

Aplikasi Android untuk Rekomendasi Pemilihan Buah Anggur Hijau Menggunakan VGG16

Nathanael Ferdian Putra Setyawan ¹, Fauzan Nusyura ², Ardian Yusuf Wicaksono ³, Farah Zakiyah Rahmanti ^{4*}

^{1,4*} Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

³ Program Studi Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

² Program Studi Teknik Robotika dan Kecerdasan Buatan, Fakultas Teknologi Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga, Kota Surabaya, Provinsi Jawa Timur, Indonesia.

article info

Article history:

Received 31 August 2024

Received in revised form

18 September 2024

Accepted 25 October 2024

Available online January 2025.

Keywords:

Deep Learning; Convolutional Neural Network; VGG16; ResNet; Android.

Kata Kunci:

Pembelajaran Mendalam; Jaringan Saraf Konvolusional; VGG16; ResNet; Android.

abstract

This study focuses on developing an Android-based recommender system using convolutional neural networks (CNNs) to select high-quality grapes. The main objective of this study is to compare the performance of two popular CNN architectures, VGG16 and ResNet18, in classifying the quality of sour grapes. The subjective and time-consuming nature of conventional methods prompted us to search for a more efficient solution. The dataset used consists of 282 images of green grapes. The evaluation results show that the VGG16 model achieves 93% accuracy in classifying grape quality, outperforming the ResNet18 model with only 82% accuracy. These results indicate that the VGG16 architecture is more suitable for this classification task. The development of this system is expected to contribute to smart agricultural automation to improve efficiency and support the food industry.

abstrak

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem rekomendasi berbasis Android menggunakan convolutional neural networks (CNN) untuk memilih anggur berkualitas tinggi. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja dua arsitektur CNN populer VGG16 dan ResNet18 dalam mengklasifikasikan kualitas anggur hijau. Sifat subjektif dan memakan waktu dari metode konvensional mendorong peneliti untuk mencari solusi yang lebih efisien. Kumpulan data yang digunakan terdiri dari 282 gambar anggur hijau. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model VGG16 mencapai akurasi 93% dalam mengklasifikasikan kualitas anggur, mengungguli model ResNet18 dengan akurasi hanya 82%. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur VGG16 lebih cocok untuk tugas klasifikasi ini. Pengembangan sistem ini diharapkan dapat berkontribusi pada otomatisasi pertanian cerdas untuk meningkatkan efisiensi dan mendukung industri pangan.

Corresponding Author. Email: farahzakiyah@telkomuniversity.ac.id ^{4}.

Copyright 2025 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan Riset). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. 



Association for Computing Machinery

ACM Computing Classification System (CCS)

EBSCOhost

Communication and Mass Media Complete (CMMC)

1. Pendahuluan

Buah anggur memiliki peran penting sebagai sumber vitamin A dan antioksidan yang memberikan manfaat bagi kesehatan. Kandungan vitamin A pada buah anggur berkontribusi terhadap kesehatan mata, sedangkan antioksidan melindungi sel tubuh dari kerusakan akibat radikal bebas. Namun, buah anggur sangat rentan terhadap kerusakan yang disebabkan oleh faktor fisik, kimia, dan mikrobiologi, terutama apabila penanganannya tidak memadai (Prinzky dan Lubis, 2022). Di Indonesia, buah anggur telah dibudidayakan sejak abad ke-19, menjadikannya salah satu komoditas agrikultur yang potensial untuk mendukung ekonomi lokal, terutama di sektor pertanian. Tantangan utama dalam budidaya anggur adalah serangan hama yang signifikan. Hama ini dapat menyebabkan penurunan produktivitas sebesar 40-70%, dengan dampak berupa buah yang kisut, kurang manis, dan berkurangnya hasil panen secara keseluruhan (Hasan, Riyanto, dan Riana, 2021). Kondisi ini menekankan pentingnya pengembangan metode yang lebih efisien untuk mendeteksi dan mencegah kerusakan buah anggur.

Dalam hal ini, kemajuan teknologi berbasis kecerdasan buatan dan pembelajaran mendalam memberikan peluang baru untuk meningkatkan proses penilaian kualitas anggur secara lebih akurat dan efisien. Pengolahan citra digital telah menjadi salah satu inovasi utama dalam penerapan teknologi di sektor agrikultur. Salah satu pendekatan yang paling menjanjikan adalah penerapan convolutional neural network (CNN), yang merupakan algoritma pembelajaran mendalam yang dirancang khusus untuk analisis data visual. CNN mampu mengenali pola dan fitur dari gambar secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Hal ini menjadikannya sangat efektif untuk mengolah data visual yang kompleks, termasuk dalam klasifikasi buah dan deteksi penyakit tanaman (Maulana dan Rochmawati, 2020). Penelitian ini menggunakan dua arsitektur CNN yang populer, yaitu VGG16 dan ResNet18, untuk mengembangkan sistem rekomendasi berbasis aplikasi Android dalam memilih anggur berkualitas tinggi. Arsitektur VGG16 dan ResNet18 dipilih karena karakteristik dan keunggulan masing-masing dalam klasifikasi citra. VGG16 dikenal dengan struktur lapisan

konvolusionalnya yang mendalam, menggunakan filter kecil berukuran 3x3 untuk mengekstraksi fitur secara efisien. Metode ini telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi klasifikasi citra, termasuk di bidang pertanian (Simonyan dan Zisserman, 2015). Sementara itu, ResNet18 memanfaatkan residual connection untuk mengatasi permasalahan penurunan performa yang sering muncul pada jaringan yang sangat dalam. Teknologi ini memungkinkan ResNet18 mempertahankan akurasi yang tinggi meskipun kompleksitas arsitekturnya meningkat (Dharma, Sitorus, dan Hatigoran, 2023). Pemanfaatan CNN dalam klasifikasi anggur tidak hanya didasarkan pada keunggulan teknisnya, tetapi juga kebutuhan praktis di lapangan. Penilaian kualitas anggur secara konvensional sering bersifat subjektif, memakan waktu, dan sangat bergantung pada keahlian individu. Sistem berbasis CNN menawarkan alternatif yang lebih konsisten, efisien, dan akurat, terutama ketika diintegrasikan dengan teknologi mobile seperti aplikasi Android. Aplikasi semacam ini memberikan akses mudah bagi pengguna, seperti petani dan distributor, untuk memanfaatkan teknologi canggih tanpa memerlukan keahlian teknis yang mendalam. Hal ini pada akhirnya dapat meningkatkan efisiensi produksi sekaligus memastikan standar kualitas yang tinggi sesuai harapan konsumen (Nana, Mulyana, Akbar, dan Zikri, 2022).

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 282 gambar anggur hijau. Data ini diolah melalui tahapan preprocessing dan augmentasi untuk memastikan kualitas input model. Proses preprocessing, seperti random resized crop dan normalisasi, membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola visual yang relevan. Di sisi lain, augmentasi data meningkatkan kemampuan model untuk menggeneralisasi data baru sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih andal. Tahapan ini dirancang untuk memastikan bahwa model tidak hanya bekerja dengan baik pada data pelatihan, tetapi juga pada data uji maupun data yang diambil di lapangan. Hasil terbaik dari model CNN diintegrasikan ke dalam aplikasi Android dengan antarmuka yang sederhana dan intuitif. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengambil gambar anggur menggunakan perangkat seluler dan menerima hasil klasifikasi secara real-time. Proses klasifikasi ini dapat digunakan sebagai dasar pengambilan

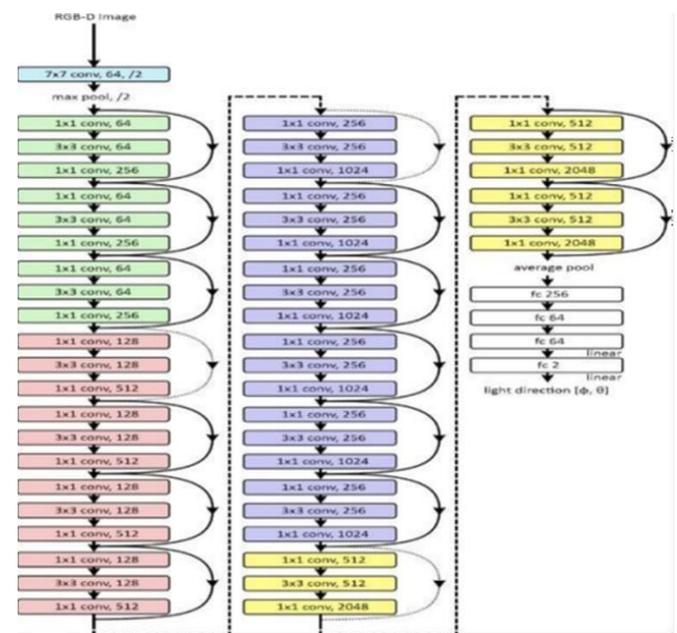
keputusan dalam seleksi, penyortiran, hingga distribusi anggur. Solusi berbasis aplikasi ini dirancang untuk menjangkau lebih banyak pengguna yang mungkin tidak memiliki latar belakang teknis, sehingga mendukung transformasi digital di sektor pertanian. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja dua arsitektur CNN, yaitu VGG16 dan ResNet18, dalam tugas klasifikasi kualitas anggur, dengan fokus pada metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Melalui perbandingan ini, diharapkan dapat diidentifikasi arsitektur yang paling sesuai untuk aplikasi pada bidang agrikultur. Lebih jauh, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi berbasis kecerdasan buatan untuk mendukung ketahanan pangan dan efisiensi produksi secara global. Sebagai langkah awal menuju revolusi teknologi pertanian, sistem rekomendasi berbasis CNN yang diusulkan menawarkan potensi besar dalam meningkatkan kualitas dan produktivitas sektor pangan.

2. Metodologi Penelitian

Convolutional Neural Network (CNN)

Jaringan saraf konvolusional (CNN) adalah algoritma pembelajaran mendalam yang dirancang khusus untuk pemrosesan dan pengenalan gambar digital. CNN terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu: lapisan konvolusional (untuk ekstraksi fitur), lapisan pooling (untuk reduksi dimensi spasial), dan lapisan terhubung penuh (untuk klasifikasi). Dalam CNN, terdapat berbagai hiperparameter penting yang memengaruhi kinerja model, antara lain ukuran filter (kernel *size*), langkah (*stride*), padding, fungsi aktivasi, ukuran pooling, jumlah filter, ukuran *batch* (*batch size*), epoch, dan laju pembelajaran (*learning rate*). Ukuran filter menentukan area input yang diproses dalam satu waktu, dengan filter kecil seperti 3x3 yang sering digunakan untuk mengekstraksi fitur lokal. Langkah (*stride*) menentukan seberapa jauh filter bergerak pada gambar, sementara padding digunakan untuk mempertahankan ukuran peta fitur. Fungsi aktivasi, seperti *ReLU*, memperkenalkan non-linearitas pada model, sementara pooling digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari peta fitur. Selain itu, jumlah filter mempengaruhi jumlah fitur yang dapat dipelajari oleh model, ukuran batch mempengaruhi

efisiensi pelatihan, epoch menentukan jumlah iterasi dalam pelatihan, dan laju pembelajaran mengatur kecepatan pembaruan parameter. Dengan menggunakan dataset besar, CNN dapat belajar mengenali pola dan fitur secara otomatis melalui optimalisasi parameter, yang menjadikannya efektif dalam aplikasi pengenalan gambar. Salah satu implementasi terkenal dari CNN adalah VGG16, yang terdiri dari 16 lapisan (13 lapisan konvolusional dan 3 lapisan terhubung penuh). VGG16 menggunakan filter kecil berukuran 3x3 dan langkah 1 pada lapisan konvolusional untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar masukan. Setiap lapisan konvolusional diikuti oleh lapisan pooling maksimal berukuran 2x2 yang berfungsi untuk mengurangi dimensi spasial peta fitur, sambil tetap mempertahankan fitur-fitur kunci yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi (Simonyan & Zisserman, 2015).

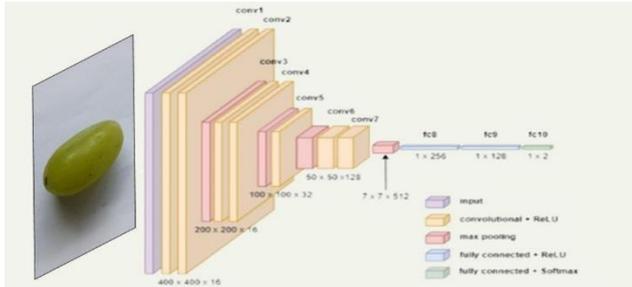


Gambar 1. Arsitektur VGG16

Pada gambar 1, ditampilkan arsitektur VGG16 yang terdiri dari jaringan CNN dengan beberapa lapisan konvolusional (conv1 hingga conv7), yang diikuti oleh lapisan terhubung penuh (fc8 hingga fc10). Setiap lapisan konvolusional menggunakan filter kecil (3x3) dan fungsi aktivasi *ReLU* untuk mengekstraksi fitur dari gambar anggur. Setelah setiap set lapisan konvolusional, lapisan max pooling digunakan untuk mengurangi dimensi spasial peta fitur dan menghasilkan peta fitur yang lebih kecil dan lebih terfokus. Lapisan terhubung penuh berfungsi untuk

mengubah peta fitur menjadi vektor yang siap untuk diklasifikasikan. Lapisan terakhir menggunakan *Softmax* untuk menentukan probabilitas kelas dari setiap kategori. Arsitektur ini secara bertahap memproses gambar mulai dari resolusi tinggi hingga fitur-fitur yang lebih abstrak, yang memungkinkan klasifikasi gambar dengan akurasi yang lebih tinggi.

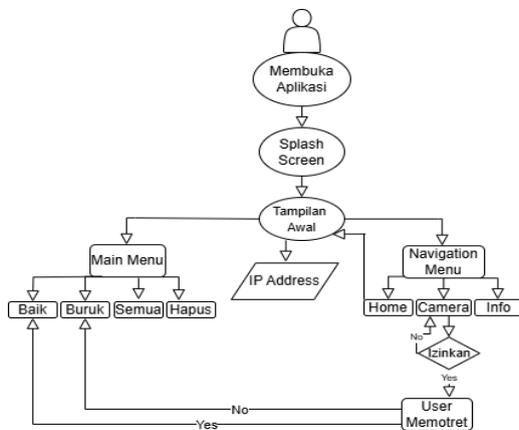
Residual Network (Resnet)



Gambar 2. Arsitektur ResNet

Dengan panah melengkung) yang membantu mengatasi masalah vanishing gradients. Di bagian akhir, terdapat average pooling dan beberapa lapisan fully connected (fc6, fc7, fc8), diikuti oleh output. Arsitektur ini didesain untuk pengolahan gambar kompleks dan mempertahankan informasi penting melalui residual connections. Arsitektur ResNet telah mendapatkan pengakuan atas kemampuannya menangani jaringan yang lebih dalam dan mengoptimalkan proses pelatihan, menjadikannya alat yang berharga di bidang pengenalan gambar dan tugas deteksi objek.

Alur Aplikasi Android



Gambar 3. Alur Desain Sistem

Alur Aplikasi Android

Setelah memperoleh hasil terbaik berdasarkan algoritma klasifikasi CNN dengan arsitektur VGG16, langkah selanjutnya adalah mengintegrasikan model tersebut ke dalam aplikasi mobile yang telah dibuat. Aplikasi mobile ini dikembangkan menggunakan framework JavaScript *React Native* pada software *Visual Studio Code*, dengan memanfaatkan API (Application Programming Interface) yang bertujuan untuk mempermudah integrasi dan meningkatkan efisiensi antara frontend dan backend. Melalui API, aplikasi mobile dapat mengirimkan data ke backend yang menjalankan model serta melakukan pra-pemrosesan data. Selanjutnya, backend akan mengirimkan hasil dari proses tersebut kembali ke frontend untuk ditampilkan kepada pengguna. Lingkungan *React Native* memungkinkan pengembang untuk meluncurkan proyek aplikasi seluler dengan lebih mudah. *Expo* menyediakan seperangkat alat untuk membangun, menguji, dan meluncurkan aplikasi di berbagai platform, dengan basis kode yang sama (Yonismara & Salam, 2024).

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

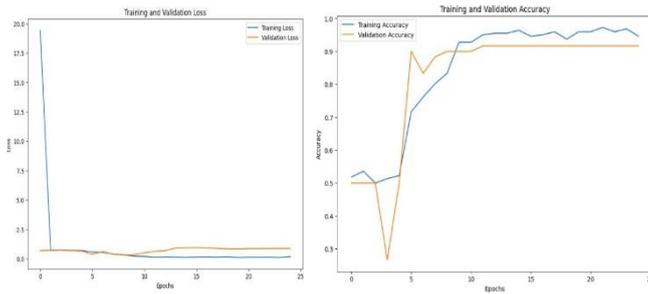
Hasil Pengujian Aplikasi Mobile

	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support
baik	0.76	0.93	0.84	30	baik	1.00	0.87	0.93	30
tidak-baik	0.91	0.70	0.79	30	tidak-baik	0.88	1.00	0.94	30
accuracy			0.82	60	accuracy			0.93	60
macro avg	0.83	0.82	0.81	60	macro avg	0.94	0.93	0.93	60

Gambar 4. Hasil Pengujian Aplikasi Mobile

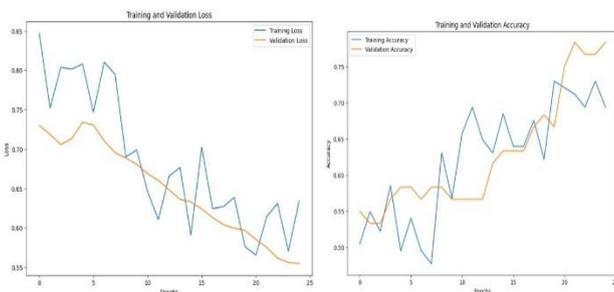
Pengujian dilakukan menggunakan metode *Black-box testing*, yang berfokus pada evaluasi hasil eksternal perangkat lunak tanpa memeriksa proses internalnya (Dharma & Sitorus, 2023). Aplikasi DocGrap diuji untuk memastikan pemenuhan kebutuhan pengguna, dan hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi berfungsi dengan baik sesuai dengan tujuan yang diharapkan. Hasil pengujian dapat dilihat pada Lampiran 1.

Analisis Hasil Pengujian



Gambar 5. Plotting Graph VGG16

Pada pengujian ini terlihat pada gambar 5 di grafik akurasi dan loss untuk model VGG16 selama proses pelatihan dan validasi terlihat bahwa model VGG16 mencapai konvergensi lebih cepat dengan penurunan tajam pada nilai loss di awal epoch. VGG16 menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan hingga mencapai lebih dari 90% pada akhir epoch ke-20. Konsistensi antara akurasi pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model VGG16 tidak mengalami overfitting yang signifikan.



Gambar 6. classification report sebelah kiri (ResNet18), kanan (VGG16)

Sementara itu, model ResNet18 pada gambar 6 menunjukkan penurunan loss yang lebih lambat dan fluktuasi akurasi yang lebih besar. Meskipun akurasi validasi meningkat secara bertahap, ResNet18 tidak mencapai tingkat akurasi setinggi VGG16 pada epoch yang sama. Dari algoritma yang digunakan, gambar 6 menunjukkan nilai nilai keterangan dalam menentukan akurasi, presisi, recall dan f1-score. Dari algoritma yang digunakan, gambar 6 menunjukkan nilai keterangan dalam menentukan akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Presisi mengukur ketepatan prediksi positif, recall mengukur kemampuan mendeteksi seluruh kasus positif, dan f1-score adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall. Model ResNet18 menunjukkan presisi 0.76 dan recall 0.93

untuk kelas "baik", serta presisi 0.91 dan recall 0.70 untuk kelas "tidak-baik", dengan akurasi 0.82 dan f1-score makro rata-rata 0.81. Model VGG16 menunjukkan presisi 1.00 dan recall 0.87 untuk kelas "baik", serta presisi 0.88 dan recall 1.00 untuk kelas "tidak-baik", dengan akurasi 0.93 dan f1-score makro rata-rata 0.93. Serta dalam penelitian ini pemilihan batch size sebesar 32 dan jumlah epoch sebanyak 25 didasarkan pada serangkaian eksperimen yang telah dilakukan oleh peneliti. Seperti yang ditunjukkan pada Lampiran 4, peneliti telah melakukan percobaan dengan berbagai konfigurasi batch size (30, 32, 35) dan jumlah epoch (20, 25, 30). Berdasarkan hasil percobaan tersebut, kombinasi batch size 32 dan epoch 25 dipilih karena menghasilkan performa model yang optimal dalam hal akurasi dan stabilitas selama proses pelatihan. Pemilihan batch size 32 juga mempertimbangkan efisiensi komputasi dan penggunaan memori yang lebih baik, sementara epoch 25 dianggap cukup untuk mencapai konvergensi model tanpa risiko *overfitting*. Pada hasil ini menunjukkan bahwa model VGG16 memiliki performa lebih baik dalam mendeteksi kedua kelas dengan lebih seimbang dibandingkan ResNet18 yang dapat di lihat pada bagian Gambar 4.5 meskipun ResNet18 juga memberikan hasil yang cukup baik hingga mencapai 0.82.

Pembahasan

Pengujian aplikasi DocGrap dilakukan dengan menggunakan metode *Black-box testing*, yang berfokus pada penilaian fungsionalitas aplikasi berdasarkan output yang diberikan kepada pengguna, tanpa memeriksa proses internal atau kode programnya (Supriyono, 2020). Metode ini efektif untuk memastikan bahwa aplikasi berjalan sesuai dengan harapan pengguna, terlepas dari bagaimana aplikasi memproses data di dalamnya. Pengujian fungsionalitas aplikasi menunjukkan bahwa aplikasi DocGrap berhasil memenuhi kebutuhan pengguna, mulai dari verifikasi alamat IP untuk koneksi ke backend hingga pengoperasian fitur menu yang memungkinkan pengguna untuk mengakses hasil klasifikasi buah anggur dalam kategori "Baik", "Buruk", atau "Semua". Hal ini sesuai dengan temuan sebelumnya oleh Prinzky dan Lubis (2022), yang juga mengimplementasikan algoritma CNN berbasis Android untuk klasifikasi buah. Aplikasi ini menggunakan model *Convolutional Neural Network*

(CNN) dengan arsitektur VGG16 untuk mengklasifikasikan gambar buah anggur, yang telah terbukti efektif dalam banyak penelitian terkait klasifikasi citra buah (Hasan, Riyanto, & Riana, 2021). Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi mampu mengklasifikasikan gambar dengan akurat, memisahkan buah anggur ke dalam kategori "Baik" atau "Buruk" berdasarkan gambar yang diambil oleh pengguna. Meskipun demikian, kualitas gambar, terutama dalam hal pencahayaan dan fokus, masih menjadi faktor penting yang mempengaruhi akurasi klasifikasi, sebagaimana dibahas dalam penelitian-penelitian sebelumnya mengenai pengolahan citra buah menggunakan CNN (Zhang, Song, & Zhang, 2020). Selain itu, aplikasi ini mengintegrasikan fitur kamera yang memungkinkan pengguna untuk mengambil gambar buah anggur dengan latar belakang putih. Fitur kamera ini diuji untuk memastikan bahwa aplikasi meminta izin akses kamera dengan benar dan bahwa pengguna dapat memotret buah anggur menggunakan *flash* dan *flip* sesuai kebutuhan. Hal ini menunjukkan bahwa aplikasi mematuhi standar keamanan dan privasi pengguna, seperti yang juga ditemukan dalam penelitian oleh Pribadi *et al.* (2019) yang mengembangkan aplikasi berbasis Android dengan pengolahan citra. Pengujian menunjukkan bahwa proses pengambilan gambar berjalan lancar dan hasil prediksi disimpan dengan benar dalam kategori yang sesuai. Dari segi pengalaman pengguna, aplikasi DocGrap menunjukkan antarmuka yang sederhana dan intuitif, memudahkan pengguna untuk berinteraksi dengan aplikasi. Desain yang bersih dan responsif memungkinkan pengguna dengan mudah memahami cara menggunakan aplikasi tanpa kebingungan, yang sejalan dengan prinsip-prinsip desain yang efektif dalam aplikasi berbasis pengolahan citra seperti yang dikemukakan oleh Juliansyah dan Laksito (2021). Secara keseluruhan, pengujian *Black-box testing* menunjukkan bahwa aplikasi ini memenuhi ekspektasi pengguna dan berfungsi dengan baik, memberikan solusi yang bermanfaat dalam membantu pengguna memilih buah anggur yang berkualitas. Meskipun demikian, untuk mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi, pengujian lebih lanjut dengan kondisi gambar yang bervariasi masih diperlukan, terutama dalam hal pencahayaan dan kualitas gambar.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG16, yang diterapkan pada dataset buah anggur hijau, menunjukkan kinerja yang baik dalam klasifikasi buah anggur "baik" dan "buruk". Dataset yang digunakan terdiri dari 282 gambar yang terbagi menjadi data pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*), yang diambil dengan kamera pada jarak sekitar 25 cm, menggunakan pencahayaan yang terang dan latar belakang putih.

Proses *preprocessing* dan *augmentasi* citra, termasuk *RandomResizedCrop*, *RandomHorizontalFlip*, *RandomRotation*, *ToTensor*, dan *Normalize*, memberikan kontribusi positif terhadap akurasi model. Dengan pengaturan model yang menggunakan *batch size* 32 dan *epoch* sebanyak 25, hasil pengujian menunjukkan bahwa model dapat mencapai akurasi sebesar 93%. Model ini juga menghasilkan nilai *presisi* sebesar 94%, *recall* 93%, dan *F1-score* 93%, yang menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam klasifikasi buah anggur hijau. Selain itu, aplikasi mobile DocGrap yang dikembangkan juga telah berfungsi sesuai dengan tujuan yang diharapkan. Pengujian *Black-box testing* menunjukkan bahwa aplikasi berjalan dengan baik dan memenuhi kebutuhan fungsionalitas, memberikan solusi yang efektif dalam klasifikasi kualitas buah anggur.

Namun, untuk meningkatkan kinerja model, disarankan agar penelitian lebih lanjut dilakukan dengan menggunakan dataset yang lebih banyak dan lebih variatif. Hal ini penting untuk mengklasifikasikan berbagai jenis buah anggur, tidak hanya anggur hijau, dan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi secara keseluruhan. Selain itu, pengujian dengan menggunakan metode lain dan pengembangan aplikasi untuk platform Android dan iOS dapat menjadi langkah berikutnya, bersama dengan penambahan fitur-fitur baru yang dapat meningkatkan pengalaman pengguna aplikasi yang sudah dikembangkan.

5. Daftar Pustaka

- Ansah, M. A., Kasih, P., & Widyadara, M. A. D. (2022, August). Identifikasi Penyakit Daun Anggur Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur Dengan Metode Backpropagation Berbasis Android. In *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)* (Vol. 6, No. 2, pp. 265-271).
- Dharma, A. S., Sitorus, J. M. P., & Hatigoran, A. (2023). Comparison of Residual Network-50 and *Convolutional Neural Network* conventional architecture for fruit image classification. *Sinkron*, 8(3), 1863–1874. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.1272>.
- Harahap, M., Angelina, V., Juliani, F., Celvin, C., & Evander, O. (2021). Grape disease detection using dual channel *Convolution Neural Network* method. *Sinkron*, 5(2), 314–324. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v5i2.1093>.
- Hasan, M. A., Riyanto, Y., & Riana, D. (2021). Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputasi*, 9(4), 218–223. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.14013>.
- Juliansyah, S., & Laksito, A. D. (2021). Klasifikasi citra buah pir menggunakan 26 *Convolutional Neural Networks*. *Jurnal Telekomunikasi dan Komputasi*, 11(1), 65. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v11i1.10185>.
- Maulana, F. F., & Rochmawati, N. (2020). Klasifikasi citra buah menggunakan *Convolutional Neural Network*. *Jurnal Informatika dan Ilmu Komputer*, 1(02), 104–108. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v1n02.p104-108>.
- Nana, N., Mulyana, D. I., Akbar, A., & Zikri, M. (2022). Optimasi klasifikasi buah anggur menggunakan data augmentasi dan *Convolutional Neural Network*. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputasi*, 11(2), 148–161. <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v11i2.3527>.
- Pardede, J., Sitohang, B., Akbar, S., & Khodra, M. L. (2021). Implementation of transfer learning using VGG16 on fruit ripeness detection. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 13(2), 52–61. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2021.02.04>.
- Pribadi, W., Mastitoh, R. E., Nugroho, A. P., & Radi. (2019). Development of android-based interface to determine color additives in food embedded with *convolution neural networks* technique. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 355(1).
- Prinzky, & C. Lubis. (2022). Klasifikasi buah segar dan busuk menggunakan *Convolutional Neural Network* berbasis Android. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 10(2), 1–5. <https://doi.org/10.24912/jiksi.v10i2.22551>.
- Septian, M. R. D., Paliwang, A. A. A., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2020). Penyakit tanaman apel dari citra daun dengan *Convolutional Neural Network*. *Sebatik*, 24(2), 207–212. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.106>.
- Supriyono. (2020). Software testing with the approach of *Blackbox Testing* on the academic information system. *International Journal of Information System & Technology*.
- Yonismara, A. A., & Salam, A. (2024). Implementasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) pada aplikasi deteksi kanker kulit menggunakan Expo React Native. *BIT: Jurnal Teknologi Informasi*, 6(1), 226–235. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i1.5351>.
- Zhang, Y., Song, C., & Zhang, D. (2020). Deep learning-based object detection improvement for tomato disease. *IEEE Access*, 8, 56607–56614. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2982456>.