

# Klasifikasi Jeruk Segar dan Busuk Melalui GLCM dan HSV dengan Menggunakan Metode ANN

Alisyia Kornelia Ulandari<sup>1</sup>, Ghina Kamilah Ramdhani<sup>2</sup>, Wahyuningsih<sup>3</sup>, M. Naufal Arwansyuri<sup>4</sup>, Fitri Bimantoro<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram

E-mail: <sup>1</sup>[alisyiaulandari@gmail.com](mailto:alisyiaulandari@gmail.com), <sup>2</sup>[ghinagr6@gmail.com](mailto:ghinagr6@gmail.com), <sup>3</sup>[wahyuningsi2707@gmail.com](mailto:wahyuningsi2707@gmail.com),  
<sup>4</sup>[arwansyurinaufal@gmail.com](mailto:arwansyurinaufal@gmail.com), <sup>5</sup>[bimo@unram.ac.id](mailto:bimo@unram.ac.id)

**Abstrak** – Evolusi pesat teknologi komputer berdampak besar pada berbagai sektor, termasuk pertanian, di mana inovasi digital memiliki peran yang sangat penting. Dalam penelitian ini, kami membahas klasifikasi kualitas jeruk menggunakan teknik computer vision. Dengan memanfaatkan dataset yang terdiri dari 1.466 gambar jeruk segar dan 1.595 gambar jeruk busuk, penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan HSV untuk mengekstrak informasi tekstur dan warna. Fokusnya adalah menyederhanakan proses klasifikasi berdasarkan warna dan tekstur kulit untuk meningkatkan akurasi. Penelitian ini berpotensi besar untuk meningkatkan penilaian terhadap kualitas jeruk, memberikan keuntungan yang signifikan bagi penjual, pembeli, dan komunitas peneliti di sektor pertanian. Hasil penelitian ini menunjukkan kinerja model yang memuaskan, dengan akurasi mencapai 86,88% dengan penerapan metode ANN.

**Kata Kunci** — ANN, GLCM, HSV, Jeruk

## 1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi komputer, termasuk interaksi antara manusia dan komputer, telah mengalami perkembangan pesat dalam beberapa tahun terakhir. Bahkan dalam sektor pertanian, teknologi komputer telah banyak digunakan, terutama dalam aplikasi seperti deteksi penyakit, pengklasifikasian mutu, penentuan berat, dan identifikasi jenis buah-buahan dan sayuran. Buah-buahan merupakan salah satu kelompok produk pertanian yang memiliki peran penting di Indonesia. Kebanyakan orang menggemari buah-buahan karena kandungan nutrisinya yang bermanfaat bagi kesehatan tubuh [1]. Buah-buahan juga berperan penting dalam perkembangan ekonomi nasional, diantaranya, jeruk adalah buah kedua yang paling banyak dihasilkan setelah pisang [2].

Data dari Kementerian Pertanian RI tahun 2017 mencatat bahwa produksi jeruk mencapai 20.142.06 kilogram dari jumlah tanaman hasil sebanyak 24.135.162 pohon, dengan produktivitas sekitar 83,46 kilogram per pohon. Jeruk juga dikenal memiliki kandungan nutrisi yang sangat baik, terutama vitamin C yang diperlukan oleh manusia untuk menjaga kesehatan tubuh [2]. Setiap buah memiliki ciri-ciri yang digunakan dalam menilai kualitas dan mutunya, seperti ukuran, bentuk, warna kulit, serta potensi kerusakan atau cacat pada buah tersebut [3].

Dalam proses pengklasifikasi mutu buah jeruk, diperlukan pengolahan citra digital buah jeruk. Data citra buah jeruk ini digunakan dalam proses pelatihan sistem untuk kemudian dapat mengklasifikasi kualitas buah. Oleh karena itu, penting untuk menggunakan metode ekstraksi ciri yang efektif untuk mendapatkan informasi tekstur yang berkualitas. Hasil dari proses ekstraksi ciri ini kemudian dimanfaatkan dalam upaya mengklasifikasikan mutu buah jeruk. Dalam konteks ini, data yang digunakan mencakup 1.466 citra buah jeruk segar dan 1.595 citra buah jeruk busuk untuk analisis dan pengolahan [2].

Dalam upaya mengurangi ketidak validitas data, klasifikasi mutu buah jeruk didasarkan pada warna kulitnya, menjadi metode yang digunakan untuk menentukan kualitas buah jeruk. Pendekatan yang saat ini digunakan dalam identifikasi buah jeruk masih bersifat manual atau tradisional, seperti menilai buah berdasarkan warna kulit, tekstur kulit, dan pori-porinya. Namun, pendekatan manual ini memiliki kelemahan karena sifatnya yang subjektif dan tidak konsisten, sehingga tingkat akurasi rendah. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang lebih efisien untuk mengelompokkan buah jeruk berdasarkan tingkat kematangan, terutama dengan mempertimbangkan warna kulitnya. Dengan berkembangnya teknologi komputer, proses ini dapat disederhanakan. Dalam penelitian ini, diterapkan ilmu komputer vision yang dapat membantu individu yang mungkin memiliki pengetahuan terbatas dalam menganalisis citra buah jeruk untuk menilai kualitas buah tersebut [5].

Pada penelitian klasifikasi buah jeruk segar dan busuk menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan HSV, Kombinasi antara ekstraksi fitur GLCM dan fitur warna HSV dapat diterapkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. GLCM adalah metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra, yang berfokus pada hubungan antara intensitas piksel dalam citra. Dalam konteks klasifikasi buah jeruk segar dan busuk, fitur tekstur dapat membantu dalam mengenali perbedaan dalam struktur dan tekstur kulit buah. Sementara itu, model warna HSV digunakan untuk mengekstraksi informasi warna dalam citra. Kombinasi informasi tekstur dan

warna dapat memberikan pemahaman yang lebih lengkap tentang karakteristik buah jeruk. Dengan menggabungkan kedua jenis fitur ini akan memungkinkan untuk menangkap lebih banyak informasi yang relevan dalam citra buah jeruk. Dan juga Seperti yang ditemukan dalam penelitian sebelumnya, penggunaan Entropi dalam ekstraksi fitur dapat meningkatkan akurasi klasifikasi [3].

Oleh karena itu, penerapan Entropi dalam ekstraksi fitur GLCM dapat membantu dalam mengidentifikasi ketidakteraturan tekstur pada citra buah jeruk. Oleh karena itu, solusi yang dapat ditawarkan pada penelitian ini berjudul Klasifikasi Buah Jeruk Segar dan Busuk Menggunakan Ekstraksi Ciri GLCM dan HSV dengan menggunakan metode ANN [10]. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat mengklasifikasi buah segar dan busuk serta menjadi dasar penelitian yang akan datang ataupun menjadi dasar pengetahuan tentang klasifikasi buah segar dan busuk yang dapat membantu penjual, pembeli dan peneliti.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Studi Literatur

Penelitian dimulai dengan studi literatur untuk memahami metode yang akan digunakan. Penulis memilih model berdasarkan perbandingan performa dari studi literatur, mempertimbangkan aspek seperti dataset dan sumberdaya yang diperlukan.

Pada ekstraksi ciri HSV dan RGB dalam Pendeteksian Kematangan Buah Jeruk Dengan Fitur Citra Kulit Buah terdapat 30 dataset sebagai sampel yang dibagi menjadi 3 diantaranya 10 sample jeruk terlalu matang, 10 sample jeruk matang, dan 10 sample jeruk mentah. Pada penelitian ini proses klasifikasi citra kulit jeruk menggunakan aplikasi GUI MATLAB dengan menghasilkan tiga klasifikasi nilai rentang Hue. Warna hijau, yang diwakili oleh rentang nilai Hue antara (30.224 - 68.68), menunjukkan jeruk mentah. Sedangkan, warna kuning kemerahan, dengan nilai Hue antara (11.914 - 29.688), menandakan jeruk yang sudah matang. Terakhir, warna merah tua gelap, dengan nilai Hue antara (0.627-8.991), menunjukkan jeruk yang sudah terlalu matang [7].

Retno melakukan pengujian ciri menggunakan GLCM dengan memanfaatkan metode ANN pada 103 citra jeruk, yang terdiri 4 jenis penyakit yaitu Scab, Canker, Black Spot (bintik hitam) dan Greening. Penelitian ini menunjukkan bahwa penambahan Entropi dapat meningkatkan tingkat akurasi sebanyak 6,73%. Dimana, akurasi tanpa Entropi adalah 71,09%, sedangkan dengan Entropi mencapai 77,82%. Hal ini menunjukkan bahwa Entropi memiliki pengaruh yang besar dalam meningkatkan akurasi dengan mengidentifikasi ketidakteraturan tekstur pada setiap citra [8].

Pada penelitian kematangan buah jeruk menggunakan metode naive bayes dengan melakukan ekstraksi fitur GLCM. Penelitian ini menggunakan dataset citra jeruk sebanyak 130 citra. Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan kematangan buah jeruk keprok dengan sukses menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan metode Naïve Bayes. Sistem ini efektif dan efisien. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah menambahkan fitur seperti LBP dan dataset yang lebih besar [9].

Penelitian berikutnya Klasifikasi Citra Buah berbasis fitur warna HSV dengan memanfaatkan metode SVM untuk melakukan klasifikasi buah. Datasetnya berisi buah apel, jeruk, dan semangka berjumlah 97 citra yang berasal dari vicos.si dan dari google image. Didapatkan fitur model warna HSV, dengan cara konversi RGB ke HSV kemudian dibentuk Histogram HSV dengan 16 bin hue, 4 bin saturation, dan 4 bin value. Klasifikasi buah dengan menggunakan fitur HSV dan similarity dengan SVM sebagai metodenya diketahui hasil klasifikasi yang cukup baik, yaitu sebesar 100% [6].

Dari studi literatur yang telah dilakukan, klasifikasi buah jeruk melibatkan beberapa metode dan pendekatan untuk meningkatkan akurasi. Penelitian yang menggunakan fitur warna HSV dalam klasifikasi buah jeruk segar dan busuk mencapai akurasi yang cukup tinggi. Demikian pula, penggunaan GLCM dalam ekstraksi ciri pada beberapa penelitian klasifikasi buah segar dan busuk juga memberikan hasil akurasi yang tinggi.

Dari beberapa studi literatur yang telah dilakukan, penelitian ini bertujuan melakukan klasifikasi buah jeruk segar dan busuk dengan menggunakan metode ANN. Pendekatan ini melibatkan ekstraksi fitur menggunakan HSV dan GLCM, diharapkan dapat menjadi pendekatan yang komprehensif dalam mengklasifikasikan buah jeruk segar dan busuk. Pendekatan ini diharapkan mampu memanfaatkan informasi warna dan tekstur secara optimal.

### 2.2 Data

Pada penelitian ini menggunakan dataset buah jeruk yang diambil dari *source* [kaggle](#) yang terdiri dari dua kelas yaitu buah jeruk segar dan buah jeruk busuk, dimana masing masing kelas terdiri dari 1466 citra buah segar dan 1595 citra buah busuk. citra dataset buah jeruk segar dan busuk ditampilkan pada Gambar 1. dan Gambar 2.



Gambar 1. Citar Buah Jeruk Segar

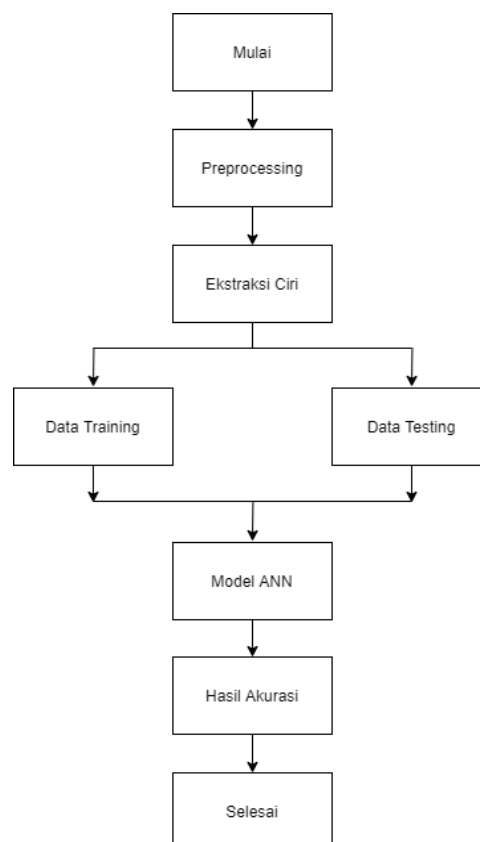


Gambar 2. Citra Buah Jeruk Busuk

Pada dataset dilakukan tahap preprocessing dimana dilakukan *rename* terhadap nama citra, kemudian dilakukan *resize* terhadap citra menjadi ukuran 128x128 piksel.

### 2.3 Perancangan Sistem

Perancangan sistem yang kami ajukan sesuai dengan diagram pada gambar 3. Dari Gambar 3. terlihat bahwa langkah awalnya adalah melakukan tahap *preprocessing* data pada citra dimana dilakukan *resize* pada citra dengan ukuran 128x128 piksel. Selanjutnya, citra tersebut akan dilakukan ekstraksi ciri menggunakan HSV dan GLCM, kemudian hasilnya akan disimpan dalam format CSV yang akan digunakan untuk melakukan klasifikasi buah jeruk segar dan busuk menggunakan metode ANN.



Gambar 3. Diagram Alur Kerja Sistem

## 2.4 Skenario Pengujian

Arsitektur pengujian melibatkan tiga jenis arsitektur yang berbeda. Setiap arsitektur menggunakan layer dense dengan jumlah neuron yang berbeda-beda. Perbedaan jumlah neuron ini dapat mempengaruhi kapasitas dan kompleksitas model. Rincian dari ketiga arsitektur tersebut dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 1. Arsitektur Pengujian

Arsitektur	Danse
Arsitektur 1	Danse 128, Danse 2
Arsitektur 2	Danse 64, Danse 2
Arsitektur 3	Danse 32, Danse 2

Skenario pengujian melibatkan 12 percobaan yang terbagi dalam tiga arsitektur berbeda. Setiap arsitektur menjalani empat skenario yang berbeda, dengan variasi rasio data latih (70:30 dan 80:20), serta penerapan dropout sebanyak 20% dan 50%. Penggunaan dropout pada tingkat 20% dan 50% diharapkan dapat membantu mengurangi risiko overfitting pada model yang digunakan. Dropout 20% dapat meningkatkan kapasitas model, memungkinkannya memahami pola yang lebih kompleks, sedangkan dropout 50% dapat membuat model lebih tahan terhadap variasi dan noise. Rincian dari ke-12 percobaan tersebut dapat ditemukan pada tabel di bawah ini:

Tabel 2. Skenario Percobaan

Skenario	Skenario Percobaan	Arsitektur
Skenario 1	Split train:test = 70:30	Arsitektur 1
	Dropout: 20%	
Skenario 2	Split train:test = 70:30	Arsitektur 1
	Dropout: 50%	
Skenario 3	Split train:test = 80:20	Arsitektur 1
	Dropout: 20%	
Skenario 4	Split train:test = 80:20	Arsitektur 1
	Dropout: 50%	
Skenario 5	Split train:test = 70:30	Arsitektur 2
	Dropout: 20%	
Skenario 6	Split train:test = 70:30	Arsitektur 2
	Dropout: 50%	
Skenario 7	Split train:test = 80:20	Arsitektur 2
	Dropout: 20%	
Skenario 8	Split train:test = 80:20	Arsitektur 2
	Dropout: 50%	
Skenario 9	Split train:test = 70:30	Arsitektur 3
	Dropout: 20%	
Skenario 10	Split train:test = 70:30	Arsitektur 3
	Dropout: 50%	
Skenario 11	Split train:test = 80:20	Arsitektur 3
	Dropout: 20%	
Skenario 12	Split train:test = 80:20	Arsitektur 3
	Dropout: 50%	

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Percobaan dilakukan dengan menggunakan beberapa arsitektur sesuai dengan skenario yang telah dibuat. Hasil percobaan dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 1. Arsitektur Pengujian

Arsitektur	Train	Test
Skenario 1	85,15%	85,09%
Skenario 2	85,34%	85,31%
Skenario 3	81,51%	81,17%
Skenario 4	83,28%	83,67%

---

Skenario 5	82,16%	83,13%
Skenario 6	72,92%	70,94%
Skenario 7	84,92%	83,19%
Skenario 8	82,18%	80,42%
Skenario 9	86,88%	86,13%
Skenario 10	83,70%	84,01%
Skenario 11	79,04%	77,97%
Skenario 12	71,28%	71,77%

---

Pemilihan rasio split data menjadi 80% untuk data train dan 20% untuk data testing diterapkan karena pertimbangan dataset yang digunakan tidak terlalu bervariasi dan kompleksitas masalah tidak terlalu tinggi.

Pembagian data 70% untuk data train dan 30% untuk data testing merupakan hal umum yang terbukti efektif dalam pembangunan model seperti dalam kasus klasifikasi buah jeruk segar dan busuk ini. pembagian data ini disesuaikan dengan ukuran dataset dan kebutuhan dalam proses pengerjaan dan juga membantu mengurangi *overfitting*.

Dengan pemberian 70% data untuk train, model memiliki kesempatan yang lebih baik untuk memahami pola dan fitur dalam data yang dapat meningkatkan kemampuannya untuk membuat prediksi yang akurat. split data 30% untuk testing memberikan ukuran yang cukup besar untuk mengevaluasi kinerja model dengan baik. Jumlah ini dianggap cukup untuk memberikan gambaran yang valid tentang seberapa baik model dapat menggeneralisasi pada data.

Dari 12 percobaan pada tabel di atas dilakukan 50 *epoch* percobaan dan dapat disimpulkan bahwa akurasi tertinggi didapat pada skenario 9 dengan menggunakan Arsitektur 3 yaitu Dense 32 dengan *split* data *train* dan *test* sebesar 70:30 dan menggunakan *dropout* 20%. Pada skenario 9 menghasilkan akurasi yang cukup baik yaitu sebesar 86,88% pada train-nya dan 86,13 pada test-nya. Dapat dilihat juga penggunaan dropout 50% cenderung merugikan performa model terutama pada skenario 5, 10, dan 12. Hal ini menunjukkan bahwa dropout yang terlalu tinggi dapat mengurangi kapasitas model untuk belajar.

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, performa terbaik didapatkan pada percobaan ke-9 setelah dilakukan 12 kali percobaan. Percobaan ini melibatkan penggunaan skenario pembagian data train dan test 70:30 dan menerapkan arsitektur model ke-3. Skenario pembagian data 70:30 memberikan hasil yang optimal. Dengan menggunakan 70% data untuk train dan 30% untuk testing, model mampu menghasilkan akurasi yang baik pada dataset. Pemilihan arsitektur model ke-3 memberikan kontribusi positif terhadap peningkatan performa. Ini menunjukkan bahwa desain arsitektur model secara spesifik berpengaruh pada hasil akhir. Didapatkan hasil akurasi pada data train sebesar 86,88% dan hasil akurasi pada data testing sebesar 86,13%. Ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya dapat mempelajari dengan baik dari data train, tetapi juga mampu menggeneralisasi data dengan baik. Dapat disimpulkan bahwa model yang dikembangkan telah mengalami optimasi dengan baik dan mampu memberikan kinerja yang memuaskan dalam penelitian klasifikasi buah jeruk segar dan busuk.

#### 5. SARAN

Saran untuk penelitian selanjutnya perlu dicoba lebih beragam lagi ekstraksi ciri yang digunakan untuk mendapatkan kombinasi fitur yang lebih baik. Penelitian ini juga dapat dikembangkan dengan metode lain kedepannya seperti Convolutional Neural Network (CNN).

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Napitu, R. Paramita Panjaitan, P. A. Nulhakim, and M. Khalik Lubis, "Klasifikasi Buah Jeruk Segar dan Busuk Berdasarkan RGB dan HSV Menggunakan Metode KNN," *J. SAINTEKOM*, vol. 13, no. 2, pp. 214–221, 2023, doi: 10.33020/saintekom.v13i2.420.
- [2] R. Widodo, A. W. Widodo, and A. Supriyanto, "Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 11, pp. 5769–5776, 2018, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/3420>
- [3] A. Hadinegoro and D. A. Rizaldilhi, "Pengaruh HSV Pada Pengolahan Citra Untuk Kematangan Buah Cabai," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 155–163, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1020.

- 
- [4] K. Komal, “GLCM Algorithm and SVM Classification Method for Orange Fruit Quality Assessment,” *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 8, no. 09, pp. 697–703, 2019, [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/7e8c0e774b93e518201cd05055ed97fdf61a23c1>
- [5] K. P. Siwilopo and H. Marcos, “Membandingkan Klasifikasi Pada Buah Jeruk Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan K-Nearest Neighbor,” *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 57–64, 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i1.9068.
- [6] Meiriyama, “Klasifikasi Citra Buah berbasis fitur warna HSV dengan klasifikatorSVM,” *J. Komput. Terap.*, vol. 4, no. 1, pp. 50–61, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.pcr.ac.id>
- [7] R. Rahmadewi, G. L. Sari, and H. Firmansyah, “Pendeteksian Kematangan Buah Jeruk Dengan Fitur Citra Kulit Buah Menggunakan Transformasi Ruang Warna HSV,” *JTEV (Jurnal Tek. Elektro dan Vokasional)*, vol. 5, no. 1.1, p. 166, 2019, doi: 10.24036/jtev.v5i1.1.107560.
- [8] R. Wahyusari, S. Nuralimah, P. Studi Informatika, and S. Tinggi Teknologi Ronggolawe, “Classification of Citrus Disease Using Feature Extraction Co-Occurrence Matrix (GLCM) and Neural Network (NN) Algorithms,” *Pros. SENDIKO (Seminar Nas. Has. Penelit. Pengabdi. Masy. Bid. Ilmu Komputer)*, vol. 2, pp. 90–96, 2023.
- [9] A. R. K. Haba and K. C. Pelangi, “Sistem Cerdas Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Ekstraksi Glcm Dengan Metode Naïve Bayes,” *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 5, no. 2, 2019, doi: 10.26905/jtmi.v5i2.3935.
- [10] A. W. Putri, “Implementasi Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat,” *MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 344–350, 2021, doi: 10.26740/mathunesa.v9n2.p344-350.