

Pengenalan Jenis Buah pada Citra Menggunakan Pendekatan Klasifikasi Berdasarkan Fitur Warna Lab dan Tekstur Co-Occurrence

¹Evy Kamilah Ratnasari, ² Anggit Wikaningrum
Teknik Informatika, Fakultas Teknik Universitas Dr. Soetomo Surabaya
¹evykamilaah@gmail.com(*), ² anggit.wikanningrum@gmail.com

Abstract — Fruit recognition can be automatically applied to the field of education, industry, sales, as well as science. In the vision of computer recognition of fruit relies on four basic features that describe the characteristics of the fruit, i.e., size, color, shape, and texture. The fruit recognition through the RGB image results of cameras using the features of shape and size are not reliable and effective, because in a real data image can be composed of several different sizes of fruit on each type of fruit so it can't be identified morphologically the fruit size and uniformity that can affect the results of the classification. This journal based on the feature recognition method of building colors and textures for the classification of fruit. The classification is done by K-Nearest Neighbor based on color and texture features co-occurrence. Experimental results of 1882 dataset image of fruit for 12 different classes can recognize the fruit in both color and texture features based with the highest accuracy of 92%.

Keywords — Introduction of fruit, color image, LAB texture Co-Occurrence, k-NN.

Abstrak— Pengenalan buah secara otomatis dapat diaplikasikan pada bidang edukasi, industri, penjualan, maupun ilmu pengetahuan. Dalam visi komputer pengenalan buah mengandalkan empat fitur dasar yang menggambarkan karakteristik buah, yaitu ukuran, warna, bentuk, dan tekstur. Pengenalan buah melalui citra RGB hasil kamera menggunakan fitur bentuk dan ukuran tidak handal dan efektif, karena pada suatu citra data nyata dapat terdiri dari beberapa buah dengan ukuran berbeda pada setiap jenis buah sehingga tidak dapat dikenali morfologi dan keseragaman ukuran buah tersebut yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi. Jurnal ini membangun metode pengenalan berdasarkan fitur warna dan tekstur untuk klasifikasi buah. Klasifikasi dilakukan oleh K-Nearest Neighbor berdasarkan fitur warna dan tekstur co-occurrence. Hasil eksperimen pada dataset 1882 citra buah untuk 12 kelas yang berbeda dapat mengenali buah secara baik berdasarkan fitur warna dan tekstur dengan akurasi tertinggi 92%.

Kata Kunci— Pengenalan Citra Buah, Warna LAB, Tekstur Co-Occurrence, KNN.

I. PENDAHULUAN

Klasifikasi jenis buah merupakan pekerjaan yang membutuhkan waktu dan pengetahuan. Perkembangan visi komputer memungkinkan otomatisasi klasifikasi jenis buah dengan efisien dan akurat. Klasifikasi atau pengenalan buah secara otomatis saat ini dapat diterapkan pada penjualan di supermarket [1], dimana kasir tidak hanya mengenali jenis buah (seperti pisang, apel, jeruk) tetapi juga varietas (seperti Golden Delicious, Jonag-old, Fuji) yang akan menentukan harganya. Penggunaan barcode yang berfungsi sebagai label pada supermarket kurang efisien karena membutuhkan waktu lama pada saat mengelompokkan gambar sesuai dengan kodenya dan memberikan label pada setiap jenis buah.

Oleh karena itu pengenalan dan pengelompokan jenis buah secara otomatis pada supermarket menggunakan kamera berdasarkan bentuk, warna, dan tekstur dibutuhkan. Beberapa penelitian tentang klasifikasi buah menggunakan visi komputer telah dilakukan. Pada penelitian tersebut menggunakan the supermarket produce dataset sebagai data pengujian klasifikasi. Warna dan tekstur merupakan karakter yang fundamental [2] pada citra natural dan berperan penting

dalam persepsi visual. Dengan mengkombinasikan kedua fitur tersebut, maka analisa dan pengenalan jenis buah dapat diproses serta mengurangi kesalahan klasifikasi hingga 15%. Selain warna dan tekstur sebagai surface information, ukuran dan bentuk merupakan informasi geometri dari buah yang berperan penting dalam identifikasi kerusakan dan diskriminasi kelas [2]. Klasifikasi menggunakan fitur warna, tekstur, dan bentuk telah dilakukan menggunakan metode multi-class kernel support vector machine (kSVM) [3] yaitu Winner-Takes-All SVM, Max-Wins-Voting SVM, dan Directed Acyclic Graph SVM. Penggunaan metode tersebut dapat menghasilkan klasifikasi jenis buah yang akurat dan cepat dengan akurasi 88,2%. Penggabungan beberapa fitur dan teknik klasifikasi [1] juga telah dilakukan untuk mengurangi kesalahan klasifikasi kurang dari 2%. Metode yang digunakan yaitu menggunakan pendekatan multi-class classification yang digabung dengan deskriptor citra yang berbeda untuk pengenalan buah secara otomatis. Selain fitur yang digunakan dalam mengenali jenis buah, pemilihan teknik klasifikasi yang sesuai juga merupakan faktor yang dapat mempengaruhi keberhasilan pengenalan

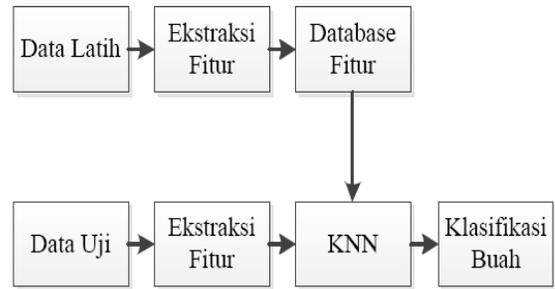
untuk klasifikasi jenis buah. Pengklasifikasi non-linear dapat mengenali jenis buah [4] dengan mekanisme yang efektif untuk mengkombinasikan low-cost base classifier. Metode tersebut dapat mengkombinasikan teknik klasifikasi lebih efektif dan dapat mengetahui deskriptor yang tepat serta mempunyai akurasi klasifikasi yang tinggi dalam mereduksi waktu. Penelitian pengenalan buah menggunakan KNN juga telah dilakukan oleh [12] dengan menggunakan fitur bentuk, ukuran, warna, dan tekstur pada dataset buah yang terdiri dari 1 jenis buah berjumlah 1 buah dalam 1 citra dan latar belakang berwarna putih.

Karakteristik citra yang akan dijadikan data uji perlu diperhatikan dan disesuaikan dengan proses yang akan dilakukan berdasarkan tujuan klasifikasi. Data citra hasil kamera merepresentasikan keadaan yang sebenarnya, dimana dapat terjadi perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan jumlah elemen buah dalam suatu gambar. Oleh karena itu pengenalan menggunakan fitur bentuk kurang handal dan efektif [5], karena tidak dapat dikenali morfologi buah tersebut yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi.

Berdasarkan paparan di atas maka dalam penelitian ini membangun suatu klasifikasi buah menggunakan fitur warna LAB dan fitur tekstur dari citra berwarna diekstraksi menggunakan GLCM, sedangkan K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan sebagai pengklasifikasi untuk mengenali jenis buah.

II. METODE PENELITIAN

Dalam jurnal ini, diajukan metode untuk mengenali buah menggunakan algoritma KNN berdasarkan fitur warna dan tekstur. Pertama, citra masukan RGB akan diproses awal dengan melakukan skala citra dan median filtering. Kemudian untuk mengenali objek buah dilakukan segmentasi dengan menerapkan Otsu Thresholding terhadap komponen Saturation ruang warna HSV dan operator Closing morphological untuk menutup lubang pada objek citra pada saat dilakukan segmentasi. Setelah itu dilakukan ekstraksi fitur warna dan tekstur. Sedangkan tahap akhir dari metode yang diajukan yaitu mengklasifikasikan citra berdasarkan fitur yang telah diekstraksi menggunakan algoritma KNN. Gambar 1 menunjukkan langkah-langkah secara garis besar metode tersebut.



Gambar 1. LangkahMetode

Dataset yang digunakan dalam jurnal ini merupakan the supermarket produce dataset [1], dimana citra buah pada dataset tersebut digunakan untuk aplikasi nyata dalam supermarket, dimana dapat terjadi variasi iluminasi, sudut pandang pengambilan citra, terdapat bayangan, dan laatar belakang yang tidak bersih. Selain itu, ukuran citra juga besar, sehingga membutuhkan waktu yang lama untuk memproses citra tersebut. Oleh karena itu, pada pemrosesan awal citra dilakukan perubahan ukuran dengan skala $\frac{1}{2}$ dari citra asli dan dilakukan median filtering untuk memperhalus citra.

Representasi ruang warna HSV sesuai digunakan untuk object retrieval [2]. Ruang warna tersebut terdiri dari informasi luminance dan chrominance. Chanel „S“ dari informasi chrominance ruang warna HSV digunakan untuk menentukan area of interest objek pada citra. Setelah didapatkan area tersebut dilakukan ekstraksi fitur warna menggunakan LAB. Penggunaan kombinasi warna tersebut dapat mengatasi perbedaan iluminasi pada citra. Sedangkan ekstraksi fitur tekstur menggunakan gray level co-occurrence matrix (GLCM) karena merupakan deskriptor tekstur yang baik [3]. Gambar 2 menunjukkan pemrosesan awal citra dan ekstraksi fitur.

Berikut merupakan proses transformasi warna RGB menjadi LAB, kemudian untuk dijadikan fitur warna maka dicari nilai mean, deviasi standar, maximum, dan minimum dari masing-masing komponen, sehingga menghasilkan 12 fitur.

$$L = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16$$

$$A = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right]$$

$$B = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right]$$

Dimana XYZ didapatkan dari perhitungan berikut:

$$X = 0.412453R + 0.357580G + 0.180423B$$

$$Y = 0.212671R + 0.715160G + 0.072169B$$

$$Z = 0.019334R + 0.119193G + 0.950227B$$

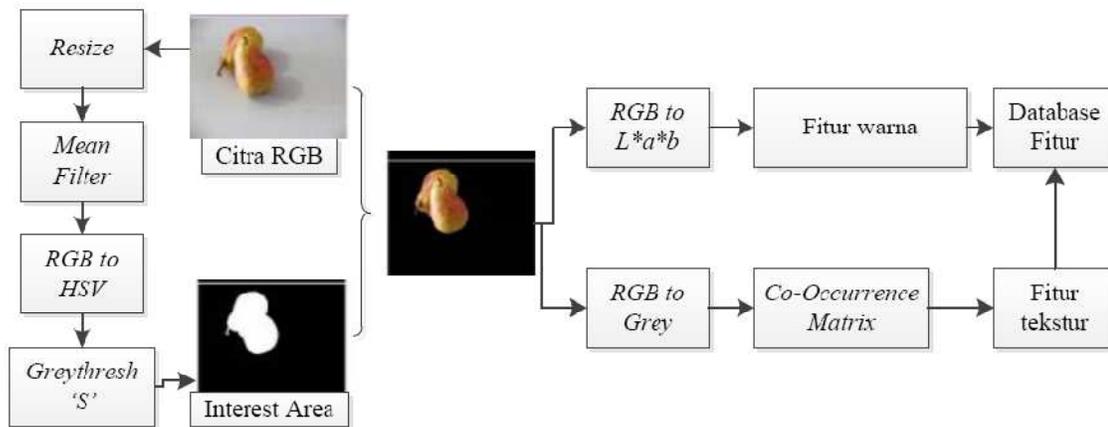
Dan $f(q)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$f(q) = \begin{cases} q^{\frac{1}{3}}, & \text{jika } q > 0.008856 \\ 7.787q + \frac{16}{116}, & \text{untuk yang lain} \end{cases}$$

Sedangkan ekstraksi fitur menggunakan GLCM akan menghasilkan 20 fitur pada sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ,$ dan 135° dengan rincian fitur *Angular Second Moment*

(ASM) yang merupakan ukuran homogenitas citra, Contrast merupakan ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel, Inverse Different Moment (IDM) merupakan mengukur ho-mogenitas, entropy merupakan ukuran ketidakaturan aras keabuan di dalam citra, dan correlation yang merupakan ukuran ketergantungan linear antar nilai aras keabuan.

Fase klasifikasi dilakukan oleh KNN. Fitur warna dan tekstur citra buah yang digunakan sebagai data latih disimpan. Setelah proses training, distance menentukan jarak antara nilai fitur data uji dengan data latih yang sudah tersimpan [5].



Gambar 2 Ekstraksi Fitur

III. ANALISA DAN PEMBAHASAN

A. Datasets

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu berupa citra RGB beberapa jenis buah pada supermarket produce dataset. Jumlah citra yang terdapat pada dataset tersebut yaitu 2633 dengan rincian pada Tabel 1. Sedangkan contoh citra buah ditunjukkan pada Gambar 3. Dataset tersebut dibagi menjadi data latih 80% dan data latih 20 % untuk setiap kelasnya.

Tabel 1: Rincian *Supermarket Produce Datasets*

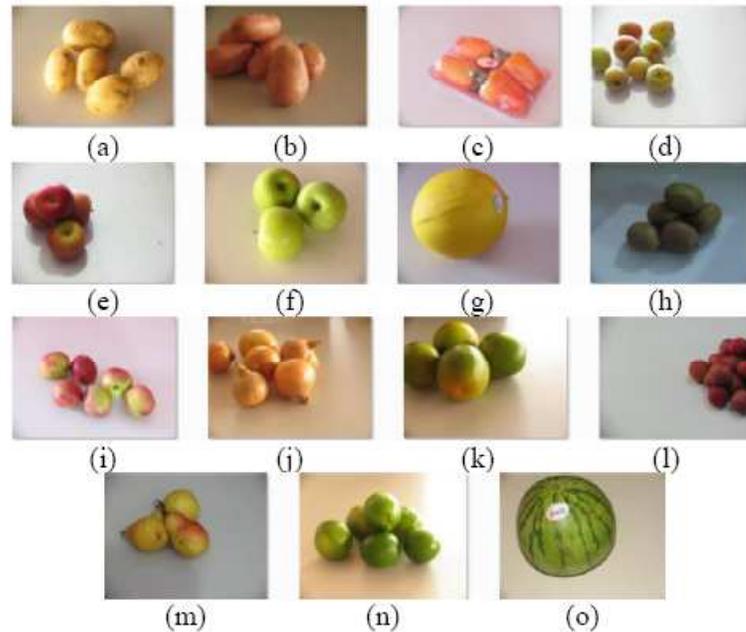
No.	Jenis Buah	Jumlah
1.	Agata potato	201

2.	Asterix potato	182
3.	Cashew	210
4.	Diamond peach	211
5.	Fuji apple	212
6.	Granny smith apple	155
7.	Honeydew melon	145
8.	Kiwi	171
9.	Nectarine	247
10.	Onion	75
11.	Orange	103
12.	Plum	264
13.	Spanish/William pear	159
14.	Taiti lime	106
15.	Watermelon	192

Keseluruhan citra pada dataset tersebut tersimpan dalam ruang warna RGB. Citra tersebut diambil pada jam dan hari yang berbeda [1] per jenis

buah yang meningkatkan variabilitas dataset dan merepresentasikan skenario yang lebih nyata. Gambar 4 menunjukkan contoh citra buah Kiwi dan Granny-Smith yang mempunyai perbedaan pen-cahayaan. Gambar 5 merupakan contoh citra buah Cashew yang diambil

dengan cara berbeda (pose dan kemasan). Sedangkan Gambar 6 merupakan contoh citra buah Plum yang memiliki jumlah berbeda pada setiap citra.



Gambar 3. Contoh Jenis-jenis Buah pada the Supermarket Produce Dataset: yaitu (a) Agata Potato, (b) Asterix Potato, (c) Cashew, (d) Diamond Peach, (e) Fuji Apple, (f) Granny Smith Apple, (g) Honeydew Melon, (h) Kiwi, (i) Nectarine, (j) Onion, (k) Orange, (l) Plum, (m) Spanish/William Pear, (n) Taiti Lime, (o) Watermelon

Citra tersebut kemudian mengalami substraksi untuk mendapatkan objek buah yang akan diekstrak warna dan teksturnya. Substraksi ini menggunakan metode Otsu Thresholding terhadap komponen „S“ ruang warna HSV, kare-na komponen ‘S’ lebih sensitif terhadap pencahayaan dibandingkan komponen RGB. Gambar 7 merupakan contoh perbandingan deteksi objek menggunakan beberapa metode.

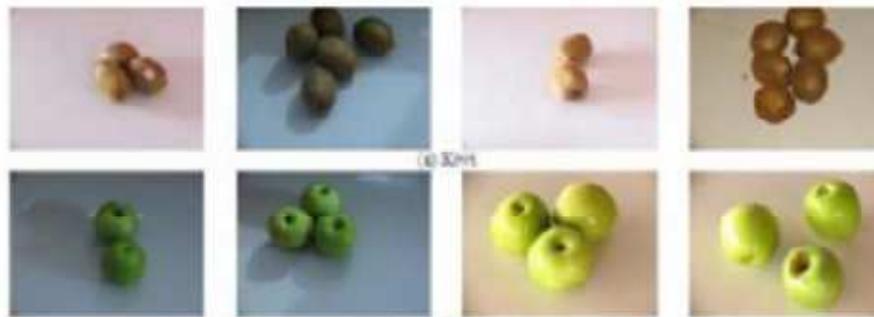
Pada jurnal ini dataset yang digunakan mengalami reduksi berdasarkan hasil substraksi objek

citra. Deteksi objek buah yang over segmentation maupun sebaliknya dihapus dan menghilangkan kelas yang merupakan bukan jenis buah diantaranya Agata Potato, Asterix Potato, dan Onion sehingga data yang digunakan secara keseluruhan ber-jumlah 1882 terdiri dari 12 kelas atau jenis buah. Setelah dilakukan pemilihan data, kemudian membagi jumlah citra menjadi data latih dan data uji. Komposisi jumlah tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2: Rincian Jumlah Dataset yang Digunakan

No	Jenis Buah	Jumlah	Reduksi	Uji	Latih
1	Agata potato	201	201	0	0
2	Asterix potato	182	182	0	0
3	Cashew	210	148	22	126
4	Diamond peach	211	161	24	137
5	Fuji apple	212	122	18	104
6	Granny smith apple	155	117	18	99
7	Honeydew melon	145	106	16	90

No	Jenis Buah	Jumlah	Reduksi	Uji	Latih
8	Kiwi	171	118	18	100
9	Nectarine	247	163	24	139
10	Onion	75	75	0	0
11	Orange	103	90	14	77
12	Plum	264	166	25	141
13	Spanish/William pear	159	132	20	112
14	Taiti lime	106	101	15	86
15	Watermelon	192	152	23	129
Jumlah Total		2633	2034	237	1340



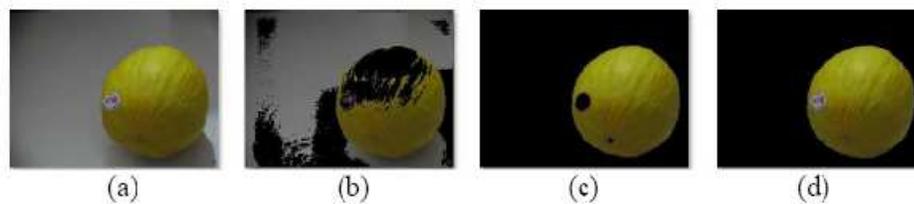
Gambar 4. Perbedaan Pencahayaan pada Citra



Gambar 5. Perbedaan dalam Pengambilan Citra



Gambar 6. Perbedaan Jumlah Buah



Gambar 7. Perbandingan Deteksi Objek, (a) Citra Asli; (b) Otsu Thresholding; (c) K-Means; (d) 'S' Channel Thresholding

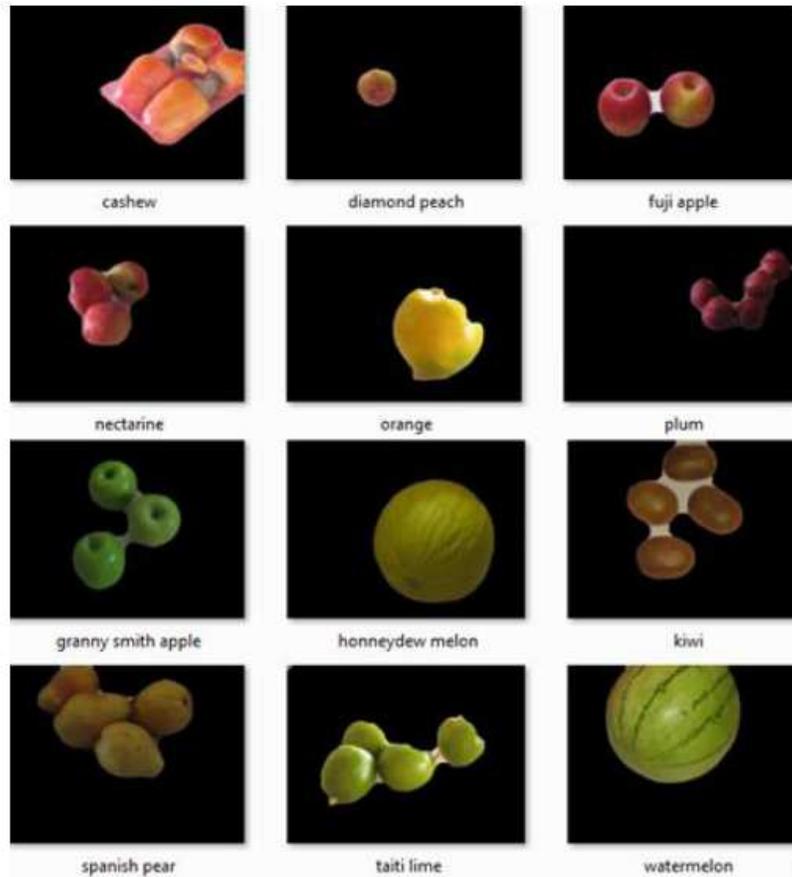
B. Hasil Eksperimen

Tahap eksperimen merupakan tahapan pengujian sistem untuk mengetahui secara keseluruhan sistem dapat mengenali dengan baik atau tidak terhadap suatu

citra uji buah. Pengenalan tersebut menggunakan teknik klasifikasi yang sebelumnya pada citra buah tersebut dilakukan suatu pemrosesan awal seperti pemilihan data, meubah ukuran citra, filtering, dan

deteksi interest area citra buah. Hasil deteksi interest area citra buah beberapa terdapat citra yang over segmentation dan juga terdapat citra yang tidak tersegmentasi dengan sempurna yaitu masih terdapat

area back-ground dari citra asli seperti terlihat pada Gambar 9, sedangkan Gambar 8 adalah contoh penentuan interest area dari masing-masing kelas.



Gambar 8. Contoh Hasil Penentuan Interest Area pada Setiap Kelas Menggunakan 'S' Channel Thresholding



Gambar 9. Contoh Hasil Penentuan Interest Area yang Tidak Sempurna

Setelah didapatkan interest area seperti gambar di atas, masing-masing citra diekstraksi untuk mendapatkan informasi warna dan tekstur menggunakan metode seperti yang telah dijelaskan. Metode ekstraksi yang digunakan menghasilkan fitur warna sebanyak 12 fitur dan tekstur sebanyak 20 fitur untuk masing-masing

citra. Fitur tersebut kemudian digunakan dalam proses pengenalan menggunakan teknik klasifikasi kNN. Hasil dari klasifikasi atau pengenalan menggunakan kNN tersebut di atas berupa pelabelan citra pada data uji berdasarkan kemampuan sistem yang diajukan dalam mengenali citra buah berdasarkan fitur. Berdasarkan

hasil tersebut dapat diketahui citra data uji mana saja yang dapat dikenali dengan benar sesuai dengan ground truth dan citra mana saja yang mengalami kesalahan klasifikasi atau pengenalan. Untuk mengetahui performa dari sistem yang diajukan dihitung dari banyaknya data uji yang dikenali dengan benar sesuai ground truth dibandingkan dengan banyaknya keseluruhan data uji yang menghasilkan nilai akurasi. Persentase hasil seluruh eksperimen ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3: Hasil Eksperimen

Metode Ekstraksi	Distance	Nilai k									
		3	5	7	8	9	10	16	20	21	22
RGB	City Block	73%	71%	70%	70%	70%	71%	70%	70%	70%	70%
	Euclidean	71%	73%	70%	68%	68%	69%	66%	68%	68%	68%
	Cosine	70%	69%	67%	68%	68%	68%	67%	66%	67%	66%
HSV	City Block	83%	82%	81%	82%	81%	81%	80%	80%	80%	78%
	Euclidean	83%	79%	79%	78%	78%	78%	80%	77%	76%	77%
	Cosine	83%	80%	81%	78%	78%	78%	79%	78%	77%	77%
LAB	City Block	89%	89%	88%	88%	88%	89%	89%	89%	89%	88%
	Euclidean	86%	86%	85%	87%	87%	87%	84%	85%	86%	86%
	Cosine	85%	84%	84%	84%	84%	84%	83%	84%	83%	84%
Tekstur	City Block	54%	52%	54%	53%	50%	48%	50%	49%	47%	48%
	Euclidean	47%	46%	44%	44%	44%	44%	44%	44%	44%	44%
	Cosine	51%	52%	54%	54%	52%	51%	50%	50%	48%	48%
RGB + Tekstur	City Block	77%	76%	77%	78%	77%	76%	69%	69%	66%	65%
	Euclidean	73%	71%	73%	71%	70%	68%	66%	64%	64%	65%
	Cosine	73%	73%	71%	69%	70%	68%	66%	65%	66%	66%
LAB + Tekstur	City Block	55%	53%	54%	54%	51%	51%	51%	49%	48%	48%
	Euclidean	47%	46%	45%	44%	44%	44%	44%	44%	44%	44%
	Cosine	49%	51%	54%	50%	52%	52%	52%	52%	51%	51%
LAB + Tekstur	City Block	92%	90%	87%	87%	86%	86%	83%	84%	81%	81%
	Euclidean	85%	84%	81%	81%	81%	81%	80%	78%	78%	78%
	Cosine	85%	85%	83%	83%	82%	81%	80%	80%	80%	79%

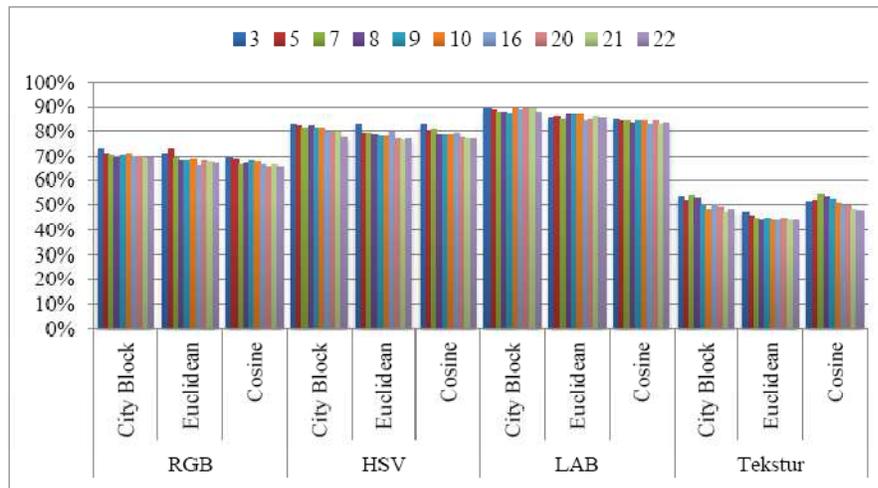
Eksperimen yang telah dilakukan yaitu menggunakan variasi ekstraksi fitur warna, tekstur, maupun kombinasi fitur warna dan tekstur, serta variasi distance dan nilai k seperti terlihat pada Tabel 3. Dalam Eksperimen nilai k yang digunakan dalam klasifikasi yaitu 3, 5, 7, 8, 9, 10, 16, 20, 21, 22 dan distance yang digunakan yaitu Cityblock, Euclidean, dan Cosine. Secara keseluruhan hasil akurasi paling tinggi yaitu pada angka 92% pada k=3 dan distance cityblock, sedangkan akurasi terkecil bernilai 44%. Penggunaan nilai k yang menghasilkan akurasi tertinggi pada setiap metode ekstraksi yaitu bernilai 3 dan distance yang sering menghasilkan akurasi tinggi yaitu cityblock. Se-

dangkan nilai k dan distance yang menghasilkan nilai akurasi rendah yaitu pada saat k bernilai 16, 20, 21, dan 22 menggunakan euclidean distance.

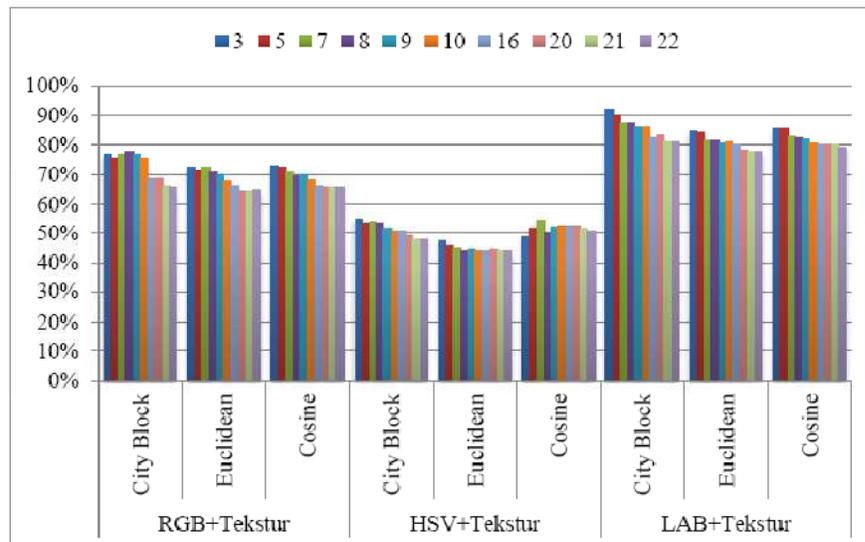
Uji coba penggunaan metode ekstraksi fitur warna atau tekstur menunjukkan hasil bahwa fitur yang dapat merepresentasikan permukaan buah melalui citra yaitu warna LAB dengan besar rata-rata akurasi 86% dan akurasi terendah yaitu pada penggunaan metode ekstraksi fitur tekstur rata-rata bernilai 49%. Sedangkan rata-rata akurasi penggunaan metode ekstraksi warna RGB dan HSV yaitu 69% dan 79%. Hal tersebut ditunjukkan pada Gambar 10.

Sedangkan penggunaan kombinasi fitur warna dan tekstur menunjukkan hasil bahwa klasifikasi atau pengenalan buah melalui citra dengan kesalahan yang minimal sebesar 17% yaitu menggunakan metode ekstraksi fitur warna LAB dan tekstur co-occurrence sesuai dengan sistem yang diajukan pada penelitian ini. Akurasi tertinggi pada percobaan tersebut sebesar 92% pada k bernilai 3 distance cityblock dan terendah pada nilai k 20, 21, dan 22 distance euclidean. Sedangkan dari seluruh percobaan kombinasi fitur warna dan tekstur seperti terlihat pada Gambar 11, akurasi terendah bernilai 44% pada penggunaan fitur warna HSV dan tekstur co-occurrence.

Berdasarkan keseluruhan hasil eksperimen bahwa ruang warna yang paling merepresentasikan permukaan buah melalui citra dan menghasilkan paling sedikit kesalahan klasifikasi yaitu ruang warna LAB. Sedangkan klasifikasi atau pengenalan akan menghasilkan banyak kesalahan ketika menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur. Hal tersebut menandakan bahwa untuk mengenal suatu buah melalui citra tidak cukup hanya melalui tekstur permukaan maupun hanya menggunakan warna, karena terjadi kemungkinan antara warna atau tekstur dari jenis buah satu dengan yang lain memiliki kesamaan sehingga terjadi kesalahan klasifikasi berdasarkan informasi fitur yang berdekatan.



Gambar 10. Grafik Presentase Hasil Uji Coba Metode Ekstraksi Fitur Warna atau Tekstur



Gambar 11. Grafik Presentase Hasil Uji Coba Metode Ekstraksi Kombinasi Fitur Warna dan Tekstur

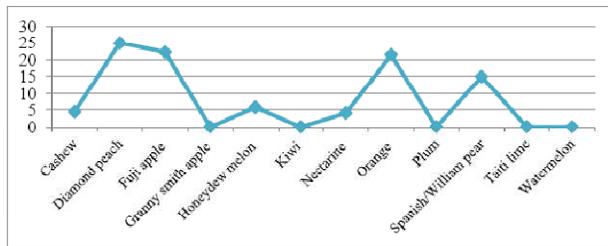
Berdasarkan pemaparan di atas bahwa sistem yang diajukan dalam penelitian ini dapat mengenal citra buah berdasarkan jenisnya dengan baik berdasarkan hasil klasifikasi dan akurasi yang dihasilkan. Akurasi tertinggi yang didapat dari percobaan menggunakan kombinasi ekstraksi fitur warna LAB dan tekstur sebesar 92% yaitu terjadi pada k bernilai 3 dan distance cityblock masih terdapat 8% kesalahan klasifikasi. Gambar 12 menunjukkan hasil kelas atau pelabelan dari proses klasifikasi menggunakan metode ekstraksi fitur warna LAB dan tekstur co-occurrence dengan nilai k sebesar 3 dan distance cityblock.

Berdasarkan Gambar 12 terlihat bahwa kelas Diamond Peach mengalami kesalahan klasifikasi paling

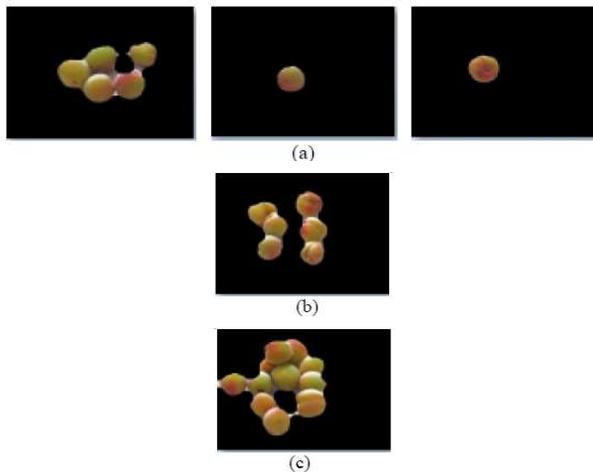
tinggi sebesar 25%, sedangkan untuk kelas Granny Smith Apple, Kiwi, Plum, Taiti Lime, dan Watermelon dikenal oleh sistem dengan baik yang tidak memiliki kesalahan klasifikasi, yaitu setiap citra uji pada masing-masing kelas tersebut terlabeli oleh sistem sesuai dengan ground truth yang telah diberi label secara manual. Contoh kesalahan klasifikasi citra Diamond Peach ditunjukkan pada Gambar 13.

Gambar 14(a) dikenal oleh sistem sebagai buah jenis Fuji Apple, Gambar 14(b) dikenal oleh sistem sebagai buah jenis Kiwi, dan Gambar 14(c) dikenal oleh sistem sebagai buah jenis Orange. Kesalahan klasifikasi tersebut disebabkan karena kedekatan nilai fitur data uji yaitu citra buah Diamond Peach dengan nilai fitur Fuji

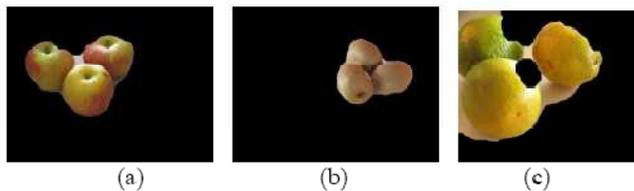
Apple, Kiwi, maupun Orange. Secara kasat mata terlihat juga memiliki kesamaan dominan warna, tingkat iluminasi citra dan tekstur yang mirip seperti terlihat pada Gambar 14.



Gambar 12 Grafik Persentase Kesalahan Klasifikasi Setiap Kelas pada $k=3$ dan *Cityblock Distance*



Gambar 13. ontoh *Interested Area* Citra *Diamond Peach* Mengalami Kesalahan Klasifikasi (a) sebagai *Fuji Apple*; (b) sebagai *Kiwi*; (c) sebagai *Orange*



Gambar 14. Contoh *Interested Area* Citra (a) *Fuji Apple*; (b) *Kiwi*; dan (c) *Orange*

IV. KESIMPULAN

Sistem yang diajukan dapat menghasilkan akurasi klasifikasi yang baik pada $k = 3$ dan distance cityblock dengan akurasi tertinggi 92%. Ruang warna LAB lebih baik merepresentasikan warna dibandingkan

dengan RGB dan HSV pada kasus klasifikasi buah karena dapat mengatasi perbedaan iluminasi dan mengakuisisi warna permukaan gambar buah secara representatif, sedangkan informasi warna dan tekstur dapat menghasilkan klasifikasi lebih baik dibandingkan hanya menggunakan informasi warna atau tekstur saja. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan perbaikan pada metode deteksi objek yang optimal karena perbedaan iluminasi yang tidak signifikan pada citra dapat menyebabkan over segmentation pada saat pra-proses deteksi objek pada penggunaan threshold komponen "S" dari ruang warna HSV. Selain itu penggunaan deskriptor tekstur lain yang lebih efektif dan efisien sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi berdasarkan fitur warna dan tekstur, serta penambahan variasi data sesuai keadaan sebenarnya pada jenis buah lokal dan pengembangan menjadi mobile application untuk aplikasi pendidikan pengenalan buah bagi anak-anak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rocha, Anderson, et al. 2010. "Automatic fruit and vegetable classification from images". *Computers and Electronics in Agriculture* 70 (2010) 96-104
- [2] S.Arivazhagan, et al. 2010. "Fruit Recognition using Color and Texture Features". *CIS journal: Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*
- [3] Zhang, Yudong dan Lenan Wu. 2012. "Classification of Fruits Using Computer Vision and a Multiclass Support Vector Machine". *sensors* 12.9 (2012): 12489-12505.
- [4] Faria, Fabio Augusto, et al. "Automatic Classifier Fusion for Produce Recognition." *Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2012 25th SIBGRAPI Conference on. IEEE, 2012.*
- [5] Seng, W. C., & Mirisae, S. H. 2009. "A new method for fruits recognition system". *Electrical Engineering and Informatics, 2009. ICEEI'09. International Conference on* (Vol. 1, pp. 130-134). IEEE.
- [6] Mendoza, F., Dejme, P., & Aguilera, J. M. 2006. "Calibrated color measurements of agricultural foods using image analysis". *Postharvest Biology and Technology*, 41(3), 285-295.
- [7] Tam, W. K., & Lee, H. J. 2012. "Dental shade matching using a digital camera". *Journal of Dentistry*, 40, e3-e10.
- [8] Busin, L., Vandenbroucke, N., & Macaire, L. (2008). "Color spaces and image segmentation". *Advances in imaging and electron physics*, 151, 65-168.
- [9] Cardani, D. (2001). "Adventures in HSV space". *Vision and Image Sciences Laboratory Department of Electrical Engineering Technion - Institute of Technology 32000 Haifa Israel.*
- [10] Kadir, A., Nugroho, L. E., Susanto, A., & Santosa, P. I. (Agustus 2011). Leaf classification using shape, color, and texture features. *International Journal of Computer Trends and Technology*, 225-230.
- [11] Reddy, R. Obula Konda, dkk. (2013). "Classifying Similarity and Defect Fabric Textures based on GLCM and Binary Pattern Schemes". *I.J. Information Engineering and Electronic Business* 5:25-33
- [12] Ninawe, Pragati dan Shikha Pandey (2014). "A Completion on Fruit Recognition System Using K-Nearest Neighbors

