

IDENTIFIKASI PENYAKIT *LEAF MOLD* DAUN TOMAT MENGGUNAKAN MODEL *DENSENET121* BERBASIS TRANSFER LEARNING

Nani Awalia¹, Aji Primajaya²

^{1,2}Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, Indonesia

¹nani.awalia18012@student.unsika.ac.id, ²aji.primajaya@staff.unsika.ac.id

ABSTRAK

Penyakit *leaf mold* pada daun tomat merupakan penyakit bercak daun yang disebabkan oleh jamur *Cladosporium fulvum*. Penyakit tersebut biasanya terjadi pada tomat yang dibudidayakan dalam lingkungan lembab. Gejala penyakit yang sulit terdeteksi secara manual, dapat menyebabkan penurunan kualitas dan hasil panen tomat selama 10 tahun terakhir. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit *leaf mold* pada daun tomat menggunakan *pre-trained* model *convolutional neural network*. Model tersebut yaitu *DenseNet121* dengan teknik *transfer learning*. Penelitian ini menggunakan sebanyak 2.283 dataset citra daun tomat, yang terdiri dari 3 jenis kelas prediksi diantaranya yaitu penyakit *leaf mold*, daun tomat sehat, dan penyakit tomat lainnya yang dimasukkan kedalam kelas prediksi penyakit lainnya. Hasil penelitian diperoleh model A sebagai model terbaik diantara 3 model yang diuji coba, dengan nilai akurasi, *precision*, dan *recall* yang dihasilkan yaitu sebesar 92,6%, 93,3%, dan 93%.

Kata Kunci— *Transfer Learning, DenseNet, Convolutional Neural Network, Penyakit Leaf Mold.*

ABSTRACT

Leaf mold disease on tomato leaves is a leaf spot disease caused by the fungus Cladosporium fulvum. The disease usually occurs in tomatoes grown in a humid environment. Symptoms of the disease that are difficult to detect manually, can cause a decrease in the quality and yield of tomatoes over the last 10 years. This study aims to identify leaf mold disease on tomato leaves using a pre-trained convolutional neural network model. The model is DenseNet121 with transfer learning technique. This study used 2,283 tomato leaf image datasets, which consisted of 3 types of prediction classes including leaf mold disease, healthy tomato leaves, and other tomato diseases which were included in other disease prediction classes. The results showed that model A was the best model among the 3 models tested, with the resulting accuracy, precision, and recall values of 92.6%, 93.3%, and 93%.

Keywords— *Transfer Learning, DenseNet, Convolutional Neural Network, Leaf Mold Disease.*

1. PENDAHULUAN

Leaf Mold atau penyakit bercak daun merupakan penyakit pada tanaman tomat, yang biasanya muncul pada tomat yang dibudidayakan dalam rumah kaca atau lingkungan yang lembab. Jamur *Cladosporium fulvum* menjadi penyebab munculnya penyakit ini [1], dimana penyakit ini menjadi salah satu faktor penyebab turunnya kualitas dan hasil pertanian tomat. Sehingga mengakibatkan ketidakseimbangan antara permintaan tomat dan hasil produksinya. Permintaan tomat pada tahun 2019 mengalami peningkatan 4,46% dibandingkan tahun sebelumnya, yaitu sekitar 976.772 ton pada tahun 2018 dan pada tahun 2019 sebanyak 1.020.333 ton. Sedangkan hasil panen tomat mengalami naik turun dalam 10 tahun terakhir ini, yang tidak lepas dari masalah penyakit pada tanaman tomat, serta gejala awal yang sulit dideteksi oleh para petani [2].

Selama beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi di bidang *artificial intelligence* banyak dimanfaatkan untuk keperluan deteksi dini suatu penyakit pada tanaman melalui citra, untuk mengambil informasi dari suatu citra dengan pengenalan objek dan klasifikasi citra [3]. Penggunaan algoritma *machine learning* konvensional untuk klasifikasi citra, masih kerap digunakan untuk mengekstraksi fitur secara manual. Sedangkan untuk melakukan ekstraksi pola secara otomatis dari suatu citra, perlu dilakukan dengan algoritma *deep learning* [4]. Penggunaan algoritma *deep learning* ini dapat secara akurat mengidentifikasi jenis penyakit pada suatu tanaman melalui citra, tetapi dalam penerapannya diperlukan biaya dan waktu komputasi yang besar. Sehingga perlu diterapkan pendekatan *transfer learning* pada model *convolutional neural networks* yang akan dilatih.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis telah membuat penelitian dengan judul “Identifikasi Penyakit *Leaf Mold* pada Daun Tomat Menggunakan Model *DenseNet121* berbasis *Transfer Learning*”. Penggunaan model *DenseNet121* dalam mengidentifikasi citra, tidak memerlukan waktu komputasi pelatihan yang lama, karena sebelumnya model sudah pernah dilatih menggunakan dataset lain yang lebih besar, yang dapat diimplementasikan dengan pendekatan *transfer learning*. Penggunaan model ini diharapkan dapat membantu petani tomat dalam mengidentifikasi penyakit *leaf mold* pada daun tomat dengan akurat.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Sebelumnya

Penelitian yang dilakukan oleh Alviansyah, dkk. Dengan judul “Identifikasi Penyakit pada Tanaman Tomat Berdasarkan Warna dan Bentuk Daun dengan Metode *Naïve Bayes Classifier* Berbasis Web”. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi penyakit daun tomat dengan akurasi sebesar 82,98% dengan algoritma yang dipakai yaitu *naïve bayes classifier* [5]. *Naïve bayes classifier* termasuk ke dalam jenis algoritma *machine learning* konvensional, sehingga akurasi yang dihasilkan tidak begitu besar. Kemudian penelitian yang lain dengan judul “Deteksi Penyakit pada Daun Pakcoy dengan Pengolahan Citra Menggunakan Metode *Convolutional Neural Networks*”. Penelitian ini melakukan

klasifikasi 3 kelas data, yaitu data citra daun pakcoy yang terkena penyakit berlubang, *leaf miner*, dan daun pakcoy yang normal, dengan akurasi yang dihasilkan sebesar 86,67% [6]. Algoritma *Convolutional Neural Networks* (CNN) dapat mencapai hasil yang baik pada dataset yang besar, tetapi juga membutuhkan sumber daya komputasi yang besar. Metode *transfer learning* dapat digunakan untuk mengurangi sumber daya komputasi pada CNN tersebut, dengan mengimplementasikan model CNN yang sudah dilatih sebelumnya [7]. Penelitian [8] dan [2] sudah menerapkan teknik *transfer learning* pada pelatihan datanya. Penelitian dengan judul “*Identification of Tomato Plant Diseases by Leaf Image Using Squeezenet Model*”, melakukan pendeteksian penyakit pada daun tomat menggunakan model CNN yang sudah dilatih sebelumnya yaitu *Squeezenet*, yang menghasilkan akurasi sebesar 86,92% [8]. Penelitian lain yang dilakukan oleh [2] dengan judul “Pendeteksian *Septoria* pada Tanaman Tomat dengan Metode *Deep Learning* berbasis Raspberry Pi”, menggunakan 30 sampel data citra daun tomat yang dilatih dengan model *Inception V3*, dengan tingkat akurasi rata-rata yang dihasilkan pada tahap pengujian sebesar 95,85%.

2.2. Convolutional Neural Networks

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan bagian dari jaringan syaraf tiruan *deep learning* yang dapat mengelola data dalam bentuk dua dimensi, seperti gambar maupun video [9]. Arsitektur CNN terdiri dari beberapa lapisan yang saling terhubung yaitu, *convolutional layers*, *pooling layers*, dan *fully connected layers* [10]. Antara lapisan *convolutional* dan *pooling*, terdapat fungsi aktivasi yang ditempatkan berselang-seling [9]. Penjelasan dari masing-masing lapisan sebagai berikut :

1. Convolutional Layers

Convolutional Layers merupakan lapisan pada CNN yang tidak tergantung pada besar kecilnya input ukuran gambar, yang dapat menghindari *overfitting* terutama pada gambar yang berukuran besar [11].

2. Pooling Layers

Pooling Layers merupakan lapisan pada CNN yang berfungsi untuk mengurangi dimensi tensor, dengan input berupa *feature map* dengan tambahan *hyperparameter*. Jenis operasi *pooling* yang paling banyak digunakan yaitu *max-pooling*, yang mengambil nilai *maximum* dari setiap grid *output* lapisan sebelumnya [11].

3. Fully Connected Layers

Fully Connected Layers merupakan lapisan pada CNN yang berada di akhir arsitektur jaringan CNN. Lapisan ini digunakan untuk proses klasifikasi data secara linear [9].

2.3. Transfer Learning

Transfer Learning merupakan teknik yang dapat mengurangi waktu pelatihan, dan biaya komputasi saat menerapkan model *deep learning*. Teknik ini mentransfer hasil pembelajaran dari model sebelumnya yang sudah

pernah dilatih dengan data yang sangat besar. Penerapan *transfer learning* untuk model yang akan kita gunakan untuk pelatihan data baru, dengan cara mengganti lapisan terakhir dari model tersebut [12].

2.4. DenseNet

DenseNet merupakan salah satu jenis *pre-trained* model atau model yang sudah pernah dilatih sebelumnya dengan dataset yang lebih besar, seperti dataset *CIFAR*, *Street View House Numbers* (SVHN), dan *ImageNet*. Jika dibandingkan dengan *pre-trained* model CNN yang lainnya, *DenseNet* memiliki keunggulan yaitu dapat mendorong penggunaan kembali fitur, memperkuat propagasi fitur, serta memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit. Model ini memiliki lapisan *dense block*, yang masing-masing lapisannya dihubungkan untuk memastikan proses transfer informasi antar jaringan dapat berjalan secara maksimum. Banyak model varian *DenseNet* yang sudah diperkenalkan, dan model *DenseNet121* adalah model yang paling sedikit jumlah parameternya [13].

3. METODE YANG DIUSULKAN

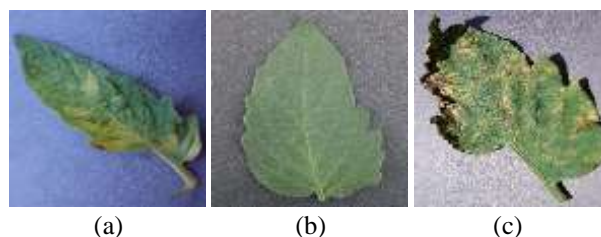
Penelitian ini menggunakan arsitektur dari *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan menerapkan teknik *transfer learning* menggunakan model *DenseNet121* dengan bahasa pemrograman *python*, untuk melakukan identifikasi penyakit *leaf mold* pada daun tomat. Adapun langkah penelitian dimulai dengan *data acquisition*, *modeling* dan *training*, *testing*, dan evaluasi model serta hasil kesimpulan yang didapatkan. Adapun blok diagramnya dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 2. Blok Diagram Langkah Penelitian

3.1 Data Acquisition

Data acquisition atau akuisisi citra merupakan langkah yang bertujuan untuk pengumpulan data yang diperlukan [14]. Pengumpulan data dapat diperoleh dari pengumpulan data secara langsung (data primer), ataupun memanfaatkan data yang sudah ada pada sumber data gratis yang dapat diakses (data sekunder). Penelitian ini menggunakan data sekunder, yang berasal sumber data gratis yaitu *kaggle.com*. Data yang digunakan yaitu data citra penyakit daun tomat, dimana penyakit yang dipilih untuk diidentifikasi yaitu penyakit *leaf mold*, sedangkan penyakit selain *leaf mold* digabungkan pada kelas prediksi penyakit lainnya. Berikut contoh citra pada masing-masing kelas prediksi ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. (a) Citra *Leaf Mold*, (b) Citra Sehat, (c) Citra Penyakit Lainnya

Tabel 1 menunjukkan hasil akuisisi citra yang digunakan yaitu sebanyak 3 kelas prediksi atau label, yang masing-masing label terdiri dari 761 citra, sehingga total keseluruhan data yaitu sebanyak 2.283 citra.

Tabel 1. Jumlah Masing-masing Label

Label	Nama kelas	Jumlah
L1	Sehat	761
L2	Leaf Mold	761
L3	Penyakit Lainnya	761
Total		2.283

3.2 Preprocessing

Tahap *preprocessing* data citra ini dilakukan dengan *scaling* data citra dan *normalization*. *Scaling* mengubah input ukuran citra menjadi 224 x 224, sedangkan *normalization* dilakukan dengan *Image Data Generator*, yaitu dengan proses mengubah nilai citra yang awalnya diantara nilai [0, 255] menjadi nilai 0 hingga 1.

3.3 Modeling dan Training

Setelah data citra dilakukan proses *preprocessing*, selanjutnya melakukan *modeling* menggunakan model *DenseNet121* pada data tersebut, dengan menerapkan *transfer learning*. Teknik *transfer learning* ini dilakukan dengan cara mengganti layer terakhir dari model *DenseNet121*. Tabel 2 menunjukkan layer terakhir pada model *DenseNet121* yang diganti.

Tabel 2. Mengganti Layer Terakhir Model *DenseNet121*

Layer	Output shape	Parameter
Flatten (Flatten)	(None, 50176)	0
Dense (Dense)	(None, 512)	25690624
Dropout (Dropout)	(None, 512)	0
Dense_1 (Dense)	(None, 3)	1539
Total Parameter	: 32.729.667	
Trainable Parameter	: 25.692.163	
Non-trainable Parameter	: 7.037.504	

Model *DenseNet121* tersebut dapat dibuat menjadi beberapa model yaitu model A, model B, dan Model C yang masing-masing model dibagi berdasarkan persentase pembagian data. Besar persentase data dari masing-masing model ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Pembagian Data *Train*, Validasi dan *Test*

Model	Persentase data			Jumlah data		
	Train	Val	Test	Train	Val	Test
A	60%	20%	20%	1368	456	459
B	70%	15%	15%	1596	342	345
C	80%	10%	10%	1824	228	231

Dataset yang sudah melalui tahap *preprocessing* sebelumnya, dibagi menjadi data *train*, validasi, dan *test*. Data *train* digunakan untuk *training* model, data validasi digunakan untuk *hyperparameter tuning* atau menemukan parameter terbaik pada model, sedangkan data *test* merupakan data yang dipakai untuk melakukan uji coba model untuk identifikasi penyakit *leaf mold*.

3.4 Testing

Tahap ini dilakukan dengan melakukan uji coba untuk mengidentifikasi penyakit *leaf mold*, yang berada pada data *test* yang sudah dibagi sebelumnya. Tahap *testing* dilakukan untuk mengetahui banyaknya citra yang diidentifikasi dengan benar pada masing-masing model.

3.5 Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengetahui kinerja model yang sudah dihasilkan. Tahap ini dapat diukur menggunakan nilai akurasi, *precision*, dan *recall*. Akurasi diperoleh dari banyaknya data yang diprediksi benar dibagi jumlah total data. *Recall* diperoleh dari banyaknya kelas positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi jumlah total positif yang sebenarnya, sedangkan *precision* merupakan diperoleh dari jumlah data yang diprediksi positif yang diklasifikasikan dengan benar, dibagi total sampel yang diprediksi positif.

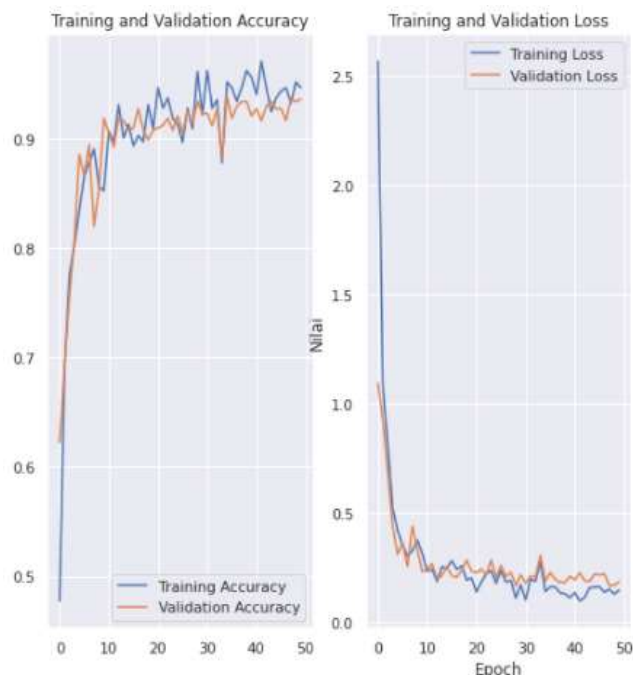
4. HASIL PENELITIAN

4.1 Hasil Training

Parameter yang digunakan untuk melakukan proses *training* pada setiap model yaitu sebagai berikut:

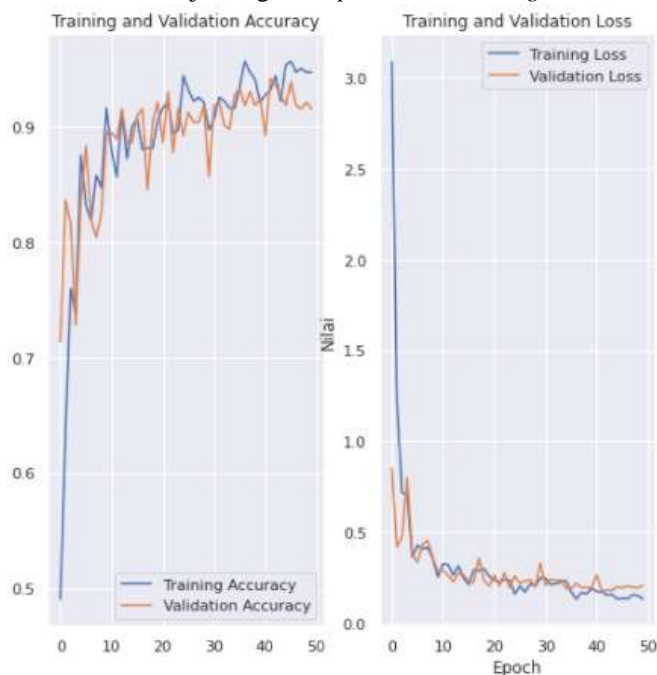
- Jumlah *epoch* sebanyak 50
- Parameter *optimizer* yang digunakan yaitu Adam dengan *learning rate* sebesar 0.0001

- *Loss function* menggunakan *category cross entropy*
- Proses *training* pada model A diperoleh *validation accuracy* tertinggi sebesar 93,8% , yaitu pada *epoch* ke-35. Gambar 4 menunjukkan grafik *epoch* hasil *training* model A.



Gambar 4. Grafik *Epoch* Model A

- Proses *training* pada model B diperoleh *validation accuracy* tertinggi sebesar 94% , yaitu pada *epoch* ke-42. Gambar 5 menunjukkan grafik *epoch* hasil *training* model B.



Gambar 5. Grafik *Epoch* Model B

- Proses *training* pada model C diperoleh *validation accuracy* tertinggi sebesar 95% , yaitu pada *epoch* ke-40. Gambar 6 menunjukkan grafik *epoch* hasil *training* model C.



Gambar 6. Grafik Epoch Model C

4.2 Hasil Testing

Proses *testing* model A dengan jumlah data *test* sebanyak 459 citra, diperoleh total citra yang diprediksi benar sebanyak 427 citra dan sebanyak 32 citra diprediksi salah. Model B dengan jumlah data *test* sebanyak 345 citra, diperoleh total citra yang diprediksi benar sebanyak 320 citra dan sebanyak 25 citra diprediksi salah. Sedangkan, Model C dengan jumlah data *test* sebanyak 231 citra, diperoleh total citra yang diprediksi benar sebanyak 215 citra dan sebanyak 16 citra diprediksi salah. Tabel 4 menunjukkan perbandingan hasil uji coba prediksi masing-masing label dari setiap model.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Uji Coba Setiap Model

Label	Model					
	A		B		C	
	Benar	Salah	Benar	Salah	benar	Salah
L1	148	5	111	4	75	2
L2	146	7	108	7	70	7
L3	133	20	101	14	70	7
Total	427	32	320	25	215	16

4.3 Evaluasi

Proses evaluasi kinerja setiap model menghasilkan nilai akurasi, *precision*, dan *recall* untuk hasil uji coba prediksi pada setiap label. Tabel 5, 6 dan 7 menunjukkan hasil evaluasi model A, B, dan C. Dari ketiga model yang telah diuji coba, model A merupakan model terbaik dengan nilai akurasi, *precision*, dan *recall* yang dihasilkan yaitu sebesar 92,6%, 93,3%, dan 93%.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Model A

Hasil	Label			Rata-rata
	L1	L2	L3	
Akurasi	96%	95%	87%	92,6%
<i>Precision</i>	97%	90%	93%	93,3%
<i>Recall</i>	97%	95%	87%	93%

Tabel 6. Hasil Evaluasi Model B

Hasil	Label			Rata-rata
	L1	L2	L3	
Akurasi	96%	93%	87%	92%
<i>Precision</i>	93%	92%	93%	92,6%
<i>Recall</i>	97%	94%	88%	93%

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model C

Hasil	Label			Rata-rata
	L1	L2	L3	
Akurasi	97%	90%	90%	92,3%
<i>Precision</i>	95%	93%	91%	93%
<i>Recall</i>	97%	91%	91%	93%

5. KESIMPULAN

Penelitian ini telah dilakukan *training*, *testing*, dan evaluasi model untuk identifikasi penyakit *leaf mold* daun tomat menggunakan model *DenseNet121* berbasis *transfer learning*. Diantara model A, B, dan C yang dilakukan percobaan, diperoleh model A sebagai model terbaik dengan pembagian data sebanyak 1368 data *training*, 456 data validasi, dan 459 data *testing* dengan jumlah label prediksi sebanyak 3 label. Hasil evaluasi model A, diperoleh 92,6% nilai akurasi, 93,3% nilai *precision*, dan 93% nilai *recall*.

Untuk penelitian selanjutnya, dapat dilakukan penambahan jumlah data dan label prediksi, serta dengan konfigurasi parameter yang berbeda pada proses pelatihan model, guna meningkatkan kualitas model yang lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada civitas akademik Teknik Informatika Universitas Singaperbangsa Karawang serta berbagai pihak yang secara tidak langsung telah mendukung dan berpartisipasi dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] A. Bernal-cabrera, B. Martínez-coca, L. Herrera-isla, and P. J. G. M. De Wit, "The first report on the occurrence race 9 of the tomato leaf mold pathogen *Cladosporium fulvum* (syn . *Passalora fulva*) in Cuba," *Eur. J. Plant Pathol.*, vol. 160, pp. 731–736, 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s10658-021-02261-4>.
- [2] K. Muchtar, Chairuman, Y. Nurdin, and A. Afdhal, "Pendeteksian Septoria pada Tanaman Tomat dengan Metode Deep Learning berbasis Raspberry Pi," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 107–113, 2021, doi: <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2831>.
- [3] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>.
- [4] N. K. Chauhan and K. Singh, "A review on conventional machine learning vs deep learning," in *2018 International Conference on Computing, Power*

- and Communication Technologies, GUCON 2018*, 2019, pp. 347–352, doi: <https://doi.org/10.1109/GUCON.2018.8675097>.
- [5] F. Alviansyah, I. Ruslianto, and M. Diponegoro, “Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Tomat Berdasarkan Warna Dan Bentuk Daun Dengan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web,” vol. 05, no. 1, 2017, doi: <http://dx.doi.org/10.26418/coding.v5i1.19171>.
- [6] M. F. Susila, B. Irawan, and C. Setianingsih, “Deteksi Penyakit Pada Daun Pakcoy Dengan Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” in *e-Proceeding of Engineering*, 2020, vol. 7, no. 3, pp. 9347–9354.
- [7] L. D. Nguyen, D. Lin, Z. Lin, and J. Cao, “Deep CNNs for microscopic image classification by exploiting transfer learning and feature concatenation,” *Proc. - IEEE Int. Symp. Circuits Syst.*, vol. 2018-May, pp. 3–7, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/ISCAS.2018.8351550>.
- [8] A. Hidayatuloh, M. Nursalman, and E. Nugraha, “Identification of Tomato Plant Diseases by Leaf Image Using Squeezenet Model,” in *2018 International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2018 - Proceedings*, 2018, pp. 199–204, doi: <https://doi.org/10.1109/ICITSI.2018.8696087>.
- [9] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, “Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [10] A. Santoso and G. Ariyanto, “Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah,” *Emit. J. Tek. Elektro*, vol. 18, no. 01, pp. 15–21, 2018, doi: <https://doi.org/10.23917/emitor.v18i01.6235>.
- [11] U. Michelucci, *Applied Deep Learning: A Case-Based Approach to Understanding Deep Neural Networks*. New York: Springer Science and Business Media, 2018.
- [12] G. Geetharamani and A. P. J., “Identification of plant leaf diseases using a nine-layer deep convolutional neural network,” *Comput. Electr. Eng.*, vol. 76, pp. 323–338, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.04.011>.
- [13] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, “Densely connected convolutional networks,” *Proc. - 30th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 2261–2269, 2017, doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>.
- [14] A. L. Unihuhu and I. Suharjo, “Klasifikasi Jenis Ikan Berbasis Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis (PCA),” *J. Ilm. Ilmu Komput. Fak. Ilmu Komput. Univ. Al Asyariah Mandar*, vol. 7, no. 2, pp. 27–32, 2021, doi: <https://doi.org/10.35329/jiik.v7i2.200>.