



## Pengembangan Sistem Kontrol Pemilah Kematangan Buah Pisang Pada Konveyor Menggunakan Metode Klasifikasi *K-Nearest Neighbors* Berbasis OpenCV

\* Kelvin Andean<sup>1</sup>, Tukiayat<sup>2</sup>, Agung Budi Susanto<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>) Teknik Informatika, Program Pascasarjana, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Banten

Email: <sup>1</sup> kel.and28@gmail.com, <sup>2</sup> dosen02711@unpam.ac.id, <sup>3</sup> dosen02680@unpam.ac.id

### ABSTRACT

*This research focuses on developing a micro-controller-based banana ripeness sorting tool with the implementation of the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm for classification of ripeness levels based on RGB color image processing using the OpenCV library. Banana is an important fruit in society because of its high nutritional content, but manual sorting of banana fruit is a challenge for farmers and officers. The tool built uses Arduino UNO as a controller, conveyor belt with dynamo motor and servo motor for sorting. KNN method is used for classification based on banana skin color. The results showed that the success rate of sorting reached 100% at the neighboring value of  $K = 3$ , 93.33% at  $K = 5$ , and 86.66% at  $K = 1$ . This tool can be an efficient solution for automatically sorting bananas based on ripeness level with high accuracy.*

*Keywords: Banana Fruit; Maturity Sorting; K-Nearest Neighbors; Arduino; OpenCV.*

### ABSTRAK

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sebuah alat pemilah kematangan buah pisang berbasis pengendali mikro dengan implementasi algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan berdasarkan pengolahan citra warna RGB menggunakan *library* OpenCV. Pisang merupakan buah yang penting dalam masyarakat karena kandungan nutrisi yang tinggi, namun pemilahan buah pisang secara manual menjadi tantangan bagi petani dan petugas. Alat yang dibangun menggunakan Arduino UNO sebagai pengendali, konveyor belt dengan motor dinamo dan motor servo untuk pemilahan. Metode KNN digunakan untuk klasifikasi berdasarkan warna kulit pisang. Hasil penelitian menunjukkan tingkat keberhasilan pemilahan mencapai 100% pada nilai ketetanggaan  $K=3$ , 93.33% pada  $K=5$ , dan 86.66% pada  $K=1$ . Alat ini dapat menjadi solusi efisien untuk pemilahan buah pisang secara otomatis berdasarkan tingkat kematangan dengan akurasi tinggi.

Kata kunci: Buah Pisang; Pemilahan Kematangan; K-Nearest Neighbors; Arduino; OpenCV.

## 1. PENDAHULUAN

Pisang (*Musa Paradisiaca*) merupakan salah satu tanaman buah yang memiliki nilai gizi tinggi, mengandung vitamin, mineral, dan karbohidrat yang berlimpah. Buah pisang sangat populer di masyarakat karena dapat dinikmati oleh semua usia, dari bayi hingga lansia [1]. Biasanya, pisang dipanen dalam keadaan masih hijau tua untuk menjaga kualitasnya selama proses transportasi dan pasca panen. Proses pematangan pisang terjadi selama penyimpanan, dimulai oleh produksi gas etilen yang alami dari

buah pisang atau dengan mengeksposnya dalam ruang yang mengandung gas etilen dalam jangka waktu yang cukup lama. Pada tahap pematangan ini, terjadi perubahan fisiologis dan kimiawi pada buah pisang, termasuk perubahan tekstur daging buah, transformasi pati menjadi gula, perubahan warna kulit dari hijau menjadi kuning, serta pembentukan rasa dan aroma [2].

Warna kulit pisang menjadi indikator awal yang paling mudah dikenali selama proses pematangan buah pisang. Pada pematangan, kulit pisang mengalami perubahan warna dari hijau menjadi kuning, yang disebabkan oleh penurunan kandungan klorofil dan peningkatan pigmen karotenoid serta flavonoid pada kulit pisang. Penentuan tingkat kematangan pisang sering dilakukan dengan membandingkan warna kulitnya dengan standar warna. Metode ini cenderung memberikan hasil yang tidak konsisten dan sangat bergantung pada keterampilan operator serta kondisi pencahayaan yang digunakan [3].

Perkembangan teknologi otomasi telah mencapai kemajuan yang pesat. Proses-proses industri kini dapat diotomatisasi dengan bantuan berbagai mesin seperti komputer dan robot, yang dikendalikan oleh mikrokontroler dan sensor. Pendekatan ini telah meningkatkan efisiensi, produktivitas, serta mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manusia [4].

Untuk dapat melakukan pemilahan buah pisang berdasarkan tingkat kematangan, sistem yang dikembangkan harus memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang. Tingkat kematangan ini dapat dibedakan berdasarkan warna kulit buah. Buah pisang yang masih mentah memiliki kulit berwarna hijau, buah pisang matang memiliki kulit berwarna kuning, dan buah pisang yang terlalu matang biasanya memiliki kulit berwarna kuning dengan bintik-bintik coklat.

Sistem ini harus mampu melakukan klasifikasi tingkat kematangan dengan cara belajar mengenali ciri-ciri unik dari setiap tingkat kematangan berdasarkan komposisi warna kulitnya. Dalam konteks ini, penerapan metode Machine Learning (ML) dapat menjadi solusi yang efektif.

Machine Learning (ML) merupakan cabang kecerdasan buatan yang memberikan kemampuan kepada mesin untuk belajar mengenali pola [5]. Salah satu

metode ML yang digunakan dalam konteks klasifikasi adalah Supervised Learning, di mana proses pembelajaran berdasarkan pada dataset yang telah diberi label. Dataset ini digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik distribusi perilaku dalam berbagai aplikasi, sehingga membentuk model perilaku dari data tersebut [6].

Salah satu algoritma Supervised Learning yang dapat digunakan untuk klasifikasi adalah K-Nearest Neighbor (KNN). Algoritma ini memiliki implementasi yang sederhana, mudah dalam pengelolaan data baru, dan mampu memodelkan masalah klasifikasi yang kompleks dengan pendekatan berbasis lokal yang relatif sederhana [7].

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengaplikasikan KNN dalam konteks klasifikasi tingkat kematangan buah. Misalnya, penelitian oleh Sugiyanti telah menguji klasifikasi tingkat kematangan buah papaya (*Carica Papaya L*) California menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors dalam ruang warna HSV. Hasil penelitian tersebut mencapai tingkat akurasi sebesar 75% untuk  $K=3$  dan 83,34% untuk  $K=5$  [8].

Penelitian lainnya, seperti yang dilakukan oleh Permadi dkk, fokus pada identifikasi tingkat kematangan mentimun berdasarkan tekstur kulit buah dengan menggunakan metode ekstraksi ciri statistik. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi identifikasi kematangan mentimun mencapai 75% [9].

Penelitian oleh Ramanda juga mencoba identifikasi tingkat kematangan buah mangga menggunakan pengolahan citra dengan metode ekstraksi ciri statistik. Hasilnya menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86,67% menggunakan model fuzzy dengan fungsi keanggotaan segitiga [10].

Berdasarkan uraian di atas, untuk mendukung proses pemilahan buah pisang secara optimal, penulis bertujuan untuk merancang sebuah alat pemilah buah pisang berdasarkan tingkat kematangan yang dapat bekerja secara otomatis dengan menggunakan mikrokontroler. Untuk mencapai tujuan tersebut, diimplementasikan pembelajaran mesin dengan metode K-Nearest Neighbors dalam klasifikasi tingkat kematangan buah pisang, serta pengolahan citra menggunakan Teachable Machine dan library OpenCV. Selain itu, penelitian ini juga akan mengkaji penelitian terdahulu yang relevan dalam bidang ini untuk mengidentifikasi.

## 2. METODE

### 2.1. Analisis Kebutuhan

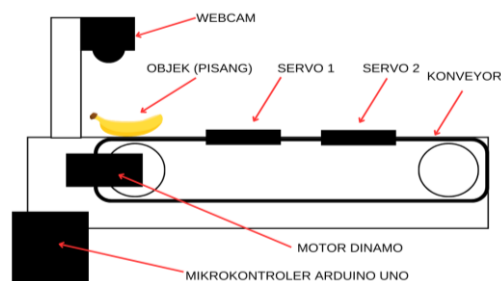
Pada tahap analisis kebutuhan dilakukan analisis terhadap kebutuhan yang diperlukan dalam penelitian antara lain kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak serta data yang akan digunakan. Untuk membangun suatu sistem yang dapat melakukan proses pemilahan buah pisang secara otomatis diperlukan beberapa komponen perangkat keras antara lain Arduino UNO berfungsi sebagai mikrokontroler utama yang mengendalikan seluruh proses, Webcam berfungsi untuk mengambil gambar buah pisang, Servo motor 180 derajat berfungsi untuk menggerakkan mekanisme pemindahan buah pisang ke wadah penampungan, Motor dinamo berfungsi untuk menggerakkan konveyor dan konveyor belt berfungsi untuk mengangkat buah pisang dari satu tempat ke tempat lain dalam sistem. Sedangkan perangkat lunak yang dibutuhkan pada penelitian ini adalah *Teachable Machine*, yang berfungsi untuk melakukan pengolahan citra dan klasifikasi tingkat kematangan buah pisang, Pycharm digunakan untuk mengimplementasikan program pada sistem yang dibangun dan Arduino IDE berfungsi untuk mengembangkan perangkat lunak Arduino.

### 2.2. Perancangan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah alat pemilah buah pisang secara otomatis menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbors* dan sensor warna serta untuk mengetahui bagaimana tingkat keberhasilan alat yang dibangun.

#### 2.2.1. Perancangan Alat

Skema rancangan Alat pemilah buah pisang dapat dilihat pada Gambar 1.



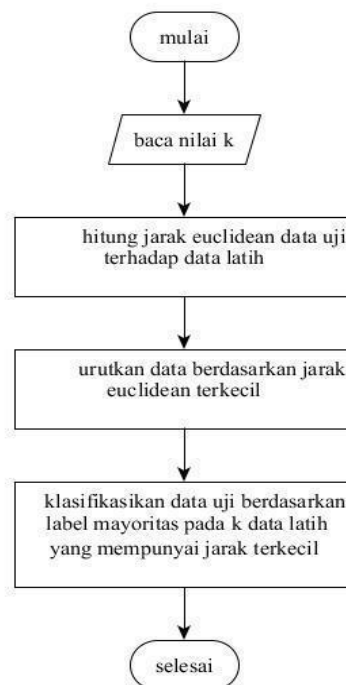
Gambar 1. Rancangan Prototype Alat Pemilah buah pisang

Pada gambar di atas terlihat bahwa Webcam diletakkan pada bagian atas menghadap konveyor. Webcam akan mengambil gambar atau warna dari buah pisang untuk kemudian diproses oleh Arduino Uno untuk diklasifikasikan menggunakan

algoritma *K-Nearest Neighbors*. Setelah obyek (buah pisang) diklasifikasi servo akan bergerak ke arah wadah penampungan yang sesuai dengan tingkat kematangan (kelas) buah Pisang. Kemudian Arduino akan memberi sinyal pada konveyor untuk bergerak sehingga akan mendorong buah pisang hingga jatuh ke wadah penampungan.

### 2.2.2. Perancangan Algoritma Klasifikasi

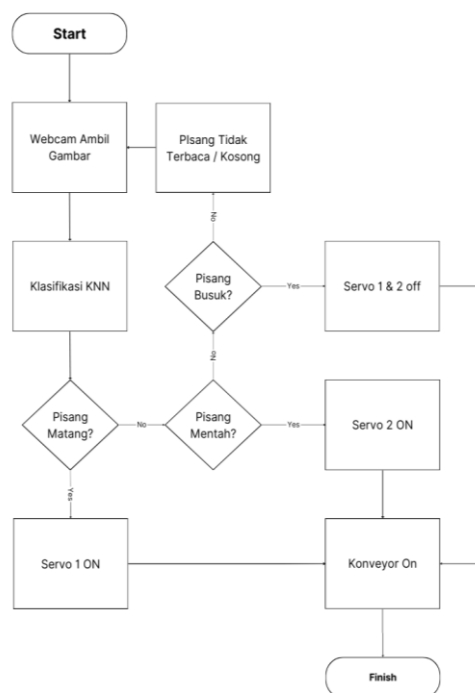
Pada implementasi perangkat lunak, program yang dibuat menerapkan algoritma *K-Nearest Neighbors* untuk melakukan klasifikasi. Algoritma *K-Nearest Neighbors* bekerja dengan cara mencari  $k$  tetangga terdekat dari data latih. Tingkat kematangan buah pisang ditentukan berdasarkan tingkat kemiripan dengan tetangga terdekatnya.



Gambar 2. Klasifikasi menggunakan KNN

### 2.2.3. Perancangan Cara Kerja Alat

Setelah dataset dari sample berhasil diinput dan disimpan. Selanjutnya data tersebut digunakan untuk membuat aturan klasifikasi. Dengan demikian alat sudah dapat melakukan proses pemilahan. Setiap buah pisang yang akan dipilah akan dibaca fitur warnanya kemudian akan diklasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors*. Setelah tingkat kematangan ditentukan buah pisang akan dipilah atau ditempatkan sesuai tempatnya. Untuk lebih lengkapnya, cara kerja sistem yang dibangun dapat dilihat pada diagram alur berikut:



Gambar 3. Cara kerja Sistem Pemilah

Buah pisang yang akan dipilah mula-mula akan direkam menggunakan Webcam. Kemudian fitur warna akan digunakan sebagai input klasifikasi *K-Nearest Neighbors* untuk kemudian ditentukan apakah buah pisang tersebut masuk kedalam kelompok mentah (*unripe*), matang (*ripe*) atau busuk (*overripe*). Apabila pisang termasuk kelompok matang, servo 1 akan bergerak ke sudut 45 derajat untuk mengarahkan konveyor ke arah wadah penampung pisang hijau. Sedangkan, apabila pisang termasuk mentah maka servo 2 akan bergerak 45 derajat dan apabila pisang busuk maka servo 1 dan servo 2 tidak bergerak, maka selanjutnya konveyor akan dinyalakan untuk mendorong pisang masuk ke dalam wadah penampungan.




### 2.3. Teknik Analisis

Untuk menghasilkan sistem yang dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan dan untuk menguji apakah alat telah mampu melakukan pemilahan buah pisang dengan baik maka diperlukan sejumlah data berupa sampel buah pisang. Sample tersebut akan dianalisa berdasarkan fitur warnanya dimana data fitur warna tersebut akan digunakan sebagai dataset pada proses klasifikasi kematangan. Untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem, selanjutnya dilakukan tahap pengujian dan penghitungan akurasi.

### 2.3.1. Teknik Pengumpulan Data

Sampel yang akan digunakan adalah sejumlah buah pisang dengan tingkat kematangan yang berbeda yang diklasifikasi dengan metode manual. Penulis mengumpulkan buah pisang dengan membeli langsung dari buah pisang di pasar. buah pisang yang dikumpulkan dibagi kedalam 3 golongan yaitu mentah (*unripe*), matang (*ripe*), dan busuk (*overripe*). Berikut rincian dari sampel buah pisang yang akan digunakan dalam penelitian ini:

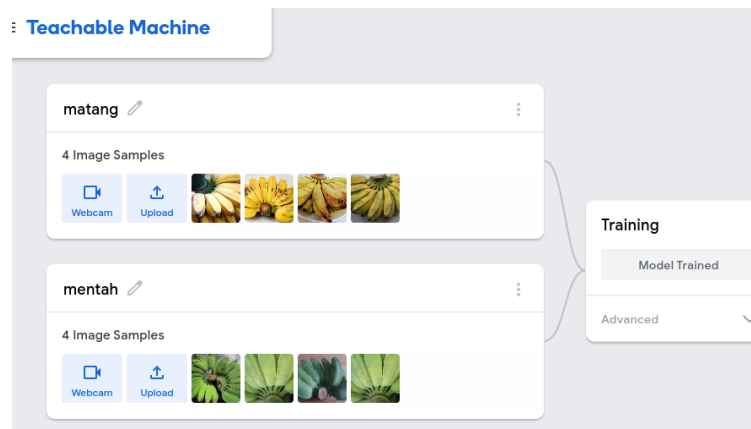
Tabel 1. Sampel buah pisang

Tingkat Kematangan	Tampilan fisik buah	Jumlah Sampel Latih	Jumlah Sampel Uji
Mentah		10 buah	5 buah
Matang		10 buah	5 buah
Busuk		10 buah	5 buah

### 2.3.2. Pengolahan Citra

Pengolahan citra (*image processing*) merupakan bidang studi yang mempelajari tentang manipulasi kualitas citra akibat gangguan seperti cacat atau derau (*noise*), warna terlalu kontras, kurang tajam, kabur (*blurring*), dan sebagainya. Klasifikasi kematangan buah pisang pada penelitian ini dilakukan menggunakan teachable machine input berupa pengolahan citra. Untuk mendapatkan fitur pengolahan citra berupa nilai warna dilakukan ekstraksi fitur menggunakan *Library OpenCV*.

Ilustrasi pembacaan fitur pengolahan citra menggunakan Webcam pada Teachable machine dapat dilihat pada gambar di bawah ini:



Gambar 4. Tampilan Proses Training dengan *Teachable Machine*

### 2.3.3. Perhitungan Akurasi

Untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam melakukan pemilahan serta menemukan performa terbaik dari algoritma yang diterapkan, maka diperlukan pengujian dan perhitungan tingkat akurasi. Pengujian dilakukan dengan cara membandingkan hasil pemilahan yang dilakukan oleh sistem dengan hasil pengamatan secara manual. Pemilahan dikatakan benar apabila hasil pemilahan oleh sistem sesuai dengan pengamatan yang dilakukan.

Hasil dari pengujian akan ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix* sehingga dapat diketahui jumlah data yang diklasifikasi dengan benar dan jumlah data yang tidak diklasifikasi dengan benar dari masing-masing kelas data (mentah, matang dan busuk). Tingkat akurasi akan dihitung berdasarkan rasio jumlah pengujian yang menghasilkan klasifikasi yang benar terhadap jumlah keseluruhan pengujian yang dilakukan. Sehingga tingkat akurasi dapat ditentukan dengan rumus:

$$A = \frac{n_{Benar}}{n_{Uji}} \times 100\%$$

Dimana A adalah persentase akurasi yang didapat dari jumlah pengujian dengan klasifikasi benar dibagi jumlah seluruh data uji. Untuk menemukan performa terbaik dari algoritma KNN, pengujian akan dilakukan sebanyak 3 sesi dengan masing-masing 15 kali pengujian. Setiap sesi akan menerapkan nilai k yang berbeda. Antara lain: k=1, k=3, dan k=5



### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Hasil

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, ditemukan bahwa akurasi tertinggi dari alat pemilah kematangan buah pisang menggunakan klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN) diperoleh pada nilai ketetanggaan  $K=3$  dengan persentase 100 % dari 15 sampel uji. Diikuti nilai ketetanggaan  $K=1$  dan  $k=5$  dengan persentase 93,33 %.

#### 3.2. Pembahasan

Pada nilai ketetanggaan  $K=1$  klasifikasi hanya didasarkan pada 1 data yang memiliki jarak terdekat saja. Kesalahan dapat terjadi ketika suatu data yang sebenarnya memiliki kemiripan dengan mayoritas data latih dengan kategori busuk namun karena ada 1 data dengan kategori matang memiliki jarak Euclidean yang paling kecil, maka data dimasukkan ke dalam kategori matang. Kejadian seperti ini dapat terjadi seperti terlihat pada tabel pengujian  $K=1$  dimana 1 buah sampel pisang busuk salah dikenali sebagai pisang matang dan 1 buah sampel pisang matang salah dikenali sebagai pisang busuk. Di sisi lain, pada nilai ketetanggaan  $K=5$  klasifikasi didasarkan pada 5 data yang memiliki jarak terdekat kemudian dilakukan pemilihan berdasarkan label mayoritas (voting). Dengan banyaknya jumlah tetangga yang dijadikan acuan, ditambah tidak adanya pembobotan pada klasifikasi KNN menimbulkan potensi voting yang kurang baik.

Nilai ketetanggaan  $K=3$  memiliki performa paling optimal dengan tidak ditemukannya kesalahan dalam 15 kali pengujian dengan 3 tingkat kematangan berbeda. Hal ini mengindikasikan jumlah nilai ketetanggaan 3 yang tidak terlalu banyak dan tidak terlalu sedikit menghasilkan pengambilan keputusan paling baik. Secara keseluruhan, baik  $K=1$ ,  $K=3$  maupun  $K=5$  menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi pada alat pemilah kematangan buah pisang yang dibangun. Namun, nilai ketetanggaan  $K=3$  lebih disukai karena memiliki tingkat akurasi yang sempurna dan tidak menimbulkan potensi kesalahan klasifikasi.

##### 3.2.1. Akurasi

Akurasi adalah ukuran seberapa baik model klasifikasi dapat memprediksi kelas yang benar. Pada penelitian ini, akurasi dihitung dengan menggunakan rumus Akurasi = Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar / Jumlah total data.

Berdasarkan hasil pengujian, akurasi tertinggi dari alat pemilah kematangan buah pisang diperoleh pada nilai ketetangaan  $K=3$  dengan persentase 100 %. Hal ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dibangun dapat memprediksi tingkat kematangan buah pisang dengan sangat akurat.

### 3.2.2. Kesalahan Klasifikasi

Kesalahan klasifikasi adalah kejadian ketika model klasifikasi memprediksi kelas yang salah. Pada penelitian ini, kesalahan klasifikasi terjadi pada nilai ketetangaan  $K=1$  dan  $K=5$ .

Pada nilai ketetangaan  $K=1$ , kesalahan klasifikasi terjadi karena model klasifikasi hanya didasarkan pada 1 data yang memiliki jarak terdekat saja. Dalam hal ini, 1 data yang memiliki jarak terdekat dengan data uji dapat saja memiliki kelas yang berbeda dengan mayoritas data latih. Hal ini dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi.

Pada nilai ketetangaan  $K=5$ , kesalahan klasifikasi terjadi karena model klasifikasi didasarkan pada 5 data yang memiliki jarak terdekat. Dalam hal ini, jika mayoritas data latih memiliki kelas yang sama, maka model klasifikasi akan memprediksi kelas yang sama dengan mayoritas data latih, meskipun data uji memiliki kelas yang berbeda. Hal ini dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, implementasi, pembahasan serta pengujian yang telah dilakukan, maka dapat dibuat kesimpulan Pembuatan alat pemilah kematangan buah pisang diawali dengan perancangan skema perangkat keras, pembuatan model klasifikasi dengan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) berdasarkan sejumlah sampel buah pisang dan implementasi dari model klasifikasi yang dibangun ke dalam alat pemilah. Alat pemilah kematangan buah pisang yang dibangun mampu melakukan proses pemilahan pisang ke dalam 3 tingkat kematangan antara lain: mentah, matang dan busuk berdasarkan fitur warna RGB. Proses klasifikasi (setelah nilai  $K$  diinput) dikerjakan oleh Teachable Machine dan perangkat mikrokontroler Arduino UNO melakukan fungsi pemilahan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan alat dalam melakukan pemilahan buah pisang secara otomatis sangat tinggi. Persentase tertinggi mencapai 100% pada nilai ketetangaan  $K=3$ , selanjutnya presentase dari  $K=5$  yaitu 93.33% dan yang terkecil dari  $K=1$  yaitu 86.66%.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Indarto and Murinto, “Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS,” *JUITA J. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 15–21, 2017, doi: 10.30595/juita.v5i1.1461.
- [2] Sanaeifar, “Perubahan Fisiologis dan Kimiawi Buah Pisang selama Pematangan. Jurnal Ilmiah Pertanian,” *J. Ilm. Pertan.*, vol. 4, no. 2, pp. 123–134, 2016.
- [3] A. H. Gomes, “Identifikasi Tingkat Kematangan Buah dengan Metode Pengolahan Citra. Jurnal Teknologi Informasi,” *J. Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 4, pp. 87–98, 2014.
- [4] Y. Kalnar, R. Balakrishnan, S. Mann, T. Bidyalaksmi, S. Dawange, and N. Indore, “Microcontrollers and Sensors in Post-Harvest Application of Agricultural Commodity: Sorting/Grading and Storage,” in *Emerging Post – Harvest Engineering and Technological Intervention for Enhancing Farmer’s Income*, 2018, pp. 197–202.
- [5] J. Kasyap, *Pengantar Machine Learning*. Pasuruan: Cipta Pustaka Utama, 2019.
- [6] W. Amei, D. Huailin, W. Qingfeng, and L. Ling, “A Survey of Application-Level Protocol Identification Based on Machine Learning,” in *2011 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, 2011, vol. 3, pp. 201–204, doi: 10.1109/ICIII.2011.331.
- [7] M. H. Alsharif, A. H. Kelechi, K. Yahya, and S. A. Chaudhry, “Machine Learning Algorithms for Smart Data Analysis in Internet of Things Environment: Taxonomies and Research Trends,” *Symmetry*, vol. 12, no. 1, p. 88, 2020, doi: 10.3390/sym12010088.
- [8] Sugiyanti, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Papaya dengan Algoritma K-Nearest Neighbors,” *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 12–25, 2015.
- [9] Y. Permadi and Murinto, “Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik,” *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1028–1038, 2015, doi: 10.26555/jifo.v9i1.a2044.
- [10] Ramanda, “Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga Menggunakan Teknik Pengolahan Citra dengan Metode Ekstraksi Ciri Statistik,” *J. Teknol. Pangan dan Gizi*, vol. 3, no. 1, pp. 34–46, 2015.