



SISTEM KLASIFIKASI MUTU BUAH SALAK MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

¹⁾Zaid Husni Abdillah, ²⁾Nahar Mardiyantoro, ³⁾Muslim Hidayat, ⁴⁾Saifu Rohman, ⁵⁾Nur Hasanah

^{1,2)}Universitas Sains Al-Qur'an

¹⁾zaidhusni@mhs.unsiq.ac.id

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel :

Diterima : 10 Juli 2026

Disetujui : 31 Juli 2026

Kata Kunci :

klasifikasi mutu, buah salak,
Convolutional Neural Network,
transfer learning,
MobileNetV3Large.

ABSTRAK

Klasifikasi mutu buah salak (*Salacca zalacca*) secara manual masih mengandalkan pengamatan visual tenaga kerja, sehingga rentan terhadap ketidakkonsistenan dan subjektivitas. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi mutu buah salak berbasis citra digital menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan pendekatan transfer learning. Model dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV3Large dan dilatih ulang pada dataset berjumlah 1500 citra buah salak, yang terbagi dalam tiga kategori mutu (A, B, dan C), melalui dua tahap pelatihan: feature extraction dan fine-tuning. Evaluasi terhadap data uji menunjukkan akurasi sebesar 82%, sedangkan pengujian pada perangkat mobile (RAM 2 GB) menunjukkan bahwa sistem dapat berjalan secara responsif, meskipun masih ditemukan kendala dalam membedakan mutu A dan B. Model telah diimplementasikan dalam bentuk prototipe aplikasi Android menggunakan format TensorFlow Lite, dan diuji secara langsung menggunakan sembilan sampel citra uji. Hasil ini menunjukkan potensi awal pengembangan sistem klasifikasi mutu buah salak yang lebih objektif, ringan, dan dapat dijalankan pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

ARTICLE INFO

Article History :

Received : Jul 10, 2026

Accepted : Jul 31, 2026

Keywords:

grade classification, snake fruit,
Convolutional Neural Network,
transfer learning,
MobileNetV3Large.

ABSTRACT

*Manual grading of snake fruit (*Salacca zalacca*) still relies on human visual perception, making it prone to inconsistency and subjectivity. This study aims to develop a digital image-based grade classification system for snake fruit using the Convolutional Neural Network (CNN) method with a transfer learning approach. The model was built using the MobileNetV3Large architecture and retrained on a dataset of 1,500 images categorized into three grade grades (A, B, and C), through two training stages: feature extraction and fine-tuning. Evaluation on the test set achieved an accuracy of 82%, while testing on a low-spec mobile device (2 GB RAM) demonstrated that the system could run responsively, although it struggled to consistently differentiate between grades A and B. The model was deployed as a prototype Android application using the TensorFlow Lite format and tested with nine real-world sample images. These results highlight the potential of building a lightweight, objective classification system for snake fruit grading on resource-limited devices.*

1. PENDAHULUAN

Klasifikasi mutu buah salak (*Salacca zalacca*) merupakan tahap penting dalam menjaga keseragaman produk, menentukan kelas pemasaran, dan mendukung kepercayaan konsumen. Pada banyak usaha distribusi, proses ini masih dilakukan secara manual melalui pengamatan bentuk, ukuran, warna, tekstur kulit, dan kondisi fisik buah. Penilaian manual dapat berlangsung lambat, membutuhkan tenaga berpengalaman, serta menghasilkan keputusan yang berbeda antartugas karena dipengaruhi subjektivitas dan kelelahan kerja (Bhargava & Bansal, 2021; Ismail & Malik, 2022). Permasalahan tersebut juga dijumpai di UD Ragil Putra Mandiri, Wonosobo, yang mengelompokkan buah salak ke dalam mutu A, B, dan C berdasarkan karakteristik fisik. Ketergantungan pada keterampilan individu menyebabkan standar pengelompokan sulit diterapkan secara konsisten, terutama ketika volume buah meningkat atau terdapat tenaga kerja baru (Gururaj et al., 2023; Olorunfemi et al., 2024).

Perkembangan pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan menyediakan peluang untuk membangun sistem penilaian mutu yang lebih objektif, cepat, dan tidak merusak produk. Sistem berbasis *machine vision* dapat memanfaatkan informasi warna, bentuk, tekstur, ukuran, serta cacat permukaan sebagai dasar pengenalan mutu buah (Naranjo-Torres et al., 2020; Singh et al., 2024). Meskipun demikian, performa sistem visual sangat dipengaruhi oleh variasi pencahayaan, latar belakang, sudut pengambilan gambar, posisi objek, dan kemiripan ciri antarkelas. Oleh karena itu, model klasifikasi perlu dilatih menggunakan data yang mewakili kondisi nyata agar mampu menghasilkan prediksi yang stabil pada berbagai situasi pengambilan citra (Fahad et al., 2022; Mukhiddinov et al., 2022).

Salah satu metode yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN mampu mempelajari fitur secara hierarkis langsung dari citra, mulai dari pola sederhana seperti tepi dan warna hingga karakteristik yang lebih kompleks seperti tekstur, bentuk, dan struktur permukaan. Kemampuan tersebut mengurangi ketergantungan pada ekstraksi fitur manual dan

mendukung pengembangan model klasifikasi buah yang lebih adaptif. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa CNN dapat memberikan performa lebih baik dibandingkan metode konvensional, termasuk *Support Vector Machine*, dalam pengenalan jenis buah (Lustiansyah et al., 2021; Mimma et al., 2022). Efektivitas CNN juga telah dilaporkan pada identifikasi cacat mangga dan klasifikasi varietas kurma, yang menegaskan kemampuannya dalam menangkap perbedaan visual yang halus antarobjek pertanian (Nithya et al., 2022; Rybacki et al., 2024).

Walaupun berbagai penelitian menghasilkan performa yang baik, karakter visual setiap komoditas tidak selalu sama sehingga model yang berhasil pada satu jenis buah belum tentu dapat diterapkan langsung pada buah lainnya. Sistem penilaian mutu harus mempertimbangkan bentuk alami buah, variasi permukaan, tingkat kematangan, serta standar mutu yang digunakan oleh pelaku usaha. Penelitian pada buah naga menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mengelompokkan kualitas berdasarkan penampilan eksternal, sedangkan pengujian pada kumpulan data Fruits-360 memperlihatkan pentingnya jumlah, keragaman, dan representasi citra dalam proses pengenalan objek (Minh Trieu & Truong Thinh, 2021; Rathnayake et al., 2022). Kondisi ini menunjukkan perlunya pengembangan model yang secara khusus mempelajari karakteristik buah salak dan batas visual antara mutu A, B, dan C.

Keterbatasan jumlah data pada penelitian komoditas tertentu dapat ditangani melalui pendekatan *transfer learning*. Pendekatan ini memanfaatkan bobot model yang telah dilatih pada kumpulan data berskala besar, kemudian menyesuaikannya dengan data target melalui tahap *feature extraction* dan *fine-tuning*. Strategi tersebut dapat mempercepat proses pelatihan sekaligus membantu model memperoleh representasi visual yang lebih baik pada dataset yang relatif terbatas (Knott et al., 2023; Zha et al., 2023). Selain akurasi, aspek efisiensi komputasi juga penting karena sistem klasifikasi di tingkat distributor atau usaha kecil perlu dijalankan pada perangkat yang mudah digunakan dan memiliki sumber daya terbatas. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa model

CNN dan transfer learning dapat disederhanakan untuk mendukung penilaian mutu buah secara praktis serta implementasi pada lingkungan operasional dengan keterbatasan perangkat keras (Tapia-Mendez et al., 2023; Zárate & Cáceres Hernández, 2024).

Kajian terdahulu lebih banyak berfokus pada mangga, kurma, anggur, buah naga, atau kumpulan data buah umum, sedangkan penelitian mengenai klasifikasi mutu buah salak berdasarkan standar distribusi lokal masih terbatas. Selain itu, kemiripan bentuk antara mutu A dan B berpotensi menimbulkan kesalahan klasifikasi, terutama ketika citra diambil dalam kondisi pencahayaan dan latar belakang yang tidak seragam. Kesenjangan ini menegaskan perlunya model yang tidak hanya dinilai menggunakan data uji terkontrol, tetapi juga diperiksa kemampuannya ketika diimplementasikan pada perangkat bergerak dan digunakan pada citra lapangan. Pengembangan sistem yang mempertimbangkan keragaman data, konsistensi pelabelan, efisiensi model, dan kondisi operasional menjadi bagian penting untuk meningkatkan keandalan klasifikasi mutu buah secara otomatis (Olorunfemi et al., 2024; Singh et al., 2024).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan merancang dan mengevaluasi sistem klasifikasi mutu buah salak berbasis citra digital menggunakan CNN dengan arsitektur MobileNetV3Large dan pendekatan *transfer learning*. Model dikembangkan untuk mengklasifikasikan buah salak ke dalam tiga kategori mutu, yaitu A, B, dan C, kemudian dievaluasi menggunakan akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, *confusion matrix*, dan pengujian awal pada perangkat Android. Kontribusi penelitian terletak pada penyusunan dataset buah salak berdasarkan klasifikasi mutu mitra, penerapan pelatihan dua tahap melalui *feature extraction* dan *fine-tuning*, serta pengujian kelayakan awal model ringan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Hasil penelitian diharapkan menjadi dasar pengembangan sistem sortasi buah salak yang lebih objektif, konsisten, dan mudah diterapkan pada proses distribusi.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan jenis *Research and*

Development (R&D) yang bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi mutu buah salak berbasis citra digital menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Proses pengumpulan data dilakukan di UD Ragil Putra Mandiri, Wonosobo, Jawa Tengah, dengan pengambilan gambar buah salak secara langsung sebagai sumber data citra. Dataset yang diperoleh terdiri dari 1500 gambar beresolusi tinggi, yang telah dikategorikan ke dalam tiga kelas mutu (A, B, dan C) oleh pihak mitra sesuai standar klasifikasi manual.

Model dikembangkan menggunakan arsitektur MobileNetV3Large dengan pendekatan *transfer learning*, di mana bobot awal dari pelatihan pada ImageNet digunakan sebagai dasar pelatihan lebih lanjut (*fine-tuning*) terhadap dataset buah salak. Proses pelatihan dilakukan dalam dua tahap: *feature extraction* dan *fine-tuning*. Data dibagi dengan skema 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian. Pelatihan dan evaluasi dilakukan menggunakan TensorFlow/Keras di platform Google Colab, dengan bahasa pemrograman Python.

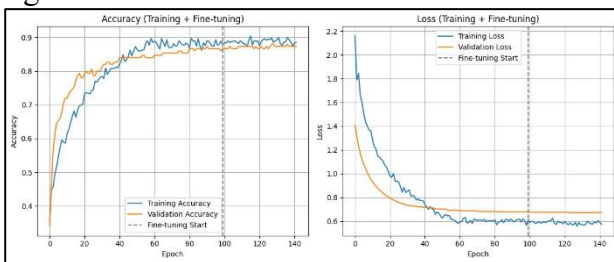
Pra-pemrosesan data meliputi perubahan ukuran gambar menjadi 224×224 piksel serta augmentasi citra (rotasi, *flipping*, *zoom*, dan penyesuaian pencahayaan) untuk meningkatkan keragaman data pelatihan. Evaluasi performa model dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta analisis *confusion matrix* dan *classification report*. Hasil evaluasi dianalisis untuk menilai generalisasi model serta mengidentifikasi kelas mutu yang paling sulit diklasifikasikan. Selain itu, kurva pelatihan digunakan untuk mengevaluasi potensi *overfitting* atau *underfitting* selama proses pelatihan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Dataset dan Pelatihan Model

Dataset penelitian terdiri dari 1.500 gambar buah salak yang terbagi merata dalam tiga kategori mutu (A, B, dan C). Data diperoleh dari mitra UD Ragil Putra Mandiri dan disiapkan melalui proses pra-pemrosesan dan augmentasi. Teknik augmentasi seperti rotasi, *zoom*, *flip horizontal*, *brightness*, *contrast*, dan *translation* diterapkan untuk meningkatkan keragaman data pelatihan. Model dikembangkan menggunakan arsitektur MobileNetV3Large dengan pendekatan *transfer*

learning dua tahap. Tahap pertama (*feature extraction*) dilakukan dengan membekukan seluruh lapisan dari *base model*, sementara pelatihan hanya dilakukan pada lapisan klasifikasi tambahan. Pada tahap kedua (*fine-tuning*), 20 lapisan terakhir dibuka dan dilatih kembali untuk menyesuaikan model terhadap karakteristik visual buah salak. Hasil pelatihan awal mencapai akurasi pelatihan 91% dan validasi 87%. Setelah *fine-tuning*, model mencatatkan akurasi akhir sebesar 89,95% (pelatihan) dan 87,33% (validasi). Kurva pelatihan pada Gambar 1 menunjukkan stabilitas dan tidak terdapat indikasi *overfitting* yang signifikan.



Gambar 1. Kurva Pelatihan

3.2. Pengujian Model

Evaluasi model pada data uji (150 gambar) menghasilkan akurasi sebesar 82%. Analisis *confusion matrix* menunjukkan performa terbaik pada mutu C, dengan nilai *precision* dan *recall* tinggi. Sebaliknya, kelas mutu B menjadi kelas yang paling sulit dikenali dengan tepat oleh model, dengan banyak kesalahan klasifikasi ke kelas A.

Tabel 1. Rekapitulasi Metrik Evaluasi

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
A	0,69	0,90	0,78
B	0,85	0,70	0,77
C	0,98	0,86	0,91
Macro avg	0,84	0,82	0,82

Berdasarkan Tabel 1, performa terbaik tercatat pada mutu C (*F1-Score* = 0,91) karena fitur visualnya yang cenderung khas dan mudah dibedakan (bentuk bulat dan simetris). Sebaliknya, mutu A dan B memiliki kemiripan bentuk yang lebih besar, menyebabkan

penurunan performa klasifikasi. Pengujian menggunakan gambar uji secara terpisah juga menunjukkan *confidence score* tertinggi pada prediksi mutu C (99,98%).

3.3. Pengujian pada Perangkat *Mobile*

Model hasil pelatihan yang telah dikonversi ke format TensorFlow Lite (.tflite) diimplementasikan ke dalam aplikasi Android sebagai prototipe sistem klasifikasi mutu buah salak. Pengujian dilakukan pada perangkat Samsung Galaxy A10s yang memiliki RAM 2 GB, guna mengevaluasi performa sistem pada perangkat dengan spesifikasi terbatas.

Aplikasi memiliki dua fitur utama: (1) mengambil gambar secara langsung menggunakan kamera, dan (2) memilih gambar dari galeri. Pengujian dilakukan terhadap sembilan gambar uji dengan mutu yang diketahui sebelumnya, diambil dalam kondisi pencahayaan dan latar belakang yang bervariasi untuk mensimulasikan penggunaan nyata di lapangan.

Dari sembilan gambar uji yang digunakan dalam kondisi pencahayaan dan latar yang bervariasi, lima di antaranya berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hal ini menghasilkan akurasi sebesar 55,56%. Tabel 2 berikut menyajikan ringkasan hasil uji:

Tabel 2. Ringkasan Hasil Pengujian *Mobile*

Mutu Asli	Hasil Prediksi	Validasi
A	A	Valid
A	A	Valid
A	A	Valid
B	A	Tidak Valid
B	A	Tidak Valid
B	A	Tidak Valid
C	A	Tidak Valid
C	C	Valid
C	C	Valid

Rata-rata waktu inferensi tercatat sekitar 232,94 ms per gambar, dengan waktu tercepat 129,57 ms dan waktu terlama 302,65 ms, berdasarkan log sistem (*logcat*). Ini menunjukkan bahwa proses klasifikasi dapat dilakukan secara lokal di perangkat *mobile* tanpa hambatan berarti.

Meskipun akurasi belum optimal, sistem berjalan stabil dan responsif di perangkat rendah. Hasil ini menunjukkan potensi implementasi *mobile* secara fungsional, meski masih



memerlukan penguatan pada aspek ketelitian klasifikasi, khususnya pada mutu B.

Secara keseluruhan, sistem klasifikasi berbasis CNN ini mampu mengenali pola visual buah salak dengan cukup baik, terutama pada mutu yang memiliki bentuk khas. Temuan ini mendukung studi-studi sebelumnya (Lustiansyah dkk., 2021; Rybacki dkk., 2024) yang menyatakan efektivitas CNN dalam tugas klasifikasi buah berbasis citra.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun sistem klasifikasi mutu buah salak berbasis citra digital menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ringan MobileNetV3Large. Model dikembangkan melalui pendekatan *transfer learning* dalam dua tahap pelatihan, yaitu *feature extraction* dan *fine-tuning*.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan mutu buah salak berdasarkan bentuk dengan baik, dengan tingkat akurasi sebesar 82% pada data uji. Sistem juga telah diimplementasikan pada perangkat *mobile* dan menunjukkan performa awal yang cukup stabil, meskipun akurasi inferensinya masih terbatas.

4.2. Saran

Untuk pengembangan ke depan, penelitian ini menyarankan: (1) menambah jumlah data pelatihan serta memperkaya keberagaman visual, terutama untuk kelas mutu A dan B, guna memperbaiki ketimpangan performa antar kelas. (2) menjaga konsistensi proses pelabelan agar kualitas data lebih baik dan akurasi model meningkat. (3) mengembangkan sistem ke arah pendekatan deteksi objek agar mampu memproses lebih dari satu buah dalam satu citra, sebagai dasar pengembangan sistem klasifikasi massal yang lebih efisien.

5. DAFTAR PUSTAKA

Bhargava, A., & Bansal, A. (2021). Fruits and vegetables quality evaluation using computer vision: A review. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 33(3), 243–257.

<https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.06.002>

Fahad, L. G., Tahir, S. F., Rasheed, U., Saqib, H., Hassan, M., & Alquhayz, H. (2022). Fruits and vegetables freshness categorization using deep learning. *Computers, Materials & Continua*, 71(3), 5083–5098.

<https://doi.org/10.32604/cmc.2022.023357>

Gururaj, N., Vinod, V., & Vijayakumar, K. (2023). Deep grading of mangoes using convolutional neural network and computer vision. *Multimedia Tools and Applications*, 82(25), 39525–39550. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11616-2>

Ismail, N., & Malik, O. A. (2022). Real-time visual inspection system for grading fruits using computer vision and deep learning techniques. *Information Processing in Agriculture*, 9(1), 24–37. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2021.01.005>

Knott, M., Perez-Cruz, F., & Defraeye, T. (2023). Facilitated machine learning for image-based fruit quality assessment. *Journal of Food Engineering*, 345, 111401. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2022.111401>

Lustiansyah, G. A., Prasetyo, H., Widodo, B. K., Wibisono, B. A., & Prasvita, D. S. (2021). Analisis perbandingan algoritma SVM dan CNN untuk klasifikasi buah. *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 2(2), 1–11. <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/1564>

Mimma, N. E. A., Ahmed, S., Rahman, T., & Khan, R. (2022). Fruits classification and detection application using deep learning. *Scientific Programming*, 2022, 4194874. <https://doi.org/10.1155/2022/4194874>

Minh Trieu, N., & Truong Thinh, N. (2021). Quality classification of dragon fruits based on external performance using a convolutional neural network. *Applied Sciences*, 11(22), 10558. <https://doi.org/10.3390/app112210558>

Mukhiddinov, M., Muminov, A., & Cho, J. (2022). Improved classification approach for fruits and vegetables freshness based on



- deep learning. *Sensors*, 22(21), 8192.
<https://doi.org/10.3390/s22218192>
- Naranjo-Torres, J., Mora, M., Hernández-García, R., Barrientos, R. J., Fredes, C., & Valenzuela, A. (2020). A review of convolutional neural network applied to fruit image processing. *Applied Sciences*, 10(10), 3443.
<https://doi.org/10.3390/app10103443>
- Nithya, R., Santhi, B., Manikandan, R., Rahimi, M., & Gandomi, A. H. (2022). Computer vision system for mango fruit defect detection using deep convolutional neural network. *Foods*, 11(21), 3483.
<https://doi.org/10.3390/foods11213483>
- Olorunfemi, B. O., Nwulu, N. I., Adebo, O. A., & Kavadias, K. A. (2024). Advancements in machine visions for fruit sorting and grading: A bibliometric analysis, systematic review, and future research directions. *Journal of Agriculture and Food Research*, 16, 101154.
<https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101154>
- Rathnayake, N., Rathnayake, U., Dang, T. L., & Hoshino, Y. (2022). An efficient automatic Fruits-360 image identification and recognition using a novel modified cascaded-ANFIS algorithm. *Sensors*, 22(12), 4401.
<https://doi.org/10.3390/s22124401>
- Rybacki, P., Niemann, J., Derouiche, S., Chetehouna, S., Boulaares, I., Seghir, N. M., Diatta, J., & Osuch, A. (2024). Convolutional neural network (CNN) model for the classification of varieties of date palm fruits (*Phoenix dactylifera* L.). *Sensors*, 24(2), 558.
<https://doi.org/10.3390/s24020558>
- Singh, R., Nisha, R., Naik, R., Upendar, K., Nickhil, C., & Deka, S. C. (2024). Sensor fusion techniques in deep learning for multimodal fruit and vegetable quality assessment: A comprehensive review. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 18, 8088–8109.
<https://doi.org/10.1007/s11694-024-02789-z>
- Tapia-Mendez, E., Cruz-Albarran, I. A., Tovar-Arriaga, S., & Morales-Hernandez, L. A. (2023). Deep learning-based method for classification and ripeness assessment of fruits and vegetables. *Applied Sciences*, 13(22), 12504.
<https://doi.org/10.3390/app132212504>
- Zárate, V., & Cáceres Hernández, D. (2024). Simplified deep learning for accessible fruit quality assessment in small agricultural operations. *Applied Sciences*, 14(18), 8243.
<https://doi.org/10.3390/app14188243>
- Zha, Z., Shi, D., Chen, X., Shi, H., & Wu, J. (2023). Classification of appearance quality of red grape based on transfer learning of convolution neural network. *Agronomy*, 13(8), 2015.
<https://doi.org/10.3390/agronomy13082015>