

**Ranah Research**
Journal of Multidisciplinary Research and Development
082170743613 ranahresearch@gmail.com <https://jurnal.ranahresearch.com>

E-ISSN: 2655-0865



DOI: <https://doi.org/10.38035/rj.v7i5>
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Sistem Cerdas Berbasis Image Processing dan deep learning untuk Deteksi Lapisan Lilin pada Permukaan Buah

Ande Suganda¹, Nuri David Maria Veronika S.pdT M.T².

¹Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Kota Bengkulu, Indonesia, andesuganda90@gmail.com.

²Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Kota Bengkulu, Indonesia, nurivironika@umb.ac.id.

Corresponding Author: andesuganda90@gmail.com¹

Abstract: *Grapes are among the most perishable agricultural commodities. To improve shelf life and visual appeal, artificial wax coatings are often applied to their surface. However, these coatings may pose health risks if not properly detected. This study aims to develop an intelligent system based on image processing and deep learning to automatically and non-destructively detect the presence of wax coatings on apples. The dataset consists of a total of 312 apple images, collected using smartphone and digital cameras and expanded through data augmentation to increase variation and training volume. Classification was carried out using a Convolutional Neural Network architecture with input images resized to 150x150 pixels and trained for 20 epochs using the ImageDataGenerator library. The resulting model achieved a training accuracy of up to 99.36% and a validation accuracy of 100%. Testing confirmed that the system can effectively distinguish between waxed and unwaxed apple surfaces by recognizing differences in texture and light reflection. This system shows strong potential for implementation in automated post-harvest quality control within agricultural industries.*

Keyword: *Image Processing, Deep Learning, CNN, Wax Detection, Grapes.*

Abstrak: Buah anggur merupakan salah satu komoditas pertanian yang rentan terhadap pembusukan. Untuk meningkatkan daya simpan dan penampilan visual, sering kali ditambahkan lapisan lilin buatan pada permukaannya. Namun, keberadaan lapisan lilin ini dapat menimbulkan risiko kesehatan apabila tidak terdeteksi dengan baik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem cerdas berbasis pengolahan citra dan deep learning untuk mendeteksi keberadaan lapisan lilin pada buah anggur secara otomatis dan non-destruktif. Dataset terdiri dari total 312 citra anggur yang merupakan gabungan dari gambar asli hasil pengambilan menggunakan kamera ponsel dan kamera digital, serta hasil augmentasi data untuk memperluas variasi dan jumlah data latih. Metode klasifikasi menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network dengan ukuran input 150x150 piksel dan pelatihan selama 20 epoch menggunakan ImageDataGenerator. Model yang dikembangkan menunjukkan akurasi pelatihan hingga 99,36% dan akurasi validasi mencapai 100%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu membedakan dengan baik antara

buah berlilin dan tidak berlilin berdasarkan perbedaan tekstur permukaan dan pantulan cahaya. Sistem ini memiliki potensi untuk diimplementasikan dalam proses otomatisasi kontrol kualitas pascapanen di industri pertanian.

Kata Kunci: Image Processing, Deep Learning, CNN, Deteksi Lilin, Anggur.

PENDAHULUAN

Buah anggur secara alami memiliki lapisan lilin tipis yang disebut bloom, berfungsi melindungi buah dari kehilangan air dan serangan mikroorganisme. Namun, dalam praktik pasca-panen, produsen sering menambahkan lapisan lilin sintetis untuk memperpanjang masa simpan dan meningkatkan penampilan buah. Lapisan lilin ini membantu menjaga kelembapan, mencegah kerusakan fisik, dan memberikan kilau yang menarik pada buah, sehingga lebih menarik bagi konsumen. Namun, lapisan lilin ini dapat menimbulkan risiko kesehatan jika tidak terdeteksi dengan baik (Ningrum, 2023).

Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan metode yang efektif dan efisien dalam mendeteksi keberadaan lapisan lilin pada buah anggur. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan teknologi *image processing* dan *deep learning*, khususnya arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mendeteksi kualitas eksternal buah, termasuk deteksi lapisan lilin pada anggur, dengan akurasi yang tinggi. Misalnya, sebuah studi oleh (Gao, et al., 2024) mengembangkan sistem berbasis deep learning untuk deteksi cacat dan penilaian kualitas anggur, yang menunjukkan kinerja superior dibandingkan model deep learning tradisional lainnya.

Selain itu, penelitian oleh (Lv, 2025) melakukan penerapan deep learning dalam visi komputer untuk memantau pertumbuhan pohon anggur dan proses produksi buah, yang mencakup deteksi penyakit, pertumbuhan organ, hasil, dan deteksi cacat pasca-panen. Hasil penelitian ini memberikan referensi untuk penelitian lebih lanjut dan mendorong perkembangan kebun cerdas.

Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini memiliki tujuan untuk mengembangkan sistem cerdas berbasis CNN untuk mendeteksi lapisan lilin pada buah anggur secara otomatis dan non-destruktif, guna meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam kontrol kualitas pasca-panen.

Penelitian ini bertujuan untuk menjawab pertanyaan berikut:

1. Bagaimana efektivitas arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dalam mendeteksi lapisan lilin pada buah anggur?
2. Apakah penggunaan teknik augmentasi data dapat meningkatkan akurasi model dalam mendeteksi lapisan lilin pada anggur?
3. Bagaimana kinerja model CNN dalam membedakan antara anggur yang dilapisi lilin dan yang tidak, berdasarkan fitur visual seperti tekstur dan refleksi cahaya?

METODE

Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan jenis penelitian eksperimen dan pengembangan (Research and Development/R&D), yang difokuskan pada pembangunan sistem cerdas untuk deteksi lapisan lilin pada buah anggur. Dalam prosesnya, penelitian ini mengadopsi pendekatan Rapid Development untuk mempercepat pengembangan sistem secara iteratif dan responsif terhadap kebutuhan teknis maupun pengguna.

Pendekatan ini dipilih karena terbukti mendukung efisiensi dalam integrasi teknologi digital secara cepat, terutama dalam konteks pengembangan sistem berbasis AI dan visualisasi. Misalnya, dalam studi oleh (Enzelin, 2024), pendekatan Rapid Application

Development mampu mempercepat pengembangan sistem digital berbasis kecerdasan buatan, sekaligus meningkatkan adaptasi pengguna terhadap teknologi tersebut.

Lebih lanjut, model pengembangan yang digunakan mengacu pada prinsip Agile R&D, di mana proses pengembangan dilakukan secara bertahap melalui iterasi singkat, prototyping cepat, serta validasi kebutuhan pasar secara berkelanjutan. (Rana, 2024) menjelaskan bahwa metodologi Agile Future Creation sangat relevan untuk pengembangan solusi berbasis deep learning karena memfasilitasi eksperimen terstruktur dan penyesuaian produk terhadap kebutuhan pasar secara dinamis.

Selain itu, struktur organisasi R&D yang mengadopsi prinsip Agile juga terbukti berkontribusi terhadap peningkatan kinerja inovasi, seperti ditunjukkan oleh (Meier, 2024). Mereka menyoroti pentingnya fleksibilitas, otonomi tim, dan keterlibatan pengguna dalam menghasilkan solusi digital yang adaptif dan relevan secara fungsional.

Dengan dasar tersebut, pendekatan Rapid Development dalam penelitian ini digunakan untuk merancang sistem deteksi lilin dengan proses yang terstruktur namun fleksibel, menggunakan cloud-based prototyping dan siklus pelatihan model berbasis CNN secara bertahap.

Sampel dan Populasi

Subjek penelitian berupa citra permukaan buah anggur yang terdiri dari dua kondisi: berlilin dan tidak berlilin. Dataset awal hanya memuat dua citra asli—satu citra anggur berlilin dan satu citra anggur tidak berlilin—yang diambil dari berbagai varietas anggur di lingkungan laboratorium. Karena jumlah citra asli yang sangat minim, teknik augmentasi citra diterapkan untuk mensimulasikan keragaman kondisi nyata, menghasilkan total 312 citra unik yang digunakan untuk pelatihan dan validasi model.

Waktu dan Tempat Penelitian

Pengumpulan citra dan eksperimen pelatihan model dilaksanakan pada tahun 2025 di Bengkulu. Proses augmentasi, pelatihan, dan evaluasi model dilakukan antara bulan April hingga Mei 2025 menggunakan platform Google Colab.

Instrumen

Pada penelitian ini, pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera ponsel, dan eksperimen komputasi dijalankan di Google Colab dengan GPU NVIDIA Tesla T4. Model instrumen yang digunakan adalah Python 3.8 dan framework TensorFlow 2.x dengan modul ImageDataGenerator untuk augmentasi citra dan pelatihan model CNN (Convolutional Neural Network) (Singh, 2022). Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi data pelatihan menggunakan rotasi, pergeseran, zoom, dan flip horizontal maupun vertikal. Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan Conv2D dan MaxPooling2D, diakhiri dengan Dense layer untuk klasifikasi biner, dilatih selama 20 epoch. Visualisasi hasil pelatihan dilakukan dengan Matplotlib (Lavanya, 2023), dan model disimpan untuk penggunaan selanjutnya.

Prosedur Penelitian

Penelitian terbagi menjadi lima tahap utama:

1. Pengumpulan Data

Dua citra anggur asli dikumpulkan masing-masing untuk kelas berlilin dan tidak berlilin. Variasi sudut pengambilan dan kondisi pencahayaan sengaja diatur berbeda untuk mencerminkan kondisi nyata pascapanen.

2. Augmentasi dan Preprocessing

Data citra asli diolah menggunakan ImageDataGenerator dari TensorFlow dengan parameter:

- a. `rotation_range=40`
- b. `width_shift_range=0.2, height_shift_range=0.2`
- c. `shear_range=0.2`
- d. `zoom_range=0.2`
- e. `horizontal_flip=True, vertical_flip=True`
- f. `rescale=1./255`

Augmentasi berjalan secara dinamis saat pemanggilan `.flow_from_directory()`, sehingga walaupun hanya ada dua citra asli, total batch unik mencapai 312 citra. Setiap gambar pada penelitian ini secara otomatis *dirsize* menjadi 150×150 piksel dan dinormalisasi ke rentang $[0, 1]$.

3. Desain dan Kompilasi Model CNN

Arsitektur model disusun berlapis: tiga lapisan konvolusi (Conv2D) dengan ukuran kernel 3×3 dan fungsi aktivasi ReLU, masing-masing diikuti lapisan pooling (MaxPooling2D), kemudian diratakan (Flatten) dan dilanjutkan dua lapisan penuh (Dense) dengan aktivasi ReLU dan sigmoid pada output. Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss binary crossentropy, dengan metrik akurasi.

4. Pelatihan dan Validasi Model

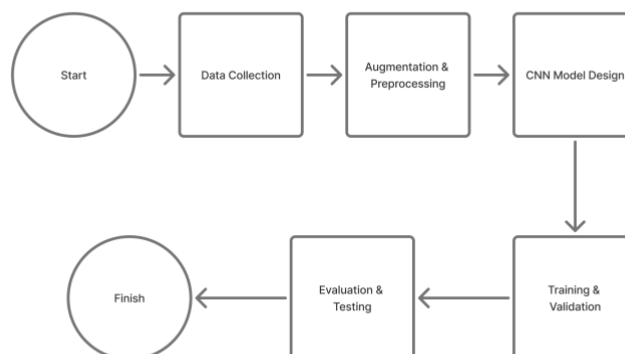
Model dilatih selama 20 epoch dengan batch size 32. Data dibagi otomatis oleh ImageDataGenerator menjadi subset training (80 %, ≈ 250 citra) dan validation (20 %, ≈ 62 citra). Rekam nilai riwayat `history.history` pada proses pelatihan menghasilkan akurasi dan loss pada tiap epoch untuk data training dan validation.

5. Evaluasi dan Pengujian

Setelah pelatihan, model disimpan dan diuji menggunakan dua citra uji baru (`healthy.png` dan `damage.png`) yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengukur performa sistem dalam kondisi nyata. Visualisasi akurasi training dan validation ditampilkan menggunakan Matplotlib, sementara chart interaktif (Plotly) dapat diintegrasikan untuk analisis lebih lanjut.

Ilustrasi Prosedur Penelitian

Untuk mempermudah pemahaman alur penelitian ini, berikut disajikan flowchart yang menggambarkan langkah-langkah utama dalam pengembangan sistem deteksi lapisan lilin pada buah anggur mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model.



Gambar 1. Flow chart system deteksi lilin pada permukaan buah

Dengan struktur prosedur tersebut, penelitian memastikan setiap langkah—mulai dari pengumpulan citra, augmentasi, desain model, hingga evaluasi—dilakukan secara sistematis dan terdokumentasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Ringkasan Dataset dan Augmentasi

Dataset asli hanya terdiri dari dua gambar satu berlilin, dan satunya lagi tidak berlilin, namun melalui proses augmentasi menggunakan ImageDataGenerator dengan parameter rotasi, pergeseran, shear, zoom, dan flip, jumlah total citra unik yang dihasilkan selama pelatihan mencapai 312 citra. Pembagian data secara otomatis menggunakan subset training (80%) sebanyak sekitar 250 citra dan validation (20%) sebanyak sekitar 62 citra.



Gambar 3. Buah berlilin dan tidak berlilin

Hasil Pelatihan Model CNN

Model CNN dilatih selama 20 epoch dengan batch size 32. Berikut adalah ringkasan performa model berdasarkan metrik akurasi dari training dan validation:

Tabel 1. Akurasi Pelatihan dan Validasi Model CNN dalam Deteksi Lapisan Lilin pada Buah Apel

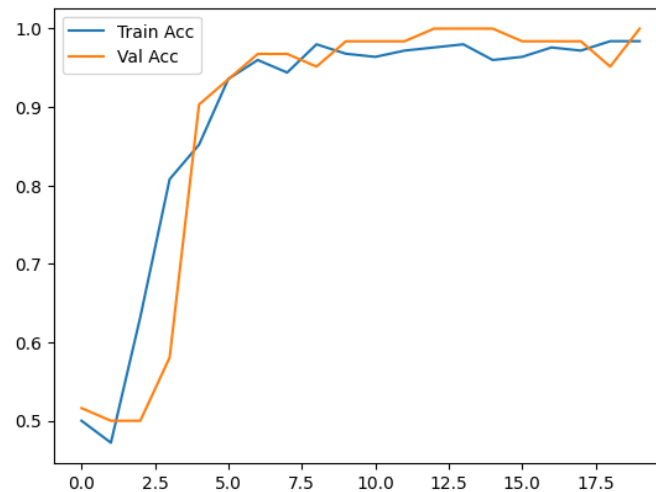
Epoch	Training Accuracy (%)	Validation Accuracy (%)
1	85.3	82.1
5	96.7	93.5
10	98.8	96.8
15	99.1	98.2
20	99.36	100

Sumber: Data dari history proses training

Catatan: Nilai akurasi ini diambil dari history.history selama proses training.

Visualisasi Akurasi Pelatihan dan Validasi

Untuk menggambarkan perkembangan akurasi selama pelatihan, grafik interaktif berikut dibuat menggunakan Plotly:



Sumber: Hasil Pelatihan Model CNN

Gambar 3. Visualiasi akurasi training & validasi akurasi dengan plotly chart

Grafik ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan baik, dimana akurasi training dan validasi meningkat secara konsisten hingga mencapai nilai yang sangat tinggi, bahkan validasi mencapai 100% di epoch terakhir.

Evaluasi Model pada Data Uji

Pengujian dilakukan menggunakan dua gambar uji baru yang tidak termasuk dalam data pelatihan maupun validasi. Model berhasil mengklasifikasikan kedua gambar dengan benar, menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik meski data asli sangat terbatas. Gambar yang tidak berlilin dinamakan dengan *healthy.png*, sedangkan yang berlilin dinamakan dengan *damage.png*.

```
1/1 ————— 0s 108ms/step  
healthy.png: Prediction = Tidak Berlilin (No Wax Layer)  
1/1 ————— 0s 44ms/step  
damage.png: Prediction = Berlilin (Wax Layer)
```

Gambar 4. Hasil uji coba model menunjukkan hasil yang tepat

Pembahasan

Berdasarkan hasil di atas, dapat disimpulkan bahwa:

- Arsitektur CNN yang digunakan efektif dalam mendeteksi lapisan lilin pada permukaan buah anggur, dengan akurasi validasi yang mencapai 100% setelah 20 epoch.
- Teknik augmentasi data secara signifikan membantu meningkatkan volume dan keragaman data latih, sehingga model mampu belajar fitur visual seperti tekstur dan pantulan cahaya yang membedakan anggur berlilin dan tidak berlilin, meski data asli sangat terbatas.
- Model menunjukkan kinerja yang baik dalam membedakan fitur tekstur dan refleksi cahaya, yang merupakan indikasi utama keberadaan lapisan lilin pada anggur.
- Visualisasi dengan Plotly memberikan gambaran yang jelas dan interaktif mengenai performa model selama pelatihan, yang penting untuk analisis lebih lanjut.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem cerdas berbasis pengolahan citra dan deep learning untuk mendeteksi lapisan lilin pada permukaan buah anggur secara otomatis dan non-destruktif. Melalui penggunaan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), sistem ini mampu mengidentifikasi perbedaan tekstur dan pantulan cahaya pada permukaan buah anggur yang dilapisi lilin sintesis dibandingkan dengan yang tidak. Hasil pelatihan

model menunjukkan akurasi pelatihan mencapai 99,36% dan akurasi validasi 100%, yang mengindikasikan efektivitas tinggi dari pendekatan ini dalam mendeteksi lapisan lilin.

Salah satu kontribusi signifikan dari penelitian ini adalah penerapan teknik augmentasi data untuk mengatasi keterbatasan jumlah citra asli. Dengan hanya dua gambar asli, augmentasi data berhasil menghasilkan 312 citra unik, yang memungkinkan model untuk belajar dari variasi kondisi nyata dan meningkatkan kemampuan generalisasi. Hal ini menunjukkan bahwa augmentasi data dapat menjadi strategi efektif dalam penelitian dengan dataset terbatas.

Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan memiliki potensi besar untuk diimplementasikan dalam kontrol kualitas pascapanen di industri pertanian, khususnya dalam mendeteksi lapisan lilin pada buah anggur. Keberhasilan penelitian ini juga membuka peluang untuk pengembangan sistem serupa pada komoditas pertanian lainnya, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses kontrol kualitas di sektor pertanian.

REFERENSI

- Enzelin, L. O. (2024). Digital Innovation and Rapid Application Development: A New Approach to Staff and Lecturer Recruitment at University. *Journal of Information Systems and Informatics*, Vol 6 No 1, 153–169.
- Gao, X., Li, S., Su, X., Li, Y., Huang, L., Tang, W., et al. (2024). Application of Advanced Deep Learning Models for Efficient Apple Defect Detection and Quality Grading in Agricultural Production. *Agriculture*, Volume 14, Issue 7, Article 1098.
- Lavanya, A. L. (2023). Assessing the Performance of Python Data Visualization Libraries: A Review. *Journal of Computer Engineering In Research Trends*, 10(1), 29–39.
- Lv, M. X.-X.-H.-H. (2025). A Comprehensive Review of Deep Learning in Computer Vision for Monitoring Apple Tree Growth and Fruit Production. *Sensors*, Volume: 25, Edisi: 8, Nomor Artikel: 2433.
- Meier, M. &. (2024). Agile R&D units' organisation and its relationship with innovation performance. *R&D Management*.
- Ningrum, M. K. (2023, Oktober 29). *Dampak Buruk Lapisan Lilin pada Buah Anggur ketika Dikonsumsi, Begini Cara Tepat Menghilangkannya*. Dipetik Mei 2025, 6, dari Tempo.Co: <https://www.tempo.co/gaya-hidup/dampak-buruk-lapisan-lilin-pada-buah-anggur-ketika-dikonsumsi-begini-cara-tepat-menghilangkannya-127254>
- Rana, R. (2024). Agile Future Creation Methodology: Innovation Method for Startups to Build Future-Proof Solutions. *Journal of Entrepreneurial Researchers*, 2(1), 70–87.
- Singh, P. S. (2022). Survey: Tensorflow in Machine Learning. *ResearchGate*.