

Optimalisasi Teknik Image Enhancement Untuk Klasifikasi Varietas Apel Menggunakan SVM Dan CNN

¹Anju Alicia Johan, ^{2*}Zilvanhisna Emka Fitri, ³Arizal Mujibtamala Nanda Imron, ⁴Praditya Zainal Arif

¹ Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember, Jember

² Teknologi Rekayasa Komputer, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember, Jember

^{3,4} Teknologi Rekayasa Elektronika, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Jember, Jember

¹ anjujohan0@gmail.com, ² zilvanhisnaef@polije.ac.id, ³ arizal.tamala@unej.ac.id, ⁴ pradityaarif04@sma.belajar.id

Abstract - One of the largest export commodities in Indonesia is fruit commodities, one of which is apples. Apples have many varieties that differ in shape, color and size, which can cause identification and highlighting of apples to have limitations by requiring manual inspection from experts. This manual inspection is influenced by the expert's ability and experience in assessing the texture, color pattern, smell and characteristics of apples. In addition, the large diversity of apple varieties does not guarantee the completeness and ease of access related to information and data on apple varieties. The availability of this information is very important in supporting increased fruit production and determining superior apple varieties. So, a system is made that can classify apple varieties such as ana apples, manalagi apples, fuji apples, red delicious apples and rome beauty apples automatically. We used SVM and CNN to evaluate the impact of manual feature extraction and convolution on the classification accuracy of apple varieties. The accuracy result of the SVM method is 94% based on texture feature parameters. While the CNN accuracy result is 100% Using learning rate 0.001 and epoch 20.

Keywords — *Classification; Apple Varieties; Bright Channel Prior; SVM; CNN*

Abstrak— Salah satu komoditas ekspor terbesar di Indonesia yaitu komoditas buah-buahan, salah satunya yaitu buah apel. Apel memiliki banyak varietas yang berbeda bentuk, warna dan ukuran sehingga dapat menyebabkan identifikasi dan penyortiran apel memiliki keterbatasan dengan membutuhkan inspeksi manual dari pakar. Inspeksi manual ini dipengaruhi oleh kemampuan dan pengalaman pakar dalam menilai tekstur, pola warna, bau dan karakteristik dari apel. Selain itu banyaknya keanekaragaman varietas apel tidak menjamin kelengkapan dan kemudahan akses terkait informasi dan data varietas apel. Ketersediaan informasi tersebut sangat penting dalam menunjang peningkatan produksi buah dan penentuan varietas apel yang unggul. Maka dibuatlah sistem yang mampu mengklasifikasi varietas apel seperti apel ana, apel manalagi, apel fuji, apel red delicious dan apel rome beauty secara otomatis. Kami menggunakan metode SVM dan CNN untuk mengevaluasi pengaruh penggunaan ekstraksi fitur manual dan konvolusi pada akurasi klasifikasi jenis apel. Hasil akurasi metode SVM sebesar 94% berdasarkan parameter fitur tekstur. Sedangkan hasil akurasi CNN sebesar 100% menggunakan learning rate 0.001 dan epoch 20.

Kata Kunci—*Klasifikasi; Varietas Apel; Bright Channel Prior; SVM; CNN*

I. Pendahuluan

Indonesia, salah satu negara agraris ASEAN yang banyak bergantung pada sektor pertanian [1]. Sektor pertanian dibagi menjadi 4 subsektor yaitu tanaman pangan, perkebunan, hortikultura dan peternakan. Nilai ekspor sektor hortikultura sebesar USD 723.6 juta sedangkan nilai impornya sebesar USD 2.17 milyar pada tahun 2024. Komoditas hortikultura yang menjadi komoditas ekspor terbesar pada komoditas buah-buahan, salah satunya yaitu buah apel dengan volume ekspor sebanyak 78 ton [2]. Tanaman apel termasuk buah populer yang dibudidayakan pada dataran tinggi Indonesia. Apel memiliki banyak varietas yang berbeda bentuk, warna dan ukuran seperti manalagi, anna, rome beauty [3], apel fuji, apel red delicious dan grannysmith [4], [5], [6]. Banyaknya jumlah varietas apel menyebabkan identifikasi dan penyortiran apel memiliki keterbatasan yaitu membutuhkan inspeksi manual dari pakar. Inspeksi manual ini dipengaruhi oleh kemampuan pakar dalam menilai tekstur, pola warna, bau dan karakteristik dari apel berdasarkan pengalamannya [7] namun kemampuan tersebut menyebabkan hasil identifikasi bersifat subyektifitas. Selain itu, banyaknya keanekaragaman varietas apel tidak menjamin kelengkapan dan kemudahan akses terkait informasi dan data varietas apel. Ketersediaan informasi tersebut sangat penting dalam menunjang peningkatan produksi buah dan penentuan varietas apel yang unggul [8]. Seiring berkembangnya teknologi, banyak penelitian apel yang memanfaatkan teknologi informasi seperti teknik visi komputer atau computer vision.

Beberapa referensi acuan penelitian terkait implementasi *computer vision* untuk mengklasifikasi tingkat kematangan apel berdasarkan fitur warna RGB menggunakan metode Naive Bayes dengan tingkat akurasi sebesar 88.88% [9]. Sedangkan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dengan fitur warna HSV mampu mengklasifikasi tingkat kematangan buah apel dengan akurasi sebesar 95% [10]. Selain tingkat kematangan, kualitas apel juga dapat diklasifikasikan dengan akurasi sebesar 88% [11] atau 88.37% [12] menggunakan KNN, 88.5% menggunakan Random Forest [13], dan 93% menggunakan backpropagation [14]. Metode Naïve Bayes dan KNN juga mengklasifikasi jenis varietas buah apel berdasarkan fitur LBP dengan akurasi 90% sedangkan fitur HSV dengan akurasi 97% (Naïve Bayes) dan 82% (KNN) [6]. Metode-metode tersebut merupakan metode sistem cerdas

yang mengklasifikasi kelas menggunakan ekstraksi fitur baik fitur warna, bentuk dan tekstur.

Seiring perkembangan metode cerdas tersebut metode lain seperti Convolutional Neural Network (CNN). Prinsipnya input gambar diolah melalui beberapa lapisan (layer) seperti softmax dengan seluruh ukuran citra menjadi parameter (hyperparameter) dengan teknik konvolusi sehingga dapat mengklasikan kelas lebih baik daripada ketiga fitur pada sistem cerdas tradisional. Oleh sebab itu CNN mampu mengklasifikasikan kualitas buah apel hijau dengan akurasi sebesar 93.75% [1]. VGG16 merupakan salah satu arsitektur CNN yang mampu mengklasifikasi jenis buah (apel, pisang dan jeruk) dengan tingkat akurasi sebesar 95.38% dan 98.17% untuk mendeteksi kesegaran buahnya [15]. Penelitian lain juga membandingkan metode sistem cerdas tradisional seperti SVM dan KNN dengan metode CNN. Hasilnya tingkat akurasi SVM dalam mengklasifikasi 10 varietas apel sebesar 98.28%, sedangkan KNN sebesar 89.33%. berbeda halnya dengan akurasi VGG16 sebesar 91.87%, VGG19 sebesar 94.16% dan MobileNet sebesar 96.45% [7].

Namun pada metode tersebut tidak dijelaskan secara rinci terkait proses pengolahan citra digitalnya sehingga perlu adanya penelitian utamanya pada proses preprocessing atau image processing sebelum dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode cerdas. Berdasarkan penelitian tersebut maka peneliti berfokus pada teknik pengolahan citra kemudian membuktikan akurasi dari kedua metode (SVM dan CNN) tersebut untuk mengklasifikasi varietas apel untuk ensiklopedia digital.

II. Metode Penelitian

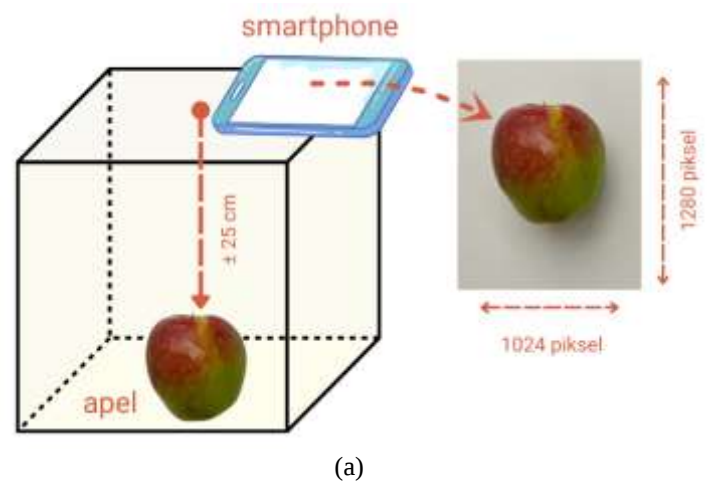
Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem ensiklopedia digital yang berisi informasi terkait klasifikasi varietas apel khususnya pada apel lokal (*Malus domestica*) untuk menunjang peningkatan produksi buah dan penentuan varietas apel yang unggul. Terdapat 5 tahapan penelitian yang terdiri dari 1. pengumpulan dataset citra apel, 2-3 teknik pengolahan citra digital, 4. Klasifikasi varietas apel menggunakan SVM atau CNN dan 5. Evaluasi performa sistem yang ditunjukkan pada Gambar 1.

A. Pengumpulan dataset citra apel

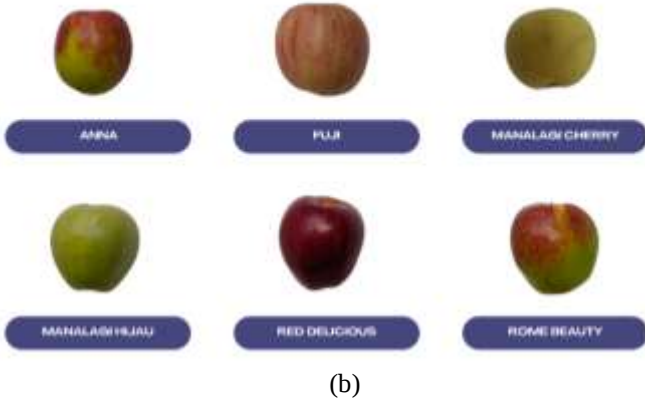
Dataset apel merupakan data primer yang diambil menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 12 MP yang diletakkan pada minibox dengan background putih. Jarak antara kamera dan obyek (apel) ± 25 cm sehingga menghasilkan citra berukuran 1024 x 1280 piksel yang berjumlah 600 data atau 100 data per kelas (Ana, Fuji, Manalagi Cherry, Manalagi Hijau, Red Delicious dan Rome Beauty) seperti Gambar 2.



Gambar 1. Tahapan Penelitian



Varietas Apel (Malus domestica)



Gambar 2. (a) Ilustrasi pengambilan dataset dan (b) varietas apel

B. Normalisasi Data

Tahapan awal pengolahan citra diawali dengan teknik resize citra yang berfungsi untuk mengurangi beban komputasi. Citra asli berukuran 1024 x 1280 piksel selanjutnya diresize menjadi 447 x 559 piksel. Selanjutnya dilakukan proses perbaikan kualitas citra seperti menghilangkan noise pada citra. Teknik yang digunakan adalah Gaussian Filtering yang berfungsi menghilangkan noise yang bersifat sebaran normal yang sering dijumpai pada proses digitalisasi kamera dengan persamaan rumus [16]:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\pi\sigma^2}} \quad (1)$$

Dimana $g(x,y)$ merupakan citra output dari proses gaussian filtering. Variabel σ merupakan nilai standar deviasi distribusi normal. Variabel x dan y merupakan posisi koordinat mask dimana koordinat (0,0) merupakan posisi pusat dari mask yang digunakan. Serta nilai $\pi = 3.14$ dan nilai $e = 2.718$ [16]. Selanjutnya citra dilakukan segmentasi pada setiap channel RGB menggunakan kode program 1 :

Kode Program 1.

```
Red = brightness(:, :, 1);
Green = brightness(:, :, 2);
Blue = brightness(:, :, 3);
```

C. Ekstraksi Fitur GLCM

Gray Level Co-Occurance Matriks (GLCM) merupakan salah satu teknik ekstraksi fitur tekstur berdasarkan matriks derajat keabuan. Matriks tersebut merepresentasikan banyaknya frekuensi munculnya dua piksel yang berbeda nilai derajat keabuannya dalam jarak dan arah sudut tertentu [17]. Setelah mendapatkan matriks GLCM, digunakan untuk mendapatkan 4 fitur tekstur sebagai berikut :

$$Energi = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P_{i,j}^2 \quad (2)$$

$$CONTRAST = \sum_{n=1}^L n^2 \left(\sum_{|i-j|=n} P_{(i,j)} \right) \quad (3)$$

$$Korelasi = \frac{\sum_i \sum_j i(j) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4)$$

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (5)$$

D. Perbaikan Kualitas Citra

Pengambilan data citra apel tidak disertai pencahayaan yang cukup dapat menghasilkan citra Low-Light Image, untuk memperbaikinya maka diperlukan teknik *Low-Light Image Enhancement* (LLIE). LLIE adalah teknologi pemrosesan gambar yang meningkatkan karakteristik gambar tersebut dengan mengembalikan detail yang hilang, meningkatkan kontras, dan mengurangi noise, sehingga lebih mudah diidentifikasi dan dianalisis secara jelas [18]. Terdapat dua teknik peningkatan tingkat kecerahan (brightness) yaitu penambahan variabel *brightness* (B) dan *Bright Channel Prior* (BCP). BCP merupakan metode peningkatan kualitas gambar dengan mengeksplorasi karakteristik unik terang dalam citra yang mempunyai tingkat kecerahan yang rendah (LLIE) rendah cahaya menggunakan persamaan rumus [19], [20] :

$$b(x, y) = a(x, y) + B \quad (6)$$

$$I^{bright}(x) = (I^c(x)) \quad (7)$$

E. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran untuk klasifikasi dan regresi yang berfokus mencari hyperplane yang optimal dalam memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan margin terbesar [21]. Margin yang lebih besar diharapkan dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum terlihat sebelumnya. Salah satu kelebihan dari metode SVM yaitu efektif dalam menghasilkan model dengan akurasi tinggi, terutama pada dataset dengan margin yang jelas antara kelas [7].

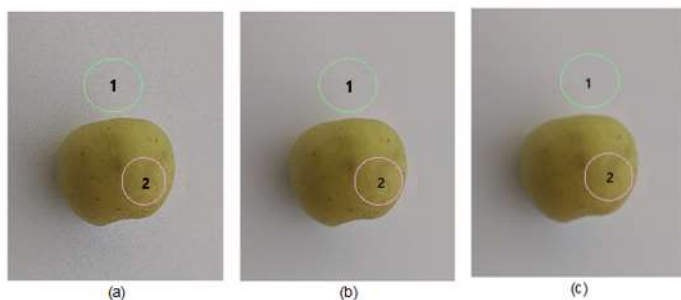
F. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *neural network* yang terdiri dari beberapa lapisan utama yang bekerja sama untuk mengekstraksi fitur seperti lapisan konvolusi, lapisan aktivasi, lapisan pooling dan lapisan *fully connected*. Namun beberapa kekurangannya adalah pelatihannya membutuhkan dataset besar dan beragam,

memerlukan waktu komputasi yang lama serta kurang efektif pada data baru [22].

III. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, jumlah dataset buah apel yang digunakan sebanyak 600 citra yang terdiri dari 6 kelas yaitu Ana, Fuji, Manalagi Cherry, Manalagi Hijau, Red Delicious dan Rome Beauty. Tahapan pengolahan citra digital yang digunakan terdiri dari teknik resize, teknik perbaikan kualitas citra (gaussian filtering dan brightness), teknik segmentasi channel RGB, teknik augmentasi dan teknik ekstraksi fitur tekstur GLCM. Citra input berukuran 1024 x 1280 piksel selanjutnya diresize menjadi 447 x 559 piksel. Hal ini bertujuan untuk mengurangi beban komputasi dan mempercepat proses pengolahan data. Selanjutnya citra input tersebut dilakukan pengurangan noise pada background citra menggunakan gaussian filtering dengan persamaan rumus (1). Pada penelitian ini digunakan beberapa nilai variable standar deviasi (σ) yaitu 1, 2.5 dan 5 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.

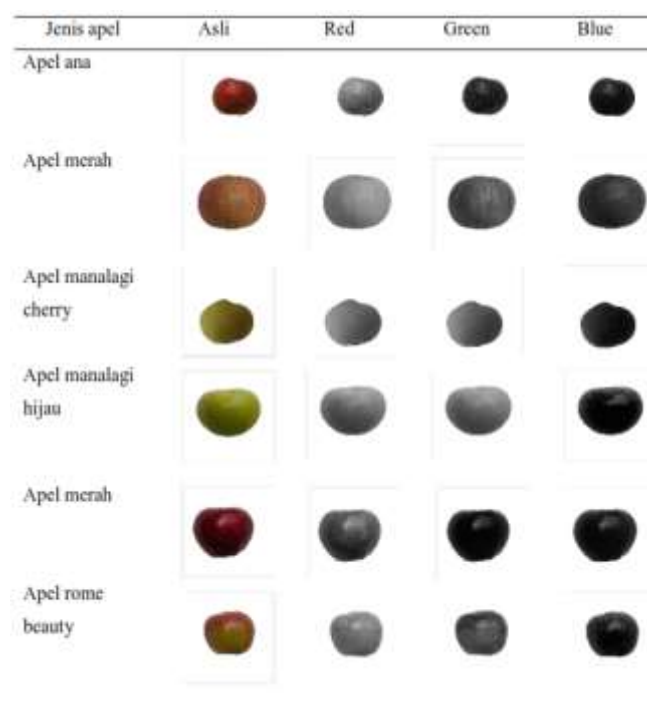


Gambar 3. (a) Citra Asli, Hasil citra dengan standar deviasi (b) $\sigma = 2.5$ dan (c) $\sigma = 5$

Semakin tinggi nilai standar deviasinya makin banyak titik tetangga yang diikuti dalam perhitungan [16] sehingga menghasilkan blurring atau smoothing citra. Berdasarkan hasil citra gaussian filtering $\sigma = 2.5$ yang paling baik merepresentasikan tekstur buah apel namun background putihnya menjadi lebih smoothing (blurring).

Selanjutnya citra tersebut disegmentasi pada masing-masing channel RGB karena channel RGB merupakan ruang warna yang cukup besar (24 bit) [23] sehingga sulit diolah langsung sehingga untuk proses ekstraksi fitur perlu dilakukan segmentasi terlebih dahulu. Salah satu cara dengan proses pemecahan komponen RGB menjadi citra red, citra green dan citra blue seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Komponen ruang warna yang paling menggambarkan tekstur apel adalah citra red. Sedangkan pada citra green, beberapa apel tidak terlihat tekstur kulit buahnya seperti apel ana, apel merah (*red delicious*) dan apel rome beauty. Citra blue tidak bisa digunakan karena tekstur kulit buah masing-masing apel terlihat sama satu sama lain. Maka citra red digunakan untuk diekstraksi fitur tekstur dengan persamaan rumus (2-5)

kemudian dijabarkan nilainya pada Tabel 1.



Gambar 4. Hasil proses pemecahan komponen ruang warna RGB

Tabel 1. Nilai mean ekstraksi fitur tekstur

Varietas Apel	Energi	Kontras	Korelasi	Homogenity
Ana	0.706	0.053	0.951	0.984
Fuji	0.456	0.076	0.970	0.975
Manalagi Cherry	0.623	0.041	0.980	0.990
Manalagi Hijau	0.464	0.092	0.976	0.974
Red Delicious	0.691	0.054	0.919	0.982
Rome Beauty	0.587	0.080	0.958	0.974

Fitur tekstur yang berjumlah menjadi input dari metode SVM untuk proses pelatihan. Jumlah total data 480 data citra latih dan 120 data citra uji menghasilkan tabel confusion matriks (Gambar 5) yang berfungsi untuk menghitung performa klasifikasi metode SVM (Tabel 2).

		Predict					
		A	B	C	D	E	F
Actual	A	74	1	0	0	2	3
	B	1	76	0	0	0	3
	C	0	0	80	0	0	0
	D	0	0	0	80	0	0
	E	0	0	0	0	80	0
	F	18	2	0	0	0	60

Keterangan :

A = Ana; B = Fuji; C = Manalagi Cherry; D = Manalagi Hijau; E = Red Delicious; F = Rome Beauty

Gambar 5. Tabel confusion matriks

Tabel 2. Evaluasi Performa SVM

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Ana	0.925	0.796	0.86
Fuji	0.95	0.962	0.95
Manalagi Cherry	1.00	1.00	1.00
Manalagi Hijau	1.00	1.00	1.00
Red Delicious	1.00	0.976	0.99
Rome Beauty	0.75	0.909	0.82
Accuracy	0.94		

Tabel 2 menunjukkan bahwa hasil akurasi metode SVM dalam mengklasifikasi varietas apel sebesar 94%. Metode tersebut juga sulit membedakan antara kelas apel rome beauty dan kelas apel ana hal ini ditunjukkan dari hasil precision sistem terhadap kelas apel rome beauty sebesar 75%. Hal ini diperkuat dari tabel confusion matriks (Gambar 5), terjadi 18 misklasifikasi pada kelas (F) apel rome beauty namun sistem mengklasifikasi menjadi kelas (A) apel Ana.

Langkah selanjutnya adalah memperbaiki tingkat pencahayaan pada citra menggunakan persamaan rumus (6) dan (7). Pada penelitian ini variabel brightness ($b = 50$) sedangkan variabel BCP ($c = 0.5$) sehingga dihasilkan *output image enhancement* seperti Gambar 6.



Gambar 6. (a) citra apel asli, (b) citra brightness dan (c) citra BCP

Gambar 6 menunjukkan (b) hasil citra dengan teknik brightness, warna background terlihat lebih cerah dibandingkan dengan (a) citra asli sementara warna apel masih terlihat merah gelap. Hal ini berbeda dengan (c) hasil citra dengan teknik BCP, warna background menjadi lebih cerah begitupula dengan warna merah apel yang dihasilkan mendekati dengan obyek apel merah secara nyata. Berdasarkan hasil percobaan tersebut teknik BCP merupakan teknik perbaikan kualitas citra yang paling baik dalam merepresentasikan warna apel mendekati realitanya.

Proses selanjutnya adalah data dilatih menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG16, VGG19 dan MobileNet. Parameter untuk pelatihan digunakan seperti pembagian 80:20, learning rate ($\alpha = 0.001$) dan maksimal epoch sebesar 20 epoch, hasil akurasi sistem ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Akurasi Metode VGG16, VGG19 dan MobileNet

Percobaan	Akurasi (%)		
	VGG16	VGG19	MobileNet
1. Tanpa Preprocessing	98.33	96.67	96.67
2. Preprocessing	100	98.33	100

Tabel 3 menunjukkan bahwa teknik preprocessing khususnya teknik *image enhancement* mampu meningkatkan akurasi baik dari metode VGG16, VGG19 dan MobileNet. Tingkat akurasi VGG16 dan MobileNet mencapai 100% sedangkan VGG19 hanya sebesar 98.33%. Ketika citra tanpa preprocessing akurasi ketiga metode tersebut diatas 96.67%. Hal ini membuktikan bahwa metode CNN lebih akurat dari pada metode SVM. Akurasi metode SVM sebesar 94%, tentu masih kurang bila dibandingkan akurasi metode CNN tanpa preprocessing. Karena metode CNN mampu mengklasifikasikan citra dengan hyperparameter yang berasal dari teknik konvolusi sehingga seluruh piksel pada citra input menjadi parameter pembanding sedangkan prinsip metode SVM dalam mengklasifikasi kelas dengan cara menemukan hyperplane yang memisahkan data antar kelas, semakin besar margin antar kelas semakin baik pula metode dalam mengklasifikasi.

Selain itu SVM juga bergantung pada ekstraksi fitur yang digunakan sebagai input dari metode tersebut. Fitur yang digunakan pada metode SVM lebih pada fitur warna dan tekstur, dibutuhkan seleksi fitur yang tepat atau penambahan fitur lain seperti fitur bentuk untuk membedakan khususnya kelas apel ana dan kelas apel rome beauty. Berdasarkan hasil pengamatan pada Gambar 4, terlihat bahwa apel ana memiliki bentuk dan ukuran yang lebih kecil bila dibandingkan dengan apel rome beauty sementara warna dan teksturnya memiliki kemiripan, sehingga fitur warna dan fitur tekstur dinilai kurang tepat dalam mengklasifikasikan kedua kelas tersebut.

IV. Kesimpulan

Kesimpulan dari hasil penelitian optimalisasi teknik image enhancement untuk klasifikasi varietas apel menggunakan metode SVM dan CNN sebagai berikut

1. Penambahan teknik image enhancement yaitu *Bright Channel Prior* (BCP) mampu meningkatkan performa metode CNN utamanya pada arsitektur jaringan VGG16 dan MobileNet.
2. Tingkat akurasi metode SVM sebesar 94% berdasarkan fitur warna dan tekstur GLCM
3. Tingkat akurasi metode CNN baik arsitektur VGG16 maupun MobileNet sebesar 100% dengan penambahan preprocessing sementara tanpa preprocessing akurasi VGG16 sebesar 98.33% dan MobileNet sebesar 96.67%.
4. Penambahan dataset dalam skala lebih besar dapat membuat CNN mengenali pola lebih baik.

V. Daftar Pustaka

- [1] R. Setya Nugraha and A. Hermawan, "Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Buah Apel Hijau," *Jurnal Mnemonic*, vol. 6, no. 2, pp. 149–156, Oct. 2023, doi: 10.36040/mnemonic.v6i2.6730.
- [2] Kementerian Pertanian, "STATISTIK MAKRO 2024 PUSAT DATA DAN SISTEM INFORMASI PERTANIAN CENTER FOR AGRICULTURAL DATA AND INFORMATION SYSTEM," Jakarta, 2024.
- [3] Estri Pamungkasih, Rahmadina Fitria Ristanti, Kinta Ramayanti, and Ifita Yustitia Arini, "Strategi Pengembangan Komoditas Buah Apel di Kabupaten Malang," *Prosiding Seminar Nasional Pembangunan dan Pendidikan Vokasi Pertanian*, vol. 4, no. 1, pp. 105–113, Sep. 2023, doi: 10.47687/snppvp.v4i1.635.
- [4] N. E. R. Pah, S. A. S. Mola, and A. Y. Mauko, "Ekstrasi Ciri Warna HSV dan Ciri Bentuk Moment Invariant untuk Klasifikasi Buah Apel Merah," *Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 142–153, Sep. 2021, doi: 10.35508/jicon.v9i2.5043.
- [5] R. Wariyanto Abdullah, R. Kusumastuti, and Handoko, "Analisis Pengolahan Ekstraksi Fitur Citra Untuk Klasifikasi Jenis Apel Menggunakan Scikit-Learn Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 12, no. 1, pp. 165–174, Feb. 2025, doi: 10.25126/jtiik.20251219149.
- [6] F. Febriana, L. Setiana Riva, R. Salomo, S. Piero, M. A. Ikramsyah, and M. M. Santoni, *Perbandingan Klasifikasi Naive-Bayes dan KNN untuk Mengidentifikasi Jenis Buah Apel dengan Ekstraksi Ciri LBP dan HSV*. 2021.
- [7] A. Taner, M. T. Mengstu, K. Ç. Selvi, H. Duran, İ. Gür, and N. Ungureanu, "Apple Varieties Classification Using Deep Features and Machine Learning," *Agriculture*, vol. 14, no. 2, p. 252, Feb. 2024, doi: 10.3390/agriculture14020252.
- [8] Z. E. Fitri, R. Aprilia, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Ensiklopedia Digital Berdasarkan Klasifikasi Varietas Buah Mangga (*Mangifera* spp.) Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, vol. 11, no. 2, pp. 113–120, Feb. 2022, doi: 10.34010/komputika.v11i2.5513.
- [9] M. Afriansyah, J. Saputra, Y. Sa'adati, and Valian Yoga Pudya Ardhana, "Optimasi Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna RGB," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 3, no. 3, pp. 242–249, Apr. 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v3i3.251.
- [10] A. Ilmi, M. Hanif Razka, D. S. Wiratomo, and D. S. Prasvita, *Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Warna HSV*. 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/mbkinaci/fruit-images-for-object-detection>
- [11] P. Astuti, "Klasifikasi Kualitas Buah Apel Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Menggunakan Bahasa Pemrograman Python," *Computer Science (CO-SCIENCE)*, vol. 4, no. 2, pp. 127–132, Jul. 2024, doi: 10.31294/coscience.v4i2.3328.
- [12] C. Suryanti and M. G. Rohman, "Klasifikasi Kualitas Buah Apel Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode KNN," *Generation Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 34–41, Feb. 2024, doi: 10.29407/gj.v8i1.21052.
- [13] A. Putra Argadinata, D. Abdul Fatah, and H. Sukri, "Klasifikasi Kualitas Buah Apel Menggunakan Metode Random Forest," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 2, pp. 2016–2022, Mar. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i2.12854.
- [14] A. Susanto and I. U. Wahyu Mulyono, "A Good Accuracy in Apple Fruits Quality Based on Back Propagation Neural Network and Feature Extraction," *JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING*, vol. 6, no. 1, pp. 38–48, Jul. 2022, doi: 10.31289/jite.v6i1.6938.
- [15] F. Febriana, L. Setiana Riva, R. Salomo, S. Piero, M. A. Ikramsyah, and M. M. Santoni, *Perbandingan Klasifikasi Naive-Bayes dan KNN untuk Mengidentifikasi Jenis Buah Apel dengan Ekstraksi Ciri LBP dan HSV*. 2021.
- [16] R. Setya Nugraha and A. Hermawan, "Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Buah Apel Hijau," *Jurnal Mnemonic*, vol. 6, no. 2, pp. 149–156, Oct. 2023, doi: 10.36040/mnemonic.v6i2.6730.
- [17] S. Darmawan Putra Bahari and U. Latifa, "Klasifikasi Buah Segar Menggunakan Teknik Computer Vision Untuk Pendeteksian Kualitas Dan Kesegaran Buah," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 1567–1573, Oct. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.6871.
- [18] A. Taner, M. T. Mengstu, K. Ç. Selvi, H. Duran, İ. Gür, and N. Ungureanu, "Apple Varieties Classification Using Deep Features and Machine Learning," *Agriculture*, vol. 14, no. 2, p. 252, Feb. 2024, doi: 10.3390/agriculture14020252.
- [19] F. Sugandi, "Implementasi Metode Gaussian Filtering Dalam Mengurangi Noise Pada Pengolahan Citra Digital," *International Research on Big-Data and Computer Technology: I-Robot*, vol. 7, no. 2, pp. 21–26, Nov. 2023, doi: 10.53514/ir.v7i2.237.
- [20] Z. E. Fitri, U. Nuhanatika, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Penentuan Tingkat Kematangan Cabe Rawit (*Capsicum frutescens* L.) Berdasarkan Gray Level Co-

-
- Occurrence Matrix,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan (J-TIT)*, vol. 7, no. 1, pp. 2580–2291, 2020.
- [21] Z. Qiu, Z. Huang, D. Mo, X. Tian, and X. Tian, “GSE-YOLO: A Lightweight and High-Precision Model for Identifying the Ripeness of Pitaya (Dragon Fruit) Based on the YOLOv8n Improvement,” *Horticulturae*, vol. 10, no. 8, p. 852, Aug. 2024, doi: 10.3390/horticulturae10080852.
- [22] S.-E. Weng, S.-G. Miaou, and R. Christanto, “A Lightweight Low-Light Image Enhancement Network via Channel Prior and Gamma Correction,” *Intern J Pattern Recognit Artif Intell*, pp. 1–23, Feb. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2402.18147>
- [23] W. Burger and M. J. Burge, *Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction*, Third Edition. Cham: Springer International Publishing, 2022. doi: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-05744-1>.
- [24] Meiriyama, “Klasifikasi Citra Buah Berbasis Fitur Warna HSV dengan Klasifikator SVM,” *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 4, no. 1, pp. 50–61, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.pcr.ac.id>
- [25] R. K. Samala, H.-P. Chan, L. M. Hadjiiski, M. A. Helvie, and C. D. Richter, “Generalization error analysis for deep convolutional neural network with transfer learning in breast cancer diagnosis,” *Phys Med Biol*, vol. 65, no. 10, p. 105002, May 2020, doi: 10.1088/1361-6560/ab82e8.
- [26] Z. E. Fitri, W. B. Nugroho, A. Madjid, and A. M. N. Imron, “Comparison of Neural Network Methods for Classification of Banana Varieties (*Musa paradisiaca*),” *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 17, no. 2, Jun. 2021, doi: 10.17529/jre.v17i2.20806.