

Pengaruh Bilateral Filter Pada Algoritma Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Produk Sayuran

Umnny Salamah

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana
umnny.salamah@mercubuana.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2023-11-22

Revised, 2023-11-23

Accepted, 2023-11-29

Kata Kunci:

colour space conversion
histogram equalization
bilateral filter
support vector machine

ABSTRAK

Industri pertanian sekarang menerapkan metode klasifikasi berbasis kecerdasan buatan untuk analisis produk sayuran. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi produk sayuran sebagai bagian dari riset klasifikasi objek yang bertugas yang secara inheren lebih kompleks daripada subset klasifikasi objek lainnya. Dalam riset ini, model klasifikasi akan menggunakan metode image preprocessing pada algoritma support vector machine (SVM). Dataset penelitian ini berjumlah 21,000 data dengan pembagian data pelatihan (15,000 data), data pengujian (3,000 data) dan data validasi (3,000 data). Dalam penelitian ini, eksperimen dari hasil implementasi metode *bilateral filter* dan *support vector machine* (SVM) mendapatkan akurasi tertinggi yaitu 70,59%. Eksperimen ini menggunakan bilateral filter dengan parameter 15, 75, dan 75. Eksperimen lainnya mendapatkan akurasi 34,21% (histogram equalization) dan 65,68% (colour space conversion).

ABSTRACT

The agricultural industry is now applying artificial intelligence-based classification methods for the analysis of vegetable products. This study aims to classify vegetable products as part of the research of the classification of objects in charge that are inherently more complex than other subsets of object classification. In this research, the classification model will use the image preprocessing method on the support vector machine (SVM) algorithm. The dataset of this study amounted to 21,000 data with the division of training data (15,000 data), testing data (3,000 data) and validation data (3,000 data). In this study, experiments from the implementation of bilateral filter and support vector machine (SVM) methods obtained the highest accuracy of 70.59%. This experiment uses bilateral filters with parameters 15, 75, and 75. Other experiments obtained accuracy of 34.21% (histogram equalization) and 65.68% (colour space conversion).

This is an open access article under the [CC BY-SA license](#).



Penulis Korespondensi:

Umnny Salamah

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana

Email: umnny.salamah@mercubuana.ac.id

1. PENDAHULUAN

Industri pertanian sekarang menerapkan metode klasifikasi mekanis dan sering bergantung pada kecerdasan buatan untuk analisis produk sayuran. Kecerdasan buatan yang diterapkan pada analisis citra produk sayuran bekerja dengan cara melakukan analisis matematis data visual dalam hal gambar dari semua jenis produk sayuran. Data visual produk sayuran berkembang dari gambar biner ke hiperspektral. Kemajuan dalam teknik pencitraan telah menghasilkan kecerdasan yang lebih canggih yang mengarah pada penggunaannya sebagai standar implementasi dari aplikasi pada bidang pangan dan pertanian [1]–[7].

Penggunaan teknologi klasifikasi dan identifikasi citra dapat mewujudkan pemetaan dan penilaian sayuran secara otomatis, yang memiliki nilai aplikasi yang relatif luas. Saat ini, riset tentang

klasifikasi sayuran telah mengalami banyak kemajuan. Pembelajaran mesin telah diusulkan dalam beberapa tahun terakhir dan telah dibuat dalam pengenalan gambar, visi komputer, dan bidang lainnya. Dengan adanya pembelajaran mesin, fitur data yang diekstraksi dapat lebih mengkarakterisasi informasi yang ada pada citra produk sayuran dan dapat secara otomatis mempelajari fitur *representative* [8]–[11].

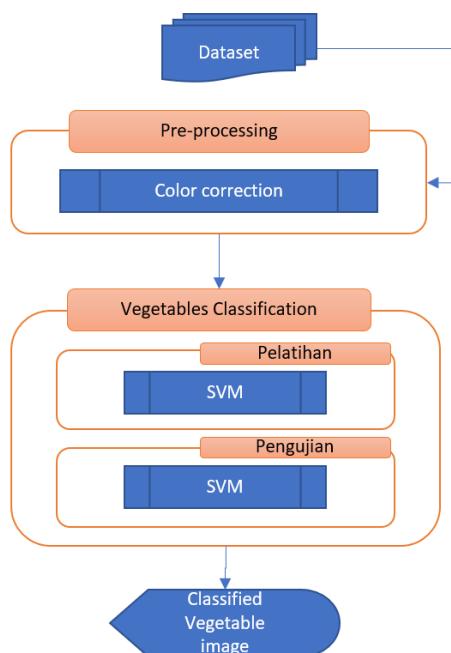
Penelitian mengenai klasifikasi produk sayuran telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Penelitian yang dilakukan terhadap klasifikasi sayuran otomatis tersedia telah dilakukan oleh [12]–[14], namun tidak ada contoh klasifikasi yang mempertimbangkan permasalahan pencahayaan dari sistem tersebut yang. Semua penelitian sebelumnya memiliki ide inti untuk menggunakan satu atau lebih jenis teknik pembelajaran mesin untuk mengidentifikasi fitur yang terkait dengan item yang dihasilkan misalnya, bentuk, warna, tekstur dan ukuran untuk melakukan klasifikasi. Identifikasi sayuran memiliki sejumlah besar tantangan yang terkait dengannya karena bentuk, ukuran, dan warna yang bervariasi secara tidak teratur. Banyak penelitian telah dilakukan untuk mengidentifikasi metode untuk mengatasi tantangan ini [15]–[19].

Pendekatan pembelajaran mesin berbasis empiris dan *neural network* (NN) telah dipelajari dan terus ditingkatkan untuk tugas ini [13], [14]. Banyak faktor telah diidentifikasi dalam kasus sistem dunia nyata yang memaksakan kendala untuk mencapai kinerja tinggi dalam hal waktu dan akurasi. Lingkungan latar belakang variabel, inkonsistensi iluminasi, refleksi spekular, dan inkonsistensi pengenalan adalah kendala utama [12].

Berdasarkan latar belakang diatas, tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil kinerja akurasi hasil penggabungan image preprocessing pada algoritma *support vector machine* untuk melakukan klasifikasi produk sayuran. Penggunaan image preprocessing mengatasi dua masalah berbeda pada klasifikasi produk sayuran: pertama, memperoleh respons konstan dari kamera digital dengan menentukan pengaturan optimal dan kedua, menentukan hubungan antara data warna RGB pada citra produk sayuran [20].

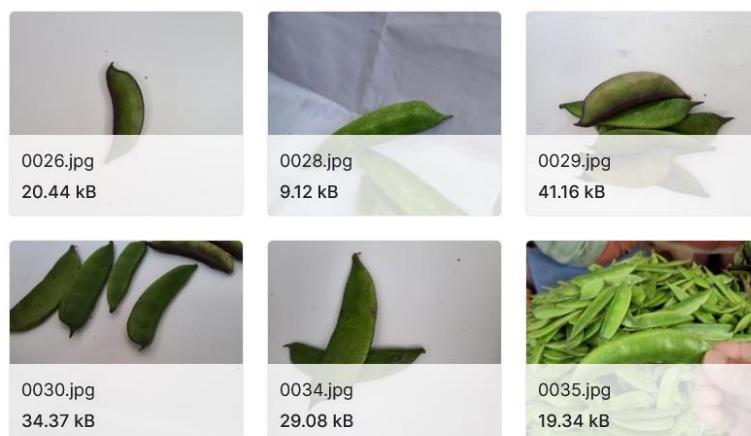
2. METODE PENELITIAN

Pengumpulan dataset dilakukan dengan melibat para ahli produk sayuran dengan memberi label. Label dataset citra produk sayuran yang diberikan digunakan sebagai *ground truth*, yang kemudian digunakan untuk mengekstrak deskriptor warna yang telah ditentukan dari dataset citra produk sayuran. Kemudian, pembelajaran mesin dengan pengklasifikasi SVM digunakan untuk mengelompokkan data produk sayuran. Tahapan lengkap dari riset ini dapat dilihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Penggunaan metode *image preprocessing* mengatasi dua masalah berbeda pada klasifikasi produk sayuran: pertama, memperoleh respons konstan dari kamera digital dengan menentukan pengaturan optimal dan kedua, menentukan hubungan antara data warna RGB pada citra produk sayuran. Dataset berjumlah 21,000 data dengan pembagian data pelatihan (15,000 data), data pengujian (3,000 data) dan data validasi (3,000 data). Adapun contoh citra sayuran yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2 Contoh Data Citra Kelas “Bean”

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, eksperimen pertama dilakukan dengan mengimplementasikan metode *histogram equalization* (HE) dan *support vector machine* (SVM). Dalam pemrosesan gambar, sering muncul kebutuhan untuk meningkatkan kontras citra. Dalam kasus seperti itu, teknik yang diperlukan adalah metode *histogram equalization* (HE). Metode ini mendistribusikan histogram citra secara seragam ke seluruh sumbu intensitas dengan memilih fungsi transformasi intensitas yang tepat. Hasil eksperimen dari mengimplementasikan metode *histogram equalization* (HE) dan *support vector machine* (SVM) dapat dilihat pada **Gambar 3**.

| Confusion Matrix | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|--|--|--|---|---|--|---|---|---|--|---|--|--|
| [[79 14 7 23 13 9 21 15 11 13 12 15 9 9 4] | [13 108 16 8 10 20 13 8 6 14 9 5 4 4 9] | [8 16 108 19 8 15 11 5 16 5 11 14 12 4 7] | [14 13 16 77 7 21 10 11 7 11 10 23 14 16 5] | [25 11 20 8 73 14 26 13 11 13 15 13 12 5 10] | [6 12 21 22 9 42 17 13 24 13 15 4 14 29 4] | [16 10 19 8 8 15 95 9 1 4 8 18 14 5 8] | [15 12 13 3 9 10 11 110 14 6 10 8 7 11 5] | [9 7 16 15 7 25 11 16 77 9 11 14 12 17 7] | [11 11 17 9 7 6 11 18 11 93 10 6 13 12 10] | [11 15 7 23 4 17 8 12 10 7 112 7 5 9 6] | [15 6 6 20 4 9 20 5 12 6 5 129 3 8 6] | [10 14 21 16 7 25 19 10 17 12 16 8 45 8 13] | [14 6 20 20 0 18 5 19 19 5 11 4 12 93 5] | [26 13 11 17 26 13 20 10 10 13 12 12 10 7 42]] | | |

Gambar 3 Confusion Matrix Histogram Equalization (HE) dan Support Vector Machine (SVM)

Eksperimen kedua dilakukan dengan mengimplementasikan metode bilateral filter dan *support vector machine* (SVM). Metode *bilateral filter* adalah filter smoothing non-linear, edge-preserving, dan noise-reducing untuk sebuah citra. Metode ini berjalan dengan menggantikan intensitas setiap piksel dengan rata-rata tertimbang nilai intensitas dari piksel terdekat. Bobot ini dihitung menggunakan distribusi Gaussian. Yang terpenting, bobot tidak hanya bergantung pada jarak piksel Euclidean, tetapi juga pada perbedaan radiometrik (misalnya, perbedaan jangkauan, seperti intensitas warna, jarak kedalaman, dll.). Hasil eksperimen dari mengimplementasikan metode *bilateral filter* dan *support vector machine* (SVM) dapat dilihat pada **Gambar 4**.

| Confusion Matrix | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|---|----|---|--|
| [[140 | 9 | 6 | 20 | 17 | 14 | 8 | 0 | 5 | 9 | 8 | 9 | 5 | 2 | 2 | 2 | 1] | | |
| [12 | 188 | 5 | 12 | 7 | 2 | 2 | 0 | 1 | 8 | 7 | 2 | 0 | 0 | 1] | | | | |
| [4 | 13 | 203 | 6 | 0 | 5 | 2 | 0 | 0 | 5 | 21 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | |
| [24 | 13 | 19 | 141 | 11 | 15 | 3 | 0 | 2 | 14 | 9 | 1 | 1 | 0 | 2 | | | | |
| [28 | 3 | 2 | 4 | 205 | 4 | 2 | 0 | 10 | 4 | 1 | 0 | 6 | 0 | 0 | | | | |
| [22 | 12 | 5 | 18 | 10 | 137 | 8 | 0 | 9 | 10 | 2 | 2 | 3 | 2 | 5 | | | | |
| [4 | 3 | 5 | 3 | 4 | 2 | 192 | 10 | 0 | 1 | 2 | 9 | 0 | 0 | 3 | | | | |
| [0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 224 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 5 | 1 | | | | |
| [14 | 7 | 2 | 3 | 10 | 24 | 1 | 0 | 144 | 3 | 1 | 3 | 15 | 21 | 5 | | | | |
| [10 | 8 | 13 | 18 | 11 | 8 | 2 | 0 | 0 | 168 | 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | | | | |
| [3 | 6 | 15 | 2 | 0 | 1 | 3 | 0 | 0 | 2 | 216 | 0 | 2 | 1 | 2 | | | | |
| [1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4 | 7 | 7 | 14 | 0 | 0 | 203 | 3 | 9 | 5 | | | | |
| [9 | 2 | 0 | 5 | 23 | 10 | 9 | 2 | 7 | 1 | 0 | 3 | 164 | 1 | 5 | | | | |
| [0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 4 | 19 | 0 | 0 | 16 | 3 | 199 | 5 | | | | | |
| [9 | 6 | 7 | 4 | 3 | 9 | 21 | 13 | 10 | 3 | 1 | 12 | 5 | 16 | 123 |] |] |] | |

Gambar 4 Confusion Matrix Bilateral Filter dan Support Vector Machine (SVM)

Dalam penelitian ini, eksperimen ketiga dilakukan dengan mengimplementasikan metode *colour space conversion* dan *support vector machine* (SVM). Metode colour space conversion dilakukan dengan konversi citra dikoreksi dari ruang warna lab ke ruang warna bgr menggunakan fungsi cv2.cvtColor. selanjutnya diimplementasikan *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) dengan parameter cliplimit=3.0 dan parameter tilegridsize=(8,8). Hasil eksperimen dari mengimplementasikan colour space conversion dan *support vector machine* (SVM) dapat dilihat pada **Gambar 5**.

| Confusion Matrix | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|---|---|---|--|
| [[141 | 13 | 6 | 19 | 18 | 9 | 7 | 0 | 6 | 3 | 11 | 7 | 6 | 7 | 1 | | | | |
| [15 | 163 | 20 | 13 | 5 | 4 | 1 | 0 | 1 | 12 | 9 | 1 | 1 | 0 | 2 | | | | |
| [7 | 10 | 205 | 6 | 1 | 4 | 2 | 0 | 2 | 3 | 18 | 0 | 0 | 0 | 1 | | | | |
| [14 | 16 | 17 | 147 | 6 | 12 | 4 | 0 | 3 | 18 | 9 | 3 | 4 | 0 | 2 | | | | |
| [28 | 5 | 2 | 6 | 179 | 17 | 2 | 0 | 12 | 7 | 1 | 1 | 9 | 0 | 0 | | | | |
| [20 | 14 | 5 | 17 | 16 | 113 | 6 | 0 | 13 | 17 | 0 | 3 | 12 | 5 | 4 | | | | |
| [4 | 5 | 8 | 3 | 5 | 3 | 182 | 8 | 0 | 0 | 1 | 10 | 3 | 0 | 6 | | | | |
| [0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 232 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 2 | 3 | | | | |
| [14 | 4 | 1 | 6 | 9 | 22 | 5 | 0 | 124 | 4 | 0 | 6 | 22 | 28 | 8 | | | | |
| [15 | 11 | 12 | 24 | 7 | 6 | 1 | 0 | 1 | 159 | 6 | 0 | 3 | 0 | 0 | | | | |
| [3 | 12 | 20 | 7 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 4 | 200 | 0 | 1 | 0 | 1 | | | | |
| [5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 9 | 3 | 10 | 0 | 0 | 198 | 12 | 9 | 5 | | | | |
| [6 | 3 | 0 | 5 | 20 | 16 | 10 | 0 | 23 | 1 | 0 | 4 | 144 | 4 | 5 | | | | |
| [2 | 5 | 0 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 26 | 0 | 0 | 12 | 11 | 180 | 9 | | | | |
| [25 | 2 | 7 | 3 | 7 | 8 | 32 | 14 | 4 | 8 | 0 | 8 | 11 | 17 | 96 |] |] |] | |

Gambar 5 Confusion Matrix Colour Space Conversion dan Support Vector Machine (SVM)

Dalam penelitian ini, eksperimen pertama dilakukan dengan mengimplementasikan metode *bilateral filter* dan *support vector machine* (SVM) mendapatkan akurasi tertinggi yaitu, 70,59%. Eksperimen ini menggunakan bilateral Filter dengan parameter 15, 75, dan 75. Hasil evaluasi kinerja dari implementasi *bilateral filter* dan *support vector machine* (SVM) dapat dilihat pada **Gambar 6**.

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Bean | 0.50 | 0.55 | 0.52 | 254 |
| Bitter_Gourd | 0.69 | 0.76 | 0.73 | 247 |
| Bottle_Gourd | 0.72 | 0.78 | 0.75 | 259 |
| Brinjal | 0.59 | 0.55 | 0.57 | 255 |
| Broccoli | 0.68 | 0.76 | 0.72 | 269 |
| Cabbage | 0.58 | 0.56 | 0.57 | 245 |
| Capsicum | 0.73 | 0.81 | 0.77 | 238 |
| Carrot | 0.86 | 0.92 | 0.89 | 244 |
| Cauliflower | 0.65 | 0.57 | 0.61 | 253 |
| Cucumber | 0.74 | 0.69 | 0.71 | 245 |
| Papaya | 0.80 | 0.85 | 0.83 | 253 |
| Potato | 0.74 | 0.80 | 0.77 | 254 |
| Pumpkin | 0.78 | 0.68 | 0.73 | 241 |
| Radish | 0.77 | 0.79 | 0.78 | 251 |
| Tomato | 0.77 | 0.51 | 0.61 | 242 |

Gambar 6 Kinerja Bilateral Filter dan Support Vector Machine (SVM)

Dalam penelitian ini, eksperimen pertama dilakukan dengan mengimplementasikan metode colour space conversion dan *support vector machine* (SVM). Eksperimen kedua dilakukan dengan mengimplementasikan metode bilateral filter dan *support vector machine* (SVM). eksperimen ketiga dilakukan dengan mengimplementasikan metode colour space conversion dan *support vector machine* (SVM). Hasil evaluasi akurasi dari semua eksperimen dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Evaluasi Semua Eksperimen

| Image Preprocessing | Klasifier | Akurasi |
|-------------------------|-----------|---------|
| Histogram Equalization | SVM | 34,21% |
| Bilateral Filter | SVM | 70,59% |
| Colour Space Conversion | SVM | 65,68% |

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi produk sayuran sebagai bagian dari riset klasifikasi objek yang bertugas yang secara inheren lebih kompleks daripada subset klasifikasi objek lainnya. Dalam riset ini, model klasifikasi akan menggunakan metode *image preprocessing* pada algoritma *support vector machine* (SVM). Dataset penelitian ini berjumlah 21,000 data dengan pembagian data pelatihan (15,000 data), data pengujian (3,000 data) dan data validasi (3,000 data). Dalam penelitian ini, eksperimen dari hasil implementasi metode bilateral filter dan support vector machine (SVM) mendapatkan akurasi tertinggi yaitu 70,59%. Eksperimen ini menggunakan bilateral filter dengan parameter 15, 75, dan 75. Eksperimen lainnya mendapatkan akurasi 34,21% (*histogram equalization*) dan 65,68% (*colour space conversion*).

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada semua pihak di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana yang telah membantu dalam menyelesaikan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] S. Shakya, "Analysis of artificial intelligence based image classification techniques," *J. Innov. Image Process.*, vol. 2, no. 01, pp. 44–54, 2020.
- [2] A. Bhargava and A. Bansal, "Fruits and vegetables quality evaluation using computer vision: A review," *J. King Saud Univ. Inf. Sci.*, vol. 33, no. 3, pp. 243–257, 2021.
- [3] S. K. Behera, A. K. Rath, A. Mahapatra, and P. K. Sethy, "Identification, classification & grading of fruits using machine learning & computer intelligence: a review," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, pp. 1–11, 2020.

-
- [4] S. Rahayu, S. Sandiwarno, E. D. Putra, M. Utami, and H. Setiawan, “Model Sequential Resnet50 Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Arab,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 6, no. 2, pp. 234–241, 2023.
 - [5] U. Salamah, A. Ratnasari, and S. Rahayu, “Automated Fruit Classification Menggunakan Model VGG16 dan MobileNetV2,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 5, no. 3, pp. 176–181, 2022.
 - [6] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and H. Setiawan, “Fine-Tuning Transfer Learning Model in Woven Fabric Pattern Classification,” *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 18, no. 06, p. 1885, 2022.
 - [7] V. Ayumi and I. Nurhaida, “Klasifikasi Chest X-Ray Images Berdasarkan Kriteria Gejala Covid-19 Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 4, no. 2, pp. 147–153, 2021.
 - [8] G. Xue, S. Liu, and Y. Ma, “A hybrid deep learning-based fruit classification using attention model and convolution autoencoder,” *Complex Intell. Syst.*, pp. 1–11, 2020.
 - [9] A. A. Elsharif, I. M. Dheir, A. S. A. Mettleq, and S. S. Abu-Naser, “Potato Classification Using Deep Learning,” *Int. J. Acad. Pedagog. Res.*, vol. 3, no. 12, 2020.
 - [10] Y. Tong, J. Liu, and S. Liu, “China is implementing ‘Garbage Classification’ action,” *Environ. Pollut.*, vol. 259, p. 113707, 2020.
 - [11] N. Andi, I. Ilham, D. J. Yudha, and F. Jefry, “Analysis of user satisfaction level on cashcloud. Id system with system usability scale method and Spearman’s rank correlation,” *Int. J. Open Inf. Technol.*, vol. 11, no. 9, pp. 92–99, 2023.
 - [12] R. M. Bolle, J. H. Connell, N. Haas, R. Mohan, and G. Taubin, “Veggievision: A produce recognition system,” in *Proceedings Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. WACV'96*, 1996, pp. 244–251.
 - [13] Y. Zhang, S. Wang, G. Ji, and P. Phillips, “Fruit classification using computer vision and feedforward neural network,” *J. Food Eng.*, vol. 143, pp. 167–177, 2014.
 - [14] Y. Sakai, T. Oda, M. Ikeda, and L. Barolli, “A vegetable category recognition system using deep neural network,” in *2016 10th International Conference on Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS)*, 2016, pp. 189–192.
 - [15] B. Zhang, B. Gu, G. Tian, J. Zhou, J. Huang, and Y. Xiong, “Challenges and solutions of optical-based nondestructive quality inspection for robotic fruit and vegetable grading systems: A technical review,” *Trends food Sci. Technol.*, vol. 81, pp. 213–231, 2018.
 - [16] K. Hameed, D. Chai, and A. Rassau, “A comprehensive review of fruit and vegetable classification techniques,” *Image Vis. Comput.*, vol. 80, pp. 24–44, 2018.
 - [17] A. M. Abdu, M. M. Mokji, and U. U. Sheikh, “Automatic vegetable disease identification approach using individual lesion features,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 176, p. 105660, 2020.
 - [18] V. S. Jadhav, “Development and advancement in image processing technique for detection of various diseases in Fruit & Vegetable Plants: A review,” *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, vol. 10, no. 2, pp. 31–38, 2021.
 - [19] A. Sinha and R. S. Shekhawat, “Review of image processing approaches for detecting plant diseases,” *IET Image Process.*, vol. 14, no. 8, pp. 1427–1439, 2020.
 - [20] M. Ju, C. Ding, Y. J. Guo, and D. Zhang, “IDGCP: Image dehazing based on gamma correction prior,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 29, pp. 3104–3118, 2019.