

## ANALISIS KINERJA JARINGAN SYARAF BERBASIS *SKIP CONNECTION* UNTUK KLASIFIKASI HAMA SERANGGA

Bayu Adhi Nugroho

Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya

e-mail: bayu.lecture@gmail.com

### ABSTRACT

*Insect pests are a significant problem in food crop production. Identifying insects that threaten food crop production is an effort to overcome these pest problems. The proper identification process will be able to provide the right treatment solution according to the type of insect that is the problem. Artificial intelligence is a technology-based solution for more accurate identification, where human fatigue will likely cause identification errors. Artificial neural networks are algorithms in artificial intelligence capable of carrying out image-based classification tasks. Skip Connection is a layer in an artificial neural network that can improve the performance of a convolutional-type artificial neural network (CNN). DenseNet121 and ResNet50 are two CNN architectures that are pretty popular. Both have a Skip Connection layer with different variations. This research explores and analyzes the performance of two different Skip Connection architectures, DenseNet 121 and ResNet50, in handling insect pest image classification. The results were obtained using two different insect pest image datasets. DenseNet121 has a better performance than ResNet50. Using the balanced accuracy score metric, the performance of DenseNet121 versus ResNet50 is 0.6361:0.5053 and 0.8598:0.7017. The difference in the performance of Skip Connection on DenseNet121 compared to ResNet50 is  $\pm 10\%$  better in the image classification of two insect pest datasets.*

**Keywords:** *classification, insect pests, Skip Connection*

### INTISARI

Hama serangga merupakan masalah signifikan pada produksi tanaman pangan. Identifikasi serangga yang mengancam produksi tanaman pangan merupakan upaya untuk mengatasi masalah hama tersebut. Proses identifikasi yang tepat akan mampu memberikan solusi penanganan yang tepat sesuai dengan jenis serangga yang menjadi masalah. Kecerdasan buatan merupakan salah satu solusi berbasis teknologi untuk melakukan identifikasi secara lebih akurat, dimana faktor kelelahan pada manusia akan sangat mungkin membuat kesalahan identifikasi. Jaringan syaraf tiruan sebagai salah satu algoritma pada kecerdasan buatan yang mampu melakukan tugas klasifikasi berbasis citra. *Skip Connection* merupakan salah satu jenis lapisan pada jaringan syaraf tiruan yang mampu meningkatkan kinerja jaringan syaraf bertipe konvolusi (CNN). DenseNet121 dan ResNet50 merupakan dua arsitektur CNN yang cukup populer. Keduanya memiliki lapisan *Skip Connection*, dengan variasi yang berbeda. Penelitian ini melakukan eksplorasi dan analisa performa dari dua arsitektur *Skip Connection* yang berbeda, yaitu DenseNet 121 dan ResNet50, dalam menangani klasifikasi citra hama serangga. Hasil yang diperoleh dengan menggunakan dua dataset citra hama serangga yang berbeda DenseNet121 memiliki kinerja yang lebih baik daripada ResNet50. Dengan menggunakan metrik *balanced accuracy score* kinerja DenseNet121 versus ResNet50 adalah 0,6361:0,5053 dan 0,8598:0,7017. Perbedaan performa *Skip Connection* pada DenseNet121 dibandingkan ResNet50 memiliki  $\pm 10\%$  lebih baik pada klasifikasi citra dua dataset hama serangga.

**Kata kunci:** hama serangga, klasifikasi, *Skip Connection*

### 1. PENDAHULUAN

Hama serangga adalah organisme kecil yang termasuk dalam kelompok serangga dan dapat menyebabkan kerusakan pada tanaman. Proses automasi identifikasi serangga akan sangat bermanfaat ketika produksi tanaman pangan memiliki kendala hama serangga. Hama serangga dari jenis yang berbeda dapat membahayakan tanaman pangan. Oleh karenanya, proses identifikasi serangga secara akurat merupakan hal yang esensial untuk dicapai dalam penanganan hama serangga, seperti jumlah pestisida yang diperlukan (Li dkk., 2021). Meskipun proses

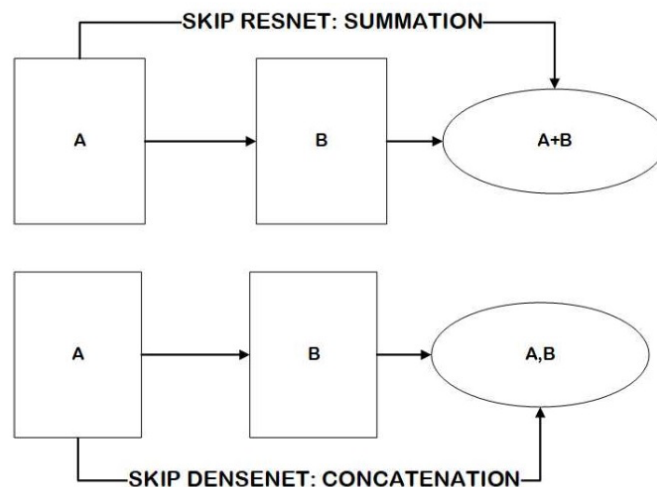
identifikasi jenis serangga tipe jinak (bukan hama) versus tipe hama dapat dilakukan, akan tetapi proses identifikasi di antara jenis – jenis serangga yang termasuk hama juga sangat penting untuk dilaksanakan. Hal ini dikarenakan kesalahan dari proses identifikasi jenis hama serangga yang tidak tepat akan berpotensi menimbulkan kesalahan penanganan hama tersebut, yang akhirnya tujuan peningkatan produksi tanaman tidak tercapai. Penelitian sebelumnya dengan pendekatan kecerdasan buatan di bidang pertanian, seperti deteksi kerusakan tanaman padi antara lain (Bari dkk., 2021) dan (Sethy dkk., 2020).

*Machine Learning* merupakan salah satu pendekatan yang digunakan untuk memberikan kecerdasan buatan pada mesin komputer sehingga komputer mampu melakukan automasi identifikasi serangga. Jaringan syaraf tiruan (Mijwel, 2021) atau arsitektur yang lebih kompleks seperti *Deep Learning* merupakan algoritma yang terdapat pada *Machine Learning* (Janiesch dkk., 2021). Lapisan *Skip Connection* (Oyedotun dkk., 2023) merupakan teknik desain lapisan pada jaringan syaraf tiruan atau *Deep Learning*. Lapisan yang didesain menggunakan struktur *Skip Connection* bertujuan untuk menghindari masalah *vanishing gradients* dalam proses *backpropagation* di jaringan syaraf tiruan. *Vanishing gradients* merupakan keadaan hilangnya gradien pada proses pelatihan pada jaringan syaraf tiruan (Borawar & Kaur, 2023), sehingga hasil akhir dari model yang digunakan akan *underfit*, tidak mampu membaca pola yang ada pada fase testing karena kegagalan proses pembelajaran pada fase pelatihan (Jeon dkk., 2020). *Skip Connection* membantu kelancaran aliran gradien dengan tipe arsitektur yang melompati beberapa lapisan sekuensial, sehingga keadaan *vanishing gradients* dapat dimitigasi.

Jaringan syaraf tiruan tanpa lapisan *Skip Connection* sering disebut dengan nama *Plain Net* (Oyedotun dkk., 2023). DenseNet (Zhang dkk., 2021) dan ResNet (Borawar & Kaur, 2023) merupakan dua jenis arsitektur jaringan syaraf tiruan yang memiliki lapisan *Skip Connection*. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisa hasil klasifikasi hama serangga pada jaringan syaraf tiruan dengan *Skip Connection*. Manfaat yang diperoleh dari penelitian adalah diperoleh evaluasi arsitektur dengan *Skip Connection* yang memiliki akurasi lebih baik untuk masalah klasifikasi hama serangga. Hipotesa awal penelitian adalah dengan tipe *Skip Connection* yang berbeda pada DenseNet dan ResNet akan menghasilkan kinerja hasil akurasi yang berbeda, tingkat akurasi dipengaruhi banyak faktor, salah satunya arsitektur yang digunakan. Dikarenakan belum diketahui arsitektur nama yang memiliki tingkat akurasi lebih baik, maka penelitian ini penting untuk dilakukan..

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian berbasis eksperimen, sehingga hasil dari penelitian merupakan analisa secara empiris. Eksperimen menggunakan dua macam arsitektur Deep Learning yang memiliki lapisan *Skip Connection*, yaitu Resnet dan DenseNet. Tipe dari lapisan *Skip Connection* yang dimiliki oleh DenseNet dan ResNet berbeda, pada ResNet tipe *Skip Connection* adalah operasi penambahan (*summation*), pada DenseNet tipe *Skip Connection* adalah operasi *concatenation* (Nugroho, 2021). Gambar 1 merupakan ilustrasi perbedaan *Skip Connection* pada ResNet dan DenseNet.



**Gambar 1.** Skip Connection pada Resnet dan Densenet (Nugroho, 2021)

Dalam penelitian ini digunakan 2 (dua) macam dataset hama serangga yang tersedia secara publik, tujuan digunakannya 2 (dua) dataset adalah untuk menguji kemampuan generalisasi dari hipotesa awal dengan hasil

pada eksperimen secara empiris . Dataset pertama yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari (Tarun R Jain, 2024), berisikan 15 (lima belas) kelas serangga yang dikategorikan berbahaya bagi tanaman. Dataset kedua diperoleh dari (Lanz Vincent Vencer, 2022), berisikan 12 (dua belas) kelas hama pada tanaman. Distribusi kelas pada dataset yang digunakan adalah seperti terdapat pada Tabel 1 dan Tabel 2. Pelatihan arsitektur Deep Learning mengikuti pola 70:30 untuk data *train:test*, proporsi ini mengacu pada literatur (Kahlout & Ekler, 2021).

**Tabel 1.** Distribusi Kelas pada Dataset (Tarun R Jain, 2024)

Kelas	Jumlah
Africanized Honey Bees (Killer Bees)	97
Aphids	88
Armyworms	96
Brown Marmorated Stink Bugs	114
Cabbage Loopers	104
Citrus Canker	104
Colorado Potato Beetles	112
Corn Borers	115
Corn Earworms	110
Fall Armyworms	113
Fruit Flies	101
Spider Mites	119
Thrips	109
Tomato Hornworms	109
Western Corn Rootworms	100
Total	1591

Arsitektur yang digunakan dari berbagai varian ResNet adalah ResNet50, sedangkan dari berbagai varian DenseNet adalah DenseNet121. Proses pelatihan menggunakan jumlah epoch yang identik antara dua arsitektur tersebut yaitu sejumlah 50 epoch. Demikian juga untuk optimizer yang digunakan juga identik yaitu menggunakan Ranger optimizer (Wright, 2019). Ukuran citra yang digunakan dalam proses pelatihan adalah 224 x 224.

**Tabel 2.** Distribusi Kelas pada Dataset (Lanz Vincent Vencer, 2022)

Kelas	Jumlah
ants	499
bees	500
beetle	416
catterpillar	434
earthworms	323
earwig	466
grasshopper	485
moth	497
slug	391
snail	500
wasp	498
weevil	485
Total	5494

Distribusi data yang ditampilkan setiap kelas pada Tabel 1 dan Tabel 2 relatif seimbang, sehingga dalam penelitian ini bias karena *data imbalance* relatif dapat diabaikan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen dilakukan dengan tujuan untuk memperoleh bukti empiris dari dua buah arsitektur yang menggunakan lapisan *Skip Connection* yaitu ResNet dan DenseNet, sebagaimana telah diketahui sebelumnya bahwa tipe *Skip Connection* yang digunakan pada dua arsitektur tersebut berbeda. Dengan melakukan uji eksperimen pada dua dataset yang berbeda, diharapkan dapat ditarik kesimpulan yang akurat tentang *Skip Connection* yang lebih tepat untuk klasifikasi citra hama serangga.

#### 3.1. Eksperimen pada Dataset Pertama (Tarun R Jain, 2024)

Pada eksperimen awal dengan dataset (Tarun R Jain, 2024) dapat dikatakan hasil yang diperoleh kurang memuaskan. ResNet50 dengan *balanced accuracy score* sebesar 0.5053 dan DenseNet121 dengan *balanced accuracy score* sebesar 0.6361. Pada eksperimen ini akurasi DenseNet121 lebih baik dari pada ResNet50. Adapun plot *confusion matrix* dari dua arsitektur tersebut adalah seperti terdapat pada Gambar 1 dan Gambar 2. Tabel 3 merupakan distribusi data yang digunakan pada fase *test*.

**Tabel 3** Distribusi Testing Data pada Dataset (Tarun R Jain, 2024)

Kelas	Jumlah
Africanized Honey Bees (Killer Bees)	30
Aphids	27
Armyworms	29
Brown Marmorated Stink Bugs	35
Cabbage Loopers	32
Citrus Canker	32
Colorado Potato Beetles	34
Corn Borers	34
Corn Earworms	33
Fall Armyworms	33
Fruit Flies	31
Spider Mites	37
Thrips	34
Tomato Hornworms	34
Western Corn Rootworms	30
Total	485

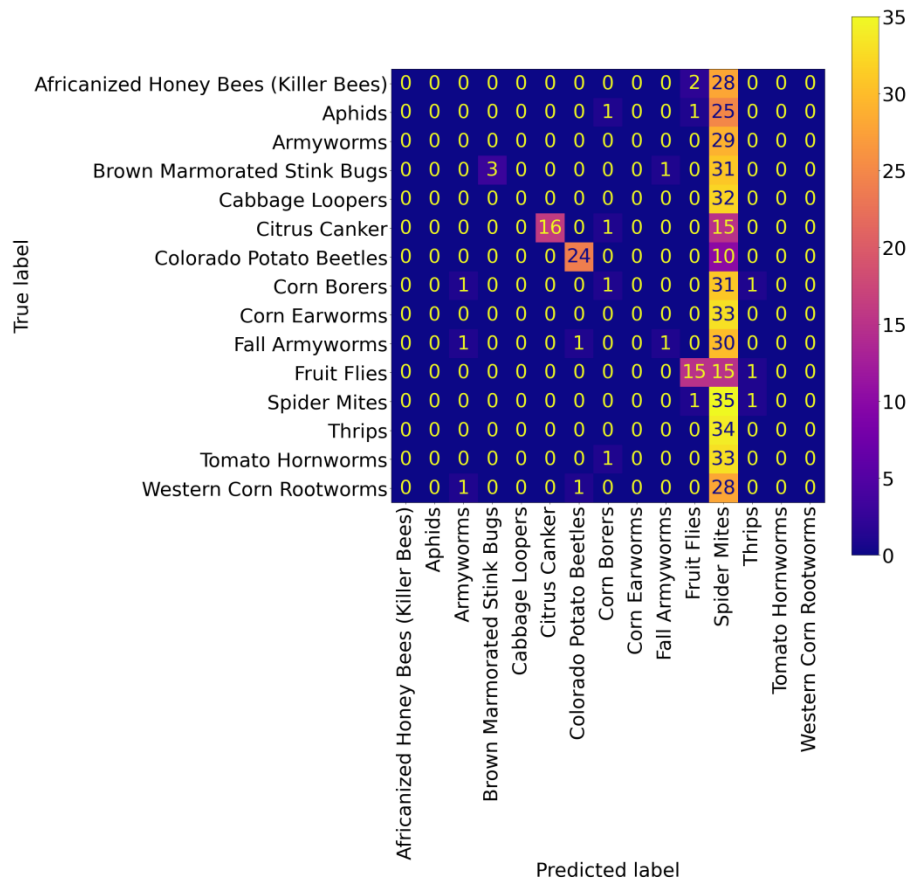
#### 3.2. Eksperimen pada Dataset Kedua (Lanz Vincent Vencer, 2022)

Pada eksperimen berikutnya dengan dataset (Lanz Vincent Vencer, 2022) diperoleh hasil yang lebih baik. ResNet50 dengan *balanced accuracy score* sebesar 0.7017 dan DenseNet121 dengan *balanced accuracy score* sebesar 0.8598. Pada eksperimen ini akurasi DenseNet121 tetap lebih baik dari pada ResNet50. Adapun plot *confusion matrix* dari dua arsitektur tersebut adalah seperti terdapat pada Gambar 3 dan Gambar 4. Distribusi data yang digunakan pada fase *test* terdapat pada Tabel 4.

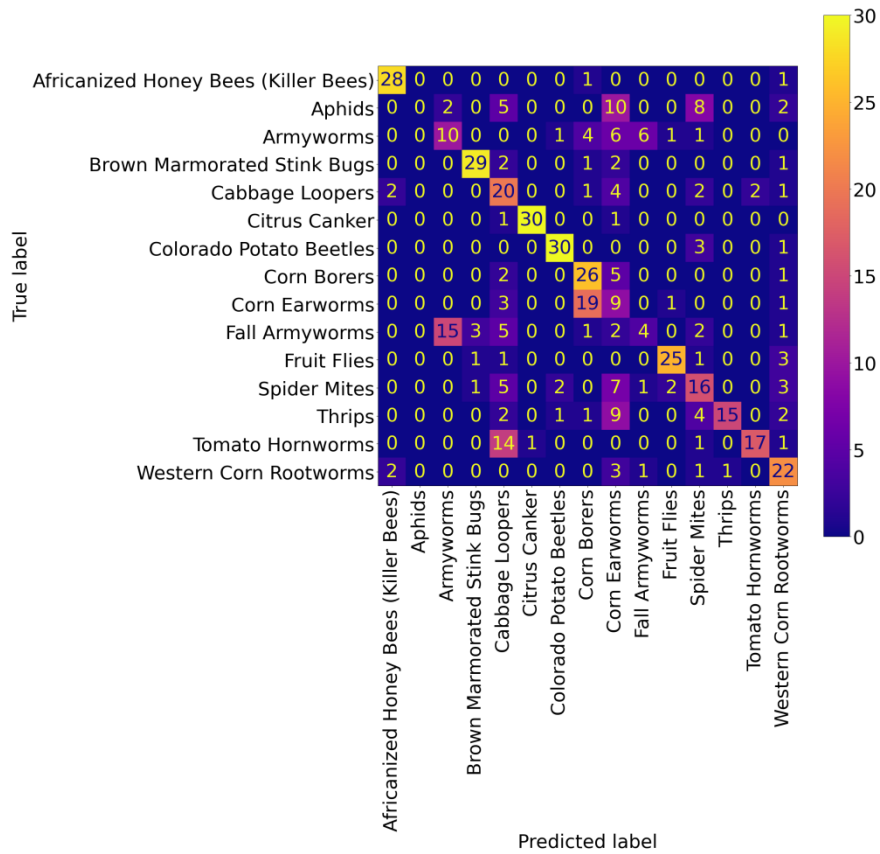
**Tabel 4** Distribusi Testing Data pada Dataset (Lanz Vincent Vencer, 2022)

Kelas	Jumlah
Ants	151
Bees	150
Beetle	126
Catterpillar	131
Earthworms	98
Earwig	141
Grasshopper	146

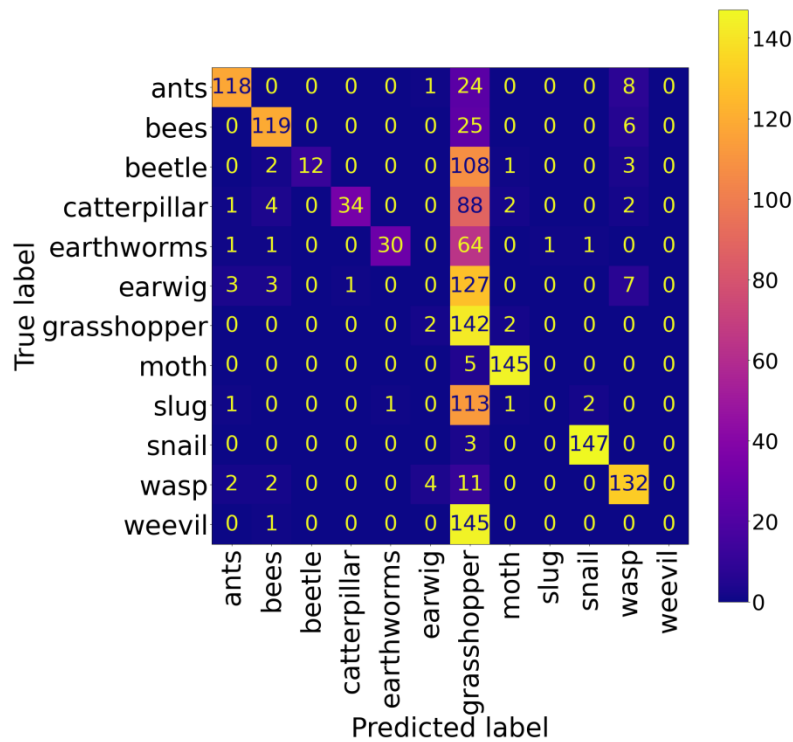
Kelas	Jumlah
Moth	150
Slug	118
Snail	150
Wasp	151
Weevil	146
Total	1658



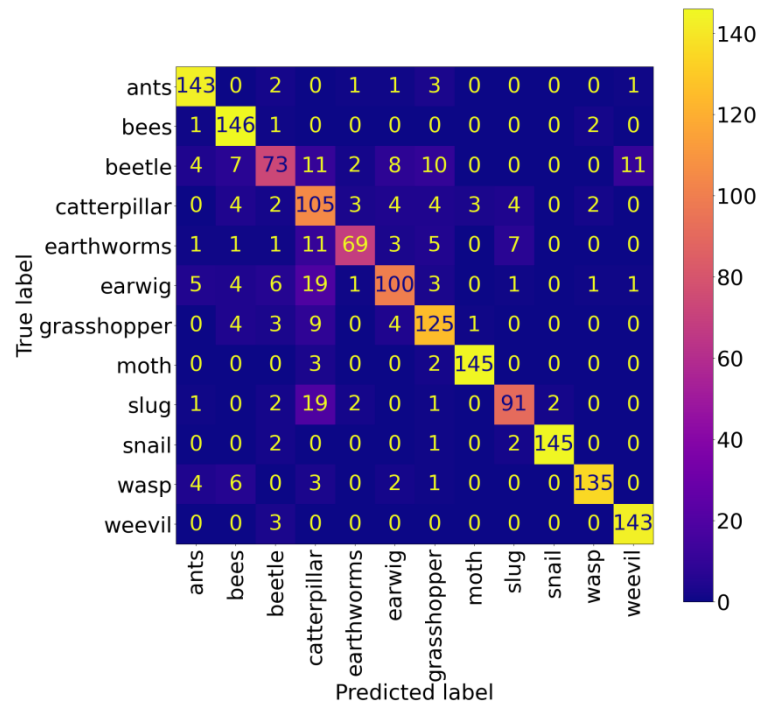
Gambar 1 Confusion Matrix dari Resnet50 pada Dataset (Tarun R Jain, 2024)



Gambar 2 Confusion Matrix dari DenseNet121 pada Dataset (Tarun R Jain, 2024)



Gambar 3 Confusion Matrix dari Resnet50 pada Dataset (Lanz Vincent Vencer, 2022)



**Gambar 4** Confusion Matrix dari DenseNet121 pada Dataset (Lanz Vincent Vencer, 2022)

**Tabel 5** Rekapitulasi Hasil Klasifikasi Arsitektur pada Dataset

Dataset	Arsitektur	Balanced Accuracy Score
(Tarun R Jain, 2024)	ResNet50	0.5053
(Tarun R Jain, 2024)	DenseNet121	0.6361
(Lanz Vincent Vencer, 2022)	ResNet50	0.7017
(Lanz Vincent Vencer, 2022)	DenseNet121	0.8598

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan bukti empiris yang diperoleh dari eksperimen dengan 2 (dua) dataset hama serangga, dapat disimpulkan bahwa dalam kasus klasifikasi citra hama serangga: lapisan *Skip Connection* yang terdapat pada DenseNet121 bekerja lebih baik daripada lapisan *Skip Connection* yang terdapat pada ResNet50, hal ini dapat dilihat pada Tabel 5. Hasil kinerja yang kurang baik pada eksperimen dengan dataset awal, dikarenakan karena tingginya variansi internal pada dataset tersebut (perbedaan intrisik pola antar citra dalam satu kelas), hal ini terbukti dengan meningkatnya kinerja klasifikasi ketika terjadi perubahan dataset. Pada eksperimen berikutnya, dataset yang digunakan lebih *homogen* daripada dataset awal, hal ini menyebabkan *sampling* citra pada proses pelatihan merupakan representasi pola citra pada fase *test*, terlihat dari kenaikan nilai *balanced accuracy score* di kedua arsitektur *Skip Connection* yang digunakan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Bari, B. S., Islam, M. N., Rashid, M., Hasan, M. J., Razman, M. A. M., Musa, R. M., Ab Nasir, A. F., & P.P. Abdul Majeed, A. (2021). A real-time approach of diagnosing rice leaf disease using deep learning-based faster R-CNN framework. *PeerJ Computer Science*, 7, e432. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.432>
- Borawar, L., & Kaur, R. (2023). ResNet: Solving Vanishing Gradient in Deep Networks. Dalam R. P. Mahapatra, S. K. Peddoju, S. Roy, & P. Parwekar (Ed.), *Proceedings of International Conference on Recent Trends in Computing* (hlm. 235–247). Springer Nature Singapore.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Jeon, H.-K., Kim, S., Edwin, J., & Yang, C.-S. (2020). Sea Fog Identification from GOCI Images Using CNN Transfer Learning Models. *Electronics*, 9(2), 311. <https://doi.org/10.3390/electronics9020311>
- Kahlout, K. M., & Ekler, P. (2021). Algorithmic Splitting: A Method for Dataset Preparation. *IEEE Access*, 9, 125229–125237. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3110745>

- Lanz Vincent Vencer. (2022). *Agricultural Pests Image Dataset—Kaggle.com*. <https://www.kaggle.com/datasets/vencerlanz09/agricultural-pests-image-dataset/>
- Li, W., Zheng, T., Yang, Z., Li, M., Sun, C., & Yang, X. (2021). Classification and detection of insects from field images using deep learning for smart pest management: A systematic review. *Ecological Informatics*, 66, 101460. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101460>
- Mijwel, M. M. (2021). Artificial Neural Networks Advantages and Disadvantages. *Mesopotamian Journal of Big Data*, 2021, 29–31. <https://doi.org/10.58496/MJBD/2021/006>
- Nugroho, B. A. (2021). An Improved Algorithm for Chest X-Ray Image Classification. *2021 4th International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI)*, 161–165. <https://doi.org/10.1109/ISRITI54043.2021.9702770>
- Oyedotun, O. K., Ismaeil, K. A., & Aouada, D. (2023). Why Is Everyone Training Very Deep Neural Network With Skip Connections? *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 34(9), 5961–5975. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3131813>
- Sethy, P. K., Barpanda, N. K., Rath, A. K., & Behera, S. K. (2020). Deep feature based rice leaf disease identification using support vector machine. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105527. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105527>
- Tarun R Jain, R. IJayyn. (2024). *Dangerous Farm Insects Dataset—Kaggle.com*. <https://www.kaggle.com/datasets/tarundalal/dangerous-insects-dataset/>
- Wright, L. (2019). *Ranger-Deep-Learning-Optimizer* [Software]. Github. <https://github.com/lessw2020/Ranger-Deep-Learning-Optimizer>
- Zhang, C., Benz, P., Argaw, D. M., Lee, S., Kim, J., Rameau, F., Bazin, J.-C., & Kweon, I. S. (2021). ResNet or DenseNet? Introducing Dense Shortcuts to ResNet. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 3550–3559.