

Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata-Rata RGB Dan Index Pixel

Suastika Yulia Riska
STMIK Asia Malang
suastikayr@gmail.com

ABSTRAK. Tomat merupakan salah satu buah yang memiliki proses kematangan relative cepat. Sehingga, klasifikasi level kematangan tomat memiliki peran yang penting untuk mengurangi resiko pembusukan tomat. Sebelum proses klasifikasi dilakukan, pada tahap *preprocessing* dilakukan perbaikan citra untuk meningkatkan kualitas citra. Pada penelitian ini, pengambilan citra tomat dilakukan di luar ruangan yang mengakibatkan adanya area *lighting* pada permukaan tomat. Perbaikan dilakukan untuk menutup dan mengganti nilai area *lighting* dengan komponen nilai yang terkandung dalam tomat. Perbaikan dilakukan dengan dua cara, yaitu dengan rata-rata RGB dan pencarian nilai index piksel. Tahap selanjutnya adalah segmentasi untuk memisahkan objek tomat dengan *background*. Hasil klasifikasi level kematangan tomat menunjukkan akurasi berdasarkan perbaikan citra dengan rata-rata RGB sebesar 86,7 % dan akurasi berdasarkan perbaikan penggantian nilai dengan pencarian index piksel sebesar 76,7 %

Kata Kunci: Klasifikasi, Perbaikan Citra, RGB, Multi-SVM

1. PENDAHULUAN

Tomat merupakan salah satu hasil pertanian yang memiliki tingkat produksi tinggi. Tingginya tingkat produksi dan distribusi tomat yang luas mengharuskan petani mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat yang dapat mengurangi resiko pembusukan tomat. Proses kematangan tomat membutuhkan waktu yang singkat. Oleh karena itu keakuratan klasifikasi level kematangan tomat sangat penting. Klasifikasi level kematangan tomat saat ini kebanyakan masih menggunakan metode manual, yaitu penilaian secara subyektif dari petani. Kelemahan dari metode ini adalah tingkat akurasi yang rendah karena penilaian yang tidak konsisten. Sehingga, perlu dikembangkan metode otomatis yang dapat meningkatkan tingkat akurasi dengan penilaian yang konsisten.

Indikator yang penting dalam klasifikasi level kematangan tomat adalah warna dari tomat tersebut. Pada penelitian ini level kematangan tomat diklasifikasikan dalam 5 level. Menurut (Harllee) tingkat kematangan tomat terbagi menjadi 6, yaitu *green, breakers, turning, pink, light red, dan red*. Pada pengolahan citra digital, warna memiliki peran berupa informasi yang penting karena dapat terlihat secara visual untuk merepresentasikan kualitas dari citra yang digunakan (Vibhute, 2013).

Citra yang diambil diluar ruangan menghasilkan area pencahayaan, dimana area tersebut dapat menutup warna asli dari tomat. Tertutupnya sebagian warna asli yang dimiliki tomat mempengaruhi proses klasifikasi level kematangan tomat. Menurut (Wang,dkk, 2012) pengambilan citra diluar ruangan mengakibatkan adanya variasi pencahayaan. Sebelum tomat diproses pada tahap klasifikasi, perlu dilakukan *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra tersebut. Perbaikan citra untuk meningkatkan kualitas citra tomat pada area yang terdeteksi sebagai *lighting* dilakukan oleh (riska dkk, 2015), yaitu perbaikan dengan tiga cara yang berbeda, yaitu dengan rata-rata RGB, pergantian nilai piksel dengan index citra, dan perbaikan dengan menerapkan *moving window*.

Setelah tahap perbaikan kualitas citra dilakukan proses segmentasi. Tahap segmentasi ini merupakan tahap yang penting, karena pada tahap ini memiliki pengaruh yang sangat besar untuk klasifikasi level kematangan tomat. Pada penelitian ini, tahap segmentasi digunakan untuk segmentasi area yang terdeteksi sebagai cahaya. Sehingga, area tersebut dapat dihilangkan dan kemudian area yang tidak terdeteksi sebagai cahaya akan diproses selanjutnya pada klasifikasi level kematangan tomat berdasarkan nilai warna permukaan tomat. Pada penelitian (syahrir dkk, 2009) dilakukan klasifikasi tingkat kematangan tomat ke dalam lima level kematangan, yaitu *breakers, turning, pink, light red, dan red*. Sebelum dilakukan klasifikasi, maka citra dilakukan perbaikan dengan cara mengkonversikan ke dalam channel warna $L^*a^*b^*$ yang dapat mengurangi pengaruh pencahayaan. Akurasi klasifikasi level kematangan tomat adalah 90% dari perhitungan fitur warna a^* . Salah satu metode yang dapat digunakan untuk klasifikasi adalah *support vector machine* (SVM). Selain digunakan untuk proses klasifikasi, metode ini juga dapat digunakan untuk segmentasi. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (Mizushima dkk, 2013) yang digunakan untuk memisahkan citra buah

apel dan *background*. Namun, metode ini membutuhkan waktu yang lama, karena proses segmentasi dilakukan setiap piksel.

SVM banyak digunakan untuk proses pemisahan dua buah kelas. Namun adanya permasalahan di kehidupan sehari-hari yang melibatkan pemisahan banyak kelas, maka SVM dikembangkan dalam bentuk multi-SVM. Sehingga, dalam penelitian ini digunakan multi-SVM untuk klasifikasi level kematangan tomat ke dalam lima level berdasarkan perbedaan metode perbaikan kualitas citra pada tahap *preprocessing*.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Perbaikan Citra

Tujuan perbaikan citra adalah untuk mendapatkan citra yang lebih baik dan lebih berguna saat diterapkan dalam aplikasi tertentu, karena citra asli memiliki kualitas citra yang kurang baik. Dasar dari perbaikan citra adalah proses manipulasi yang dilakukan terhadap suatu citra. Teknik untuk melakukan perbaikan citra sangat variatif, sehingga pemilihan teknik yang digunakan harus sesuai dengan jenis citra dan tujuan yang diharapkan (Andriani, 2010).

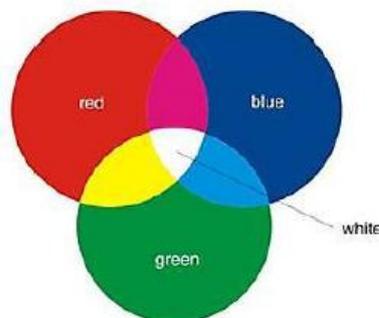
Terdapat dua kategori dalam proses perbaikan citra, yaitu metode spatial domain dan metode frequency domain. Metode spatial domain adalah berhubungan dengan citra yang digunakan berdasarkan manipulasi piksel dari citra yang digunakan. Sedangkan metode frequency domain merupakan metode yang berdasar pada modifikasi transformasi fourier suatu citra. Perbaikan citra dapat dituliskan dalam persamaan yaitu mengubah citra $f(x,y)$ menjadi $f'(x,y)$. Proses-proses yang termasuk dalam perbaikan citra antara lain, perbaikan kecerahan citra, pengubahan kontras, pengubahan histogram, proses memperhalus citra, penajaman tepi citra, pewarnaan semu, serta pengubahan geometrik.

2.2 Warna RGB

Ruang warna RGB adalah warna utama yang dimiliki citra dengan tiga warna primer yaitu *red*, *green*, dan *blue*. Rentang nilai yang dimiliki citra RGB dalam setiap piksel citra adalah 0 sampai dengan 225. Vektor dari komponen RGB dari citra RGB ditunjukkan pada Tabel 1 dan dapat diilustrasikan dalam gambar yang ditunjukkan pada Gambar 1.

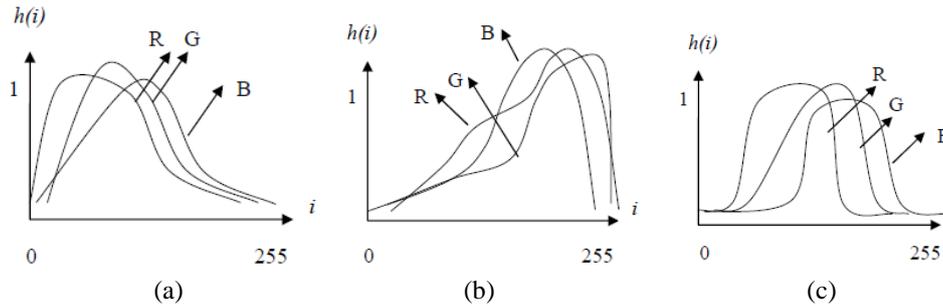
Tabel 1. Vektor Komponen RGB

Warna	Vektor (R,G,B)
Merah	(1,0,0)
Hijau	(0,1,0)
Biru	(0,0,1)
Putih	(1,1,1)
Hitam	(0,0,0)



Gambar 1. Ilustrasi Komponen RGB

Ruang warna dapat ditunjukkan dalam histogram, dimana puncak histogram menunjukkan intensitas yang menonjol $h(i)$. Dengan range nilai yang dimiliki oleh RGB, jika kemunculan nilai $h(i)$ lebih banyak mendekati 0, maka citra tersebut dikatakan gelap. Namun jika nilai $h(i)$ lebih banyak mendekati 255, maka citra tersebut dikatakan terang. Sehingga, untuk mendapatkan citra yang memiliki kualitas baik, maka distribusi nilai pada histogram harus merata pada setiap nilai intensitas piksel (Putra dkk, 2013). Adapun histogram dari warna RGB ditunjukkan pada Gambar 2.

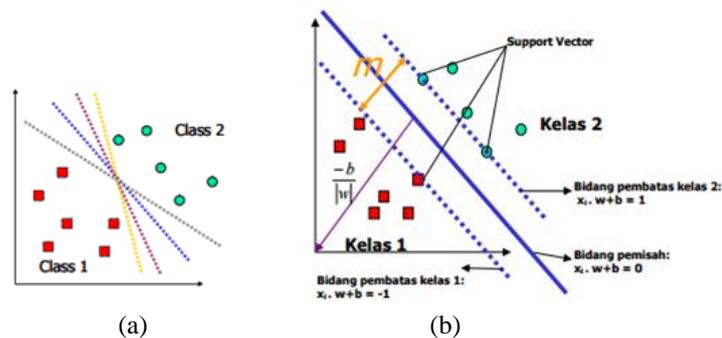


Gambar 2. Histogram pada warna RGB (a) Citra Gelap (b) Citra Terang (c) Citra Normal

2.3 Klasifikasi Multi-SVM

Pada metode *support vector machine* (SVM) hanya terdapat sejumlah data terpilih yang berkontribusi untuk membentuk model yang akan digunakan dalam klasifikasi yang akan dipelajari (Prasetyo, 2012). Hal tersebut menjadi kelebihan SVM, karena tidak semua data latih akan dipandang untuk dilibatkan dalam setiap iterasi pelatihannya. Dengan demikian SVM dianggap bisa lebih cepat daripada metode lainnya. Dalam pengembangannya SVM bisa memecahkan masalah multi-class dengan baik (Hsu dkk, 2002), hal tersebut dikarenakan adanya kasus dalam kehidupan sehari-hari yang cenderung melibatkan masalah multi-class (L. Pawan, 2007).

SVM merupakan metode learning machine yang memiliki prinsip *structural risk minimization* (RSM) untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang dapat memisahkan dua kelas (Nugroho dkk, 2003). Ilustrasi pemisahan kelas pada SVM ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Ilustrasi Pemisahan Kelas SVM (a) Bidang Pemisah Alternatif (b) Menghitung Bidang Pemisah Dengan Margin.

Berdasarkan Gambar 3, bidang pembatas pertama membatasi kelas 1 sedangkan bidang pembatas kedua membatasi kelas 2. Adapun persamaannya dapat ditunjukkan pada persamaan 1 dan persamaan 2.

$$x_i \cdot w + b \geq +1 \text{ for } y_i = +1 \tag{1}$$

$$x_i \cdot w + b \leq -1 \text{ for } y_i = -1 \tag{2}$$

Dimana normal bidang di tunjukkan dengan w dan b merupakan posisi bidang relative terhadap pusat koordinat. Adapun nilai margin antara bidang pembatas dapat ditunjukkan pada persamaan 3.

$$\frac{1-b-(-1-b)}{w} = \frac{2}{|w|} \tag{3}$$

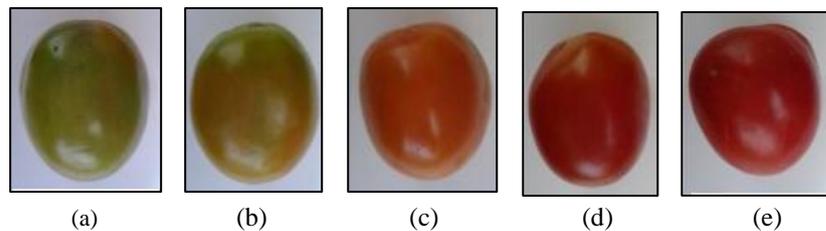
Penggunaan multi-SVM dapat dilakukan dengan menggabungkan beberapa kelas SVM biner, sehingga cara ini dilakukan dengan menggabungkan keseluruhan data yang mencakup beberapa kelas dalam bentuk permasalahan optimasi (Aziz, 2011). Selain itu dapat dilakukan dengan cara lain, yaitu dengan menerapkan metode One-Against-One, One-Against-All, dan DAG SVM.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Dataset

Pada penelitian ini menggunakan 30 data citra tomat, yang sebelumnya telah dilakukan perbaikan. Pengambilan citra tomat dilakukan diluar ruangan. Dengan permukaan tomat yang *glossy*, mengakibatkan adanya area yang terdeteksi sebagai *lighting*. Dari 30 dataset yang digunakan, dilakukan pembagian yaitu 20 data training dan 10 data testing.

Pengambilan citra dilakukan secara tegak lurus terhadap objek tomat, agar mengurangi adanya efek bayangan yang mengenai objek. Pada penelitian ini pengambilan citra menggunakan kamera *smartphone*. Citra yang digunakan pada penelitian ini adalah salah satu sisi tomat yang merepresentasikan level kematangan tomat. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Salah Satu Sisi Buah Tomat dari Setiap Level
(a) Level 1 (b) Level 2 (c) Level 3 (d) Level 4 (e) Level 5

3.2 Perbaikan Citra Pada Tahap *Preprocessing*

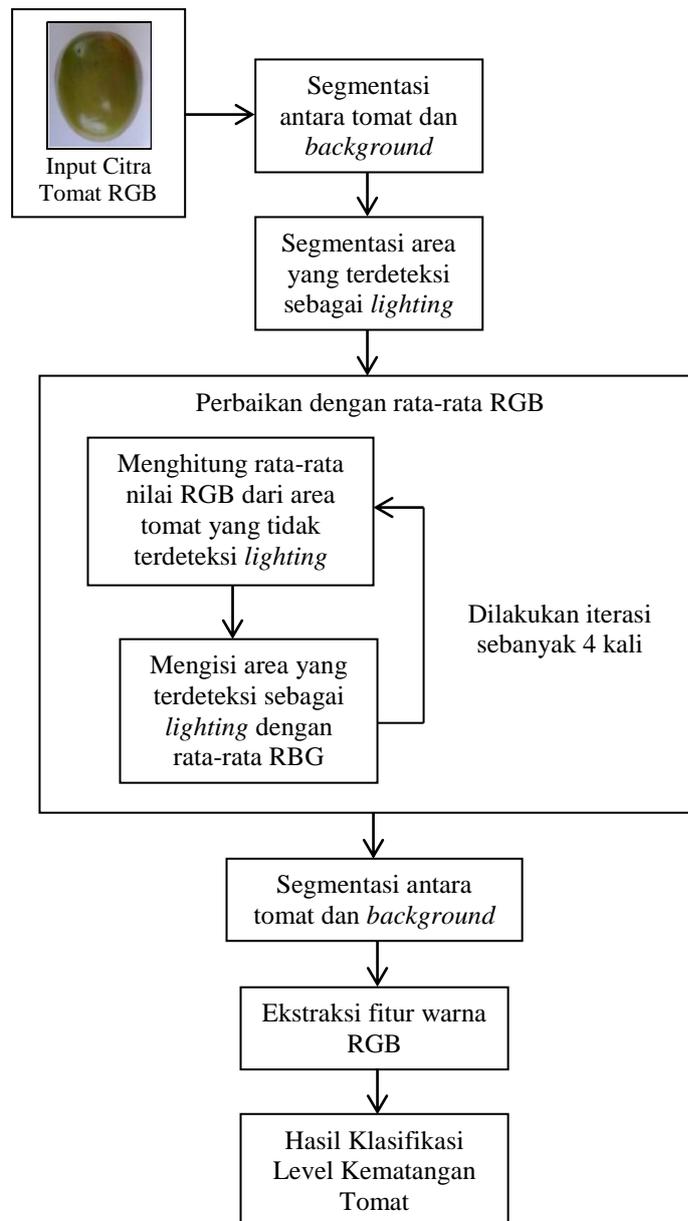
Perbaikan yang dilakukan pada penelitian ini dilakukan dengan dua cara, yaitu perbaikan dengan mengganti area yang terdeteksi sebagai *lighting* dengan rata-rata RGB dari citra tomat tersebut dan perbaikan dengan pencarian indeks piksel. Pencarian indeks piksel dilakukan dengan mengganti nilai piksel dari area yang terdeteksi sebagai *lighting* dengan piksel di sekitarnya, yaitu piksel di sebelah atas, kiri, bawah, maupun kanan.

Tujuan dari adanya perbaikan citra pada tahap *preprocessing* ini adalah untuk mengurangi adanya efek cahaya yang menutupi warna asli dari tomat. Setelah dilakukan perbaikan maka dilakukan pengujian pada tahap klasifikasi level kematangan tomat menggunakan Multi-SVM. Sehingga dapat diketahui perbaikan citra yang lebih optimal.

3.3 Metode yang Diusulkan

Pada penelitian ini dilakukan perbandingan terhadap perbaikan citra, yang pada masing-masing perbaikan akan dilakukan pengujian, berupa klasifikasi level kematangan tomat. Proses klasifikasi level kematangan tomat berdasarkan perbaikan citra menggunakan rata-rata RGB ditunjukkan pada Gambar 5.

Berdasarkan Gambar 5, perbaikan citra dilakukan dengan mengganti nilai piksel yang terdeteksi sebagai *lighting* dengan rata-rata RGB area citra tomat yang tidak terdeteksi *lighting*. Perbaikan dilakukan dengan empat kali iterasi. Hal ini dilakukan untuk mengurangi luas area yang terdeteksi *lighting*. Setelah proses perbaikan citra pada tahap *preprocessing* selesai, dilakukan segmentasi. Pada tahap ini dilakukan segmentasi terhadap objek tomat dan *background*. Selain itu area yang masih terdeteksi sebagai cahaya, setelah dilakukan empat kali iterasi perbaikan, dinyatakan sebagai *background*. Sehingga, perhitungan nilai RGB untuk proses klasifikasi lebih akurat dengan adanya area yang terdeteksi sebagai *lighting* semakin kecil. Pada penelitian ini tahap klasifikasi menggunakan multi-SVM.

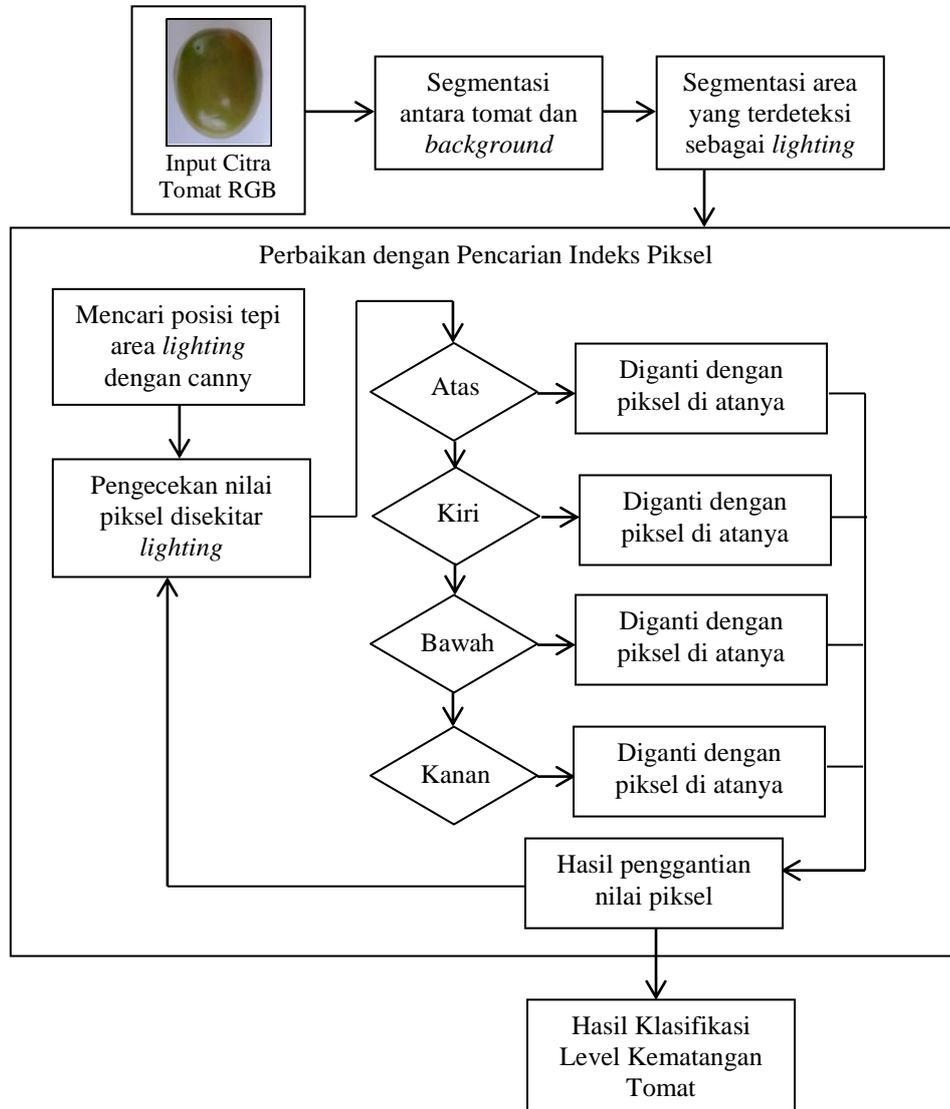


Gambar 5. Rancangan Proses Klasifikasi Berdasarkan Perbaikan Citra dengan Rata-Rata RGB

Berdasarkan Gambar 6, perbaikan citra menggunakan penggantian nilai piksel pada area yang terdeteksi sebagai *lighting* dengan cara mengganti nilai piksel dengan nilai ketetanggaannya. Pada penelitian ini nilai ketetanggaan yang digunakan sebagai pengganti adalah piksel di sebelah atas, kiri, bawah ataupun kanan dari piksel yang akan digantikan. Sebelum dilakukan penggantian nilai piksel maka dilakukan deteksi tepi pada area yang terdeteksi sebagai *lighting*.

Misalnya piksel yang terdeteksi sebagai *lighting* di definisikan sebagai piksel X. Adapun kondisi yang dijalankan untuk memperbaiki citra adalah, jika terdapat nilai di atas piksel X, maka piksel tersebut diganti dengan nilai di atasnya. Jika nilai di atasnya tidak ditemukan, selanjutnya akan dilakukan pengecekan di sebelah kiri dari piksel X. Jika terdapat nilai di sebelah kiri piksel X, maka piksel X diganti dengan nilai piksel di sebelah kirinya. Selanjutnya jika piksel di sebelah kiri tidak ditemukan, maka dilakukan pengecekan

piksel di sebelah bawah piksel X. Jika terdapat nilai piksel di sebelah bawah, maka piksel X diganti dengan nilai piksel di sebelah bawahnya. Selanjutnya jika tidak ditemukan nilai di sebelah bawah piksel X dilakukan pengecekan nilai di sebelah kanan piksel X. Jika terdapat nilai di sebelah kanan piksel X, maka piksel X diganti dengan nilai di sebelah kanan piksel X.



Gambar 6. Rancangan Proses Klasifikasi Berdasarkan Perbaikan Citra dengan Penggantian Nilai Piksel Tetangga

Setelah keempat kondisi tersebut terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah melakukan perulangan terhadap semua piksel yang terdeteksi sebagai *lighting*. Dimana setiap piksel yang nilainya akan diganti akan diberlakukan keempat kondisi tersebut.

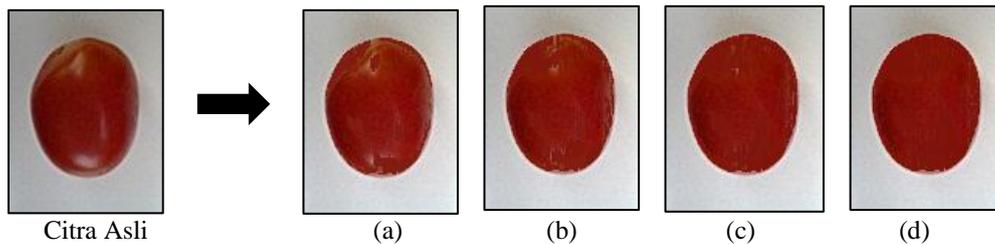
Dari Gambar 5 dan Gambar 6 akan mendapatkan hasil masing-masing untuk perbaikan citra yang dilakukan. Setelah hasil perbaikan di dapatkan, dilakukan segmentasi terhadap objek tomat, *background*, dan area yang terdeteksi sebagai *lighting*. Segmentasi pada penelitian ini menggunakan metode otsu. Kemudian dilanjutkan tahap ekstraksi fitur warna. Pada tahap ini dilakukan perhitungan fitur dari citra tomat tanpa area *lighting*, antara lain (1) mean yang digunakan untuk menghitung rata-rata nilai RGB, (2) median yang digunakan untuk menentukan nilai tengah dari RGB, (3) variance yang digunakan untuk menunjukkan variasi

elemen matriks kookurensi pada citra, dan (4) standard deviasi yang digunakan untuk menghitung nilai kontras pada citra.

Sebagai tahap pengujian dilakukan tahap klasifikasi menggunakan multi-SVM. Sehingga, pada tahap ini diketahui hasil akurasi level kematangan tomat dengan membandingkan hasil perbaikan yang lebih optimal. Adapun pengelompokan level kematangan tomat pada penelitian ini dikelompokkan menjadi 5 level.

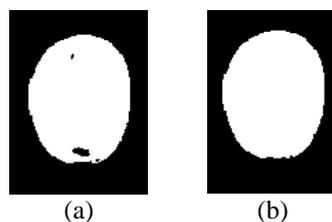
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan multi-SVM pada tahap klasifikasi level kematangan tomat. Adapun contoh tampilan hasil perbaikan yang digunakan dengan rata-rata RGB ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Perbaikan Citra dengan Rata-Rata RGB
(a) Iterasi 1 (b) Iterasi 2 (c) Iterasi 3 (d) Iterasi 4

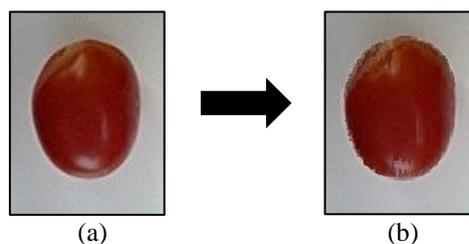
Berdasarkan Gambar 7, hasil iterasi 4 telah menutup sebagian besar area yang terdeteksi sebagai *lighting*. Sehingga pada tahap *preprocessing* ini diperoleh hasil perbaikan citra, yang selanjutnya dilakukan segmentasi. Adapun hasil segmentasi sebelum dan sesudah dilakukan perbaikan ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Segmentasi Citra Tomat (a) Sebelum Dilakukan Perbaikan
(b) Setelah Dilakukan Perbaikan

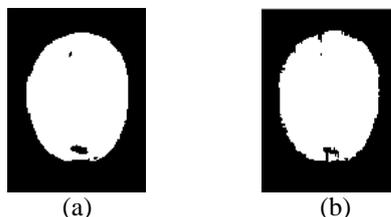
Berdasarkan Gambar 8, hasil segmentasi digunakan untuk memisahkan citra tomat dan *background*. Pada Gambar 8(a) merupakan hasil segmentasi citra tomat sebelum dilakukan perbaikan. Hasil segmentasi menunjukkan masih mendeteksi area *lighting*. Pada Gambar 8(b) menunjukkan hasil segmentasi citra tomat setelah dilakukan perbaikan dengan rata-rata RGB. Hasil segmentasi menunjukkan area yang sebelumnya terdeteksi sebagai *lighting* tertutup oleh hasil perbaikan citra. Citra tomat yang kemudian akan dihitung nilainya merupakan area citra tomat tanpa area yang terdeteksi sebagai *lighting*. Setelah tahap ekstraksi fitur warna, maka dilakukan klasifikasi dengan multi-SVM untuk menguji hasil akurasi dari perbaikan citra.

Contoh hasil perbaikan dengan menggunakan pengecekan indeks piksel tetangga ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Hasil Perbaikan Citra (a) Citra Asli (b) Perbaikan Citra dengan Pencarian Nilai Index Piksel

Berdasarkan Gambar 9, hasil perbaikan pada tahap *preprocessing* dengan penggantian nilai piksel berdasar pencarian nilai piksel tetangga. Setelah dilakukan perbaikan, tahap selanjutnya adalah melakukan segmentasi. Adapun hasil segmentasi sebelum dan sesudah dilakukan perbaikan ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Hasil Segmentasi Citra Tomat (a) Sebelum Dilakukan Perbaikan (b) Setelah Dilakukan Perbaikan

Berdasarkan Gambar 10, terdapat perbedaan hasil segmentasi citra tomat sebelum dan sesudah dilakukan perbaikan. Hasil perbaikan masih mendeteksi area yang terdeteksi sebagai *lighting*. Setelah tahap segmentasi, dilakukan perhitungan pada tahap ekstraksi fitur warna dari bagian citra tomat tanpa area *lighting*. Tahap selanjutnya dilakukan pengujian dengan klasifikasi level kematangan tomat menggunakan multi-SVM.

Adapun hasil klasifikasi level kematangan tomat menggunakan multi-SVM berdasarkan perbaikan citra ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Tomat

Perbaikan citra	Kebenaran Klasifikasi	Akurasi (%)	Error (%)
Rata-Rata RGB	26	86,7	13,3
Pencarian Nilai Index Piksel Ketetanggaan	23	76,7	23,3

Berdasarkan Tabel 2, didapatkan nilai akurasi level kematangan buah tomat dengan perbaikan menggunakan rata-rata RGB lebih tinggi dari pada perbaikan dengan menggunakan pencarian nilai index piksel ketetanggaan. Akurasi hasil perbaikan citra dengan rata-rata RGB sebesar 86,7 % dan *error rate* sebesar 13,3 %. Sedangkan akurasi hasil perbaikan dengan pencarian nilai index piksel ketetanggaan sebesar 76,7 % dan *error rate* sebesar 23,3 %. Akurasi yang dihasilkan berdasarkan perbaikan dengan rata-rata RGB lebih tinggi, karena sebagian besar area *lighting* mampu diperbaiki dengan menutup area tersebut menggunakan nilai rata-rata RGB dari citra tomat yang tanpa area *lighting*. Sedangkan hasil akurasi berdasarkan perbaikan citra dengan pencarian nilai index piksel ketetanggaan memiliki akurasi yang lebih kecil. Hal tersebut dikarenakan kurang akuratnya ketika proses deteksi tepi area *lighting*. Sehingga, nilai yang seharusnya menggantikan nilai area *lighting* merupakan piksel yang memiliki nilai tertentu. Adanya kurang akuratnya deteksi tepi tersebut, mengakibatkan adanya beberapa nilai piksel yang menggantikan nilai piksel *lighting* merupakan nilai *lighting*.

5. KESIMPULAN

Tomat merupakan salah satu hasil pertanian yang melimpah dengan distribusi yang luas. Kematangan dari tomat yang relative cepat mengharuskan petani mampu mengelompokkan level kematangan tomat dengan tepat. Proses manual yang dianggap kurang akurat karena adanya penilaian subjektif pekerja, sehingga dikembangkan sistem pengolahan citra dengan metode multi-SVM untuk mengklasifikasikan level kematangan tomat. Klasifikasi level kematangan tomat didasarkan pada hasil perbaikan citra tomat pada tahap *preprocessing*, yaitu dengan tujuan mengganti area yang terdeteksi *lighting* dengan komponen warna yang dimiliki oleh citra tersebut. Pada penelitian ini perbaikan citra pada tahap *preprocessing* dilakukan dengan dua cara, yaitu dengan rata-rata RGB dan pencarian nilai index piksel. Adapun pengujian dilakukan dengan multi-SVM, hasilnya adalah dengan menggunakan perbaikan rata-rata RGB akurasi yang diperoleh sebesar 86,7 %. Sedangkan dengan perbaikan citra menggunakan pencarian nilai index piksel akurasi yang diperoleh sebesar 76,7 %. Sehingga, perbaikan citra yang lebih optimal adalah dengan menggunakan rata-rata RGB karena sebagian besar area *lighting* dapat diganti dengan nilai tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Andriani, Evi. 2010. "Image Enhancement". <http://eviandrianimosy.blogspot.com/2010/12/image-enhancement.html>. Diakses 18 Agustus 2015.
- [2] Azis, Azminuddin I.S., Suhartono, Vincent., Himawan, H. 2011. "Model Multi-Class SVM Menggunakan Strategi IV1 untuk Klasifikasi Wall-Following Robot Navigation Data".
- [3] Hsu, Chih-Wei., Chih, Jen Lin. 2002. "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines". IEEE Trans. Neural Netw, pp. 415-425.
- [4] Harllee Packing Inc. "Product: Premium product are a Harllee tradition". <http://www.harleepacking.com/products/>. Diakses 18 Agustus 2015.
- [5] L. Pawan. Cory Butz, 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.
- [6] Mizushima, Akira. Lu, Renfu. (2013). An Image Segmentation Method for Apple Sorting and Grading Using Support Vector Machine and Otsu's Method. Computer and Electronics in Agriculture Volume 94, pp 29-37.
- [7] Nugroho, Anto Satriyo. Witarto, Arief Budi. Handoko, Dwi. 2003. "Support Vector Machine – Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika". IlmuKomputer.com.
- [8] Prasetyo, Eko. 2012. "Data Mining – Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab". Andi Offset: Yogyakarta.
- [9] Putra, Willy Permana. Yani, Muhammad. 2013. "Analisis Perbaikan Kualitas Citra Hasil Logarithmic Image Processing (LIP) Terhadap Sebaran Data RGB dan Noise". Penerapan Teknologi. Politeknik Indramayu.
- [10] Riska, S.Y., Ginardi, R.V.H., Suciati, Nanik. "Segmentasi Variasi Pencahayaan Citra Tomat Menggunakan Marker Controlled Watershed dan Arimoto Entropy untuk Perbaikan Citra" Jurnal Buana Informatika, vol. 6, no. 3, 2015, pp. 213-224.
- [11] Syahrir, W.Md, Suryani, A., dan Connsynn. (2009), "Color Grading in Tomato Maturity Estimator using Image Processing Technique" IEEE, hal. 276-280.
- [12] Vibhute, Anup, dan Bodhe, S.K. (2013). "Outdoor Illumination Estimation of Color Images". IEEE, Communication and Signal Processing hal 331-334.
- [13] Wang, Qi., Wang, Hui., Xie, Lijuan., dan Zhang, Qin. (2012). "Outdoor Color Rating of Sweet Cherries using Computer Vision". ScienceDirect, Computer and Electronics in Agriculture hal 113-120.