

## **KLASIFIKASI LEVEL KEMATANGAN BUAH TOMAT BERDASARKAN FITUR WARNA MENGGUNAKAN MULTI-SVM**

**Suastika Yulia Riska<sup>1)</sup>, Puji Subekti<sup>2)</sup>**

<sup>1</sup> Teknik Informatika, STMIK Asia Malang  
email: suastikayr@gmail.com

<sup>2</sup> Teknik Informatika, STMIK Asia Malang  
email: pujisubekti88@gmail.com

### **Abstract**

*Grouping of tomato maturity level is one way to pay attention to the quality of the tomatoes. The traditional way takes a long time and low accuracy, since the determination of the level of subjectively assessed. In addition, the importance of the classification of the level of maturity of tomatoes due to a period of tomato maturation process is relatively quick, so it can reduce the risk of rotting tomatoes. The dataset used in this study was 108 tomato image taken using three types of smartphones. The dataset is divided into 66 training data and testing the data 42. Improvements to the image preprocessing stage is done with adaptive histogram equalization and compared with the histogram equalization. In the feature extraction using color features of the R, G, and A \*. The classification of the level of maturity of tomato is done by comparing the accuracy of using multi-SVM and KNN. In the Multi-SVM method using the highest percentage of kernel functions RGB is equal to 77.84%. While the method kNN highest percentage was 77.79% using a value of  $k = 3$ .*

**Keywords:** *Klasifikasi, multi-SVM, KNN, tomat, adaptive histogram equalization*

### **1. PENDAHULUAN**

Salah satu bagian penting dalam pengolahan citra digital adalah warna dari citra, karena warna merupakan sesuatu yang terlihat secara visual pertama kali saat objek berhasil dipotret oleh kamera. Selain itu warna memiliki informasi yang penting untuk merepresentasikan kualitas dari suatu citra (Vibhute, 2013). Penelitian terkait dengan pertanian saat ini menjadi topik yang sering diangkat, misalnya dalam hal menentukan tingkat kematangan buah.

Tomat merupakan salah satu buah yang memiliki tingkat kematangan tertentu dalam kurun waktu yang singkat. Pendistribusian buah tomat diberbagai daerah menjadikan pentingnya melakukan klasifikasi tomat berdasarkan tingkat kematangannya. Menurut (Harllee) terdapat enam level kematangan tomat yang dapat dibedakan berdasarkan warna dari tomat. Level kematangan dari tingkat tomat yang mentah adalah *green, breakers, turning, pink, light red*, dan *red*. Sehingga, warna dari tomat menjadi indikator yang penting dalam menentukan tingkat kematangan dan kualitas dari tomat tersebut. Penggolongan level kematangan tomat bertujuan untuk mengurangi adanya resiko tomat yang membusuk. Sehingga, distribusi tomat dipengaruhi dari jarak daerah

pengiriman dan level kematangan tomat tersebut.

Citra tomat yang digunakan pada penelitian ini diambil di luar ruangan, sehingga terdapat area pencahayaan pada citra tomat. Pencahayaan pada permukaan tomat dihilangkan, sehingga yang diperhitungkan dalam proses klasifikasi adalah area yang tidak terdeteksi pencahayaan. Penggolongan level kematangan tomat yang dilakukan secara manual memiliki beberapa kelemahan, yaitu membutuhkan proses yang lama, tingkat akurasi yang rendah, dan tidak konsisten. Hal tersebut dikarenakan penentuan yang dilakukan secara subjektif dari pekerja. Adanya penggolongan level kematangan tomat secara otomatis, dapat lebih cepat dengan penentuan secara objektif. Selain itu dapat meningkatkan akurasi dan lebih efisien.

Dalam dunia teknologi, smartphone merupakan salah satu inovasi baru yang dapat menjawab kebutuhan masyarakat diberbagai kalangan. Selain sebagai alat komunikasi, smartphone juga dapat digunakan untuk penyimpanan data, sebagai media hiburan, akses internet dan lain sebagainya, sehingga menjadi suatu kebutuhan bagi masyarakat. Banyaknya manfaat dari smartphone memberikan dampaknya yang dapat menyentuh segala aspek kehidupan manusia.

Pada penelitian ini pengambilan citra tomat menggunakan kamera smartphone. Hal tersebut dimaksudkan agar metode yang diusulkan dapat diaplikasikan masyarakat secara luas. Selain itu untuk mengetahui kualitas warna citra dari tipe smartphone yang berbeda terhadap akurasi klasifikasi level kematangan tomat.

Penelitian lebih lanjut pada kasus multi-class terus dikembangkan dengan menggunakan SVM, karena SVM merupakan salah satu metode klasifikasi yang baik dalam pemecahan masalah untuk dua kelas (Hsu, 2002). Menurut (Lingras, 2007) penelitian yang melibatkan kasus dibidang kehidupan nyata cenderung mencakup kasus *multi-class*. Sehingga, pada penelitian ini diusulkan metode multi-SVM untuk menyelesaikan kasus dibidang pertanian, khususnya klasifikasi level kematangan tomat.

## 2. KAJIAN LITERATUR DAN PEGEMBANGAN HIPOTESIS

Pada penelitian (Syahrir dkk, 2009) dilakukan klasifikasi tingkat kematangan tomat ke dalam lima level kematangan, yaitu *breakers, turning, pink, light red, dan red*. Perbaikan citra dilakukan dengan mengubah citra dalam format warna  $L^*a^*b$  untuk mengurangi efek pencahayaan pada permukaan tomat. Kemudian pada tahap *feature extraction* dilakukan penjumlahan total nilai dari  $a^*$ . Akurasi hasil pengujian terhadap 50 buah tomat yang dapat dikelompokkan berdasarkan level kematangan tomat adalah 90%. Penelitian lain yang dilakukan oleh (Cai dan Zhang, 2012) adalah pengenalan warna RGB pada citra tomat yang bergerombol dengan warna yang bervariasi. Dengan menghitung rata-rata *color vector* dan standar deviasi dari citra tomat, pada penelitian ini dapat mengambil bagian tomat dengan warna tertentu.

Wang, dkk (2012) melakukan klasifikasi level kematangan berdasarkan warna pada buah cherry. Masalah yang muncul pada penelitian ini adalah adanya variasi pencahayaan pada permukaan buah yang mengakibatkan munculnya kesalahan saat menentukan tingkat warna cherry. Untuk mengatasi kondisi tersebut, penelitian ini menggunakan kamera dengan mode flash on. Sehingga, variasi pencahayaan seragam.

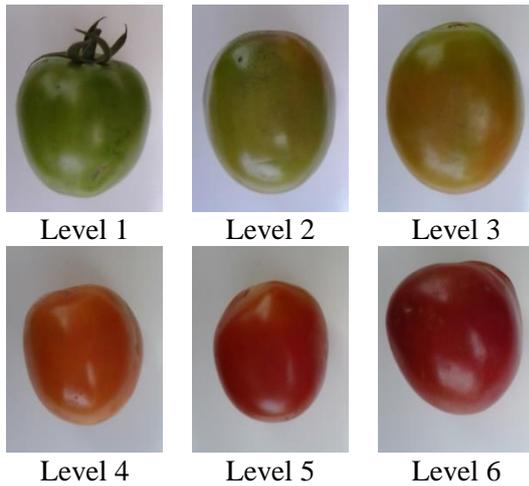
Akurasi yang dicapai pada penelitian ini lebih dari 85%.

Metode multi-SVM merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dari data lebih dari dua kelas. Terdapat dua pendekatan utama yang digunakan dalam multi-SVM, yaitu menentukan dan menggabungkan beberapa fungsi pemisah persoalan klasifikasi multi kelas. Pendekatan kedua dilakukan secara langsung menggunakan semua data dari semua kelas dalam satu formasi persoalan optimasi (Sembiring 2007). Pendekatan multi-SVM yang pertama dibuat dari jumlah kelas  $k$ . Setiap klasifikasi  $i$  dijadikan data latih dengan menggunakan keseluruhan data untuk mendapat solusi permasalahan. Pendekatan yang pertama disebut dengan *one-against-all*. Pendekatan yang kedua disebut dengan *one-against-one*, yaitu dibuat dari jumlah kelas  $\frac{k(k-1)}{2}$ . Setiap klasifikasi dilatih pada data dengan dua kelas. Pencarian solusi untuk persoalan optimasi konstrain dilakukan untuk data pelatihan dari kelas ke- $i$  dan kelas ke- $j$ .

## 3. METODE PENELITIAN

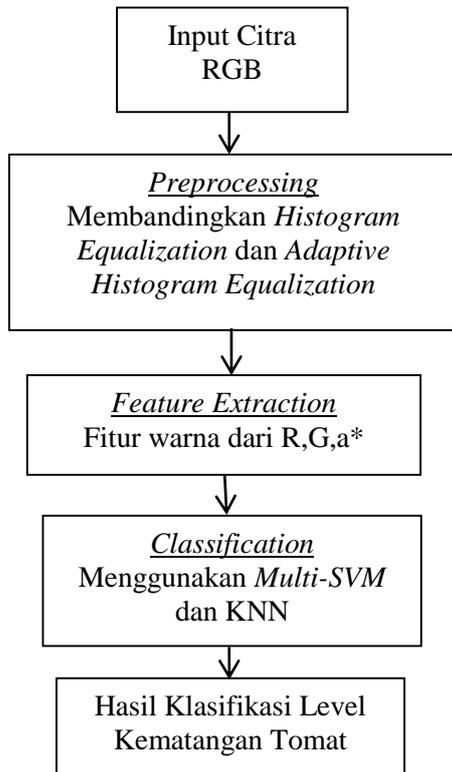
Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan level kematangan tomat menggunakan metode multi-SVM. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 108 citra tomat yang dibagi menjadi 66 data training dan 42 data testing. Pengambilan Citra dilakukan dengan cara mengambil foto buah tomat pada salah satu sisinya untuk mewakili level kematangan tomat. Citra tomat yang digunakan diambil dengan kamera smartphone dengan posisi tegak lurus terhadap objek. Hal tersebut digunakan untuk menghindari adanya efek bayangan pada permukaan citra. Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan citra buah tomat yang dapat dikelompokkan menjadi 6 level, ditunjukkan pada Gambar 1.

Rancangan metode yang diusulkan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2. Pada tahap *preprocessing* dilakukan perbaikan citra tomat menggunakan *histogram equalization*. Input citra berupa citra RGB dikonversi menjadi citra keabuan, kemudian konversi selanjutnya dalam  $L^*a^*b$ . Penggunaan *histogram equalization* adalah untuk mengetahui penyebaran histogram pada citra tomat.



Gambar 1. Dataset Citra Tomat

Pada penelitian ini dilakukan perbandingan antara *histogram equalization* dan *adaptive histogram equalization*.



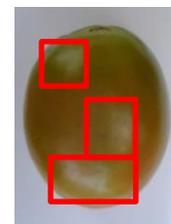
Gambar 2. Rancangan Metode yang Diusulkan

Setelah dilakukan konversi citra biner yaitu mengambil nilai R, G, dan a\* pada citra tomat. Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur yaitu pada penelitian ini ekstraksi fitur dilakukan berdasarkan fitur warna dari nilai R, G, dan a\*. Tahap selanjutnya adalah

klasifikasi level kematangan tomat. Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi menggunakan *multi-SVM*. Klasifikasi dilakukan untuk menentukan enam level kematangan tomat. Hasil klasifikasi dibandingkan dengan metode KNN, karena metode tersebut dalam beberapa kasus memiliki akurasi yang tinggi.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

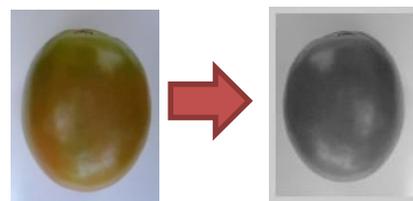
Pengambilan foto dari setiap *smartphone* dilakukan secara tegak lurus terhadap buah tomat, bertujuan untuk mengurangi efek bayangan yang ditimbulkan dari buah tomat. Pengambilan foto dilakukan di luar ruangan (*outdoor*), yang mengakibatkan adanya area yang terdeteksi sebagai cahaya. Pada penelitian ini, area yang terdeteksi sebagai cahaya tidak dilakukan perbaikan, namun dianggap sebagai *background*. Area pencahayaan ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Area Citra Tomat yang Terdeteksi Sebagai Area Pencahayaan

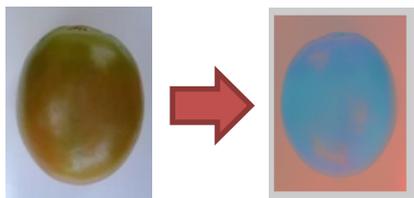
Adapun proses segmentasi pada penelitian ini dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Konversi citra RGB ke *grayscale* (keabuan) yang ditunjukkan pada Gambar 4.



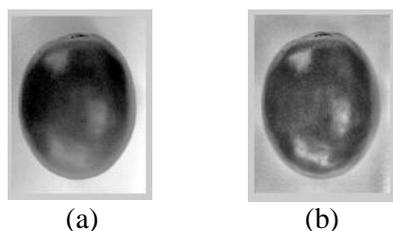
Gambar 4. Konversi citra RGB ke *grayscale*

2. Konversi citra RGB menjadi citra L\*a\*b yang ditunjukkan pada Gambar 5. Tujuan proses konversi citra dari RGB ke L\*a\*b adalah untuk menghitung nilai komponen A pada proses ekstraksi fitur warna.

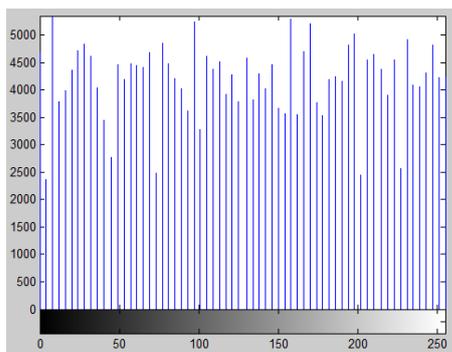


Gambar 5. Konversi citra RGB ke LAB

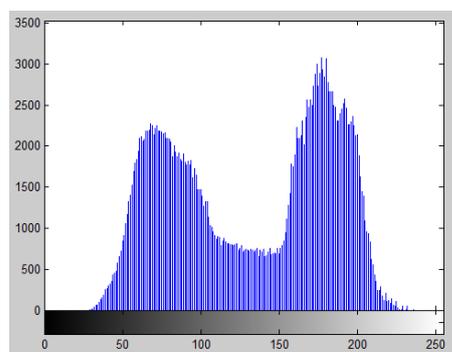
3. Peningkatan kualitas citra dengan menggunakan histogram. Hal ini dilakukan karena histogram, dari suatu citra dapat di modifikasi untuk memperoleh citra dengan kualitas yang lebih baik. Pada penelitian ini dilakukan



Gambar 6. Peningkatan Kualitas Citra dengan (a) *Histogram Equalization* dan (b) *Adaptive Histogram Equalization*



(a)



(b)

Gambar 7. Histogram Peningkatan Kualitas Citra dengan (a) *Histogram Equalization* dan (b) *Adaptive Histogram Equalization*

perbandingan antara *histogram equalization* dan *adaptive histogram equalization*. Hasil peningkatan kualitas citra, menunjukkan bahwa dengan menggunakan *adaptive histogram equalization* kualitas citra menjadi lebih baik. Peningkatan kualitas citra menggunakan *histogram equalization* ditunjukkan pada Gambar 6(a), sedangkan peningkatan kualitas citra menggunakan *adaptive histogram equalization* ditunjukkan pada Gambar 6(b). Adapun histogram citra dari hasil peningkatan kualitas dengan *histogram equalization* ditunjukkan pada Gambar 7(a), sedangkan histogram citra dari hasil peningkatan kualitas menggunakan *adaptive histogram equalization* ditunjukkan pada Gambar 7(b).

4. Konversi citra *grayscale* ke citra biner (*black-white*). Pada tahap ini bertujuan untuk menentukan area *foreground* dan *background* citra. Hasil segmentasi citra tomat ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Segmentasi Citra Tomat

Pada Gambar 8 area yang berwarna putih merupakan area *foreground* (objek) tomat yang akan dihitung nilai fitur warnanya. Area yang berwarna hitam diluar objek merupakan *background*. Sedangkan area hitam di dalam area objek merupakan *background* yang terdeteksi dari area tomat yang terkena cahaya. Pada penelitian ini, area objek yang terdeteksi cahaya dianggap sebagai *background*. Hasil deteksi cahaya citra tomat ditunjukkan pada Gambar 9.

Pada Gambar 9 merupakan proses pengurangan citra (*background subtraction*) yaitu dengan mengurangi setiap piksel citra dengan *background*. Pada penelitian ini pengurangan citra dilakukan dengan menggunakan fungsi `'imabsdiff'` pada matlab. Sehingga, pada tahap ini dapat diketahui area objek tomat yang terdeteksi sebagai cahaya.



Gambar 9. Area Citra Yang Terdeteksi Sebagai Cahaya

Pada penelitian ini proses ekstraksi fitur yang dipilih adalah ekstraksi fitur warna. Hal tersebut dikarenakan faktor yang mempengaruhi perbedaan level kematangan tomat adalah dari komponen warna yang terkandung di dalam citra tomat tersebut. Fitur warna yang digunakan pada penelitian ini meliputi komponen warna  $RGa^*$ . Perhitungan komponen warna citra tomat ditunjukkan pada Tabel 1.

Citra Tomat	KOMPONEN WARNA		
	R	G	a*
1	70.55636	77.29844	119.2942
2	70.61289	77.05259	119.4905
3	70.96503	77.43419	119.3886
4	90.17973	82.6522	126.251
5	89.47845	81.70073	126.2519
6	90.38136	81.59172	126.7737
7	101.8091	77.92845	134.1216
8	104.0522	78.12156	135.042
9	104.1314	80.28676	134.0297
10	127.7628	51.49237	160.1941
11	128.3653	52.5377	159.9779
12	128.7216	52.32728	160.2202
13	115.2122	27.07452	165.3531
14	112.8548	29.4776	163.8833
15	115.0598	27.83456	165.178
16	102.9528	28.40958	161.0467
17	101.9537	30.79603	159.831
18	107.6799	33.22006	161.0903
19	82.90136	88.52844	131.4502
20	82.95789	88.28259	131.6465
21	83.31003	88.66419	131.5446
22	82.83752	88.86372	132.1324
23	83.15673	88.63826	131.8962
24	97.80973	90.77522	134.1452
25	97.10845	89.82373	134.1459

Citra Tomat	KOMPONEN WARNA		
	R	G	a*
26	98.01136	89.71472	134.6677
27	97.78453	89.73528	133.9863
28	97.64537	90.13748	134.2346
29	110.9326	87.05195	143.2451
30	113.1757	87.24506	144.1655
31	113.2549	89.41026	143.1532
32	112.3456	88.82528	143.6253
33	112.8634	89.12478	144.0614
34	135.4991	59.22865	167.9304
35	136.1016	60.27398	167.7142
36	136.4579	60.06356	167.9565
37	135.8769	60.12738	167.8625
38	136.1117	60.12947	167.8354
39	122.5572	34.41952	172.6981
40	120.1998	36.82266	171.2283
41	122.4048	35.17956	172.5237
42	121.6884	34.96529	171.6884
43	121.9662	35.58263	172.4827
44	111.4849	36.94169	169.5788
45	110.4858	39.32814	168.3631
46	116.2127	41.75217	169.6224
47	113.7353	37.72228	168.7779
48	114.6227	38.72527	169.2912
49	78.94099	82.93016	128.5443
50	78.99752	82.68431	128.7406
51	79.34966	83.06591	128.6387
52	98.56436	88.28392	135.5011
53	97.86308	87.33245	135.502
54	98.76599	87.22344	136.0238
55	110.1937	83.56017	143.3717
56	112.4368	83.75328	144.2921
57	112.516	85.91848	143.2798
58	136.1474	57.12409	169.4442
59	136.7499	58.16942	169.228
60	137.1062	57.95863	169.4703
61	123.5968	32.70624	174.6032
62	121.2394	35.10932	173.1334
63	123.4444	33.46628	174.4281
64	111.3374	34.04126	170.2968
65	110.3383	36.42775	169.0811
66	116.0645	38.85178	170.3404

Berdasarkan table 1, terdapat 66 data training dengan nilai fitur warna RGa\*. Nilai fitur tersebut akan digunakan untuk proses klasifikasi dengan menggunakan Multi-SVM dan kNN.

Pada penelitian ini tahap klasifikasi level kematangan tomat menggunakan metode Multi-SVM dan kNN. Jumlah data testing yang digunakan dalam pengujian sejumlah 42 citra tomat. Kemudian akan dibandingkan tingkat akurasi antara kedua metode tersebut. Penggunaan metode kNN dalam pengujian level kematangan tomat menggunakan nilai k=3, k=5, k=7, k=9, dan k=11 yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Klasifikasi Level Kematangan Tomat Menggunakan Metode kNN.

Level Tomat	k=3	k=5	k=7	k=9	k=11	Rata-rata
1	78.34	74.44	72.21	71.87	75.61	74.49
2	75.21	75.28	75.52	69.02	75.45	74.10
3	76.56	68.32	79.09	75.94	81.32	76.25
4	80.21	70.92	72.38	80.75	78.82	76.62
5	79.12	78.21	73.24	77.45	72.33	76.07
6	77.32	72.04	68.94	75.37	71.28	72.99
<b>Rata-rata</b>	<b>77.79</b>	<b>73.20</b>	<b>73.56</b>	<b>75.07</b>	<b>75.80</b>	<b>75.09</b>

Berdasarkan tabel 2 nilai rata-rata tertinggi adalah menggunakan k=3 yaitu sebesar 77.79%. Nilai akurasi tertinggi pada penggunaan k=3 adalah pada level 4, yaitu sebesar 80,21%.

Pada penelitian ini metode Multi-SVM yang digunakan adalah metode one-against-all dimana proses klasifikasi dilakukan dengan menggabungkan beberapa SVM biner yang terdiri dari 6 level kematangan tomat. Adapun fungsi kernel yang digunakan dalam penelitian ini antara lain, kernel linear, kernel radial basis gaussian (RBG), dan kernel polynominal. Dari ketiga kernel tersebut akan dibandingkan nilai akurasinya, sehingga diperoleh fungsi kernel terbaik untuk proses klasifikasi level kematangan tomat. Hasil klasifikasi level kematangan tomat menggunakan ketiga kernel Multi-SVM tersebut ditunjukkan pada Tabel 3.

Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan bahwa rata-rata tertinggi untuk klasifikasi level kematangan tomat adalah dengan menggunakan fungsi kernel radial basis Gaussian (RBG) sebesar 77.84%. Dari hasil klasifikasi level kematangan tomat tertinggi

adalah pada level 6 menggunakan kernel RBG sebesar 81,34%. Secara keseluruhan hasil prosentase klasifikasi level kematangan tomat memiliki nilai yang tersebar pada setiap kelasnya.

Tabel 3. Hasil Prosentase Klasifikasi Multi-SVM

Level Tomat	Kernel (%)		
	Polynomial	RBG	Linear
1	80.32	79.56	68.31
2	75.54	78.33	65.29
3	73.23	75.95	60.33
4	74.43	77.68	61.26
5	75.04	74.18	58.45
6	73.28	81.34	59.22
<b>Rata-rata</b>	<b>75.31</b>	<b>77.84</b>	<b>62.14</b>

## 5. KESIMPULAN

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan 108 citra tomat yang diambil dengan menggunakan tiga tipe smartphone. Dataset dibagi menjadi 66 data training dan 42 data testing. Perbaikan citra pada tahap preprocessing dilakukan dengan adaptive histogram equalization. Pada feature extraction digunakan tiga fitur warna yang memiliki pengaruh terhadap nilai kematangan buah tomat, yaitu R, G, dan a\*. Dari fitur warna yang digunakan, pada penelitian itu dilakukan pengujian untuk proses klasifikasi. Adapun proses klasifikasi level kematangan tomat dilakukan dengan membandingkan akurasi menggunakan metode Multi-SVM dan kNN. Pada tahap klasifikasi menggunakan Multi-SVM persentase yang diperoleh adalah 77,84% dengan fungsi kernel RBG. Sedangkan pada tahap klasifikasi kNN menggunakan k=3 dengan persentase 77,79%. Sehingga penggunaan metode multi-SVM dan kNN memiliki tingkat akurasi yang hampir sama, dengan nilai klasifikasi multi-SVM lebih tinggi dari pada kNN.

## 6. REFERENSI

- [1] Ahmad, Usman. (2005). *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [2] Cai, Y., dan Zhang, L. (2012). "Average Color Vector Algorithm in Color

- recognition Based on A RGB Space” IEEE, hal. 1043-1047.
- [3] Dadwal, Meenu. Banga, V.K. (2012). “Estimate Ripeness Level of Fruits Using RGB Color Space and Fuzzy Logic Technique”. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, Vol 2 Issue 1, ISSN: 2249-8958, hal 225-229.
- [4] Halim, Arwin. Hardy. Dewi, Christina. Angkasa, Sulaiman. 2013. “Aplikasi Image Retrieval Menggunakan Kombinasi Metode Color Moment dan Gabor Texture”. Vol 14 No.2 ISSN. 1412-0100.
- [5] Harllee Packing Inc. “*Product: Premium product are a Harllee tradition*”. 28 November.  
<http://www.harleepacking.com/products/>
- [6] Hsu, Chih-Wei dan Lin, Chih-Jen. 2002. "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines". *IEEE Trans. Neural Netw*, pp. 415-425.
- [7] Krisandi, Nobertus. Helmi. Prihantono, Bayu. 2013. “Algoritma k-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa Sawit Pada PT. Minamas Kecamatan Parindu”. *Bimaster*. Vol. 02 No.1, hal 33-38.
- [8] Lingras, Pawan dan Butz, Cory. 2007. "Rough Set Based 1-v-1 and 1-v-r Approaches to Support Vector Machine Multi-Classification". *Elsevier International Journal on Information Science*, vol. 177 pp. 3782-3798.
- [9] Sembiring, Krisantus. 2007. “Tutorial SVM –Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksian Intrusi pada Jaringan”. ITB
- [10] Syahrir, W.Md, Suryani, A., dan Connsynn. (2009), “Color Grading in Tomato Maturity Estimator using Image Processing Teqnique”. *IEEE*, hal. 276-280.
- [11] Vibhute, Anup, dan Bodhe, S.K. (2013). “Outdoor Illumination Estimation of Color Images”. *IEEE, Communication and Signal Processing* hal 331-334.
- [12] Wang, Qi., Wang, Hui., Xie, Lijuan., dan Zhang, Qin. (2012). “*Outdoor Color Rating of Sweet Cherries using Computer Vision*”. *Science Direct, Computer and Electronics in Agriculture* hal 113-120.