

Optimasi Model Hybrid CNN Dan SVM Untuk Klasifikasi Kematangan Buah Nanas

Optimization of a Hybrid CNN-SVM Model for Pineapple Ripeness Classification

Fanisha Juliananda Putri^{*1}, Muh. Rasyid Ridha², Fitri Yunita³

^{1,2,3}Program Studi Sistem informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu komputer, Universitas Islam Indragiri

Email: ¹fanishajulianandaputri77@gmail.com, ²rasyid4sky@gmail.com, ³fitriyun@gmail.com

^{*}Penulis Koresponden

Received: 02 Juli 2026

Accepted: 26 Juli 2026

Published: 01 Agustus 2026



This work is licensed under
a [Creative Commons Attribution 4.0
International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).
Copyright (c) 2026 JUSTINDO

ABSTRAK

Klasifikasi tingkat kematangan buah nanas merupakan proses penting dalam menjaga kualitas hasil panen dan mendukung proses sortasi buah. Penentuan tingkat kematangan yang masih dilakukan secara manual sering kali menimbulkan subjektivitas dan ketidakkonsistenan hasil. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *Hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.745 citra buah nanas yang dikelompokkan ke dalam lima kelas, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan busuk. Sebelum proses pelatihan dilakukan, citra melalui tahap *preprocessing* dan augmentasi data menggunakan teknik rotasi, *flip horizontal*, *zoom out*, *brightness*, dan *darkness* untuk meningkatkan keragaman data. CNN digunakan sebagai ekstraktor fitur untuk memperoleh karakteristik visual buah nanas, sedangkan SVM digunakan sebagai *classifier* untuk menentukan kelas kematangan. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Hybrid CNN-SVM* memperoleh akurasi sebesar 92%, lebih tinggi dibandingkan CNN (87%), *K-Nearest Neighbor* (86%), *Random Forest* (84%), dan SVM (71%). Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan SVM mampu meningkatkan performa klasifikasi tingkat kematangan buah nanas secara efektif. Model yang diusulkan berpotensi diterapkan sebagai sistem pendukung sortasi buah secara otomatis, cepat, dan objektif.

Kata kunci: Klasifikasi Kematangan Buah Nanas, *Convolutional Neural Network*, *Support Vector Machine*, *Hybrid CNN-SVM*, Pengolahan Citra Digital

ABSTRACT

Pineapple ripeness classification plays an important role in maintaining fruit quality and supporting the sorting process. Conventional ripeness assessment is commonly performed manually, which may lead to subjectivity and inconsistent results. This study aims to develop a Hybrid Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) model for classifying pineapple ripeness levels based on digital images. The dataset consisted of 3,745 pineapple images categorized into five ripeness classes: unripe, under-ripe, half-ripe, ripe, and rotten. Before model training, the images underwent preprocessing and data augmentation using rotation, horizontal flip, zoom out, brightness adjustment, and darkness adjustment techniques to increase dataset diversity. CNN was employed as a feature extractor to capture the visual characteristics of pineapples, while SVM was used as the classifier to determine the ripeness class. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The experimental results showed that the proposed Hybrid CNN-SVM model achieved an accuracy of 92%, outperforming CNN (87%), K-Nearest Neighbor (86%), Random Forest (84%), and SVM (71%). These findings indicate that the combination of CNN and SVM effectively improves pineapple ripeness classification performance. The proposed model has the potential to be implemented as an automated, fast, and objective fruit-sorting support system.

Keywords: *Pineapple Ripeness Classification*, *Convolutional Neural Network*, *Support Vector Machine*, *Hybrid CNN-SVM*, *Digital Image Processing*.

1. Pendahuluan

Buah nanas (*Ananas comosus*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi di Indonesia. Tingkat kematangan buah menjadi faktor penting karena memengaruhi kualitas, rasa, aroma, daya simpan, serta nilai jual produk. Selain itu, perubahan warna kulit, tekstur, dan pola mata buah selama proses pematangan menjadikan nanas sebagai objek yang sesuai untuk pengembangan sistem klasifikasi berbasis pengolahan citra digital (Bacanin, Bezdan and Strumberger, 2020; Liandaputra & Zahra, 2024). Namun, proses penentuan tingkat kematangan di lapangan masih banyak dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual, sehingga hasilnya sering bergantung pada pengalaman penilai dan berpotensi menimbulkan subjektivitas.

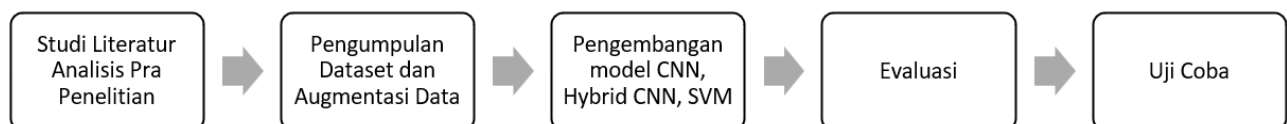
Perkembangan *deep learning* telah mendorong pemanfaatan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi citra karena mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis. Meskipun demikian, penggunaan CNN sebagai model tunggal masih memiliki keterbatasan dalam membedakan objek yang memiliki karakteristik visual serupa. Salah satu pendekatan yang banyak dikembangkan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah mengombinasikan CNN dengan *Support Vector Machine* (SVM), di mana CNN berfungsi sebagai *feature extractor* dan SVM sebagai *classifier* untuk meningkatkan performa klasifikasi (Chang *et al.*, 2022; Backar *et al.*, 2023).

Meskipun penelitian mengenai klasifikasi kematangan buah nanas telah banyak dilakukan, sebagian besar penelitian masih menggunakan CNN atau SVM secara terpisah, sedangkan penerapan model *Hybrid CNN–SVM* pada klasifikasi lima tingkat kematangan buah nanas masih sangat terbatas. Selain itu, penelitian sebelumnya umumnya belum menekankan optimasi konfigurasi parameter model untuk memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal. Kondisi tersebut menunjukkan masih adanya celah penelitian dalam pengembangan model klasifikasi kematangan buah nanas yang lebih akurat dan stabil.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya menggunakan jumlah dataset terbatas atau hanya mengevaluasi performa model CNN maupun SVM secara terpisah, penelitian ini mengembangkan pendekatan *Hybrid CNN–SVM* menggunakan dataset citra lapangan sebanyak 3.745 citra pada lima tingkat kematangan buah nanas serta melakukan evaluasi komprehensif menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Dan juga penelitian ini mengembangkan model *Hybrid CNN–SVM* dengan mengoptimalkan konfigurasi parameter pelatihan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas ke dalam lima kelas, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan busuk. Kontribusi penelitian ini terletak pada pengembangan model *Hybrid CNN–SVM* melalui optimasi parameter sehingga diperoleh performa klasifikasi yang lebih baik. Novelty penelitian ini adalah penerapan optimasi konfigurasi parameter pada model *Hybrid CNN–SVM* untuk klasifikasi lima tingkat kematangan buah nanas berbasis citra digital, yang diharapkan mampu menghasilkan sistem klasifikasi yang lebih akurat, objektif, dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik (Hermana, Rosmala and Husada, 2023; Huang, 2024).

2. Metode Penelitian

Metode penelitian disusun secara sistematis untuk mengembangkan model *Hybrid CNN–SVM* dalam klasifikasi tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra digital. Tahapan penelitian dimulai dari studi literatur dan analisis pra-penelitian, pengumpulan dataset dan Augmentasi Data, preprocessing dan augmentasi data, pengembangan model *Hybrid CNN–SVM*, hingga evaluasi performa model. Alur penelitian yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Studi Literatur dan Analisis Pra-Penelitian

Tahap awal penelitian dilakukan melalui studi literatur untuk memahami konsep, metode, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi citra buah, *Convolutional Neural Network* (CNN), *Support Vector Machine* (SVM), serta model *hybrid CNN–SVM*. (Vernanda, Purnawan and

Apandi, 2022; Sanu, 2025) Selain itu, dilakukan analisis pra-penelitian untuk mengidentifikasi permasalahan dalam penentuan tingkat kematangan buah nanas yang masih dilakukan secara manual dan cenderung bersifat subjektif. Hasil analisis digunakan sebagai dasar dalam pengembangan model klasifikasi yang lebih objektif dan akurat.

2.2. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh melalui proses pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera *smartphone* OPPO A60. Pengambilan data dilakukan pada beberapa kebun nanas milik petani serta pedagang buah di wilayah Kabupaten Indragiri Hilir, Provinsi Riau. Pengambilan citra dilakukan pada kondisi pencahayaan alami dengan berbagai sudut pengambilan gambar untuk memperoleh variasi karakteristik visual yang mewakili kondisi nyata di lapangan.

Pada tahap pengumpulan data diperoleh sebanyak 5.000 citra buah nanas yang terdiri atas lima tingkat kematangan, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan busuk. Seluruh citra kemudian diberi label (*labeling*) dimana dilakukan manual oleh peneliti berdasarkan karakteristik buah nanas sesuai dengan tingkat kematangannya berdasarkan karakteristik visual buah yang meliputi warna kulit, tekstur permukaan, bentuk mata buah, serta kondisi fisik buah (Hermana, Rosmala and Husada, 2023).

Setelah proses pelabelan selesai, seluruh citra memasuki tahap *preprocessing*. Tahap ini bertujuan untuk menyeragamkan format data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Proses *preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 192×192 piksel, melakukan normalisasi data citra, serta mengevaluasi kualitas setiap gambar untuk memastikan citra yang digunakan memiliki resolusi dan kualitas visual yang memadai. Berdasarkan hasil proses tersebut, diperoleh sebanyak 3.745 citra yang memenuhi kriteria dan layak digunakan pada tahap berikutnya.

Dataset hasil *preprocessing* kemudian dibagi menjadi data pelatihan (*training*) sebesar 70%, data validasi (*validation*) sebesar 15%, dan data pengujian (*testing*) sebesar 15%. Pembagian dataset dengan proporsi tersebut merupakan salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam pengembangan model *machine learning* dan *deep learning* karena mampu menyediakan data pelatihan yang cukup besar sekaligus mempertahankan data validasi dan pengujian yang representatif untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model (Sitti Muhartini, Andi Sunyoto, 2024; Putri et al., 2026).

Tahap selanjutnya adalah *data augmentation* untuk meningkatkan keragaman dataset dan mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi rotasi, horizontal flip, zoom out, brightness adjustment, dan darkness adjustment. Melalui proses ini, model diharapkan mampu mengenali karakteristik buah nanas pada berbagai variasi orientasi, pencahayaan, dan skala sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik (Jean et al., 2022; Huang, 2024).

2.3. Pengembangan Model Hybrid CNN-SVM



Gambar 2. diagram alur Hybrid CNN-SVM

Pada penelitian ini dikembangkan model Hybrid Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra digital. Alur penelitian dimulai dari citra buah nanas yang diperoleh sebagai data masukan. Selanjutnya, citra melewati tahap preprocessing yang meliputi proses resize menjadi ukuran 192×192 piksel serta augmentasi data. Tahap resize bertujuan menyeragamkan ukuran seluruh citra sehingga sesuai dengan masukan model, sedangkan augmentasi digunakan untuk meningkatkan variasi data pelatihan agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data baru.

Setelah tahap preprocessing, citra diproses menggunakan arsitektur MobileNetV2 sebagai model Convolutional Neural Network (CNN). Pada tahap ini, MobileNetV2 berfungsi sebagai feature

extractor, yaitu mengekstraksi informasi visual penting dari citra seperti warna, tekstur, bentuk, dan pola permukaan kulit buah nanas. Berbeda dengan CNN konvensional yang langsung melakukan klasifikasi, pada penelitian ini MobileNetV2 hanya dimanfaatkan untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif.

Hasil ekstraksi fitur dari MobileNetV2 kemudian dikonversi menjadi feature vector, yaitu sekumpulan nilai numerik yang merepresentasikan karakteristik setiap citra. Feature vector ini selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Kernel RBF dipilih karena memiliki kemampuan memisahkan data yang bersifat nonlinier sehingga dapat membentuk batas keputusan (*decision boundary*) yang optimal pada ruang fitur berdimensi tinggi.

Pada tahap akhir, SVM menghasilkan prediksi tingkat kematangan buah nanas yang terdiri atas lima kelas, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan busuk. Pendekatan hybrid CNN-SVM dipilih karena mampu menggabungkan keunggulan MobileNetV2 dalam mengekstraksi fitur secara otomatis dengan kemampuan SVM dalam melakukan klasifikasi secara efektif, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan penggunaan CNN atau SVM secara terpisah (Noris dan Waluyo, 2023; Nabila dan Salam, 2024).

Selama proses pelatihan, model menggunakan citra berukuran 192×192 piksel, batch size sebesar 16, learning rate awal sebesar 0,0003, dan learning rate sebesar 0,000005 pada tahap *fine tuning*. Proses pelatihan dilakukan selama 30 epoch pada tahap *head training* dan dilanjutkan selama 12 epoch pada tahap *fine tuning*. Selain itu, diterapkan label smoothing sebesar 0,03 untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru serta mengurangi kecenderungan model menghasilkan prediksi yang terlalu yakin (*overconfident*) (Yunita et al., 2020).

1). Operasi Konvolusi CNN

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(i-m,j-n) \quad (1)$$

Operasi konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur penting dari citra buah nanas, seperti warna, tekstur, dan pola permukaan kulit. Pada persamaan tersebut, I merupakan citra masukan, K merupakan kernel atau filter, dan $S(i,j)$ merupakan hasil konvolusi yang digunakan sebagai masukan pada lapisan berikutnya dalam CNN.

2). Fungsi Aktivasi ReLU

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

Fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) digunakan untuk memberikan sifat non-linear pada model CNN sehingga mampu mempelajari pola yang lebih kompleks. Fungsi ini akan menghasilkan nilai nol untuk input negatif dan mempertahankan nilai positif tanpa perubahan.

3). Fungsi Keputusan Support Vector Machine (SVM)

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (3)$$

Setelah fitur diekstraksi oleh CNN, proses klasifikasi dilakukan menggunakan Support Vector Machine (SVM). Pada persamaan tersebut, α_i merupakan koefisien Lagrange, y_i adalah label kelas, $K(x_i, x)$ merupakan fungsi kernel, dan b adalah bias. Fungsi keputusan ini digunakan untuk menentukan kelas kematangan buah nanas berdasarkan fitur hasil ekstraksi CNN.

2.4. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja model Hybrid CNN-SVM dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas. Pada penelitian ini, performa model dievaluasi menggunakan confusion matrix yang menghasilkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score. Keempat metrik tersebut dipilih karena mampu memberikan gambaran yang komprehensif

mengenai kemampuan model dalam melakukan klasifikasi pada lima kelas tingkat kematangan buah nanas.

1). Accuracy

Accuracy merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data pengujian. Nilai accuracy diperoleh dari perbandingan jumlah prediksi yang benar terhadap seluruh data uji dan dihitung menggunakan Persamaan (4).

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Keterangan:

- TP (True Positive) adalah jumlah data yang berhasil diprediksi benar sebagai kelas yang sesuai.
- TN (True Negative) adalah jumlah data yang berhasil diprediksi benar sebagai bukan anggota kelas tersebut.
- FP (False Positive) adalah jumlah data yang diprediksi sebagai suatu kelas, tetapi sebenarnya berasal dari kelas lain.
- FN (False Negative) adalah jumlah data yang seharusnya termasuk dalam suatu kelas, tetapi diprediksi sebagai kelas yang berbeda.

2). Precision

Precision digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam memberikan prediksi positif pada suatu kelas. Nilai precision menunjukkan proporsi data yang diprediksi sebagai suatu kelas dan benar-benar termasuk ke dalam kelas tersebut. Precision dihitung menggunakan Persamaan (5).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

3). Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang benar-benar termasuk ke dalam suatu kelas. Semakin tinggi nilai recall, semakin baik kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data pada kelas tersebut. Nilai recall dihitung menggunakan Persamaan (6).

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

4). F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonik antara nilai precision dan recall sehingga dapat memberikan ukuran performa model yang lebih seimbang, terutama ketika distribusi data antar kelas tidak merata. Nilai F1-Score dihitung menggunakan Persamaan (7)

$$F_1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (7)$$

Nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score yang diperoleh dari confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model Hybrid CNN-SVM dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas. Semakin tinggi nilai keempat metrik tersebut, semakin baik performa model dalam melakukan proses klasifikasi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui proses pengambilan gambar buah nanas secara langsung menggunakan kamera smartphone OPPO A60. Pengambilan data dilakukan pada beberapa lokasi di Kabupaten Indragiri Hilir dengan kondisi pencahayaan alami dan berbagai sudut pengambilan gambar. Dataset kemudian dikelompokkan ke dalam lima tingkat kematangan, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan busuk berdasarkan karakteristik fisik buah nanas.



Gambar 3. Dataset Tingkat Kematangan Buah Nanas

Dataset pada penelitian ini diperoleh melalui proses pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera *smartphone* OPPO A60 pada beberapa kebun nanas milik petani dan pedagang buah di Kabupaten Indragiri Hilir, Provinsi Riau. Dari proses pengumpulan data tersebut diperoleh sebanyak 5.000 citra buah nanas yang terdiri atas lima tingkat kematangan, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan busuk. Seluruh citra kemudian diberi label sesuai tingkat kematangannya berdasarkan karakteristik visual buah yang meliputi warna kulit, tekstur permukaan, kondisi mahkota daun, aroma buah, dan bentuk mata buah. Selanjutnya, seluruh citra melalui tahap *preprocessing* yang meliputi normalisasi ukuran citra menjadi 192×192 piksel serta pengecekan kualitas gambar untuk memastikan data yang digunakan memenuhi kriteria penelitian. Berdasarkan hasil proses tersebut, diperoleh sebanyak 3.745 citra yang layak digunakan sebagai dataset penelitian. Dataset tersebut terdiri atas lima kelas kematangan dengan jumlah data yang relatif seimbang pada setiap kelas sehingga dapat digunakan pada tahap pelatihan, validasi, dan pengujian model.

3.2. Pengolahan Data

3.2.1 Preprocessing Data

Sebelum dilakukan proses pelatihan model, seluruh 5.000 citra yang telah dikumpulkan melalui tahap *preprocessing* untuk menyeragamkan ukuran citra dan meningkatkan kualitas data masukan. Tahap ini meliputi normalisasi ukuran citra menjadi 192×192 piksel serta pengecekan kualitas gambar guna memastikan setiap citra memiliki kualitas yang layak untuk digunakan dalam proses pelatihan. Berdasarkan hasil *preprocessing* dan seleksi kualitas data, diperoleh sebanyak 3.745 citra yang memenuhi kriteria dan digunakan sebagai dataset pada penelitian ini.

Selain proses *preprocessing*, penelitian ini juga menetapkan sejumlah parameter yang digunakan selama proses pembagian data (*dataset splitting*), pelatihan model (*training*), *fine tuning*, serta klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Penentuan parameter dilakukan berdasarkan hasil studi literatur dan beberapa tahap percobaan (*trial and error*) untuk memperoleh konfigurasi yang mampu menghasilkan performa model yang optimal. Parameter-parameter yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

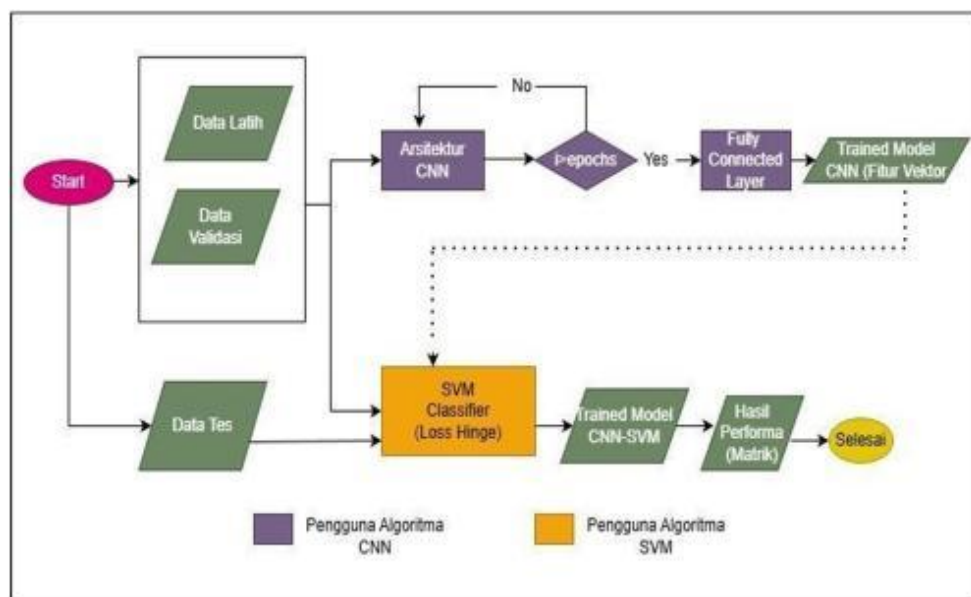
Tabel 1. Parameter Preprocessing Data

No	Parameter	Nilai
1	Seed	42
2	Image Size	192 × 192 piksel
3	Batch Size	16
4	Train Split	0,70
5	Validation Split	0,15
6	Test Split	0,15
7	Epochs Head	30
8	Epochs Finetune	12
9	SVM Kernel	RBF
10	Learning Rate Head	0,0003
11	Learning Rate Finetune	0,000005
12	Dropout Rate	0,45
13	Label Smoothing	0,03
14	Valid Extension	JPG, JPEG, PNG, BMP

3.2.2 Augmentasi Data

Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi dataset sehingga model mampu mengenali objek pada berbagai kondisi pengambilan gambar. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi rotasi, flip horizontal, zoom out, brightness, dan darkness. Penerapan augmentasi data membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengurangi risiko overfitting selama proses pelatihan.

3.3. Penerapan Metode



Gambar 4. Arsitektur Model Hybrid CNN-SVM

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah *Hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Alur penerapan metode dimulai dengan membagi dataset menjadi data latih, data validasi, dan data uji. Data latih dan data validasi digunakan pada proses pelatihan model CNN, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model yang telah dibangun.

Pada tahap pelatihan, citra masukan diproses oleh arsitektur CNN untuk mengekstraksi fitur-fitur visual, seperti warna, tekstur, dan pola permukaan kulit buah nenas. Selama proses pelatihan dilakukan beberapa *epoch* hingga model memperoleh bobot (*weight*) terbaik berdasarkan hasil evaluasi pada data validasi. Setelah proses pelatihan selesai, keluaran dari *fully connected layer* berupa *feature vector* digunakan sebagai representasi fitur citra.

Selanjutnya, feature vector hasil ekstraksi CNN digunakan sebagai data masukan bagi algoritma SVM. Pada penelitian ini, SVM berperan sebagai classifier untuk mengelompokkan citra ke dalam lima kelas tingkat kematangan buah nenas, yaitu mentah, mengkal, setengah matang, matang, dan

busuk. Penggunaan SVM setelah CNN bertujuan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi dengan memanfaatkan representasi fitur yang telah dipelajari oleh CNN.

Tahap terakhir adalah evaluasi model menggunakan data uji yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan. Hasil klasifikasi kemudian dianalisis menggunakan confusion matrix untuk memperoleh nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score sebagai indikator performa model Hybrid CNN-SVM.

3.4. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data *testing* yang tidak terlibat dalam proses pelatihan maupun validasi sehingga hasil pengujian dapat menggambarkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru secara objektif. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Selain itu, performa model juga dianalisis melalui *confusion matrix*, *classification report*, kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dan *Area Under Curve* (AUC), serta visualisasi hasil prediksi tingkat kematangan buah nenas (Dimar Tarmizi, 2021).

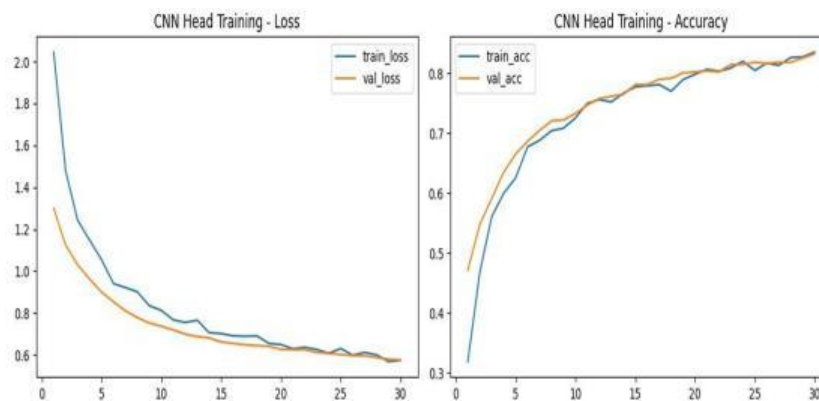
Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji. Semakin tinggi nilai *accuracy*, semakin besar kemampuan model dalam memberikan prediksi yang benar terhadap keseluruhan data. Sementara itu, *precision* digunakan untuk menunjukkan ketepatan model dalam memberikan prediksi pada setiap kelas sehingga dapat menggambarkan seberapa banyak hasil prediksi yang benar dari seluruh prediksi yang dihasilkan (Sutisna, 2022; Uly, Hendry and Iriani, 2023; Sulistianingsih, Astutik and Rahman, 2024).

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang termasuk ke dalam kelas sebenarnya. Metrik ini menunjukkan seberapa baik model mampu mendeteksi setiap kelas kematangan buah nenas tanpa mengabaikan data yang seharusnya dikenali. Adapun *F1-score* merupakan metrik yang menggabungkan nilai *precision* dan *recall* sehingga dapat memberikan gambaran performa model secara lebih seimbang, terutama ketika jumlah data pada setiap kelas tidak sepenuhnya sama.

Selain menggunakan metrik evaluasi tersebut, penelitian ini memanfaatkan *confusion matrix* untuk mengetahui distribusi hasil klasifikasi pada setiap kelas kematangan buah nenas. *Classification report* digunakan untuk menyajikan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan jumlah data pada setiap kelas. Selanjutnya, kurva ROC-AUC digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan setiap kelas berdasarkan tingkat kepercayaan prediksi. Semakin tinggi nilai AUC yang diperoleh, semakin baik kemampuan model dalam membedakan setiap kelas kematangan buah nenas.

3.4.1 Grafik Akurasi dan Loss

Grafik akurasi dan loss digunakan untuk mengevaluasi proses pelatihan model selama setiap epoch. Berdasarkan hasil pelatihan, nilai akurasi menunjukkan peningkatan yang stabil seiring bertambahnya epoch, sedangkan nilai loss mengalami penurunan hingga mencapai kondisi konvergen. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola pada dataset dengan baik tanpa mengalami overfitting yang signifikan.

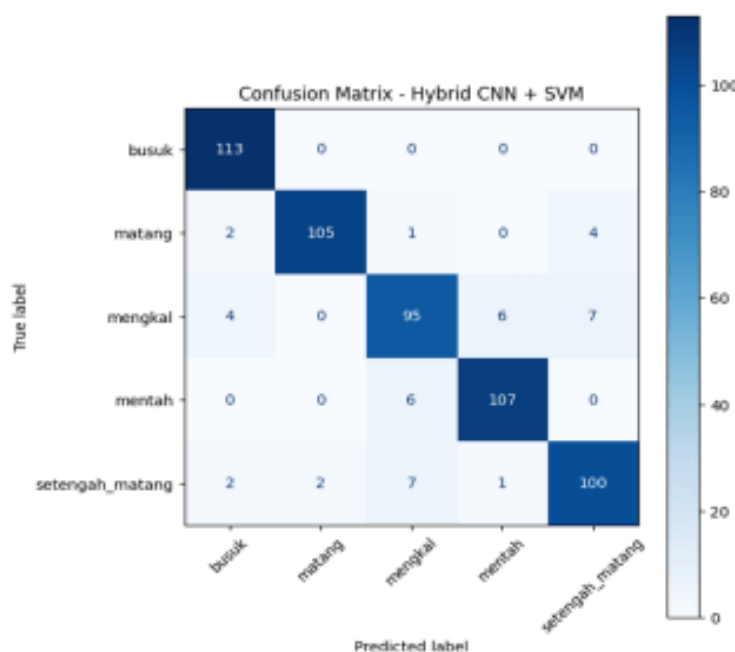


Gambar 4. Grafik Akurasi dan Loss Model Hybrid CNN-SVM

Grafik akurasi dan *loss* menunjukkan bahwa model mengalami proses pembelajaran yang baik selama pelatihan. Akurasi *training* dan *validation* meningkat secara bertahap hingga mencapai sekitar 84% pada akhir epoch, sementara nilai *loss* terus menurun yang menandakan berkurangnya kesalahan prediksi model. Selain itu, kurva *training* dan *validation* menunjukkan pola yang relatif seimbang tanpa perbedaan yang signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur-fitur penting dari citra buah nanas dengan baik serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan.

3.4.2 Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas kematangan buah nanas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebagian besar data pada masing-masing kelas berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya ditemukan pada kelas yang memiliki karakteristik visual yang hampir serupa, terutama pada tingkat kematangan yang berdekatan.



Gambar 5. Confusion Matrix Model Hybrid CNN-SVM

Confusion matrix menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar pada seluruh kelas kematangan. Kelas busuk memiliki hasil terbaik dengan seluruh 113 citra terklasifikasi dengan benar, sedangkan kelas matang, mentah, dan setengah matang juga menunjukkan tingkat klasifikasi yang tinggi. Kesalahan prediksi paling banyak terjadi pada kelas mengkal dan setengah matang akibat kemiripan karakteristik visual antar tingkat kematangan. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas.

3.4.3 Classification Report

Classification report digunakan untuk mengevaluasi performa model berdasarkan nilai precision, recall, dan F1-score pada setiap kelas kematangan buah nanas. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik pada seluruh kelas dengan nilai rata-rata metrik evaluasi yang tinggi mampu menghasilkan klasifikasi yang konsisten.

Tabel 2. Classification Report Model Hybrid CNN-SVM

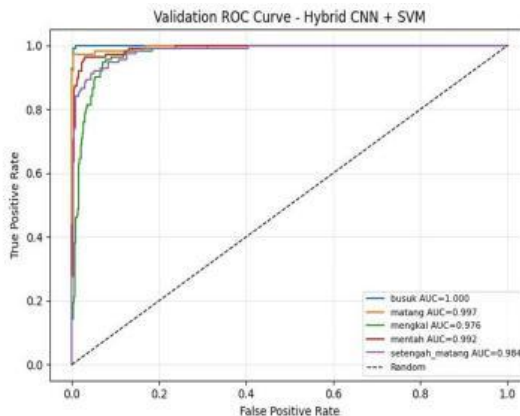
Kelas Kematangan	Precision	Recall	F1-Score	Support
Busuk	0.93	1.00	0.96	113
Matang	0.98	0.93	0.95	112
Mengkal	0.87	0.84	0.85	112
Mentah	0.93	0.94	0.94	113
Setengah Matang	0.90	0.89	0.89	112
Accuracy			0.92	562
Macro Avg	0.92	0.92	0.92	562
Weighted Avg	0.92	0.92	0.92	562

Hasil *classification report* menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM memperoleh akurasi sebesar 92,53%. Kelas busuk memiliki performa terbaik dengan *recall* 1,00 dan *F1-score* 0,97, sedangkan kelas matang dan mentah juga menunjukkan hasil yang sangat baik dengan *F1-score* masing-masing sebesar 0,96 dan 0,94. Performa yang relatif lebih rendah terdapat pada kelas mengkal dan setengah matang karena memiliki karakteristik visual yang berdekatan. Namun, nilai *macro average* dan *weighted average F1-score* yang mencapai 0,92 menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dan seimbang dalam mengklasifikasikan seluruh tingkat kematangan buah nanas.

Pencapaian akurasi sebesar 92,53% menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra digital. Nilai akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas yang benar. Keberhasilan tersebut dipengaruhi oleh kombinasi antara kemampuan MobileNetV2 dalam mengekstraksi fitur-fitur visual yang representatif, seperti warna, tekstur, dan pola permukaan buah, dengan kemampuan Support Vector Machine (SVM) berkernel RBF dalam membentuk batas keputusan yang optimal pada ruang fitur berdimensi tinggi. Selain itu, proses *preprocessing*, *data augmentation*, serta penerapan *fine tuning*, *dropout*, dan *label smoothing* turut meningkatkan kualitas pembelajaran model sehingga mampu mengurangi *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Oleh karena itu, model yang dikembangkan dapat dikatakan memiliki performa yang baik dan layak digunakan sebagai metode klasifikasi tingkat kematangan buah nanas.

3.4.4 Kurva ROC dan Nilai AUC

Kurva Receiver Operating Characteristic (ROC) digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan setiap kelas kematangan buah nanas. Nilai Area Under Curve (AUC) yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang baik dalam membedakan kelas positif dan negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM memiliki performa klasifikasi yang sangat baik berdasarkan nilai AUC yang diperoleh.



Gambar 6. Kurva ROC dan Nilai AUC Model Hybrid CNN-SVM

Kurva ROC dan nilai AUC digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan setiap kelas kematangan buah nanas. Berdasarkan Gambar 4.X, seluruh kurva ROC berada jauh di atas garis diagonal, menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Nilai AUC yang diperoleh juga tinggi, yaitu busuk (1.000), matang (0.997), mengkal (0.976), mentah (0.992), dan setengah matang (0.984). Hasil ini menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan setiap tingkat kematangan buah nanas.

3.4.5 Prediksi Tingkat Kematangan Buah Nanas

Visualisasi hasil prediksi dilakukan untuk menunjukkan kemampuan model dalam mengenali tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra masukan. Hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi kelas kematangan sesuai dengan karakteristik visual yang terdapat pada citra, sehingga dapat digunakan sebagai sistem pendukung klasifikasi kematangan buah nanas secara otomatis.



Gambar 7. Prediksi Kematangan Model

Model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra buah nenas sesuai tingkat kematangannya. Kelas mentah, setengah matang, matang, dan busuk dapat dikenali dengan baik berdasarkan karakteristik warna dan tekstur buah. Meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas yang memiliki kemiripan visual, seperti mengkal dan setengah matang, secara keseluruhan model Hybrid CNN-SVM menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nenas secara akurat dan konsisten.

3.4.6 Perbandingan Model

Perbandingan model dilakukan untuk mengevaluasi performa model Hybrid CNN-SVM terhadap algoritma klasifikasi konvensional, yaitu Random Forest dan K-Nearest Neighbor (KNN). Evaluasi dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, serta ukuran model (model size). Hasil perbandingan ketiga model disajikan pada Tabel berikut.

Tabel 3. Hasil Classification Report Perbandingan Model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Model Size (MB)
Random Forest	0,84	0,87	0,85	0,86	3,85
KNN	0,86	0,87	0,85	0,86	2,10
Hybrid CNN-SVM	0,92	0,92	0,92	0,92	8,66

Model Hybrid CNN-SVM menunjukkan performa terbaik dibandingkan dengan model Random Forest dan KNN. Model Hybrid CNN-SVM memperoleh nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,92, sedangkan Random Forest menghasilkan accuracy sebesar 0,84 dengan precision 0,87, recall 0,85, dan F1-score 0,86. Sementara itu, model KNN memperoleh accuracy sebesar 0,86, precision 0,87, recall 0,85, dan F1-score 0,86. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan Hybrid CNN-SVM mampu memberikan peningkatan performa klasifikasi dibandingkan algoritma klasifikasi konvensional.

Keunggulan model Hybrid CNN-SVM diperoleh karena adanya kombinasi antara kemampuan MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dengan Support Vector Machine (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. MobileNetV2 mampu mengekstraksi fitur visual yang kompleks, seperti variasi warna, tekstur, dan pola permukaan kulit buah nenas, sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif. Selanjutnya, SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF) memanfaatkan fitur tersebut untuk membentuk batas keputusan (*decision boundary*) yang optimal, sehingga mampu membedakan kelas-kelas yang memiliki karakteristik visual yang saling berdekatan, seperti kelas mengkal dan setengah matang.

Dari sisi ukuran model (*model size*), Hybrid CNN-SVM memiliki ukuran sebesar 8,66 MB, lebih besar dibandingkan Random Forest (3,85 MB) maupun KNN (2,10 MB). Hal ini disebabkan karena model Hybrid CNN-SVM memanfaatkan arsitektur MobileNetV2 yang memiliki parameter lebih banyak dibandingkan algoritma klasifikasi konvensional. Meskipun demikian, peningkatan ukuran model tersebut sebanding dengan peningkatan performa klasifikasi yang diperoleh. Selisih ukuran model sekitar 4,81 MB dibandingkan Random Forest dan 6,56 MB dibandingkan KNN masih tergolong kecil sehingga tidak menjadi kendala yang berarti pada implementasi di perangkat komputasi modern.

Secara keseluruhan, hasil perbandingan menunjukkan bahwa Hybrid CNN-SVM merupakan model terbaik pada penelitian ini. Model ini mampu memberikan keseimbangan antara accuracy, precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi dibandingkan Random Forest dan KNN. Dengan demikian, model Hybrid CNN-SVM dinilai lebih efektif dan lebih andal dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra digital, sehingga layak digunakan sebagai pendekatan utama pada penelitian ini.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model Hybrid Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) berhasil dikembangkan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas berdasarkan citra digital. Model memanfaatkan MobileNetV2 sebagai *feature extractor* untuk mengekstraksi karakteristik visual buah, seperti warna, tekstur, dan pola permukaan, kemudian menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) sebagai algoritma klasifikasi. Tahapan *preprocessing*, *data augmentation*, *fine tuning*, *dropout*, dan *label smoothing* turut mendukung peningkatan kemampuan model dalam mempelajari pola data serta meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Hybrid CNN-SVM memperoleh akurasi sebesar 92,53% dengan nilai precision, recall, dan F1-score rata-rata sebesar 0,92. Berdasarkan *classification report*, model mampu memberikan performa yang sangat baik pada seluruh kelas kematangan, khususnya pada kelas busuk, matang, dan mentah, sedangkan kesalahan klasifikasi masih ditemukan pada kelas mengkal dan setengah matang karena memiliki karakteristik visual yang saling berdekatan. Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix serta ROC-AUC juga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi dan diskriminasi yang sangat baik terhadap kelima kelas kematangan buah nanas.

Berdasarkan hasil perbandingan dengan algoritma Random Forest dan K-Nearest Neighbor (KNN), model Hybrid CNN-SVM menunjukkan performa terbaik dengan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi dibandingkan kedua model pembanding. Meskipun memiliki ukuran model yang lebih besar, peningkatan tersebut sebanding dengan peningkatan performa klasifikasi yang diperoleh. Oleh karena itu, model Hybrid CNN-SVM dinilai efektif, andal, dan layak diterapkan sebagai sistem pendukung klasifikasi tingkat kematangan buah nanas secara otomatis, cepat, dan objektif, sehingga berpotensi mendukung proses sortasi buah pada sektor pertanian dan industri pascapanen.

Daftar Pustaka

- Bacanin, N., Bezdan, T. and Strumberger, I. (2020) 'Optimizing Convolutional Neural Network Hyperparameters by Enhanced Swarm Intelligence'. Available at: <https://doi.org/10.3390/a13030067>.
- Backar, S.P. *et al.* (2023) 'Hybrid Fourier Descriptor Naïve Bayes dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal', *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(2), pp. 126–133. Available at: <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i2.5186>.
- Chang, C.Y. *et al.* (2022) 'Using deep learning to identify maturity and 3D distance in pineapple fields', *Scientific Reports*, 12(1), pp. 1–8. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-12096-6>.

- Dimar Tarmizi, M.R.R. (2021) 'Sistem Informasi Geografis Berbasis Web Persebaran Fasilitas Pelayanan', 3, pp. 111–123.
- Hermana, A.N., Rosmala, D. and Husada, M.G. (2023) 'Classification of Fruit Ripeness with Model Descriptor Using Vgg 16 Architecture', *Journal on Education*, 05(03), pp. 5587–5596.
- Huang, Q. (2024) 'Classification of Fruits Based on CNN, SVM and PCA', (Daml 2023), pp. 465–473. Available at: <https://doi.org/10.5220/0012815000003885>.
- Jean, A.K. et al. (2022) 'Application based on Hybrid CNN-SVM and PCA-SVM Approaches for Classification of Cocoa Beans', *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(9), pp. 231–238. Available at: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130927>.
- Liandaputra & Zahra (2024) 'Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Metode Deep Learning', *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*, 8(1), pp. 186–195.
- Nabila, T.S. and Salam, A. (2024) 'Classification of Brain Tumors by Using a Hybrid CNN-SVM Model', *Journal of Applied Informatics and Computing*, 8(2), pp. 241–247. Available at: <https://doi.org/10.30871/jaic.v8i2.8277>.
- Noris, S. and Waluyo, A. (2023) 'Penerapan Deep Learning untuk Klasifikasi Buah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)', 6(1), pp. 39–46. Available at: <https://doi.org/10.32493/jtsi.v6i1.29648>.
- Putri, F.J. et al. (2026) 'Mengembangkan Model Cnn Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas', 8, pp. 53–63.
- Rizkallah, L.W. (2025) 'Optimizing SVM hyperparameters for satellite imagery classification using metaheuristic and statistical techniques', *International Journal of Data Science and Analytics*, 20(5), pp. 4945–4962. Available at: <https://doi.org/10.1007/s41060-025-00762-7>.
- Rohman, R.A. et al. (2024) 'Penerapan Algoritma Convolution Neural Network untuk Klasifikasi Jenis Cabai Berdasarkan Warna dan Bentuk buah', *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(2), pp. 345–351. doi: <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v6i2>.
- Sitti Muhartini, Andi Sunyoto, dan A.H.M. (2024) 'Implementasi Metode Deep Learning CNN Dalam Klasifikasi Tajong (Sarung) Samarinda', pp. 28–41.
- Sulistianingsih, N., Astutik, F. and Rahman, A. (2024) 'Optimasi Seleksi Fitur Untuk Perbaikan Akurasi Support Vector Machine Classifier Pada Klasifikasi Citra Tanaman Rimpang', *Jurnal Fasilkom*, 14(2), pp. 526–532. Available at: <https://doi.org/10.37859/jf.v14i2.7566>.
- Sutisna, F.C.W.S. (2022) 'Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Berdasarkan Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dengan Metode Support Vector Machine', 4(4), pp. 296–301.
- Uly, N., Hendry, H. and Iriani, A. (2023) 'CNN-RNN Hybrid Model for Diagnosis of COVID-19 on X-Ray Imagery', *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 14(1), pp. 57–67. Available at: <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v14i1.13668>.
- Yunita, F. et al. (2020) 'Pemilihan Bibit Kelapa Menggunakan Metode Nearest Mean Classifier Untuk', 2, pp. 101–114