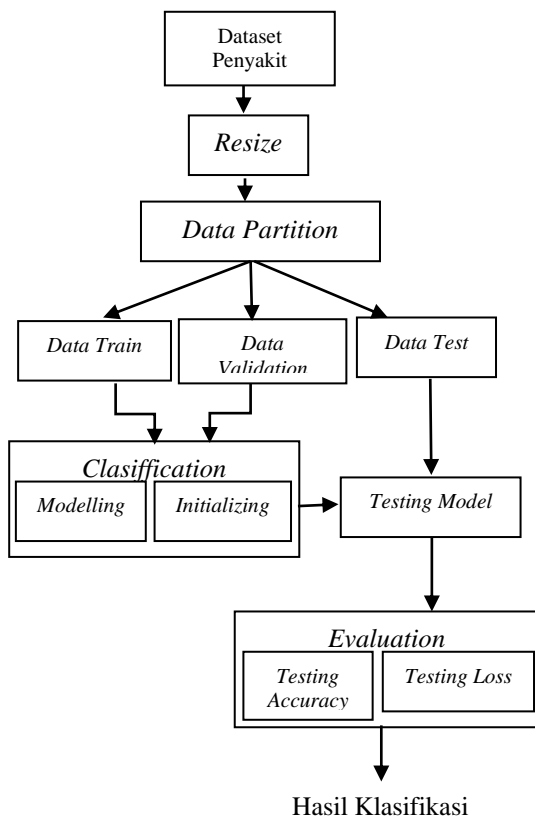
Sumber: (GHOSE, 2020)

3. Analisis Dataset

Pada tahap analisis dataset penulis membagi dataset menjadi 3 bagian, data *training* sebesar 60%, data *testing* sebesar 20% dan data *validation* sebesar 20%. Selain itu penulis juga melakukan *resize* citra dari ukuran citra yang beragam menjadi ukuran 260x260 piksel untuk memudahkan proses *input* citra pada proses pengolahan citra.

4. Desain Sistem

Pada tahapan ini penulis mendesain rancangan sistem untuk pengolahan citra yaitu dengan mengklasifikasikan penyakit jagung dengan langkah-langkah berikut:



Sumber: Penelitian (2022)

**Gambar 1. Desain Sistem**

Berdasarkan Gambar 1 diatas penulis mengolah dataset penyakit jagung dengan langkah-langkah sesuai desain sistem yang telah dirancang sebagai berikut:

1. Citra penyakit jagung terlebih dahulu melalui

*pre-processing* yaitu *resize* citra menjadi ukuran 260x260 piksel dengan tujuan untuk memperkecil piksel-piksel citra dan memperoleh resolusi citra yang ideal sehingga mempermudah sistem membaca citra yang di *input*, mempermudah proses pengolahan citra serta meminimalisir ruang penyimpanan citra karena semakin besar jumlah piksel pada citra yang diproses maka semakin lama program tersebut mengeksekusi citra (Zarkasi & Ubaya, 2016).

2. Proses selanjutnya penulis melakukan partisi data dengan membagi data menjadi data *train*, *test* dan *validation*. Data *train* sendiri dimaksudkan untuk membangun model atau melatih model, sedangkan data *test* digunakan untuk menguji model setelah proses latihan selesai dan *testing set* ini dibentuk sebagai *unseen data* dimana model atau manusia tidak boleh melihat sampel saat proses pelatihan dan data *validation* sendiri digunakan untuk mengoptimalkan saat melatih model sehingga berguna untuk generalisasi agar model mampu mengenali pola secara generik (Putra, 2019). Para proses ini penulis mempartisi data dengan pembagian ata *train* sebesar 60%, 20% untuk data *test* dan 20% data *validation*.
3. Berikutnya penulis melakukan klasifikasi penyakit jagung yaitu proses pengelompokkan yang berarti mengumpulkan objek atau entitas yang sama dan memisahkan objek atau entitas yang tidak sama (Firasari et al., 2020). Proses klasifikasi dilakukan untuk melakukan generalisasi struktur atau model yang telah diketahui untuk dapat diaplikasikan pada data-data baru (Suyanto, 2017), dalam proses ini penulis menggunakan metode usulan deep learning dengan arsitektur EfficientNetB0 untuk melakukan pendeteksian dini terhadap penyakit pada tanaman jagung. Dimana klasifikasi penyakit dilakukan ke dalam sejumlah kategori penyakit jagung yang terdiri dari 4 kelas penyakit. Untuk hasil akurasi dan klasifikasi akan dibahas pada poin hasil dan pembahasan.
4. Tahap selanjutnya penulis melakukan *testing model* yang mana hasil klasifikasi selanjutnya dilakukan proses *testing* dengan data *test* yang sebelumnya sudah dipartisi
5. Dari berbagai tahapan diatas, maka selanjutnya penulis melakukan evaluasi pengukuran model terhadap hasil klasifikasi penyakit jagung. Pada proses evaluasi ini penulis memvisualisasikan dalam bentuk *confusion matrix* yang akan dibahas lebih detail pada bab hasil dan pembahasan. Dimana penulis menggunakan metode evaluasi tersebut untuk membandingkan hasil klasifikasi yang telah dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya (Purnama, 2019).
6. Metode evaluasi lainnya yang digunakan oleh

penulis yaitu *accuracy* yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dan juga menggambarkan keakuratan model dalam mengklasifikasikan penyakit jagung. Sehingga penulis dapat menunjukkan tingkat kedekatan nilai prediksi dengan nilai aktual (sebenarnya) (Putra, 2019).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini penulis menyajikan hasil penelitian dan pembahasannya yang berisi penjelasan hasil penelitian. Berdasarkan hasil klasifikasi dengan arsitektur EfficientNetB0 yang diterapkan pada dataset penyakit jagung dan daun jagung ini maka penulis memperoleh akurasi dan hasil klasifikasi yang baik. Hasil klasifikasi tersebut dipengaruhi oleh *hyperparameter* yang terdapat pada arsitektur yang diusulkan. Dimana pada modelling arsitektur tersebut terdiri dari beberapa layer diantaranya pada layer pertama input citra dengan resolusi 260 x 260 x 3 (RGB), kemudian masuk ke arsitektur EfficientNetB0 yang memiliki 2 *convolution layers* yaitu *mobile bottleneck convolutional (MBConv)* yang terdiri dari 7 layer dan pada layer terakhir terdiri dari *convolution 1x1, pooling layers dan fully connected layer* dengan resolusi 7x7.

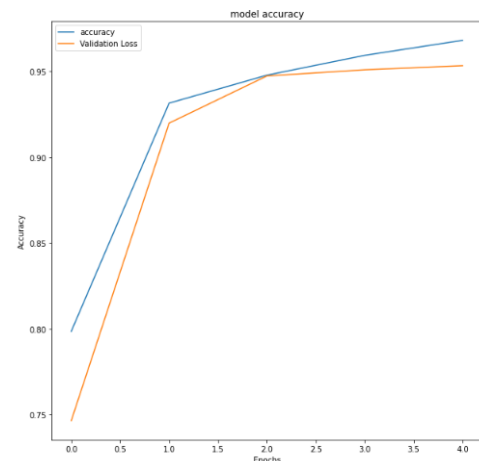
Pada penggunaan arsitektur EfficientnetB0 ini penulis menggunakan *hyperparameter* sebagai berikut:

Tabel 2. *Hyperparameter* Arsitektur EfficientNetB0

Variabel	Nilai
<i>Include_to p</i>	<i>False</i>
<i>Weight</i>	<i>Imagenet</i>
<i>Pooling size</i>	(7, 7)
<i>Classes</i>	1000 (jumlah citra pada <i>imagenet</i> )
<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>
<i>Base learning rate</i>	0.0001
<i>Activation</i>	<i>Softmax</i>
<i>Loss</i>	<i>Categorical_crossentropy</i>
<i>Image size</i>	260 x 260
<i>Batch size</i>	32
<i>Epochs</i>	5
<i>Model save</i>	<i>My_model.h5</i>

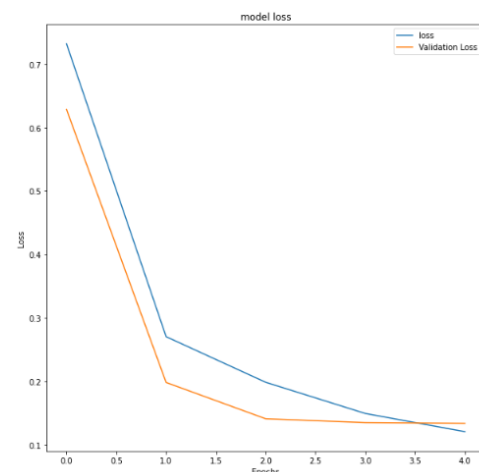
Sumber: Penelitian (2022)

Pada tabel 2 penulis menerapkan *transfer learning*, sehingga pada *include\_top* diberikan nilai *False*, sedangkan pada *weight* menggunakan *imagenet* yang terdiri dari 1000 citra yang sesuai dengan citra dataset yang diolah. *Loss* yang digunakan pada arsitektur ini adalah *Categorical\_crossentropy* karena salah satu syarat *Categorical\_crossentropy* dapat digunakan adalah proses klasifikasi menggunakan fungsi *softmax*. Dan pada penelitian ini penulis juga menyimpan model dengan menggunakan *My\_model.h5*.



Sumber: Penelitian (2022)

Gambar 2. Hasil Accuracy Model

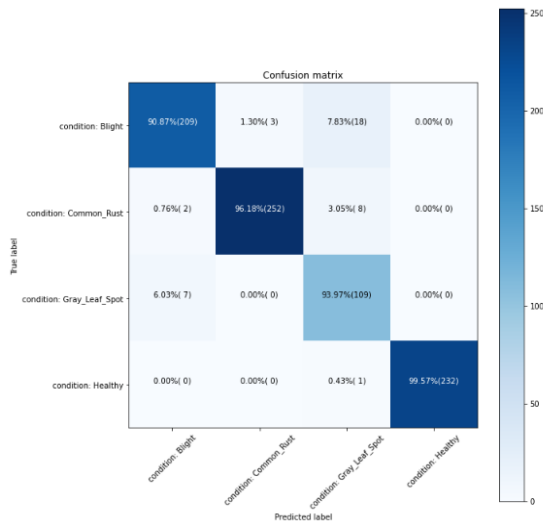


Sumber: Penelitian (2022)

Gambar 3. Hasil Loss Model

Berdasarkan Gambar 2 dan 3 diketahui bahwa dengan menggunakan epoch 5 menghasilkan tingkat akurasi sebesar 79% pada epoch pertama dengan *val loss* 62%, dan pada epoch kedua mengalami kenaikan akurasi sebesar 93%. Dan pada epoch ketiga hingga epoch keempat mengalami kenaikan 1% setiap epochnya, sehingga pada epoch kelima atau epoch terakhir menghasilkan akurasi yang tinggi yaitu sebesar 96%, *loss* sebesar 0,12. Berdasarkan Gambar 1 grafik tersebut terlihat bahwa

hasil tebaran plot antara *train accuracy* dan *validation loss* tidak terlampau jauh dan pada Gambar 3 plot *validation loss* berkurang ke titik stabilitas dan memiliki celah yang sedikit dengan *train loss* selain itu plot di titik terakhir menunjukkan *loss model* lebih rendah daripada *validation loss* sehingga kurva pembelajaran tersebut menunjukkan *good fit*.



Sumber: Penelitian (2022)

Gambar 4. *Confusion Matrix*

Gambar 4 diatas penulis menggunakan metode *confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja model sehingga berdasarkan gambar tersebut diketahui bahwa pada kelas pertama *Blight* menghasilkan ketepatan prediksi kelas *Blight* sebesar 90% dengan jumlah citra 209. Dan pada kelas kedua menghasilkan prediksi kelas *Common Rust* dengan akurasi 96% dengan jumlah citra 252, begitu juga kelas ketiga berhasil memprediksi kelas *Gray Leaf Spot* sebesar 109 citra dengan akurasi 93% dan kelas terakhir dapat diprediksi sebanyak 232 citra dengan tingkat akurasi 99%.

Namun ternyata dalam *confusion matrix* tersebut terlihat pula bahwa model juga memprediksi kelas yang salah yaitu pada 3 citra yang diprediksi masuk kelas *Common Rust* ternyata masuk pada kelas *Blight*, dan 18 citra yang diprediksi di kelas *Gray Leaf Spot* ternyata masuk pada kelas yang sama *Blight*. 2 citra yang diprediksi di kelas *Blight* masuk pada kelas *Common Rust*, 8 citra diprediksi masuk kelas *Gray Leaf Spot* ternyata masuk kelas *Common Rust*. 7 citra yang diprediksi masuk kelas *Blight* ternyata masuk kelas *Gray Leaf Spot* dan 1 citra yang diprediksi masuk kelas *Gray Leaf Spot* setelah di klasifikasi ternyata masuk di kelas *Healthy*.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini berhasil mengklasifikasikan penyakit jagung dengan menerapkan metode *deep learning* dengan arsitektur *EfficientNetB0*, sehingga menghasilkan akurasi terbaik sebesar 96% dan loss sebesar 0,12, *val loss* sebesar 0,13 dan *val accuracy* sebesar 95%. Sehingga berdasarkan hasil klasifikasi dengan metode tersebut masing-masing kelas dapat terprediksi atau di klasifikasi pada kelas yang benar dengan tingkat akurasi masing-masing kelas lebih dari 90% dan berdasarkan hasil evaluasi dengan tingkat akurasi menunjukkan plot grafik *good fit*.

## REFERENSI

- AMINI, MUFLHIKA and Resti, Yulia and Zayanti, D. A. (2021). IDENTIFIKASI HAMA DAN PENYAKIT PADA TANAMAN JAGUNG MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST DAN FUZZY DECISION TREE. *Sriwijaya University Institutional Repository*. <http://repository.unsri.ac.id/id/eprint/51831>
- Firasari, E., Khasanah, N., Khultsum, U., Kholifah, D. N., Komarudin, R., & Widyastuty, W. (2020). Comparison of K-Nearest Neighbor (K-NN) and Naive Bayes Algorithm for the Classification of the Poor in Recipients of Social Assistance. *Journal of Physics: Conference Series*, 1641(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1641/1/012077>
- Fitri Ikayanti, S. (2018). *Mengenal Jagung di Indonesia*. Dinas Pangan, Pertanian Dan Perikanan Kota Pontianak. <https://pertanian.pontianakkota.go.id/artikel/47-mengenal-jagung-di-indonesia.html>
- GHOSE, S. (2020). *Corn or Maize Leaf Disease Dataset*. Kaggle.Com. <https://www.kaggle.com/datasets/smaranjitghose/corn-or-maize-leaf-disease-dataset>
- Hermawan, F. (2020). Implementasi Artificial Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Pada Jagung (*Zea mays L.*). *SIPORA*. <https://sipora.polije.ac.id/id/eprint/6014>
- J, ARUN PANDIAN; GOPAL, G. (2019). Data for: Identification of Plant Leaf Diseases Using a 9-layer Deep Convolutional Neural Network. *Mendeley Data*, 1. <https://doi.org/10.17632/tywbtsjrjv.1>
- Kemendag. (2014). Profil Komoditas Jagung. *Kementrian Perdagangan*, 33.
- Purnama, B. (2019). *Pengantar Machine Learning*. Informatika.
- Putra, J. W. G. (2019). Pengenalan Konsep

- Pembelajaran Mesin dan Deep Learning. *Computational Linguistics and Natural Language Processing Laboratory*, 4, 1–235. <https://www.researchgate.net/publication/323700644>
- Rosadi, M. I., & Lutfi, M. (2021). Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre- Trained Model. *Jurnal Explore IT*, 13(36), 1–8.
- Sudjono, M. S. (2018). Penyakit Jagung dan Pengendaliannya. *Balai Penelitian Tanaman Pangan Maros*, 8(11), 34–36. <http://balitsereal.litbang.pertanian.go.id/wp-content/uploads/2018/08/11penyakit.pdf>
- Suyanto. (2017). *Data Mining Untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data*. Informatika.
- Tupamahu, F., Lihawa, M., & Ilahude, Z. (2018). Ekstraksi Ciri Spora Patogen Citra Penyakit Pada Tanaman Jagung Berbasis Tekstur Derajat Keabuan Menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix. *Jurnal Technopreneur (JTech)*, 6(2), 101–108. <https://doi.org/10.30869/jtech.v6i2.212>
- Zarkasi, A., & Ubaya, H. (2016). Vision Sebagai Pengolahan Citra Api. *Konferensi Nasional Teknologi Informasi & Aplikasinya*, 4, 39–44.