

Perbandingan Kinerja *Activation Function* pada Algoritma Resnet untuk Klasifikasi Varietas Beras

Vina Ayumi

Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Indonesia

vina.ayumi@dosen.undira.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2024-05-15

Revised, 2024-06-03

Accepted, 2024-06-07

Kata Kunci:

ResNet,
Activation Function,
TopHat,
eLU

Keywords:

ResNet,
Activation Function,
TopHat,
eLU

ABSTRAK

Pemeriksaan kualitas varietas benih padi (*Oryza sativa*) adalah prosedur penting untuk penilaian kualitas di sektor pertanian. Penerapan algoritma transfer learning telah menunjukkan hasil yang baik dalam tugas pengenalan gambar, sehingga algoritma ini cocok untuk mengklasifikasikan citra varietas padi secara otomatis. Kelas data yang akan dianalisis adalah Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine dan Karacadag berdasarkan analisis morphological, shape dan color features menggunakan algoritma ResNet. Eksperimen menggunakan tiga jenis model yaitu ResNet-TopHat-ReLU, ResNet-TopHat-LeakyReLU dan ResNet-TopHat-eLU. Model ResNet-TopHat-eLU merupakan model terbaik dengan akurasi pelatihan sebesar 96.61%, akurasi validasi sebesar 95.12% dan akurasi pengujian sebesar 78.17%.

ABSTRACT

Quality checking of rice seed varieties (*Oryza sativa*) is an important procedure for quality assessment in the agricultural sector. The application of transfer learning algorithms has shown good results in image recognition tasks, so this algorithm is suitable for classifying rice variety images automatically. The data classes to be analyzed are Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine and Karacadag based on morphological, shape and color features analysis using the ResNet algorithm. The experiment used three types of models, namely ResNet-TopHat-ReLU, ResNet-TopHat-LeakyReLU and ResNet-TopHat-eLU. The ResNet-TopHat-eLU model is the best model with training accuracy of 96.61%, validation accuracy of 95.12% and testing accuracy of 78.17%.

This is an open access article under the [CC BY-NC-ND](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Vina Ayumi,
Fakultas Teknik dan Informatika,
Universitas Dian Nusantara, Indonesia
Email: vina.ayumi@dosen.undira.ac.id

1. PENDAHULUAN

Dengan adanya teknologi mendorong banyak perubahan positif ke berbagai sektor bisnis [1]–[10]. Pemeriksaan kualitas varietas benih padi (*Oryza sativa*) adalah prosedur penting untuk penilaian kualitas di sektor pertanian. Pemeriksaan dilakukan untuk memastikan bahwa semua benih dalam batch milik satu varietas. Kontaminasi varietas lain dapat mempengaruhi hasil benih padi. Dalam analisis ini, pakar menerima atau menolak benih berdasarkan penampilan mereka dengan menganalisis fitur seperti: bentuk, panjang, lebar dan warna. Pemilahan ini adalah tugas yang membosankan, melelahkan, memakan waktu dan membutuhkan personal yang terlatih dan berpengalaman. Otomatisasi proses pemilahan tidak hanya akan memungkinkan peningkatan produktivitas tenaga kerja, dengan memindahkan personel ke tugas-tugas yang lebih penting, tetapi juga memiliki potensi untuk meningkatkan konsistensi pemilahan beras [11].

Riset mengenai klasifikasi varietas padi secara otomatis penting karena beberapa alasan. Pertama, padi adalah sumber makanan pokok bagi sebagian besar populasi dunia sehingga mengklasifikasikan varietas padi

secara otomatis, petani dapat secara efektif mengidentifikasi dan mengelola tanaman padi, yang mengarah pada peningkatan kualitas dan produktivitas padi. Selain itu, klasifikasi otomatis memungkinkan secara akurat, berkontribusi secara signifikan terhadap kemajuan teknologi pertanian. Hal ini dapat membantu dalam program pengendalian mutu produk padi. Penerapan algoritma transfer learning telah menunjukkan hasil yang baik dalam tugas pengenalan gambar, sehingga algoritma ini cocok untuk mengklasifikasikan citra varietas padi secara otomatis. Secara tidak langsung, klasifikasi otomatis varietas padi memberikan kontribusi dalam meningkatkan kualitas teknologi pertanian, memastikan ketahanan pangan, dan mendukung ekonomi global [12]–[15].

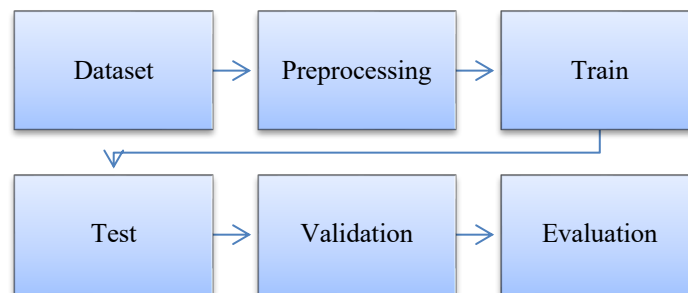
Penelitian terkait klasifikasi otomatis varietas padi telah dilakukan dengan menggunakan berbagai teknik seperti convolutional neural networks (CNNs) dan model transfer learning lainnya [11], [16]–[18]. Pada penelitian ini, akan menggunakan Resnet sebagai algoritma klasifikasi citra varietas beras. Latar belakang penggunaan ResNet untuk klasifikasi varietas beras otomatis adalah keunggulan model ResNet dalam menggabungkan kekuatan jaringan saraf konvolusional (CNN) dan transformator, menghasilkan klasifikasi yang akurat pada tanaman padi. Selain itu, model ResNet dapat secara efektif mengekstrak fitur varietas padi yang berbeda, yang mengarah ke output klasifikasi yang lebih akurat dan kuat. Secara keseluruhan, klasifikasi ResNet menyediakan metode yang andal dan efisien untuk secara otomatis mengidentifikasi dan mengkategorikan varietas padi [19]

Namun, penggunaan model transfer learning perlu dioptimasi dengan pemilihan activation function yang sesuai. Fungsi aktivasi memainkan peran penting dalam mengoptimalkan transfer learning dan meningkatkan efektivitas deep neural networks. Beberapa penelitian sebelumnya membahas pentingnya memilih fungsi aktivasi yang sesuai dan memanfaatkan pembelajaran transfer yang efisien [20] [21].

Pada penelitian ini menggunakan model transfer learning dan dioptimasi dengan pemilihan activation function yang sesuai untuk dan melakukan klasifikasi dan evaluasi terhadap hasil kinerja algoritma terhadap dataset citra varietas beras.

2. METODE PENELITIAN

Klasifikasi pada citra dimulai dengan mendapatkan ekstraksi fitur dan selanjutnya proses klasifikasi diterapkan untuk mendapatkan model yang paling akurat. Pemrosesan gambar sangat penting karena secara langsung mempengaruhi hasil inferensi dan klasifikasi fitur. Semua parameter dipertimbangkan ketika merancang fase pemrosesan citra termasuk activation function seperti yang terlihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahap Penelitian

Pemrosesan citra dilakukan dengan bantuan pemrograman Python. Kelas data yang akan dianalisis adalah Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine dan Karacadag berdasarkan analisis morphological, shape dan color features menggunakan algoritma ResNet. Eksperimen menggunakan tiga jenis model yaitu ResNet-TopHat-ReLU, ResNet-TopHat-LeakyReLU dan ResNet-TopHat-eLU seperti yang terlihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Eksperimen Penelitian

Klasifier	Praproses	Act. Func.
ResNet	TopHat	ReLU
ResNet	TopHat	LeakyReLU
ResNet	TopHat	eLU

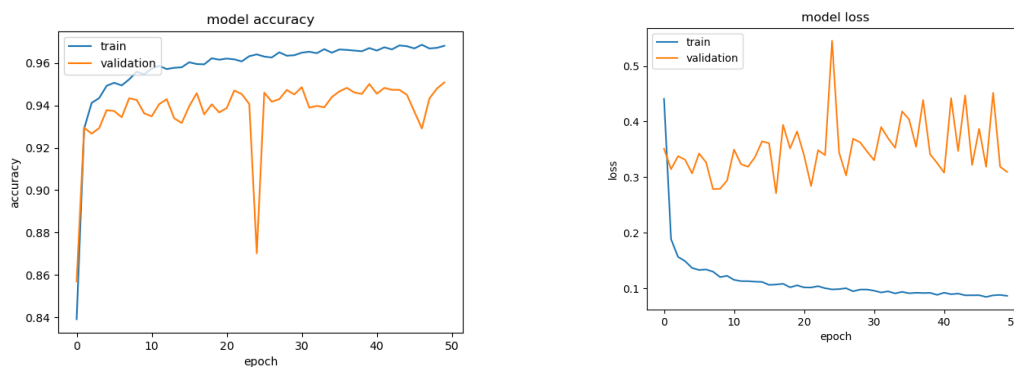
3. HASIL DAN ANALISIS

Penelitian terkait mengenai klasifikasi dan evaluasi terhadap hasil kinerja algoritma terhadap dataset citra varietas beras menggunakan model transfer learning dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2 Penelitian Terkait

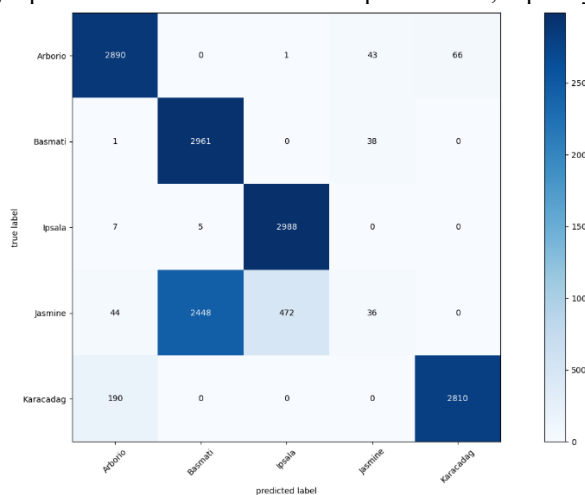
Judul	Hasil	Metode
[11]	Akurasi klasifikasi varietas padi yang dicapai oleh model CNN yang diusulkan adalah 86% dengan menggunakan 5 epoch. Dataset dari 75.000 gambar butir beras yang disusun Model CNN mencapai akurasi 86% dalam klasifikasi beras	Convolutional neural network (CNN)
[16]	Tingkat akurasi tertinggi yang dicapai oleh sistem klasifikasi varietas padi adalah 77,5%. Klasifikasi varietas padi menggunakan jaringan saraf konvolusional Mencapai akurasi 77,5% dalam mengidentifikasi 22 jenis benih padi yang berbeda.	Convolutional neural network (CNN)
[17]	Transfer pembelajaran dengan bobot yang telah dilatih sebelumnya: VGG16, InceptionV3, MobileNetV2. Akurasi klasifikasi varietas benih sawah menggunakan transfer learning dengan VGG16, InceptionV3, dan MobileNetV2 masing-masing adalah 80,00%, 83,33%, dan 83,33%.	VGG16, InceptionV3, and MobileNetV2:
[18]	Pencitraan hiperspektral inframerah-dekat dikombinasikan dengan pembelajaran mendalam secara efektif mengidentifikasi varietas benih padi. Model ResNet mencapai akurasi klasifikasi 86,08% untuk mengidentifikasi 10 varietas benih padi dalam penelitian ini.	ResNet

Eksperimen pertama adalah eksperimen menggunakan model ResNet-TopHat-ReLU. Berdasarkan eksperimen yang dilakukan pada tahap penelitian, secara keseluruhan setiap percobaan dapat menghasilkan akurasi yang baik untuk dataset pelatihan dan dataset validasi. Keseluruhan hasil model akurasi dan model loss tersebut untuk eksperimen menggunakan ResNet-TopHat-ReLU dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2 Model Akurasi dan Loss ResNet-TopHat-ReLU

Model confusion matrix di atas menunjukkan hasil prediksi suatu model klasifikasi untuk mengklasifikasikan dataset citra Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine dan Karacadag. Model confusion matrix tersebut menunjukkan hasil prediksi model dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari dataset varietas beras. Setiap baris pada confusion matrix menunjukkan kelas aktual dari data pengujian sedangkan setiap kolom menunjukkan kelas yang diprediksi oleh model ResNet-TopHat-ReLU, seperti yang terlihat pada **Gambar 3**.



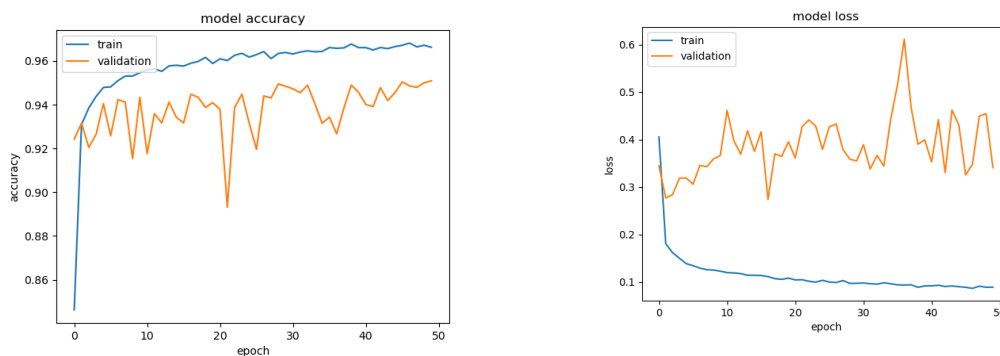
Gambar 3 Confusion Matrix ResNet-TopHat-ReLU

Dari confusion matrix dari model ResNet-TopHat-ReLU, dapat dihitung beberapa metrik evaluasi klasifikasi seperti presisi, recall, dan F1-score untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasi varietas beras. Adapun nilai presisi, recall, dan F1-score untuk model ResNet-TopHat-ReLU dapat dilihat pada **Tabel 3**.

Tabel 3 Nilai Precision, Recall dan F1-Score ResNet-TopHat-ReLU

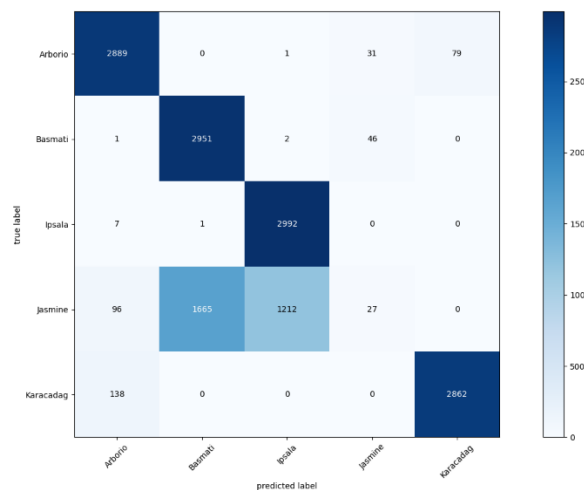
	precision	recall	f1-score	support
Arborio	0.92	0.96	0.94	3000
Basmati	0.55	0.99	0.70	3000
Ipsala	0.86	1.00	0.92	3000
Jasmine	0.31	0.01	0.02	3000
Karacadag	0.98	0.94	0.96	3000
accuracy			0.78	15000
macro avg	0.72	0.78	0.71	15000
weighted avg	0.72	0.78	0.71	15000

Eksperimen pertama adalah eksperimen menggunakan model ResNet-TopHat-LeakyReLU. Berdasarkan eksperimen yang dilakukan pada tahap penelitian, secara keseluruhan setiap percobaan dapat menghasilkan akurasi yang baik untuk dataset pelatihan dan dataset validasi. Keseluruhan hasil model akurasi dan model loss tersebut untuk eksperimen menggunakan ResNet-TopHat-ReLU dapat dilihat pada **Gambar 4**.



Gambar 4 Model Akurasi dan Loss ResNet-TopHat-LeakyReLU

Model confusion matrix di atas menunjukkan hasil prediksi suatu model klasifikasi untuk mengklasifikasikan dataset citra Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine dan Karacadag. Model *confusion matrix* tersebut menunjukkan hasil prediksi model dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari dataset varietas beras. Setiap baris pada confusion matrix menunjukkan kelas aktual dari data pengujian sedangkan setiap kolom menunjukkan kelas yang diprediksi oleh model ResNet-TopHat-LeakyReLU, seperti yang terlihat pada **Gambar 5**.



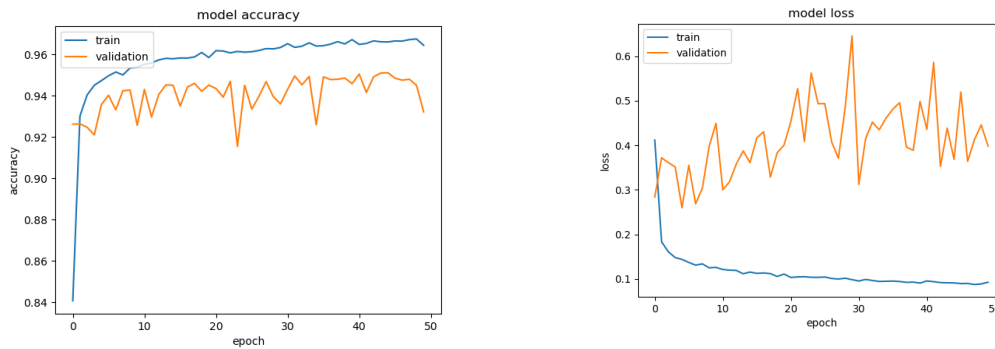
Gambar 5 Confusion Matrix ResNet-TopHat-LeakyReLU

Dari confusion matrix dari model ResNet-TopHat-LeakyReLU, dapat dihitung beberapa metrik evaluasi klasifikasi seperti presisi, recall, dan F1-score untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasi varietas beras. Adapun nilai presisi, recall, dan F1-score untuk model ResNet-TopHat-LeakyReLU dapat dilihat pada **Tabel 4**.

Tabel 4 Nilai Precision, Recall dan F1-Score ResNet-TopHat-LeakyReLU

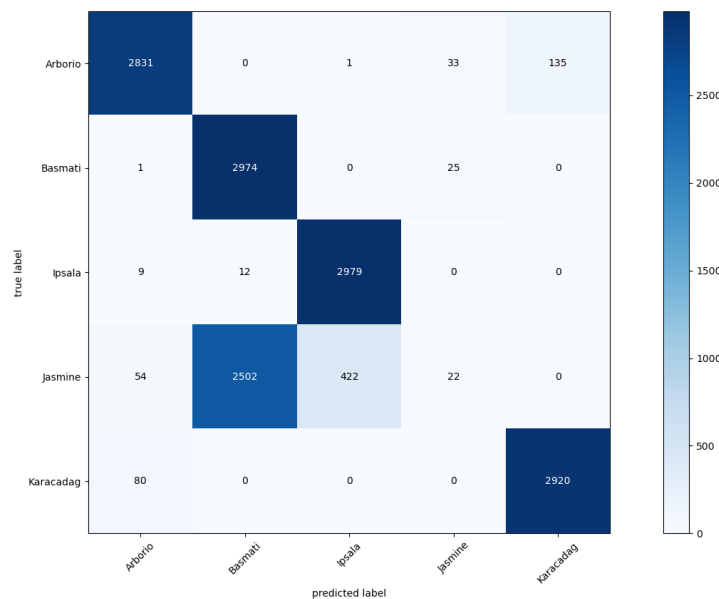
	precision	recall	f1-score	support
Arborio	0.92	0.96	0.94	3000
Basmati	0.64	0.98	0.77	3000
Ipsala	0.71	1.00	0.83	3000
Jasmine	0.26	0.01	0.02	3000
Karacadag	0.97	0.95	0.96	3000
accuracy			0.78	15000
macro avg	0.70	0.78	0.71	15000
weighted avg	0.70	0.78	0.71	15000

Eksperimen pertama adalah eksperimen menggunakan model ResNet-TopHat-eLU. Berdasarkan eksperimen yang dilakukan pada tahap penelitian, secara keseluruhan setiap percobaan dapat menghasilkan akurasi yang baik untuk dataset pelatihan dan dataset validasi. Keseluruhan hasil model akurasi dan model loss tersebut untuk eksperimen menggunakan ResNet-TopHat-eLU dapat dilihat pada **Gambar 6**.



Gambar 6 Model Akurasi dan Loss ResNet-TopHat-eLU

Model confusion matrix di atas menunjukkan hasil prediksi suatu model klasifikasi untuk mengklasifikasikan dataset citra Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine dan Karacadag. Model *confusion matrix* tersebut menunjukkan hasil prediksi model dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari dataset varietas beras. Setiap baris pada confusion matrix menunjukkan kelas aktual dari data pengujian sedangkan setiap kolom menunjukkan kelas yang diprediksi oleh model ResNet-TopHat-eLU, seperti yang terlihat pada **Gambar 7**.



Gambar 7 Confusion Matrix ResNet-TopHat-eLU

Dari confusion matrix dari model ResNet-TopHat-eLU, dapat dihitung beberapa metrik evaluasi klasifikasi seperti presisi, recall, dan F1-score untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasi varietas beras. Adapun nilai presisi, recall, dan F1-score untuk model ResNet-TopHat-eLU dapat dilihat pada **Tabel 5**.

Tabel 5 Nilai Precision, Recall dan F1-Score ResNet-TopHat-eLU

	precision	recall	f1-score	support
Arborio	0.95	0.94	0.95	3000
Basmati	0.54	0.99	0.70	3000
Ipsala	0.88	0.99	0.93	3000
Jasmine	0.28	0.01	0.01	3000
Karacadag	0.96	0.97	0.96	3000
accuracy			0.78	15000
macro avg	0.72	0.78	0.71	15000
weighted avg	0.72	0.78	0.71	15000

Berdasarkan penelitian terdahulu, ResNet telah diterapkan untuk klasifikasi beras. Beberapa penelitian membahas penggunaan ResNet untuk tujuan klasifikasi beras. Tahap pengujian dilakukan dengan dataset yang tidak pernah dilatih agar mengetahui hasil akurasi dari model terbaik yang telah dilakukan sebelumnya. Perhitungan pengujian berdasarkan nilai akurasi dengan mengitung rasio jumlah data yang terklasifikasi secara benar dengan jumlah total dataset citra varietas beras. Komparasi perhitungan akurasi untuk masing-masing model dapat dilihat pada **Tabel 6**.

Tabel 6 Perbandingan hasil ResNet berdasarkan Jenis Activation Function

Klasifier	Praproses	Act. Func.	Train Acc	Val Acc	Test Acc
ResNet	TopHat	ReLU	96.81%	95.08%	77.90%
ResNet	TopHat	LeakyReLU	96.62%	95.09%	78.14%
ResNet	TopHat	eLU	96.61%	95.12%	78.17%

4. KESIMPULAN

Pemeriksaan kualitas varietas benih padi (*Oryza sativa*) adalah prosedur penting untuk penilaian kualitas di sektor pertanian. Penerapan algoritma transfer learning telah menunjukkan hasil yang baik dalam tugas pengenalan gambar, sehingga algoritma ini cocok untuk mengklasifikasikan citra varietas padi secara otomatis. Kelas data yang akan dianalisis adalah Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine dan Karacadag berdasarkan analisis morphological, shape dan color features menggunakan algoritma ResNet. Eksperimen menggunakan tiga jenis model yaitu ResNet-TopHat-ReLU, ResNet-TopHat-LeakyReLU dan ResNet-TopHat-eLU. Model ResNet-TopHat-eLU merupakan model terbaik dengan akurasi pelatihan sebesar 96.61%, akurasi validasi sebesar 95.12% dan akurasi pengujian sebesar 78.17%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Lembaga Riset dan Pengabdian kepada Masyarakat (LRPM) Universitas Dian Nusantara (UNDIRA) yang telah mendanai penelitian ini melalui skema penelitian internal dengan No. Kontak: 11/72/H-SPK/II/2024.

REFERENSI

- [1] U. Rusmawan and I. Mulya, "Sistem Informasi Koperasi Menggunakan Metode Rapid Application Development (RAD)," *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2022.
- [2] G. Purnama and D. Ramayanti, "Aplikasi ChatBot Sistem Parental Control berbasis IoT," *Arcitech J. Comput. Sci. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 2, pp. 127–138, 2021.
- [3] D. Ramayanti, Y. Jumaryadi, D. M. Gufron, and D. D. Ramadha, "Sistem Keamanan Perumahan Menggunakan Face Recognition," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 3, no. 12, pp. 486–496, 2023.
- [4] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and H. Setiawan, "Fine-Tuning Transfer Learning Model in Woven Fabric Pattern Classification," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 18, no. 06, p. 1885, 2022.
- [5] V. Ayumi, "Performance Evaluation of Support Vector Machine Algorithm for Human Gesture Recognition," *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 6, pp. 204–210, 2020.

- [6] A. Ratnasari, Y. Jumaryadi, and G. Gata, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Ginekologi Menggunakan Metode Forward Chaining," *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 3, no. 5, pp. 321–327, 2023.
- [7] B. Y. Geni, A. Supriyadi, H. Khotimah, and W. I. Yanti, "Rancang Bangun Company Profile Berbasis Web Menggunakan Metode Waterfall (Studi Kasus: APM Frozen Food)," *J. RESTIKOM Ris. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 75–85, 2024.
- [8] B. Yuliadi and A. Nugroho, "Integration between management capability and relationship capability to boost supply chain project performance," *Int. J. Supply Chain Manag.*, vol. 8, no. 2, pp. 241–252, 2019.
- [9] S. Hesti, "The effects of relational social capital and technological factors on knowledge sharing in an online community," *Int. J. Innov. Creat. Chang.*, vol. 13, no. 4, 2020.
- [10] I. Kamil, M. Ariani, and I. A. Irawan, "The influence of lifestyle and financial literacy on online paylater system and its impact on spending behavior," *J. Econ. Bus. Lett.*, vol. 4, no. 2, pp. 51–62, 2024.
- [11] R. Singh, N. Sharma, and R. Gupta, "Rice Type Classification using Proposed CNN Model," pp. 1–6, 2023.
- [12] S. J. M. Rad, F. A. Tab, and K. Mollazade, "Classification of Rice Varieties Using Optimal Color and Texture Features and BP Neural Networks," in *2011 7th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*, 2011, pp. 1–5.
- [13] M. S. Mrutyunjaya and H. Kumar, "Non-destructive Machine Vision System Based Rice Classification Using Ensemble Machine Learning Algorithms," *Recent Adv. Electr. Electron. Eng. (Formerly Recent Patents Electr. Electron. Eng.)*, vol. 16, Jul. 2023.
- [14] S. Kosunalp, T. B. Iliev, I. Stoyanov, and I. Beloev, "An Efficient Classification of Rice Variety with Quantized Neural Networks," *Electronics*, vol. 12, no. 10, p. 2285, 2023.
- [15] H. Ni, S. Karungaru, S. Lv, X. Wang, and J. Zhang, "Classification of Typical Pests and Diseases of Rice Based on the ECA Attention Mechanism," *Agriculture*, vol. 13, no. 5, p. 1066, 2023.
- [16] R. Kamran, M. A. Saima, N. Naz, and A. Athar, "Classification of Rice Varieties using Convolution Neural Networks," pp. 1–6, 2023.
- [17] D. Jaithavil, S. Triamlumlerd, and M. Pracha, "Paddy seed variety classification using transfer learning based on deep learning," pp. 1–4, 2022.
- [18] B. Jin *et al.*, "Identification of Rice Seed Varieties Based on Near-Infrared Hyperspectral Imaging Technology Combined with Deep Learning," *ACS omega*, vol. 7, no. 6, pp. 4735–4749, 2022.
- [19] Y. Zhang, H. Yu, and Z. Zhai, "ResViT-Rice: A Deep Learning Model Combining Residual Module and Transformer Encoder for Accurate Detection of Rice Diseases," *Agriculture*, vol. 13, no. 6, p. 1264, 2023.
- [20] Y. Chen, D.-D. Zhang, K. Zhu, and R. Yan, "An Adaptive Activation Transfer Learning Approach for Fault Diagnosis," *IEEE-ASME Trans. Mechatronics*, pp. 1–12, 2023.
- [21] G. Sun, D. Ayepah-Mensah, R. Xu, V. K. Agbesi, G. Liu, and W. Jiang, "Transfer Learning for Autonomous Cell Activation Based on Relational Reinforcement Learning With Adaptive Reward," *IEEE Syst. J.*, vol. 16, no. 1, pp. 1044–1055, Mar. 2022.