

## DETEKSI BUAH PADA POHON MENGGUNAKAN METODE SVM DAN FITUR TEKSTUR

Julian Sahertian<sup>1)</sup> Ardi Sanjaya<sup>2)</sup>

<sup>1)2)</sup> Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri

Kampus 2, Mojoroto Gg. 1 No. 6, Kediri

Email : juliansahertian@unp.kediri.ac.id<sup>1)</sup>, ardisanjaya@unp.kediri.ac.id<sup>2)</sup>

### Abstrak

Keakuratan deteksi buah pada pohon menggunakan *computer vision* sangat krusial untuk membantu dalam bidang agrikultur seperti perhitungan jumlah buah dan sebagai sensor untuk robot pemanen buah otomatis. Penelitian terdahulu tentang metode deteksi buah pada pohon banyak yang menggunakan pendekatan segmentasi pengambangan (*thresholding*) berdasarkan warna. Akan tetapi dalam mendeteksi per buah metode segmentasi pengambangan sangat sensitif terhadap perbedaan kondisi citra seperti iluminasi, noise dan oklusi baik dari dahan, daun maupun buah yang lain. Hal ini dikarenakan metode segmentasi pengambangan hanya mempertimbangkan perbedaan warna dalam tataran piksel, dan tidak memperhatikan pengetahuan tentang satu wilayah citra yang berupa objek. Oleh karena itu pada penelitian ini akan diusulkan suatu metode deteksi buah dalam pohon menggunakan metode pembelajaran mesin yaitu SVM yang diaplikasikan pada per area wilayah citra. Metode SVM pada dasarnya adalah metode klasifikasi biner dimana dalam permasalahan deteksi buah SVM dapat membedakan antara buah dan non-buah pada suatu citra. Selain itu untuk mendeskripsikan objek pada penelitian ini digunakan fitur tekstur, karena pada umumnya objek buah dan non-buah seperti daun, ranting, dan objek latar lainnya memiliki perbedaan tekstur yang sangat signifikan dibandingkan dengan warnanya. Hasil eksperimen pada beberapa citra ImageNet menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu menghasilkan akurasi sebesar 76% dan tingkat kesalahan prediksi sebesar 24%.

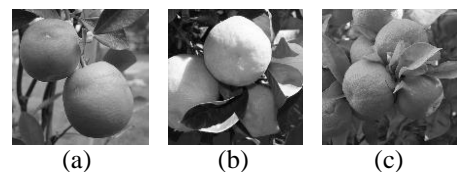
**Kata kunci:** deteksi, buah, SVM, tekstur.

### 1. Pendahuluan

Pemanfaatan teknologi pengolahan citra dan *computer vision* sudah merambah pada berbagai bidang salah satunya adalah pada industri agrikultur. Deteksi buah pada pohon berbasis *computer vision* merupakan salah satu komponen penting dalam otomasi di bidang agrikultur. Deteksi per objek buah dalam satu pohon yang akurat memungkinkan dilakukannya perhitungan dan pemetaan pada area kebun buah. Selain itu lokasi per objek buah yang presisi juga bisa sebagai sensor untuk mesin penghitung buah atau robot pemanen buah.

Peneliti terdahulu telah banyak mengembangkan berbagai pendekatan untuk melakukan deteksi buah pada pohon menggunakan *computer vision*. Sebagai contoh [1][2][3][4][5][6] melakukan penelitian tentang deteksi pada buah apel, [7][8] melakukan penelitian tentang deteksi buah mangga, dan [9] melakukan penelitian untuk melakukan deteksi buah jeruk.

Pendekatan-pendekatan yang dilakukan oleh peneliti-peneliti terdahulu tersebut antara lain menggunakan pendekatan segmentasi pengambangan berdasarkan warnanya [1][2][3][4][5][7]. Pendekatan ini sangat bergantung pada kondisi citra yang ideal dimana objek buah dan objek latarnya tidak dipengaruhi oleh perbedaan iluminasi cahaya maupun noise, selain itu juga terdapat permasalahan oklusi yaitu apabila terdapat objek buah yang ditutupi oleh objek buah lain maupun ditutupi oleh daun maupun ranting seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 1. Biasanya penelitian dengan pendekatan segmentasi pengambangan ini mengkondisikan pencahayaan pada saat pengambilan citra agar permasalahan iluminasi maupun noise dapat teratasi [4]. Sedangkan untuk menangani oklusi atau penumpukan dengan objek lain biasanya diatasi pada tahap *postprocessing* yaitu dengan cara menambahkan berbagai macam operasi morfologi [1][5][9].



**Gambar 1.** Berbagai Kondisi Citra Objek Buah (a) Kondisi Ideal (b) Iluminasi (c) Oklusi

Selain pendekatan segmentasi pengambangan juga terdapat pendekatan menggunakan metode pembelajaran mesin seperti yang dilakukan [6][8], berdasarkan dari hasil penelitian yang dilakukan pendekatan ini menunjukkan hasil yang cukup menjanjikan dan sangat handal digunakan dalam berbagai kondisi citra. Seperti penelitian [6] yang menggunakan ekstraksi fitur otomatis menggunakan CNN (*Convolutional Neural Network*) dan pelatihan deteksinya menggunakan metode MLP (*Multi Layer Perceptron*). Penggunaan *Deep Neural Network* pada penelitian tersebut sangat memberikan peningkatan yang signifikan terhadap hasil deteksi objek buah pada pohon. Akan tetapi metode tersebut sangat

mahal karena proses pelatihannya membutuhkan waktu yang sangat lama dan komputasinya sangat kompleks. Metode ini biasanya diterapkan pada komputer dengan spesifikasi yang tinggi dengan dukungan dari GPU yang handal.

Berdasarkan dari paparan sebelumnya pada penelitian ini akan diusulkan suatu metode deteksi citra pada pohon menggunakan pendekatan pembelajaran mesin. Pembelajaran mesin yang digunakan adalah SVM (*Support Vector Machine*) linier [10] dengan fitur wilayah citra yang direpresentasikan oleh fitur LBP (*Local Binary Pattern*) [11]. Metode ini dipilih karena berdasarkan dari analisis yang dilakukan metode fitur LBP dan pembelajaran SVM linier memiliki komputasi yang lebih rendah daripada metode pembelajaran menggunakan *Deep Neural Network*. Pemrosesan yang rendah dianggap penting pada penelitian ini karena metode ini nantinya akan diimplementasikan pada perangkat-perangkat *embedded* seperti robot dimana perangkat-perangkat tersebut memiliki keterbatasan dalam hal pemrosesannya.

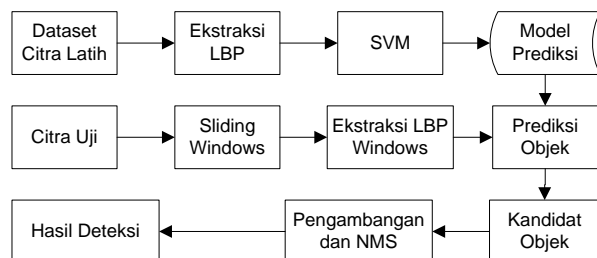
Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan suatu metode deteksi buah pada pohon secara otomatis yang akurat dan handal terhadap berbagai kondisi citra baik pencahayaannya, noise, maupun oklusi yang nantinya dapat dijadikan sebagai *vision* atau sensor untuk pemanen buah secara otomatis. Penelitian ini hanya mengajukan suatu model atau metode deteksi buah dan tidak sampai pada tahap implementasi pembuatan prototipe yang siap untuk di *embedded* di sebuah alat.

## 2. Pembahasan

Pada bagian ini akan dijelaskan tentang metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan pada penelitian ini. Selain itu juga akan dibahas mengenai implementasi, eksperimen yang dilakukan dan hasil eksperimennya.

### 2.1. Metode Deteksi Buah

Secara umum metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.

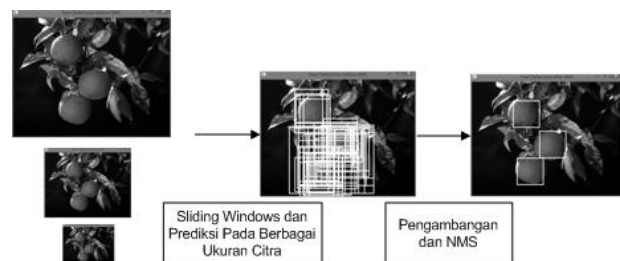


**Gambar 2.** Rancangan Metode Deteksi Buah Pada Pohon yang Diusulkan

Metode deteksi buah pada pohon pada penelitian ini berdasarkan pada metode deteksi objek yang diusulkan oleh [10]. Terdapat dua tahap pada metode yang

diusulkan, tahap pertama adalah tahap pelatihan. Karena hanya untuk melakukan klasifikasi biner pada tahap pelatihan ini digunakan data latih yang berupa citra-citra buah dengan berbagai kondisi untuk data positifnya dan citra-citra non-buah seperti dahan, daun, langit, tanah, dan lain sebagainya sebagai data negatifnya. Kedua dataset citra positif maupun negatif tersebut selanjutnya diekstraksi fitur tekstur LBP dan dilakukan pelatihan menggunakan metode SVM linier untuk membuat model prediksinya.

Pada tahap kedua dilakukan deteksi buah pada citra uji dengan cara melakukan *sliding windows* dan memprediksi setiap area *windows* yang dilewati berdasarkan dari model prediksi yang sudah dibangun sebelumnya pada saat tahap pelatihan. *Sliding windows* juga dilakukan pada berbagai ukuran citra agar dapat mendeteksi objek buah dengan ukuran yang berbeda-beda. Apabila pada posisi *windows* itu dideteksi benar maka pada satu *windows* tersebut ditandai dengan area positif yang dianggap sebagai objek buah. Setelah didapat beberapa kandidat area yang dianggap buah oleh model klasifikasi proses selanjutnya adalah melakukan pengembangan dimana area citra yang memiliki *confidence* yang lebih rendah dari batas ambang yang ditentukan akan dihapus dari hasil prediksi. Selain itu juga dilakukan metode NMS [12] untuk menghapus area-area lain yang dianggap area tersebut adalah satu objek saja. Untuk lebih jelasnya proses deteksi buah dengan cara *sliding windows* pada setiap ukuran citra ini dapat dilihat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Proses Deteksi Objek Buah Dengan Cara *Sliding Windows*

#### 2.1.1. Fitur Tekstur

Pada metode aslinya yaitu deteksi objek yang diusulkan oleh [10] fitur yang digunakan untuk mendeskripsikan objek adalah fitur HOG yang biasanya digunakan untuk deteksi orang (*pedestrian*). Sedangkan pada penelitian ekstraksi fitur yang digunakan adalah fitur tekstur karena berdasarkan dari analisis yang dilakukan terdapat perbedaan tekstur yang signifikan antara buah dan non-buah. Fitur tekstur yang digunakan pada penelitian ini adalah LBP [11]. Perhitungan LBP dilakukan secara lokal yaitu dengan cara membandingkan setiap piksel dengan beberapa piksel tetangganya. Fitur LBP ini dihitung pada citra *grayscale*. Fitur LBP yang sederhana memiliki dimensi fitur yang cukup besar karena mencakup semua detail piksel citra sehingga untuk mengoptimasi performa pada penelitian ini LBP yang

digunakan berjenis *circular LBP*, dimana piksel tetangga yang diambil ditentukan oleh *radius* dan jumlah piksel tetangga yang diproses.

Pada *circular LBP* dikenal istilah *uniformity*. *LBP* dikatakan *uniform* apabila terdapat paling banyak dua transisi dari 0-1 atau 1-0. Sebagai contoh 00001000 (2 transisi) dan 10000000 (1 transisi) dapat dikatakan *uniform*. Sedangkan untuk pola 01010010 tidak *uniform* karena terdapat enam transisi dari 0-1 atau 1-0. Jumlah pola *uniformity* ini yang akan dijadikan sebagai histogram untuk fitur citra. Dalam satu citra terdapat jumlah piksel + 1 pola *uniform* yang didapat dan satu pola *non-uniform* sehingga hisogram yang dibentuk adalah jumlah piksel + 2 dimensi.

### 2.1.2. Metode SVM

*Support Vector Machine (SVM)* merupakan sebuah konsep pengklasifikasian dengan menggunakan sebuah garis yang didefinisikan sebagai garis batas antara dua buah kelas. Tujuan dari SVM adalah menemukan *hyperplane* pemisah kluster data yang memaksimalkan margin antar *support vector*. *Support vector* merupakan vektor yang memiliki jarak terdekat ke *hyperplane*.

Metode SVM pada dasarnya merupakan algoritma pengklasifikasian biner yaitu hanya dapat mengklasifikasi dua kelas saja. Sehingga pada kasus deteksi buah dan non-buah yang akan diselesaikan pada penelitian ini metode SVM cocok untuk digunakan. Pemilihan kernel juga dapat menjadi faktor keberhasilan dari metode klasifikasi SVM sebagai contoh untuk permasalahan dengan data *non-linear*, kernel yang cukup handal digunakan adalah kernel *RBF (Radial Basis Function)*. Kernel lain yang umum adalah kernel linier, *polinomial*, dan *sigmoid*. Pada penelitian ini kernel yang digunakan adalah kernel linier karena permasalahan yang diangkat hanya membedakan buah dan non-buah dan hanya menggunakan satu fitur yaitu tekstur.

## 2.2. Implementasi

Pada bagian ini akan dijelaskan bagaimana implementasi metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan ke dalam sebuah prototipe perangkat lunak. Prototipe perangkat lunak dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python 2.7 dengan beberapa *library* pendukung seperti OpenCV 2, Numpy, Scikit-Learn, dan Scikit-Image. Modul-modul dari prototipe perangkat lunak yang dibangun adalah sebagai berikut.

### 2.2.1. Modul Ekstraksi Fitur

Modul ekstraksi fitur berisi ekstraksi fitur citra menggunakan metode LBP. Pada modul ini dapat dipilih beberapa parameter untuk metode LBP yaitu *radius* dan jumlah piksel.

### 2.2.2. Modul Pelatihan

Modul pelatihan berisi pembangunan model prediksi objek buah dengan menggunakan metode SVM linier.

Model prediksi dibangun berdasarkan fitur dari hasil ekstraksi fitur pada modul ekstraksi fitur.

### 2.2.3. Modul Deteksi Buah

Modul deteksi buah berisi deteksi buah pada citra uji dimana citra uji tersebut tidak hanya terdapat objek buah saja tetapi juga terdapat objek-objek lain seperti daun, ranting, dan latar yang lainnya. Hasil deteksi objek buah pada modul ini ditunjukkan oleh garis kotak yang berada di posisi dimana objek buah dideteksi.

### 2.2.4. Modul Evaluasi

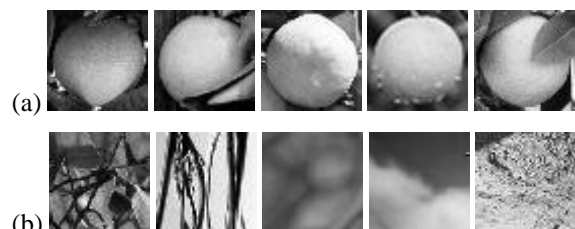
Modul evaluasi berisi hasil pengujian dari metode deteksi yang diusulkan. Pengujian dilakukan dengan dua tahap, pertama adalah pengujian model klasifikasi SVM pada data pelatihan dengan menggunakan *10-fold cross validation*. Tujuan dari evaluasi tahap pertama ini adalah untuk mencari parameter terbaik dari algoritma klasifikasi SVM maupun ekstraksi fitur LBP. Tahap selanjutnya adalah pengujian deteksi citra buah. Pengujian ini dilakukan pada beberapa data pengujian.

## 2.3. Eksperimen

Bagian ini menjelaskan tentang eksperimen yang dilakukan mulai dari dataset yang digunakan, model evaluasi yang digunakan, hasil eksperimen, dan pembahasan dari hasil eksperimen yang dilakukan

### 2.3.1. Dataset

Dataset yang digunakan untuk eksperimen adalah dataset citra buah jeruk yang diambil dari ImageNet [13]. Dataset citra ini dipilih karena berdasarkan analisis yang dilakukan pada dataset ImageNet terdapat banyak berbagai macam citra buah dengan berbagai kondisi sehingga dapat merepresentasikan citra buah pada pengambilan gambar sebenarnya. Dataset pelatihan dibuat secara manual dengan cara *cropping* objek buah pada beberapa citra yang dikumpulkan dari ImageNet, objek buah ini digunakan sebagai citra pelatihan positif. Sedangkan citra pelatihan negatif dikumpulkan dengan cara memotong beberapa citra pada dari dataset yang dikumpulkan dan hanya diambil citra-citra yang tidak terdapat objek buahnya. Gambar 4 berikut menunjukkan beberapa contoh citra latih positif dan citra latih negatif.



**Gambar 4.** Beberapa Contoh Data Pelatihan (a) Citra Latih Positif, (b) Citra Latih Negatif

Citra uji diambil dari beberapa citra yang tidak digunakan sebagai data pelatihan dan digunakan apa

adanya tanpa dilakukan pemotongan. Total terdapat 457 citra latih positif, 970 citra latih negatif, dan 20 citra uji.

**2.3.2. Model Evaluasi**

Model evaluasi yang digunakan untuk mengukur keberhasilan dari metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan ini adalah perhitungan akurasi.

$$Akurasi = \frac{N_{pred}}{N_{asli}} \dots\dots\dots (1)$$

$N_{pred}$  adalah jumlah objek yang berhasil dideteksi dan  $N_{asli}$  adalah jumlah objek sebenarnya. Pada tahap pertama evaluasi dilakukan untuk mengetahui parameter terbaik dari klasifikasi SVM dan fitur LBP. Perhitungan akurasi hanya dilakukan pada data pelatihan dengan metode *10-fold cross validation*. Pada tahap kedua evaluasi dilakukan untuk mengetahui keakuratan dari metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan. Perhitungan akurasi pada tahap ini dilakukan secara manual yaitu hasil deteksi objek buah pada dataset pengujian diperiksa secara manual dan dihitung berapa objek yang dideteksi dan dibandingkan dengan jumlah objek sebenarnya. Selain itu juga dilakukan perhitungan tingkat kesalahan prediksi dengan rumus (2).

$$Kesalahan = \frac{N_{salah}}{N_{asli}} \dots\dots\dots (2)$$

$N_{salah}$  adalah jumlah objek yang diprediksi salah.

**2.3.3. Hasil Eksperimen dan Analisis**

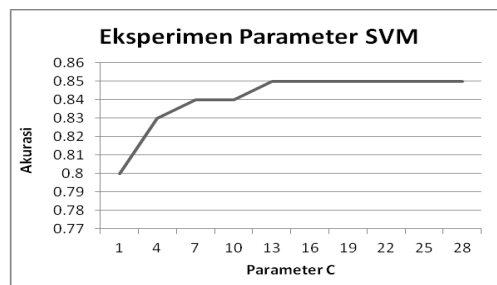
Hasil eksperimen tahap pertama yang bertujuan untuk menentukan parameter terbaik dari metode SVM yaitu parameter C. Sedangkan parameter LBP ditentukan langsung karena berdasarkan eksperimen yang sudah dilakukan nilai parameter LBP kurang memiliki pengaruh signifikan terhadap akurasi klasifikasi. Hasil eksperimen tahap pertama terdapat pada Tabel 1 berikut.

**Tabel 1. Hasil Eksperimen Tahap 1**

C	Akurasi	Toleransi (+/-)
1	0.80	0.13
4	0.83	0.09
7	0.84	0.08
10	0.84	0.08
13	0.85	0.08
16	0.85	0.07
19	0.85	0.07
<b>22</b>	<b>0.85</b>	<b>0.06</b>
25	0.85	0.06
28	0.85	0.06

Berdasarkan pada hasil eksperimen tersebut dapat dilihat bahwa hasil akurasi yang terbaik dari beberapa kombinasi parameter yang diujikan adalah parameter SVM C = 22 dengan akurasi 0.85 dan toleransi +/- 0.06, sedangkan nilai C yang lebih dari 22 tidak terdapat

peningkatan maupun penurunan akurasi sehingga parameter C = 22 yang dipilih sebagai parameter terbaik untuk eksperimen selanjutnya pada penelitian ini. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



**Gambar 5. Grafik Hasil Eksperimen Tahap 1**

Eksperimen selanjutnya bertujuan untuk mengukur akurasi dari metode deteksi buah pada pohon menggunakan data uji. Selain itu juga ditunjukkan jumlah buah yang dideteksi salah. Tabel 2 menunjukkan hasil dari eksperimen tahap kedua ini.  $N_{asli}$  adalah jumlah buah sebenarnya pada citra,  $N_{pred}$  adalah jumlah buah yang diprediksi,  $N_{salah}$  adalah jumlah buah yang diprediksi salah.

**Tabel 2. Hasil Eksperimen Tahap 2**

No. Citra	$N_{asli}$	$N_{pred}$	$N_{salah}$
1.	1	1	0
2.	6	4	0
3.	2	3	1
4.	3	4	1
5.	8	5	0
6.	6	3	2
7.	3	3	1
8.	4	3	0
9.	1	8	7
10.	3	2	0
11.	3	3	0
12.	1	1	0
13.	5	2	2
14.	6	4	0
15.	8	3	3
16.	6	4	1
17.	1	2	1
18.	5	3	0
19.	1	1	0
20.	7	2	0
<b>Total</b>	<b>80</b>	<b>61 (76%)</b>	<b>19 (24%)</b>

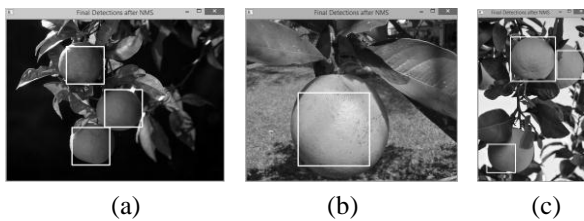
Berdasarkan pada hasil eksperimen tahap kedua ini dapat dilihat bahwa rata-rata akurasi dari metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan adalah 76%, dengan rata-rata kesalahan prediksi adalah 24%. Hasil akurasi ini cukup baik menurut peneliti karena dengan metode yang cukup sederhana tanpa menambahkan *preprocessing* maupun *postprocessing* hasil akurasi yang didapat sudah mencapai lebih dari 50% (prediksi secara acak). Akan tetapi dari hasil eksperimen didapat kesalahan prediksi lebih dari 10%, hal ini berarti metode yang diusulkan

memiliki tingkat presisi yang masih kurang baik dibandingkan dengan hasil yang didapat oleh penelitian [2] dan [3].

**Tabel 3.** Perbandingan Tingkat Kesalahan dengan Metode Lain

Metode	Tingkat Kesalahan
Cohen et al. [1]	6%
Mao et al. [2]	9.4%
Usulan Metode (SVM + LBP)	24%

Gambar 6 berikut menunjukkan beberapa contoh hasil prediksi yang memiliki hasil yang cukup baik.



**Gambar 6.** Hasil Prediksi Objek Buah Dengan Tingkat Kesalahan yang Rendah

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa citra dengan berbagai kondisi mampu dideteksi dengan baik, sebagai contoh Gambar 6(a) citra dengan kondisi pencahayaan yang ideal mampu dideteksi dengan baik begitu juga dengan Gambar 6(b) dimana citra buah memiliki pencahayaan dengan intensitas yang lebih tinggi juga masih mampu dideteksi dengan baik. Selain itu permasalahan oklusi juga mampu diatasi sebagai contoh pada Gambar 6(c) citra terdapat dua citra yang ditutupi oleh daun maupun ditutupi oleh buah yang lain juga masih dapat dideteksi.

Gambar 7 menunjukkan beberapa hasil prediksi yang memiliki tingkat kesalahan prediksi yang cukup tinggi



**Gambar 7.** Hasil Deteksi Objek Buah Dengan Tingkat Kesalahan yang Tinggi

Berdasarkan dari analisis yang dilakukan penyebab dari kesalahan prediksi objek buah adalah perbedaan tekstur antara latar dan buah kurang terlalu signifikan. Fitur tekstur sendiri merepresentasikan kekasaran permukaan atau pola-pola yang berulang pada citra. Sebagai contoh hasil prediksi pada Gambar 7(a) dapat dilihat bahwa tekstur dari area latar langit banyak yang dianggap sebagai objek hal ini disebabkan pada model prediksi tekstur dianggap sebagai permukaan dengan pola yang

halus dan cerah sedangkan background kebanyakan dianggap pola-pola yang agak kasar dan gelap seperti kumpulan daun, ranting, maupun rumput. Sebagai contoh prediksi yang bagus contohnya citra pada Gambar 6(a), dapat dilihat pada citra bahwa objek buah memiliki perbedaan yang signifikan daripada latarnya.

### 3. Kesimpulan

Pada makalah ini telah diusulkan suatu metode deteksi buah pada pohon dalam suatu citra digital. Metode yang diusulkan merupakan pengembangan dari metode pengenalan objek orang yang diusulkan oleh [dalam] yaitu dengan memanfaatkan ekstraksi fitur untuk mencirikan objek buah dan non-buah dalam penelitian ini fitur yang digunakan adalah fitur tekstur LBP dengan asumsi bahwa objek buah dan non-buah memiliki perbedaan tekstur yang signifikan. Selain itu digunakan juga metode SVM untuk membangun model prediksi dan *sliding windows* untuk melakukan deteksi pada setiap area citra untuk mendapatkan objek buah berdasarkan model prediksi yang telah dibangun SVM.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata akurasi dari metode deteksi buah pada pohon yang diusulkan adalah 76% dan menurut peneliti dapat dikatakan bahwa prediksi cukup akurat karena metode yang diusulkan cukup sederhana tanpa menambahkan *preprocessing* maupun *postprocessing*. Akan tetapi dari hasil eksperimen didapat kesalahan prediksi lebih dari 10% yaitu 24% hal ini berarti metode yang diusulkan memiliki tingkat presisi yang masih kurang baik. Sehingga dalam penelitian lebih lanjut metode yang diusulkan ini dapat dikembangkan lagi seperti penggunaan fitur objek citra yang lebih diskriminatif atau menggunakan ekstraksi fitur otomatis menggunakan metode CNN (*Convolutional Neural Network*). Selain itu juga metode *sliding windows* dapat dioptimalisasi lagi agar pencarian area objek pada citra dapat lebih cepat salah satunya menggunakan metode *selective search*. Pemilihan dataset pelatihan sebagai dasar pengetahuan dari deteksi objek buah pada pohon ini juga dapat dioptimalisasi agar antara data positif dan negatif dapat diklasifikasi dengan mudah oleh SVM.

### Daftar Pustaka

- [1] J. Zhao, J. Tow, J. Katupitiya, "On-tree Fruit Recognition Using Texture Properties and Color Data", in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2005.
- [2] W. Mao, B. Jia, X. Zhang, X. Hub, "Detection And Position Method of Apple Tree Image", in *IFIP Advances in Information and Communication Technology (IFIPAICT)*, Vol. 294, Springer, Boston, MA, 2008.
- [3] O. Cohen, R. Linker, A. Naor, "Estimation of the Number of Apples in Color Images Recorded in Orchards", in *IFIP Advances in Information and Communication Technology (IFIPAICT)*, Vol. 344, Springer, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [4] Qi Wang, S. Nuske, M. Bergerman, S. Singh, "Automated Crop Yield Estimation for Apple", in *13<sup>th</sup> ISER International Symposium on Experimental Robotics*, 2012.
- [5] T.T. Nguyen, K. Vandevoorde, E. Kayacan, "Apple Detection Algorithm for Robotic Harvesting Using a RGB-D Camera", in *International Conference of Agricultural Engineering*, Ref: C0229, July 6-10, 2014.

- [6] S. Bargoti and J. Underwood, "Image Segmentation for Fruit Detection and Yield Estimation in Apple Orchards", *arXiv:1610.08120v1 [cs.RO]*, October 25, 2016.
- [7] W.S. Qureshi, A. Payne, K.B. Walsh, R. Linker, O. Cohen, M.N. Dailey, "Machine Vision for Counting Fruit on Mango Tree Canopies", in *Precision Agric*, doi:10.1007/s11119-016-9458-5, 2016.
- [8] S. Bargoti, J. Underwood, "Deep Fruit Detection in Orchards", *arXiv:1610.03677v1 [cs.RO]*, October 12, 2016.
- [9] Z. Malik, S. Ziauddin, A.R. Shahid, A. Safi, "Detection and Counting of On-Tree Citrus Fruit for Crop Yield Estimation", in *IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Application*, Vol.7, No. 5, 2016.
- [10] N. Dalal and B Triggs, "Histogram of Oriented Gradients for Human Detection", in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '05)*.Vol. 1, pp.886-893, 2005.
- [11] T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa, "Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Pattern", *IEEE* Vol. 24, Ref:TPAMI 112278, 2002.
- [12] Felzenszwalb, F. Pedro, et al., "Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models", in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(9), pp.1627-1645, 2010.
- [13] J. Deng, K. Li, M. Do, H. Su, L. Fei-Fei, "ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database", in *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2009.

#### **Biodata Penulis**

**Julian Sahertian**, memperoleh gelar Sarjana Pendidikan (S.Pd), Jurusan Pendidikan Teknik Informatika Universitas Negeri Malang, lulus tahun 2012. Memperoleh gelar Magister Teknik (M.T) Program Pasca Sarjana Magister Informatika Institut Teknologi Bandung, lulus tahun 2016. Saat ini menjadi Dosen di Universitas Nusantara PGRI Kediri.

**Ardi Sanjaya**, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), STT Cahaya Surya Kediri, lulus tahun 2010. Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Program Pasca Sarjana Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, lulus tahun 2013. Saat ini menjadi Dosen di Universitas Nusantara PGRI Kediri.