



Tersedia online di [www.journal.unipdu.ac.id](http://www.journal.unipdu.ac.id)

**Unipdu**

Halaman jurnal di [www.journal.unipdu.ac.id/index.php/register](http://www.journal.unipdu.ac.id/index.php/register)



## Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur

Selvia Ferdiana Kusuma <sup>a</sup>, Ratri Enggar Pawening <sup>b</sup>, Rohman Dijaya <sup>c</sup>

<sup>a</sup> Teknik Informatika, Politeknik Kediri, Kediri, Indonesia

<sup>b</sup> Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Nurul Jadid, Probolinggo, Indonesia

<sup>c</sup> Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Sidoarjo, Indonesia

email: <sup>a</sup>[selvia@poltek-kediri.ac.id](mailto:selvia@poltek-kediri.ac.id), <sup>b</sup>[enggar.r@gmail.com](mailto:enggar.r@gmail.com), <sup>c</sup>[rohman.dijaya@umsida.ac.id](mailto:rohman.dijaya@umsida.ac.id)

### INFO ARTIKEL

**Sejarah artikel:**

Menerima 6 Oktober 2016

Revisi 20 Desember 2016

Diterima 20 Februari 2017

Online 21 Februari 2017

**Kata kunci:**

Klasifikasi Mengkudu

KNN

SVM

Tekstur

Warna

**Keywords:**

*Classification of Noni*

*Color*

*KNN*

*SVM*

*Texture*

**Style APA dalam mensitasi artikel ini:**

Kusuma, S. F., Pawening, R. E., & Dijaya, R. (2017).

Otomatisasi klasifikasi kematangan buah

Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem*

*Informasi*, 3(1), 17-23.

### ABSTRAK

Buah Mengkudu merupakan komoditi ekspor yang sedang berkembang di Indonesia. Proses pengklasifikasian kematangan buah Mengkudu perlu dilakukan agar kualitas buah Mengkudu yang di ekspor dapat terjamin. Proses klasifikasi dengan jumlah yang banyak akan sulit apabila dilakukan secara manual. Oleh karena itu, penelitian ini diperlukan untuk menghasilkan proses otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu. Metode yang diusulkan untuk melakukan otomatisasi klasifikasi adalah proses pengenalan karakteristik buah Mengkudu berdasarkan fitur tekstur dan warna. Fitur tektur dan fitur warna didapatkan melalui proses pengolahan citra digital buah Mengkudu. Penelitian ini membuktikan bahwa pengklasifikasian buah Mengkudu dengan algoritma *Support Vector Machines* (SVM) menghasilkan nilai persentase lebih tinggi dari pada menggunakan algoritma *k-Nearest Neighbors* (KNN). Hasil persentase tertinggi yang didapatkan yaitu sebesar 87.22%.

### ABSTRACT

*Noni fruit is an export commodities that were flourishing in Indonesia. Noni fruit maturity classification process should be done in order the quality of the noni fruit which is exported can be guaranteed. Classification process in large quantities will be difficult if it is done manually. Therefore this research is needed to produce an automation classification process of noni fruit ripeness. The proposed method is characteristic introduction of noni fruit based on texture and color features. Texture and color features are obtained from digital image processing of noni fruit. This research proves that the classification of noni fruit with SVM algorithm produces better accuracy than using KNN algorithm. The highest accuracy is equal to 87.22%.*

© 2017 Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi. Semua hak cipta dilindungi undang-undang.

### 1. Pendahuluan

*Morinda citrifolia* atau yang biasa dikenal dengan buah Mengkudu merupakan salah satu buah yang memiliki banyak manfaat dalam dunia kesehatan. Sudah ada beberapa penelitian terdahulu yang mengeksplorasi khasiat buah Mengkudu. Buah Mengkudu masuk jajaran komoditi ekspor Indonesia. Guna menjamin kualitas buah Mengkudu maka perlu dilakukan pemfilteran kualitas buah Mengkudu. Kualitas tersebut ditunjukkan dari tingkat kematangan atau tekstur buah tersebut. Karakteristik buah Mengkudu secara visual memiliki variasi yang minim, terutama dari warna dan teksturnya, sehingga tidak memungkinkan proses filterisasi pada skala besar. Sudah pasti memerlukan waktu yang lama dan memiliki standarisasi yang berbeda-beda sesuai penilaian subjektifitas penilai, berdasarkan permasalahan tersebut maka diperlukan otomatisasi klasifikasi kualitas buah Mengkudu. Bantuan teknologi komputer pada bidang pengolahan citra digital yang memanfaatkan fitur warna dan fitur

tekstur dapat digunakan untuk proses klasifikasi secara otomatis, karena fitur tersebut merepresentasikan objek yang paling dominan (Pawening, Dijaya, Brian, & Suciati, 2015).

Telah banyak penelitian yang menggunakan pengolahan citra digital untuk mengklasifikasikan kualitas buah. Pengklasifikasian kematangan buah tomat berdasarkan fitur warna menggunakan algoritma *Support Vector Machines* (SVM) (El-Bendary, Hariri, Hassanien, & Badr, 2015). Klasifikasi kematangan buah dengan fitur warna dan tekstur yang dilengkapi pereduksian fitur menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) (Gawande & Dhande, 2014). Klasifikasi kematangan buah jambu biji merah menggunakan algoritma *Fuzzy* (Mulato, 2015). Berdasarkan studi literatur tersebut diketahui belum ada yang melakukan penelitian tentang klasifikasi kualitas buah mengkudu. Padahal komoditi ekspor di bidang ini terus berkembang.

Penelitian ini mencoba mengangkat permasalahan baru dalam klasifikasi buah, yaitu mengklasifikasikan buah mengkudu berdasarkan tingkat kematangan yang direpresentasikan dari sisi warna dan teksturnya. Metode ekstraksi fitur warna yang digunakan adalah *color moment* dan histogram warna *Hue Saturation Value* (HSV), sedangkan fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) (Hakim, Mutrofin, & Ratnasari, 2016). Tingkat kematangan buah akan diklasifikasikan ke dalam 3 kelas kematangan menggunakan metode SVM *One-Againts-One*.

Salah satu manfaat penelitian ini yaitu dapat mengoptimasi proses *quality control* mengkudu yang layak diekspor, di mana ketepatan jenisnya dapat diperoleh dengan waktu yang lebih cepat dan akurasi yang lebih tinggi. Untuk menilai performa dari penelitian yang telah kami lakukan, maka hasil uji coba akan dibandingkan berdasarkan variasi pemilihan fitur. Sehingga akan diperoleh informasi mengenai fitur-fitur yang dapat meningkatkan akurasi klasifikasi.

## 2. Studi Literatur

### 2.1. Buah mengkudu

Buah mengkudu (*morinda citrifolia*) merupakan jenis tanaman pohon dan berbatang bengkok, ketinggian dapat mencapai 3-8 m. Daun tunggal dengan ujung dan pangkal kebanyakan runcing. Buahnya termasuk buah bongkol, benjol-benjol tidak teratur, berdaging, jika masak daging buah berair. Buah masak berwarna kuning kotor atau putih kekuning-kuningan dengan panjang 5-10 cm, lebar 3-6 cm (Suryowinoto, 1997). Ukuran dan bentuk buahnya bervariasi, pada umumnya mengandung banyak biji, dalam satu buah terdapat  $\geq 300$  biji, namun ada juga tipe buah mengkudu yang memiliki sedikit biji. Buah mengkudu mengandung *scopoletin* sebagai analgesik, antiradang, dan antibakteri, glikosida sebagai antibakteri, antikanker, imunostimulan, *Alizarin*, *Acubin*, *L. Asperuloside*, flavonoid sebagai antibakteri, dan vitamin C sebagai antioksidan (Winarti, 2005).

### 2.2. Color moment

*Color moment* adalah representasi dari fitur warna yang dapat mengkarakterisasikan warna gambar tersebut. Perhitungan *moment* diperlukan untuk mendapatkan kesamaan warna sebuah gambar, di mana nilai dari kesamaan tersebut digunakan untuk membandingkan gambar data latih dan gambar data uji. *Color moments* mengasumsikan distribusi warna dari sebuah gambar sebagai distribusi probabilitas. *Mean*, standar deviasi dan *skewness* merupakan tiga *moment* warna pertama yang telah terbukti secara efisien dan efektif untuk mewakili distribusi warna dalam gambar (Singh & Hemachandran, 2012) (Soman, Ghorpade, & Sonone, 2012). Rumus untuk menghitung nilai *mean*, standar deviasi, dan *skewness* pada citra berwarna ukuran  $N \times M$  piksel, didefinisikan pada Persamaan 1, Persamaan 2 dan Persamaan 3,

$$\bar{X}_i = \frac{\sum_{j=1}^{M.N} X_{ij}}{M.N} \quad (1)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{M.N} \sum_{j=1}^{M.N} (X_{ij} - \bar{X}_i)^2} \quad (2)$$

$$S_i = \sqrt[3]{\frac{1}{M.N} \sum_{j=1}^{M.N} (X_{ij} - \bar{X}_i)^3} \quad (3)$$

Di mana  $\bar{X}_i$  adalah rata-rata untuk masing-masing *channel*  $i$  ( $H$ ,  $S$  dan  $V$ ),  $j$  merupakan semua piksel pada *channel*  $i$ ,  $\sigma_i$  adalah standar deviasi, dan  $S_i$  adalah *skewness* untuk setiap *channel*  $i$  (Singh &

Hemachandran, 2012). *Channel* HSV dapat diubah menjadi citra RGB menggunakan Persamaan 4, Persamaan 5 dan Persamaan 6, di mana  $R$ ,  $G$  dan  $B$  komponen warna dari ruang warna RGB.

$$H = \cos^{-1} \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} \quad (4)$$

$$S = 1 - \frac{3[\min(R,G,B)]}{R+G+B} \quad (5)$$

$$V = \left(\frac{R+G+B}{3}\right) \quad (6)$$

### 2.3. Color histogram

*Color histogram* merupakan deskriptor warna yang menunjukkan representasi jumlah piksel yang dimiliki oleh setiap *range* warna dalam citra (El-Bendary, Zawbaa, Hassanien, & Snasel, 2011). Histogram warna dapat dihitung dari berbagai jenis representasi warna seperti RGB dan HSV. Histogram warna akan dikuantisasi ke dalam 16 level komponen  $H$ , 4 level komponen  $S$ , dan 4 level komponen  $V$ .

### 2.4. Gray Level Cooccurrent Matrix (GLCM)

GLCM memiliki  $N \times N$  matriks persegi, di mana  $N$  mewakili jumlah tingkat abu-abu sebuah gambar. Sebuah elemen  $p(i, j, d, \theta)$  dari GLCM dari gambar mewakili frekuensi relatif, di mana  $i$  merepresentasikan tingkat keabuan di lokasi  $(x, y)$ , dan  $j$  merupakan tingkat keabuan piksel tetangga dengan jarak  $d$  dan orientasi  $\theta$  dari lokasi  $(x, y)$ . Jarak ( $d$ ) yang digunakan biasanya 1 piksel dan orientasi sudut yang digunakan biasanya bernilai  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Formulasi matematika fitur tekstur dijelaskan pada Persamaan 7, Persamaan 8, Persamaan 9, Persamaan 10, Persamaan 11 dan Persamaan 12 (Mulato, 2015).

#### 1. Invers Different Moment (IDM)

*Invers Different Moment* (IDM) digunakan untuk menunjukkan kesamaan piksel. Rumus menghitung IDM ditunjukkan Persamaan 7.

$$IDM = \sum_{i=0} \sum_{j=0} \frac{p(i, j)}{1+(i-j)^2} \quad (7)$$

#### 2. Entropi

Entropi dapat menunjukkan ketidakaturan ukuran bentuk, jika citra memiliki transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil namun memiliki nilai entropi yang besar. Rumus menghitung *entropy* ditunjukkan Persamaan 8.

$$E = \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (8)$$

#### 3. Variance

*Variance* merepresentasikan seberapa banyak tingkat keabu-abuan yang beragam dari rata-rata. Rumus menghitung *variance* ditunjukkan Persamaan 9.

$$var = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (9)$$

#### 4. Angular Second Moment (ASM)/Energy

*Angular Second Moment* (ASM) merepresentasikan nilai tertinggi saat piksel-piksel homogen. Rumus menghitung ASM ditunjukkan Persamaan 10.

$$ASM = \sum_i \sum_j p(i - j)^2 \quad (10)$$

#### 5. Korelasi

Nilai korelasi merepresentasikan tingkat abu-abu ketergantungan linier antara piksel pada posisi tertentu terhadap piksel lain. Rumus menghitung korelasi ditunjukkan Persamaan 11.

$$Cr = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (11)$$

#### 6. Kontras

Kontras merepresentasikan variasi antar derajat keabuan suatu daerah. Jika terletak jauh dari pusat diagonal utama, maka nilai kontras akan besar. Rumus menghitung kontras ditunjukkan Persamaan 12,

$$var = \sum_{i,j} (i - j)^2 p(i, j) \quad (12)$$

Notasi  $p(i, j)$  melambangkan probabilitas, yang bernilai mulai dari nol hingga satu, yaitu nilai elemen dalam matriks kookurensi, sedangkan  $i$  dan  $j$ , melambangkan pasangan intensitas yang berdekatan (Saifudin & Fadil, 2015).

### 2.5. Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Algoritma SVM menyelesaikan masalah pengklasifikasian dengan cara mencoba untuk mencari pemisah *hyperplane* yang optimal antar kelas. *Hyperplane* bergantung dari kasus pelatihan yang meletakkannya pada tepi dari deskriptor kelas yang disebut *support vector* (Elhariri, et al., 2014). Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada masalah non-linear, dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi (Nursalim & Himawan, 2014). SVM juga dikenal sebagai teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) paling mutakhir setelah pembelajaran mesin sebelumnya yang dikenal sebagai *Neural Network* (NN), baik SVM maupun NN tersebut telah berhasil digunakan dalam pengenalan pola (Nursalim & Himawan, 2014). Pembelajaran dilakukan dengan menggunakan pasangan data *input* dan data *output* berupa sasaran yang diinginkan atau biasa disebut pembelajaran terarah (Pawening, Dijaya, Brian, & Suciati, 2015). Pembelajaran terarah ini akan menghasilkan fungsi yang dapat menggambarkan bentuk ketergantungan *input* dan *output*-nya, harapannya fungsi tersebut akan mampu menggeneralisasi data *input* di luar data pembelajaran (Pawening, Dijaya, Brian, & Suciati, 2015). Secara matematika, konsep dasar SVM dijelaskan pada Persamaan 13,

$$\text{Min}_{\frac{1}{2}} |w|^2 \text{ s.t. } y(x_t \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad (13)$$

di mana  $(x_t \cdot w + b) \geq 1$  untuk kelas 1 dan  $(x_t \cdot w + b) \leq -1$  untuk kelas 2,  $x_t$  adalah *dataset*,  $y_t$  adalah *output* dari data  $x_t$ ,  $w$ ,  $b$  adalah parameter yang dicari nilainya.

### 2.6. Algoritma k-Nearest Neighbor

Algoritma *k-Nearest Neighbor* (k-NN atau kNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut (Nursalim & Himawan, 2014). Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, di mana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data, ruang dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran (Nursalim & Himawan, 2014). Sebuah titik pada ruang ini ditandai kelas  $c$  jika kelas  $c$  merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada  $k$  buah tetangga terdekat titik tersebut (Nursalim & Himawan, 2014). Jarak setiap objek dihitung berdasarkan jarak *Euclidean*. Persamaan untuk menghitung jarak menggunakan *Euclidean Distance* ditunjukkan Persamaan 14,

$$D(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n f((x_i - y_i) - (w_i)^2)} \quad (14)$$

di mana  $x$  data latih,  $y$  data uji,  $n$  jumlah atribut,  $f$  fungsi *similarity* antara titik  $x$  dan titik  $y$  dan  $w_i$  bobot yang diberikan pada atribut  $i$ .

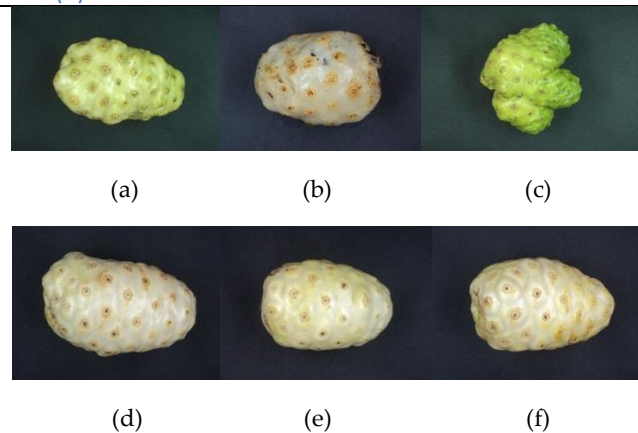
## 3. Metode Penelitian

### 3.1. Dataset

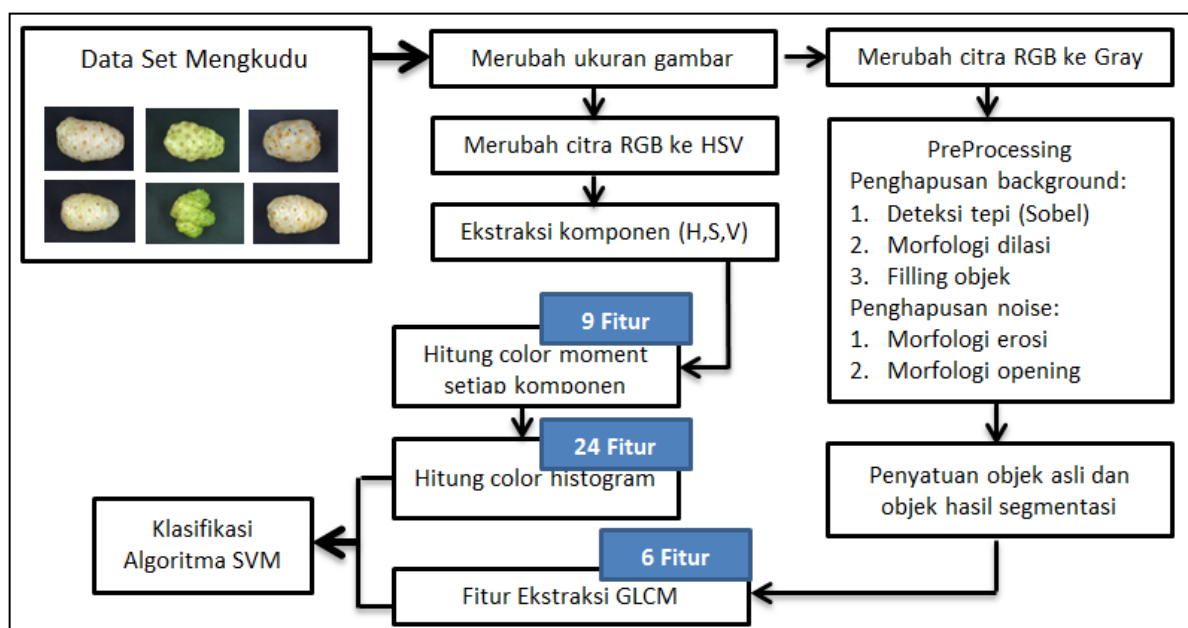
*Dataset* yang akan digunakan dibuat sendiri oleh peneliti. Pengambilan gambar dilakukan dengan bantuan *black box* yang telah dirancang khusus agar dapat mengurangi iluminasi cahaya yang ditimbulkan akibat *blitz* dari kamera yang diadopsi dari penelitian (Dijaya, Suciati, & Herumurti, 2016). *Dataset* yang digunakan berjumlah 60 data. Terdapat 20 data citra mengkudu berkualitas belum matang, 20 data citra mengkudu berkualitas matang, dan 20 data citra mengkudu berkualitas terlalu matang. Semua data akan dijadikan data uji menggunakan metode *10-cross validation*. Contoh data yang digunakan ditunjukkan Gambar 1.

### 3.2. Proses pengolahan citra digital

Proses klasifikasi kualitas buah mengkudu dilakukan secara otomatis dengan bantuan pengolahan citra digital. Ada beberapa proses yang harus dilakukan agar dapat melakukan klasifikasi secara otomatis, secara garis besar proses dimulai dengan *Preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra kemudian dilakukan ekstraksi fitur dan nilai fitur dilakukan proses *learning* menggunakan *classifier* SVM. Secara detail tahapan proses klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 1. *Dataset* buah Mengkudu: (a) Kualitas belum matang; (b) Kualitas terlalu matang; (c) Kualitas belum matang; (d) Kualitas matang; (e) Kualitas matang; dan (f) Kualitas matang



Gambar 2. Skema proses klasifikasi

### 1. *Pre-processing*

Tahapan *Preprocessing* dilakukan untuk menghilangkan *noise* citra dan untuk meningkatkan kualitas citra. *Preprocessing* yang dilakukan yaitu penghapusan *background* dan penghilangan *noise*. *Preprocessing* penelitian ini hanya diperlukan sebelum ekstraksi fitur tekstur, sedangkan untuk ekstraksi fitur warna langsung diubah ke *channel* HSV. Penjelasan secara detail ditunjukkan Gambar 2.

### 2. Ekstraksi fitur

Citra yang sudah di *pre-processing* akan dilakukan proses ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur dilakukan agar mendapatkan nilai-nilai khusus yang mewakili karakteristik unik objek yang akan diteliti. Ekstraksi fitur penelitian ini ada dua yaitu ekstraksi fitur tekstur dan ekstraksi fitur warna. Ekstraksi fitur warna menggunakan *color moment* dan *color histogram*. Fitur dari *color moment* berupa nilai *skewness*, standar deviasi, dan *mean* dari setiap komponen HSV. Hasil proses ini yaitu 9 fitur warna.

Pada *color histogram*, nilai komponen *H* akan dikuantisasi dalam 16 level, *V* dalam 4 level, dan *S* dalam 4 level. Proses kuantisasi akan menghasilkan 24 fitur warna. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan GLCM. GLCM memiliki 16 fungsi fitur, namun penelitian ini hanya menggunakan 6 fitur yang dianggap sesuai dengan

karakteristik dari studi kasus yang diambil pada penelitian ini. Fitur GLCM yang digunakan ASM, IDM, entropi, kontras, korelasi dan *variance*. Fitur GLCM didapatkan dari 4 orientasi sudut yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° dengan jarak (*d*) 1 piksel. Fitur tekstur dan warna yang diperoleh akan dilakukan proses *concate* menjadi 39 fitur untuk proses klasifikasi.

### 3. Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses mengelompokkan sebuah data dengan data lain yang memiliki karakteristik yang sama. Proses klasifikasi penelitian ini menggunakan algoritma SVM dan KNN. Penelitian ini membandingkan hasil akurasi proses klasifikasi berdasarkan algoritma klasifikasi yang digunakan. Semua data nantinya digunakan sebagai data latih dan data uji dengan menggunakan metode *10-cross validation*.

## 4. Hasil dan Pembahasan

Proses pengujian menggunakan 2 skenario pengujian. Skenario pengujian tersebut dijelaskan sebagai berikut:

- Skenario 1: Melakukan klasifikasi menggunakan algoritma SVM dengan kernel linier dan polinomial.
- Skenario 2: Melakukan klasifikasi menggunakan algoritma KNN dengan jumlah K berbeda beda. Pengukuran nilai akurasi klasifikasi dilakukan berdasarkan Persamaan 15.

$$Akurasi = \frac{num.classified\ images}{total\ number\ of\ testing\ images} * 100 \quad (15)$$

Tabel 1. Hasil klasifikasi SVM

Kernel	Persentase Hasil Klasifikasi		
	Tekstur (%)	Warna (%)	Tekstur dan Warna (%)
Polinomial	77.22	83.30	73.33
Linier	81.11	87.22	85.00

Tabel 1 menunjukkan akurasi hasil klasifikasi dengan algoritma SVM pada kernel polinomial dan kernel linier. Sedangkan Tabel 2 menunjukkan hasil klasifikasi menggunakan kNN dengan nilai *k* berbeda beda. Berdasarkan proses klasifikasi yang sudah dilakukan diketahui bahwa klasifikasi menggunakan fitur warna pada algoritma SVM merupakan klasifikasi yang paling baik ketika digunakan mengklasifikasikan buah mengkudu.

Tabel 2. Hasil klasifikasi kNN

Nilai K	Persentase Hasil Klasifikasi		
	Tekstur (%)	Warna (%)	Tekstur dan Warna (%)
K1	76.67	76.67	76.67
K3	63.33	63.33	63.33
K5	63.33	46.67	46.67
K7	53.33	46.67	46.67

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian disimpulkan jika klasifikasi kualitas buah mengkudu dapat dilakukan menggunakan pengolahan citra digital. Klasifikasi paling baik diperoleh ketika menggunakan fitur warna yaitu 87.00% dan diklasifikasikan dengan algoritma SVM pada kernel linear. Uji coba pada kedua algoritma tersebut membuktikan algoritma SVM lebih unggul dibanding algoritma kNN.

Kurangnya *dataset* yang digunakan menjadi kendala untuk merepresentasikan hasil klasifikasi yang baik. Akurasi SVM akan meningkat jika data *training* juga semakin banyak. Kedepannya penelitian ini dapat dikembangkan untuk mengklasifikasikan jenis buah yang lain.

## 7. Referensi

- Dijaya, R., Suciati, N., & Herumurti, D. (2016). Kombinasi Fitur Bentuk, Warna dan Tekstur untuk Identifikasi Kesuburan Telur Ayam Kampung Sebelum Inkubasi. *Jurnal Buana Informatika*, 7(3), 205-214.
- El-Bendary, N., Hariri, E. E., Hassanien, A. E., & Badr, A. (2015). Using machine learning techniques for evaluating tomato ripeness. *Expert Systems with Applications*, 42(4), 1892-1905.
- El-Bendary, N., Zawbaa, H. M., Hassanien, A. E., & Snasel, V. (2011). PCA-based home videos annotation system. *International Journal of Reasoning-based Intelligent Systems*, 3(2), 71-79.
- Elhariri, E., El-Bendary, N., Hassanien, A. E., Badr, A., Hussein, A. M., & Snášel, V. (2014). Random Forests Based Classification for Crops Ripeness Stages. *Proceedings of the Fifth International Conference on Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications IBICA 2014* (pp. 205-215). Ostrava: Springer.
- Gawande, A. P., & Dhande, S. S. (2014). Implementation of fruit Grading System by Image Processing and Data Classifier-A Review. *International Journal of Engineering Research and General Science*, 2(6), 411-413.
- Hakim, L., Mutrofin, S., & Ratnasari, E. K. (2016). Segmentasi Citra menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan Ellipsoid Region Search Strategy (ERSS) Arimoto Entropy berdasarkan Ciri Warna dan Tekstur. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 2(1), 11-16.
- Mulato, F. Y. (2015). *Klasifikasi kematangan buah jambu biji merah (psidium guajava) dengan menggunakan model fuzzy*. Yogyakarta: Program Studi Matematika Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Yogyakarta.
- Nursalim, S., & Himawan, H. (2014). Klasifikasi bidang kerja lulusan menggunakan algoritma k-nearest neighbor. *Jurnal Teknologi Informasi*, 10(1), 31-43.
- Pawening, R. E., Dijaya, R., Brian, T., & Suciati, N. (2015). Classification of textile image using support vector machine with textural feature. *Information & Communication Technology and Systems (ICTS)* (pp. 119-122). Surabaya: IEEE.
- Saifudin, & Fadil, A. (2015). Sistem identifikasi citra kayu berdasarkan tekstur menggunakan gray level cooccurrence matrix (glcm) dengan klasifikasi jarak euclidean. *Sinergi*, 19(3), 181-186.
- Singh, S. M., & Hemachandran, K. (2012). Content based Image Retrieval based on the integration of *Color histogram*, Color Moment and Gabor Texture. *International Journal of Computer Applications*, 17, 13-22.
- Soman, S., Ghorpade, M., & Sonone, V. (2012). Content based image retrieval using advanced color and texture features. *International Conference in Computational Intelligence (ICCI)*, 3(4), 1-5.
- Suryowinoto, S. M. (1997). *Flora eksotika, tanaman peneduh*. Yogyakarta: Kanisius.
- Winarti, C. (2005). Peluang pengembangan minuman fungsional dari buah Mengkudu (*morinda citrifolia* L). *Jurnal Litbang Pertanian*, 24(4), 149-150.