

# KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH JERUK MENGUNAKAN ARSITEKTUR VGG16

Dimas Arbi Ardian<sup>1)</sup>, Allya Saffira<sup>2)</sup>, Tasya Evrillia<sup>3)</sup>, Fitri Sulistiawati<sup>4)</sup>, Ditia Mutiara Putri<sup>5)</sup>, Indra Yustiana<sup>6)</sup>  
<sup>1,2,3,4,5)</sup>Teknik Informatika, Universitas Nusa Putra

Jl. Raya Cibolang Cisaat - Sukabumi No.21, Kec. Cisaat, kab. Sukabumi, Jawa Barat  
e-mail: dimas.arbi\_ti22@nusaputra.ac.id<sup>1)</sup>, allya.saffira\_ti22@nusaputra.ac.id<sup>2)</sup>,  
tasya.evrillia\_ti22@nusaputra.ac.id<sup>3)</sup>, fitri.sulistiawati\_ti22@nusaputra.ac.id<sup>4)</sup>,  
ditia.mutiara\_ti22@nusaputra.ac.id<sup>5)</sup>, indra.yustiana@nusaputra.ac.id<sup>6)</sup>

## ABSTRAK

Buah jeruk termasuk jenis buah yang terkenal digemari banyak orang dikarenakan memiliki rasa yang manis serta kandungan vitamin C yang melimpah. Untuk memenuhi kebutuhan Permintaan terhadap buah jeruk yang terus meningkat, diperlukan panen buah jeruk pada tingkat kematangan yang tepat guna menjaga kualitas dan masa simpannya. Namun, metode tradisional seperti pengamatan visual seringkali menyebabkan kesalahan dalam penentuan tingkat kematangan buah, yang dapat berdampak pada kualitas dan nilai jualnya. Oleh karenanya, penelitian ini dimaksudkan guna mendesain dan mengembangkan sebuah sistem klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG16 sebagai model pretrained. Pelatihan dan pengujian model ini menggunakan 180 citra jeruk yang dikelompokkan ke dalam 3 kelas yaitu, mentah, matang dan busuk yang terdiri dari 60 citra per kelasnya. Adapun hasil penelitian membuktikan bahwasanya model yang diterapkan berhasil memperoleh akurasi pelatihan sebesar 97% dan akurasi validasi sebesar 94%.

**Kata Kunci:** Jeruk, Klasifikasi, VGG16, Convolutional Neural Network (CNN)

## ABSTRACT

Citrus fruits are one of the most popular fruits among the public due to their sweet taste and high vitamin C content. To meet the growing demand for oranges, it is essential to harvest them at the appropriate ripeness level to maintain their quality and shelf life. However, traditional methods such as visual observation often result in inaccuracies in determining the ripeness level, which can affect the fruit's quality and market value. Therefore, this study aims to design and develop a classification system for orange ripeness levels using the Convolutional Neural Network (CNN) method, utilizing the VGG16 architecture as a pretrained model. The training and testing of this model were conducted utilizing 180 orange images categorized into three classes: unripe, ripe, and rotten, with 60 images per class. The results demonstrate that the model that was suggested succeeded in a training accuracy of 97% and a validation accuracy of 94%.

**Keywords:** Orange, Classification, VGG16, Convolutional Neural Network (CNN)

## I. PENDAHULUAN

Jeruk, yang secara ilmiah dikenal dengan nama *Citrus sp.*, termasuk jenis tanaman buah tahunan yang asalnya dari wilayah Asia. China diyakini sebagai wilayah asal mula pertumbuhan jeruk untuk pertama kalinya. Adapun di Indonesia, jeruk telah tumbuh dengan subur selama ratusan tahun yang lalu. Buah jeruk memiliki ciri khas berupa bentuk bulat dan kulit berwarna jingga, serta kandungan air yang

sangat banyak pada daging buahnya. Rasa manis dan segar dari buah jeruk, ditambah kandungan vitamin C yang tinggi, menjadikannya pilihan favorit Masyarakat [1].

Permintaan buah jeruk akan terus meningkat seiring dengan tingginya minat konsumen terhadap buah ini, baik bila dimakan langsung ataupun dijadikan bahan baku dalam industri makanan serta minuman. Untuk memenuhi permintaan tersebut, penting bagi petani untuk memperhatikan kematangan buah saat panen. Untuk mendapatkan buah jeruk yang berkualitas, pemanenan buah harus pada waktu yang sesuai, yaitu tidak terlalu matang maupun belum cukup matang. Karena jeruk adalah buah non-klimakterik yaitu, tidak mengalami pematangan saat disimpan maka jeruk tidak boleh dipetik terlalu muda. Selain itu, pemanenan tidak disarankan saat sudah terlalu matang dikarenakan masa simpannya hanya sebentar. Oleh karena itu, menentukan waktu panen yang tepat menjadi kunci untuk menjaga kepuasan pelanggan dan meningkatkan daya saing produk jeruk di pasar [2].

Saat ini, banyak petani jeruk yang masih mengandalkan penilaian manual berdasarkan pengalaman dan pengamatan visual. Metode ini dapat menyebabkan ketidakkonsistenan kualitas produk yang sampai ke tangan konsumen. Jeruk yang terlalu mentah atau terlalu matang mungkin saja lolos dari proses sortir, yang akhirnya dapat mengurangi kepuasan konsumen dan menurunkan nilai jual produk. Dengan demikian, diperlukan suatu sistem yang mampu mengklasifikasi tingkat kematangan buah jeruk pada proses pemanenan secara otomatis.

Salah satu pendekatan yang bisa digunakan untuk klasifikasi adalah *deep learning*, dengan metode yang umumnya dipakai ialah *Convolutional Neural Networks* (CNN). CNN sangat efektif dalam mendeteksi pola dan fitur yang terdapat dalam gambar. Salah satu arsitektur CNN yang terkenal dan efektif untuk pengenalan dan klasifikasi citra adalah VGG16. Model VGG16 mencapai akurasi pengujian top-5 hampir 92,7% di ImageNet. Arsitektur VGG16 adalah pilihan yang tepat untuk menangani masalah seperti pengenalan, klasifikasi, serta deteksi dan lokalisasi citra. Selain itu, VGG16 memiliki keunggulan dalam kesederhanaan struktur arsitekturnya serta akurasi yang tinggi [3].

Telah terdapat beberapa penelitian terdahulu mengenai klasifikasi tingkat kematangan pada buah jeruk. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh (Arief,2019) yang berjudul Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM. Adapun studi tersebut memperoleh hasil akurasi kesesuaian dengan persentase 80% dari total data yakni 100 citra jeruk [4].

Selanjutnya, studi serupa dari (Christian dan Idrus, 2023). Penelitian ini bertujuan dalam rangka mengembangkan sistem yang bisa mengidentifikasi tingkat kematangan buah jeruk menggunakan citra warna dari gambar buah itu. Sistem ini mempergunakan metode *deep learning* dan modelnya berupa Convolutional Neural Network (CNN). Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi pelatihan mencapai 100%, sementara akurasi validasi menyentuh angka 86,59% setelah 40 epoch mempergunakan CNN pada gambar jeruk varietas lokal. Selain itu, nilai training loss tercatat sebesar 0,7 dan validation loss sebesar 0,69 setelah 40 epoch. Hal ini menunjukkan model CNN dalam penelitian ini memiliki kinerja yang baik walaupun masih ada sedikit overfitting pada data training [5].

Penelitian oleh Yanto dkk yang berjudul Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network. Penelitian tersebut menggunakan 100 dataset gambar jeruk manis dengan pelabelan bagus dan busuk. Hasil menunjukkan tingkat akurasi sebesar 97.5184 % untuk citra jeruk bagus dan 67.8221 % untuk jeruk busuk. Perbedaan penelitian terdahulu dengan peneliti yaitu jika penelitian oleh Yanto dkk,t. Metode yang digunakan hanya menggunakan metode CNN sedangkan peneliti menggunakan CNN dengan ditambah penggunaan Pretrained mode VGG-16. Kedua, pelabelan Yanto dkk, membagi menjadi 2 label yaitu bagus dan busuk sedangkan peneliti melabelkan tingkat kematangan menjadi 3 label, yaitu mentah, matang dan busuk [6].

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi tingkat kematangan jeruk yang lebih akurat dan andal dengan memanfaatkan arsitektur VGG16 pada

Convolutional Neural Network (CNN) yang sudah dilatih sebelumnya (pretrained). Pemanfaatan VGG16 diharapkan mampu meningkatkan akurasi sekaligus mengurangi risiko overfitting.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan metode untuk mengelompokkan objek berdasarkan sifat atau karakteristik tertentu. Berbagai metode yang dapat dilakukan guna pengklasifikasian tersebut dengan cara manual ataupun berbantuan teknologi. Melalui cara manual diklasifikasikan oleh manusia. Sedangkan klasifikasi dengan teknologi adalah proses pengelompokan data menggunakan algoritma [7].

### B. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN dikembangkan dari Multilayer Layer Perceptron (MLP) yang dirancang guna pengolahan data dua dimensi. CNN merupakan bagian dari Deep Neural Network dikarenakan memiliki kedalaman jaringan yang signifikan serta sering diimplementasikan pada data citra. Teknik Deep Learning memungkinkan CNN untuk mengenali dan memanfaatkan fitur-fitur penting dalam gambar guna mengklasifikasi dan mendeteksi objek. CNN meliputi neuron yang dilengkapi adanya bias, bobot, serta fungsi aktivasi. Pada lapisan konvolusional terdapat sejumlah neuron yang menjadikan bentuk filter berukuran tertentu serta melakukan operasi konvolusi pada gambar. Komputer dapat menghasilkan representasi baru yang informatif dengan mengalikan komponen gambar dan filter [8].

### C. Deep Learning

Deep Learning ialah subbidang dari Machine Learning yang dikembangkan dari kemampuan otak manusia yang dapat memproses informasi dan menghasilkan pola yang dipergunakan pada proses pengambilan keputusan. Jenis-jenis jaringan saraf tiruan yang umum digunakan dalam Deep Learning antara lain CNN, MLP, dan Recurrent Neural Network (RNN). Keunggulan yang dimiliki deep learning terletak pada kemampuannya untuk mencapai performa optimal dalam penyelesaian masalah yang rumit, mengurangi ketergantungan pada rekayasa fitur, serta mempunyai arsitektur yang dapat dengan mudah beradaptasi dengan permasalahan baru. Di sisi lain, kekurangan deep learning mencakup kebutuhan akan data yang besar, waktu pelatihan yang panjang, serta potensi terjadinya overfitting [9].

### D. VGG16

VGG16 merupakan singkatan dari Visual Geometry Group. Arsitektur VGG-16 adalah model CNN yang dikembangkan oleh K. Simonyan dan A. Zisserman. VGG-16 memiliki total 16 lapisan, yang meliputi 13 lapisan konvolusional dan 3 lapisan Fully Connected. Model ini dikenal dikarenakan arsitekturnya yang mendalam dan kemampuannya dalam menghasilkan representasi fitur gambar yang sangat berkualitas [8].

## III. METODOLOGI PENELITIAN

Metode kuantitatif dipergunakan dalam rangka mengukur akurasi dengan melakukan analisis tingkat kesesuaian data masukan dengan hasilnya. Langkah-langkah dalam penelitian ini terbagi menjadi lima tahap, yaitu data collection, pre-processing, modeling, testing, dan evaluation.



Gambar 1. Rancangan Metode

### A. Data Collection

Tahap awal penelitian ini adalah mengumpulkan dataset dari Kaggle dan Google Images berupa citra buah jeruk dalam format .jpeg, yang nantinya dipakai untuk pengujian kinerja model, terdapat total 180 data citra yang terkumpul. Citra tersebut terdiri dari 60 gambar jeruk mentah, 60 gambar jeruk matang, 60 gambar jeruk busuk. Dataset kemudian dikelompokkan menjadi data training (80%) dan data



testing (20%) untuk masing-masing kategori. Gambar 1 menunjukkan 3 jenis tingkat kematangan yaitu mentah, matang dan busuk.



(a) Mentah



(b) Matang



(c) Busuk

**Gambar 2.** Contoh gambar pada dataset

## B. Pre-Processing

Pada tahap ini kami melakukan pre-processing data menggunakan fungsi ImageDataGenerator dari pustaka Keras guna melakukan penerapan pada berbagai teknik pemrosesan gambar yakni rescale, rotation, width shift, height shift, shear range, zoom range dan horizontal flip.

*Rescale* adalah nilai yang akan kita kalikan datanya sebelum ada pemrosesan lain dalam penyelidikan kami. Foto asli kami memiliki koefisien RGB yang berkisar antara 0 hingga 255, tetapi nilainya seperti ini akan terlalu tinggi untuk ditangani oleh model kami (mengingat kecepatan pembelajaran pada umumnya), jadi kami menurunkan skalanya dengan faktor  $1./255$ . *Rotation* memutar gambar hingga sudut tertentu secara acak, sesuai dengan nilai sudut yang ditentukan dalam parameter. *Width\_shift* dan *height\_shift* (yang merupakan fraksi dari total lebar maupun tinggi) digunakan dalam rangka menggeser gambar secara acak baik secara vertical maupun horizontal. *Shear range* diterapkan guna melakukan transformasi geser pada gambar secara acak. Selain itu, penggunaan *zoom range* yakni guna melakukan pembesaran gambar secara acak, dan *horizontal flip* digunakan untuk membalik separuh gambar secara acak secara horizontal.

## C. Pemodelan

Pada tahap ini, CNN digunakan oleh peneliti dalam rangka membangun model dengan arsitektur VGG-16 sebagai model pre-trained. Selanjutnya, model CNN dan arsitektur VGG-16 ini dimanfaatkan guna pengklasifikasian tingkat kematangan buah jeruk. Arsitektur VGG-16 dijadikan metode transfer learning. Transfer learning ialah teknik pada CNN yang menggunakan parameter jaringan saraf yang telah dilatih pada dataset dan tugas tertentu untuk digunakan dalam menyelesaikan masalah lain dengan dataset yang berbeda. Pada penelitian ini, model transfer learning yang diterapkan adalah VGG16, yang sebelumnya telah dilatih menggunakan dataset ImageNet.

## D. Testing

Setelah tahap pemodelan selesai, langkah berikutnya adalah melaksanakan proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) pada dataset yang telah disiapkan sebelumnya. Proses ini sangat penting guna melatih model supaya bisa mengidentifikasi pola dan fitur pada data pelatihan, sehingga mampu memberikan prediksi yang akurat pada data baru. Selama pelatihan, model menggunakan fungsi kerugian (*loss function*) untuk menghitung seberapa jauh hasil prediksi model dari nilai sebenarnya.

## E. Evaluation

Langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi menggunakan data yang sepenuhnya baru dan tidak digunakan dalam proses pelatihan maupun pengujian sebelumnya. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam menghadapi data yang belum dikenal, sehingga dapat memberikan gambaran tentang kinerja model dalam aplikasi dunia nyata.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mempergunakan data jeruk dengan total 180 citra jeruk yang kemudian di bagi menjadi tiga kelas, yaitu kelas mentah, matang, dan busuk. dengan masing-masing kelas berisi 60 gambar.

Setelah pengambilan gambar, dilakukan tahap pra-pemrosesan data serta augmentasi untuk meningkatkan kualitas dan keragaman dataset. Pada tahap augmentasi, citra diperbanyak dengan menerapkan teknik *rescale*, *rotation*, *width shift*, *height shift*, *shear range*, *zoom range* dan *horizontal range*, sehingga menghasilkan citra yang lebih bervariasi. Citra yang dihasilkan dalam proses ini memiliki ukuran 224x224 piksel.

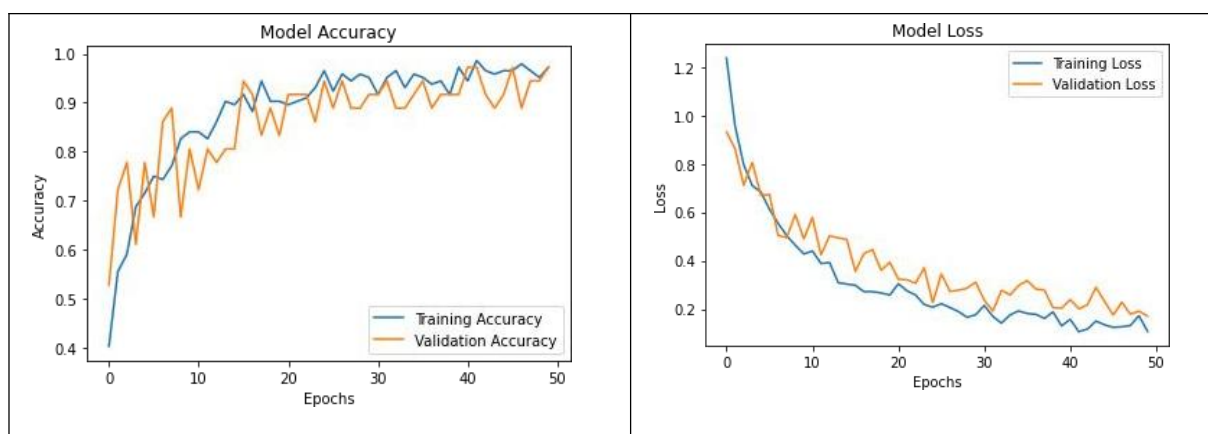
**Table 1.** Teknik Pre-processing

Rescale	1./255
Rotation	20
Width Shift	0.2
Height Shift	0.2
Shear Range	0.2
Zoom Range	0.2
Horizontal Flip	True

Peneliti menggunakan arsitektur VGG16 pada tahap pembuatan model CNN dengan kernel berukuran 3×3 dan ukuran input citra 224×224 piksel. Lapisan akhir dari VGG16 dimodifikasi untuk klasifikasi tiga kelas tingkat kematangan. Pelatihan Model dilatih menggunakan dataset yang telah diproses dengan optimasi learning rate, batch size, dan jumlah epoch. Teknik fine-tuning diterapkan untuk meningkatkan performa.

Setelah tahap pemodelan selesai, langkah berikutnya adalah melaksanakan proses pelatihan (training) dan pengujian (testing) pada dataset yang telah disiapkan sebelumnya. Pelatihan dilakukan secara berulang selama beberapa epoch, di mana satu epoch merepresentasikan satu siklus penuh melalui seluruh dataset pelatihan. Dengan setiap epoch, model secara bertahap meningkatkan kemampuannya dalam memahami pola yang lebih kompleks. Dalam TensorFlow, proses pelatihan dapat dilakukan menggunakan fungsi fit model. Sebelum menjalankan fungsi ini, langkah awal yang perlu dilakukan adalah menentukan jumlah epoch atau iterasi, sebagaimana yang sebelumnya telah dipaparkan. Adapun jumlah epoch yang digunakan di sini, yakni sebanyak 50 epoch.

Berdasarkan pengujian model dengan epoch 50 yang sudah dilakukan, diperoleh hasil akurasi training sebesar 97% serta hasil validasi akurasi sebesar 94%. Grafik yang menggambarkan akurasi dan loss pada pengujian dapat dilihat pada Gambar 2, di mana garis merah merepresentasikan hasil pelatihan (training) dan garis biru menunjukkan hasil validasi.



**Gambar 3.** Garafik Accuracy dan Loss Menggunakan VGG16

Pada tahap evaluasi, sebanyak 3 gambar yang belum pernah diproses oleh model digunakan untuk pengujian. Adapun hasil dari evaluasi menyatakan bahwasanya model dapat memperoleh akurasi



confidence diatas 82%, yang mengindikasikan sejauh mana model mampu melakukan klasifikasi data baru secara baik. Pencapaian ini menunjukkan bahwa model tidak hanya sekedar menghafal data pelatihan, tetapi juga berhasil mengenali dan mengklasifikasikan pola baru secara efektif.

## V. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan dari penelitian ini dapat dipaparkan sebagaimana berikut ini:

1. Penggunaan model VGG-16 pada penelitian ini berhasil dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jeruk terbukti dari hasil percobaan yang dilakukan selama 50 epoch, dengan besar tingkat akurasi pelatihan yakni 97% dan akurasi validasi 94%. Selain itu, tidak ditemukan indikasi overfitting pada penelitian ini, menunjukkan bahwasanya model bisa mempelajari data secara efektif tanpa kehilangan kemampuan generalisasi.
2. Metode ini dapat diimplementasikan sebagai alat bantu otomatis untuk petani dalam menentukan waktu panen yang optimal.

## VI. SARAN

1. Penelitian selanjutnya dapat memperluas dataset dengan berbagai varietas jeruk untuk meningkatkan generalisasi model.
2. Kombinasi VGG16 dengan arsitektur lain seperti ResNet dapat diuji untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model.
3. Penelitian ini memiliki potensi untuk dilakukan pengembangan menjadi aplikasi yang bisa langsung mendeteksi kematangan jeruk melalui pemindaian kamera.

## VII. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. D. Naharsari, *Bercocok Tanam Jeruk*, Cet.1. Azka Mulia Media, 2007.
- [2] D. Handoko D, N. Besman, and Sembiring Hasil, "Penanganan Pascapanen Buah Jeruk," *Pros. Semin. Nas. Teknol. Inov. Pascapanen untuk Pengemb. Ind. Berbas. Pertan.*, vol. 2010, no. August, pp. 486–497, 2005.
- [3] C. Ferani, K. #1, R. Ratri, S. Wardani, and M. T. Kom, "Penerapan VGG16 untuk Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-ray".
- [4] M. Arief, "Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM," *J. Ilmu Komput. dan Desain Komun. Vis.*, vol. 4, no. 1, pp. 9–16, 2019.
- [5] J. Christian and S. I. Al Idrus, "Introduction to Citrus Fruit Ripens Using the Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Learning Method," *Asian J. Appl. Educ.*, vol. 2, no. 3, pp. 459–470, 2023, doi: 10.55927/ajae.v2i3.5003.
- [6] B. Yanto, L. Fimawahib, A. Supriyanto, B. H. Hayadi, and R. R. Pratama, "Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 259, 2021, doi: 10.35314/isi.v6i2.2104.
- [7] A. P. Wibawa, M. Guntur, A. Purnama, M. Fathony Akbar, and F. A. Dwiyanto, "Metode-metode Klasifikasi," *Pros. Semin. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 134–138, 2018.
- [8] S. A. E. ALBAKIA and R. A. Saputra, "Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16," *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, pp. 451–460, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i4.1420.
- [9] M. F. Herlambang, A. N. Hermana, and K. R. Putra, "Pengenalan Karakter Huruf Braille dengan Metode Convolutional Neural Network," *Syst. Inf. Syst. Informatics J.*, vol. 6, no. 2, pp. 20–26, 2021, doi: 10.29080/systemic.v6i2.969.