

## METODE KLASIFIKASI MUTU JAMBU BIJI MENGGUNAKAN KNN BERDASARKAN FITUR WARNA DAN TEKSTUR

*Taftyani Yusuf Prahudaya dan Agus Harjoko*

Program Studi Elektronika dan Instrumentasi; Jurusan Ilmu Komputer dan Elektronika,  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada  
Email: taftyani@gmail.com dan aharjoko@ugm.ac.id

### ABSTRACT

*Guava (Psidium guajava L.) is a fruit that has many health benefits. Guava also has commercial value in Indonesia and has a large market share. This indicates that the commodity of guava has been consumed by society extensively. This time the sorting process is still done manually which still has many shortcomings. This classification gives the classification results are less accurate and inconsistent due to the carelessness of humans. Grading process in the marketing sector is essential. Improper grading potentially detrimental to farmers because all the fruit quality were priced the same. Therefore, we need a consistent classification system. The system uses image processing to extract the color and texture features of guava. As a quality classification KNN method (K-Nearest Neighbor) is used. This system will classify guava into four quality classes, namely the super class, class A, class B, and external quality. KNN designed with input 7 features extraction which is the average value of RGB (Red, Green, and Blue), total defect area, and the GLCM value (entropy, homogeneity, and contrast) with the 4 outputs of quality. From the test results showed that the classification method is able to classify the quality of guava. The highest accuracy is obtained in testing  $K = 3$  with 91.25% accuracy rate.*

**Keywords:** *Classification; Digital image processing; Guava; KNN.*

### ABSTRAK

Jambu biji (*Psidium guajava L.*) merupakan buah yang mempunyai banyak manfaat bagi kesehatan. Jambu biji juga memiliki nilai komersial di Indonesia dan memiliki pangsa pasar yang luas. Hal ini menunjukkan bahwa komoditas jambu biji sudah dikonsumsi masyarakat secara luas dan memiliki daya saing. Selama ini proses sortasi masih dilakukan secara manual yang masih memiliki banyak kekurangan. Pengklasifikasian secara manual ini memberikan hasil klasifikasi yang kurang tepat dan tidak konsisten dikarenakan adanya keteledoran dari manusia. Grading di sektor pengolahan dan pemasaran merupakan hal yang penting. Grading yang tidak tepat berpotensi merugikan petani dikarenakan semua mutu buah dihargai sama. Untuk itu perlu adanya sistem pengklasifikasian yang konsisten. Sistem ini menggunakan pengolahan citra untuk mengekstrak fitur warna dan tekstur buah jambu biji. Sebagai klasifikasi mutu digunakan metode KNN (K-Nearest Neighbour). Sistem ini akan mengklasifikasikan jambu biji ke dalam 4 kelas mutu, yakni kelas super, kelas A, kelas B, dan luar mutu. KNN dirancang dengan masukan 7 fitur ekstraksi yaitu rata-rata nilai RGB (Red, Green, Blue), luas cacat, dan nilai GLCM (energy, homogeneity, dan contrast) dengan keluaran 4 mutu tersebut. Dari hasil pengujian didapatkan bahwa metode klasifikasi ini mampu memberikan akurasi terbaik pada  $k=3$  dalam metode KNN dengan akurasi 91,25%

**Kata kunci:** *Jambu; Klasifikasi; KNN; Pengolahan citra digital*

## PENGANTAR

Jambu biji (*Psidium guajava L.*) merupakan buah yang mempunyai banyak manfaat bagi kesehatan. Jambu biji juga memiliki nilai komersial di Indonesia dan memiliki pangsa pasar yang luas. Hal ini menunjukkan bahwa komoditas jambu biji sudah dikonsumsi masyarakat secara luas dan memiliki daya saing. Dalam rangka meningkatkan daya saing tersebut maka buah jambu biji (*Psidium guajava L.*) yang dihasilkan harus dapat memenuhi standar pasar dalam negeri maupun pasar internasional dan diterima secara luas oleh konsumen [1]. Jambu biji sudah terdaftar dalam Standar Nasional Indonesia dengan nomor SNI 7418-2009. Oleh Badan Standarisasi Nasional jambu biji dibagi menjadi tiga kelas berdasarkan tampilan luar dari buah. Tampilan luar dilihat dari adanya cacat dan perbandingan luas cacat dengan luas keseluruhan permukaan buah.

Selama ini pengklasifikasian mutu jambu biji dilakukan dengan melakukan pengamatan manual dengan melihat secara langsung permukaan luar buah. Pengklasifikasian secara manual ini memberikan hasil klasifikasi yang kurang tepat dan tidak konsisten dikarenakan adanya keledoran dari manusia. Grading di sektor pengolahan dan pemasaran merupakan hal yang penting. Grading yang tidak tepat berpotensi merugikan petani dikarenakan semua mutu buah dihargai sama.

Teknologi pengolahan citra digital dapat digunakan untuk mengklasifikasikan mutu jambu biji yang sesuai dengan Standar Nasional Indonesia, terutama dari segi tampilan luar jambu biji. Pengolahan citra digital dapat mendeteksi adanya warna, tekstur, juga luas cacat yang terdapat pada buah jambu biji. Hal itu dilakukan dengan melakukan perbandingan komposisi warna RGB, nilai GLCM, dan deteksi cacat yang diperoleh dari citra buah. Fitur RGB dan GLCM dipilih karena kematangan buah yang ditandai dengan perubahan warna dan tekstur pada permukaan buah jambu biji. Deteksi cacat digunakan untuk menghitung luas kecacatan pada buah jambu biji. Fitur-fitur citra tersebut kemudian digunakan untuk proses klasifikasi

menjadi tiga kelas mutu dan satu kelas luar mutu. Kelas mutu tersebut yaitu kelas super, kelas A, dan kelas B. Dengan pemanfaatan teknologi tersebut diharapkan konsumen maupun produsen dapat dengan mudah mengklasifikasikan mutu jambu biji tersebut.

Evaluasi mutu dengan cara mengamati secara visual mempunyai beberapa kelemahan, antara lain membutuhkan waktu lama dan menghasilkan produk dengan mutu yang tidak konsisten karena keterbatasan visual manusia, kelelahan, dan adanya perbedaan persepsi tentang mutu pada masing-masing pengamat. Pengolahan citra merupakan alternatif untuk mengatasi masalah tersebut. Cara ini memiliki kemampuan yang lebih peka karena dilengkapi sensor elektro-optik yang bisa dipastikan akan lebih tepat dan objektif dibandingkan dengan cara visual yang bersifat subjektif dan dipengaruhi oleh kondisi psikis pengamatnya.

Pada penelitian yang dilakukan Sari [2] pengolahan citra digital digunakan untuk pengenalan biji kopi utuh, biji kopi pecah, biji kopi berlubang dan benda asing. Pada penelitian tersebut diambil nilai numerik parameter panjang, lebar maksimum, lebar minimum, selisih lebar, *roundness*, luas dan keliling. Parameter tersebut digunakan sebagai input untuk logika fuzzy. Logika fuzzy digunakan untuk membedakan biji kopi utuh, biji kopi pecah, biji kopi berlubang, dan benda asing. Kemudian diolah menggunakan bahasa pemrograman Visual Basic 6.0 sehingga mendapatkan *output* komposisi biji kopi utuh, pecah, berlubang dan benda asing.

Pada penelitian ini dibangun sebuah aplikasi pengolahan citra digital untuk mengetahui tekstur dari buah jambu biji. Tekstur dapat diartikan sebagai keteraturan pola tertentu dari susunan piksel dari citra digital [3]. Analisis tekstur sering digunakan pada objek natural [4]. Dalam pengolahan data tekstur yang dapat digunakan adalah fitur kontras dan homogenitas. Pada penelitian terhadap buah jeruk nipis yang dilakukan [5], fitur kontras dapat membedakan umur petik 180 hari dengan 120 dan 140 hari, Fitur homogenitas dapat membedakan umur petik 180 hari

dengan 120 hari dan 140 hari. Pada penelitian tersebut digunakan jaringan syaraf tiruan, keakuratan model JST yang paling ideal adalah menggunakan parameter hasil pengolahan citra sebagai data masukan tingkat mutu (r, g, b, energi, entropi, kontras, homogenitas dan luas proyeksi) dapat menentukan mutu buah jeruk nipis dengan tingkat keakuratan 95.83 %.

Penelitian ini dilakukan pengambilan citra dengan intensitas cahaya yang baik karena citra biner hasil *thresholding* sangat dipengaruhi oleh intensitas cahaya. Dan setiap perubahan pada intensitas cahaya tersebut sangat berpengaruh pada binerisasi citra. Menurut [6], telah melakukan penelitian pada buah jeruk lemon, dari hasil pembacaan citra berwarna dengan program bahasa C, maka didapat informasi nilai RGB (merah, hijau, dan biru) pada tiap pixel citra tersebut. Nilai indeks rgb dan model HSI digunakan untuk keperluan analisis.

Perwiranto pada tahun 2011 [7] melakukan penelitian pada buah tomat dengan menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan saraf tiruan. Pada proses deteksi kecacatan (*defect detection*) input yang digunakan berupa citra grayscale. Deteksi tepi dilakukan pada citra ini dengan metode Sobel dan menghasilkan citra *Is*. Dari citra *Is* ini akan didapatkan citra tekstur *E* dengan menggunakan salah satu *texture analysis* yakni *entropyfilt*. Selanjutnya dilakukan proses *thresholding* pada citra dengan nilai *threshold* 0,58. Nilai ini didapat dari hasil percobaan sehingga ditemukan nilai yang sesuai untuk mampu mendeteksi area busuk dengan baik. Agar citra hasil deteksi terlihat baik maka dilakukan proses *opening* dan *filling* sama seperti pada proses segmentasi. Citra yang dihasilkan pada proses ini berupa citra biner (*Id*) yang menunjukkan area kecacatan pada citra tomat. Analisa tekstur (*texture analysis*) dikerjakan menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrices*). Untuk melakukan analisa tekstur menggunakan GLCM harus digunakan citra *grayscale*

Penggunaan GLCM juga dilakukan oleh [8], yang melakukan penelitian klasifikasi buah delima menggunakan *texture analysis* untuk

mendeteksi area busuk dan cacat pada buah delima. Pada penelitian tersebut pengambilan citra menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) lalu dianalisa menggunakan *texture analysis* untuk menentukan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Pixel Run-Lenght Matrix* (PRLM). Penelitian tersebut membandingkan hasil yang diperoleh dari GLCM dan PRLM. Hasil analisa menunjukkan bahwa GLCM lebih baik jika digunakan untuk mendeteksi buah yang semi matang, buah yang terlalu tua, dan buah busuk. Sementara itu PRLM lebih baik jika digunakan untuk mendeteksi buah yang matang. Dengan menggabungkan kedua metode ini secara bersama-sama didapatkan hasil dengan tingkat akurasi mencapai 98,33%.

## Metode

### Rancangan Secara Keseluruhan

Pada dasarnya penelitian ini terdiri dari sistem pengambilan citra dan pengolahan citra digital menggunakan komputer. Secara keseluruhan skenario penelitian dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1  
Skenario penelitian

Tahap pertama penelitian adalah penentuan sampel buah jambu biji. Pada tahap ini diambil sampel buah jambu biji sejumlah 20 buah untuk masing-masing kelas. Penelitian ini terdapat tiga kelas jambu biji berdasarkan SNI dan satu kelompok luar mutu, maka sampel jambu biji yang dibutuhkan sejumlah 80 buah. Kemudian sampel tersebut disortasi secara manual untuk menentukan kelas mutunya. Sortasi itu dilakukan dengan pengamatan fisik buah secara manual oleh pengamat. Penentuan kelas dilakukan berdasar oleh ketentuan yang ditetapkan oleh BSN.

Setelah itu dilakukan proses pengambilan citra menggunakan kamera dan kotak pengambilan citra. Citra yang di dapat dipindah ke dalam PC untuk selanjutnya diolah menggunakan Matlab melalui proses segmentasi dan pengambilan fitur, yang dibutuhkan untuk membangun *software* pengklasifikasi. Kemudian fitur-fitur yang didapat disimpan dan digunakan sebagai masukan proses klasifikasi. Sebelumnya hasil ekstraksi fitur digabung antara ekstraksi citra sisi 1 dan sisi 2. Penggabungan dilakukan dengan menambahkan fitur kedua sisi tersebut. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode KNN (*K-Nearest Neighbour*). *Software* yang dibuat diuji validasinya dengan membandingkan hasil klasifikasi *software* dengan hasil klasifikasi manual. Pengujian klasifikasi dilakukan dengan menggunakan *Kfold Cross Validation* dengan sepuluh *fold*.

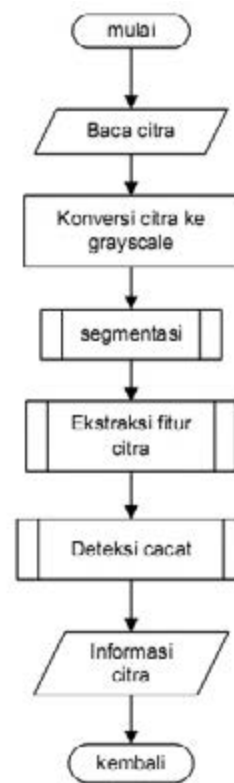
### Rancangan Pengambilan Citra

Alur kerja sistem ini diawali dengan pengambilan citra menggunakan perangkat pengambilan citra. Kotak dibuat menggunakan karton berbentuk kubus dilengkapi dengan lampu penerangan agar citra yang diambil berkualitas baik sehingga mempermudah proses selanjutnya. Penggunaan kotak seperti ini sering digunakan dalam pengambilan foto suatu produk.

Citra yang diambil adalah dua sisi dari jambu biji yang berlawanan arah untuk memperlihatkan seluruh permukaan dari jambu biji. Citra yang diambil adalah sampel buah jambu biji sebanyak 80 buah. Sehingga nantinya akan didapat 160 citra.

### Rancangan Program Pengolah Citra

Cara kerja *software* yang dirancang diawali oleh tahap akuisisi citra hasil pengambilan citra menggunakan kotak. Kemudian, untuk memisahkan citra buah jambu dari *background* dilakukan proses segmentasi. Untuk mempermudah proses segmentasi, pemilihan warna *background* harus sesuai. Diagram alir dari pengolahan citra terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir pengolahan citra

Setelah itu, program akan melakukan segmentasi area cacat, hasil dari proses ini adalah citra area cacat buah. Langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur. Fitur yang diambil adalah nilai RGB dan nilai *Contrast*, *Entropy*, dan *Homogeneity*. Dalam proses ekstraksi fitur juga dilakukan penghitungan luas cacat dan luas keseluruhan permukaan buah jambu biji. Proses terakhir adalah proses penyimpanan nilai-nilai RGB, nilai GLCM dan luas cacat. Hasil penyimpanan berupa tabel. Proses pengolahan citra hingga mendapatkan nilai fitur ini terpisah dari proses klasifikasi karena proses klasifikasi hanya mengambil dari fitur citra yang sudah disimpan dalam tabel.

### Rancangan Program Segmentasi Buah Terhadap Background

Proses segmentasi adalah proses pemisahan antara objek dan bukan objek, dalam hal ini antara jambu biji dan *background*. Proses

ini dilakukan dengan melakukan proses *edge detection*, *thresholding*, dilatasi, *filling* dan erosi.

Proses *edge detection* adalah proses untuk mengenali tepi dari suatu objek, dengan mendeteksi diskontinuitas *graylevel* [9]. Proses *thresholding* adalah proses pemisahan piksel sesuai dengan intensitasnya. Nilai yang berada di atas ambang batas akan bernilai 1 dan nilai yang berada di bawah ambang batas akan bernilai 0. Penentuan ambang batas dilakukan disesuaikan dengan citra jambu biji yang diperoleh. Dilatasi, *filling* dan erosi digunakan untuk menyempurnakan proses segmentasi. Dilatasi adalah untuk memperlebar luas citra biner deteksi tepi, proses ini dilakukan karena hasil deteksi tepi belum mewakili area citra yang diinginkan. Sementara *filling* adalah untuk mengisi citra biner agar citra hasil segmentasi terisi penuh dengan warna putih, dan erosi adalah untuk menghilangkan bintik putih yang berada diluar citra segmentasi yang diinginkan.

### Rancangan Program Segmentasi Area Cacat

Kecacatan pada jambu biji bisa berupa bekas goresan, busuk, atau kulit yang terkelupas. Kecacatan juga dihitung prosentase luasnya terhadap luas seluruh permukaan buah, hal ini juga menjadi penentu kualitas buah. Proses awal dilakukan *edge detection* dari citra *grayscale* buah. Kemudian dilakukan *thresholding* untuk memisahkan area cacat. Digunakan *entropyfilt* untuk mendapat nilai tekstur entropi dari citra. Nilai entropi yang tinggi diindikasikan sebagai area yang cacat. Nilai entropi tersebut diubah lagi menjadi *grayscale*, setelah terbentuk citra *grayscale* maka dilakukan *thresholding* lagi untuk mendapat citra *bw* area cacat. Untuk mendapat area cacat yang lebih baik maka dilakukan *filling*. Setelah didapat area cacat tersebut, dilakukan penghitungan jumlah piksel area cacat untuk mendapatkan hitungan prosentasenya terhadap luas keseluruhan buah. Penghitungan ini dilakukan pada proses ekstraksi fitur. Hasil prosentasi ini nantinya digunakan sebagai salah satu fitur pada proses klasifikasi dengan KNN.

### Rancangan Program Feature extraction

*Feature extraction* merupakan proses pengambilan ciri dari citra yang ingin dikenali. Dalam hal ini ciri tersebut meliputi tekstur dan warna buah. Nilai-nilai yang diambil dari citra jambu biji tersebut adalah nilai RGB yang terdiri dari *Red*, *Green*, dan *Blue*. Pengambilan ciri ini karena diperkirakan akan memiliki nilai yang berbeda untuk masing-masing kelas mutu jambu biji. Pengambilan nilai-nilai tersebut dilakukan pada semua piksel citra yang masuk dalam segmentasi, sehingga hanya didapat nilai dari citra buah saja tanpa citra *background*.

Untuk melakukan iterasi pada setiap piksel dari citra jambu digunakan *for loop* dengan syarat piksel tersebut tidak lebih dari tinggi citra dan tidak lebih dari lebar citra. Selain itu, lokasi piksel harus masuk ke dalam area tersegmentasi. Pada proses ini dilakukan juga penghitungan luas piksel citra jambu biji dan luas area cacat. Dengan menggunakan *for loop* ini juga dilakukan pembentukan citra *grayscale* area segmentasi yang akan digunakan untuk ekstraksi fitur GLCM.

Ekstraksi fitur GLCM dilakukan dengan membentuk matrik *co-occurrence* dari citra *grayscale* yang tersegmentasi. Setelah itu dilakukan ekstraksi nilai *energy*, *homogeneity*, dan *contrast*.

### Rancangan Klasifikasi

Klasifikasi yang digunakan dalam sistem ini menggunakan metode KNN. (*K-Nearest Neighbour*) merupakan metode dengan mengklasifikasikan suatu objek dengan mempertimbangkan kelas terdekat dari objek tersebut. KNN adalah metode berbasis NN yang paling tua dan paling populer [10]. Metode ini diharapkan mampu mengklasifikasikan jambu biji berdasarkan fitur yang di dapat dari citra jambu biji. Diagram proses klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 3.

Klasifikasi yang dirancang menggunakan input nilai *red*, *green*, serta *blue* (RGB), nilai GLCM dan luas kecacatan. Untuk keluaran dari sistem klasifikasi ini berupa tiga kelas mutu jambu biji yaitu kelas super, kelas A,

dan kelas B. Untuk melengkapi ditambah lagi satu keluaran hasil klasifikasi luar mutu untuk jambu biji yang tidak tergolong dalam tiga kelas mutu SNI.



Gambar 3. Diagram proses klasifikasi

Sebelum melakukan klasifikasi, semua data input disimpan dalam bentuk tabel yang berisi tujuh fitur yaitu *r,g,b*, prosentase luas cacat, *Energy*, *Homogeneity*, dan *Contrast*. Karena untuk setiap buah memiliki dua sisi citra maka hasil ekstraksi fitur tersebut ditambahkan terlebih dahulu agar didapat nilai hasil ekstraksi satu buah jambu biji utuh. Untuk tabel data latih pada kolom terakhir sudah terdapat label kelas hasil klasifikasi manual. Pengujian klasifikasi dilakukan dengan melakukan variasi nilai *K* untuk mendapatkan nilai *K* yang sesuai untuk klasifikasi.

### Rancangan Pengujian Sistem Klasifikasi

Untuk mengetahui akurasi program dalam mengklasifikasikan perlu dilakukan pengujian dari sistem tersebut. Dalam penelitian ini pengujian dilakukan dengan memberikan variasi nilai *K* dari proses KNN. Untuk memperkirakan nilai *K* yang terbaik bisa dengan menggunakan validasi silang (Prasetyo, 2014). Dilakukan pengujian dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Dengan jumlah *fold* 10. Penggunaan 10 *fold* merupakan hal yang umum pada proses *K-fold Cross Validation*. Pada proses ini data hasil ekstraksi dibagi menjadi 10 partisi. Partisi pertama sebagai data uji dan sembilan partisi lainnya sebagai data uji. Kemudian proses ini diulang dengan partisi selanjutnya sebagai data uji. Sehingga, setiap partisi memiliki kesempatan sebagai data uji. Untuk setiap variasi nilai *K* pada KNN dilakukan perhitungan akurasi

rata-ratanya. Variasi nilai *K* pada KNN yang digunakan yaitu *K*=1, *K*=3, *K*=5, *K*=7, dan *K*=9.

### Rancangan GUI

Untuk mempermudah penggunaan, *software* yang dibuat ditampilkan dalam bentuk GUI (*Graphical User Interface*). Tampilan yang dibuat berisi nilai-nilai yang diambil dari pengolahan citra dan hasil perkiraan mutu yang didapat. Nilai-nilai tersebut adalah nilai homogenitas dan kontras untuk mengamati tekstur buah. Selain itu, ada juga luas kecacatan untuk mengklasifikasikan mutu buah. Hasil dari deteksi akan ditampilkan setelah tombol *process* ditekan. Tombol untuk memuat citra (*load*) dan tombol proses juga dimasukkan dalam GUI yang dibuat.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan pengujian sistem. Pengujian dilakukan baik secara keseluruhan sistem maupun per bagian. Pengujian dilakukan pada kondisi bervariasi dan dibahas hasil yang didapatkan.

#### Pengujian Pengambilan Citra

Pada bagian ini akan dilakukan pengujian pengambilan citra dalam kondisi buah di dalam kotak pengambilan citra. Dilakukan variasi warna latar belakang (*background*), warna yang digunakan adalah putih, hijau, biru, kuning, merah, dan jingga.

Untuk pengujiannya, citra yang diperoleh disegmentasi dan dimasukkan dalam program deteksi cacat. Hasil proses segmentasi dan deteksi cacat dibandingkan dengan citra asli buah jambu biji. Kualitas citra segmentasi dinyatakan baik apabila sesuai dengan citra asli segmentasi dan dinyatakan buruk apabila tidak sesuai dengan hasil segmentasi. Begitu juga citra hasil deteksi cacat dinyatakan baik apabila sesuai dengan kecacatan pada citra asli dan dinyatakan buruk apabila tidak sesuai dengan cacat citra asli.

Pada bagian ini dilakukan pengujian pengambilan citra dengan menggunakan kotak pengambilan citra. Dilakukan variasi warna latar yang berbeda untuk setiap warna latar digunakan tiga buah jambu biji dan

diambil pada kedua sisi buah. Seluruh data ditampilkan pada Tabel 1.

Dari hasil pengambilan citra di dalam kotak cahaya yang digunakan adalah cahaya yang ada di dalam kotak. Warna latar yang menghasilkan proses segmentasi paling baik

adalah warna merah. Hal ini dikarenakan warna merah memiliki kontras yang paling jelas dari warna jambu biji. Untuk warna hijau dan biru hasil segmentasi dan deteksi cacat kurang baik karena warna latar tersebut mendekati warna jambu pada umumnya.

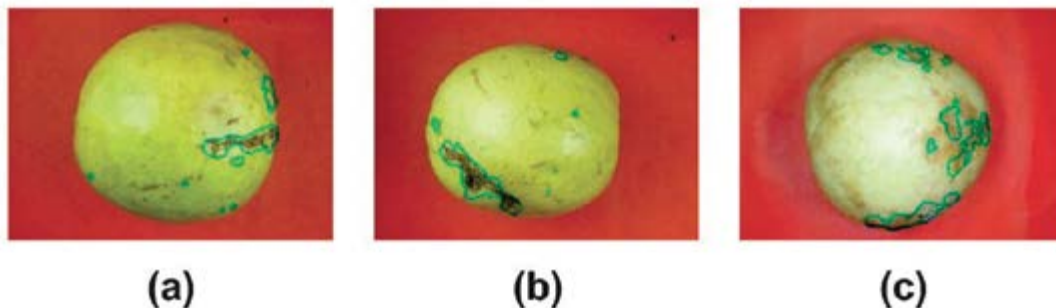
Tabel 1.  
Hasil uji pengambilan citra di dalam kotak

Warna Latar	Buah Jambu	Citra Hasil	
		Segmentasi	Deteksi Cacat
putih	1	Baik	Buruk
	2	Baik	Baik
	3	Baik	Baik
Merah	1	Baik	Baik
	2	Baik	Baik
	3	Baik	Baik
Hijau	1	Buruk	Buruk
	2	Buruk	Buruk
	3	Buruk	Buruk
Biru	1	Baik	Buruk
	2	Buruk	Buruk
	3	Buruk	Buruk
Kuning	1	Baik	Buruk
	2	Baik	Buruk
	3	Baik	Buruk

### Pengujian Segmentasi Area Cacat

Pada bagian ini dilakukan pengujian terhadap program segmentasi area cacat. Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah program dapat mendeteksi kecacatan secara tepat dan menghitung luas cacat tersebut.

Untuk mengetahui ketepatan program dalam mendeteksi kecacatan dilakukan variasi jenis kecacatan pada buah. Ada beberapa variasi yang digunakan yaitu normal (tanpa cacat), cacat goresan, cacat busuk, dan cacat karena kotor. Jenis kecacatan ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4.  
Jenis cacat. (a) gores (b) busuk (c) benturan

Program akan melakukan deteksi cacat dengan menghitung luas cacat. Luas cacat disajikan dalam bentuk prosentase terhadap luas seluruh permukaan buah. Deteksi cacat dinyatakan baik jika luas cacat yang dideteksi program sesuai dengan luas cacat pada citra asli. Dinyatakan buruk jika tidak sesuai dengan luas cacat pada citra asli. Dinyatakan buruk juga jika buah normal terdeteksi cacat oleh program atau buah cacat namun tidak terdeteksi cacat oleh program. Pengujian dilakukan pada setiap jenis kecacatan. Setiap jenis diambil 4 buah jambu biji untuk pengujian.

Pengujian segmentasi area cacat yang dilakukan menunjukkan bahwa cacat yang terdeteksi paling sesuai adalah cacat karena goresan. Hal ini dikarenakan program mendeteksi cacat menggunakan metode segmentasi berdasarkan tekstur pada citra jambu biji. Cacat yang tidak menunjukkan perbedaan yang besar pada tekstur citra hasil deteksi cacat kurang sesuai, hal ini terjadi pada cacat benturan.

### Pengujian Klasifikasi Mutu

Pengujian klasifikasi mutu bertujuan untuk melihat kemampuan program dalam proses klasifikasi. Pengujian berfokus pada akurasi hasil klasifikasi yang dilakukan oleh program. Pengujian akan dilakukan dengan variasi nilai K dalam sistem KNN dan variasi data latih dan data uji yang digunakan. Akurasi yang dimaksud adalah ketepatan hasil klasifikasi yang dilakukan program dengan

hasil klasifikasi manual. Tingkat akurasi dapat diformulasikan dengan persamaan (1).

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Jambu terklasifikasi dengan benar}}{\text{Jumlah total jambu}} \times 100\% \quad (1)$$

Pada pengujian ini dilakukan variasi jumlah K pada fungsi KNN. K merupakan jumlah tetangga terdekat. Nilai K yang diujikan adalah satu, tiga, lima, tujuh, dan sembilan. Dipilih nilai ganjil untuk menghindari kesamaan kedekatan pada dua titik yang berbeda kelas. Karena KNN akan mengklasifikasikan berdasarkan *voting* kelas terbanyak. Keseluruhan data yang berjumlah 80 tersebut dibuat menjadi 10 partisi data. Pengujian dilakukan dengan menggunakan salah satu partisi sebagai data uji dan sisanya sebagai data latih. Setelah selesai satu partisi tersebut diuji, dilanjutkan pengujian partisi lain berperan sebagai data uji. Pengujian dilakukan sampai semua partisi mendapatkan peran sebagai data uji. Metode ini disebut *K-fold Cross Validation* dengan jumlah fold 10. Dari pengujian tersebut didapatkan nilai akurasi rata-rata untuk setiap nilai K yang ditentukan.

### Pengujian Klasifikasi dengan Nilai K=1

Hasil klasifikasi dengan nilai K= 1 ditunjukkan pada Tabel 2. Hasil pengujian dengan K=1 didapatkan rata-rata akurasi klasifikasi KNN sebesar 83,75%. Dengan akurasi terendah 62,50% dan akurasi tertinggi 100,00 %.

Tabel 2.  
Hasil pengujian klasifikasi K=1

Pengujian ke-	Jumlah data latih	Jumlah data uji	Benar	Salah	Akurasi
1	72	8	8	0	100.00 %
2	72	8	7	1	87.50 %
3	72	8	7	1	87.50 %
4	72	8	7	1	87.50 %
5	72	8	7	1	87.50 %
6	72	8	6	2	75.00 %
7	72	8	5	3	62.50 %
8	72	8	7	1	87.50 %
9	72	8	7	1	87.50 %
10	72	8	6	2	75.00 %
					83.75



### Pengujian Klasifikasi dengan Nilai K=3

Hasil klasifikasi dengan nilai K= 3 ditunjukkan pada Tabel 3. Hasil pengujian dengan K=3 didapatkan akurasi rata-rata 91,25 %. Tingkat

akurasi tertinggi terdapat pada pengujian pertama, kedua, keempat dan kelima sebesar 100 %. Tingkat akurasi terendah terdapat pada pengujian ketujuh sebesar 75,00 %.

Tabel 3.  
Hasil pengujian klasifikasi K=3

Pengujian ke-	Jumlah data latih	Jumlah data uji	Benar	Salah	Akurasi
1	72	8	8	0	100.00 %
2	72	8	8	0	100.00 %
3	72	8	7	1	87.50 %
4	72	8	7	1	87.50 %
5	72	8	8	0	100.00 %
6	72	8	8	0	100.00 %
7	72	8	6	2	75.00 %
8	72	8	7	1	87.50 %
9	72	8	7	1	87.50 %
10	72	8	7	1	87.50 %
					91.25 %

### Pengujian Klasifikasi dengan Nilai K=5

Hasil klasifikasi dengan nilai K= 5 ditunjukkan pada Tabel 4. Dari hasil pengujian dengan K=5 didapatkan rata-rata akurasi

sebesar 91,25 %. Akurasi tertinggi sebesar 100 % terdapat pada pengujian pertama, kedua, kelima dan keenam. Akurasi terendah sebesar 75,00 % terdapat pada pengujian ketujuh.

Tabel 4.  
Hasil pengujian klasifikasi K=5

Pengujian ke-	Jumlah data latih	Jumlah data uji	Benar	Salah	Akurasi
1	72	8	8	0	100.00 %
2	72	8	8	0	100.00 %
3	72	8	7	1	87.50 %
4	72	8	7	1	87.50 %
5	72	8	8	0	100.00 %
6	72	8	8	0	100.00 %
7	72	8	6	2	75.00 %
8	72	8	7	1	87.50 %
9	72	8	7	1	87.50 %
10	72	8	7	1	87.50 %
					91.25

### Pengujian Klasifikasi dengan Nilai K=7

Hasil klasifikasi dengan nilai K= 7 ditunjukkan pada Tabel 5. Pengujian dengan K= 7 menghasilkan rata-rata akurasi 91,25 %.

Hasil akurasi tertinggi terdapat pada pengujian pertama, kedua, kelima, dan keenam dengan nilai akurasi 100%. Akurasi terendah sebesar 75,00 % terdapat pada pengujian ketujuh.

Tabel 5.  
Hasil pengujian klasifikasi K=7

Pengujian ke-	Jumlah data latih	Jumlah data uji	Benar	Salah	Akurasi
1	72	8	8	0	100.00 %
2	72	8	8	0	100.00 %
3	72	8	7	1	87.50 %

Pengujian ke-	Jumlah data latih	Jumlah data uji	Benar	Salah	Akurasi
4	72	8	7	1	87.50 %
5	72	8	8	0	100.00 %
6	72	8	8	0	100.00 %
7	72	8	6	2	75.00 %
8	72	8	7	1	87.50 %
9	72	8	7	1	87.50 %
10	72	8	7	1	87.50 %
					91.25 %

**Pengujian Klasifikasi dengan Nilai K=9**

Hasil pengujian klasifikasi dengan nilai K=9 ditunjukkan pada Tabel 6. Hasil pengujian klasifikasi dengan nilai K=9 menunjukkan nilai akurasi rata-rata dari sepuluh kali pengujian

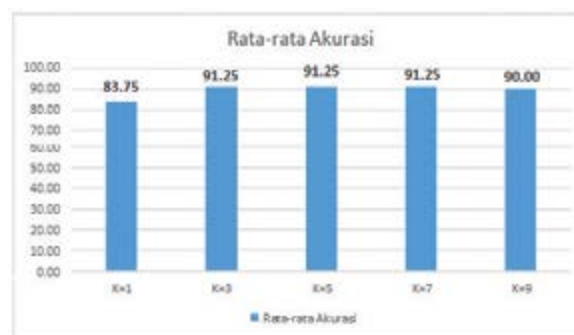
sebesar 90,00%. Dari sepuluh kali pengujian terdapat empat pengujian yang menghasilkan akurasi 100 % yaitu pada pengujian pertama, kedua, kelima dan keenam. Nilai pengujian terendah sebesar 62,50% terdapat pada pengujian ketujuh.

Tabel 6.  
Hasil pengujian klasifikasi K=9

Pengujian ke-	Jumlah data latih	Jumlah data uji	Benar	Salah	Akurasi
1	72	8	8	0	100.00 %
2	72	8	8	0	100.00 %
3	72	8	7	1	87.50 %
4	72	8	7	1	87.50 %
5	72	8	8	0	100.00 %
6	72	8	8	0	100.00 %
7	72	8	5	3	62.50 %
8	72	8	7	1	87.50 %
9	72	8	7	1	87.50 %
10	72	8	7	1	87.50 %
					90.00 %

**Perbandingan Rata-rata Nilai Akurasi**

Dari semua pengujian dengan variasi nilai K didapatkan nilai akurasi tertinggi terdapat pada nilai K=3, K=5, dan K=7 dengan tingkat akurasi sebesar 91,25 %. Nilai akurasi terendah terdapat pada pengujian dengan K=1 dengan tingkat akurasi sebesar 83,75 %. Secara keseluruhan nilai akurasi memiliki nilai mendekati 90% kecuali pada pengujian K=1. Klasifikasi KNN dengan K=1 sangat rentan terhadap *noise* hal ini mengakibatkan tingkat akurasi yang rendah. Grafik perbandingan rata-rata nilai akurasi ditunjukkan pada Gambar 5. Dengan nilai K yang lebih kecil proses yang dilakukan program lebih sederhana dan lebih cepat. Dengan uraian diatas maka, nilai K=3 adalah nilai K yang paling optimal.



Gambar 5.  
Grafik rata-rata nilai akurasi

**SIMPULAN**

Kajian ini dapat diambil kesimpulan bahwa metode klasifikasi KNN yang diusulkan dapat melakukan klasifikasi jambu biji dengan

akurasi 91.25% pada nilai ketetangaan terbaik  $K=3$ . Fitur yang diekstraks untuk klasifikasi jambu biji adalah  $r,g,b$ , luas *cacat*, *energy*, *homogeinity*, dan *contrast*.

Pada penelitian ini masih terdapat beberapa hal yang perlu disempurnakan antara lain penggunaan kamera yang dapat dikendalikan secara langsung sehingga proses akuisisi data lebih cepat, penggunaan konveyor untuk jambu biji agar dapat diterapkan di industri.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Badan Standarisasi Nasional 2009. *Jambu Biji*, Badan Standarisasi Nasional Jakarta.
- Sari, N., 2004, Pendugaan Biji Kopi Utuh, Biji Kopi Pecah, Biji Kopi Berlubang dan Benda Asing Untuk Evaluasi Mutu Kopi Dencan Pengolahan Citra dan Metode Fuzzy. *Skripsi Jurusan Teknik Pertanian Fakultas Pertanian IPB*, Bogor
- Prasetyo, E., 2011, *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*, Andi Offset, Yogyakarta.
- Tuceryan, M., & Jain, A.K. 1998. *Texture analysis. Handbook of pattern recognition and computer vision*, World Scientific Publishing Co., Michigan
- Arham Z, Ahmad U, Suroso 2004, Evaluasi Mutu Jeruk Nipis (*Citrus aurantifolia Swingle*) dengan Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Syaraf Tiruan, *Prosiding Semiloka Teknologi Simulasi dan Komputasi serta Aplikasi*, Bogor
- Prianggono J., Kudang B., Hadi K. P., Ahmad U., dan Subratas I.D.M. 2005 *Algoritma Pengolahan Citra Untuk Deteksi Jeruk Lemon (Citrus medica) Menggunakan Kamera Online* Jurnal Keteknikan Pertanian, Bogor.
- Perwiranto, H., 2012, Sistem Klasifikasi Mutu Buah Tomat Menggunakan Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Saraf Tiruan, *Skripsi*, Jurusan Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Yogyakarta
- Khoshroo, A., Keyhani1, A., Zoroofi, R.A., Rafiee1, S., Zamani, Z., dan Alsharif, M.R., 2009. Classification of Pomegranate Fruit using Texture Analysis of MR Images, *Agricultural Engineering International*, Volume XI, <http://www.cigrjournal.org/index.php/Ejournal/article/viewFile/1182/1166>
- Gonzalez, R.C., Richard E.W., dan Steven L.E. 2009. *Digital Image Processing Using MATLAB*. Vol. 2. Knoxville: Gatesmark Publishing.
- Prasetyo, E., 2014, *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*, Andi Offset, Yogyakarta.