

KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

(Classification of Types and Levels of Ripeness of Papaya Fruit Based on Color, Texture and Shape Features Using Support Vector Machine)

Lidia Ardhia Wardani, I Gede Pasek Suta Wijaya, Fitri Bimantoro
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram
Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA
Email: lidia.ardhiaw@gmail.com, gpsutawijaya@unram.ac.id, bimo@unram.ac.id

Abstract

Differences in the type of papaya fruit and the level of maturity of ripe and unripe papayas can be seen from the color, texture and shape. Manually, consumers can check by looking at the condition of the papaya fruit based on its distinguishing characteristics. This manual method can of course produce different conclusions for each person. Errors also often occur because this manual method is very dependent on understanding the characteristics of papaya fruit and the level of accuracy. Therefore, we need a system that can classify the type and level of maturity automatically. In this research, a system is developed that can classify types and levels of maturity based on color, texture and shape features using the Support Vector Machine (SVM) method. The statistical approach method and the GLCM method are used in the feature extraction process. Color features in the HSI and YCbCr color spaces, texture features with GLCM and Horizontal Vertical Projection Integral shape features. The total data used in this study were 600 images of papaya fruit which were divided into training data and test data. The highest accuracy for the Bangkok dataset is obtained on the HSI feature, which is 66%, while for the California dataset it is obtained on the HSI feature, which is 65%.

Keywords: Types of papaya fruit, Papaya ripeness level, Statistical approach, HSI, YCbCr, GLCM, Projection integral, SVM.

1. PENDAHULUAN

Buah pepaya merupakan buah-bahan yang serba guna dan mempunyai nilai gizi yang tinggi terutama kadar vitamin C dan vitamin A. Setiap 100 gram mengandung 3,65 mg vitamin A dan 78 mg vitamin C. Pepaya dapat diolah menjadi manisan, pudding dan jus. Keseluruhan tanaman pepaya ini sangat berguna bagi kehidupan manusia. Buah pepaya dapat digunakan sebagai pangan ataupun pakan ternak. Pepaya memiliki kandungan pektin dengan kadar yang tinggi oleh karena itu dapat diolah menjadi selai dengan penambahan gula pasir dan asam sitrat supaya diperoleh selai yang baik, yaitu tidak encer dan mengkilap [1]. Pepaya juga merupakan tanaman yang cukup banyak dibudidayakan di daerah-daerah di Indonesia salah satunya di Nusa Tenggara Barat. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, produksi dan banyaknya tanaman pepaya yang dihasilkan nasional pada tahun 2016 mencapai 904.284 ton. Angka ini meningkat 52.751 ton dari tahun sebelumnya dan meningkat terus setiap tahunnya. Untuk produksi dan banyaknya tanaman pepaya yang dihasilkan di Nusa Tenggara Barat pada tahun 2016 mencapai 1.508

ton. Angka ini meningkat pada tahun 2017 hingga mencapai 2.700 ton dan meningkat terus setiap tahunnya [2].

Setiap konsumen buah pepaya tentunya menginginkan buah dengan kualitas tinggi untuk dikonsumsi. Perbedaan buah pepaya yang sudah matang dan yang tidak matang dapat dilihat dari warna, tekstur dan bentuk. Secara manual, konsumen dapat melakukan pengecekan dengan melihat kondisi buah pepaya berdasarkan ciri pembedanya seperti pemeriksaan tampilan luar berdasarkan warna, pemeriksaan tekstur dengan menekan kulitnya, pemeriksaan bagian pusatnya berjamur atau tidak serta pemeriksaan aroma. Cara manual ini tentunya dapat menghasilkan kesimpulan yang berbeda-beda pada setiap orang. Kesalahan juga sering terjadi karena cara manual ini sangat bergantung kepada pemahaman terhadap ciri buah pepaya serta tingkat ketelitian. Kurangnya pemahaman dan belum adanya aplikasi yang dapat menganalisis buah pepaya yang dapat membantu masyarakat untuk mendapatkan informasi [1].

Buah pepaya merupakan buah-bahan yang serba guna dan mempunyai nilai gizi yang tinggi terutama

kadar vitamin C dan vitamin A. Setiap 100 gram mengandung 3,65 mg vitamin A dan 78 mg vitamin C. Pepaya dapat diolah menjadi manisan, pudding dan jus. Keseluruhan tanaman pepaya ini sangat berguna bagi kehidupan manusia. Buah pepaya dapat digunakan sebagai pangan ataupun pakan ternak. Pepaya memiliki kandungan pektin dengan kadar yang tinggi oleh karena itu dapat diolah menjadi selai dengan penambahan gula pasir dan asam sitrat supaya diperoleh selai yang baik, yaitu tidak encer dan mengkilap [1].

Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan menggunakan beberapa metode HSI, YCbCr, GLCM, Integral Proyeksi dan SVM. Diantara metode-metode tersebut Salah satu metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur warna adalah ruang warna HSI mendefinisikan warna dalam terminologi *Hue*, *Saturation* dan *Intensity* serta ruang warna YCbCr sering digunakan pada *digital video* dan pemrosesan gambar. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan pendeteksian kematangan buah pisang berdasarkan fitur warna citra kulit pisang menggunakan metode transformasi ruang warna HSI dengan akurasi kesesuaian sebesar 85% [3]. Serta aplikasi pengolahan citra mendeteksi kualitas cabai berdasarkan tingkat kematangan menggunakan transformasi warna YCbCr dengan nilai rata-rata maksimal dan minimal Cb dan Cr diperoleh persentase 96 % [4].

Selain warna, fitur yang dapat diekstrak adalah fitur bentuk. Metode untuk ekstraksi fitur bentuk salah satunya adalah metode integral proyeksi. Metode integral proyeksi adalah suatu metode yang digunakan untuk mencari daerah atau lokasi dari objek. Pada penelitian sebelumnya pengenalan karakter angka menggunakan metode integral proyeksi dengan akurasi sebesar 65% [5]. Terdapat juga metode untuk fitur tekstur salah satunya adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM adalah metode ekstraksi ciri yang menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua yaitu memperhitungkan pasangan dua piksel citra asli. Sebelumnya pada tahun 2017, dilakukan penelitian klasifikasi mutu pepaya berdasarkan ciri tekstur GLCM (*energy*, *entropy*, *contras*, *homogeneity*, *invers difference moment*, *variance*, dan *dissimilarity*). Ciri-ciri ini dijadikan sebagai input pada algoritma pelatihan menggunakan jaringan saraf tiruan. Aplikasi yang dihasilkan dari penelitian ini memiliki tingkat akurasi sebesar 86.11% [1].

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi jenis dan tingkat kematangan, salah satunya yaitu *Support Vector*

Machine (SVM). SVM merupakan mesin pembelajaran yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra yang terdiri atas dua kelas. Pada penelitian sebelumnya, metode SVM telah digunakan untuk melakukan pengenalan karakteristik buah Mengkudu berdasarkan fitur tekstur dan warna. Fitur tektur dan fitur warna didapatkan melalui proses pengolahan citra digital buah Mengkudu dengan hasil persentase tertinggi yang didapatkan yaitu sebesar 87.22% [6].

Berdasarkan uraian di atas penulis akan melakukan penelitian yang berjudul "Klasifikasi Jenis dan Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Fitur Tekstur, Bentuk dan Warna Menggunakan *Support Vector Machine*(SVM)". Di dalam penelitian ini, tingkat kematangan buah pepaya akan diklasifikasi berdasarkan fitur yang dimilikinya berupa fitur warna menggunakan ruang warna HSI dan YCbCr, tekstur menggunakan GLCM dan bentuk menggunakan Integral Proyeksi serta klasifikasi menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tinjauan pustaka serta dasar teori yang menjadi dasar untuk melakukan penelitian. Beberapa penelitian yang terkait dengan klasifikasi jenis dan kematangan telah dilakukan sebelumnya oleh beberapa peneliti. Penelitian-penelitian tersebut menggunakan beberapa metode ekstraksi fitur maupun metode klasifikasi yang beragam. Penelitian ini dilakukan pada tahun 2018, pada penelitian ini fitur tekstur yang diekstrak meliputi nilai *energy*, *entropy*, *contras*, *homogeneity*, *invers difference moment*, *variance*, dan *dissimilarity* yang didapatkan berdasarkan GLCM (*gray level cooccurrence matrices*). Fitur-fitur tersebut dijadikan sebagai input pada algoritma pelatihan jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Hasil pengujian pada proses pengenalan menunjukkan fitur *energy*, dan *entropy* dapat membedakan kelas mutu pepaya Calina IPB-9 dengan data citra yang diambil sejumlah 192 data citra dengan rincian 156 data latih yang terdiri dari 52 citra pepaya kelas super, 52 citra pepaya kelas A, dan 52 citra pepaya kelas B, dan data pengujian sebanyak 36 data citra pepaya menghasilkan tingkat akurasi terbaik yaitu sebesar 86.11% [7].

Penelitian ini dilakukan tahun 2018, pada penelitian ini akan diusulkan metode GLCM digabungkan dengan *K-Means Clustering* untuk ekstraksi fitur pada buah mangga sehingga nantinya dapat digunakan pada berbagai jenis Mangga. Dengan menggunakan LS-SVM untuk menentukan tingkat kematangan buah Mangga. *Dataset* yang digunakan

berjumlah 240 data, terdiri dari masing-masing 80 data untuk mangga jenis harum manis, mangga jenis manalagi, dan mangga jenis kent, masing-masing jenis terdiri dari 40 data mangga mentah dan 40 data data matang. Hasil Klasifikasi LS-SVM dengan menggunakan metode GLCM dan *K-Means Clustering* untuk Ekstraksi Fitur dengan *dataset* yang digunakan berjumlah 240 data, terdiri dari masing-masing 80 data untuk mangga jenis harum manis, mangga jenis manalagi, dan mangga jenis kent, masing-masing jenis terdiri dari 40 data mangga mentah dan 40 data data matang mendapatkan nilai akurasi sebesar 98,33% pada data uji [8].

Penelitian ini dilakukan pada tahun 2018, pada penelitian ini fitur model warna HSV akan digunakan pada proses klasifikasi buah dengan menggunakan klasifikator SVM. Metodologi yang diajukan adalah dengan menggunakan fitur HSItoqram HSV yang telah dinormalisasi dan *similarity* dari citra *training* dengan citra target dengan menggunakan metode *Bhattacharyya Coefficient*. Fitur yang didapatkan akan digunakan pada proses *training* pada SVM untuk mendapatkan *hyperplane* yang ideal dengan margin maksimal. Setelah melakukan pengujian dengan klasifikator SVM, diketahui bahwa tingkat akurasi cukup baik, yaitu sebesar 94%, dimana SVM mampu melakukan klasifikasi secara akurat terhadap jenis buah yang telah ditraining menggunakan klasifikator SVM [9].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Alat-alat:







1. Laptop ASUS AMD A8-7410 Processor dengan RAM 4GB.
2. Kamera DSLR Canon.
3. Sistem operasi Windows 10 64-bit.
4. Matlab R2013a.

Bahan-bahan:

Citra buah pepaya sebanyak 600 citra dari 2 jenis pepaya yaitu California dan Bangkok dengan format JPEG dengan ukuran maksimal 300x300 piksel. Dengan menggunakan 5 buah pepaya California dan 5 buah pepaya Bangkok. Akuisisi citra menggunakan kamera digital dengan jarak 70 cm dengan sudut 90° sehingga mendapatkan citra yang baik. Pengambilan citra dilakukan pada 3 waktu yaitu pagi, siang dan malam dengan kondisi didalam ruangan. Dengan menggunakan latar belakang warna hitam. Hasil dari akuisisi citra adalah citra berukuran 5184x3456 piksel.

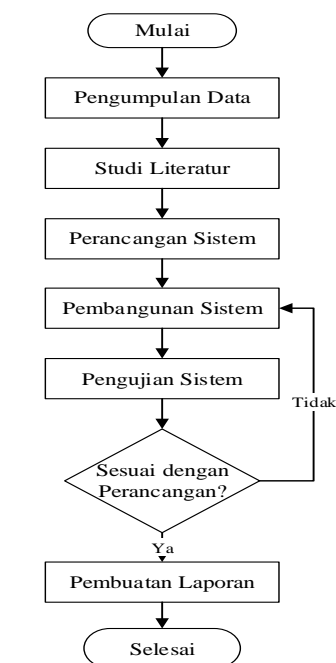
Setelah itu, citra hasil akuisisi akan dikenai proses *cropping* dan di-*resize* menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Pembagian data latih dan data uji adalah 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Sehingga total data latih yang digunakan yaitu 420 citra yang terdiri dari 210 citra untuk masing-masing jenis. Sedangkan untuk total data uji yang digunakan yaitu 180 citra yang terdiri dari 90 citra untuk masing-masing jenis.

TABEL 1 CONTOH BUAH PEPEYA

Jenis	Tingkat Kematangan		
	Tidak Matang	Kurang Matang	Matang
Bangkok			
California			

3.2. Proses Penelitian

Rancangan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini digambarkan pada diagram alir pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram alir rancangan penelitian

Secara sederhana cara kerja diagram alir pada Gambar 1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Pengumpulan Data

Tahap pertama dari rancangan penelitian ini adalah pengumpulan data. Pengumpulan data dilakukan dengan pembelian buah pepaya pada penjual buah. Data yang dikumpulkan yaitu buah pepaya California dan Bangkok. Untuk pengambilan citra buah, kamera yang digunakan adalah kamera DSLR Canon. Jarak pengambilan citra adalah 70 cm. Pengambilan citra dilakukan pada 3 waktu yaitu pagi, siang dan malam dengan kondisi didalam ruangan. Dengan menggunakan latar belakang warna hitam. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 600 citra buah pepaya yang diambil dari 5 buah pepaya California dan 5 buah pepaya Bangkok. Data untuk setiap jenis pepaya masing-masing berjumlah 300 citra.

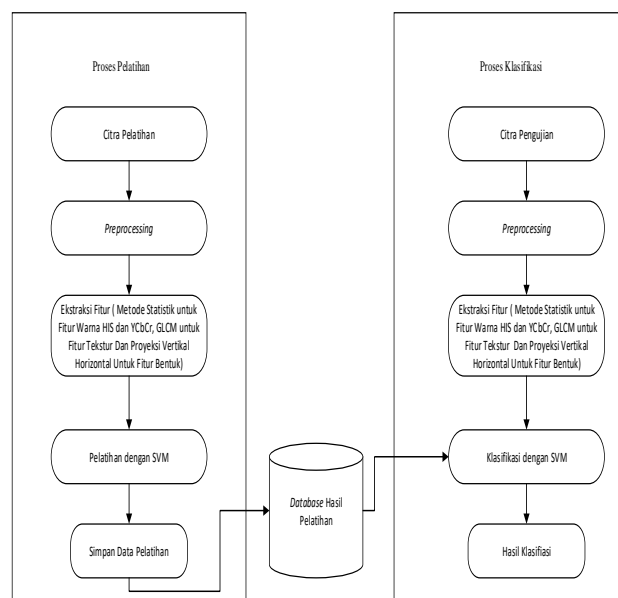
- Studi Literatur
Tahap kedua adalah melakukan studi literatur pada penelitian ini dilakukan dengan mempelajari buku-buku, jurnal-jurnal penelitian sebelumnya serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan yang diangkat pada penelitian ini. Guna mendukung berjalannya penelitian, studi literatur dilakukan dengan mempelajari buku-buku, jurnal penelitian serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan yang diangkat. Adapun materi yang dipelajari dalam studi literatur berkaitan dengan ekstraksi fitur warna menggunakan metode statistik, ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM, ekstraksi fitur bentuk menggunakan integral proyeksi dan klasifikasi citra menggunakan metode SVM serta materi lain yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.
- Perancangan Sistem
Tahap ketiga adalah melakukan perancangan sistem. Pada tahap ini, sistem dirancang agar dapat melakukan klasifikasi buah dengan metode yang digunakan yaitu YCbCr, GLCM dan Integral proyeksi untuk ekstraksi fitur citra dan metode SVM digunakan sebagai metode klasifikasi.
- Pembangunan sistem
Tahap keempat adalah memulai pembangunan sistem dengan metode yang digunakan. Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah YCbCr, GLCM dan Integral proyeksi untuk ekstraksi fitur citra dan metode SVM digunakan sebagai metode klasifikasi.
- Pengujian sistem
Setelah pembangunan sistem selesai, tahap kelima adalah melakukan pengujian sistem. Sistem dikatakan berhasil jika sudah sesuai dengan perancangan dan dapat mengenali jenis dan tingkat kematangan buah pepaya dengan tepat. Jika sistem

yang telah dibangun berhasil maka akan dilanjutkan ke tahap pembuatan laporan. Namun, jika sistem belum berhasil maka langkah selanjutnya kembali ke pembangunan sistem.

- Pembuatan laporan
Langkah terakhir yang dilakukan setelah pengujian sistem memberikan hasil yang tepat adalah pembuatan laporan. Pembuatan laporan dari awal pengumpulan data sampai akhir pembuatan sistem.

3.3. Sistem Klasifikasi buah pepaya

Berikut alur sistem dirancang mulai dari tahap pelatihan sistem hingga sistem dapat mengklasifikasikan jenis dan tingkat kematangan buah pepaya akan disajikan *Block diagram* dalam Gambar 2.



Gambar 2 Blok diagram sistem

Seperti terlihat pada Gambar 2, terdapat dua proses utama dalam penelitian ini, yaitu proses pelatihan dan proses klasifikasi. Proses pelatihan digunakan untuk melatih data dalam penggunaan sistem sehingga dapat mengetahui keberhasilan pada sistem. Klasifikasi digunakan untuk proses pengelompokan data berdasarkan ciri-ciri Persamaan dan perbedaan.

Proses pelatihan dan proses klasifikasi tersebut dijelaskan sebagai berikut:

3.3.1 Proses Pelatihan

Proses pelatihan sistem meliputi tahap-tahap berikut ini:

1. *Input* citra buah pepaya untuk pelatihan. Citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra yang telah di-*crop* dan di-*resize*. Proses *cropping* dan

resize dilakukan di luar sistem untuk menghemat waktu komputasi di dalam sistem.

2. Tahap *preprocessing* merupakan proses manipulasi gambar sesuai dengan yang diinginkan. Karena proses *cropping* dan *resizing* telah dilakukan di luar sistem, maka tahap *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem yaitu konversi ruang warna.
3. Ekstraksi fitur yang dilakukan dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga, yaitu ekstraksi fitur warna, bentuk dan tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan metode statistik sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode GLCM serta ekstraksi fitur bentuk menggunakan integral proyeksi.
4. Pelatihan dengan SVM dilakukan untuk mendapatkan bobot *training sample* yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra buah pepaya.
5. *Database* hasil pelatihan berisi bobot *training sample* yang dihasilkan dari tahap pelatihan dengan SVM.

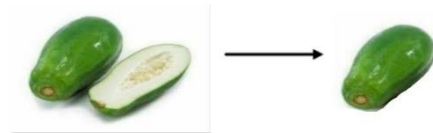
3.3.2 Proses Klasifikasi

Proses klasifikasi meliputi tahap-tahap berikut ini:

1. *Input* citra buah pepaya untuk klasifikasi (citra pengujian). Citra yang dimasukkan yaitu citra buah pepaya yang telah di-*crop* dan di-*resize* di luar sistem.
2. Tahap *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem pada proses klasifikasi sama dengan pada proses pelatihan yakni konversi ruang warna.
3. Ekstraksi fitur terdiri atas ekstraksi fitur warna, fitur bentuk dan fitur tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan metode statistik sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan menggunakan metode GLCM serta ekstraksi fitur bentuk menggunakan integral proyeksi.
4. Tahap klasifikasi dilakukan dengan metode SVM untuk mengetahui jenis dan tingkat kematangan buah pepaya. Data hasil pelatihan dimuat untuk dibandingkan dengan data uji.
5. Keluaran akhir dari proses klasifikasi berupa jenis dan tingkat kematangan buah pepaya.

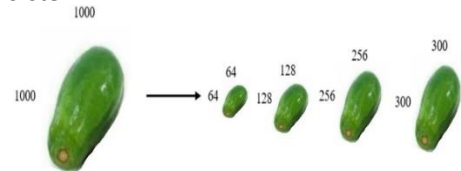
3.4. Preprocessing

Pada penelitian ini, *preprocessing* yang dilakukan terdiri dari proses *cropping*, *resizing*, dan konversi warna citra. *Cropping* dilakukan untuk mengambil citra yang dibutuhkan dan membuang bagian yang tidak dibutuhkan. Contoh *cropping* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Proses *Cropping*

Resizing dilakukan untuk mengubah resolusi citra menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Gambar 4 adalah contoh *resizing* citra. Proses *cropping* dan *resizing* dilakukan diluar sistem.



Gambar 4 Proses *Resizing*

Setelah resolusi citra diubah, selanjutnya ruang warna citra dikonversi dari RGB menjadi ruang warna *grayscale*. Proses ini merupakan proses pertama yang dilakukan di dalam sistem setelah *input* citra. Berikut ini merupakan contoh hasil konversi dari ruang warna RGB menjadi *grayscale*.



Gambar 5 Hasil konversi dari RGB ke *Grayscale*

Proses *cropping*, *resizing*, dan konversi ruang warna yang dilakukan pada citra dilakukan untuk mempermudah proses ekstraksi fitur yang akan dilakukan pada citra. Tahap *preprocessing* ini dilakukan terhadap 2 jenis buah pepaya.

3.5. Tahap Ekstraksi Fitur

3.5.1 RGB (RED, GREEN, BLUE)

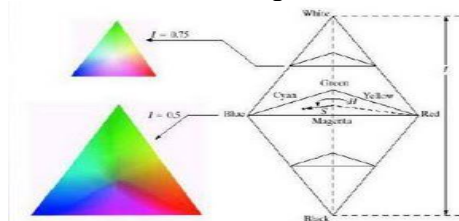
Model warna RGB adalah model warna berdasarkan konsep penambahan kuat cahaya primer yaitu *Red*, *Green* dan *Blue*. Dalam suatu ruang yang sama sekali tidak ada cahaya, maka ruangan tersebut adalah gelap total. Tidak ada signal gelombang cahaya yang diserap oleh mata kita atau RGB (0,0,0). Apabila ditambahkan cahaya merah pada ruangan tersebut, maka ruangan akan berubah warna menjadi merah RGB (255,0,0), semua benda dalam ruangan tersebut hanya dapat terlihat berwarna merah. Demikian juga apabila cahaya diganti dengan hijau atau biru.



Gambar 6 Warna RGB

3.5.2 HSI

Model warna HSI mendefinisikan warna dalam terminologi *Hue*, *Saturation* dan *Intensity*. *Hue* menyatakan warna sebenarnya, seperti merah, violet, dan kuning. *Hue* digunakan untuk membedakan warna-warna dan menentukan kemerahan (*redness*), kehijauan (*greeness*), dan sebagainya, dari cahaya. *Hue* berasosiasi dengan panjang gelombang cahaya. *Saturation* menyatakan tingkat kemurnian suatu warna, yaitu mengindikasikan seberapa banyak warna putih diberikan pada warna. *Intensity* adalah atribut yang menyatakan banyaknya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna. Gambar 7 mengilustrasikan model ruang warna HSI.



Gambar 7 Warna RGB dalam ruang warna HSI

Rumus konversi dari ruang warna RGB menjadi HSI tertuang dalam Persamaan berikut.

$$H = \begin{cases} \theta & \text{jika } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{jika } B > G \end{cases} \quad (1)$$

dengan

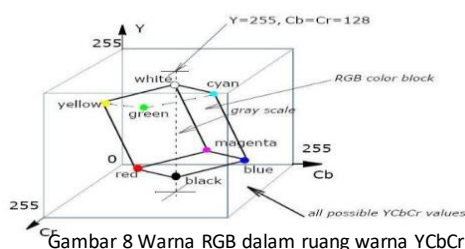
$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{\frac{1}{4}[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]}} \right\} \quad (2)$$

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

$$I = \frac{R+G+B}{3} \quad (4)$$

3.5.3 YCbCr

YCbCr merupakan standar internasional bagi pengkodean digital gambar televisi yang didefinisikan di CCIR Recommendation 601. Y merupakan komponen *luminance*, Cb dan Cr adalah komponen *chrominance*. Pada monitor monokrom nilai *luminance* digunakan untuk merepresentasikan warna RGB, secara psikologis ia mewakili intensitas sebuah warna RGB yang diterima oleh mata. *Chrominance* merepresentasikan corak warna dan saturasi (*saturation*). Nilai komponen ini juga mengindikasikan banyaknya komponen warna biru dan merah pada warna. Gambar 8 menunjukkan hubungan antara ruang warna RGB dan YCbCr.



Gambar 8 Warna RGB dalam ruang warna YCbCr

Adapun Persamaan untuk mengubah ruang warna RGB menjadi YCbCr tertera dalam Persamaan berikut.

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 112 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

3.5.4 Metode Statistik

Statistik merupakan kumpulan dari teknik mengumpulkan, analisis, dan interpretasi data dalam bentuk angka dan bilangan yang menunjukkan sifat-sifat (karakteristik) data yang dikumpulkan tersebut [18]. Berikut ini beberapa istilah dalam metode statistik:

- Mean

Mean atau rata-rata adalah bilangan yang didapat dari hasil pembagian jumlah nilai data oleh banyaknya data dalam kumpulan tersebut. Rumus untuk mencari rata-rata dapat dilihat pada Persamaan (6).

$$\bar{x}_n = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n} \quad (6)$$

- Median

Median atau yang sering disebut dengan titik tengah adalah sebuah bilangan yang berada tepat di tengah data setelah disusun menurut urutan besarnya. Jika jumlah data ganjil maka mediannya adalah bilangan yang berada tepat di tengah data. Apabila jumlah data genap maka mediannya merupakan rata-rata dari kedua bilangan yang berada di tengah data.

- Modus

Modus dari suatu variabel acak diskrit merupakan nilai yang paling sering muncul atau dengan kata lain memiliki probabilitas terbesar untuk terjadi. Berbeda dengan median, untuk mencari nilai modus tidak perlu melakukan pengurutan terlebih dahulu.

- Variance

Jika mempunyai sampel berukuran n dengan data x_1, x_2, \dots, x_n dan rata-rata \bar{x} , maka statistik varian (S^2) dihitung dengan rumus pada Persamaan (7) dan Persamaan (8).

$$S^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x}')^2}{n} \quad (7)$$

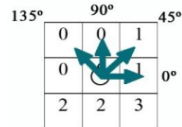
$$S^2 = \frac{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}{n(n-1)} \quad (8)$$

3.5.5 Tekstur

Dalam pengolahan citra, tekstur merupakan fitur yang merepresentasikan permukaan atau struktur dari sebuah citra atau dapat juga didefinisikan sebagai suatu perulangan pola dalam sebuah permukaan. Menurut Zhang dkk, tekstur merupakan suatu deskripsi homogenitas dari sebuah gambar, memiliki skala, keteraturan dan keterarahan [19].

3.5.6 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM pertama kali diperkenalkan dengan nama *Gray-Tone Spatial-Dependence Matrix*. GLCM adalah matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam citra. Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1, 2, 3 dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Adapun arah sudut dalam matriks GLCM dapat dilihat pada Gambar 9 [13].



Gambar 9 Arah dalam GLCM

GLCM adalah metode ekstraksi fitur tekstur statistik orde kedua. Dimana pasangan piksel dengan nilai-nilai spesifik dan dalam hubungan spasial yang ditentukan terjadi dalam suatu gambar dimasukkan ke dalam matriks dan fitur statistik diekstraksi dari matriks ini. Perhitungan memberikan fungsi yang menjadi ciri tekstur suatu gambar. Jumlah baris dan kolom dalam matriks sama dengan jumlah tingkat abu-abu, G , dalam gambar. Elemen matriks $P(i, j)$ adalah entri dalam matriks dependensi spasial *gray-tone* yang dinormalisasi. 5 fitur GLCM yang paling relevan untuk digunakan adalah *Contrast, Inverse Difference Moment, Entropy, Correlation, Energy*.

$$Contrast = \sum_{n=0}^{G-1} n^2 \{ \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j) \} \quad (9)$$

$$IDM = \sum_{i=1}^{G-1} \sum_{j=1}^{G-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i, j) \quad (10)$$

$$Entropy = - \sum_{i=1}^{G-1} \sum_{j=1}^{G-1} P(i, j) \times \log(P(i, j)) \quad (11)$$

$$Energy = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i, j)^2 \quad (12)$$

$$Correlation = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j) \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\sigma^2} \quad (13)$$

Dimana

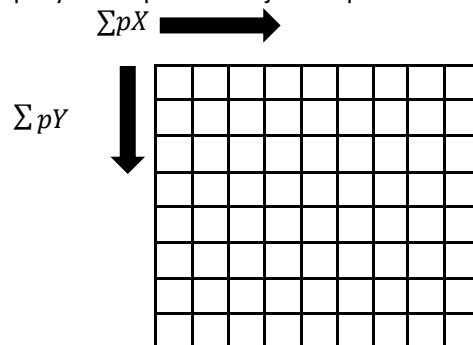
$$\mu = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP(i, j) \quad (14)$$

$$\sigma = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(i - \mu)^2 \quad (15)$$

3.5.7 Integral Proyeksi

Integral Proyeksi adalah suatu metode yang digunakan untuk mencari daerah atau lokasi dari objek. Metode ini dapat digunakan untuk mendeteksi batas dari daerah gambar yang berbeda, sehingga kita bisa mencari daerah lokasi, huruf, dan fitur-fiturnya.

Metode ini juga bisa disebut dengan integral baris dan kolom dari piksel, karena integral ini menjumlahkan piksel per baris dan piksel per kolom[5]. Proses integral proyeksi seperti ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10 Integral Proyeksi pada citra

Integral Proyeksi secara umum didefinisikan seperti ditunjukkan pada Persamaan (16) dan Persamaan (17).

$$h(i) = \sum_{i=1}^N \text{baris } x(i, j) \quad (16)$$

$$h(j) = \sum_{j=1}^N \text{kolom } x(i, j) \quad (17)$$

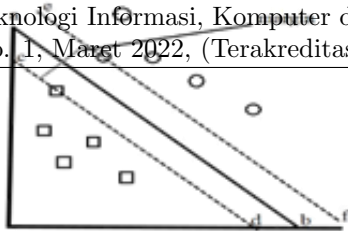
Di mana $h(i)$ merupakan penghitungan integral secara vertikal, sedangkan $h(j)$ merupakan penghitungan integral secara horisontal.

3.5.8 Support Vector Machine (SVM)

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier* dan selanjutnya dikembangkan agar bekerja pada permasalahan *non-linear* dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi [18]. Dalam kasus klasifikasi yang secara linier bisa dipisahkan, dapat digunakan fungsi pemisah seperti pada Persamaan berikut.

$$f(x) = wT x + b \quad (18)$$

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis ab pada Gambar 11 menunjukkan *hyperplane* terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas sedangkan lingkaran dan kotak yang terletak pada garis putus-putus cd dan ef merupakan *support vector*.



Gambar 11 Margin Hyperplane

Setiap data latih dinyatakan oleh (x_i, y_i) , di mana $i=1,2,\dots, N$, dan $x_i=\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq}\}$ merupakan atribut (fitur) set untuk data latih ke- i . $y_i \in \{-1, +1\}$ menyatakan label kelas. *Hyperplane* klasifikasi linier SVM, seperti pada Gambar 11, dinotasikan seperti pada Persamaan (19).

$$w \cdot x_i + b = 0 \tag{19}$$

W dan b adalah parameter model. $w \cdot x_i$ merupakan *inner-product* dalam antara w dan x_i . Data x_i yang masuk ke dalam kelas -1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (20).

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \tag{20}$$

Sementara data x_i yang masuk ke dalam kelas +1 adalah data yang memenuhi pertidaksamaan (21).

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \tag{21}$$

3.6. Evaluasi Hasil Klasifikasi

Pada penelitian ini, dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. *True Positive* adalah banyaknya hasil klasifikasi benar untuk suatu kelas yang bernilai *positive*. *True Negative* adalah banyaknya hasil klasifikasi benar untuk suatu kelas yang bernilai *negative*. *False Positive* adalah banyaknya hasil klasifikasi salah untuk suatu kelas yang bernilai *positive*. *False Negative* adalah banyaknya hasil klasifikasi salah untuk suatu kelas yang bernilai *negative*. Keempat nilai tersebut dapat dihitung dengan *confusion matrix* pada Tabel I [13]. Nilai-nilai inilah yang kemudian digunakan untuk menghitung parameter-parameter evaluasi hasil klasifikasi.

TABEL II. CONFUSION MATRIX

Kelas Sebenarnya \ Hasil Klasifikasi	Positif	Negatif
	Positif	TP
Negatif	FP	TN

Akurasi dapat diartikan sebagai proporsi dari dua kelas (positif dan negatif) dari jumlah total kelas yang diujikan. Berikut ini Persamaan (22) untuk menghitung nilai akurasi.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \tag{22}$$

Recall adalah proporsi dari kelas positif yang diklasifikasi dengan benar. Berikut Persamaan (23) akan menunjukkan perhitungan untuk nilai *recall*.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{23}$$

Presisi adalah proporsi dari dari kelas positif yang diklasifikasikan benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diklasifikasikan positif. Persamaan (24) menunjukkan perhitungan untuk presisi.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{24}$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengaruh Jumlah Kelas Terhadap Akurasi

Pengujian pertama dilakukan untuk melihat pengaruh akurasi terhadap jumlah kelas. Proses pengujian dilakukan dengan membandingkan akurasi antara klasifikasi dengan menggunakan 3 kelas dan 2 kelas. Adapun kategori atau kelas terdiri atas 'matang', 'kurang matang' dan 'tidak matang' untuk klasifikasi 3 kelas serta 'bangkok' dan 'california' untuk klasifikasi 2 kelas. Tabel 4 menunjukkan hasil klasifikasi dari masing-masing pengujian.

TABEL III. PENGARUH JUMLAH KELAS TERHADAP HASIL KLASIFIKASI

Dataset	Jumlah Kelas	Akurasi(%)						
		HSI	YCbCr	GLCM	IP	HSI+GLCM	YCbCr+GLCM	IP+GLCM
B	2	63	52	47	44	50	47	48
C	2	61	50	49	46	52	49	44
Rata-rata		62	51	48	45	51	48	46
B	3	59	55	58	58	64	55	58
C	3	63	63	60	62	62	63	60
Rata-rata		61	59	59	60	63	59	59
Rata-rata		62	55	54	53	57	54	53

Keterangan: B = Bangkok, C = California

Pada Tabel III dapat dilihat bahwa akurasi klasifikasi dengan menggunakan 3 kelas menghasilkan akurasi yang tidak begitu tinggi. Akurasi tertinggi yang diperoleh yakni 63% dengan menggunakan fitur warna HIS+GLC dan *dataset* bangkok sedangkan akurasi terendah yakni 44% dengan fitur IP dan IP+GLCM dan *dataset* Bangkok dan California. Sementara itu akurasi yang diperoleh pada klasifikasi dengan hanya

menggunakan 2 kelas adalah 64%. Adapun akurasi tertinggi diperoleh pada saat pengujian dengan menggunakan fitur HSI. Dapat dilihat bahwa akurasi menjadi jauh lebih tinggi ketika klasifikasi dilakukan dengan menggunakan dua kelas.

Akurasi untuk masing-masing kelas dapat dilihat pada Tabel IV dan V. Pada klasifikasi 2 kelas, akurasi untuk masing-masing kelas direpresentasikan oleh nilai *recall* dan *specificity*. *Recall* merupakan proporsi kelas positif yang terklasifikasi dengan benar sedangkan *specificity* merupakan proporsi kelas negatif yang terklasifikasi dengan benar.

TABEL IV AKURASI MASING-MASING KELAS PADA KLASIFIKASI 3 KELAS

Fitur		Data Set	
		Bangkok	California
HSI	MT	63%	15%
	KM	66%	45%
	TM	58%	65%
YCbCr	MT	60%	59%
	KM	62%	35%
	TM	60%	45%
GLCM	MT	35%	15%
	KM	55%	40%
	TM	45%	55%
IP	MT	5%	0%
	KM	55%	35%
	TM	50%	65%
HSI + GLCM	MT	0%	15%
	KM	64%	45%
	TM	50%	63%
YCbCr + GLCM	MT	50%	47%
	KM	15%	35%
	TM	45%	37%
IP + GLCM	MT	45%	50%
	KM	35%	45%
	TM	50%	35%

Keterangan: MT = Matang, KM = Kurang Matang, TM= Tidak Matang,

TABEL V NILAI RECALL DAN SPECIFICITY PADA KLASIFIKASI 2 KELAS

Fitur		Data Set	
		Bankgko	California
HSI	R	63%	55%
	S	64%	58%
YCbCr	R	60%	59%
	S	62%	57%
GLCM	R	55%	58%
	S	55%	60%
IP	R	56%	57%
	S	55%	58%
HSI+ GLCM	R	60%	65%
	S	54%	55%
YCbCr+ GLCM	R	50%	57%
	S	55%	57%
IP+ GLCM	R	55%	59%
	S	57%	60%

Keterangan: R=*Recall*, S=*Specificity*

Pada Tabel IV dapat dilihat bahwa pada klasifikasi dengan menggunakan 3 kelas, presentase dikenalnya kelas matang, kurang matang dan tidak matang sangat bervariasi. Pada fitur HSI+GLCM, kelas matang untuk *dataset* bangkok tidak dikenali sama sekali sedangkan kelas kurang matang dikenali sebanyak 64%. Begitu pula dengan fitur IP, kelas matang pada *dataset* california tidak dikenali sama sekali sedangkan kelas tidak matang dikenali sebanyak 65%. Akurasi untuk masing-masing kelas menjadi lebih baik ketika klasifikasi dilakukan dengan menggunakan 2 kelas seperti terlihat pada Tabel V. Baik kelas matang (*recall*) maupun tidak matang (*specificity*) dapat dikenali dengan baik dengan nilai tertinggi hingga 66% pada fitur HSI.

Peningkatan akurasi yang cukup tinggi dari klasifikasi dengan menggunakan 3 menjadi 2 kelas terjadi disebabkan oleh metode klasifikasi SVM. Sesuai dengan teorinya bahwa pada dasarnya metode SVM merupakan metode klasifikasi 2 kelas sehingga hasil akan lebih baik ketika dilakukan dengan menggunakan 2 kelas saja.

4.2 Pengaruh Rotasi Terhadap Akurasi

Pengujian selanjutnya dilakukan untuk mengetahui pengaruh rotasi terhadap akurasi klasifikasi. Dalam pengujian ini, *dataset* yang digunakan yaitu citra dengan resolusi 300x300 piksel. Rotasi dilakukan terhadap citra uji dengan arah rotasi 90° dan 180° searah dengan jarum jam. Adapun jumlah kelas yang digunakan dalam pengujian iniyaitu 2 kelas dengan kategori bangkok dan california. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Tabel VI.

TABEL VI PENGARUH ROTASI TERHADAP HASIL KLASIFIKASI

Da ta set	Arah Rota si	Akurasi(%)						
		HSI	YCb Cr	GLC M	IP	HSI+ GLCM	YCbCr+ GLCM	IP+ GLCM
B	0°	56	53	57	52	56	56	57
C	0°	60	59	59	54	66	62	59
Rata-rata		58	56	58	53	61	59	58
B	90°CW	59	55	58	58	64	55	58
C	90°CW	63	63	60	62	62	63	60
Rata-rata		62	59	59	60	63	59	59
B	180°CW	60	59	56	58	61	58	59
C	180°CW	62	61	54	62	59	56	63
Rata-rata		61	60	55	60	60	57	61

Keterangan : B = Bangkok, C = California

Dari hasil pengujian pada Tabel VI dapat disimpulkan bahwa rotasi 90°CW dan 180°CW

berpengaruh terhadap akurasi. Akurasi dari beberapa fitur mengalami sedikit penurunan dan beberapa fitur yang lain mengalami peningkatan dibandingkan dengan hasil klasifikasi normal tanpa rotasi. Hal ini disebabkan karena pada fitur warna menggunakan pendekatan statistik, hanya fitur *variance* yang berpengaruh terhadap rotasi sedangkan 3 fitur lainnya tidak dipengaruhi oleh rotasi. Selanjutnya untuk fitur tekstur, pembentukan matriks GLCM dilakukan dengan menggunakan 4 sudut, yaitu 0°, 45°, 90° dan 135°. Kemudian proses pembentukan matriks GLCM juga dilakukan dengan memeriksa setiap 2 matriks berdekatan secara dua arah (simetris) sehingga pada citra rotasi 90° dan 180° tidak terjadi banyak perubahan akurasi. Kemudian pada fitur bentuk ada ketidak akurasi dalam menentukan batas-batas area pada gambar.

Adapun untuk *recall* dan *specificity* memiliki nilai yang tidak jauh berbeda dengan akurasi. Tabel VII menunjukkan nilai *recall* dan *specificity* untuk hasil klasifikasi citra uji yang dirotasi.

TABEL VII NILAI RECALL DAN SPECIFICITY CITRA UJI YANG DIROTASI

Fitur	Rotasi	Data Set	
		B	C
HSI	R 90	60%	58%
	S 180	65%	58%
YCbCr	R 90	60%	59%
	S 180	62%	57%
GLCM	R 90	55%	58%
	S 180	56%	60%
IP	R 90	56%	57%
	S 180	55%	58%
HSI+GLCM	R 90	60%	65%
	S 180	54%	55%
YCbCr+GLCM	R 90	53%	57%
	S 180	55%	57%
IP+GLCM	R 90	55%	59%
	S 180	57%	60%

Keterangan : B = Bangkok, C = California, R=*Recall*, S=*Specificity*

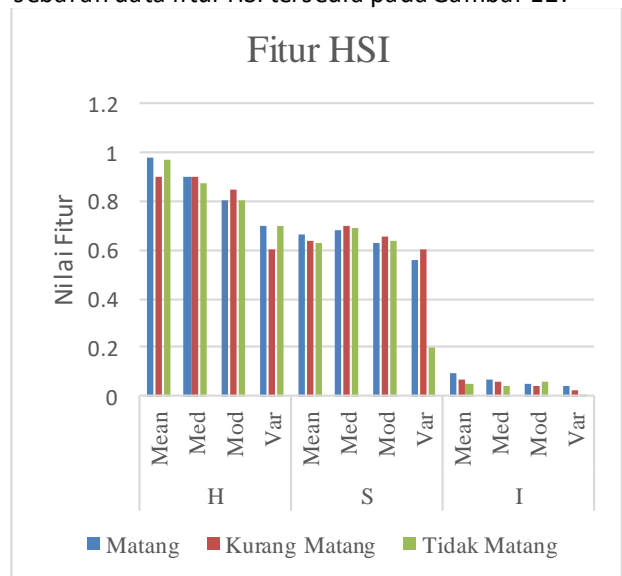
Berdasarkan Tabel VII, nilai *recall* dan *specificity* dari citra uji yang dirotasi pada fitur HSI, YCbCr, IP, HSI+GLCM, YCbCr+GLCM dan IP+GLCM secara umum tidak berbeda jauh. Hal ini menunjukkan bahwa baik buah pepaya matang maupun tidak matang sama-sama dapat dikenali dengan baik menggunakan fitur-fitur tersebut. Akan tetapi pada fitur GLCM, nilai *recall* dan *specificity* memiliki perbedaan yang cukup besar. Berdasarkan hasil pengujian ini, dapat

disimpulkan bahwa rotasi dengan arah 90°CW dan 180°CW berpengaruh terhadap akurasi namun tidak begitu besar. Pada rotasi dengan arah ini citra uji masih dapat dikenali dengan baik.

4.3 Analisis Sebaran Data Fitur

4.3.1 Fitur HSI

Terdapat 12 perhitungan statistik dalam fitur HSI mulai dari *mean*, *median*, *modus* serta *variance* dari masing-masing *layer* pada ruang warna HSI. Grafik sebaran data fitur HSI tersedia pada Gambar 12.

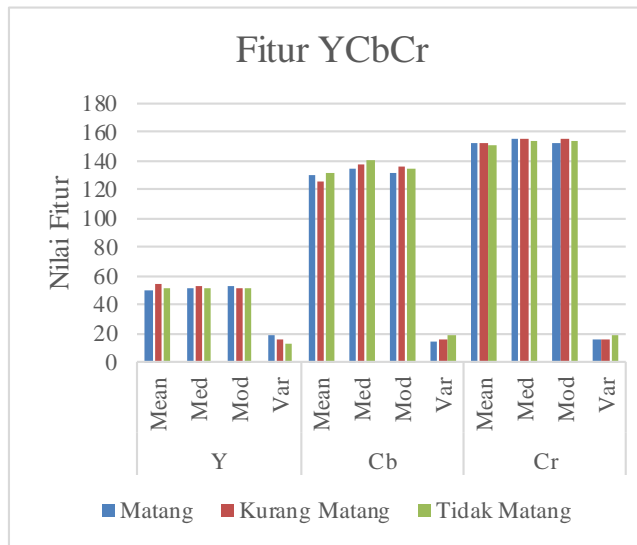


Gambar 12 Sebaran data fitur HSI

Berdasarkan grafik pada Gambar 12, sebaran data fitur HSI pada *dataset* cukup baik, terdapat perbedaan yang jelas antara masing-masing kelas hampir di semua fitur. Sebaran data terbaik ada pada *layer* H untuk semua nilai statistik. Hal inilah yang menyebabkan nilai akurasi pada fitur HSI lebih baik dari yang lain. Berdasarkan grafik sebaran data HSI, dapat disimpulkan bahwa *layer* H memiliki fitur dengan sebaran yang paling baik.

4.3.2 Fitur YcbCr

Sama seperti fitur HSI, fitur YCbCr memiliki 12 fitur statistik yang diperoleh dari perhitungan *mean*, *median*, *mode* dan *variance*. Gambar 4.4 merupakan grafik sebaran data fitur YCbCr

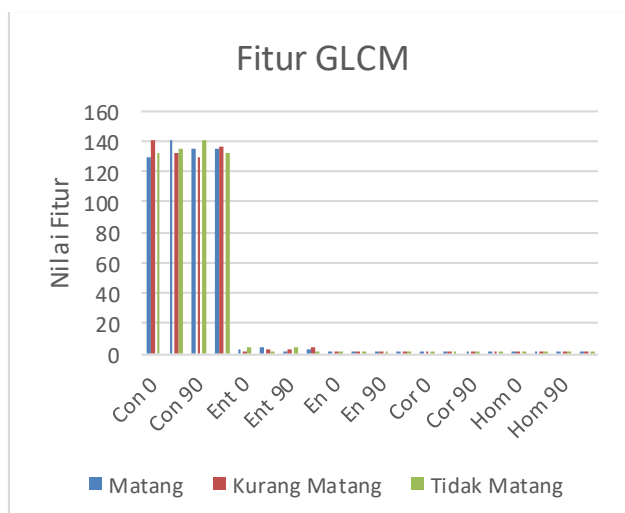


Gambar 13 Sebaran data fitur YcbCr.

Seperti terlihat pada Gambar 13 bahwa sebaran data fitur YCbCr tidak sebaik fitur HSI sehingga hasil klasifikasinya pun berada di bawah fitur HSI. Adapun dua *layer* yang cukup jelas perbedaannya yaitu *layer* Y dan *layer* Cr.

4.3.3 Fitur GLCM

Berbeda dengan fitur HSI dan YCbCr, fitur GLCM memiliki 20 perhitungan yang terdiri atas *Contrast*, *Entropy*, *Energy (ASM)*, *Correlation* dan *Homogeneity (IDM)*. Ke-5 fitur ini dihitung pada 4 matriks GLCM sehingga terdapat 20 total perhitungan. Gambar 14 merupakan grafik sebaran data dari fitur GLCM.



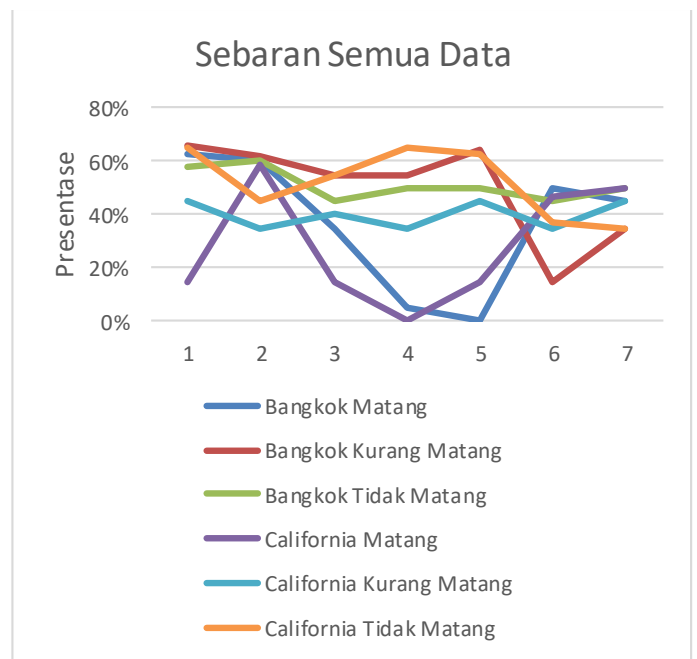
Gambar 14 Grafik sebaran data fitur GLCM semua fitur.

Sebaran data fitur GLCM tidak begitu baik, perbedaan fitur antara masing-masing kelas cukup kecil bahkan sangat kecil untuk beberapa variabel.

Sebaran terbaik ada pada fitur *contrast* untuk semua suut GLCM.

4.3.4 Sebaran data untuk semua data

Grafik sebaran data untuk semua data tersedia pada Gambar 15.



Gambar 15 Grafik sebaran data semua data.

Masing-masing fitur memiliki sebaran data yang berbeda. Terdapat beberapa variabel untuk masing-masing fitur yang memiliki sebaran yang tidak begitu baik untuk *dataset*. Berdasarkan grafik sebaran data di atas dapat disimpulkan bahwa masing-masing fitur memiliki variabel dengan sebaran data baik dibandingkan dengan variabel lainnya. Oleh karena itu, untuk penelitian lebih lanjut dengan tujuan meningkatkan akurasi dapat menggunakan variabel-variabel tersebut dan mengabaikan variabel lainnya. Namun penggunaan fitur dan metode ini kurang baik untuk digunakan pada studi kasus klasifikasi ini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih diberikan kepada pak Supriyadi dan ibu Sum pemilik kebun buah pepaya yang telah bersedia menjadi narasumber untuk data penelitian.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian pada BAB sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa:

1. Proses klasifikasi jenis dan tingkat kematangan buah pepaya pada studi kasus ini menghasilkan akurasi yang kurang baik untuk menghasilkan akurasi yang baik dilakukan ketika klasifikasi menggunakan dua kelas.
2. Akurasi tertinggi untuk *dataset* Bangkok diperoleh pada fitur HSI yakni sebesar 66% sedangkan untuk *dataset* California diperoleh pada fitur HSI yakni sebesar 65%.
3. Nilai *recall* terbaik yakni 65% pada fitur HSI+GLCM *dataset* California, sedangkan *specificity* terbaik yakni 65% menggunakan fitur HSI pada *dataset* Bangkok dan HSI+GLCM pada *dataset* California.
4. Fitur warna, tekstur dan bentuk tidak dapat digunakan untuk klasifikasi buah pepaya dikarenakan ketidakseragaman data yang diambil.

5.2. Saran

Berikut ini saran-saran untuk penelitian lebih lanjut:

1. Gunakan metode lain untuk mengklasifikasi jenis buah yang lain berdasarkan fitur tekstur, warna dan bentuk.
2. Lakukan pengujian untuk arah rotasi yang lebih banyak untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi.
3. Lakukan seleksi fitur untuk mengeliminasi fitur yang tidak memberikan pengaruh positif terhadap hasil klasifikasi.
4. Seleksi citra yang akan digunakan untuk keseragaman citra sehingga menghasilkan akurasi yang baik.
5. Peningkatan akurasi *training data* dengan menggunakan citra dari pakar serta penentuan kelas atau kategori oleh pakar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Wibowo and A. Harjoko, "Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 1–5, 2017.
- [2] B. P. Statistik, *Statistik Tanaman Buah-buahan dan Sayuran Tahunan 2017*. 2017.
- [3] Indarto and Murinto, "Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HSI (Banana Fruit Detection Based on Banana Skin Image Features Using HSI Color Space Transformation Method)," *J. Ilm. Inform.*, vol. V, no. 1, pp. 15–21, 2017.
- [4] P. Soepomo, "Aplikasi Pengolahan Citra Mendeteksi Kualitas Cabai Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Transformasi Warna YCbCr," *J. Sarj. Tek. Informaika*, vol. 3, no. 1, pp. 283–293, 2015.
- [5] F. Liantoni, "Pengenalan karakter angka menggunakan metode Integral Proyeksi," *Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 57–64, 2018.
- [6] S. Ferdiana, R. Enggar, and R. Dijaya, "Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur," *Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 17–23, 2017.
- [7] M. Ichwan, I. A. Dewi, and Z. M. S., "Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Untuk Menentukan TingkatKemanisan Mangga Berdasarkan Fitur Warna," *Mind*, vol. 3, no. 2, pp. 16–23, 2018.
- [8] C. B. Sanjaya, "Klasifikasi buah mangga berdasarkan tingkat kematangan menggunakan least-squares support vector machine," *Explor. IT*, vol. 10, no. 2, pp. 1–13, 2018.
- [9] Meiriyama, "Klasifikasi Citra Buah berbasis fitur warna HSV dengan klasifikator SVM," *Komput. Terap.*, vol. 4, no. 1, pp. 50–61, 2018.
- [10] M. A. Anggriawan, M. Ichwan, and D. B. Utami, "Pengenalan Tingkat Kematangan Tomat Berdasarkan Citra Warna Pada Studi Kasus Pembangunan Sistem Pemilihan Otomatis," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 550–564, 2017.
- [11] P. S. Suastika Yulia Riska, "Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan MULTI-SVM," *Inform. J. Ilm.*, vol. 1, no. 1, pp. 39–45, 2016.
- [12] R. Pratama *et al.*, "Tomato Fruit Detection Detection Based On Color Features Using HSI Color Space Transformation Method," *J. Inform. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 81–86, 2019.
- [13] N. Hidayat, F. Ilmu, K. Universitas, B. Malang, and R. Garis, "Cara Cepat Untuk Mendeteksi Keberadaan Wajah Pada Citra Yang Mempunyai Background Kompleks Menggunakan Model Warna YCbcr DAN HSV," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 138–142, 2015.
- [14] M. A. Agmalaro, A. Kustiyo, and A. R. Akbar, "Identifikasi Tanaman Buah Tropika Berdasarkan Tekstur Permukaan Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (Tropical Fruit Plants Identification Based on Leaf Surface Texture Image Using Artificial Neural Network)," *J. Ilmu Komput. Agri-Intomatika*, vol. 2, no. 2, pp. 73–82.
- [15] E. K. Ratnasari, A. Wikaningrum, T. Informatika, F. Teknik, and U. Soetomo, "Pengenalan Jenis Buah

- pada Citra Menggunakan Pendekatan Klasifikasi Berdasarkan Fitur Warna Lab dan Tekstur Co-Occurrence," *Inform*, vol. 1, no. 2, pp. 88–97, 2016.
- [16] Y. D. Rosita, "Pengenalan Keaslian Dan Nilai Uang Kertas Rupiah Untuk Tuna Netra Menggunakan Metode Integral Proyeksi Dan Canny," *J. Majapahit Techno*, vol. 4, no. 2, pp. 29–34, 2014.
- [17] Agustina, *Kajian Karakterisasi Tanaman Pepaya (Carica papaya L.) di Kota Madya Bandar Lampung*. 2017.
- [18] R. Farinda, Z. R. Firmansyah, C. Sulton, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Beef Quality Classification based on Texture and Color Features using SVM Classifier," *J. Telemat. Informatics*, vol. 6, no. 3, 2018.
- [19] Y. Zhang and L. Wu, "Classification of Fruits Using Computer Vision and a Multiclass Support Vector Machine," *Sensors*, pp. 12489–12505, 2012.