

MODEL HYBRID CNN-SVM UNTUK KLASIFIKASI KESEGERAN BUAH PARE BERDASARKAN CITRA

Luica Shelly Arzeti¹⁾, Jordy Lasmana Putra²⁾, Tyas Setiyorini³⁾

¹²³ Program Studi Informatika Fakultas, Teknik dan Informatika Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Kramat Raya No.98, RW.9, Kec. Senen, Kota Jakarta Pusat, DKI Jakarta 10450, Indonesia.
Co Responden Email: luicashellya@gmail.com

Abstract

*The quality and freshness of fruits significantly affect both their market value and consumer safety. Bitter melon (*Momordica charantia*) is a type of fruit that is highly susceptible to quality degradation due to unstable temperature and humidity conditions. Therefore, an automated and accurate classification system is needed to assess its freshness. This study aims to develop a classification model for distinguishing fresh and rotten bitter melon based on digital images using a hybrid approach of Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM). CNN is used for visual feature extraction from the images, while SVM functions as the final classification algorithm. The image dataset undergoes pre-processing stages such as resizing, normalization, and data augmentation to achieve balanced class distribution. The CNN model consists of multiple convolutional, pooling, and flattening layers, which are then connected to an SVM classifier. The experimental results show that the hybrid CNN-SVM model achieves 94.97% accuracy, 92.68% precision, 97.44% recall, and 95.00% F1-score. This study demonstrates that the CNN-SVM hybrid approach is effective in classifying fruit freshness from digital images.*

Abstrak

*Kualitas dan kesegaran buah sangat memengaruhi nilai jual serta keamanan konsumsi masyarakat. Pare (*Momordica charantia*) merupakan salah satu buah yang rentan mengalami penurunan mutu akibat suhu dan kelembapan yang tidak stabil. Oleh karena itu, diperlukan sistem yang mampu mengklasifikasikan kondisi kesegaran pare secara otomatis dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi citra digital pare segar dan busuk menggunakan pendekatan hybrid Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM). CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur visual dari gambar, sedangkan SVM digunakan sebagai algoritma klasifikasi akhir. Dataset citra diproses melalui tahapan pre-processing seperti resize, normalisasi, dan augmentasi hingga mencapai data seimbang. Model CNN terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, pooling, dan flattening, lalu dihubungkan ke SVM. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model hybrid CNN-SVM mampu mengklasifikasikan kondisi kesegaran pare dengan akurasi 94,97%, presisi 92,68%, recall 97,44%, dan F1-score 95,00%. Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan hybrid CNN-SVM efektif untuk klasifikasi mutu buah dari citra digital*

Article history

Received 22 Aug 2025

Revised 04 Sep 2025

Accepted 01 Oct 2025

Available online 31 Oct 2025

Keywords

CNN-SVM,
Image Classification,
Deep learning,
Digital image

Riwayat

Diterima 22 Agu 2025.

Revisi 04 Sep 2025

Disetujui 01 Okt 2025

Terbit online 31 Okt 2025

Kata Kunci

CNN-SVM,
Klasifikasi Citra,
Deep learning,
Citra digital

PENDAHULUAN

Buah pare merupakan salah satu komoditas pertanian yang cepat mengalami penurunan mutu, terutama saat disimpan dalam kondisi suhu dan kelembapan yang tidak stabil (Tahir, 2023). Kualitas dan kesegaran buah juga memiliki peran penting dalam mempertahankan nilai jual dan memastikan keamanan konsumsi bagi masyarakat (Dheny Arina Hartawaty et al.,

2025). Penurunan kualitas ini memiliki dampak yang cukup merugikan pedagang dan potensi kesalahan penilaian oleh konsumen dalam memilih buah segar (Khairunnisa & Syariah, 2024). Namun, metode penilaian kesegaran yang dilakukan oleh manusia secara manual memiliki beberapa kekurangan, seperti adanya unsur subyektif, rendahnya konsistensi, dan ketergantungan pada pengalaman individu masing-masing (D. Santoso & Egra, 2022).

Oleh karena itu, dibutuhkan solusi otomatis yang mampu mengidentifikasi kesegaran pare secara cepat dan akurat (Bastian et al., 2025). Klasifikasi gambar dapat dilakukan melalui algoritma pembelajaran mesin, baik yang bersifat supervised maupun unsupervised, seperti K-Nearest Neighbors, Naïve Bayes, Support Vector Machine, Neural Network, Deep Learning, dan masih banyak algoritma lain dari pembelajaran mesin (Syahputra & Hanifah, 2024).

Kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence (AI)* didefinisikan sebagai kecerdasan yang ditunjukkan oleh suatu entitas buatan. Sistem seperti ini umumnya dianggap komputer (J. T. Santoso, 2023).

Kecerdasan diciptakan dan dimasukkan ke dalam suatu mesin (komputer) agar dapat melakukan pekerjaan seperti yang dapat dilakukan manusia (Boehmke & Greenwell, 2019). Beberapa macam bidang yang menggunakan kecerdasan buatan antara lain sistem pakar, permainan komputer. Menurut Avron Barr dan Edward E. Feigenbaum mendefinisikan “*Artificial Intelligence* adalah sebagian dari computer sains yang mempelajari (dalam arti merancang) sistem komputer yang berintelegeni, yaitu sistem yang memiliki karakteristik berpikir seperti manusia” (Hilir, 2021).

Machine Learning (ML) atau pembelajaran mesin adalah pemrograman yang berfokus pada pengembangan sistem yang dapat belajar secara otomatis dari data, tanpa diprogram secara eksplisit untuk menyelesaikan setiap tugas tertentu sehingga dapat mencapai kinerja terbaik dalam menarik informasi dari satu kumpulan data (J. T. Santoso, 2023).

Menurut Tom Mitchell pada buku yang berjudul “Kecerdasan Buatan & Jaringan Syaraf Buatan” mendefinisikan “Machine Learning adalah studi tentang algoritma komputer yang meningkat secara otomatis melalui pengalaman” (J. T. Santoso, 2021).

Deep Learning adalah suatu cabang dari *machine learning* yang menggunakan *neural networks* dengan banyak lapisan (layers) untuk memahami dan mempelajari representasi data yang kompleks (Sudirwo et al., 2025).

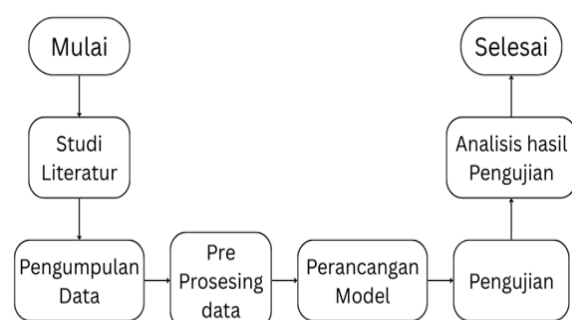
Penelitian ini memiliki urgensi dalam mengintegrasikan teknologi *Artificial Intelligence (AI)*, khususnya pendekatan *Hybrid Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. CNN dikenal efektif dalam melakukan ekstraksi fitur dari citra digital (Peryanto et al., 2025), sementara SVM memberikan performa tinggi dalam proses klasifikasi dengan margin maksimal antar kelas (Rabbani et al., 2023). Kombinasi keduanya terbukti memberikan hasil yang lebih optimal dalam klasifikasi berbasis citra (Deng & Yu, 2013). Tujuan dari penelitian ini adalah membangun model klasifikasi citra berbasis CNN-SVM yang mampu membedakan kondisi pare segar dan busuk secara otomatis. Proses penelitian mencakup tahapan pengumpulan dataset citra pare, preprocessing (resizing, normalisasi, augmentasi), ekstraksi fitur menggunakan CNN, dan klasifikasi dengan SVM.

Tinjauan Pustaka

Mencakup teori mengenai CNN, SVM, serta model hybrid dan studi terdahulu yang menunjukkan efektivitas pendekatan gabungan ini dalam domain klasifikasi citra bahan pangan. Penelitian ini tidak secara eksplisit membangun hipotesis, namun dievaluasi melalui metrik kuantitatif seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai performa model (Agung Mujiono et al., 2024).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen, yang bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model hybrid CNN-SVM dalam mengklasifikasikan kesegaran buah pare berdasarkan citra digital. Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan utama, yaitu:



Gambar 1 Alur Penelitian

1. Studi Literatur

- a. Convolutional Neural Network (CNN) efektif dalam mengekstraksi fitur visual dari citra digital melalui lapisan konvolusi dan pooling. CNN banyak digunakan dalam pengolahan citra untuk klasifikasi objek dan pengenalan pola.
- b. Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan memisahkan data menggunakan hyperplane terbaik. SVM dikenal mampu memberikan margin maksimal antar kelas, sehingga hasil klasifikasi lebih presisi.
- c. Hybrid CNN-SVM Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kombinasi CNN sebagai feature extractor dan SVM sebagai classifier akhir mampu meningkatkan performa klasifikasi dibanding penggunaan CNN atau SVM secara tunggal.

2. Pengumpulan Data

Objek dari penelitian ini adalah gambar buah pare dalam dua kategori kondisi, yaitu Segar dan Busuk. Data diperoleh website Kaggle.com.



Gambar 2 Sampel Gambar Pare Segar Dan Busuk

Dataset yang diambil dari website Kaggle.com. Pada data citra tersebut memiliki persebaran data yang tidak sama dimana terdapat dua kategori (*class*) yang telah ditentukan dimana gambar dari kategori pare segar berjumlah 360 gambar dan kategori pare busuk berjumlah 370 dengan total dataset berjumlah 370 data. Dataset dilakukan pengunduhan dan dikumpulkan menjadi sebuah folder untuk disimpan dan pada tahapan penelitian berikutnya.

Tabel 1 Pembagian Dataset

Kategori	Jumlah	Latih	Uji
Segar	360	282	78
Busuk	370	289	81

Teknik pengumpulan data dikumpulkan dalam bentuk file gambar yang dikategorikan secara manual ke dalam dua kelas. Dataset kemudian dipisah menjadi data pelatihan dan pengujian menggunakan teknik train-test split dengan rasio 80:20.

3. Pre processing Data

Pada tahapan pra-proses data terdiri dari dua sub tahapan yang dilakukan pada tahap pra-processing data, antara lain adalah proses memuat data, akuisisi data, serta analisa keseimbangan dan jumlah data. Pemuatan data dilakukan dengan mengunggah Kembali data setelah *preprocessing* ke dalam Google Drive agar bisa diolah pada tahapan selanjutnya.

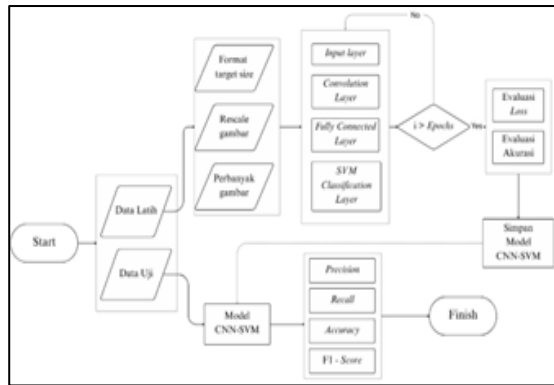
Dalam penelitian, memiliki kualitas gambar yang baik adalah suatu keharusan agar klasifikasi menjadi lebih efisien. Setiap gambar perlu memiliki ukuran yang seragam, oleh karena itu gambar harus disesuaikan. Dalam penelitian ini ukuran input yang akan digunakan adalah 224x224. Hasil gambar yang telah di pre processing dapat di gambar 3.



Gambar 3 Hasil Pre Processing

4. Perancangan Model

penelitian ini, penulis mengusulkan sebuah model *hybrid CNN-SVM* untuk melakukan klasifikasi kesegaran buah pare. CNN akan digunakan sebagai pengekstraksi fitur dari citra gambar dan SVM akan digunakan sebagai lapisan klasifikasi akhir. Untuk arsitektur modelnya akan terdiri dari *Convolutional Layer*, *Fully Connected Layer* dan *SVM Classifier Layer*.



Gambar 4 Pemodelan

5. Pengujian

Sebelum melakukan pelatihan, terdapat beberapa pengaturan yang dilakukan untuk mengatur jalannya proses pelatihan. Peneliti menggunakan fungsi `train_model` dengan parameter yang digunakan diantaranya variable model yaitu arsitektur model yang akan dilatih, lalu variable `train_generator` untuk data latih, selanjutnya ada variable `epochs` yang menentukan berapa kali dilakukannya iterasi saat tahap pelatihan, di sini `epochs` ditentukan sebanyak 50 iterasi sebagai pengaturan default. Dan terakhir ada variable `verbose` yang merupakan pilihan bagaimana kita ingin melihat output dari neural network saat pelatihan. Di sini `verbose` ditentukan dengan nilai 2 sebagai pengaturan default yang berarti output dari neural network yang dihasilkan berupa progress bar.

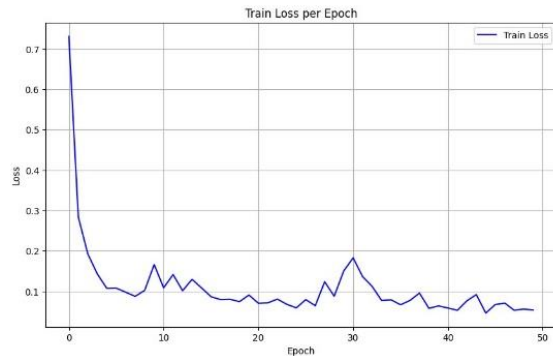
```
Epoch 1/50
27/27 - 75s - 3s/step - accuracy: 0.8859 - loss: 0.2781
Epoch 2/50
27/27 - 74s - 3s/step - accuracy: 0.9350 - loss: 0.1768
Epoch 3/50
27/27 - 77s - 3s/step - accuracy: 0.9477 - loss: 0.1128
Epoch 4/50
27/27 - 75s - 3s/step - accuracy: 0.9620 - loss: 0.1111
Epoch 5/50
27/27 - 77s - 3s/step - accuracy: 0.9604 - loss: 0.1045
Epoch 6/50
27/27 - 75s - 3s/step - accuracy: 0.9699 - loss: 0.0825
Epoch 7/50
27/27 - 76s - 3s/step - accuracy: 0.9556 - loss: 0.1178
Epoch 8/50
27/27 - 77s - 3s/step - accuracy: 0.9635 - loss: 0.1008
Epoch 9/50
27/27 - 79s - 3s/step - accuracy: 0.9461 - loss: 0.1336
Epoch 10/50
27/27 - 75s - 3s/step - accuracy: 0.9588 - loss: 0.0923
```

Gambar 5 iterasi

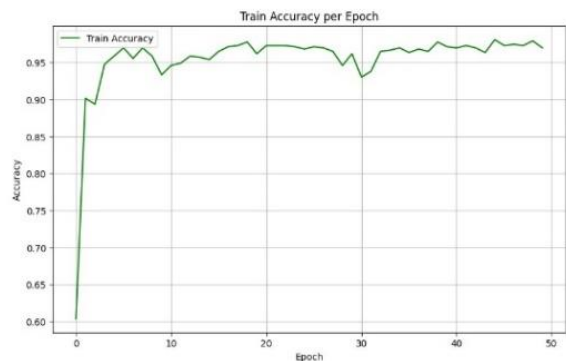
HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi Model Klasifikasi

Pada tahap evaluasi, hasil pelatihan model akan dibuat kedalam sebuah visualisasi dalam bentuk grafik yang akan berguna untuk memudahkan proses analisis hasil.



Gambar 6 Loss tiap iterasi



Gambar 7 Akurasi tiap iterasi

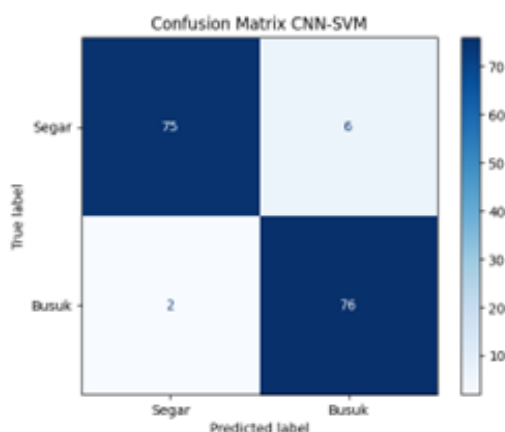
Seperti yang dapat terlihat pada gambar 5 dan 6, menunjukkan grafik akurasi data latih (*training accuracy*) terhadap jumlah epoch. Terlihat bahwa pada epoch awal (0-2), terjadi lonjakan akurasi yang cukup tajam dari sekitar 0.60 hingga mendekati 0.90, yang menunjukkan model mulai belajar pola dasar data dengan cepat. Setelah itu, akurasi terus meningkat secara gradual dan stabil pada kisaran 0.93–0.97 hingga epoch ke-50. Fluktuasi kecil yang muncul di beberapa titik sekitar epoch ke-10 atau ke-30 masih dalam batas wajar, menandakan proses penyesuaian bobot model. Kondisi ini menunjukkan bahwa model dapat mempelajari fitur penting dari data latih dengan baik, serta mulai mencapai konvergensi setelah sekitar 10–15 epoch. Model berhasil mempelajari pola dari data latih dengan akurasi yang cukup tinggi (mencapai >95%).

Hal yang sama juga terjadi pada grafik loss model, grafik loss juga tidak menunjukkan adanya gejala *overfitting*. Gambar di atas memperlihatkan perubahan nilai loss pada data latih terhadap jumlah epoch selama proses pelatihan model hybrid CNN-SVM. Pada epoch awal epoch ke-0 hingga ke-2, loss berada pada nilai yang relatif tinggi yaitu sekitar 0.7, menandakan kesalahan prediksi model masih besar karena bobot model baru saja diinisialisasi. Namun, terjadi penurunan loss yang cukup tajam pada epoch-epoch awal ini. Loss langsung turun drastis ke bawah 0.2 dalam kurang dari 5 epoch. Ini menunjukkan proses pembelajaran awal berjalan cepat untuk menyesuaikan parameter model terhadap pola data. Setelah sekitar epoch ke-10, loss mulai stabil dalam kisaran 0.05 hingga 0.15. Fluktuasi minor terlihat karena pengaruh mini-batch dan augmentasi data yang digunakan selama pelatihan. Terdapat sedikit kenaikan loss lokal (misalnya sekitar epoch ke-30), tetapi model segera kembali menurun, menandakan model mampu mengkompensasi variasi data baru.

Pada penelitian ini kedua fungsi tersebut akan digunakan untuk proses pengujian model. Proses pengujian dilakukan menggunakan subset data uji dengan menggunakan fungsi *predict* dan juga *confusion matrix*.

Dengan hasil

Recall : 97.44%
Precision : 92.68%
Accuracy : 94.97%
F1-Score : 95.00%
Confusion matrix



Gambar 8 Confusion Matrix

1. Accuracy sebesar 94.97%, yang menunjukkan bahwa hampir seluruh citra

berhasil diklasifikasikan ke kelas yang tepat.

2. Precision rata-rata sebesar 92.68%, yang berarti model memiliki tingkat ketepatan yang tinggi dalam mengidentifikasi citra sesuai kelas prediksi.
3. Recall rata-rata sebesar 97.44%, yang menandakan kemampuan model dalam menangkap semua citra sesuai kelas sebenarnya juga sangat baik.
4. F1-Score rata-rata sebesar 95.00%, yang menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall yang optimal.
5. Berdasarkan *confusion matrix* pada gambar, hanya terdapat 6 kesalahan klasifikasi pada citra pare segar yang terdeteksi sebagai busuk, dan 2 kesalahan pada citra pare busuk yang terdeteksi sebagai segar.

Hasil pengujian model hybrid CNN-SVM pada penelitian ini menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan kondisi kesegaran buah pare (Segar dan Busuk) berdasarkan citra digital. Berdasarkan evaluasi pada dataset uji yang terdiri dari 159 gambar, diperoleh nilai akurasi sebesar 94.97%, precision rata-rata 92.68%, recall 97.44%, serta F1-score 95.00%.

Nilai precision dan recall yang tinggi pada masing-masing kelas (pare segar dan pare busuk) mengindikasikan bahwa model tidak hanya mampu memprediksi kelas dengan benar dalam jumlah besar, tetapi juga dapat mendeteksi sebagian besar data sebenarnya dari tiap kelas. *Confusion matrix* memperlihatkan bahwa model secara konsisten melakukan klasifikasi dengan benar, dengan hanya beberapa kesalahan minor pada masing-masing kelas.

Dengan demikian, berdasarkan capaian metrik evaluasi ini, dapat disimpulkan bahwa hasil pengujian model sudah cukup kuat untuk menjawab tujuan penelitian. Model hybrid CNN-SVM yang dibangun terbukti mampu melakukan klasifikasi kondisi kesegaran buah pare dengan performa yang tinggi dan stabil. Hal ini mengkonfirmasi bahwa pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini dapat diandalkan untuk mengatasi permasalahan yang telah diidentifikasi pada awal penelitian, terutama dalam mendukung proses penilaian mutu pare secara otomatis melalui citra digital.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi citra untuk membedakan kondisi kesegaran buah pare (Segar dan Busuk) menggunakan pendekatan Hybrid Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM). CNN berperan sebagai feature extractor untuk mengekstraksi ciri visual penting dari citra, sedangkan SVM digunakan sebagai classifier untuk memisahkan dua kelas berdasarkan hasil ekstraksi fitur.

Model dilatih menggunakan dataset citra pare yang telah melalui proses *pre-processing* berupa *resize*, normalisasi, serta augmentasi agar jumlah data seimbang dan memadai untuk pembelajaran. Proses training menunjukkan hasil konvergensi yang baik, ditandai dengan nilai loss yang terus menurun hingga stabil, serta akurasi yang meningkat dan bertahan pada level tinggi.

Berdasarkan hasil evaluasi pada data uji, diperoleh metrik performa model yang sangat memuaskan, yaitu akurasi sebesar 94.97%, precision rata-rata 92.68%, recall 97.44%, dan F1-score 95.00%. *Confusion matrix* menunjukkan distribusi klasifikasi yang dominan benar dengan hanya sedikit kesalahan prediksi.

Dengan demikian, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa model *hybrid* CNN-SVM yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan kondisi kesegaran buah pare secara otomatis dengan performa yang tinggi.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, berikut disampaikan beberapa saran yang dapat menjadi masukan untuk penelitian selanjutnya maupun penerapan praktis di lapangan:

1. Eksperimen dengan Arsitektur Model yang Lebih ringan atau berbeda. Penelitian ini menggunakan struktur CNN dengan beberapa lapisan konvolusi yang relatif kompleks. Penelitian lanjutan dapat mencoba pendekatan dengan arsitektur yang lebih ringan seperti MobileNet atau EfficientNet untuk mengurangi kebutuhan komputasi, atau bahkan memvariasikan classifier selain SVM.
2. Pengujian pada Data Lapangan Secara Real-Time diharapkan penelitian mendatang dapat mengintegrasikan sistem ini ke aplikasi berbasis mobile atau sistem

kamera otomatis sehingga dapat menguji performa model dalam kondisi nyata secara real-time.

REFERENSI

- Agung Mujiono, A., Kartini, K., & Yulia Puspaningrum, E. (2024). Implementasi Model Hybrid CNN-SVM pada Klasifikasi Kesegaran Daging Ayam. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 756–763. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8855>
- Bastian, A., Priyadi, D., Zaliluddin, D., Mardiana, A., Wahid, A., Rifki, M., & Aziz, M. F. (2025). Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Kualitas Beras sebagai Strategi Peningkatan Keamanan Pangan di Indonesia. *TEMATIK*, 12(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.38204/tematik.v12i1.2332>
- Boehmke, B., & Greenwell, B. (2019). Hands-On Machine Learning with SKLearn, Keras and TensorFlow. In *Hands-On Machine Learning with R*. “O’Reilly Media, Inc.”
- Deng, L., & Yu, D. (2013). Deep learning: Methods and applications. In *Foundations and Trends in Signal Processing* (Vol. 7, Issues 3–4, pp. 197–387). Now Publishers, Inc. <https://doi.org/10.1561/20000000039>
- Dheny Arina Hartawaty, Marosimy Millaty, & Hermiza Aulia. (2025). Strategi Pemasaran Sayur Kemas Siap Masak (Vegetable Mix) di UMKM Pack Instan. *Jurnal Pertanian Agros*, 27(2), 199–206. <https://doi.org/10.37159/jpa.v27i2.62>
- Hilir, A. (2021). *Teknologi Pendidikan di Abad Digital* (M. P. Singgih Subiyantoro (ed.)). Penerbit Lakeisha.
- Khairunnisa, D. A., & Syariah, M. E. (2024). *Manajemen Risiko Dalam Rantai Pasok Halal Komoditas Sayuran : Studi Kasus Desa Tani*.
- Peryanto, A., Hakim, L., & Nugrahantoro, A. (2025). *Klasifikasi Citra Bekicot Menggunakan Algoritma Support Vector Machine*. 6(2), 59–64. https://ejournal.uhb.ac.id/index.php/IKO_MTI/article/view/1790

- Rabbani, S., Safitri, D., Rahmadhani, N., Sani, A. A. F., & Anam, M. K. (2023). Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM: Comparative Evaluation of SVM Kernels for Sentiment Classification in Fuel Price Increase Analysis. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(2), 153–160. <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/897>
- Santoso, D., & Egra, S. (2022). *Teknologi Penanganan Pascapanen*. Syiah Kuala University Press. <https://books.google.co.id/books?id=PUBkEAAAQBAJ>
- Santoso, J. T. (2021). Kecerdasan Buatan & Jaringan Syaraf Buatan. In M. K. Muhammad Sholikan, M. M. T. Dr. Mars Caroline Wibowo. S.T., & M. K. Irdha Yuniarto, S.Ds. (Eds.), *Penerbit Yayasan Prima Agus Teknik* (Vol. 7, Issues 1 SE-Judul Buku). Yayasan Prima Agus Teknik Bekerja sama dengan Universitas Sains & Teknologi Komputer (Universitas STEKOM). <https://penerbit.stekom.ac.id/index.php/yayasanpat/article/view/177>
- Santoso, J. T. (2023). Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence). *Penerbit Yayasan Prima Agus Teknik*, 1–227.
- Sudirwo, Abdul Hadi, Loso Judijanto, Nuraini Purwandari, & Neni N. L. Ersela Zain. (2025). *Artificial Intelligence: Teori, Konsep, dan Implementasi di Berbagai Bidang*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- Syahputra, R. A., & Hanifah, M. R. (2024). Metode Analisis Kesehatan Dengan Mengguakan Machine Learning dan Data Mining: Literature Review. *Jurnal Industri Dan Inovasi (INVASI)*, 1(2).
- Tahir, M. M. (2023). Penanganan Pasca Panen Dan Produk Olahan Sayuran. In *Hukum Perumahan*. Nas Media Pustaka. <https://books.google.co.id/books?id=MI G3EAAAQBAJ>