



Identifikasi Jenis Buah Apel berdasarkan Ekstraksi Ciri Warna Fitur HSV dengan Model Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Ayu Ratna Juwita¹, Cici Emilia Sukmawati¹, Adi Rizky Pratama¹, Resi Sujiwo Bijokangko², Agung Susilo Yudha Irawan³

¹Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang, Indonesia

²Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia

³Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Informatika, Universitas Singaperbangsa, Karawang, Indonesia

Email: ¹*ayurj@ubpkarawang.ac.id, ²cici.emilia@ubpkarawang.ac.id, ³adi.rizky@ubpkarawang.ac.id,

⁴67325010004@student.mercubuana.ac.id, ⁵agung@unsika.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ayurj@ubpkarawang.ac.id

Abstrak—Identifikasi jenis buah apel secara otomatis merupakan salah satu tantangan dalam bidang pengolahan citra digital, terutama akibat kemiripan karakteristik visual antar varietas dan pengaruh kondisi pencahayaan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis buah apel berbasis ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) yang dikombinasikan dengan fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) serta diklasifikasikan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Multilayer Perceptron (MLP). Proses penelitian diawali dengan segmentasi citra apel menggunakan metode Otsu thresholding untuk memisahkan objek dari latar belakang, dilanjutkan dengan ekstraksi fitur warna HSV dan fitur tekstur berupa contrast dan energy. Data fitur yang diperoleh kemudian dinormalisasi menggunakan StandardScaler dan dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Model MLP dilatih dengan dua lapisan tersembunyi berukuran 64 dan 32 neuron, menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan algoritma optimasi Adam dengan maksimum 500 epoch. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mencapai akurasi klasifikasi sebesar 87,5% pada data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna HSV dan tekstur GLCM yang diklasifikasikan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation cukup efektif dalam mengidentifikasi jenis buah apel, meskipun masih terdapat tantangan pada kelas-kelas yang memiliki kemiripan karakteristik warna.

Kata Kunci: Pengolahan Citra; HSV; GLCM; Jaringan Syaraf Tiruan; Klasifikasi Apel

Abstract—Automatic identification of apple varieties is one of the challenges in the field of digital image processing, especially due to the similarity of visual characteristics between varieties and the influence of lighting conditions. This study aims to develop an apple variety classification system based on color feature extraction in the HSV (Hue, Saturation, Value) color space combined with Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) texture features and classified using a Multilayer Perceptron (MLP) Artificial Neural Network. The research process begins with apple image segmentation using the Otsu thresholding method to separate objects from the background, followed by extraction of HSV color features and texture features in the form of contrast and energy. The obtained feature data is then normalized using StandardScaler and divided into training data of 80% and test data of 20%. The MLP model is trained with two hidden layers of 64 and 32 neurons, using the ReLU activation function and the Adam optimization algorithm with a maximum of 500 epochs. The test results show that the developed system is able to achieve a classification accuracy of 87.5% on the test data. These results indicate that the combination of HSV color features and GLCM texture classified using Backpropagation Neural Network is quite effective in identifying apple types, although there are still challenges in classes that have similar color characteristics.

Keywords: Image Processing; HSV; GLCM; Artificial Neural Network; Apple Classification

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan kekayaan sumber daya alam yang melimpah, termasuk beragam jenis tanaman buah-buahan yang memiliki nilai ekonomi tinggi [1]. Salah satu komoditas buah yang paling banyak digemari masyarakat Indonesia adalah apel (*Malus domestica*). Buah apel tidak hanya dikenal karena cita rasanya yang segar, tetapi juga karena kandungan nutrisinya yang kaya, seperti vitamin C, serat pangan, dan antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan tubuh [2]. Tingginya permintaan terhadap komoditas apel menjadikan buah ini memiliki nilai pasar yang signifikan, baik di pasar lokal maupun internasional [1]. Apel umumnya menampilkan warna merah saat mencapai kematangan optimal, meskipun variasi warna antarvarietasnya sangat beragam, mulai dari merah gelap, merah muda, merah marun, hingga merah kekuningan dan hijau [3]. Kemiripan karakteristik visual antarvarietasnya tersebut seringkali menyulitkan proses identifikasi secara manual, baik oleh konsumen umum maupun pelaku industri pertanian, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan dalam pemilihan dan pengelompokan jenis apel.

Seiring berkembangnya teknologi informasi, khususnya di bidang pengolahan citra digital (digital image processing) dan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI), proses identifikasi jenis buah dapat dilakukan secara otomatis dan lebih akurat. Tinjauan sistematis terhadap 56 artikel ilmiah yang diterbitkan antara tahun 2015 hingga 2024 menunjukkan bahwa sistem berbasis computer vision telah terbukti efektif dalam mendukung proses inspeksi dan klasifikasi buah di berbagai lingkungan, mulai dari kebun, lini produksi industri, hingga titik konsumsi akhir seperti supermarket dan rumah tangga [4]. Studi terbaru menunjukkan bahwa penggunaan teknologi machine vision dengan ekstraksi fitur yang tepat dapat meningkatkan efisiensi deteksi dan grading kualitas buah secara signifikan [5]. Secara khusus, penggunaan ruang warna HSV dalam tahap preprocessing sebelum ekstraksi fitur terbukti mempermudah proses identifikasi warna buah, khususnya dalam membedakan tingkat kematangan dan jenis buah yang memiliki kemiripan visual tinggi, karena ruang warna HSV lebih sederhana dalam memisahkan informasi intensitas cahaya dari informasi warna dibandingkan ruang warna RGB [6]. Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk mengklasifikasikan jenis apel berbasis citra, di antaranya adalah metode K-Means Clustering, K-Nearest Neighbor (KNN), Jaringan Syaraf Tiruan



(JST), dan Convolutional Neural Network (CNN). Metode-metode tersebut bekerja dengan mengekstraksi fitur visual dari citra buah, seperti fitur warna, bentuk, dan tekstur, yang kemudian dijadikan dasar proses klasifikasi [7].

Berbagai penelitian terdahulu telah menerapkan metode-metode tersebut dalam klasifikasi dan identifikasi buah. Yolanda dkk. melakukan identifikasi apel Fuji dan apel hijau menggunakan algoritma K-Means Clustering untuk proses segmentasi citra dan berhasil mencapai akurasi sebesar 95% [8]. Suryanti dan Rohman menerapkan metode KNN dengan memanfaatkan fitur warna dan bentuk untuk mengklasifikasikan kualitas apel dengan akurasi terbaik sebesar 88,37% [9]. Abdullah dkk. mengklasifikasikan tujuh jenis apel menggunakan kombinasi fitur RGB, HSV, dan histogram dengan algoritma KNN melalui library Scikit-Learn, dan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 96,9% [10]. Pada domain klasifikasi buah lain yang relevan secara metodologis, penelitian menggunakan kombinasi fitur tekstur GLCM dan warna LAB dengan JST berhasil mengklasifikasikan kandungan nutrisi buah pisang dengan akurasi mencapai 98% [11], sementara penerapan JST dengan fitur GLCM untuk klasifikasi kematangan buah pepaya berhasil mencapai akurasi 100% pada data uji [12]. Selain itu, penerapan JST berbasis fitur warna kulit untuk klasifikasi buah kelapa berhasil mencapai akurasi 96,66% pada data uji [13]. Penelitian-penelitian tersebut mengonfirmasi bahwa kombinasi fitur warna dan tekstur GLCM yang diklasifikasikan menggunakan JST merupakan pendekatan yang kuat dan konsisten dalam berbagai domain klasifikasi buah. Di sisi lain, penelitian menggunakan CNN untuk deteksi kematangan buah pepaya juga menunjukkan hasil yang menjanjikan [14], namun pendekatan deep learning berbasis CNN umumnya memerlukan dataset yang jauh lebih besar dan sumber daya komputasi yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan berbasis ekstraksi fitur konvensional dengan JST.

Berdasarkan kesenjangan (gap) penelitian tersebut, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Metode K-Means Clustering bersifat unsupervised sehingga kurang optimal untuk klasifikasi multikelas yang memerlukan presisi tinggi. Metode KNN memiliki kelemahan pada kompleksitas komputasi yang tinggi seiring bertambahnya jumlah data latih dan kurang robust terhadap variasi pencahayaan. Pendekatan CNN walaupun akurat memerlukan dataset besar dan sumber daya komputasi yang tidak selalu tersedia. Sebagian besar penelitian sebelumnya juga belum mengoptimalkan kombinasi fitur warna dan tekstur secara bersamaan dalam satu model yang mampu belajar secara adaptif dari data dengan jumlah yang terbatas. Penelitian ini mengusulkan pendekatan yang mengombinasikan ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) dengan fitur tekstur GLCM, yang diklasifikasikan menggunakan model Jaringan Syaraf Tiruan MLP dengan algoritma pelatihan Backpropagation. Ruang warna HSV dipilih karena merepresentasikan persepsi warna manusia secara lebih alami dan lebih stabil terhadap variasi intensitas pencahayaan dibandingkan dengan ruang warna RGB [3]. JST Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran terawasi (supervised learning) yang mampu mengenali pola-pola kompleks melalui proses pelatihan iteratif dengan menyesuaikan bobot antarlapisan neuron secara adaptif [15]. Jaringan ini tersusun atas unit-unit pemrosesan sederhana yang disebut neuron, yang saling terhubung melalui bobot koneksi dan terorganisasi dalam lapisan masukan, lapisan tersembunyi, serta lapisan keluaran [15]. Dengan kemampuan tersebut, model ini diharapkan mampu mengatasi keterbatasan metode-metode sebelumnya, khususnya dalam mengklasifikasikan jenis apel yang memiliki kemiripan karakteristik warna tinggi, sekaligus lebih efisien secara komputasi dibandingkan pendekatan deep learning seperti CNN [5].

Tujuan dari penelitian ini adalah merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi otomatis jenis buah apel berbasis ekstraksi fitur warna HSV dan tekstur GLCM menggunakan model JST Backpropagation, serta mengevaluasi tingkat akurasi yang dihasilkan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem identifikasi citra buah yang lebih akurat dan efisien, khususnya untuk mengurangi kesalahan klasifikasi akibat kemiripan visual antarvarietas apel, sekaligus membuka peluang penerapan sistem serupa pada sektor pertanian dan industri pangan berbasis kecerdasan buatan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

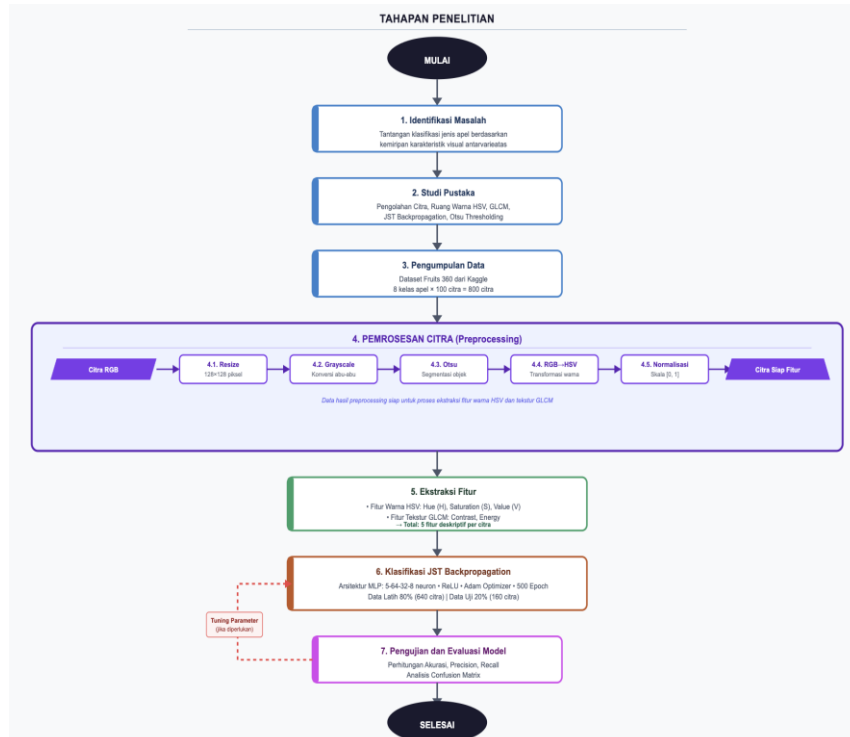
2.1 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah citra digital buah apel yang terdiri dari delapan kelas varietas, yaitu Apel Braeburn, Apel Crimson Snow, Apel Golden, Apel Granny Smith, Apel Pink Lady, Apel Merah, Apel Busuk, dan Apel Hancur. Pemilihan kelas Apel Busuk dan Apel Hancur dilakukan untuk memperluas cakupan klasifikasi sekaligus menguji kemampuan model dalam membedakan kondisi buah yang baik dan yang telah mengalami kerusakan. Setiap kelas terdiri dari 100 citra sehingga total dataset berjumlah 800 citra. Dataset diperoleh dari platform Kaggle melalui koleksi Fruits 360, yang merupakan dataset publik terstruktur berisi lebih dari 70.000 citra buah-buahan dalam berbagai kategori [7]. Dataset ini dipilih karena kelengkapan variasi kelas apel, konsistensi kondisi pengambilan gambar, serta kesesuaiannya untuk penelitian klasifikasi citra berbasis pembelajaran mesin.

Proses pengambilan citra dalam dataset ini dilakukan di ruangan dengan pencahayaan terkontrol menggunakan light box yang dilengkapi lampu LED putih 20 Watt agar intensitas cahaya stabil dan bayangan objek dapat diminimalisir. Kamera digital dengan resolusi 4160×2336 piksel dipasang secara tetap pada tripod dengan jarak sekitar 40 cm dari objek buah apel. Setiap jenis apel ditempatkan di atas permukaan berwarna hitam matte agar latar belakang tidak memantulkan cahaya sehingga memudahkan proses segmentasi. Setiap kelas berisi 100 citra yang diambil dari beberapa sudut pandang berbeda guna memastikan variasi data yang cukup dalam proses pelatihan model.

2.2 Tahapan Penelitian

Metodologi penelitian ini meliputi beberapa tahapan yang dilaksanakan secara sistematis, yaitu identifikasi masalah, studi pustaka, pengumpulan data, pemrosesan citra (preprocessing), ekstraksi fitur, klasifikasi menggunakan JST Backpropagation, serta pengujian dan evaluasi model. Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran terawasi (supervised learning) yang umumnya digunakan pada jaringan Multilayer Perceptron (MLP), dengan tujuan menyesuaikan bobot-bobot yang menghubungkan neuron-neuron pada lapisan tersembunyi secara iteratif berdasarkan nilai kesalahan prediksi yang diperoleh [15]. Algoritma ini memiliki kemampuan dalam mengenali pola yang kompleks selama proses pelatihan, serta mampu merespons data masukan yang mirip namun tidak identik, sehingga dapat meningkatkan performa generalisasi model [16][17]. Tahapan penelitian yang diterapkan ditunjukkan pada Gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, meliputi beberapa tahapan yang dilaksanakan secara sistematis, yaitu identifikasi masalah, studi pustaka, pengumpulan data, pemrosesan citra, ekstraksi fitur, klasifikasi menggunakan JST Backpropagation, serta pengujian dan evaluasi model.

2.3 Identifikasi masalah

Tahapan awal dalam penelitian ini dimulai dengan proses identifikasi dan perumusan masalah. Identifikasi masalah berperan sebagai langkah awal untuk memahami persoalan yang akan diteliti, sekaligus menilai apakah permasalahan tersebut dapat diselesaikan melalui pendekatan komputasi berbasis pengolahan citra dan kecerdasan buatan. Pada penelitian ini, fokus identifikasi diarahkan pada tantangan dalam membedakan jenis buah apel secara visual, mengingat tingginya kemiripan karakteristik warna antarvarietas. Berdasarkan hasil identifikasi tersebut, permasalahan yang diangkat adalah bagaimana melakukan identifikasi otomatis jenis buah apel berdasarkan ekstraksi ciri warna HSV dan tekstur GLCM menggunakan model JST Backpropagation.

2.4 Studi Pustaka

Setelah permasalahan dirumuskan, langkah selanjutnya adalah mengkaji teori-teori dan konsep-konsep yang dijadikan sebagai landasan teoritis. Kajian pustaka dalam penelitian ini berfokus pada lima aspek utama yang sesuai dengan kata kunci penelitian, yaitu pengolahan citra digital, ruang warna HSV, fitur tekstur GLCM, Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation, dan metode segmentasi citra.

Pengolahan citra digital merupakan proses manipulasi dan analisis data citra menggunakan metode komputasi untuk mengekstrak informasi yang relevan dari gambar. Pendekatan berbasis pengolahan citra digital telah banyak diterapkan pada berbagai domain klasifikasi objek pertanian, termasuk buah-buahan, dengan hasil yang konsisten dan menjanjikan [5]. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk mengenali dan membedakan objek berdasarkan karakteristik visualnya secara otomatis tanpa ketergantungan pada pengamatan manual yang bersifat subjektif dan tidak konsisten.



Ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) merupakan model representasi warna yang memisahkan informasi warna dominan (Hue), tingkat kejenuhan warna (Saturation), dan tingkat kecerahan (Value), sehingga lebih stabil terhadap variasi pencahayaan dibandingkan ruang warna RGB [3]. Penelitian terbaru mengonfirmasi bahwa konversi citra buah apel dari ruang warna RGB ke HSV sebelum proses ekstraksi fitur terbukti efektif dalam menyederhanakan pemisahan informasi intensitas cahaya dari informasi warna, sehingga meningkatkan konsistensi hasil ekstraksi fitur pada kondisi pencahayaan yang bervariasi [6]. Kanal Hue pada ruang warna HSV secara khusus merepresentasikan panjang gelombang warna dominan yang terlihat oleh mata manusia, sehingga menjadi fitur yang sangat informatif dalam membedakan jenis buah apel yang memiliki variasi warna kulit dominan yang berbeda antarvarietasnya.

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode ekstraksi fitur tekstur yang menggambarkan hubungan statistik antara pasangan piksel pada posisi tertentu dalam citra, menghasilkan parameter seperti contrast, energy, homogeneity, dan correlation [18]. Kombinasi fitur tekstur GLCM dengan fitur warna telah terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi buah secara signifikan dibandingkan penggunaan salah satu fitur secara terpisah. Penelitian pada buah pisang menggunakan kombinasi fitur tekstur GLCM dan warna LAB dengan JST menghasilkan akurasi hingga 98% [11], sementara pada buah pepaya dengan fitur GLCM dan JST diperoleh akurasi 100% pada data uji [12]. Hal ini mengindikasikan bahwa GLCM mampu menangkap informasi permukaan buah yang tidak dapat direpresentasikan oleh fitur warna saja, khususnya dalam membedakan tekstur permukaan buah yang sehat dengan yang telah mengalami kerusakan atau pembusukan.

Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation adalah algoritma pembelajaran yang bekerja dengan cara menyebarkan nilai kesalahan dari lapisan keluaran kembali ke lapisan masukan untuk memperbarui bobot koneksi antar neuron secara iteratif hingga diperoleh nilai kesalahan yang minimum [15]. Algoritma ini telah terbukti efektif pada berbagai tugas klasifikasi citra buah karena kemampuannya dalam mengenali pola-pola kompleks dari data fitur yang diekstraksi, serta mampu beradaptasi terhadap variasi data masukan yang beragam [17]. Keunggulan JST Backpropagation dibandingkan metode deep learning seperti CNN terletak pada kebutuhan komputasi yang lebih rendah dan kemampuannya menghasilkan performa yang baik bahkan pada dataset berukuran sedang, sehingga lebih praktis untuk diterapkan dalam lingkungan dengan keterbatasan sumber daya komputasi [5].

Metode segmentasi citra Otsu Thresholding merupakan teknik penentuan nilai ambang batas secara otomatis berdasarkan distribusi intensitas piksel pada citra untuk memisahkan objek dari latar belakang [19]. Metode ini dipilih karena tidak memerlukan penentuan ambang batas secara manual dan terbukti efektif dalam memisahkan objek buah dari latar belakang pada kondisi pencahayaan terkontrol, sebagaimana telah divalidasi pada penelitian klasifikasi buah apel menggunakan HSV [6] maupun pada klasifikasi buah lainnya [12].

2.5 Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini diperoleh melalui sumber data sekunder berupa dataset citra digital buah apel. Data diperoleh dari dataset Fruits 360 yang tersedia di platform Kaggle. Dataset ini dipilih karena kelengkapan dan keterstrukturannya yang tinggi, serta kesesuaiannya untuk penelitian klasifikasi citra pada jenis buah-buahan termasuk apel [7]. Dari dataset tersebut, dipilih 800 citra yang terdiri dari delapan kelas apel dengan masing-masing 100 citra per kelas. Teknik pengumpulan data dilakukan menggunakan studi kepustakaan dengan mempelajari literatur dan jurnal penelitian yang berkaitan dengan permasalahan yang dibahas.

2.6 Pemrosesan Citra (Preprocessing)

Tahap preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum dianalisis lebih lanjut. Proses ini meliputi penyesuaian ukuran gambar (resizing) ke dimensi yang seragam, segmentasi citra menggunakan metode Otsu Thresholding untuk memisahkan objek buah apel dari latar belakang, serta normalisasi nilai piksel. Metode Otsu Thresholding dipilih karena kemampuannya dalam menentukan nilai ambang batas secara otomatis berdasarkan distribusi intensitas piksel pada citra, sehingga menghasilkan pemisahan objek dan latar belakang yang optimal tanpa memerlukan penentuan ambang batas secara manual [14]. Hasil segmentasi menunjukkan bahwa seluruh citra apel sehat berhasil dipisahkan dari latar belakang dengan baik, sedangkan apel busuk dan hancur menunjukkan area gelap tidak seragam yang tetap dapat teridentifikasi oleh sistem.

2.7 Ekstraksi Fitur

Setelah proses segmentasi selesai, citra apel yang telah dipisahkan dari latar belakang dikonversi ke dalam ruang warna HSV. Nilai rata-rata dari masing-masing kanal H, S, dan V diekstraksi sebagai fitur utama warna dari setiap citra. Kanal Hue (H) merepresentasikan jenis warna dominan pada kulit apel, kanal Saturation (S) menunjukkan tingkat kejenuhan warna yang berkaitan dengan kesegaran buah, sedangkan kanal Value (V) menunjukkan tingkat kecerahan citra yang dapat berkaitan dengan kematangan atau kondisi pencahayaan saat pengambilan gambar.

Selain fitur warna, dilakukan pula ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM untuk memperkuat representasi karakteristik permukaan buah. Dua parameter tekstur yang digunakan adalah contrast yang mengukur tingkat perbedaan intensitas antarpiksel, dan energy yang mengukur homogenitas tekstur permukaan buah [18]. Fitur-fitur tekstur ini diekstraksi dari kanal citra abu-abu (grayscale) hasil segmentasi. Kombinasi ketiga fitur HSV dan dua fitur GLCM menghasilkan total 5 fitur deskriptif per citra, yaitu H, S, V, contrast, dan energy, yang selanjutnya digunakan sebagai masukan model klasifikasi.

2.8 Klasifikasi Menggunakan JST Backpropagation

Sebelum proses pelatihan, seluruh data fitur dinormalisasi menggunakan metode StandardScaler untuk menyamakan skala setiap fitur sehingga memiliki nilai rata-rata nol dan simpangan baku satu. Data kemudian dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Model JST yang digunakan adalah Multilayer Perceptron (MLP) dengan arsitektur dua lapisan tersembunyi, di mana lapisan pertama terdiri dari 64 neuron dan lapisan kedua terdiri dari 32 neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah Rectified Linear Unit (ReLU) karena kemampuannya mempercepat konvergensi dan mengatasi permasalahan vanishing gradient. Proses optimasi bobot jaringan menggunakan algoritma Adam dengan jumlah iterasi maksimum sebanyak 500 epoch. Implementasi sistem dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan library Scikit-Learn.

2.9 Pengujian dan Evaluasi

Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan jenis buah apel dengan tepat berdasarkan fitur warna HSV dan tekstur GLCM. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menghitung nilai akurasi, yaitu persentase jumlah prediksi yang sesuai antara label sebenarnya dengan hasil klasifikasi model. Selain akurasi, evaluasi juga ditampilkan dalam bentuk Confusion Matrix untuk menggambarkan distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas apel secara lebih rinci. Pengujian dilakukan dengan memvariasikan jumlah epoch dan batch size untuk menganalisis pengaruhnya terhadap performa model.

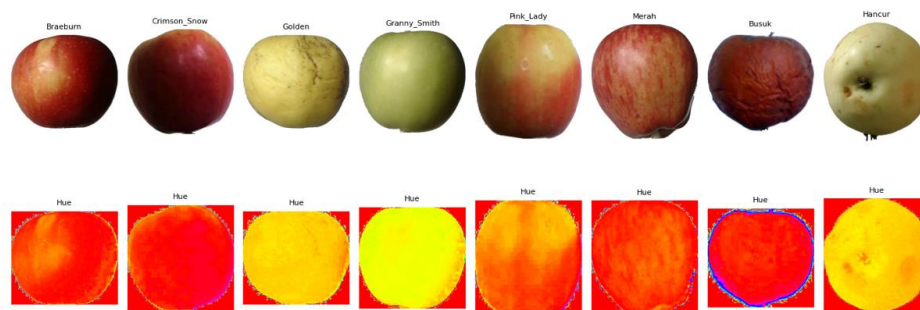
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi jenis buah apel berdasarkan karakteristik warna yang diambil dari fitur HSV dan tekstur GLCM menggunakan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation. Dataset yang digunakan terdiri atas delapan kelas apel, yaitu Apel Braeburn, Apel Crimson Snow, Apel Golden, Apel Granny Smith, Apel Pink Lady, Apel Merah, Apel Busuk, dan Apel Hancur, dengan masing-masing kelas berisi 100 citra sehingga total dataset berjumlah 800 citra. Pembahasan hasil penelitian disajikan secara sistematis meliputi hasil akuisisi dan preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi model, dan evaluasi kinerja model.

3.1 Hasil Akuisisi dan Preprocessing

Tahap awal penelitian ini adalah akuisisi citra buah apel yang menjadi objek utama pengenalan sistem. Proses pengambilan citra dilakukan di ruangan dengan pencahayaan terkontrol menggunakan light box yang dilengkapi lampu LED putih 20 Watt agar intensitas cahaya stabil dan bayangan objek dapat diminimalisir. Kamera digital dengan resolusi 4160×2336 piksel dipasang secara tetap pada tripod dengan jarak sekitar 40 cm dari objek buah apel. Setiap jenis apel ditempatkan di atas permukaan berwarna hitam matte agar latar belakang tidak memantulkan cahaya sehingga memudahkan proses segmentasi. Setiap kelas berisi 100 citra yang diambil dari beberapa sudut pandang berbeda untuk memastikan variasi data yang cukup dalam proses pelatihan model.

Gambar 2 menampilkan sampel citra dari setiap kelas apel beserta visualisasi kanal Hue pada masing-masing kelas. Secara visual, perbedaan warna antarkelas cukup jelas terlihat. Apel Braeburn dan Crimson Snow memiliki warna merah keunguan yang menandakan dominasi pigmen antosianin. Apel Golden dan Granny Smith cenderung menampilkan warna kuning dan hijau terang dengan tingkat kecerahan tinggi. Apel Pink Lady memiliki warna merah muda yang lembut dengan kejenuhan tinggi, sedangkan Apel Merah menampilkan warna merah pekat yang homogen. Dua kelas terakhir, yaitu Apel Busuk dan Apel Hancur, memperlihatkan area warna yang tidak seragam cokelat gelap, hitam, hingga kekuningan yang menunjukkan degradasi pigmen akibat oksidasi dan kerusakan jaringan buah.

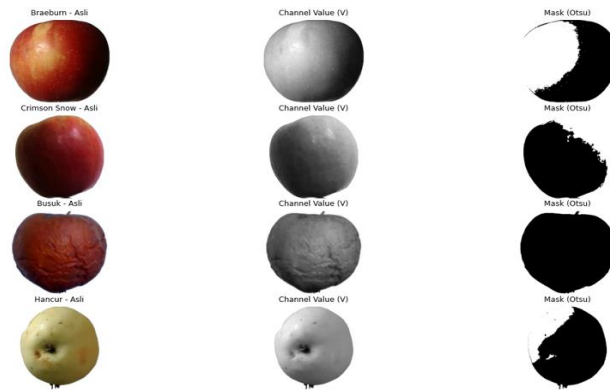


Gambar 2. Sampel Tiap Kelas Apel dan Channel Hue pada masing-masing kelas

Setelah akuisisi selesai, citra apel diproses melalui tahap preprocessing untuk menormalkan ukuran, menghilangkan noise, serta memisahkan objek apel dari latar belakang menggunakan metode Otsu Thresholding. Gambar 3 menunjukkan hasil segmentasi dan masking citra apel sehat dan apel rusak. Berdasarkan Gambar 3, terlihat perbedaan yang signifikan antara hasil segmentasi apel sehat dan apel rusak. Seluruh citra apel sehat Braeburn, Crimson Snow, Golden, Granny Smith, Pink Lady, dan Merah memiliki bentuk objek utuh dengan nilai kanal Value yang tinggi dan konsisten. Sebaliknya, citra apel busuk dan hancur menunjukkan area gelap yang tidak seragam dengan banyak shadow



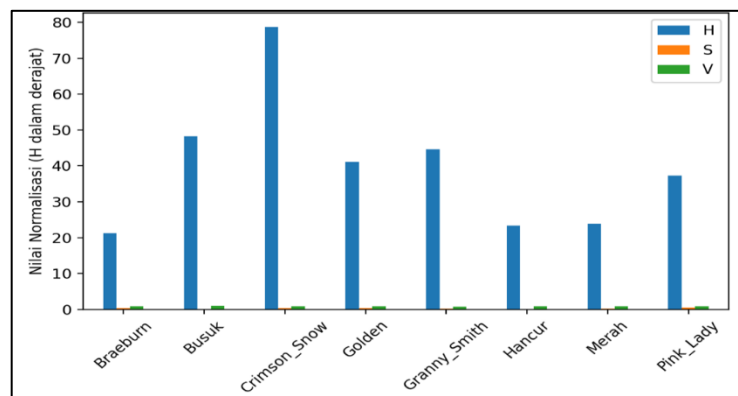
spot, namun metode Otsu Thresholding tetap mampu memisahkan objek dari latar belakang secara memadai untuk keperluan ekstraksi fitur selanjutnya.



Gambar 3. Hasil Segmentasi Citra Apel Sehat dan Rusak Menggunakan Otsu Thresholding

3.2 Ekstraksi Fitur

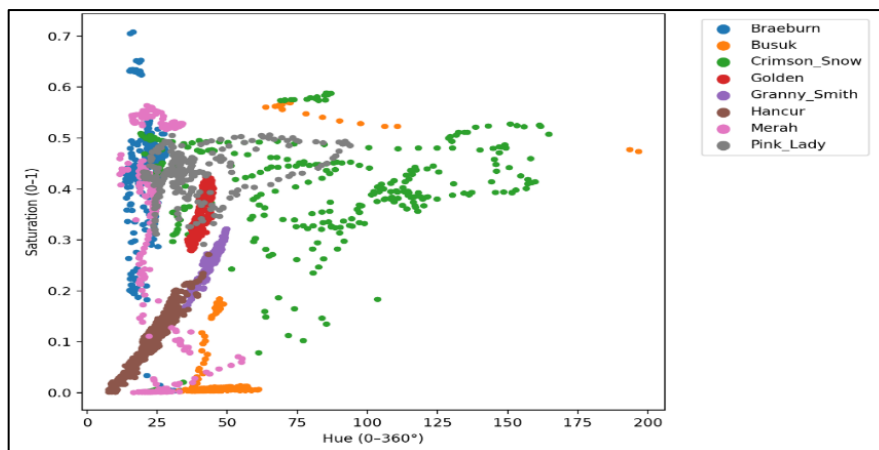
Setelah proses segmentasi, citra apel yang telah dipisahkan dari latar belakang dikonversi ke dalam ruang warna HSV. Nilai rata-rata dari masing-masing kanal H, S, dan V diekstraksi sebagai fitur utama warna dari setiap citra. Gambar 4 menampilkan nilai rata-rata komponen HSV pada masing-masing kelas apel.



Gambar 4. Nilai Rata-rata Komponen HSV pada Masing-Masing Apel

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa setiap kelas apel memiliki karakteristik nilai HSV yang khas. Apel dengan warna kulit merah pekat seperti Crimson Snow dan Apel Merah memiliki nilai Hue yang lebih rendah mendekati 0° – 30° , sedangkan apel berwarna hijau seperti Granny Smith menunjukkan nilai Hue yang lebih tinggi sekitar 100° – 120° . Apel busuk cenderung memiliki nilai Saturation yang rendah akibat warna yang memudar dan dominasi rona keabu-abuan sebagai dampak proses pembusukan.

Gambar 5 menampilkan sebaran nilai warna seluruh citra apel dalam ruang warna HSV, khususnya pada komponen Hue dan Saturation. Setiap titik pada grafik merepresentasikan satu citra apel, sedangkan warna titik menunjukkan kelas apel yang berbeda.

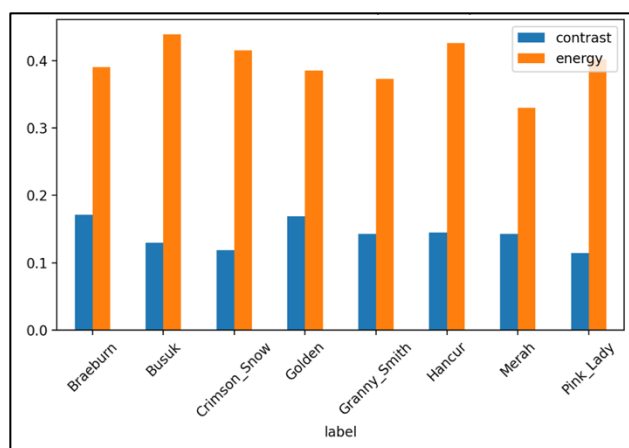


Gambar 5. Sebaran Warna dalam Domain HSV



Berdasarkan Gambar 5, setiap kelas apel membentuk pola sebaran yang relatif khas meskipun pada beberapa kelas terdapat tumpang tindih (*overlapping*), terutama pada rentang Hue yang berdekatan. Apel *Crimson Snow* menunjukkan rentang Hue yang lebih lebar dan tersebar hingga nilai tinggi, mencerminkan variasi warna merah keunguan hingga kehijauan yang cukup signifikan. Sebaliknya, kelas *Braeburn* dan *Merah* cenderung terkonsentrasi pada nilai Hue yang lebih rendah, merepresentasikan dominasi warna merah. Kelas *Granny Smith* menunjukkan karakteristik warna yang berbeda dengan nilai Hue lebih tinggi yang menandakan dominasi warna hijau. Sementara itu, kelas *Busuk* dan *Hancur* memiliki nilai *Saturation* yang relatif rendah, mengindikasikan berkurangnya kejenuhan warna akibat proses pembusukan atau kerusakan jaringan buah. Adanya tumpang tindih sebaran data pada beberapa kelas, khususnya antara apel *Merah*, *Braeburn*, dan *Pink Lady*, menunjukkan bahwa pemisahan kelas berdasarkan satu komponen warna saja belum cukup optimal, sehingga diperlukan kombinasi seluruh fitur HSV dan pendekatan klasifikasi non-linear menggunakan *JST Backpropagation*.

Selain fitur warna, dilakukan pula ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *GLCM* dengan dua parameter utama yaitu *contrast* dan *energy*. Gambar 6 menampilkan nilai rata-rata fitur tekstur pada masing-masing kelas apel.



Gambar 6. Nilai Rata-rata Fitur Tekstur pada masing-masing kelas Apel

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa kelas Apel *Busuk* dan *Apel Hancur* memiliki nilai *contrast* yang lebih tinggi dibandingkan kelas apel sehat, yang mengindikasikan permukaan buah yang lebih tidak seragam akibat kerusakan jaringan. Sebaliknya, nilai *energy* pada kelas apel sehat cenderung lebih tinggi, yang mencerminkan tekstur permukaan yang lebih homogen dan teratur. Kombinasi kelima fitur deskriptif — yaitu *H*, *S*, *V*, *contrast*, dan *energy* — selanjutnya digunakan sebagai vektor masukan model *JST Backpropagation*.

3.3 Model Klasifikasi

Data hasil ekstraksi fitur dibagi menjadi data latih sebesar 80% (640 citra) dan data uji sebesar 20% (160 citra). Seluruh data fitur dinormalisasi terlebih dahulu menggunakan *StandardScaler* sebelum proses pelatihan. Model *JST MLP* dilatih dengan memvariasikan jumlah epoch (500, 1000, dan 2000) serta batch size (32 dan 64) untuk menganalisis pengaruhnya terhadap kinerja model. Hasil pengujian variasi konfigurasi pelatihan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Variasi Epoch dan Batch Size terhadap Kinerja Model *JST*

Epoch	Batch Size	Train Loss	Train Accuracy	Val Loss	Val Accuracy
500	16	0.02109	0.99124	44.83655	0.33954
	32	0.01393	0.99447	36.71123	0.26087
	64	0.01666	0.99378	39.48673	0.33954
1000	16	0.03878	0.99078	136.74855	0.20497
	32	0.01127	0.99447	40.49146	0.23395
	64	0.00557	0.99839	146.87930	0.26501
2000	16	0.03629	0.99170	82.86732	0.28157
	32	0.00264	0.99931	93.08314	0.30849
	64	0.00759	0.99700	114.65408	0.33954

Berdasarkan Tabel 1, terdapat beberapa temuan penting yang perlu diperhatikan. Pada pengujian dengan 500 epoch, model menunjukkan nilai *training accuracy* yang sangat tinggi, yakni di atas 99% untuk seluruh variasi batch size, dengan nilai *training loss* yang sangat rendah. Namun demikian, nilai *validation loss* yang relatif tinggi serta *validation accuracy* yang hanya berkisar antara 26% hingga 33% mengindikasikan terjadinya *overfitting*, di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih tetapi gagal mempertahankan kinerja pada data uji.

Pada pengujian dengan 1000 epoch, pola serupa masih terlihat. Meskipun *training accuracy* meningkat hingga mencapai 99,84% pada batch size 64 dengan *training loss* yang sangat kecil, nilai *validation loss* justru meningkat secara

signifikan bahkan melampaui nilai 140 pada beberapa konfigurasi, dengan validation accuracy yang cenderung menurun pada rentang 20% hingga 26%. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch tanpa mekanisme regularisasi yang memadai justru memperparah fenomena overfitting.

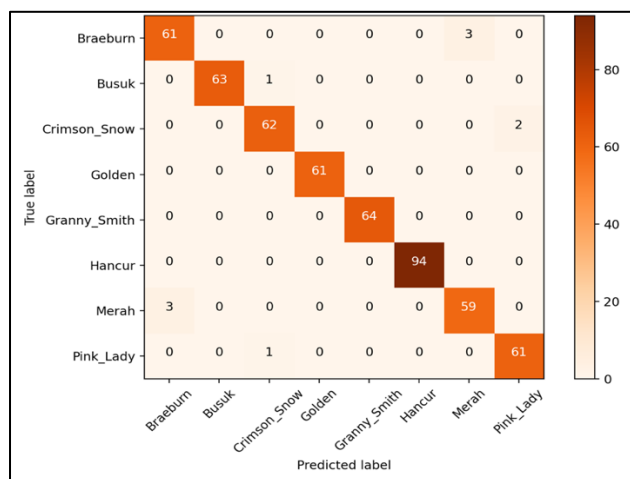
Pada pengujian dengan 2000 epoch, model kembali menunjukkan kinerja yang sangat baik pada data latih dengan training accuracy mendekati 100% dan training loss yang sangat rendah. Namun, validation accuracy masih berada pada kisaran 28% hingga 34%, dengan konfigurasi batch size 64 pada 2000 epoch menghasilkan validation accuracy tertinggi sebesar 33,95%. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch yang berlebihan tidak memberikan peningkatan performa yang berarti pada data uji.

Secara keseluruhan, hasil pengujian ini menunjukkan adanya kesenjangan yang cukup besar antara performa pada data latih dan data validasi. Faktor penyebab utama kondisi ini antara lain keterbatasan jumlah data, kemiripan karakteristik antarkelas apel, serta kompleksitas arsitektur jaringan yang relatif tinggi dibandingkan variasi data yang tersedia. Diperlukan strategi tambahan seperti regularisasi (dropout atau L2 regularization), penyesuaian arsitektur jaringan, penambahan data latih, atau augmentasi data untuk mengurangi overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi model pada penelitian selanjutnya.

3.4 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menghitung akurasi pengujian terhadap 20% data uji (160 citra). Berdasarkan hasil pengujian, model klasifikasi yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 87,5%. Nilai akurasi ini menunjukkan bahwa sebagian besar citra apel pada data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model JST yang menggunakan kombinasi fitur warna HSV dan fitur tekstur GLCM. Meskipun demikian, masih terdapat sejumlah kecil kesalahan prediksi yang mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik antarkelas tertentu.

Selain pengukuran akurasi, evaluasi performa model juga ditampilkan dalam bentuk Confusion Matrix yang disajikan pada Gambar 8. Confusion Matrix berfungsi untuk menggambarkan distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas apel secara lebih rinci, sehingga memberikan informasi yang lebih komprehensif mengenai kelas mana yang paling sering terklasifikasi dengan benar dan kelas mana yang masih mengalami kesalahan prediksi.



Gambar 7. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Jenis Apel

Berdasarkan Gambar 7, sebagian besar kelas apel dapat dikenali dengan baik oleh model. Kelas Granny Smith dan Apel Merah menunjukkan tingkat prediksi yang paling konsisten karena memiliki karakteristik warna Hue yang paling berbeda dibandingkan kelas lainnya. Namun, beberapa kesalahan klasifikasi masih terjadi, khususnya pada kelas Pink Lady dan Golden. Kesalahan ini disebabkan oleh kemiripan nilai Hue dan Saturation pada kedua jenis apel tersebut, terutama ketika citra diambil pada kondisi pencahayaan yang tinggi sehingga perbedaan warna kulit apel menjadi kurang kontras. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun kombinasi fitur HSV dan GLCM cukup efektif dalam merepresentasikan karakteristik visual apel, variasi pencahayaan dan kemiripan karakteristik visual antarkelas masih menjadi tantangan utama dalam proses klasifikasi yang perlu diatasi pada penelitian selanjutnya.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan sistem klasifikasi otomatis jenis buah apel berbasis kombinasi ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) dan fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) yang diklasifikasikan menggunakan model Jaringan Syaraf Tiruan Multilayer Perceptron (MLP) dengan algoritma pelatihan Backpropagation. Konversi citra apel ke ruang warna HSV setelah proses segmentasi menggunakan Otsu Thresholding terbukti efektif dalam memisahkan informasi warna yang sesuai dengan persepsi visual manusia serta lebih stabil terhadap variasi intensitas pencahayaan dibandingkan ruang warna RGB, sehingga nilai rata-rata kanal Hue, Saturation, dan Value mampu menggambarkan perbedaan warna dominan, tingkat kejenuhan, dan kecerahan antarkelas apel secara kuantitatif.



Pengujian variasi jumlah epoch dan batch size menunjukkan bahwa model mampu mencapai nilai training accuracy yang sangat tinggi, namun masih terdapat kesenjangan performa antara data latih dan data validasi yang mengindikasikan kecenderungan overfitting, terutama pada konfigurasi epoch yang besar tanpa penerapan mekanisme regularisasi tambahan. Berdasarkan pengujian akhir terhadap 20% data uji, model klasifikasi yang dikembangkan mampu mencapai akurasi sebesar 87,5% [harap dikonfirmasi ulang bersama rekan], yang menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna HSV dan tekstur GLCM yang diklasifikasikan menggunakan JST Backpropagation cukup efektif dalam mengidentifikasi kedelapan kelas jenis buah apel. Hasil Confusion Matrix memperlihatkan bahwa sebagian besar kelas apel dapat dikenali dengan baik oleh model, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kelas Pink Lady dan Golden akibat kemiripan nilai Hue dan Saturation pada kondisi pencahayaan tinggi. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penerapan strategi regularisasi seperti dropout atau L2 regularization, augmentasi data, serta eksplorasi arsitektur yang lebih dalam seperti Convolutional Neural Network (CNN) yang telah terbukti menjanjikan pada berbagai tugas deteksi dan klasifikasi buah [14], guna meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengatasi permasalahan overfitting yang ditemukan dalam penelitian ini.

REFERENCES

- [1] A. W. Larasati, G. Widhiyoga, dan H. Wijayati, "Analisis Perkembangan Global Value Chain Pada Buah Tropis Global (Studi Kasus di Indonesia)," *Musamus Journal of Agribusiness*, Vol. 5, No. 1, 2022.
- [2] Hikmah, A. B. Citta, Widiastuti, Arfiyany, dan S. Slamet, "Pengolahan Kulit Buah Apel menjadi Teh Herbal pada Desa Bontoljong di Kabupaten Bantaeng," *Jurnal Pengabdian Sosial*, Vol. 2, No. 3, 2025.
- [3] A. Ridho'i, K. Setyadjit, dan B. Hariadi, "Menentukan Kualitas Buah Apel Malang Berdasarkan Kulitnya Memanfaatkan Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Industri*, Vol. 25, No. 2, hlm. 1-12, 2022.
- [4] I. Rojas Santelices, S. Cano, F. Moreira, dan Á. Peña Fritz, "Artificial Vision Systems for Fruit Inspection and Classification: Systematic Literature Review," *Applied Sciences*, MDPI, 2025. [Online]. Tersedia: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11902675/>
- [5] Amna, M. W. Akram, G. Li, M. Z. Akram, M. Faheem, M. M. Omar, dan M. G. Hassan, "Machine Vision-based Automatic Fruit Quality Detection and Grading," *Frontiers in Agricultural Science and Engineering*, 2023. DOI: 10.15302/J-FASE-2023532
- [6] M. Iqbal, S. T. Haider, R. S. Shoukat, S. U. Rehman, K. Mahmood, S. G. Villar, L. A. D. Lopez, dan I. Ashraf, "Canned Apple Fruit Freshness Detection Using Hybrid Convolutional Neural Network and Transfer Learning," *Journal of Food Quality*, Wiley, 2025. DOI: 10.1155/jfq/8522400
- [7] A. Firmando, R. Hidayat, N. S. Lestari, Hermawaty, dan H. Fadriani, "Klasifikasi Jenis Buah berdasarkan Citra menggunakan Metode Ekstraksi Ciri," *Jurnal Teknologi dan Sains Modern (JTSM)*, Vol. 1, No. 1, hlm. 36-48, 2024.
- [8] Yolanda, I. Rosa, dan A. Ramadhani, "Identifikasi Cerdas Apel Fuji dan Apel Hijau: Pendekatan K-Means Clustering untuk Segmentasi Buah," *Journal of Education Research*, Vol. 5, No. 3, hlm. 4232-4239, 2024.
- [9] C. Suryanti dan M. G. Rohman, "Klasifikasi Kualitas Buah Apel Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode KNN," *Generation Journal*, Vol. 8, No. 1, hlm. 34-41, Feb. 2024. DOI: 10.29407/gj.v8i1.21052
- [10] R. W. Abdullah, R. Kusumastuti, dan Handoko, "Analisis Pengolahan Ekstraksi Fitur Citra untuk Klasifikasi Jenis Apel Menggunakan Scikit-Learn dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, Vol. 12, No. 1, hlm. 165-174, Feb. 2025. DOI: 10.25126/jtiik.2025129149
- [11] Wulandari, Sasmita, M. R. Mulia, A. B. Kaswar, D. D. Andayani, dan A. S. Agung, "Klasifikasi Kandungan Nutrisi Buah Pisang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna LAB menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, Vol. 11, No. 3, hlm. 507-518, Jun. 2024. DOI: 10.25126/jtiik.2024118332
- [12] D. N. T. Setiawan dan E. I. Sela, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Warna Kulit Buah," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, Vol. 7, No. 5, Okt. 2024.
- [13] S. F. A. Khan, F. N. D. Salam, M. Aulia, A. B. Kaswar, R. N. J. S. Intam, dan A. Wahid, "Klasifikasi Buah Kelapa berdasarkan Warna Kulit untuk Mengidentifikasi Ketebalan Daging pada Berbagai Tingkat Kematangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, Vol. 12, No. 4, hlm. 747-758, 2025.
- [14] N. P. Sutrisna, R. A. Sahirah, K. S. S. Laksono, R. A. S. Permadhi, N. Nurannisa, S. S. Larasati, W. W. Asmani, dan N. Yudistira, "Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pepaya menggunakan Model Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, Vol. 11, No. 3, hlm. 569-578, Jun. 2024. DOI: 10.25126/jtiik.938119
- [15] M. Thoriq, "Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Informasi dan Teknologi (JIT)*, Vol. 4, No. 1, hlm. 27-32, 2022. DOI: 10.37034/jidt.v4i1.178
- [16] A. Syarifah, A. A. Riadi, dan A. Susanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *JIMP: Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, Vol. 7, No. 1, Mar. 2022. DOI: 10.37438/jimp.v7i1.417
- [17] A. Yuberta, "Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Hasil Asesmen Nasional Berbasis Komputer (ANBK) SMP Se Kota Sawahlunto," *Jurnal Informasi dan Teknologi (JIT)*, Vol. 4, No. 4, hlm. 200-205, 2022.
- [18] F. Amalya dan S. Harlena, "Klasifikasi Buah Berkhasiat Obat Dengan Algoritme Euclidean Distance Menggunakan Ekstraksi Ciri Bentuk dan Tekstur," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, Vol. 7, No. 2, Mei 2022. DOI: 10.30591/jpit.v7i2.3688
- [19] A. Kridoyono, E. D. Hartono, dan B. Winarno, "Penerapan Metode U-Net dalam Segmentasi Citra Ultrasonografi untuk Visualisasi Tumor Payudara," *JIPI: Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika*, Vol. 10, No. 2, hlm. 1641-1651, Jun. 2025.