

Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital

Pawit Rianto*¹, Agus Harjoko²

¹Jurusan Fisika, Universitas Papua, Provinsi Papua Barat, Indonesia

²Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

e-mail : *¹pawitrianto@gmail.com, ²aharjoko@gmail.com

Abstrak

Mengingat belum ada sebuah sistem berbasis Pengolahan Citra Digital yang dapat menentukan tingkat kematangan buah salak pondoh (*Salacca Zalacca Gaertner Voss.*) di pohon, oleh karena itu pada penelitian ini telah dicoba membangun sistem tersebut. Sistem dibangun dengan terdiri atas beberapa sub proses. Pertama, proses segmentasi, sistem akan melakukan pencarian piksel-piksel yang diduga sebagai piksel buah salak pondoh, dengan memanfaatkan fitur komponen warna r , g , b , dan $gray$ dari setiap piksel buah salak pondoh kemudian dihitung besar ketidak miripannya (*Euclidean Distance*) terhadap nilai data fitur \bar{r} , \bar{g} , \bar{b} , dan \overline{gray} pembanding. Jika nilai ketidak miripannya kurang dari nilai ambang dan juga didukung dengan piksel-piksel tetangga dari berbagai arah memiliki nilai ketidak miripan kurang dari nilai ambang maka piksel ditetapkan sebagai piksel objek, selain kondisi tersebut ditetapkan sebagai piksel background. Selanjutnya dilakukan perbaikan melalui tahap penghapusan noise dan pengisian piksel hingga di dapatkan citra biner segmentasi yang sempurna. Kedua, Klasifikasi, dengan mengetahui nilai mean R dan mean V dari seluruh piksel objek, maka tingkat kematangan buah salak pondoh dapat diketahui dengan menggunakan metode klasifikasi *backpropagation* atau *k-Nearest Neighbor*. Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa keberhasilan sistem ini sebesar 92% jika menggunakan algoritma klasifikasi *backpropagation* dan 93% dengan algoritma *k-Nearest Neighbor*.

Kata kunci— Buah salak pondoh, kematangan, Pengolahan citra, *Backpropagation*, *K-Nearest Neighbor*

Abstract

Remembering there is no a system based on Digital Image Processing to determine the degree of ripeness of Salak Pondoh (*Salacca zalacca Gaertner Voss.*) on tree, therefore this study has attempted to build such a system. System was built with consists of several sub-processes. First, the segmentation process, the system will perform a search of pixels alleged pixels salak pondoh, by utilizing the features of color components r , g , b , and $gray$ of each pixel salak pondoh then calculated large the dissimilarity (*Euclidean Distance*) against values of data features \bar{r} , \bar{g} , \bar{b} , and \overline{gray} comparison. If the value of dissimilarity less than the threshold value and is also supported by the neighboring pixels from different directions has a value of dissimilarity is less than a threshold value, the pixel is set as an object pixel, for the other condition set as background pixels. For the next, improvements through an elimination noise stage and filling in the pixels to get a perfect binary image segmentation. Second, classification, by knowing the mean value of R and V of the entire pixel object, then the level of ripeness salak pondoh can be determined by using the method of classification *backpropagation* or *k-Nearest Neighbor*. From the test results indicate that the success of the system by 92% when using a *backpropagation* classification algorithm and 93% with *k-Nearest Neighbor* algorithm.

Keywords— Salak pondoh fruit, Ripeness, Image Processing, *Backpropagation*, *K-Nearest Neighbor*

1. PENDAHULUAN

Beberapa aplikasi pengolahan citra digital pada dunia pertanian diantaranya seperti pendeteksian dan estimasi banyaknya hasil yang mungkin diperoleh pada saat panen [1], mengamati dan mendeteksi penyakit yang menjangkit pada bagian buah dan daun [2], pengklasifikasian varietas tumbuhan [3], sampai dengan pemanenan dengan robot yang mampu mendeteksi dan memilah buah yang siap panen secara otomatis [4]. Demikian luas aplikasi pengolahan citra digital pada dunia pertanian yang akan mengarahkan pada model pengelolaan lahan pertanian yang *smart farming* [5].

Pengujian aplikasi pengolahan citra digital oleh [1] untuk mendeteksi buah anggur yang masak di atas pohon dengan mengkolaborasikan algoritma *Radial Symmetry Transform* dan *k-Nearest Neighbors* memberikan kepastian benar sebesar 90,2 %. Dengan metode tersebut ternyata lebih memberikan kepastian terhadap analisis perkiraan hasil panen buah anggur yang akan dipetik daripada metode pendekatan interpolasi dari beberapa titik contoh yang diambil. Dari hasil penelitian tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa penggunaan pengolahan citra digital untuk menganalisis tingkat kematangan buah di atas pohon cukup akurat. Dengan demikian sangat dimungkinkan menggunakan metode pengolahan citra digital untuk menganalisis tingkat kematangan buah di atas pohon selain buah anggur.

Dengan memahami penjelasan di atas dan juga mengingat pentingnya pengembangan teknologi pertanian *Precision Viticulture* di Indonesia khususnya dalam pengelolaan perkebunan Salak Pondoh. Maka pada penelitian ini akan dicoba pengaplikasian pengolahan citra digital untuk melihat tingkat kematangan buah Salak Pondoh yang masih berada di pohon.

Dalam pengembangan sistem pengolahan citra untuk mendeteksi tingkat kematangan buah Salak Pondoh yang masih berada di pohonnya tentu memiliki banyak persoalan sebagai tantangan yang harus diselesaikan. Beberapa persoalan yang mungkin akan dihadapi diantaranya adalah kurangnya pencahayaan akibat rindangnya tangkai pohon Salak Pondoh yang saling berdekatan dalam area kebun yang luas sehingga cahaya matahari langsung sulit menembus perlataran perkebunan Salak Pondoh dan juga pemilihan metode serta fitur yang tepat dalam proses pendeteksian kematangan buah Salak Pondoh.

2. METODE PENELITIAN

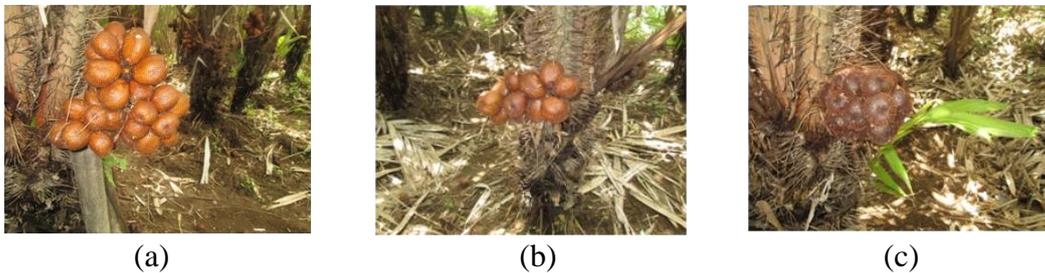
2.1 Salak Pondoh

Dalam [6], Verheij dan Coronel menjelaskan bawah Salak pondoh (*Salacca zalacca Gaertner Voss.*) termasuk *family palmae* berduri dan bertunas banyak, tumbuh menjadi rumpun yang rapat. Tinggi tanaman mencapai 1,5 – 5 m, batang pokoknya berbentuk stolon di dalam tanah, berbentuk silindris dengan diameter 10 – 15 cm. Kelebihan salak pondoh dibandingkan salak lain yaitu rasa buahnya yang manis meskipun belum matang, memiliki kandungan air yang cukup, berbuah sepanjang tahun, masa simpan buah lebih dari 20 hari, bila dimakan dalam jumlah banyak tidak menimbulkan rasa tidak enak di perut, dan harga jual relatif lebih tinggi.

Jumlah buah salak pondoh per tandan relatif banyak dan letaknya berhimpitan. Kondisi ini menyebabkan pertumbuhan kurang optimal, sehingga untuk mengatasinya para petani melakukan penjarangan buah. Penjarangan buah adalah mengurangi jumlah buah dalam setiap tandan dengan tujuan buah dapat berkembang secara optimal sehingga diperoleh ukuran buah yang lebih besar serta seragam dan harga jual lebih tinggi. Rata-rata jumlah buah di lokasi penelitian yang tidak dijarangkan berkisar 20-30 buah per tandan. Buah salak yang dijarangkan disisakan sebanyak 12-15 buah dalam satu tandan. Meskipun jumlahnya berbeda, bobot buah dalam satu tandan yang dijarangkan dan yang tidak dijarangkan berkisar 1-1.5 kg [7].

Salah satu salak pondoh yang dibudidayakan di Kabupaten Sleman adalah salak pondoh kuning, yang mana buahnya berbentuk bulat oval runcing disalah satu ujungnya, berwarna coklat saat masih mentah, coklat sedikit kekuningan saat kematangan sedang dan berangsur

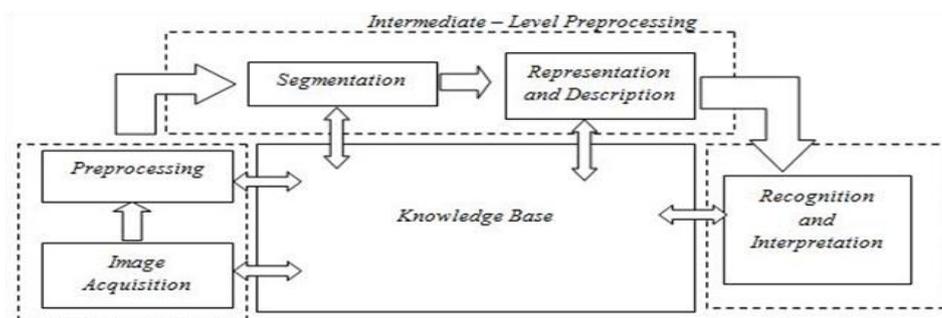
menjadi coklat dengan dominan kuning cerah ketika sudah masak, ukurannya besar, tiap kilogram berisi 10-15 butir buah, kulit buah berwarna coklat kekuning-kuningan, daging buahnya berwarna putih krem, rasa manis dan beraroma buah apel [6]. Untuk memperjelas penjelasan dapat dilihat citra pohon salah pondoh pada Gambar 1.



Gambar 1 Contoh citra pohon salak pondoh yang berbuah dengan kematangan buahnya masing-masing (a).Matang, (b).Sedang, dan (c).Mentah

2.2 Pengolahan Citra Digital

Citra merupakan gambar pada bidang dwimatra atau fungsi menerus dari intensitas cahaya pada bidang dwimatra. Citra merupakan bentuk informasi visual sehingga banyak informasi yang dapat digali dari sebuah citra. Proses atau langkah-langkah yang digunakan untuk menggali informasi citra tersebut hingga menghasilkan output yang dapat digunakan dalam kepentingan tertentu disebut sebagai pengolahan citra digital. Jadi secara umum pengolahan citra digital merupakan langkah-langkah teknik dalam mengestimasi ciri-ciri objek di dalam citra, pengukuran ciri yang berkaitan dengan geometri objek dan menginterpretasi geometri tersebut [8]. Gambar 2 menyajikan diagram langkah-langkah pokok dalam citra digital.



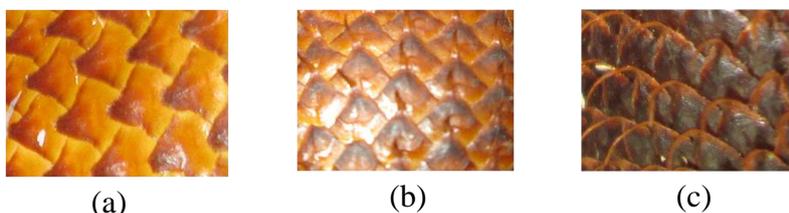
Gambar 2 Langkah-langkah pokok pengolahan citra digital [9]

Langkah dalam pengolahan citra digital diawali dari proses penangkapan atau pengambilan citra (*image acquisition*) menggunakan sensor berupa kamera, alat pemindai, dll. Kemudian dilanjutkan dengan proses persiapan (*preprocessing*) seperti proses perubahan ukuran (*image resizing*) atau perbaikan kualitas (*image enhancement*) sebelum akhirnya digunakan dalam tujuan tertentu. Langkah lebih lanjut yang dilakukan adalah membagi citra kedalam bagian-bagian penyusunnya (*segmentation*). Proses ini dilakukan untuk memisahkan objek yang diinginkan terpisah dari objek-objek lainnya. Karena hasil dari proses segmentasi adalah batas-batas antara objek yang akan diamati lebih lanjut dengan objek-objek lainnya, maka perlu dilakukan pengamatan lebih lanjut (*representation* dan *description*) untuk menunjukkan bahwa wilayah di dalam batas adalah benar objek yang diamati. Tahap terakhir dari pengolahan citra adalah pengenalan dan interpretasi (*recognition* dan *interpretation*). Pengenalan adalah proses untuk memberikan label ke suatu objek berdasarkan informasi yang disediakan oleh deskriptornya sedangkan interpretasi mencakup pemberian arti ke suatu rangkaian objek yang dikenali. Namun demikian ada hal yang tidak kalah pentingnya agar sistem pengolahan citra dapat berkerja dibutuhkan basis pengetahuan (*knowledge base*) tentang domain permasalahan yang akan diselesaikan.

2.3 Model Warna dan Fitur Warna

Dalam penerapan di dunia komputer warna dibentuk pada layar antar muka dengan menggunakan pemodelan tertentu, seperti pemodelan RGB yang banyak digunakan pada dunia komputer sebagaimana pada metode pembentukan warna pada layar monitor. Model warna RGB termasuk kedalam model warna aditif dimana suatu warna dibentuk dengan mengkombinasikan energi cahaya dari ketiga warna pokok yaitu Merah (R), Hijau (G), dan Biru (B). Tingkat intensitas yang berbeda-beda pada masing-masing komponen warna pokok yang digabungkan berpengaruh pada jenis warna yang akan dihasilkan. Gradasi intensitas warna pada layar komputer saat ini terdapat 256 gradasi (0-255) untuk masing-masing komponen RGB. Selain model warna RGB model warna HSV juga umum digunakan pada pengolahan citra digital. Model warna HSV adalah model warna yang direpresentasikan kedalam 3 komponen warna yaitu corak (*Hue / H*), Saturasi (S), dan Nilai (*Value / V*). Model warna HSV merupakan sistem model non linear yang mendekati persepsi warna penglihatan manusia [10].

Fitur merupakan suatu tanda yang khas, yang membedakan antara satu objek dengan objek lainnya atau satu kategori dengan kategori lainnya. Pada citra juga terdapat fitur yang diambil pola warnanya yang dapat digunakan untuk membedakan atau menyamakan antara satu citra dengan citra lainnya [11]. Beberapa fitur warna dapat diambil dari nilai karakter statistik dari sekelompok nilai komponen warna model RGB atau nilai komponen warna model HSV suatu citra, seperti mengambil nilai *mean* dari komponen Merah, Hijau, Biru, Corak (*Hue*), Saturasi, Nilai (*Value*), dan Abu-abu. Pada penelitian ini fitur yang digunakan pada proses segmentasi adalah mean R, mean G, dan mean B, dan mean Gray. Sedangkan ketika proses klasifikasi (penentuan kematangan) menggunakan fitur mean R dan mean V. Nilai-nilai fitur tersebut diambil dari citra hasil *cropping* yang berisi piksel-piksel buah salak pondoh. Contoh citra hasil *cropping* yang diekstrak nilai-nilai fiturnya dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Contoh citra hasil *cropping* dengan masing-masing tingkat kematangannya (a). Matang, (b). Sedang, dan (c). Mentah

2.4 Segmentasi

Segmentasi merupakan suatu proses yang digunakan untuk mengelompokkan citra sesuai dengan objek citranya atau teknik untuk membagi suatu citra menjadi beberapa daerah (*region*), dimana setiap daerah memiliki kemiripan atribut [11]. Secara umum proses segmentasi dapat dilakukan dengan 2 pendekatan metode yaitu berbasis pada warna atau berbasis pada tekstur. Pada penelitian ini segmentasi dilakukan dengan menggunakan pendekatan warna, dimana sistem terlebih dahulu diberikan *knowledge base* (basis pengetahuan) berupa nilai-nilai hasil ekstraksi fitur komponen r, g, b dan gray, kemudian setiap piksel citra yang akan disegmentasi dibandingkan nilai komponen r, g, b dan *gray*-nya terhadap tiap data fitur yang ada di dalam basis pengetahuan dengan cara menghitung jarak euclidean-nya. Apa bila jarak euclidean lebih besar nilai *threshold* (T) maka ditetapkan sebagai *background*. Namun apa bila jarak euclidean-nya kurang dari T maka pengecekan jarak euclidean dilakukan juga pada tetangga pada arah atas, bawah, kanan, kiri, diagonal kanan atas, diagonal kanan bawah, diagonal kiri atas, dan diagonal kiri bawah pada blok $k \times k$ dengan terlebih dahulu dilakukan perhitungan nilai rata-rata dari tiap komponen warna r, g, b, dan *gray*-nya. Jika salah satu dari jarak euclidean tetangga saja ada yang kurang dari nilai T dan juga berlaku kondisi yang sama untuk semua data pembanding yang ada pada basis pengetahuan maka ditetapkan sebagai objek dan jika sebaliknya ditetapkan sebagai *background*.

2.5 Penghapusan noise

Penghapusan *noise* adalah proses untuk mengubah piksel-piksel *background* yang salah terdeteksi sebagai objek pada saat proses segmentasi. Penghapusan *noise* dilakukan dalam 2 tahapan, yaitu: Penghapusan *noise* 1, karena pada penelitian ini telah ditetapkan (dibatasi) bahwa hanya ada 1 tandan buah salak pondoh dalam citra uji yang akan dicek kematangannya. Sehingga tidak mungkin terjadi kelompok piksel objek lebih dari 1. Oleh karena itu dengan mengetahui jumlah piksel objek dan juga luas wilayah yang diduduki (L). Maka diperoleh kepadatan (K) dari wilayah objek, dengan menetapkan nilai ambang K maka dapat disimpulkan apakah harus dilakukan penghapusan pada piksel-piksel yang jauh dari titik pusat piksel-piksel objek atau tidak. Jika ternyata kepadatan kurang dari nilai ambang maka harus dilakukan proses penghapusan dengan pertama kali mencari posisi titik tengah piksel-piksel objek, caranya adalah dengan mencari nilai rata-rata koordinat sumbu-x dan koordinat sumbu-y dari seluruh piksel objek. Proses penghapusan ini terus dilakukan sampai dengan terpenuhi ambang kepadatan minimal yang ditetapkan. Penghapusan *noise* 2, dimana pada tahap ini tiap piksel objek dicek kembali dihitung kepadatan tetangga piksel-piksel objek yang ada di dalam blok $m \times m$ dengan titik pusat adalah piksel objek yang dicek. Jika hasil bagi jumlah piksel objek per luas wilayah yang menunjukkan kepadatan lebih dari nilai *threshold* maka tetap ditetapkan sebagai objek jika kurang maka ditetapkan sebagai *background*.

2.6 Pengisian piksel

Pengisian piksel adalah tahapan proses yang berfungsi untuk mengubah piksel-piksel objek yang salah deteksi dianggap sebagai piksel *background*, sehingga pada proses pengisian piksel ini piksel-piksel tersebut akan diubah menjadi piksel objek. Proses pengisian piksel terbagi atas 2 tahapan yaitu : Pengisian piksel 1, tiap piksel *background* akan dicek apakah memiliki tetangga piksel objek pada arah atas, bawah, kanan, dan kiri, jika masing-masing terdapat tetangga piksel objek maka ditetapkan piksel *background* tersebut menjadi piksel objek, namun jika sebaliknya tetap ditetapkan sebagai piksel *background*. Pengisian piksel 2, pengecekan akan dilakukan pada arah horisontal kemudian pada arah vertikal. Pada saat pengecekan arah horisontal jika ditemukan ada piksel *background* diantara piksel objek pada arah horisontal maka ubah piksel tersebut menjadi piksel objek. pada saat pengecekan arah vertikal jika ditemukan ada piksel *background* diantara piksel objek pada arah vertikal maka ubah piksel tersebut menjadi piksel objek. Kemudian setelah proses pengecekan arah horisontal dan vertikal selesai dilakukan dilakukan tahap penggabungan, dengan melihat apakah hasil pengecekan horisontal dan vertikal sama untuk setiap piksel objek (memberikan hasil piksel objek), jika sama maka ditetapkan piksel tersebut sebagai piksel objek, jika tidak maka ditetapkan sebagai *background*.

2.7 Klasifikasi

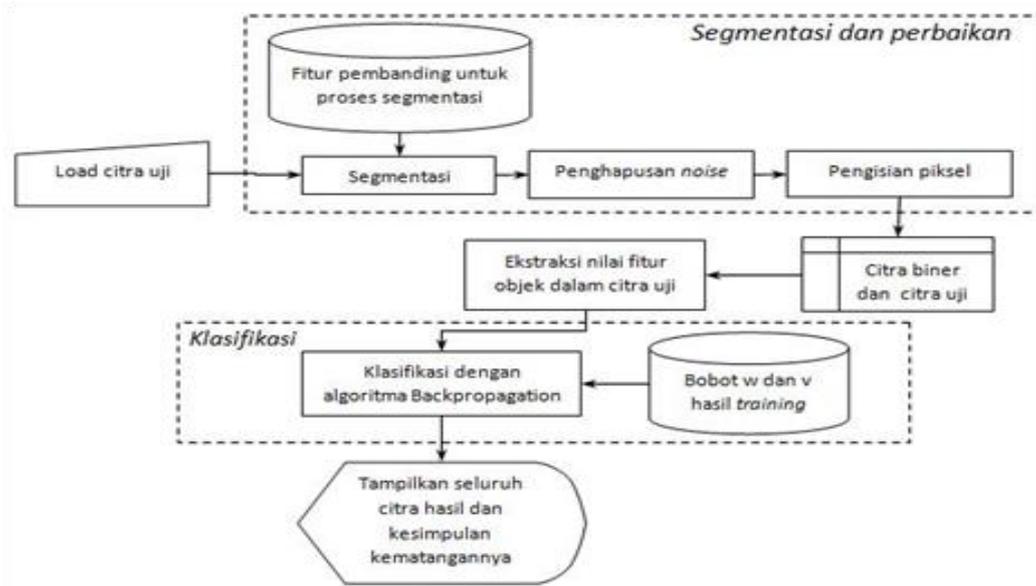
2.7.1 Klasifikasi Backpropagation

Ada beberapa tahapan pada proses klasifikasi menggunakan backpropagation. Dimulai dari tiap fitur objek diletakkan dalam neuron *input layer* pada indeks 1 hingga 2 (*mean R* dan *mean V*), kemudian dilakukan proses aktivasi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* untuk setiap neuron *hidden layer* dan dilanjutkan menghitung nilai aktivasi pada setiap neuron di *output layer*. Hasil perhitungan di tiap neuron *output layer* dilakukan proses *thresholding*, jika nilainya lebih besar atau sama dengan 0.5 maka nilainya adalah 1 sedangkan jika nilainya kurang dari 0.5 maka nilainya ditetapkan 0. Karena pada *output layer* hanya terdapat 2 neuron maka beberapa kemungkinan keluaran [*out1*, *out2*] yang dihasilkan adalah [0,0] = matang, [1,0] = sedang, [0,1] = mentah, dan selain itu dianggap diluar jangkauan sistem. *Flowchart* proses klasifikasi menggunakan Backpropagation dapat dilihat pada Gambar 4.

2.7.2 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

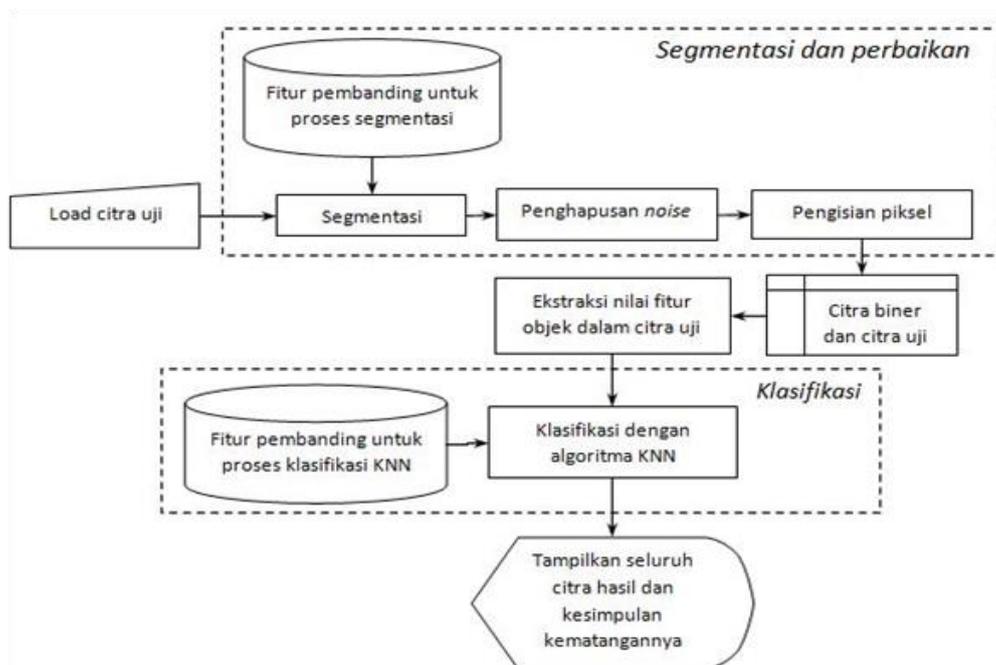
Secara garis besar proses klasifikasi menggunakan k-Nearest Neighbor dilakukan sebagai berikut : Pertama-tama hitung jarak euclidean antara fitur objek dengan satu per satu data fitur

pembandingan. Kemudian diurutkan dimulai dari jarak terkecil hingga terbesar dan diambil 2 data



Gambar 4 *Flowchart* proses dalam sistem penentuan kematangan dengan menggunakan Backpropagation

yang memiliki jarak terdekat (nilai terkecil). Selanjutnya dilakukan pengecekan dari 2 data tersebut berapa jumlah *voting* untuk tiap-tiap kategori (matang, sedang, dan mentah). Kategori yang memiliki hasil *voting* terbesar dijadikan hasil kesimpulan kematangan buah salak pondoh, jika terdapat 2 kategori yang memiliki nilai sama maka dianggap diluar kemampuan sistem. Proses klasifikasi ini menggunakan 2 fitur sebagai pembeda dan 15 data pembandingan. Flowchart proses klasifikasi dengan menggunakan K-Nearest Neighbor dapat dilihat pada Gambar 5.

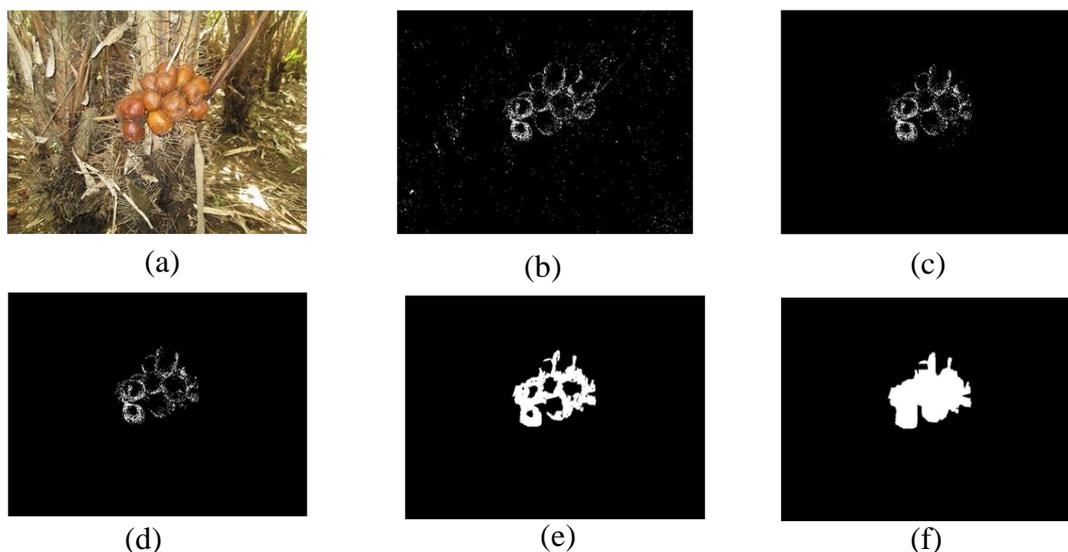


Gambar 5 *Flowchart* proses dalam sistem penentuan kematangan dengan menggunakan K-Nearest Neighbor

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Segmentasi

Gambar 6 adalah contoh hasil segmentasi dengan berbagai hasil proses perbaikannya. Gambar 10a menunjukkan citra yang akan disegmentasi kedalam 2 wilayah bagian, yaitu wilayah objek (buah salak pondoh) dan wilayah *background* (selain buah salak pondoh). Proses segmentasi dilakukan dengan membandingkan nilai fitur *mean r*, *mean g*, *mean b*, dan *mean gray* tiap piksel yang ada di dalam citra dan juga tetangga pikselnya terhadap data fitur



Gambar .6 Segmentasi dan perbaikan dengan masing-masing citra adalah (a). Citra uji (original), (b). Citra hasil segmentasi, (c) & (d) Citra hasil penghapusan *noise* 1&2, dan (e) &(f) Citra hasil pengisian 1& 2

pembandingan yang diperoleh sebelumnya. Hasil segmentasi dari citra Gambar 6a berbentuk citra biner dapat dilihat pada Gambar 6b. Jika diamati bahwa citra biner tersebut masih terdapat piksel-piksel yang salah deteksi, dimana tiap piksel objek tersebut ternyata ada yang dinyatakan sebagai piksel *background*, sehingga harus dilakukan proses penghapusan *noise* 1 & 2, citra hasil penghapusan *noise* 1& 2 dapat dilihat pada Gambar 6c dan 6d. Dari hasil penghapusan *noise* 1 & 2 ternyata juga masih ditemui kesalahan deteksi piksel-piksel objek yang dinyatakan sebagai piksel *background*, hal ini nampak pada hasil penghapusan *noise* 2 piksel-piksel objek tidak terlihat rapat atau dengan kata lain masih ada piksel-piksel *background* sebagai *noise* diantara piksel-piksel objek. Oleh karena itu harus dilakukan proses perubahan piksel *background* yang salah deteksi tersebut menjadi piksel objek, yang pada penelitian ini disebut dengan istilah proses pengisian piksel. Gambar 6e dan 6f adalah contoh hasil pengisian piksel 1&2. Dengan demikian dihasilkan citra biner segmentasi yang benar-benar menunjukkan posisi objek di dalam citra uji.

Serangkaian proses segmentasi tersebut menggunakan nilai parameter ambang dan jangkauan tetangga yang dipilih sedemikian rupa sehingga memberikan hasil yang terbaik. Dalam hal ini nilai terbaik untuk nilai ambang sebesar 123,1 dan nilai jangkauan tetangganya 20. Nilai ini berlaku tetap untuk semua data uji yang dicoba.

Nilai parameter ambang kepadatan yang digunakan pada proses penghapusan *noise* 1 dipilih nilai antara 1% sampai dengan 13%. Pemilihan ini dilakukan karena kondisi citra yang berbeda-beda sehingga membutuhkan nilai ambang yang dinamis. Seperti nilai 9% - 13% memberikan hasil baik ketika digunakan untuk proses penghapusan *noise* 1 pada hasil

segmentasi citra uji matang dan sedang, akan tetapi ternyata tidak dapat berjalan mulus dan memberikan hasil yang sama baik ketika digunakan untuk menghapus *noise* dari citra hasil segmentasi citra uji mentah. Hal ini terjadi karena kepadatan disekitar piksel-piksel objek yang terdeteksi disekitar area objek yang sebenarnya lebih rendah. Akan tetapi ketika nilai parameter ambang kepadatan diturunkan menjadi 2% - 4% hasil penghapusan *noise* 1 pada citra hasil segmentasi dari citra uji mentah memberikan hasil yang baik atau bahkan pada citra tertentu harus turun hingga 1% untuk memberikan hasil terbaik, namun demikian ketika nilai ambang kepadatan diubah akan ada konsekwensi balik yang artinya tidak memberikan hasil baik ketika digunakan untuk menguji objek pada citra uji dengan kematangan matang dan sedang.

Sedangkan untuk penghapusan *noise* 2 nilai parameter ambang kepadatan yang diambil 12% dengan jangkauan tetangga sejauh 6 piksel (baik arah kanan,kiri, atas, dan bawah). Dari hasil pengujian penghapusan *noise* 2 memberikan hasil yang cukup baik untuk semua kondisi kematangan citra uji.

Kemudian untuk jumlah jangkauan tetangga yang diambil pada saat dilakukan proses pengisian 1 adalah 4 dan bersifat statis, tidak ada perubahan untuk semua citra uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa baik proses pengisian 1 mau pun 2 dapat berjalan cukup baik untuk semua citra uji yang dimasukkan, sesuai dengan rancangan yang direncanakan.

3.2 Hasil Klasifikasi

Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan 2 pilihan metode, yaitu menggunakan algoritma klasifikasi backpropagation dengan mengambil hasil *training*-nya atau menggunakan algoritma k-Nearest Neighbor. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 60 citra uji dari kamera Canon PowerShoot A810 (kamera yang digunakan untuk mengambil citra pembanding) selanjutnya disebut sebagai kamera 1 dan 30 citra uji dari kamera Canon EOS 1100d (kamera 2).

Pengujian dilakukan secara manual dari satu citra ke citra lainnya hingga semua citra uji selesai dilakukan pengecekan. Pada tahap awal sistem akan diuji dengan 60 citra uji dari kamera 1 kemudian dilanjutkan dengan 30 citra uji dari kamera 2. Tahapan ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem mampu memberikan hasil yang baik ketika digunakan untuk mengecek citra uji dari kamera yang sama dengan kamera yang digunakan untuk mengambil citra pembanding. Lalu bagaimana juga kemampuannya jika digunakan citra uji dari kamera yang berbeda.

3.2.1 Hasil klasifikasi dengan backpropagation

Tabel 1 merupakan hasil uji 60 citra pertama (pengambilan kamera 1) yang menunjukkan bahwa 20 citra matang semuanya dapat terdeteksi dengan baik, namun tidak demikian ketika

Tabel 1 Hasil pengujian klasifikasi backpropagation dengan menggunakan citra uji yang diambil menggunakan kamera 1

No.	Kategori	Jumlah	Hasil				Benar	% Benar
			Matang	Sedang	Mentah	Diluar jangkauan		
1	Matang	20	20				20	100%
2	Sedang	20		17	2	1	17	85%
3	Mentah	20			18	2	18	90%
% benar rata-rata								92 %

sistem diberi masukan citra uji 20 citra sedang dan 20 citra mentah, untuk citra sedang ternyata ada 2 citra yang dianggap sebagai citra mentah dan 1 tidak teridentifikasi (diluar jangkauan sistem), kemudian untuk masukan citra mentah memberikan keluaran 2 citra tidak dapat teridentifikasi. Sehingga untuk masing-masing kategori memberikan keluaran benar sangat bervariasi yaitu kategori matang sebanyak 20 citra (100%) , kategori sedang 17 citra (85%), kemudian untuk kategori mentah 18 citra (90%). Dengan menghitung besarnya simpangannya

maka dapat disimpulkan bahwa keakurasian kerja sistem yang menggunakan algoritma backpropagation sebagai algoritma klasifikasi sebesar $(92 \pm 8)\%$.

Selanjutnya sistem diuji dengan 30 citra berikutnya yang diambil dengan menggunakan kamera 2. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 2. Pada Tabel 2 diketahui bahwa 10 citra kategori matang kesimpulan hasil ujinya tersebar kedalam 3 kategori yaitu 4 citra kedalam kategori matang, 3 citra kedalam kategori sedang, dan 3 citra terklasifikasi sebagai citra mentah, sehingga hanya 4 citra yang terklasifikasi secara benar atau 40 % dari seluruh citra kategori matang yang diuji. Kemudian ketika 10 citra kategori sedang digunakan sebagai citra uji memberikan hasil klasifikasi benar hanya untuk 3 citra selebihnya 7 citra terklasifikasi secara

Tabel 2 Hasil pengujian klasifikasi backpropagation dengan menggunakan citra uji yang diambil menggunakan kamera 2

No.	Kategori	Jumlah	Hasil				Benar	% Benar
			Matang	Sedang	Mentah	Diluar jangkauan		
1	Matang	10	4	3	3	4	40%	
2	Sedang	10		3	7	3	30%	
3	Mentah	10		2	8	8	80%	
% benar rata - rata							50%	

tidak benar sebagai citra mentah. Dengan demikian untuk masukkan citra sedang hanya memberikan persentase benar hanya 30 %. Terakhir sistem diuji dengan menggunakan 10 citra mentah, pada pengujian ini hasil yang didapatkan cukup memuaskan karena 8 citra terklasifikasi secara benar sebagai citra mentah, walau pun ada 2 hasil pengujian yang terklasifikasi secara salah sebagai citra sedang. Dengan menghitung besarnya simpangan dari hasil pengujian maka dapat disimpulkan bahwa keakurasian sistem yang menggunakan algoritma backpropagation sebagai algoritma klasifikasi kemudian data citra uji diambil dengan kamera yang berbeda dengan kamera yang digunakan untuk mengambil data *training* hanya sebesar $(50 \pm 26)\%$ yang artinya pada kasus ini sistem tidak dapat memberikan keluaran yang baik.

3.2.2 Hasil klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor

Hasil pengujian klasifikasi menggunakan k-Nearest Neighbor dengan menggunakan 60 citra pertama (pengambilan kamera 1) memberikan keluaran sebagaimana dapat disajikan pada Tabel 3. Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa 20 citra kategori matang seluruhnya

Tabel 3 Hasil pengujian k-Nearest Neighbor dengan menggunakan citra uji yang diambil menggunakan kamera 1

No.	Kategori	Jumlah	Hasil				Benar	% Benar
			Matang	Sedang	Mentah	Diluar jangkauan		
1.	Matang	20	20			20	100%	
2.	Sedang	20	1	16	3	16	80%	
3.	Mentah	20			20	20	100%	
% benar rata-rata							93%	

terklasifikasi secara benar atau 100 % dari 20 citra uji memberikan hasil kesimpulan tepat. Kemudian ketika sistem diberikan masukan citra kategori sedang ternyata dari 20 citra hanya 16 citra yang terklasifikasi secara benar, selebihnya 1 terklasifikasi sebagai citra kategori matang dan 3 citra terklasifikasi sebagai citra kategori mentah. Sehingga pada citra uji kategori sedang hanya memberikan keluaran benar 80%. Selanjutnya pada pengujian menggunakan citra kategori mentah ternyata dari 20 citra seluruhnya dapat terklasifikasi secara benar, yang artinya 100% dari 20 citra tersebut memberikan keluaran mentah. Dengan demikian dari penjelasan tersebut dapat disimpulkan bahwa persentase benar secara rata-rata pada kasus data citra yang diambil dengan menggunakan kamera 1 dan algoritma klasifikasi yang digunakan k-Nearest

Neighbor sebesar 93%, dengan menghitung simpangannya makadapat dituliskan bahwa besarnya benar rata-rata dengan simpangan ketepatan penyimpulannya sebagai $(93 \pm 5,8)\%$.

Selanjutnya sistem yang menggunakan algoritma klasifikasi k-Nearest Neighbor diuji dengan menggunakan data citra yang diambil dengan menggunakan kamera 2. Dari hasil pengujian yang disajikan pada Tabel 4 diketahui bahwa untuk 10 citra kategori matang memberikan hasil keluaran benar 4 dan selebihnya tersebar kedalam ketegori sedang sebanyak 3 citra dan kategori mentah sebanyak 3 citra, sehingga persentase benar untuk 10 citra uji kategori matang tersebut hanya sebesar 40%. Setelah itu sistem diuji lagi dengan menggunakan 10 citra kategori sedang ternyata memberikan hasil yang sama kurang baik dimana hanya 3 citra yang terklasifikasi dengan benar sebagai citra ketegori sedang dan 7 citra terklasifikasi secara salah sebagai citra kategori mentah. Dengan demikian hanya 30 % dari 10 citra kategori sedang yang terklasifikasi secara benar.

Tabel 4 Hasil pengujian k-Nearest Neighbor dengan menggunakan citra uji yang diambil menggunakan kamera 2

No.	Kategori	Jumlah	Hasil				Benar	% Benar
			Matang	Sedang	Mentah	Diluar jangkauan		
1.	Matang	10	4	3	3	4	40%	
2.	Sedang	10		3	7	3	30%	
3.	Mentah	10		2	8	8	80%	
% benar rata-rata							50%	

Pada bagian pengujian yang terakhir digunakan 10 citra ketegori mentah. Hasil yang didapatkan ternyata jauh lebih baik daripada hasil-hasil pengujian citra kategori matang mau pun sedang, pada pengujian ini dari 10 citra ada 8 citra yang terklasifikasi secara benar sebagai citra kategori mentah, sedangkan 2 citra terklasifikasi sebagai citra kategori sedang, dengan demikian untuk pengujian dengan menggunakan citra kategori mentah memberikan persentase benar sebesar 80%.

Dari penjelasan diatas dapat disimpulkan bahwa secara rata-rata hasil kesimpulan benar yang dapat dilakukan sistem hanya mencapai 50%, dengan menghitung besar simpangannya maka akurasi yang dapat dicapai oleh sistem dalam melakukan klasifikasi terhadap citra uji yang diambil dengan menggunakan kamera yang berbeda dengan yang digunakan untuk mengambil data pembanding hanya sebesar $(50 \pm 26)\%$.

4. KESIMPULAN

Dari proses penelitian dan hasil pelatihan serta pengujian terhadap sistem dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil klasifikasi dengan menggunakan hasil *training* backpropagation memberikan hasil 92 % untuk data citra yang diambil dengan menggunakan kamera yang sama dengan untuk mengambil data traning (Canon PowerShot A810). Sedangkan jika pengujian menggunakan data citra yang diambil menggunakan kamera yang berbeda dengan yang digunakan untuk mengambil data training (Canon EOS 1100D) ternyata hanya memberikan keberhasilan 50%.
2. Hasil klasifikasi dengan menggunakan k-Nearest Neighbor ketika diuji menggunakan data citra yang diambil dengan kamera yang sama dengan ketika mengambil data pembanding (Canon PowerShot A810) memberikan hasil benar sebesar 93% yang artinya lebih baik 1% dibanding hasil benar yang capai oleh algoritma backpropagation. Kemudian ketika data citra uji yang digunakan adalah citra yang diambil menggunakan kamera yang berbeda (Canon EOS 1100D) ternyata memberikan hasil benar hanya

50%, hasil ini sama dengan hasil uji ketika menggunakan hasil *training* backpropagation.

5. SARAN

Berikut ini adalah beberapa saran yang mungkin dapat dilakukan jika akan melakukan penelitian lanjutan :

1. Pada penelitian ini dibatasi dompolan buah salak pondoh yang diamati hanya satu, mungkin pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan untuk beberapa dompolan buah yang diamati.
2. Kriteria buah salak pondoh yang diambil pada penelitian ini hanya ada 3 yaitu matang, sedang, dan mentah, sedangkan kriteria buah busuk atau cacat tertentu tidak termasuk dalam kriteria yang diamati. Pada penelitian berikutnya dapat dicoba untuk menambahkan kriteria buah busuk atau kriteria-kriteria lainnya yang bisa lebih menggambarkan kriteria buah yang sebenarnya sehingga bisa menjangkau semua kemungkinan keadaan buah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nuske,S., Achar,S., Bates,T., Narasimhan,S., dan Sigh, S., 2011,*Yield Estimation in Vineyards by Visual Grape Detection*,IEEE,RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems,2352-2358.
- [2] Meunkaewjinda, A., Kumsawat, P., Attakitmongcol, L., dan Srikaew, A., 2008, *Grape Leaf Disease Detection from Color Imagery Using Hybrid Intelligent System*, IEEE, 5th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, 1, 513-516.
- [3] Syaban, K., dan Harjoko, A., 2016, Klasifikasi Varietas Cabai Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan Backpropagation Neural Network. IJCCS , Vol.10, No.2, Hal.161-172.
- [4] Edan, Y., 1995, *Design of an Autonomous Agricultural Robot*, Springer, *Applied Intelligence*, 5,41-50.
- [5] Jhuria, M., Kumar, A., dan Borse, R., 2013, *Image Processing for Smart Farming : Detection of Disease and Fruit Grading*, IEEE, *Second International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, 521-526.
- [6] Sari,O.K.,2008,Studi Budidaya dan Penanganan Pasca Panen Salak Pondoh (*Salacca zalacca Gaertner Voss.*) di Wilayah Kabupaten Sleman, Skripsi Fakultas Pertanian Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- [7] Gunawan,M., 2011,Analisis Investasi Usaha Tani Salak Pondoh di Desa Dawuhan Kecamatan Madukara Kabupaten Banjarnegara, Skripsi Jurusan Pertanian Universitas Pembangunan Nasional Veteran, Yogyakarta.
- [8] Ahmad,U.,2005,Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya (Edisi Pertama), Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [9] Gonzalez. R., dan Woods. R.E., 2008, *Digital Image Processing, Third Edition*, Eurson Education, Prentice-Hall, Inc.
- [10] Feng,L.,Xioyu,L., dan Yi,C., 2014, *An Efficient Detection Method for Rare Colored Capsule Based on RGB and HSV color Space*, *Proceedings IEEE International*

- Conference on Granular Computing*, hal.175-178.
- [11] Sumariyani,L., 2015, Identifikasi Varietas Beras Berdasarkan Citra Digital Menggunakan *Image Processing* dan *Neural Network*, Tesis Jurusan Ilmu Komputer dan Elektronika Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.