



Klasifikasi Tingkat Kesegaran Sayur Bayam Berdasarkan Tekstur Daunnya Berbasis Citra Digital

Khaidir¹, Reyna Buryani Al'Safinat², A. Muhammad Fuad Fadhlurrahman³,
By Tri Agung Nusantara Kr. J. Tompong^{4*}, Jessica Crisfin Lapendy⁵

^{1,2,3,4,5}Universitas Negeri Makassar

Email: khaidirhairul94@gmail.com¹, reynaputriburyani@gmail.com², fuadfadhlurrahman25@gmail.com³,
by.tri.agung@unm.ac.id⁴, Jessica.c.lapendy@gmail.com⁵

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran sayur bayam berdasarkan tekstur daunnya menggunakan citra digital. Metode yang diusulkan terdiri dari 6 tahap, yaitu akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi untuk menentukan kualitas bayam menggunakan algoritma K-Means dengan fitur RGB + LAB + TEKSTUR. Hasil menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 92,91% untuk data latih dan 88,33% untuk data uji. Proses morfologi dalam penelitian dimulai dengan operasi opening pada gambar segmentasi menggunakan elemen struktural berbentuk disk berukuran 3 piksel, dilanjutkan dengan hole filling untuk mengisi lubang kecil di dalam objek, dan bwareaopen untuk menghilangkan noise atau objek kecil yang tidak penting. Tahap ekstraksi fitur mencakup fitur warna dan tekstur, dengan menggunakan GLCM untuk menghitung nilai homogeneity, contrast, correlation, dan energy. Tahap klasifikasi dilakukan dengan algoritma clustering K-Means untuk membedakan kelas gambar daun bayam berdasarkan kualitasnya. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah memperbaiki proses pengambilan gambar dan mencoba metode klasifikasi dan fitur lainnya.

Kata Kunci: Klasifikasi, Kesegaran, Sayur Bayam, Tekstur Daun, K-Means, Ekstraksi Fitur

ABSTRACT

This study aims to classify spinach's freshness level based on its leaves' texture using digital images. The proposed method consists of 6 stages: image acquisition, preprocessing, segmentation, morphological operations, feature extraction, and classification. This study uses a classification method to determine the quality of spinach using the K-Means algorithm with RGB + LAB + TEXTURE features. The results show the highest accuracy of 92.91% for training data and 88.33% for test data. The morphological process in the study begins with an opening operation on the segmentation image using a 3-pixel disk-shaped structural element, followed by hole filling to fill small holes in the object, and bwareaopen to remove noise or small unimportant objects. The feature extraction stage includes color and texture features, using GLCM to calculate homogeneity, contrast, correlation, and energy values. The classification stage uses the K-Means clustering algorithm to distinguish spinach leaf image classes based on their quality. Suggestions for further research are to improve the image capture process and try other classification and feature methods.

Keywords: Classification, Freshness, Spinach, Leaf Texture, K-Means, Feature Extraction

1. PENDAHULUAN

Sayur bayam adalah salah satu jenis sayuran yang paling digemari masyarakat Indonesia. Bayam kaya akan vitamin dan mineral, serta memiliki banyak manfaat bagi kesehatan (Hakiki et al., 2016). Pada tahun 2023, Badan Pusat Statistik (BPS) melakukan survei konsumsi sayur bayam pada rumah tangga, hasilnya menunjukkan bahwa 72% masyarakat Indonesia menyukai bayam. Survei yang dilakukan juga menunjukkan bahwa bayam termasuk dalam 10 besar sayuran yang paling sering dikonsumsi masyarakat Indonesia (Liantoni & Cahyani, 2017). Namun, di balik kepopulerannya, bayam menyimpan satu kelemahan, yaitu mudah layu dan busuk. Kesegarannya menjadi kunci utama untuk mendapatkan manfaat optimal dari sayur ini.

Kesegaran bayam dapat kita lihat dari tekstur daunnya. Daun bayam yang segar memiliki tekstur yang renyah dan berwarna hijau cerah. Seiring dengan waktu, tekstur daun bayam akan berubah menjadi lembek dan warnanya akan memudar. Hal ini menandakan bahwa bayam sudah tidak segar lagi. Hasil survei Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2022 memperlihatkan tingkat produksi bayam di Indonesia mengalami sedikit penurunan dibanding tahun sebelumnya. Meski begitu, penurunannya terbilang kecil, yaitu sebesar 0,3% dari 171.706 ton di tahun 2021 menjadi 171.210 ton di tahun 2022 (Ningsih et al., 2018).

Penentuan Tingkat kesegaran bayam secara konvensional dilakukan dengan cara visual oleh pedagang atau konsumen. Cara ini memiliki beberapa kelemahan, yang pertama yaitu subjektif dimana penilaian kesegaran tergantung pada penglihatan dan pengalaman individu, sehingga bisa berbedabeda. Yang kedua penglihatan manusia memiliki keterbatasan dalam melihat detail tekstur daun bayam, dan yang ketiga penilaian visual membutuhkan waktu yang lama, terutama jika dilakukan untuk bayam.

Sebelumnya telah terdapat penelitian yang berusaha menyelesaikan permasalahan tersebut. Penelitian pertama menggunakan metode hydrocooling (pendingin air) dan heat shock (kejutan panas) untuk menilai perubahan kualitas pasca panen bayam organik, hasilnya menunjukkan metode kejutan panas cenderung lebih baik dalam mempertahankan klorofil dari sayur bayam dibanding dengan metode pendingin air (Trisnawan et al., 2019). Penelitian selanjutnya menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengelompokkan sayur segar dan sayur busuk berdasarkan fitur tekstur dan warna yang hasilnya memberikan akurasi sebesar 65,02% (Hartati, 2020). Selanjutnya menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan K-Nearest Neighbor untuk mengklasifikasi kesegaran pada sayur kangkung, tingkat akurasi pengujian percobaannya mencapai 42,85% pada percobaan pertama, dan 88,88% pada percobaan ke dua (Anisa et al., 2020).

Selanjutnya penelitian yang menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasi penyakit pada bayam, hasil akurasi pengujiannya adalah 57,2614% (Sugriyono & Siregar, 2020). Selanjutnya, menggunakan metode K-Nearest Neighbours yang dimana penelitiannya mengklasifikasi kesiapan panen sayur bayam dan memperoleh peningkatan sebesar 9% dalam 1 tahun (Yohannes et al., 2020). Kemudian penelitian sayur bayam yang menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk menentukan kualitas daun selada yang hasilnya mencapai 90% pada data training, 79% pada data validation, dan 84% pada data testing (Qomaruddin et al., 2021). Terakhir, menggunakan Algoritma K-Nearest dalam klasifikasi citra sayur yang memiliki tingkat akurasi yang baik, yaitu sebesar 87,5% (Knn & Ocsan, 2022). Namun, dari penelitian di atas, masih terdapat banyak kekurangan dalam hal metode dan akurasi sehingga menyebabkan klasifikasi tingkat kesegaran sayur bayam masih rendah.

Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan judul klasifikasi tingkat kesegaran sayur bayam berdasarkan tekstur daunnya berbasis citra digital. Metode yang diusulkan terdiri atas 6 tahap yaitu tahap akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, operasi morfologi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Terdapat tiga kelas daun bayam yang akan di uji, yaitu bayam layu, agak layu dan segar.

Metode yang diusulkan dapat menghasilkan akurasi, precision, dan recall yang cukup tinggi serta hanya membutuhkan waktu komputasi yang rendah. Dengan capaian ini maka solusi yang ditawarkan diharapkan dapat menyelesaikan permasalahan dalam penentuan tingkat kesegaran bayam.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian klasifikasi citra merupakan suatu proses untuk mengkategorikan setiap piksel dalam citra digital ke dalam kelas-kelas tertentu. Tahapan penelitian klasifikasi citra ini diperoleh melalui serangkaian proses dimulai dari tahap akuisisi citra yang dimana dilakukan proses pengambilan gambar analog menjadi gambar digital. Kemudian tahap selanjutnya yaitu preprocessing yang merupakan tahap untuk memperbaiki gambar yang telah diperoleh dari akuisisi citra untuk meningkatkan kualitasnya seperti menghilangkan noise dan meningkatkan kontrasnya. Tahap yang ketiga yaitu segmentasi yang dimana tahap ini memisahkan citra dari objek dengan backgroundnya.

Selanjutnya tahap operasi morfologi yang dimana operasi matematika digunakan dengan tujuan untuk mengubah objek pada citra aslinya. Tahap kelima yaitu ekstraksi fitur yang dimana tahap ini mengekstrak fitur yang penting diambil dalam citra kemudian digunakan untuk analisis lebih lanjut seperti pengenalan pola, atau deteksi objek. Yang terakhir tahap klasifikasi adalah fase di mana pola atau objek dalam gambar atau citra diidentifikasi atau disusun ke dalam kelompok tertentu berdasarkan fitur-fitur sebelumnya. Untuk tahap dalam klasifikasi tersebut dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahap Klasifikasi Kesegaran Daun Bayam

2.1 Tahap Akuisisi Citra

Dalam penelitian kali ini, kami menggunakan kamera Poco F5 dengan resolusi 64 MP (f/1.79) dan piksel besar $1,4 \mu\text{m}$ untuk mengambil gambar. Selain itu, ada kamera ultrawide 8MP (f/2.2, FoV 119 derajat) dan kamera makro 2MP (f/2.4) untuk mengambil foto dalam pengaturan pencahayaan. Pengambilan gambar akan berlangsung di dalam kotak.

Saat mengambil foto, bola lampu digunakan sebagai alat bantu pencahayaan, sehingga mendapatkan pencahayaan yang stabil. Kemudian kain berwarna hitam dijadikan background foto tersebut.



Gambar 2. Contoh Hasil Akuisisi Citra

2.2 Tahap Preprocessing

Setelah pengambilan akuisisi citra tahap berikutnya yaitu preprocessing, dimana merupakan tahap awal dari pengolahan citra atau gambar yang telah diperbaiki untuk meningkatkan kualitasnya. Tahap awal dari hasil akuisisi yaitu dataset citra berupa daun bayam dimasukkan ke dalam sistem, kemudian citra akan diubah menjadi format citra tiga channel utama yaitu channel merah (R), hijau (G), dan biru (B).

Kemudian Salah satu dari ketiga channel tersebut dipilih untuk digunakan pada tahap segmentasi. Channel hijau (G) dipilih untuk penelitian ini karena daun bayam cenderung memiliki warna hijau. Akibatnya, proses pemisahan antara latar belakang dan objek lebih akurat daripada dengan channel lain.

2.3 Tahap Segmentasi

Dalam pengolahan citra digital, proses segmentasi citra bertujuan untuk membagi gambar dari objek dengan latar belakangnya (background). Salah satu metode untuk mengelompokkan data berdasarkan kelas masing-masing adalah clustering. Dalam penelitian ini, metode clustering K-Means digunakan karena popularitasnya, kesederhanaan, dan efektivitasnya. Prosesnya melibatkan menghitung jumlah cluster (K), membuat centroid awal secara acak, dan menggunakan rumus tertentu untuk menghitung jarak setiap data ke centroid. Rumusnya adalah:

$$d(x_j, c_j) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - c_j)^2} \quad (1)$$

dengan d adalah jarak, j adalah banyaknya data, c adalah centroid dan x adalah data.

Parameter Algoritma K-Means Clustering dapat diatur melalui Langkah-langkah berikut:

1. Pertama, kita menentukan jumlah kelompok (K), misalnya $K=3$.
2. Kemudian, kita memilih titik seed acak sebanyak K sebagai titik centroid awal.
3. Selanjutnya, semua data dilabeli berdasarkan titik centroid terdekat. Ini dilakukan dengan menggunakan algoritma jarak geometri, biasanya Euclidean Distance.
4. Centroid dari setiap cluster yang terbentuk.
5. kemudian dipindahkan ke lokasi baru, dan data dilabeli ulang berdasarkan jarak terdekat ke centroid yang baru diposisikan.
6. Sampai posisi centroid dalam setiap cluster tidak berubah, langkah 4 dan 5 diulangi.

Oleh karena itu, metode K-Means dianggap sebagai metode yang paling efektif untuk menentukan area objek yang lebih akurat.

2.4 Tahap Morfologi

Operasi morfologi merupakan operasi matematika digunakan dengan tujuan untuk mengubah objek pada citra aslinya. Di tahap ini, operasi yang dilakukan yaitu dilasi, pembukaan (opening), erosi, penutupan (closing), pengisian lubang (hole filling), dan pembukaan area (bwareaopen).

Dilasi merupakan operasi yang memperbesar area objek dalam gambar. Opening merupakan membersihkan gambar dari noise dan memperjelas objek yang ada di dalamnya. Erosi merupakan operasi yang memperkecil area objek dalam gambar. Kemudian, penutup (closing) adalah gabungan antara hasil dari dilasi yang diikuti oleh erosi. Selanjutnya operasi pengisian lubang (hole filling) bertujuan untuk mengisi celah yang ada di dalam objek. Terakhir, operasi pembukaan area (bwareaopen) digunakan untuk menghapus objek-objek kecil pada citra.

Proses morfologi penelitian dimulai dengan menerapkan operasi opening pada gambar atau citra segmentasi yang menggunakan elemen struktural berbentuk disk berukuran 3 piksel. Kemudian, operasi hole filling dilakukan pada gambar atau citra hasil closing dengan tujuan untuk mengisi lubang kecil yang mungkin muncul di dalam objek setelah proses closing. Terakhir, operasi bwareaopen dilakukan pada gambar hasil hole filling dengan parameter setiap objek yang memiliki luas 1000 piksel. Tujuan dari langkah ini adalah untuk menghilangkan noise atau objek kecil yang tidak penting dari gambar hasil segmentasi. Proses ini menghasilkan citra segmentasi yang bersih yang terdiri dari background dan objek yang telah disiapkan untuk ekstraksi fitur. Selanjutnya, ciri ini dapat digunakan sebagai parameter dalam proses klasifikasi untuk mengkategorikan kesegaran daun bayam menurut teksturnya.

2.5 Tahap Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur merupakan tahapan yang imana tujuannya untuk mengekstrak karakteristik dari gambar yang telah dibersihkan melalui tahap segmentasi dan morfologi. Fitur-fitur ini mencakup warna, bentuk, atau tekstur. Selanjutnya, dalam proses klasifikasi, fitur yang telah dipilih akan digunakan sebagai parameter untuk membedakan kelas gambar. Parameter fitur tekstur digunakan dalam penelitian ini. Dengan digunakan Matriks Co-Occurrence Level Gray (GLCM), kami menghitung nilai homogeneity, contrast, correlation, dan energy untuk fitur tekstur.

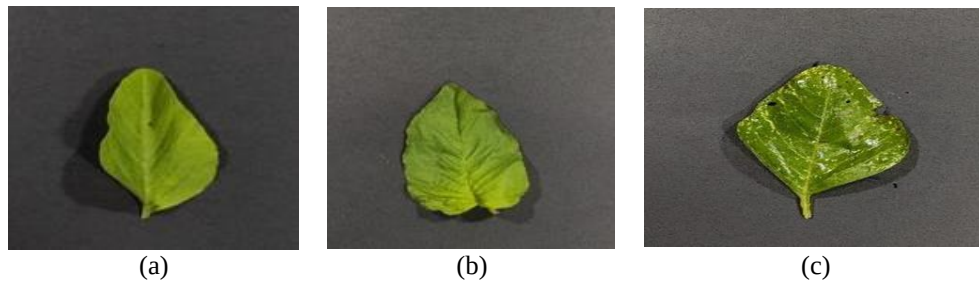
2.6 Tahap Klasifikasi

Langkah awal dalam proses klasifikasi kualitas daun bayam adalah membagi data citra menjadi dua dataset, yakni dataset latih sebesar 80% dari keseluruhan dataset, dan sisanya digunakan sebagai dataset uji sebesar 20%. Setiap set data terdiri dari tiga kelas, yaitu citra daun bayam segar (1), citra daun bayam agak atau kurang segar (2), dan citra daun bayam tidak segar (3).

Dengan menggunakan algoritma clustering K-Means, objek diklasifikasikan ke dalam kluster K berdasarkan atributnya. Nilai K adalah jumlah kluster atau partisi yang diinginkan, dan itu harus bilangan bulat positif. Nilai centroid untuk setiap data diukur, baik secara acak atau dengan set awal centroid, dalam proses pemartisian data. Nilai centroid juga dapat didapat dari K objek yang disusun secara berurutan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

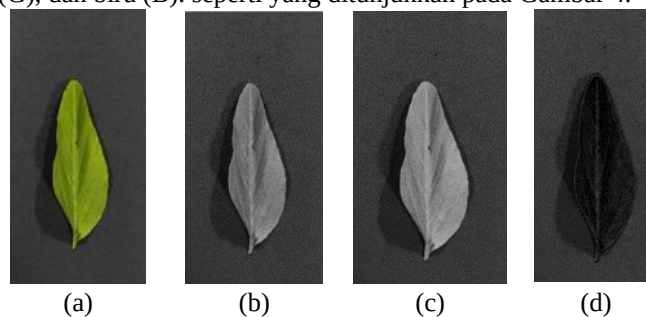
Penelitian dimulai dengan mengklasifikasikan kumpulan data 300 gambar bayam ke dalam tiga kelas kualitas segar, tidak terlalu segar, dan tidak terlalu segar. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian yaitu gambar latih (80%) dan gambar uji (20%). Informasi mengenai hasil akuisisi citra berdasarkan kelasnya dapat ditemukan dalam gambar 3(a), 3(b), 3(c).



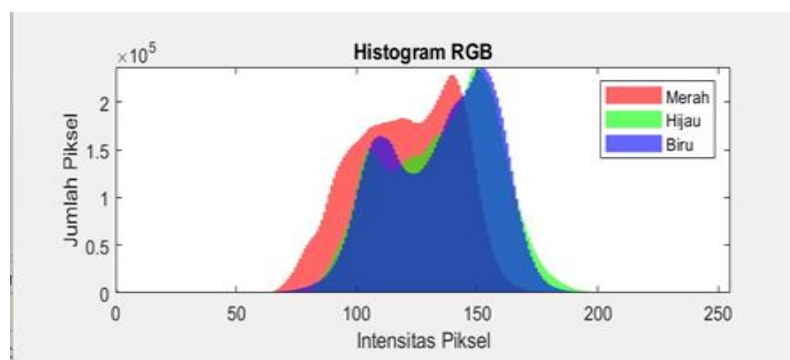
Gambar 3. Kualitas Rambutan (a) Citra Kesegaran Bayam Segar, (b) Citra Kesegaran Bayam Segar, (c) Citra Kesegaran Bayam Segar

Pada gambar ke 3 foto tersebut menunjukkan perbedaan antara tiga jenis bayam. Bayam yang berkualitas baik atau segar memiliki warna yang seragam atau merata dan tidak terlihat cacat. Bayam segar dengan kualitas sedang atau lebih rendah warnanya kurang merata atau seragam, terkadang kuning, tetapi teksturnya tidak cacat. Sebaliknya bayam yang memiliki kualitas yang tidak segar akan berwarna hijau tua dan teksturnya rusak, seperti terlihat pada foto atau gambar.

Setelah melalui tahap akuisisi citra atau pengambilan gambar, citra harus melewati tahap preprocessing yang dimana merupakan tahap untuk memperbaiki gambar yang telah diperoleh dari akuisisi citra untuk meningkatkan kualitasnya. Pada langkah ini, gambar atau citra bayam asli diubah menjadi format citra tiga channel utama yaitu channel merah (R), hijau (G), dan biru (B). seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.



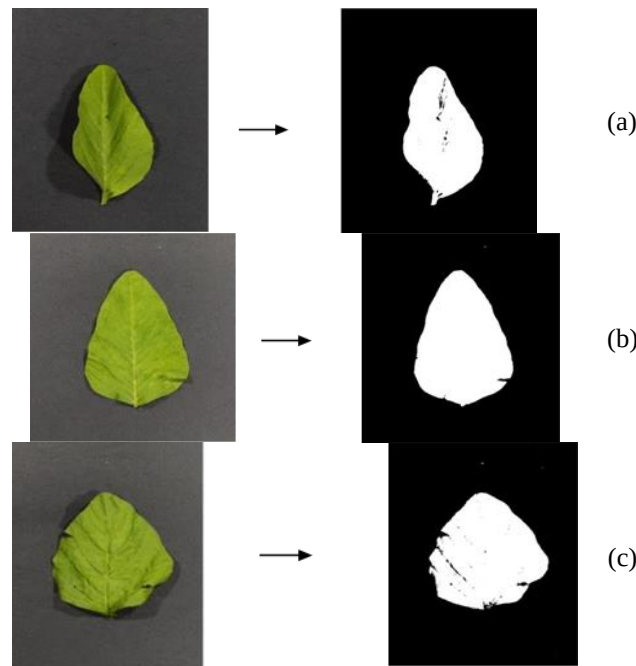
Gambar 4. Citra Bayam (a) Channel RGB, (b) Channel R, (c) Channel G, dan (d) Channel B



Gambar 5. Histogram Channel RGB

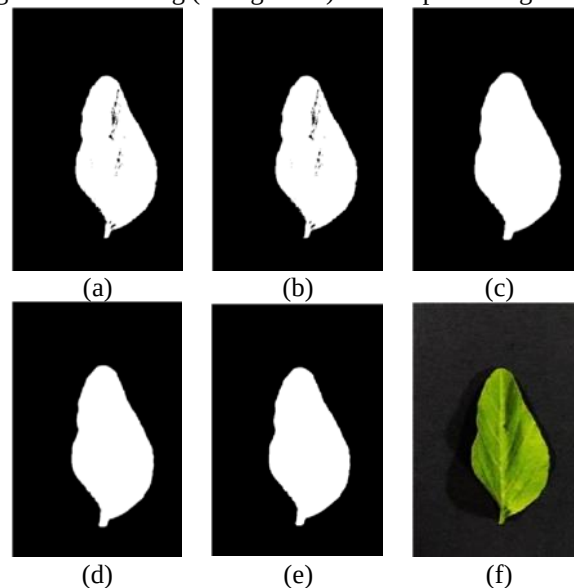
Pada gambar histogram di atas, histogram merah menunjukkan sebaran piksel untuk channel R, histogram hijau menunjukkan sebaran piksel untuk channel G, dan histogram biru menunjukkan sebaran piksel untuk channel B. Terlihat jelas sebaran piksel channel G memiliki rentang yang luas dibandingkan dengan nilai channel R dan B. Histogram hijau yang lebih tinggi menunjukkan penyebaran piksel objek, dan histogram hijau yang lebih rendah menunjukkan latar belakang.

Dari histogram terlihat kalau gambar objek bayam pada channel G memiliki kontras yang tinggi seperti terlihat pada Gambar 4c. Oleh karena itu, citra pada channel G dipilih untuk proses segmentasi menggunakan K-Means agar diperoleh segmentasi yang lebih baik. Sistem ini dapat dengan mudah mendeteksi objek dan area latar belakang pada gambar. Hasil segmentasi ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Segmentasi (a) Segar, (b) Kurang Segar dan (c) Tidak Segar

Ketiga gambar di atas menunjukkan hasil tahap segmentasi yang kurang memuaskan. Gambar 6a, 6b, dan 6c menunjukkan bahwa beberapa area pada objek daun bayam tidak terdeteksi, dan beberapa objek kecil selain daun bayam terdeteksi. Ini disebabkan oleh kesalahan yang terjadi pada gambar atau citra asli, yaitu lekukan pada daun bayam dengan warna yang hampir sama dengan latar belakang (background). Akibatnya, lekukan tersebut diidentifikasi sebagai bagian dari latar belakang (background) untuk objek yang lebih kecil selama proses segmentasi. Faktor tambahan adalah terdapat adanya noise, seperti kotoran atau garis lekukan yang terlihat pada gambar atau citra saat mengambil gambar daun bayam. Noise ini lebih kontras daripada latar belakang, sehingga dapat diidentifikasi sebagai latar belakang (background) selama proses segmentasi.



Gambar 7. Citra Hasil Segmentasi (a) Dilasi, (b) Opening, (c) Closing, (d) Hole Filling, (e) Bwareaopen, (f) Segmentation Bersih RGB

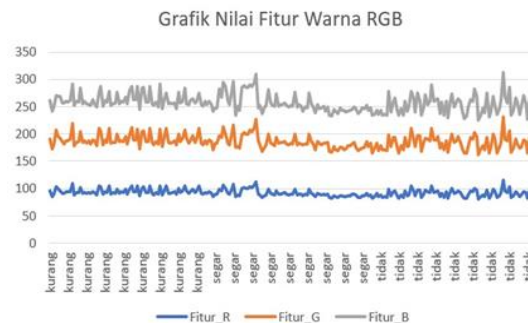
Setelah melakukan tahap segmentasi yang baik dan ekstraksi fitur yang akurat, maka perlu dilakukan operasi morfologi pada hasil segmentasi tersebut. Operasi morfologi yang digunakan pada tahap ini antara lain dilasi, pembukaan (opening), penutupan (closing), pengisian lubang (hole filling), dan pembukaan area (bwareaopen).

Pada proses ini disk ukuran 3 digunakan untuk operasi membuka (opening) dan disk ukuran 10 digunakan untuk operasi menutup (closing). Hasil citra setelah penerapan operasi morfologi ditunjukkan pada gambar 7. Hasil operasi morfologi dilasi dapat ditunjukkan pada gambar 7a. Kemudian seperti terlihat pada Gambar 7b, hasil setelah proses pembukaan (opening), maka konversi citra ditampilkan bahwa beberapa benda kecil menghilang dan area dari objek daun bayam yang tidak terdeteksi menjadi lebih kecil.

Selanjutnya dilakukan operasi penutupan (closing) pada hasil opening yang tadi dilakukan yang memperkecil luas objek bayam yang tidak dikenali atau terdeteksi, seperti terlihat pada Gambar 7c. Proses pengisian lubang (hole filling) kemudian diterapkan pada gambar atau citra operasi closing untuk mengisi lubang kecil yang mungkin muncul, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7d.

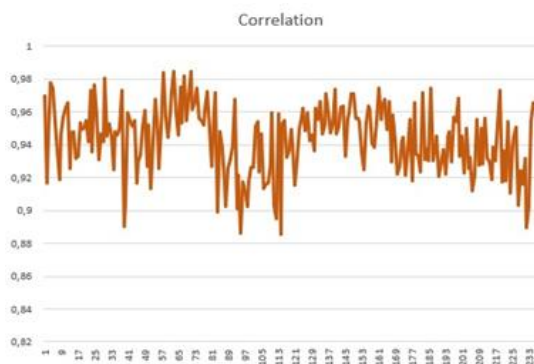
Terakhir operasi bwareaopen diterapkan pada gambar atau citra hasil hole filling untuk menghilangkan objek kecil di sekitar daun bayam dan menghasilkan hasil gambar atau citra yang bersih. Disini bisa kita lihat hasilnya pada gambar 7e yang dimana sudah terpisah antara objek yang berwarna putih dan background berwarna hitam. Setelah itu hasil akhir dari tahap tadi kemudian diubah menjadi channel RGB, seperti yang terlihat pada Gambar 7f.

Setelah kita mendapatkan hasil gambar yang bersih, maka kita lanjut dengan tahap ekstraksi fitur. Fitur yang diekstraksi meliputi warna dengan menggunakan nilai ruang fitur atau parameter RGB. Yang kedua yaitu fitur bentuk meliputi area, perimeter, eccentricity, dan Bounding Box. Sedangkan untuk fitur yang ketiga yaitu fitur tekstur meliputi nilai kontras, korelasi, energi, dan homogenitas yang diekstraksi menggunakan metode GLCM. Grafik dibawah ini merupakan hasil dari ekstraksi fitur yang terdiri dari fitur warna dan tekstur. Gambar 8 secara grafis menunjukkan hasil tahap ekstraksi fitur warna RGB. Sedangkan gambar 9 sampai 12 menampilkan secara grafis hasil tahap ekstraksi ciri tekstur yang terdiri dari nilai kontras, korelasi, energi, dan keseragaman.



Gambar 8. Grafik fitur warna RGB

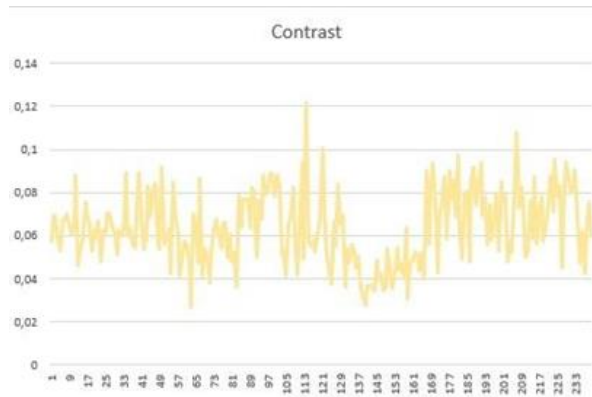
Dalam grafik di atas dapat disimpulkan bahwa grafik channel R berbeda dengan grafik channel B dan G. Ini terlihat pada intensitas di tiap kelas bahwa grafik channel B dan G memiliki grafik yang hampir sama dan juga grafik channel B dan G juga grafik naik turunnya konsisten dan stabil, sedangkan grafik channel R memiliki intensitas naik turun yang cenderung lebih kecil. Hal ini disebabkan oleh fakta bahwa gambar yang digunakan dalam penelitian ini didominasi oleh warna biru dan hijau, dengan warna biru berfungsi sebagai background atau latar belakang dan warna hijau menunjukkan objek di dalam gambar. Perubahan grafik ini sesuai dengan penyebaran piksel di setiap channel RGB.



Gambar 9. Grafik fitur tekstur correlation

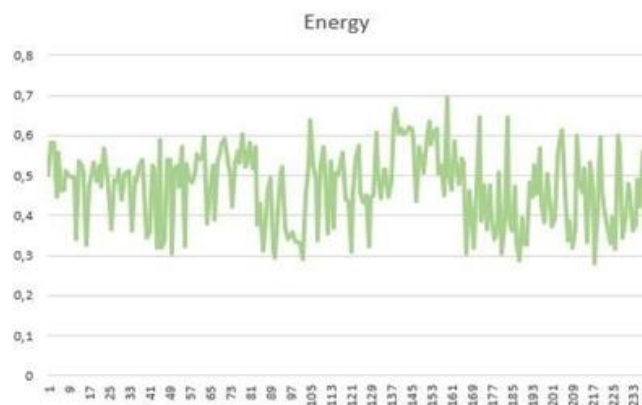
Berdasarkan grafik karakteristik korelasi tekstur pada Gambar 9, perbedaan tiap kelas adalah grafik pertama bayam kualitas baik mempunyai grafik naik-turun yang tidak terlalu signifikan. Ini disebabkan karena pada bayam segar, nilai korelasi menunjukkan intensitas atau warna pada piksel-piksel mempunyai hubungan dan pola sehingga rentang nilai korelasinya tinggi.

Sedangkan bayam kurang segar grafiknya ada yang turun dan ada yang naik. Hal ini disebabkan karena nilai korelasinya menunjukkan tidak ada pola atau hubungan yang lemah dalam intensitas atau warna antara piksel-piksennya ada di beberapa titik yang memiliki rentang nilai yang rendah dan ada beberapa titik yang rentang nilainya yang tinggi. Pada grafik bayam tidak segar menampilkan pola grafik naik-turun yang signifikan, dengan grafiknya yang cenderung agak turun dan memiliki rentang nilai yang lebih rendah dibandingkan grafik daun grafik bayam tidak segar.



Gambar 10. Grafik fitur tekstur contrast

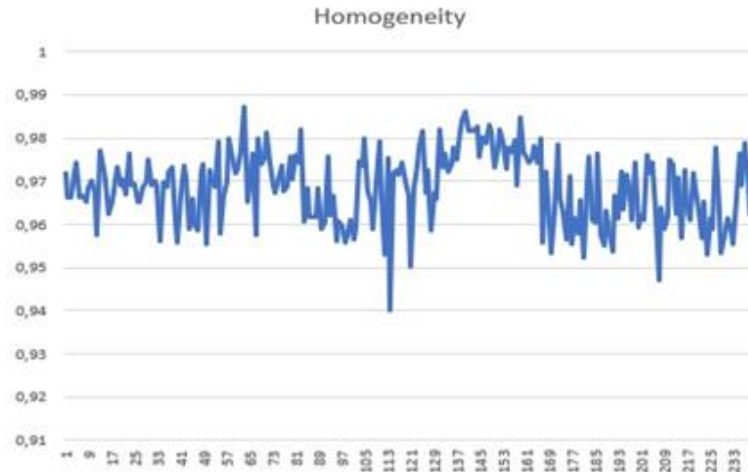
Berdasarkan grafik tekstur contrast pada Gambar 10, menunjukkan perbedaan grafik antara setiap kelas. Pada grafik bayam tidak segar, menunjukkan pola naik-turun yang signifikan dan ada beberapa titik yang memiliki nilai yang lebih tinggi, begitupun dengan bayam kurang segar yang menunjukkan pola naik-turun dan terdapat perubahan di beberapa titiknya cenderung berjauhan dan memiliki nilai yang lebih tinggi. Ini disebabkan karena terdapat perbedaan yang signifikan dalam tingkat kecerahan antara piksel-piksel dalam citra, sehingga nilai contrast nya lebih tinggi. Pada grafik bayam segar menunjukkan pola naik-turun yang signifikan, sehingga rentang nilai bayam tidak segar dan bayam kurang segar lebih tinggi daripada daun bayam segar yang berarti rentang nilai bayam segar lebih rendah daripada nilai bayam kurang segar dan bayam tidak segar. Dikarenakan perbedaan dalam tingkat kecerahan antara piksel-piksel dalam citra tidak signifikan, menyebabkan rentang nilai contrast pada bayam segar rendah.



Gambar 11. Grafik fitur tekstur energy

Pada grafik gambar 11, Pada bayam segar memiliki rentang nilai yang tidak terlalu jauh. Selain itu bayam segar memiliki rentang nilai antar titiknya lebih agak jauh dibanding bayam tidak segar. Pada kelas bayam kurang segar memiliki nilai yang rentang nilainya cukup berjauhan, dimana di beberapa titik memperlihatkan rentang nilai yang berjauhan dikarenakan citra bayam kurang segar cenderung memiliki sedikit detail atau struktur yang

tidak halus dalam intensitas piksel-pikselnya, yang mengakibatkan grafiknya naik turun dan grafik tersebut memperlihatkan perubahan yang signifikan. Sedangkan bayam tidak segar rentang nilai antar data set di kelas tersebut tidak terlalu jauh. Namun, jika dibandingkan dengan bayam tidak segar, bayam tidak segar memiliki rentang nilai antar titiknya lebih dekat dibandingkan dengan bayam segar.

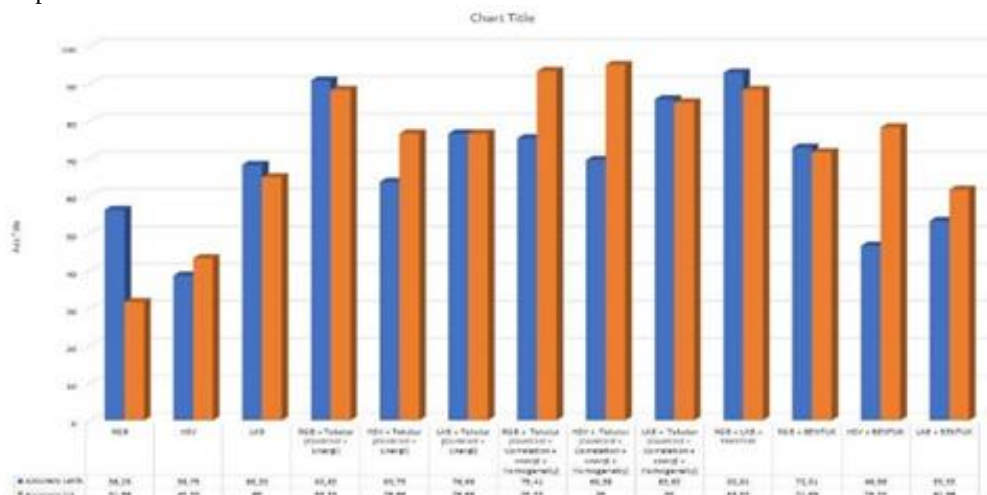


Gambar 12. Grafik fitur tekstur homogeneity

Pada grafik gambar 12, menunjukkan perbedaan bentuk grafik yang cukup berbeda. Pada grafik bayam tidak segar memiliki pola naik turun yang signifikan dengan rentang nilai homogeneity yang lebih tinggi daripada grafik bayam segar. Ini dikarenakan intensitas piksel-piksel dalam citra cenderung konsisten di wilayah citra tersebut sehingga nilai homogeneity nya tinggi.

Selanjutnya, pada grafik bayam kurang segar, memiliki pola yang naik-turun dan terdapat perubahan di beberapa titik yang cukup berjauhan dengan rentang nilai homogeneity yang lebih rendah. Sementara itu, pada grafik bayam segar menunjukkan pola naik-turun yang signifikan, namun untuk rentang nilai homogeneity nya lebih rendah dibandingkan grafik pada bayam tidak segar. Ini dikarenakan intensitas piksel-piksel nya cenderung tidak seragam secara signifikan di seluruh wilayah citranya sehingga rentang nilai homogeneity nya rendah.

Setelah semua fitur berhasil diekstraksi, langkah selanjutnya adalah menggabungkan ketiga fitur yang diekstraksi untuk menjalankan skenario pelatihan dan pengujian. Tujuan dari langkah ini adalah untuk menemukan gabungan (kombinasi) fitur apa saja yang terbaik dalam memberikan tingkat akurasi, F1 score, precision, recall, dan waktu komputasi yang bagus. Grafik perbandingan akurasi kombinasi fitur yang berbeda ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 13. Grafik fitur tekstur homogeneity

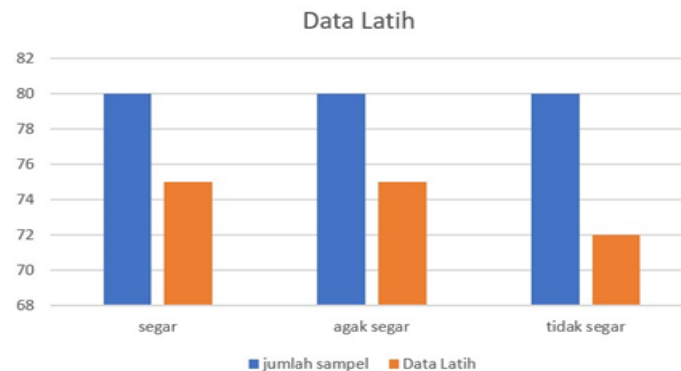
Berdasarkan hasil perbandingan tingkat akurasi, F1 score, precision, recall, dan waktu komputasi diperoleh 2 skenario yang memiliki akurasi yang sangat tinggi dibanding skenario lainnya. Skenario pertama adalah RGB + Tekstur (Contrast + Energy) dengan akurasi mencapai 88,3%, sedangkan skenario kedua adalah RGB + LAB + TEKSTUR dengan akurasi mencapai 88,3%. Namun, fitur yang terpilih dalam penelitian ini adalah RGB + LAB + TEKSTUR karena memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan dengan fitur RGB + Tekstur (Contrast + Energy). Untuk waktu komputasi, F1 score, precision, recall, dan akurasi semua skenario dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan skenario Accuracy, F1 Score, Precision, Recall, dan Waktu Komputasi

Fitur	Accuracy		F1 Score		Precision		Recall		Waktu Komputasi	
	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji
RGB	56,25	31,66	60,50	16,66	92,30	50	45	10	0,92	0,74
HSV	38,75	43,33	2,40	18,18	33,33	66,66	1,25	10,52	4,97	1,21
LAB	68,33	65	78,78	70,96	100	100	65	55	1,25	1,06
RGB + Tekstur (Contrast + Energi)	90,83	88,33	90,32	89,47	93,33	89,47	87,5	89,47	1,65	2,55
RGB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity)	75,41	93,33	73,33	95	78,57	95	68,75	95	1,16	1,04
LAB + Tekstur (Contrast + Correlation + Energi + Homogeneity)	85,83	85	85,33	85,71	91,42	81,81	80	90	0,65	0,76
RGB + LAB + TEKSTUR	92,91	88,33	93,67	90,47	94,87	86,36	92,5	95	0,71	0,62
RGB + BENTUK	72,91	71,66	77,94	85	89,83	85	69,83	85	0,72	0,56
HSV + BENTUK	46,66	78,33	44,66	91,89	95,83	100	29,11	85	0,62	0,57
LAB + BENTUK	53,33	61,66	41,75	85,71	90,47	100	27,14	75	0,59	1,12

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi, presisi, dan waktu komputasi yang telah dilakukan, skenario terpilih dengan parameter RGB+LAB+ TEKSTUR mendapatkan akurasi pelatihan sebesar 92,91%, F1 Score sebesar 93,67 %, Precision sebesar 94,87%, Recall sebesar 92,5 % dan waktu komputasi sekitar 0,71 detik per citra.

Sedangkan untuk pengujian, skenario telah mencapai akurasi 88,33%, F1 Score sebesar 90,47 %, Precision sebesar 86,36%, Recall sebesar 95 % dengan waktu komputasi sekitar 0,62 detik per citra. Dikarenakan skenario ini memiliki skenario yang tinggi dan waktu komputasi yang rendah dibandingkan dengan skenario lainnya, dapat disimpulkan bahwa skenario 10 dengan parameter RGB + LAB + TEKSTUR adalah yang paling sesuai untuk melakukan proses klasifikasi citra bayam.



Gambar 14. Grafik Hasil Latih

Berdasarkan grafik di atas, ditunjukkan bahwa terdapat 60 citra yang diuji pada setiap masing-masing kelas. Hasil yang diperoleh terdapat citra salah pada kelas segar, 3 kesalahan pada kelas kurang segar, dan 4 kesalahan pada kelas tidak segar.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dengan menggunakan metode klasifikasi untuk menentukan kualitas bayam menggunakan algoritma K-Means dengan menggunakan fitur RGB + LAB + TEKSTUR diperoleh data latih pada 240 citra latih menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 92,91 %, F1 Score sebesar 93,67 %, serta waktu komputasi yang digunakan 0,71 detik per citra. Sedangkan Hasil data pengujian terhadap 60 gambar mencapai akurasi 88,33 %, F1 Score sebesar 90,47 % dengan waktu komputasi 0,62 detik per gambar.

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu dalam proses pengambilan gambar atau akuisisi citra sebaiknya lebih diperbagus dan diperhatikan lagi. Selain itu, penelitian lebih lanjut dapat mencoba membandingkan kinerja dan efektivitasnya menggunakan berbagai fitur dan metode klasifikasi lainnya.

REFERENSI

- Agung, A. S., Dirgantara, F., Hersyam, M. S., Kaswar, A. B., & Andayani, D. D. (2023). Classification of tomato quality based on color features and skin characteristics using image processing-based artificial neural network. *JUTIF*, 4(5), 1021–1032. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.780>
- Anisa, N. S., Andika, T. H., & Hardiyanti, F. (2020). Sistem identifikasi citra daun berbasis segmentasi dengan menggunakan metode K-Means clustering. *Jurnal Aisyah Journal of Informatics and Electrical Engineering*. <https://doi.org/10.30604/jti.v2i1.22>
- Cahyaputra, H. R., & Rahmadewi, R. (2024). Klasifikasi tingkat kematangan buah paprika menggunakan metode K-Nearest Neighbor berdasarkan warna RGB melalui aplikasi MATLAB. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(1), 242–249.
- Dea, L. B. (2022). K-Means clustering: Cara kerja dan penggunaannya pada bisnis.
- Hakiki, D., Darmawati, E., Purwanto, Y. A., Hideto, U., & Yotoma, Y. (2016). Changes in postharvest quality of organic spinach during storage after heatshock and hydrocooling treatment. *Jurnal Keteknik Pertanian*, 4(1), 53–58. <https://doi.org/10.19028/jtep.04.1.53-58>
- Haesri, B., Fitriyah, H., Hannats, M., & Ichsan, H. (2022). Klasifikasi kesiapan panen tanaman hidroponik bayam hijau menggunakan metode pengolahan citra dan k-nearest neighbours berbasis Raspberry Pi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*.
- Hartati, E. (2020). Penggunaan klasifikasi sayur segar dan sayur busuk menggunakan algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(3).
- Kartikasari, D. T., Wahyusari, R., & Tinggi, S. (2022). Penentuan jenis tomat menggunakan ekstraksi ciri bentuk dan ukuran dengan metode K-Means. *JIFKOM (Jurnal Ilmiah Informatika & Komputer)*.
- Knn, D., & Ocsan, R. (2022). Klasifikasi kesegaran sayur kangkung dan deteksi terpapar bahan kimia menggunakan metode GLCM dan kNN.



- Liantoni, F., & Cahyani, L. (2017). Pemanfaatan hierarchical clustering untuk pengelompokkan daun berdasarkan fitur moment invariant. *Jurnal Ilmiah Edutic*.
- Muhibbul, M. (2023). Segmentasi citra penyakit daun bawang merah menggunakan K-Means dan Otsu. *JAMI: Jurnal Ahli Muda Indonesia*, 4(1), 13–17. <https://doi.org/10.46510/jami.v4i1.141>
- Nababan, A., & Jannah, M. (2023). Implementasi algoritma K-Nearest Neighbor dalam klasifikasi citra sayur. *Jurnal Sains Riset*, 13(2), 640.
- Ningsih, A. K. R., Melina, F., Kuswanti, I., & Stik, Y. (2018). Efektivitas sayur bayam dan tablet Fe terhadap kenaikan kadar hemoglobin pada ibu hamil di Puskesmas Tegalrejo. *Jurnal Kesehatan Masyarakat*. <https://doi.org/10.47317/jkm.v11i2.57>
- Parawati, N. (2022). Klasifikasi penyakit daun bayam dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(1), 45–58. <https://doi.org/10.26798/jiko.v5i2.452>
- Qomaruddin, M., Riana, D., & Anton. (2021). Segmentasi K-Means citra daun tin dengan klasifikasi ciri gray level co-occurrence matrix. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*. <https://doi.org/10.26418/justin.v9i2.44139>
- Rahman, M., & Pambudi, A. (2022). Identifikasi citra daun selada dalam menentukan kualitas tanaman menggunakan algoritma convolutional neural network (CNN). *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3), 2830–7062.
- Siregar, F. R. A., Sriani, & Darta, A. (2024). Segmentasi kematangan buah markisa berdasarkan kemiripan warna dengan algoritma K-Means. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, 7(1).
- Sugriyono, S., & Siregar, M. U. (2020). Preprocessing kNN algorithm classification using K-Means and distance matrix with students' academic performance dataset. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 8(4). <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13874>
- Trisnawan, A., Harianto, W., Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Negeri Malang. (2019). Klasifikasi beras menggunakan metode K-Means clustering berbasis pengolahan citra digital. *Jurnal Terapan Sains & Teknologi (RAINSTEK)*.
- Yohannes, Y., Pribadi, M. R., & Chandra, L. (2020). Klasifikasi jenis buah dan sayuran menggunakan SVM dengan fitur saliency-HOG dan color moments. *ELKHA: Jurnal Teknik Elektro*, 12(2), 76–87. <https://doi.org/10.26418/elkha.v12i2.42160>