

# ***Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Dengan Arsitektur Densenet***

Oleh:

**Yuzril Nur Maulana, Chaerur Rozikin dan Apriade Voutama**

Universitas Singaperbangsa Karawang, Indonesia

Email: *yuzril.nur17221@student.unsika.ac.id*

## ***Abstract***

*Automated detection of plant diseases, particularly in crops like potatoes, is essential for maintaining agricultural productivity. The use of convolutional neural networks (CNNs), especially employing architectures like DenseNet, offers promising avenues for accurate disease classification. Your study's exploration of three different optimizers – Adam, SGD, and RMSprop – provides insights into their effectiveness in training CNN models for potato disease classification. The Adam optimizer stands out with its exceptionally high average accuracy of 97%, alongside impressive precision, recall, and F1-score metrics, all reaching 98%. This indicates its robustness in optimizing models for superior results. On the other hand, the SGD optimizer, although slightly less accurate at 83%, still performs commendably, considering its simplicity and widespread usage. Its precision, recall, and F1-score metrics around 82% underscore its reliability in disease classification tasks. Additionally, the RMSprop optimizer, while not as effective as Adam, demonstrates good performance with an accuracy of around 94% and stable precision, recall, and F1-score metrics, each approximately 94%. Overall, the findings suggest that all three optimizers can effectively train CNN models for potato disease classification. However, the Adam optimizer tends to yield the best results in this context, emphasizing its potential for optimizing models in similar agricultural applications. This comprehensive analysis provides valuable insights for researchers and practitioners aiming to deploy automated disease detection systems in potato cultivation and potentially other agricultural domains.*

**Keywords:** *Digital Image, classification, Convolutional Neural Network, DenseNet, Optimizer*

## **A. Pendahuluan**

Jamur dan bakteri merupakan salah satu penyebab penyakit pada daun kentang, seperti penyakit pembusukan dini (*early blight*) dan penyakit busuk daun (*late blight*). Yang dimana penyakit ini bisa menyebar dari tangkai, batang hingga ke dalam umbi kentangnya. Sehingga para petani harus memangkas daun yang terkena penyakit ini lebih awal agar mendapatkan hasil panen yang baik<sup>1</sup>. Penyakit yang tidak ditangani secara tepat akan mengakibatkan pengurangan hasil panen. Oleh sebab itu identifikasi awal penyakit sangat diperlukan, hal ini agar penyakit tidak merambat ke tanaman yang sehat. Deteksi penyakit tanaman biasa dilakukan secara langsung pada tiap tanaman. Dari pengamatan ini diperlukan ketelitian mengingat menggunakan metode yang manual, dan juga akan memakan waktu apabila

---

<sup>1</sup> Rakhmawati, P. U. (2018). *Klasifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Fitur Warna Menggunakan Support Vector Machine*. Seminar Nasional Teknologi dan Rekayasa (SENTRA).

memiliki perkebunan yang luas<sup>2</sup>. Dengan masalah tersebut pendeteksian penyakit tanaman secara otomatis mungkin bisa menjadi topik utama bagi para pemilik kebun ataupun yang tertarik pada bidang agrikultur. Pendeteksian otomatis ini berdasarkan proses gambar yang ditunjang dengan teknologi visual dan produk digital.

Maka penelitian yang akan dilakukan adalah penerapan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan menggunakan arsitektur *DenseNet* untuk melakukan klasifikasi terhadap penyakit – penyakit daun kentang. Karena sesuai latar belakang penggunaan *DenseNet* terkenal akan kemampuannya dalam mengatasi tantangan seperti kehilangan informasi dan penurunan gradien dalam jaringan yang lebih dalam. Selain itu pemilihan optimizer untuk penelitian ini adalah *Adam*, *RMSprop* dan *SGD* untuk dilakukan sesuai percobaan. Lalu untuk metode evaluasinya akan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi terhadap berbagai kelas. Dan untuk software yang digunakan yaitu platform google colab untuk mengolah data dan melatih model, karena colab menyediakan akses ke GPU dan TPU yang dapat mempercepat proses pelatihan model.

## **B. Pembahasan**

Tahapan analisis dan hasil pengklasifikasian 3 kelas pada penyakit tanaman kentang berdasarkan citra daunnya dengan menggunakan *convolutional neural network* dan arsitektur *DenseNet*, khususnya *DenseNet201*, dengan meliputi beberapa langkah penting, seperti pengambilan data dari website kaggle.com yang nantinya akan di *pre-processing* untuk menormalisasi gambar seperti *resizing*, *augmentasi* agar meningkatkan keberagaman sampel data. Lalu untuk perancangan model *DenseNet201* dipilih sebagai arsitektur *CNN* karena keunggulannya dalam memanfaatkan kembali fitur yang relevan dengan menggunakan koneksi yang pendek antara lapisan. Model *DenseNet201* kemudian disesuaikan dengan mengubah lapisan output sesuai dengan jumlah kelas yang diinginkan dan menambah lapisan klasifikasi akhir. Model dilatih menggunakan data yang di proses dan kemudian diuji menggunakan data validasi yang terpisah untuk mengevaluasi kinerjanya. Metrik evaluasi seperti akurasi, *presisi*, *recall* dan *F1-score* yang akan digunakan untuk menilai kinerja model.

### **1. Pengumpulan Data**

Data diambil dari *website* penyedia dataset yaitu Kaggle.com. Dimana itu bersifat publik. Sekumpulan data yang nantinya akan digunakan pada penelitian ini terdiri dari tiga kategori yaitu, *Early Blight*, *Late Blight* dan *Healty*. Dengan jumlah keseluruhan

---

<sup>2</sup> Arofiqoh, N. E. (2018). *Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi*. Geomatika.

berjumlah 1500 data gambar, yang di mana mencakup 500 per data gambar pada satu kategori dan nantinya akan dibagi 3 kelas yaitu, kelas data uji, data latih serta data validasi.

## 2. Pre-Processing

Pada pelabelan kelas akan dibagi gambar sesuai kelas yang dibutuhkan, lalu data akan dibagi tiga tipe yaitu data latih, data uji dan data validasi dengan rasio perbandingan 60:20:20, selanjutnya pada data latihnya akan dilakukan augmentasi data untuk menemukan ciri yang berbeda pada gambar yang sama. Lalu dilakukan prefetching yang dimana Dalam *TensorFlow*, *prefetching* memungkinkan sistem untuk melakukan pemuatan data secara asinkronus, artinya, sementara model sedang melatih dengan *batch* data saat ini, sistem secara bersamaan memuat batch data berikutnya ke dalam memori. Ini membantu dalam mengurangi waktu yang dihabiskan oleh model dalam menunggu data yang akan dimuat selanjutnya, dan dengan demikian, dapat meningkatkan penggunaan sumber daya komputasi seperti GPU atau TPU.

## 3. Augmentasi Data

### Gambar 1. 1 Augmentasi Data

*Augmentasi* merupakan proses krusial dalam penelitian yang memodifikasi data



Sumber: dokumentasi peneliti, 2024

gambar yang ada untuk menambah variasi pada data latih yang tersedia. Tujuannya adalah untuk meningkatkan keberagaman dataset agar model dapat mempelajari pola yang lebih baik dan generalisasi yang lebih baik terhadap data baru. Beberapa teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *horizontal flip*, *vertical flip*, *rotation*, dan *rescale*. *Horizontal flip* mengacu pada pembalikan gambar dari kanan ke kiri, sedangkan *vertical flip* mengacu pada pembalikan dari atas ke bawah. Kedua teknik ini menciptakan variasi baru tanpa memerlukan pengambilan gambar tambahan. Selain itu, teknik *rescale* penting karena mengubah rentang nilai piksel dari 0-255 menjadi 0-1 dengan mengalikan setiap nilai piksel dengan skala  $1/255$ . Hal ini memastikan bahwa data yang digunakan memiliki rentang nilai yang sesuai untuk diproses oleh model secara efisien.

#### 4. Pembuatan Model

Gambar 1. 2 Pembuatan Model  
Model DenseNet

```
IMG_SHAPE = IMG_SIZE + (3,)
base_model = tf.keras.applications.densenet.DenseNet201(input_shape=IMG_SHAPE,
..... include_top=False,
..... weights='imagenet')
```

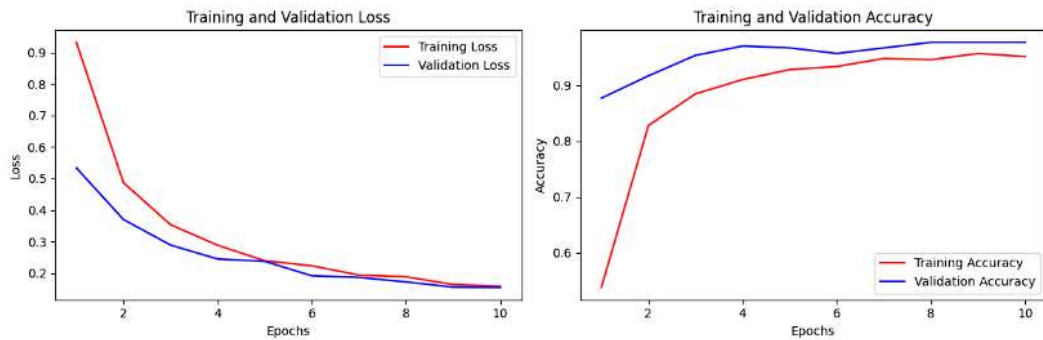
Penelitian ini menggunakan DenseNet201 sebagai model pembelajaran yang telah dipre-training. DenseNet201 dipilih karena merupakan bagian dari arsitektur DenseNet yang terkenal dalam jaringan saraf konvolusi (CNN), terutama dalam mempelajari fitur-fitur kompleks dari data gambar. Pengaturan input shape diatur sebagai IMG\_SHAPE dengan nilai (224, 224, 3), menunjukkan bahwa gambar yang digunakan memiliki tiga saluran warna (RGB), sesuai dengan standar gambar berwarna. Konsistensi dalam ukuran gambar memastikan bahwa model dapat menerima input dengan format yang diharapkan, penting untuk menjaga konsistensi dalam proses pelatihan. Bobot pre-trained dari DenseNet201 diambil dari dataset ImageNet, dataset luas dan beragam yang sering digunakan dalam penelitian penglihatan komputer. Penggunaan bobot pre-trained ini memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh sebelumnya untuk mengenali dan mengklasifikasikan fitur-fitur dalam citra daun kentang dengan lebih efektif. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan kinerja dan kemampuan generalisasi model terhadap dataset spesifik yang digunakan dalam penelitian ini.

#### 5. Pengujian dan Evaluasi

Dalam pengujiannya, akan dilakukan tiga kali percobaan yang masing-masing menggunakan optimizer yang berbeda, tetapi tetap menggunakan variabel yang sama. Langkah ini krusial dalam evaluasi model karena optimizer yang berbeda dapat signifikan mempengaruhi kinerja dan konvergensi model. Dengan melakukan tiga percobaan yang membandingkan optimizer yang berbeda, kita dapat menilai kinerja model antara satu *optimizer* dengan lainnya, khususnya dalam konteks klasifikasi penyakit tanaman kentang. Seragamnya pengaturan variabel seperti laju pembelajaran, jumlah epoch, dan ukuran batch dalam setiap percobaan memastikan perbandingan hasil yang adil dan dapat diandalkan. Pendekatan ini membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik terkait pilihan *optimizer* untuk pengembangan model lebih lanjut, serta memperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang dampaknya terhadap kualitas dan efisiensi model.

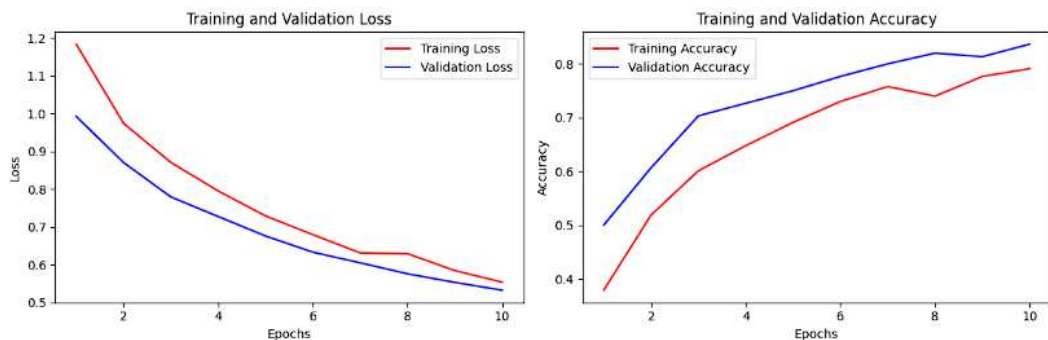
Berikut merupakan grafik history dari pelatihan model DenseNet dari ketiga *Optimizer*

Gambar 1. 3 Plot Grafik Adam Pengujian model dengan optimizer Adam



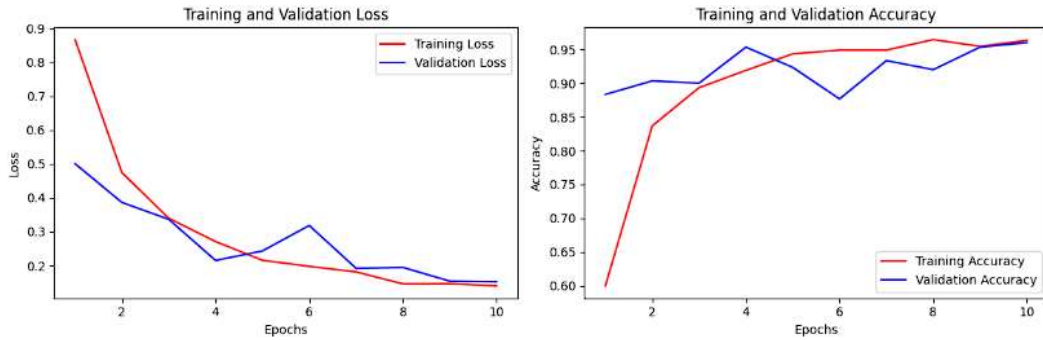
Terdapat peningkatan pada grafik akurasi dengan seiring bertambahnya epoch dan juga diiringi dengan grafik loss yang menurun menunjukkan bahwa model dengan optimizer Adam semakin baik dalam mempelajari pola-pola dalam data pelatihan.

Gambar 1. 4 Plot Grafik SGD: Pengujian model dengan optimizer SGD



Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model yang dihasilkan dari pengujian dengan *optimizer SGD* mampu memberikan hasil yang baik. Dengan nilai loss pada data uji sebesar 0.54 dan akurasi sebesar 0.82, model tersebut mampu memberikan prediksi yang cukup akurat dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman kentang berdasarkan citra daunnya. Pada grafik menggunakan *optimizer RMSprop*, dengan test loss sebesar 0.17 dan test akurasi sebesar 0.94, meskipun nilai akurasi pada data uji cukup tinggi, namun fluktuasi yang terjadi pada data validasi menunjukkan bahwa model mungkin tidak optimal dalam kinerjanya. Perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut untuk menemukan penyebab fluktuasi yang terjadi pada data validasi dan untuk memastikan bahwa model dapat menggeneralisasikan pola dengan baik pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini bisa melibatkan penggunaan teknik regularisasi, peningkatan jumlah data pelatihan, atau pengoptimalan arsitektur model untuk mencapai kinerja yang lebih baik dan mengurangi risiko *overfitting*.

Gambar 1. 5 Plot Grafik RMSprop



Setelah melakukan proses training didapatkan data dari masing masing *optimizer* yang ditampilkan dalam table *confusion matrix* yang nantinya akan digunakan untuk pengevaluasian kinerja model dalam hal melakukan klasifikasi dengan membandingkan nilai dari data uji atau validasi. Dimana ada metrik *precision recall F1-score dan support* terhadap masing masing *class*.

Tabel 1 Performa Model Optimizer Adam

Data Kentang	Precision	Recall	F1-Score	Support
Early Blight	0.99	0.98	0.98	100
Late Blight	0.94	0.99	0.97	100
Healthy	1.00	0.96	0.98	100
Accuracy			0.98	300
Macro avg	0.98	0.98	0.98	300
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	300

Tabel 2 Performa Model Optimizer SGD

Data Kentang	Precision	Recall	F1-Score	Support
Early Blight	0.80	0.96	0.87	100
Late Blight	0.76	0.71	0.74	100
Healthy	0.92	0.80	0.86	100
Accuracy			0.82	300
Macro avg	0.83	0.82	0.82	300
Weighted avg	0.83	0.82	0.82	300

Tabel 3 Performa Model Optimizer RMSprop

Data Kentang	Precision	Recall	F1-Score	Support
Early Blight	0.88	1.00	0.93	100
Late Blight	0.97	0.88	0.92	100
Healthy	0.99	0.94	0.96	100
Accuracy			0.94	300
Macro avg	0.94	0.94	0.94	300
Weighted avg	0.94	0.94	0.94	300

Berdasarkan analisis di atas, dapat disimpulkan bahwa pemilihan optimizer yang tepat memainkan peran penting dalam kinerja model klasifikasi penyakit tanaman kentang. Model yang dihasilkan menggunakan optimizer Adam menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai akurasi mencapai 98%, mencerminkan kemampuannya dalam mengklasifikasikan data dengan tingkat presisi dan recall yang tinggi. Sementara itu, model dengan optimizer SGD dan RMSprop juga menunjukkan performa yang baik, dengan akurasi masing-masing sebesar 82% dan 94%. Namun, fluktuasi pada data validasi dengan optimizer RMSprop menunjukkan perlunya evaluasi lebih mendalam untuk memastikan kestabilan dan generalisasi model.

Dalam rangka meningkatkan kinerja model di masa depan, disarankan untuk menerapkan teknik regularisasi, meningkatkan jumlah data pelatihan, atau melakukan optimasi lebih lanjut pada arsitektur model. Dengan pendekatan ini, diharapkan model dapat lebih akurat dan konsisten dalam memprediksi penyakit tanaman, sehingga memberikan kontribusi signifikan terhadap praktik pertanian yang lebih baik dan berkelanjutan. Penelitian ini tidak hanya membuka jalan bagi pengembangan lebih lanjut dalam bidang klasifikasi berbasis citra, tetapi juga berkontribusi pada pemahaman yang lebih dalam tentang peran teknologi dalam pertanian modern.

Dengan demikian, hasil penelitian ini menjadi dasar yang kuat untuk langkah-langkah selanjutnya dalam penelitian dan pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman yang lebih optimal.

### C. Kesimpulan

Penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur DenseNet201 telah terbukti efektif dalam memprediksi jenis penyakit pada gambar daun kentang. Eksperimen menggunakan berbagai optimizer dan pembagian data latih di bawah 80% tetap menghasilkan akurasi di atas 80%. Penggunaan DenseNet201 memungkinkan ekstraksi fitur yang relevan dari gambar, memungkinkan model untuk mempelajari pola-pola kompleks pada data penyakit tanaman kentang. Optimizer seperti Adam, SGD, dan RMSprop memberikan variasi pendekatan optimasi dan membantu menemukan parameter yang optimal untuk meningkatkan performa model. Adam mencapai akurasi rata-rata 97% dengan precision, recall, dan F1-score masing-masing mencapai 98%, menunjukkan efektivitasnya dalam mengoptimalkan model. SGD, meskipun sedikit lebih rendah dengan akurasi 83% dan metrik lain sekitar 82%, tetap memberikan hasil yang baik dengan pendekatan optimasi yang sederhana. RMSprop menunjukkan akurasi 94% dengan metrik lain sekitar 94%, menegaskan kemampuannya dalam memberikan hasil yang stabil.

Meskipun hasilnya berbeda, penggunaan ketiga optimizer telah membuktikan keefektifannya dalam melatih model CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman kentang, dengan Adam cenderung memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan SGD dan RMSprop dalam konteks penelitian ini.

### Referensi

- Ahmad, U. 2005. *Pengolahan Citra Digitak dan Teknik Pemrogramannya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Anggiratih, E., Siswanti, S., Octaviani, S. K., & Arumsari. 2021. "Klasifikasi Penyakit Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficient B3 dengan Transfer Learning." *Jurnal Ilmiah Sinus*.
- Arofiqoh, N., Erlyana, & Harintaka. 2018. "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi ." *Geomatika*.
- Chen, J., Zhang, D., Sun, Y., & Nanekaran, Y. A. 2020. "Using Deep Learning for Image Based Plant Disease Indentification." *Computers and Electronics in Agriculture* 173.
- Derry Alamsyah, & Dicky Pratama. 2020. "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada FER-2013 Dataset." *Jurnal Teknologi Informasi* 350-55.
- Fajjriyah, N. 2017. *Kiat Suskes Budidaya Bawang Merah*. Yigyakarta: Bio Genesis.
- FAO. 2023. *Food adn Agriculture Organization of the United Nations*. <https://www.fao.org/home/en>.
- Felix, & Faisal, S. 2019. "Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun." *Jurnal SIFO Mikrosil*.
- Fry, W.E. 2008. "Phytophthora infestans : The Plant (and R gene) destroyer." *Molecular Plant Pathology* 385-402.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville. 2016. *Deep Learning*. Cambridge: MIT Press.
- Hidayat, A. 2019. "Detection of Disease On Corn Plants Using Convolutional Neural Network Methods." *Journal of a Science and Information*.
- Hidayat. W. F., & Taufik. 2022. "Klasifikasi Penyakit Daun Kentang Menggunakan Model Logistic Resregion." *Indonesian Journal on Software Engineering* 173-79.
- HUMAS. 2020. *Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian*. April. <http://hortikultura.pertanian.go.id/?p=4657#:~:text=Direktur%20Jenderal%20Hortikultura%20Kementan%2C%20Prihasto,terutama%20Brebes%2C%20Demak%20dan%20Pati>.
- Istina, I. N. 2016. "Peningkatan Produksi Kentang Melalui Pemupukan NPK." *Jurnal Agro Jurnal Agro*.
- Jimmy, P. 2018. "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network ."
- Khan, S., H.Rahmani, S. S., & D.M, B. 2018. *A Guide to Convolutional Neural Network for Computer VIsion*. New York: Morgan & Claypool Publisher.
- Kim, P. 2017. *MATLAB Deep Learning : with Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence* . New York: Apress.
- Kusumanungrum, T.F. 2018. "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi Di Indonesia Menggunakan Keras."
- Purnawati, A., Nugroho, W., & Putri, D. 2020. "Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree Random Forest Nave Bayes dan KNN." *Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan*.



- Rakhmawati, P. U. 2018. "Klasifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Fitur Warna Menggunakan Support Vector Machine." *Seminar Nasional Teknologi dan Rekayasa (SENTRA)*.
- Ramadhani, Rima Dias. 2021. "Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Sampah." *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*.
- Robinsin, A., 2017. "Late Blight in Potato." *ResearchGate*. [www.ag.ndsu.edu](http://www.ag.ndsu.edu).
- Rokhim, A., Sari, Y. A., & Tibyani. 2019. "Convolutional Neural Network untuk Pengklasifikasian Citra Makanan Tradisional ." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informatika dan Ilmu Komputer*.
- Sari, I. P. 2016. "Perancangan dan Simulasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Color Moment dan GLCM." *Seminar Nasional Inovasi dan Aplikasi Teknologi Di Industri (SENIATI)* 215-220.
- Utami, P. B. 2021. *Klasifikasi Gambar dengan Deep Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/8081>.
- Wahyu Nugraha, A. S. 2022. "Hyperparameter Tuning pada algoritma Klasifikasi dengan Grid Search ." *Jurnal Sistem Informasi* 391-401.
- Wicaksono, G. 2020. "Aplikasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Tanaman Apel Dengan Metode Convolutional Neural Network." *Journal of Information Technology and Computer Science*.
- Wijaya, A. Y., & Soelaiman, R. 2016. "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutioal Neural Network (CNN) pada Caltech101." 5.
- Wikarta, A., Pramono, A. S., & Ariatedja, J. B. 2020. "Analisa Berbagai Optimizer Pada Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Pemakaian Masker." *Seminar Nasional Informatika 2020 (SEMNASIF 2020)* 69-72.
- Winarto, Eveline Gabriel, Rahmayati, & Amin Lawi. 2021. "Implementasi Arsitektur Inception Resnet-V2 untuk Klasifikasi Kualitas Biji Kakao." *KONIK* 132-37.
- Wonohadidjojo, Daniel Martomangolo. 2021. "Perbandingan Convolutional Neural Network pada Transfer Learning Method untuk Mengklasifikasikan Sel Darah Putih." *Jurnal Teknik Informatika*.