

Pemanfaatan Ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu

Restu Widodo¹, Agus Wahyu Widodo², Arry Supriyanto³

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya

³Balai Penelitian Tanaman Jeruk dan Buah Subtropika, Badan Litbang Pertanian

Email: ¹restu.widodo24@student.ub.ac.id, ²a_wahyu_w@ub.ac.id, ³arry_supriyanto@yahoo.com

Abstrak

Mutu buah merupakan hal yang sangat penting dalam hasil produksi buah-buahan. Khususnya pada buah jeruk, mutu sangat diperhatikan karena terkait dengan nilai penjualan. Dan jeruk keprok menguasai 92% produksi buah jeruk. Namun saat ini proses klasifikasi mutu masih dilakukan secara manual, sehingga menimbulkan subjektivitas. Teknologi informasi diperlukan untuk mempercepat proses klasifikasi mutu dan membuatnya menjadi objektif. Penelitian ini memanfaatkan hasil ekstraksi ciri *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) citra jeruk keprok untuk klasifikasi mutu. Pertama dilakukan pengambilan data citra jeruk keprok. Didapatkan 100 data, 60 sebagai data latih dan 40 sebagai data uji. Dari tiap-tiap data latih, diambil masing-masing satu citra baik dan citra buruk berukuran 64x64 piksel. Kemudian dilakukan *pre-processing* pada citra. Lalu dilakukan pembentukan matriks GLCM pada arah 0°, 45°, 90° dan 135° dan ekstraksi ciri GLCM yaitu *contrast*, *homogeneity*, *energy* dan *entropy*. Metode *support vector machine* (SVM) digunakan untuk identifikasi citra baik dan buruk berdasarkan ciri yang telah di ekstraksi, sehingga didapatkan persentase cacat buah. Klasifikasi mutu kedalam 3 kelas yaitu, *Grade Super*, *Grade A* dan *Grade B*. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi terbaik sebesar 82.5% dengan jumlah data latih sebanyak 20, nilai *distance*=2 pada arah GLCM 45°.

Kata kunci: *gray level co-occurrence matrix*, ekstraksi ciri, SVM, jeruk keprok

Abstract

The most important thing of production result of fruit is quality. Especially in citrus, it is related to selling value. 92% production of citrus is "Keprok". But now the quality classification in the fruits industry is still done manually, so it becomes subjective. Information technology is needed to speed up the process of quality classification and make it an objective. This research utilizes the extraction feature of gray level co-occurrence matrix (GLCM) citrus image for quality classification. Begins with collecting data of citrus. There are 100 image data, 60 as training data and 40 as test data. Of each training data, obtained one 64x64 pixels good and bad data image. Do pre-processing on the image and GLCM matrix is formed in direction 0°, 45°, 90° and 135°, feature extraction are contrast, homogeneity, energy and entropy. Support vector machine (SVM) is used for good and bad image identification, to get the percentage of fruit defects. The quality classification is Super Grade, Grade A and Grade B. The result shows that the best classification accuracy is 82.5%, with the amount of training data is 20, distance=2 at 45° GLCM.

Keywords: *gray level co-occurrence matrix*, feature extraction, SVM, citrus

1. PENDAHULUAN

Buah-buahan merupakan satu dari sekian banyak komoditas hortikultura yang memegang peran penting dalam pembangunan ekonomi nasional. Khususnya buah jeruk, menjadi buah dengan produksi terbanyak ke-2 setelah pisang. Pada tahun 2016, menurut data dari Badan Pusat Statistik dan Direktorat Jenderal Hortikultura,

buah jeruk berhasil mencatatkan jumlah produksi sebesar 20.142.061 Kg dari jumlah tanaman hasil sebanyak 24.135.162 Pohon dengan produktivitas sebesar 83,46 Kg/Pohon (Kementerian Pertanian RI, 2017). Khusus jenis jeruk Keprok/Siam, data dari Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian pada tahun 2014 menunjukkan bahwa hasil produksi buah sebesar 1.785.256 Ton dari total produksi buah

jeruk sebesar 1.926.544 Ton (Taufik, 2015). Data tersebut menunjukkan bahwa 92% dari keseluruhan hasil produksi buah jeruk merupakan jenis jeruk Keprok. Buah jeruk memiliki kandungan gizi yang sangat baik, dimana kandungan vitamin C yang dibutuhkan oleh manusia dalam menunjang kesehatan tubuh sangat banyak pada buah ini.

Mutu buah merupakan hal utama yang sangat penting dalam hasil produksi buah-buahan. Setiap buah memiliki ciri yang digunakan dalam menentukan mutu/kualitasnya, misalnya dilihat dari ukuran, warna kulit serta kerusakan/cacat pada kulit. Saat ini, identifikasi mutu buah jeruk masih dilakukan secara manual oleh petani, penjual dan juga konsumen.

Kemajuan teknologi komputer termasuk interaksi antara manusia dengan komputer pada saat ini sudah berkembang sangat pesat. Bahkan dibidang pertanian penggunaan teknologi komputer sudah banyak digunakan. Seperti deteksi penyakit, klasifikasi mutu, penentuan berat dan identifikasi jenis buah-buahan maupun sayuran. Klasifikasi merupakan cara mengelompokkan objek pada variabel tertentu. Dalam proses pengklasifikasian mutu buah jeruk diperlukan pengolahan dari citra digital buah jeruk. Data citra buah jeruk digunakan dalam proses pelatihan sistem agar dapat mengklasifikasikan mutu. Maka diperlukan metode ekstraksi ciri yang baik agar mendapatkan nilai tekstur yang bagus. Dengan memanfaatkan hasil dari metode ekstraksi ciri maka dapat digunakan untuk mengklasifikasikan mutu buah jeruk.

Pada penelitian sebelumnya, dilakukan klasifikasi mutu buah pisang menggunakan tekstur warna dan tekstur buah (Wiharja & Harjoko, 2014). Penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk analisis tekstur. Klasifikasi menggunakan metode *backpropagation* berdasarkan warna, tekstur dan cacat pada citra buah pisang. Pada penelitian tersebut, mutu buah pisang dibagi menjadi 5 kelas dengan menggunakan 125 citra pisang sebagai data latih dan 100 citra pisang sebagai data uji dan berhasil dilakukan dengan akurasi sebesar 94%.

Penelitian lainnya yang dilakukan yaitu klasifikasi citra jenis daging berdasarkan tekstur (Neneng, et al., 2016). Digunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi ciri tekstur. Dan menggunakan metode klasifikasi yaitu *Support Vector Machine*

(SVM). Sistem ini melakukan klasifikasi dengan data berupa citra daging kambing, daging kerbau, daging kuda dan daging sapi dan berhasil dilakukan dengan akurasi sebesar 87,5% pada jarak pengambilan gambar 20 cm, kemudian jarak ketetanggaan piksel 2 pada arah GLCM 135°.

Pada penelitian lain dilakukan identifikasi jenis buah jeruk (Agustian, et al., 2017). Menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi ciri dan metode klasifikasi Naïve Bayes. Jenis-jenis buah yang diidentifikasi adalah jeruk Pontianak, jeruk baby, jeruk mandarin dan jeruk orange. Hasil akurasi mendapatkan nilai 91,6% pada identifikasi jenis buah jeruk tersebut.

Berdasarkan paparan penelitian diatas, didapatkan bahwa metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan nilai akurasi yang tinggi. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode yang telah terbukti menjadi descriptor tekstur yang efektif (Siqueira, et al., 2013) serta memiliki akurasi dan waktu komputasi yang lebih baik dari metode ekstraksi tekstur lainnya. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode klasifikasi dengan kemampuan generalisasi yang tinggi juga dengan dimensi dari ruang input yang tinggi (Neneng, et al., 2016). Oleh karena itu penulis mengambil penelitian yang berjudul "Pemanfaatan Ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu". Ekstraksi ciri dengan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan adalah *contrast*, *homogeneity*, *energy* dan *entropy*. GLCM memiliki empat arah sudut yaitu, 0°, 45°, 90° dan 135°. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap empat arah GLCM tersebut. Kemudian menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengidentifikasi cacat atau tidaknya suatu area *windowing* citra. Klasifikasi dilakukan kedalam tiga kelas yaitu *Grade Super*, *Grade A* dan *Grade B* berdasarkan persentase cacat buah. Hasil dari penelitian ini adalah arah GLCM terbaik berdasarkan pengaruh empat arah GLCM tersebut terhadap hasil klasifikasi mutu. Harapannya kedepan sistem ini dapat diimplementasikan dalam pembuatan alat klasifikasi mutu buah jeruk secara otomatis oleh Balitjestro, sehingga nantinya dapat membantu suatu sentra produksi jeruk dalam melakukan

klasifikasi mutu buah jeruk yang objektif, serta dapat mempermudah dan mempercepat proses klasifikasi mutu buah jeruk.

2. LANDASAN KEPUSTAKAAN

2.1. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri. GLCM merupakan suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu dalam citra (Prasetyo, 2011).

Koordinat pasangan piksel memiliki jarak d dan orientasi sudut θ . Jarak direpresentasikan dalam piksel dan sudut direpresentasikan dalam derajat. Orientasi sudut terbentuk berdasarkan empat arah sudut yaitu, 0° , 45° , 90° dan 135° , dan jarak antar piksel sebesar 1 piksel (Surya, et al., 2017)

Tahapan yang dilakukan pada perhitungan GLCM adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan matriks awal GLCM dari pasangan dua piksel yang berjajar sesuai dengan arah 0° , 45° , 90° atau 135° .
2. Membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan nilai transposnya.
3. Menormalisasi matriks GLCM dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.
4. Ekstraksi ciri, yaitu:

$$\text{Contrast} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} (i_1 - i_2)^2 p(i_1, i_2) \quad (1)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{p(i_1, i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (2)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} p^2(i_1, i_2) \quad (3)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2) \quad (4)$$

2.2. Support Vector Machine (SVM)

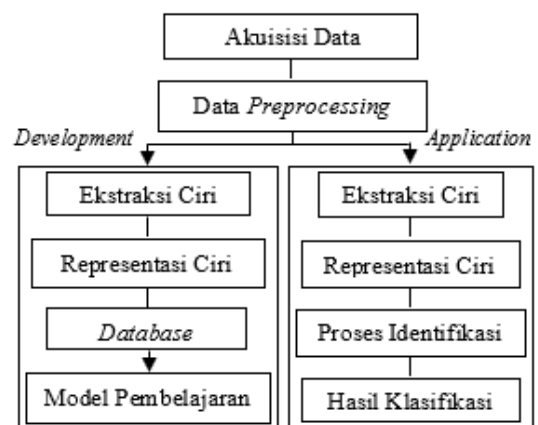
Support Vector Machine adalah metode yang berasal dari teori pembelajaran statistik yang memiliki hasil menjanjikan dan berpotensi memberikan hasil yang lebih baik dari metode

klasifikasi lain (Prasetyo, 2014). Hal yang dilakukan pada metode SVM adalah memaksimalkan batas *hyperplane* (batas keputusan) ataupun mencari *hyperplane* terbaik sebagai pemisah dua buah kelas data. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data terdekat inilah yang disebut dengan *support vector*. *Hyperplane* dengan margin paling maksimal akan memberikan generalisasi lebih baik pada proses klasifikasi.

2.3. Mutu Buah Jeruk Keprok

Sebagai jeruk lokal yang tidak hanya diminati di dalam negeri namun juga di luar negeri, jeruk keprok harus bermutu baik agar dapat bersaing dengan jeruk-jeruk lainnya dan dapat diterima oleh pasar negara lain. Standar Nasional Indonesia (SNI) telah menetapkan untuk standar kualitas jeruk keprok pada SNI 01-3165-1992 yang sekarang telah diperbaiki pada SNI 3165-2009. Berdasarkan standar tersebut, jeruk keprok dibagi kedalam 3 kelas, yaitu *Grade Super*, *Grade A* dan *Grade B*. Jeruk keprok *Grade Super* merupakan jeruk yang bebas dari kerusakan. *Grade A* memiliki ketentuan cacat maksimum sebesar 10% dan *Grade B* memiliki ketentuan cacat maksimum sebesar 15% (Standar Nasional Indonesia, 2009).

3. PERANCANGAN



Gambar 1. Arsitektur Sistem

Berdasarkan Gambar 1, dapat dilihat bahwa sistem terbagi menjadi 2 proses yaitu *development* atau pelatihan dan *application* atau pengujian. Penjelasan arsitektur sistem pada Gambar 1 adalah sebagai berikut:

Akuisisi Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara mengambil foto buah jeruk keprok batu 55 dari hasil panen di Kebun Banaran Balai Penelitian Tanaman Jeruk dan Buah Subtropika (Balitjestro). Pengambilan foto dilakukan dengan menggunakan kamera *handphone iPhone 6s Plus* dari sisi atas buah jeruk dengan jarak antara kamera dengan objek jeruk keprok sebesar 15 cm. Buah jeruk keprok diletakkan diatas kertas karton berwarna biru. Warna biru dipilih karena memiliki kandungan nilai *blue* yang cukup kontras dengan jeruk sehingga dapat memudahkan proses segmentasi. Terdapat data latih yaitu citra buah jeruk keprok yang dilakukan *cropping* dengan ukuran 64x64 piksel yang mewakili citra baik dan citra buruk dari masing-masing data, dan data uji yaitu citra buah jeruk hasil segmentasi 640x640 piksel.

Data Pre-processing

Resize citra dari ukuran 4032x3024 piksel menjadi 2000x1500 piksel. Dilakukan proses *grayscale* untuk merubah menjadi citra keabuan dan juga segmentasi untuk mendapatkan area letak cacat buah pada bagian atas jeruk dengan ukuran 640x640 piksel.

Ekstraksi Ciri

Menggunakan GLCM untuk ekstraksi ciri *contrast*, *homogeneity*, *energy* dan *entropy*.

Representasi Ciri

Setiap nilai ciri yang telah didapatkan diatas, dikelompokkan sesuai dengan kondisinya, yaitu cacat (buruk) dan tidak cacat (baik).

Database

Nilai ciri yang telah direpresentasikan pada suatu data disimpan kedalam database.

Model Pembelajaran

Dilakukan proses pembelajaran metode *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan database untuk mendapatkan model SVM.

Proses Identifikasi

Nilai-nilai dari model pembelajaran yang berhasil dilakukan, diambil untuk dilakukan proses identifikasi citra baik dan buruk.

Hasil Klasifikasi

Dari hasil identifikasi citra buruk didapatkan persentase dari luas cacat buah

terhadap luas permukaan jeruk untuk klasifikasi mutu.

4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

4.1. Pengujian Jumlah Data Latih

Pengujian pertama adalah pengujian banyaknya jumlah data latih terhadap akurasi hasil klasifikasi. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui berapa jumlah data latih yang terbaik. Jumlah data latih yang digunakan adalah 10, 20, 30, 40, 50 dan 60 data. Untuk parameter 10 data dilakukan pengujian menggunakan data *cropping* citra baik urutan 1-10 dan data *cropping* citra buruk/cacat urutan 1-10 sebagai data pelatihan sistem. Untuk parameter 20 data dilakukan pengujian menggunakan data *cropping* citra baik urutan 1-20 dan data *cropping* citra buruk/cacat urutan 1-20 sebagai data pelatihan sistem, dan seterusnya urut pada jumlah data latih 30, 40, 50 dan 60. Jumlah tersebut diujikan pada 3 jarak ketetanggaan piksel (*distance*) yaitu, $d=1$, $d=2$ dan $d=3$, serta pada 4 arah GLCM yaitu, 0° , 45° , 90° dan 135° .

4.2. Pengujian Nilai Distance (d)

Pengujian kedua yaitu pengujian nilai *distance* (d), yang dilakukan adalah menguji nilai jarak ketetanggaan piksel (*distance*) terhadap akurasi hasil klasifikasi dengan tujuan untuk mengetahui berapa nilai *distance* yang terbaik. Nilai *distance* yang digunakan pada pengujian ini yaitu, $d=1$, $d=2$ dan $d=3$.

4.3. Pengujian Arah GLCM

Pengujian ketiga yaitu pengujian arah GLCM, yang dilakukan adalah menguji arah *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) terhadap akurasi hasil klasifikasi dengan tujuan untuk mengetahui arah GLCM yang terbaik. Terdapat 4 arah GLCM yang digunakan pada pengujian ini yaitu, 0° , 45° , 90° dan 135° .

4.4. Hasil Pengujian

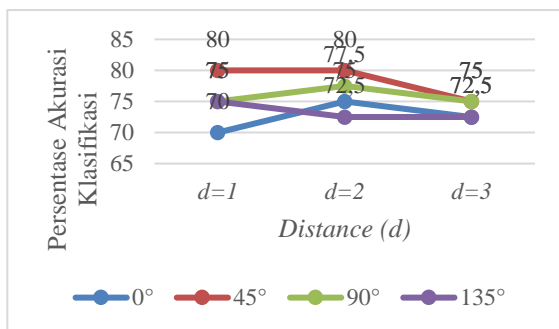
Hasil dari pengujian adalah berupa persentase akurasi keberhasilan klasifikasi mutu. Dari pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil Pengujian Data Latih 10 Pada 3 *Distance* dan 4 Arah GLCM

d	0°	45°	90°	135°
1	70	80	75	75

2	75	80	77.5	72.5
3	72.5	75	75	72.5

Tabel 1 adalah hasil persentase akurasi klasifikasi mutu dengan data latih 10 pada 3 *distance* dan 4 arah GLCM. Berdasarkan Tabel 1 maka dapat dibuat grafik yang dapat dilihat pada Gambar 2.



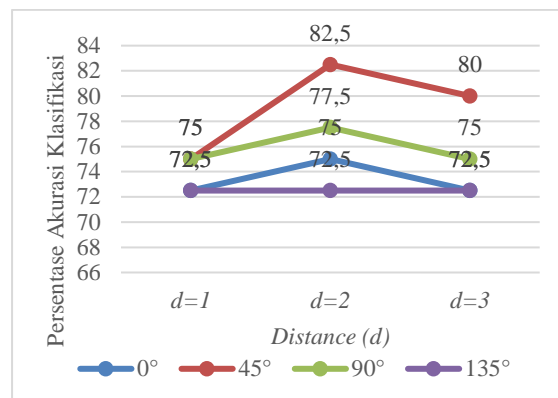
Gambar 2. Grafik Hasil Pengujian Data Latih 10 Pada 3 *Distance* dan 4 Arah GLCM

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa nilai akurasi cenderung lebih tinggi pada $d=2$ di semua arah, sedangkan nilai pada $d=3$ nilai akurasi cenderung turun atau rendah. Hal tersebut dikarenakan ketika $d=2$ matriks awal dapat merepresentasikan nilai yang tepat sehingga dapat menghasilkan ekstraksi ciri yang baik, sebaliknya ketika $d=1$ dan $d=3$ matriks awal tidak dapat merepresentasikan nilai yang tepat sehingga hasil ekstraksi ciri kurang baik. Kemudian pada arah 0° dan 90° nilai akurasi cenderung sama, dikarenakan pada arah tersebut pasangan piksel yang dihasilkan kurang menggambarkan perbedaan nilai dari tekstur citra sehingga matriks GLCM dan ekstraksi ciri yang dihasilkan kurang baik. Hasil akurasi tertinggi sebesar 80% didapatkan pada arah 45° dengan $d=1$ dan $d=2$ dan jumlah data latih 10.

Tabel 2. Hasil Pengujian Data Latih 20 Pada 3 *Distance* dan 4 Arah GLCM

<i>d</i>	0°	45°	90°	135°
1	72.5	75	75	72.5
2	75	82.5	77.5	72.5
3	72.5	80	75	72.5

Tabel 2 adalah hasil persentase akurasi klasifikasi mutu dengan data latih 20 pada 3 *distance* dan 4 arah GLCM. Berdasarkan Tabel 1 maka dapat dibuat grafik yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Hasil Pengujian Data Latih 20 Pada 3 *Distance* dan 4 Arah GLCM

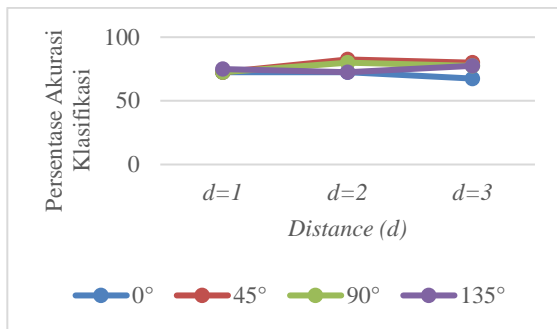
Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat bahwa nilai akurasi cenderung lebih tinggi pada nilai $d=2$ pada semua arah, sedangkan pada $d=1$ dan $d=3$ nilai akurasinya cenderung rendah. Hal tersebut dikarenakan ketika $d=2$ matriks awal dapat merepresentasikan nilai yang tepat sehingga dapat menghasilkan ekstraksi ciri yang baik, sebaliknya ketika $d=1$ dan $d=3$ matriks awal tidak dapat merepresentasikan nilai yang tepat sehingga hasil ekstraksi ciri kurang baik. Kemudian pada arah 0° dan 90° nilai akurasi sama dan cenderung rendah, dikarenakan kurang menggambarkan perbedaan nilai piksel dari tekstur citra sehingga matriks GLCM dan ekstraksi ciri yang dihasilkan kurang baik. Selanjutnya dapat dilihat bahwa pada arah 135° baik dengan nilai $d=1$, $d=2$, maupun $d=3$ hasil akurasi sama, hal ini dikarenakan nilai matriks awal ketiganya cenderung sama. Hasil akurasi tertinggi sebesar 82.5% didapatkan pada arah 45° dengan $d=2$ dan jumlah data latih 20.

Tabel 3. Hasil Pengujian Data Latih 30 Pada 3 *Distance* dan 4 Arah GLCM

<i>d</i>	0°	45°	90°	135°
1	72.5	72.5	72.5	75
2	72.5	82.5	80	72.5
3	67.5	80	77.5	77.5

Tabel 3 adalah hasil persentase akurasi klasifikasi mutu dengan data latih 30 pada 3 *distance* dan 4 arah GLCM. Berdasarkan Tabel 2 maka dapat dibuat grafik yang dapat dilihat pada Gambar 4.

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa selisih nilai akurasi antar arah pada setiap nilai *distance* cenderung dekat, dan juga didapatkan akurasi tertinggi sebesar 82.5% pada arah GLCM 45° dengan nilai $d=2$ dan jumlah data latih 30.

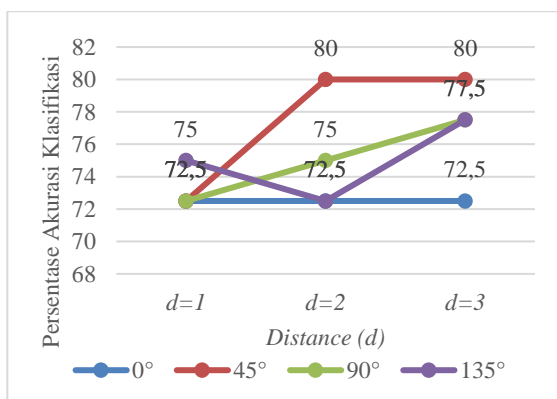


Gambar 4. Grafik Hasil Pengujian Data Latih 30 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

Tabel 4. Hasil Pengujian Data Latih 40 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

<i>d</i>	0°	45°	90°	135°
1	72.5	72.5	72.5	75
2	72.5	80	75	72.5
3	72.5	80	77.5	77.5

Tabel 4 adalah hasil persentase akurasi klasifikasi mutu dengan data latih 40 pada 3 distance dan 4 arah GLCM. Berdasarkan Tabel 2 maka dapat dibuat grafik yang dapat dilihat pada Gambar 5.

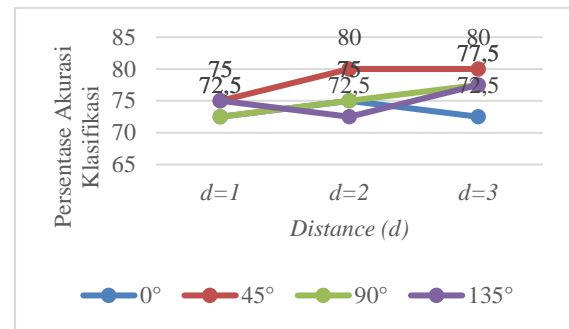


Gambar 5. Grafik Hasil Pengujian Data Latih 40 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

Tabel 5. Hasil Pengujian Data Latih 50 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

<i>d</i>	0°	45°	90°	135°
1	72.5	75	72.5	75
2	75	80	75	72.5
3	72.5	80	77.5	77.5

Tabel 5 adalah hasil persentase akurasi klasifikasi mutu dengan data latih 40 pada 3 distance dan 4 arah GLCM. Berdasarkan Tabel 2 maka dapat dibuat grafik yang dapat dilihat pada Gambar 6.

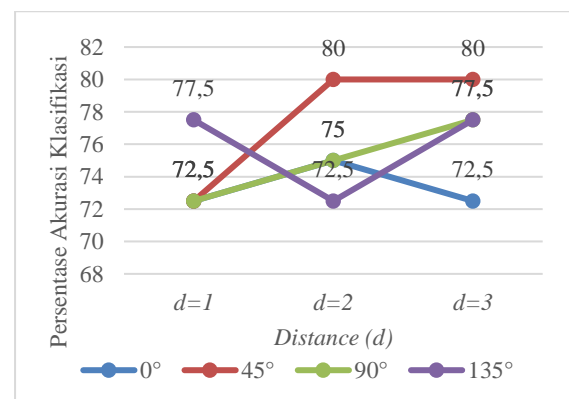


Gambar 6. Grafik Hasil Pengujian Data Latih 50 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

Tabel 6. Hasil Pengujian Data Latih 60 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

<i>d</i>	0°	45°	90°	135°
1	72.5	72.5	72.5	77.5
2	75	80	75	72.5
3	72.5	80	77.5	77.5

Tabel 6 adalah hasil persentase akurasi klasifikasi mutu dengan data latih 60 pada 3 distance dan 4 arah GLCM. Berdasarkan Tabel 3 maka dapat dibuat grafik yang dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Hasil Pengujian Data Latih 60 Pada 3 Distance dan 4 Arah GLCM

Berdasarkan Gambar 5, Gambar 6 dan Gambar 7 dapat dilihat bahwa nilai akurasi pada 4 arah GLCM, 3 nilai distance dengan jumlah data latih 40, 50 dan 60 relatif sama. Hal ini dikarenakan bahwa semakin banyak jumlah data latih, maka semakin kecil perbedaan atau variasi nilai antar pikselnya dan juga terdapat kemiripan pada nilai tekstur. Pada arah 0° nilai akurasi cenderung kecil, dikarenakan kurang menggambarkan perbedaan nilai pasangan piksel dari tekstur citra sehingga matriks GLCM dan ekstraksi ciri yang dihasilkan kurang baik. Kemudian pada arah 45° dan 90° hasil klasifikasi cenderung meningkat pada setiap

nilai *distance*, dikarenakan peningkatan nilai *distance* mempengaruhi matriks awal yang dihasilkan. Lalu pada arah 135° hasil klasifikasi cenderung tinggi ketika $d=1$ dan $d=3$ dibandingkan ketika $d=2$, hal ini dikarenakan matriks awal dengan $d=1$ dan $d=3$ lebih baik nilainya daripada $d=2$ sehingga berpengaruh pada ekstraksi cirinya. Hasil akurasi tertinggi sebesar 80% didapatkan pada arah 45° pada $d=2$ dan $d=3$ dengan jumlah data latih 40, 50 dan 60.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Ekstraksi ciri *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) citra buah jeruk keprok dapat dimanfaatkan untuk klasifikasi mutu, karakteristik dari GLCM adalah mengetahui perbedaan nilai pada suatu piksel dengan piksel lainnya pada citra. Apabila nilai antar piksel tidak homogen (nilai homogenitas kecil) maka nilai kontrasnya besar, begitupun sebaliknya apabila homogen (nilai homogenitas besar) maka nilai kontrasnya kecil. Pada penelitian ini didapatkan bahwa pada arah diagonal ($45^\circ/135^\circ$) nilai homogenitas kecil sehingga variasi intensitas dalam citra (kontras) tinggi. Ciri yang dihasilkan GLCM merepresentasikan nilai tekstur pada citra buah jeruk. Sehingga nilai-nilai tersebut dapat dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan mutu jeruk.
2. Pemanfaatan hasil ekstraksi ciri *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) citra jeruk keprok untuk klasifikasi mutu dapat memberikan hasil terbaik sebesar 82.5% dengan jumlah data latih sebesar 20 dan 30 data, pada jarak ketetanggaan piksel (*distance*) sebesar 2 dan pada arah GLCM 45° . Hal ini menunjukkan bahwa sistem yang telah dibuat mampu mengklasifikasikan mutu dengan baik.

Saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu:

1. Perlakuan pengambilan data harus lebih diperhatikan terutama faktor pencahayaan agar warna yang dihasilkan seperti aslinya.
2. Perlu dilakukan penambahan metode untuk menghasilkan fitur warna agar didapatkan fitur yang lebih representatif, dapat menggunakan metode *color moments*, RGB

to HSV, maupun metode lainnya.

3. Algoritme diimplementasikan pada penelitian lanjutan untuk menuju sistem klasifikasi mutu secara otomatis, seperti diaplikasikan pada *mobile* untuk proses klasifikasi mutu dengan gadget ataupun dalam bentuk penciptaan alat khusus klasifikasi mutu buah jeruk otomatis.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustian, W., Setyaningsih, S. & Qur'ania, A., 2017. Klasifikasi Buah Jeruk Menggunakan Metode Naive Bayes Berdasarkan Analisis Tekstur dan Normalisasi Warna. Program Studi Ilmu Komputer FMIPA Universitas Pakuan.
- Kementrian Pertanian RI, 2017. Kementrian Pertanian RI. [Online] Available at: <http://www.pertanian.go.id/Indikator/tabel-1-2-prod-lspn-prodvitas-horti.pdf> [Accessed 6 Maret 2018].
- Neneng, Adi, K. & Isnanto, R. R., 2016. Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM). Jurnal Sistem Informasi Bisnis, 6(1), pp. 1-10.
- Prasetyo, E., 2011. Pengolahan Citra Digital Dan Aplikasinya Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Prasetyo, E., 2014. Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Siqueira, F. R. d., Schwartz, W. R. & Pedrini, H., 2013. Multi-scale Gray Level Co-occurrence Matrices for Texture Description. Neurocomputing, Volume 120, pp. 336-345.
- Standar Nasional Indonesia, 2009. SNI 3165:2009, Jakarta: Badan Standardisasi Nasional (BSN).
- Surya, R. A., Fadhil, A. & Yudhana, A., 2017. Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan. Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT, Volume 02.
- Taufik, Y., 2015. *Statistik Produksi Holtikultura Tahun 2014*. Jakarta: Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian.

Wiharja, Y. P. & Harjoko, A., 2014. Pemrosesan Citra Digital untuk Klasifikasi Mutu Buah Pisang Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. IJEIS, Volume 4, pp. 57-68.