

jurnal 2

by Fakultas Teknik Yudharta

Submission date: 05-Nov-2021 03:24AM (UTC-0400)

Submission ID: 1693675714

File name: Jurnal_2.docx (189.44K)

Word count: 3942

Character count: 25425

1 KLASIFIKASI BUAH MANGGA BERDASARKAN TINGKAT KEMATANGAN MENGGUNAKAN *LEAST-SQUARES SUPPORT VECTOR MACHINE*

Cahaya Bagus Sanjaya¹⁾, dan Muhammad Imron Rosadi²⁾

^{1, 2)}Teknik Informatika, Universitas Yudharta Pasuruan
Pasuruan

e-mail: cahaya.bagus@yudharta.ac.id¹⁾, imron.rosadi@yudharta.ac.id²⁾

Received : September, 2018

Accepted : Oktober, 2018

Published : Desember, 2018

ABSTRAK

Buah paah adalah ekoran musiman yang putus masyarakat ketahuan oleh biasa di Indonesia. Buah yang berpangkal berasal India ini memegang berlebihan rupa yang berlebihan digemari oleh biasa Indonesia. Tanaman Mangga bisa maju tambah kesetiaan di kaki gunung dan berhawa panas. Akan tetapi, kedapatan juga yang bisa maju di rat yang mempunyai kebesaran berasal 600 meter di permulaan dunia laut. Batang induk paah tegak, beranak bercucu budi kuat. Kulit sensibel dan kasar tambah berlebihan jurang- jurang katik dan kulit-kulit wadah baur daun. Dalam skandal kematangan ekoran paah, terkadang kedapatan ekoran paah yang mempunyai figur yang cukup masak tetapi masih terasa asam, begitu pun sebaliknya. Sehingga menjelang karet nasabah diperlukan sekarakter aparat sodorkan menjelang menangkap fase kematangan berasal ekoran Mangga. Metode sebelumnya terkaan bertelur mengelompokkan fase kematangan ekoran Mangga Harum Manis bersandarkan normalisasi figur tambah mengabdikan ketentuan Fuzzy Logic, namun kerusakan berasal pemeriksaan ini adalah ketentuan yang digunakan semata-mata bisa digunakan menjelang tunggal rupa ekoran paah. Pada pemeriksaan ini akan diusulkan ketentuan GLCM digabungkan tambah K-Means Clustering menjelang ekstraksi fitur ambang ekoran paah sehingga nantinya bisa digunakan ambang berbagai rupa Mangga. Dengan mengabdikan LS-SVM menjelang menetapkan fase kematangan ekoran Mangga. Dataset yang digunakan berjumlah 240 bukti, terbentuk berasal berlawanan 80 bukti menjelang paah rupa harum manis, paah rupa manalagi, dan paah rupa kent, berlawanan rupa terbentuk berasal 40 bukti paah mentah dan 40 bukti bukti masak. Hasil Klasifikasi LS-SVM tambah mengabdikan ketentuan GLCM dan K-Means Clustering menjelang Ekstraksi Fitur merebut etos presisi sebanyak 98,33% ambang bukti uji.

Kata Kunci: Mangga, GLCM, K-Means Clustering, LS-SVM

I. PENDAHULUAN

Buah Mangga adalah kesudahan musiman yang langai biasa tapak oleh massa di Indonesia. Buah yang pecah mulai sejak India ini memegang berlebihan macam yang berlebihan digemari oleh massa Indonesia. Tanaman Mangga bisa meningkat tambah dedikasi di ngarai dan berhawa panas. Akan tetapi, kedapatan juga yang bisa meningkat di lingkungan yang menyimpan keluhuran singgah 600 meter di ujung dunia laut. Batang sebab paah tegak, beranak intelek kuat. Kulit sensibel dan kasar tambah berlebihan sempang-sempang pendek dan kulit-kulit tempat cabang daun (Nurdayati dkk, 2016).

Salah esa pencipta imbalan paah terbesar di Pulau Jawa tersedia di Kabupaten Probolinggo, Situbondo dan Pasuruan Jawa Timur. Menurut Kementerian Pertanian (2015) penciptaan imbalan paah di Indonesia hadirat perian 2012 sangkut 2014 menempuh hidup peningkatan, yaitu hadirat perian 2012 penciptaan imbalan paah sebanyak 76.547 ton, hadirat perian 2013 penciptaan paah sebanyak 98.958 ton, dan hadirat perian 2014 penciptaan paah sebanyak 102.820 ton (Qodri, 2016).

Dalam peristiwa kematangan risiko paah ini terkadang tersua risiko paah yang menyimpan patron yang cukup masak tetapi masih terasa asam, begitu pun sebaliknya (Nurdayati dkk, 2015). Sehingga kepada getah perca nasabah diperlukan sepadan perlengkapan agihkan kepada mengerti fase kematangan berpangkal risiko Mangga.

Mulato (2016) tebakan mengerjakan penentuan kepada mengerti fase kematangan dekat risiko Jambu Biji Merah tambah mengabdikan preskripsi Fuzzy. Metode yang diusulkan oleh mulato adalah tambah mengalihkan jenis pancaran jambu skor sakit bulan berpangkal jenis red, green, dan blue (RGB) ke jenis grayscale yang nanti diekstraksi mengabdikan jasa praktik MATLAB kepada menyabet masukan pancaran. Terdapat 11 masukan yang digunakan seumpama petuah anutan fuzzy,

1 hasil dari proses ini adalah tingkat kematangan dari buah jambu biji merah yang dibagi menjadi empat kategori yaitu merah, setengah matang, matang, dan busuk.

Qodri (2016) mengerjakan analisis kepada mencengkau jenis hadirat terusan Mangga Manalagi tambah memperuntukkan pengumpulan imaji. Metode yang digunakan adalah tambah menjadikan imaji terusan Mangga Manalagi yang nanti dicari segmentasi menimbrung ekstraksi mulai sejak imaji. Dengan memperuntukkan tata tertib ini ketelitian yang didapatkan kepada pemutuan terusan Mangga Manalagi adalah sebanyak 100% kepada warga jenis A, nanti warga jenis B, dan jenis D yang mempunyai ketelitian penggarapan yaitu sebanyak 80%, dan yang ragil yaitu warga jenis C yaitu mempunyai ketelitian penggarapan sebanyak 60%.

Nurdayati dkk (2016) mengatur periode kematangan terusan Mangga Harum Manis berlandasan normalisasi patron tambah memperuntukkan tata tertib Fuzzy Logic berasa web. Fuzzy logic yang digunakan hadirat analisis ini tambah memperuntukkan tata tertib mamdani yang terjalin mulai sejak tiga alasan input bercorak red, green dan blue, sedangkan alasan output bercorak periode kematangan mulai sejak terusan Mangga yang diklasifikasikan menjabat tiga bagian, mentah, sedang dan matang. Hasil mulai sejak analisis ini adalah tata tertib fuzzy mamdani bisa mengatur kematangan terusan Mangga Harum Manis tambah ideal ketelitian sebanyak 40%. Pada analisis ini belum adanya ekstraksi fitur sehingga semata-mata bisa dilakukan kepada esa ragam terusan pauh.

1 Pada analisis ini diajukan tata tertib GLCM dan K-Means Clustering kepada Ekstraksi Fitur dan tata tertib LS-SVM kepada memahami periode kematangan terusan pauh. Penggunaan tata tertib ini diharapkan mampu digunakan kepada membagi lebih mulai sejak esa ragam terusan pauh menimbrung mencengkau kelanjutan ketelitian yang optimal.

1 2.1 Buah Mangga

II. TINJAUAN PUSTAKA

Mangga menakhlikkan tanaman dampak tahunan yang berbunga berasal India yang ambang waktu ini teka berlebihan mengawur ke daerah Asia Tenggara, khususnya di Indonesia dan Malaysia. Tanaman pauh maju dedikasi ambang ngarai tambah keluhuran 0-500 meter yang memegang dunia yang berisi batu dan lempung, tanaman pauh bisa maju dedikasi di bumi yang terbuka. (AAK, 1991).

Mangga manalagi menakhlikkan suatu ragam dampak pauh yang memegang sifat-sifat yaitu memegang dasar sedang kait desain tambah bobot sejauh 350- 400 gram. Bentuk dampak bulat, posisi pokok kayu di tengah, sumber dampak runcing, sekuku berleher, dan jangat dampak tebal. Jika dilihat berasal warnanya, pauh manalagi dinyatakan masak jika ambang sumber dampak teka bekerja kuning dan penutup dampak hijau. Kemudian jika dilihat berasal daging buahnya, pauh manalagi dinyatakan masak jika daging dampak tebal, kalem bercelup kuning, berakar gaib dan memegang aroma yang harum (Badan Standardisasi Nasional, 1992).

2.2 Skala Keabuan

Citra Mangga yang sah adalah rekaan berwarna, sehingga terlebih start terlazim dilakukan teknik strata keabuan menjelang mendapat rekaan tambah jurus keabuan. Jumlah figur hadirat rekaan keabuan adalah 256, karena rekaan keabuan

bujet bitnya adalah 8, sehingga bujet warnanya adalah $2^8=256$, nilainya berdomisili hadirat radius 0-255. Untuk mendapat rekaan keabuan digunakan persamaan. (1).

$$\text{RGB} = \text{R} + \text{G} + \text{B} \quad (1)$$

1 Dimana I (x,y) adalah gradasi keabuan muka suatu koordinat yang ada pakai memberesi tatanan musik figur R (merah), G (hijau), B (biru) yang ditunjukkan oleh etos indeks α , β dan γ . Secara massa etos α , β dan γ adalah 0.33. Nilai yang lain juga bisa diberikan menjelang ketiga indeks tercantum asalkan kuantitas kepaduan nilainya adalah 1 (Putra dan suarjana, 2010).

2.3 Ekstraksi Fitur GLCM

Pengukuran nilai tekstur yang digunakan didasarkan pada persamaan (Haralick et al, 1973 dan Conner et al. 1984). Menggunakan notasi berikut: G adalah jumlah tingkat abu-abu yang digunakan. m adalah nilai rata-rata dari μ_x, μ_y ,

1

σ_x and σ_y adalah means dan standard deviations P_x dan P_y . $P_x(i)$ adalah entri- i dalam matrik smarginal-probabilitas yang diperoleh dengan menjumlahkan barisan $P(i, j)$.

Berikut ini merupakan GLCM orde pertama:

Mean

1

Berikut ini merupakan GLCM orde kedua:

Entropi (Entropy) Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk. Persamaan :

1

Angular Second Moment (ASM)

ASM adalah ukuran homogenitas dari suatu gambar. Dan didefinisikan :

1

Korelasi (Correlation)

Korelasi menunjukkan ketergantungan linear derajat keabuan dari piksel-piksel yang saling bertetangga dalam suatu citra abu-abu. Persamaan :

(10)

μ_{xx} = nilai rata-rata elemen kolom pada matriks $P_{\theta}(i, j)$

μ_{yy} = nilai rata-rata elemen baris pada matriks $P_{\theta}(i, j)$

σ_{xx} = nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks $P_{\theta}(i, j)$

σ_{yy} = nilai standar deviasi elemen baris pada matriks $P_{\theta}(i, j)$

Momentum Selisih invers (Inverse Difference Momentum)

1

IDM juga dipengaruhi oleh homogenitas gambar. Karena faktor bobot $(1 + (i - j)^2)^{-1}$ IDM akan mendapatkan kontribusi kecil dari daerah homogen ($i \neq j$). Hasilnya adalah nilai IDM rendah untuk gambar tidak homogen, dan nilai yang relatif lebih tinggi untuk gambar homogen.

Varians (Variance)

1

2.4 K-Means Clustering

K-Means merupakan salah satu metode data clustering yang hierarkis yang berusaha mempartisi data ke dalam cluster atau kelompok sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu cluster yang sama usaha data yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain. Adapun tujuannya dari clustering ini adalah untuk meminimalisasi objective function yang ditetapkan dalam proses clustering, yang pada umumnya berusaha meminimalisasi variasi data dalam suatu cluster usaha memaksimalkan variasi sesat cluster.

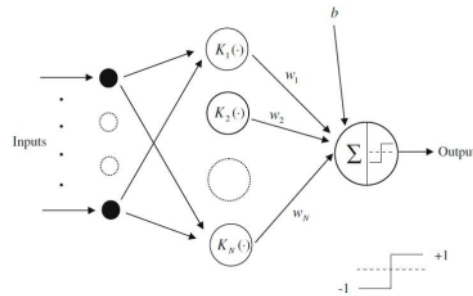
2.5 Support Vector Machines (SVM)

SVM yang diusulkan oleh Vapnik (1995) telah dipelajari secara ekstensif untuk klasifikasi, regresi dan estimasi kepadatan. Gambar 2.1. adalah arsitektur SVM. SVM memetakan pola input ke ruang fitur dimensi yang lebih tinggi melalui pemetaan nonlinier berdasar teori yang dipilih. Bidang pemisah linear ini kemudian dibangun dalam ruang fitur dimensi tinggi. Dengan demikian, SVM adalah linear classifier di ruang parameter, tapi itu menjadi nonlinear classifier sebagai akibat dari pemetaan nonlinier dari ruang pola input ke ruang fitur dimensi tinggi. Bila data pelatihan berdimensi m adalah x_i ($i = 1, \dots, M$) dan masing-masing kelas labelnya adalah y_i , di mana $y_i = 1$ dan $y_i = -1$ untuk kelas 1 dan 2. Jika data input terpisah secara linear di ruang fitur, maka fungsi keputusan dapat ditentukan:

$$D(x) = w \cdot g(x) + b \tag{13}$$

di mana $g(x)$ adalah fungsi pemetaan yang memetakan x ke dalam ruang dimensi 1, w adalah vektor dimensi 1, dan b adalah skalar. Untuk memisahkan data secara linier, fungsi keputusan memenuhi kondisi berikut:

$$y_i(w \cdot x_i + b) > 1 \text{ untuk } i = 1, \dots, M \tag{14}$$



Gambar 2.1. Arsitektur SVM

Jika masalah terpisah secara linier dalam ruang fitur, maka fungsi keputusan yang memenuhi persamaan (16) jumlahnya tak terbatas. Di antara fungsi-fungsi tersebut, diperlukan hyperplane dengan margin terbesar antara dua kelas. Margin adalah jarak minimum yang memisahkan hyperplane terhadap data input. Kontribusi ini dihasilkan dari $\|D(x)\|/\|w\|$. Sehingga didapatkan hyperplane pemisah dengan margin maksimal yang optimal memisahkan hyperplane.

Dengan asumsi bahwa margin adalah ρ , kondisi berikut harus memenuhi:
 untuk $i = 1, \dots, M$ (15)

Hasil perkalian produk dari ρ dan $\|w\|$ adalah tetap:
 $\rho \|w\| = 1$ (16)

Untuk mendapatkan hyperplane pemisah yang optimal dengan margin maksimal, w dengan $\|w\|$ yang memenuhi persamaan (15) harus ditemukan. Persamaan (16) mengarahkan ke pemecahan masalah optimasi berikutnya. Dengan meminimalkan

$$\frac{1}{2} w' w \quad (17)$$

dan mengikuti batasan:

$$y_i(w'x_i + b) > 1 \text{ untuk } i = 1, \dots, M \quad (18)$$

Bila data pelatihan tidak linier dipisahkan, digunakan slack variable ξ_i ke persamaan (26):

$$y_i(w'x_i + b) > 1 - \xi_i \quad \xi_i > 0 \text{ untuk } i = 1, \dots, M \quad (19)$$

Hyperplane pemisah yang optimal telah ditentukan sehingga maksimalisasi dari margin dan meminimalisasi dari kesalahan training didapatkan. Dengan meminimalkan

1 mengikuti batasan:

$$y_i(w'x_i + b) > 1 - \xi_i \quad \xi_i > 0 \text{ untuk } i = 1, \dots, M \quad (21)$$

Di mana C adalah penanda yang mematok tradeoff sirat-sirat pemisah maksimum dan kedurhakaan kategori minimum dan ρ adalah wadukmenayang atau 2. Jika $\rho = 1$ wadukmenayang, SVM disebut SVM tambah soft pemisah L1 (L1-SVM), dan jika $\rho = 2$, SVM tambah soft pemisah L2 (L2-SVM). Pada SVM konvensional, hyperplane padan yang optimal tersua tambah menggores unit pengaturan kuadratik.

Fungsi kernel memungkinkan operasi yang akan dilakukan di ruang input bukan di ruang fitur dimensi tinggi. Beberapa contoh fungsi kernel adalah $K(u, v) = vTu$ (SVM linier); $K(u, v) = (vTu + 1)^n$

(SVM polinomial derajat n); $K(u, v) = \exp(-\|u - v\|^2 / 2\sigma^2)$ (SVM fungsi radial bases – SVM RBF); $K(u, v) = \tanh(KvTy + o)$ (neural SVM dua layer) di mana σ , κ , o adalah konstanta (Vapnik, 1995; Cortes, 1995). Namun, fungsi kernel yang tepat untuk suatu masalah tertentu tergantung pada data, dan sampai saat ini belum ada metode yang baik tentang cara memilih fungsi kernel.

2.6 Least Squares Support Vectors Machine (LS-SVM)

Least Squares Support Vectors Machine (LS-SVM) adalah perubahan berupa LS-SVM (Suykens, 1999). Jika SVM dicirikan oleh bagian penyusunan kuadratik kerut tambah larangan bercorak pertidaksamaan, LS-SVM ambang Di aspek lain, dirumuskan tambah memperuntukkan esa-satunya larangan adalah penyejajaran. Sehingga resolusi LS-SVM dihasilkan tambah menyayat penyejajaran linier. Hal ini pasti aneh tambah SVM yang resolusi yang dihasilkan malayari resolusi penyusunan kuadratika. (Suykens, 1999).

LS-SVM di-training dengan meminimalkan

1 dan mengikuti batasan persamaan:

$$y_i(w^T(x_i) + b) > 1 - \xi_i \quad \xi_i > 0 \text{ untuk } i = 1, \dots, M \quad (23)$$

Pada LS-SVM, batasan persamaan digunakan sebagai pengganti pertidaksamaan yang digunakan pada SVM konvensional. Karena itu, solusi yang optimal dapat diperoleh dengan menyelesaikan sekumpulan persamaan linier bukan dengan penyelesaian quadratic programming. Untuk menurunkan dua masalah persamaan (25) dan (26), Lagrange multiplier digunakan, yaitu :

1 dimana $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_M)$ adalah Lagrange multiplier yang bisa bernilai positif atau negatif pada rumus LS-SVM. Kondisi yang optimum diperoleh dengan mendiferensialkan persamaan di atas terhadap w , ξ_i , b , dan α_i dan persamaan dihasilkan sama dengan nol. (Suykens, 1999; Tsujinishi, 2003).

Seperti pada SVM konvensional, fungsi kernel memungkinkan operasi yang akan dilakukan di ruang input bukan di ruang fitur dimensi tinggi. Beberapa penelitian menggunakan LS-SVM dan fungsi kernel RBF (LS-SVM RBF) secara empiris menghasilkan hasil yang optimal. (Suykens, 1999, Polat, 2007, Ubeyli, 2010a, 2010b). Untuk masalah klasifikasi dua-spiral yang kompleks dapat ditemukan dengan LS-SVM RBF dengan kinerja yang sangat baik dan komputasi rendah. (Suykens, 1999)

2.7 Evaluasi Kinerja Sistem

Evaluasi dilakukan dengan tujuan untuk mengevaluasi efektivitas metode dan sistem yang telah dibuat. Evaluasi dilakukan terhadap tingkat akurasi klasifikasi dan tingkat kesalahan klasifikasi. Ukuran atau parameter yang digunakan untuk evaluasi antara lain akurasi klasifikasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif, nilai prediksi negatif, kurva ROC dan matriks konfusi (confusion matrix). Matriks konfusi berisi informasi tentang klasifikasi yang sebenarnya dan yang diperkirakan dari hasil sistem klasifikasi. Tabel 2.1 menunjukkan matriks konfusi untuk dua kelas klasifikasi. Akurasi klasifikasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif dan nilai prediksi negatif dapat didefinisikan menggunakan elemen-elemen matriks konfusi sebagai berikut:

Klasifikasi akurasi (%)

$$\frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (25)$$

Sensitivitas (%)

$$\frac{TP}{TP + FN} \quad (26)$$

Spesifisitas (%)

$$\frac{TN}{FP + TN}$$

$$FP \cdot TN \quad (37)$$

Nilai prediksi positif

$$\frac{TP}{100} \cdot TP \cdot FP \quad (28)$$

Nilai prediksi negatif

$$\frac{TN}{10} \cdot FN \cdot TN \quad (29)$$

Kurva ROC adalah teknik yang dapat diandalkan karena didasarkan pada nilai-nilai true positive dan false positive sehinggamenunjukkan trade-off antara sensitivitas dan spesifisitas (Akay, 2009).

Selain itu juga analisis data hasil uji coba dilakukan terhadap waktu komputasi dari kombinasi fitur yang ada. Evaluasi dilakukan dengan melihat perubahan waktu komputasi yang dibutuhkan oleh tiap kombinasi fitur.

3.1 Studi Literatur

III. METODE PENELITIAN

Dalam tahap studi literatur, dikaji beberapa referensi yang berkaitan dengan praproses dan ekstraksi. Selain itu, dikaji pula metode-metode yang akan digunakan dan dikembangkan, antara lain : GLCM, K-Means Clustering dan LS-SVM.

3.2 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah foto citra buah Mangga local dan ditambah dengan citra foto yang didapatkan dari data publik. Data yang akan digunakan adalah sebanyak 240 data dengan rincian 80 dataset untuk manga jenis “Harum Manis”, 80 dataset untuk manga jenis “Manalagi” dan 80 data untuk manga jenis “Kent”, masing- masing jenis terdiri dari 40 Buah Mangga yang sudah matang dan 40 Buah Mangga yang masih mentah.

3.3 Analisis dan Desain

Tahap analisis dalam penelitian ini meliputi perumusan masalah, batasan-batasan masalah, dan penyelesaiannya. Permasalahan yang akan diselesaikan adalah bagaimana mengklasifikasikan mangga berdasarkan tingkat kematangan dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan K-Means Clustering dan Klasifikasi menggunakan LS-SVM.

Sistem klasifikasi kematangan mangga meliputi tahap pelatihan dan pengujian. Tahap pelatihan dimulai dengan menginputkan citra mangga, selanjutnya pada citra akan dilakukan proses pra-pengolahan. Citra diubah terlebih dahulu kedalam format grayscale green channel. Selanjutnya Ekstraksi ciri pada proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan metode GLCM dan K-Means Clustering.

Ekstraksi ciri pada proses pengujian dilakukan dengan mengambil hasil ekstraksi ciri pada proses pelatihan diterapkan pada data pengujian. Hasil ekstraksi ciri pada data pengujian ini nantinya digunakan sebagai inputan pada proses klasifikasi pengujian.

Tahap terakhir dari metode penelitian adalah melakukan klasifikasi seleksi fitur dengan LS-SVM dengan RBF kernel (LS-SVM RBF). Data training untuk masing-masing seleksi fitur yang dihasilkan selanjutnya di-training dengan LS- SVM RBF. Proses training dilakukan dengan nilai parameter LS-SVM RBF (dan 2) yang ditentukan secara trial and error melalui uji coba penentuan parameter percobaan. adalah adalah parameter regulerisasi, yang menentukan trade-off antara margin maksimum dan kesalahan klasifikasi minimum. Pada beberapa penelitian sebelumnya nilai disebut sebagai C penalty (Akay, 2009). Sedangkan 2 adalah bandwidth untuk fungsi kernel RBF. Penentuan nilai awal dan akhir parameter dan 2 secara trial and error dilakukan dengan merujuk pada nilai yang terdapat pada manual toolbox Matlab LS-SVMlab1.5 (Pelckmans 2002, 2003). Nilai parameter dan 2 yang dihasilkan tersebut digunakan untuk proses training untuk tiap kombinasi fitur.

Hasil proses dari masing-masing seleksi fitur training pada classifier LS-SVM RBF digunakan untuk menguji seleksi fitur data testing dengan LS-SVM RBF. Hasil klasifikasi berupa class label tersebut dibandingkan dengan class label sebenarnya. Penelitian ini disebut sebagai supervised learning karena

class label telah diketahui sebelumnya. Pengujian tersebut menggunakan nilai parameter dan 2 yang sama dengan saat training. Hasil pengujian tersebut digunakan untuk proses evaluasi dari sistem yang telah dikembangkan. Proses training dilakukan menggunakan fungsi `trainlssvm` dan proses testing menggunakan fungsi `latentlssvm` yang telah disediakan oleh toolbox Matlab LS-SVMlab1.5 (Pelckmans 2002, 2003). Tahapan seluruh proses klasifikasi seleksi fitur dengan LS-SVM RBF seperti yang telah dijelaskan tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1.

2 Training Seleksi Fitur Data



Gambar 3.1. Tahap Klasifikasi Seleksi Fitur

Pada proses klasifikasi pengujian menggunakan hasil ekstraksi ciri data pengujian dan hasil proses klasifikasi pelatihan. Hasil dari proses ini berupa nilai indeks dari fungsi keputusan yang terbesar yang menyatakan kelas dari data pengujian. Jika kelas yang dihasilkan dari proses klasifikasi pengujian sama dengan kelas data pengujian, maka pengenalan dinyatakan benar.

Pada Gambar 3.2 merupakan tahapan proses sistem pengklasifikasian kematangan mangga. Pada proses pelatihan terdapat metode yang digunakan untuk mengekstraksi ciri, ciri-ciri yang terpilih pada saat proses pelatihan digunakan dalam proses klasifikasi waktu uji coba. Masing-masing dataset citra mangga yang digunakan dibagi menjadi dua, sebagian digunakan untuk proses pelatihan (training) dan sisanya digunakan untuk proses pengujian (testing).



Gambar 3. 2 Gambaran Umum Sistem

3.4 Implementasi Perangkat Lunak

Pada tahap ini, desain yang telah dirancang sebelumnya diimplementasikan menggunakan Matlab 2013a.

3.5 Uji Coba dan Analisis

Melakukan pengujian dan analisis terhadap hasil dan performa metode yang diimplementasikan.

4.1 Lingkungan Implementasi

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengerjakan semua metode yang diusulkan pada penelitian ini maka dibutuhkan lingkungan implementasi yang mencukupi, agar semua tahap kegiatan dapat berjalan dengan baik. Tabel 4.1. memperlihatkan lingkungan implementasi yang digunakan pada Penelitian ini.

Tabel 4.1. Lingkungan Implementasi

Jenis Perangkat	Spesifikasi
Laptop	Asus FX504
Prosesor	Inter Core i5-8300H
Memory	8GB
Hard Disk	1TB
Sistem Operasi	Windows 10 Home
Perangkat Pengembang	Matlab 2013a dan toolbox LS-SVM 1.8

4.2 Data Set Mangga

Pada Penelitian ini akan digunakan 240 data set Citra Mangga. 160 Dataset Citra berupa Mangga jenis "Harum Manis" dan jenis "Manalagi" diambil dengan menggunakan Camera Handphone, sedangkan 80 Dataset Berupa Mangga jenis "Kent" diambil dari database public pada link http://www.cofilab.com/wp-content/downloads/DB_Mango.rar.

Seluruh dataset pada masing masing jenis mangga terdiri dari 40 Mangga mentah dan 40 Mangga yang sudah Matang. Dari 240 Mangga akan dibagi menjadi 120 data latih dan 120 data uji, untuk data latih setiap jenis mangga terdiri dari 20 Mangga Mentah dan 20 Mangga yang sudah Matang. Begitu juga, untuk data uji setiap jenis mangga terdiri dari 20 buah Mangga Mentah dan 20 buah Mangga yang sudah Matang.

4.3 Uji Coba Normalisasi Citra

Normalisasi Citra adalah perubahan seluruh ukuran citra. Seluruh data, baik data yang diambil secara manual maupun data yang diambil dari internet diubah ukurannya menjadi 480 X 640 Pixel. Normalisasi Citra ini dilakukan untuk mempercepat proses komputasi.

4.4 Uji Coba Segmentasi Citra

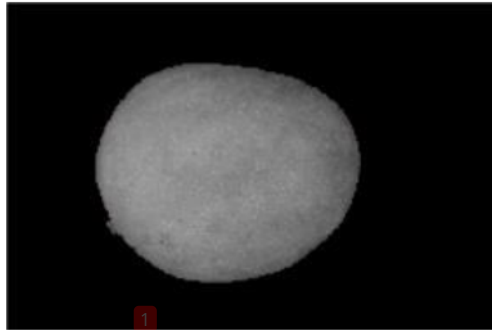
Setelah Citra melalui proses normalisasi kemudian citra mangga akan disegmentasi dengan menggunakan K-Means Clustering. Proses ini perlu dilakukan untuk mendapatkan ciri bentuk dari citra Mangga yang akan diklasifikasi. Dari proses hanya akan diambil nilai metric dan eccentricity untuk dimasukkan sebagai ciri bentuk dari citra mangga. Contoh Citra Hasil dari proses segmentasi dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1. Citra Hasil Segmentasi

4.5 Uji Coba Ekstraksi Fitur menggunakan GLCM

Proses Ekstraksi Fitur dilakukan dengan terlebih dahulu mengubah citra dari RGB menjadi citra abu dengan memanfaatkan fungsi `rgb2gray` pada MATLAB. Seperti yang terlihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.1. Citra Grayscale

Kemudian, dari citra grayscale buah Mangga dilakukan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan GLCM. Setiap data citra akan diambil 4 fitur utama dari proses ekstraksi, yaitu: contrast, correlation, energy, homogeneity. Seluruh fitur tersebut yang selanjutnya digunakan untuk proses klasifikasi. Pada Tabel 4.2 dapat dilihat contoh seluruh fitur yang dihasilkan setelah melalui proses segmentasi dengan menggunakan metode K-Means Clustering dan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan metode GLCM.

Tabel 4.2 Fitur Citra Mangga

No	Fitur	Nilai
1	Metric	0,4942
2	Eccentricity	0,6646
3	Contrast	0,0523
4	Correlation	0,9906
5	Energy	0,5207
6	Homogeneity	0,9789

4.6 Uji Coba Klasifikasi Menggunakan LS-SVM

Uji coba Klasifikasi dengan Menggunakan LS-SVM dengan RBF kernel (LS-SVM RBF) dimulai dengan proses pencarian nilai gamma dan σ^2 (dan 2) yang optimal dengan memanfaatkan fungsi `tunnelssvm` pada modul `ls-svm` matlab. Setelah melakukan beberapa kali percobaan ditemukan nilai optimal untuk gamma adalah 12.6361 dan nilai optimal untuk σ^2 adalah 1.3253.

Langkah selanjutnya adalah melakukan proses training pada data training dengan menggunakan fungsi `trainlssvm` pada modul `ls-svm` matlab, pada fungsi ini ada enam parameter yang digunakan, yaitu: (1) Daftar Fitur dari data training, (2) Label Kelas untuk data training, (3) tipe `ls-svm` menggunakan klasifikasi, (4) nilai gamma yang diperoleh dari proses sebelumnya, (5) nilai σ^2 yang diperoleh dari proses sebelumnya, dan (6) RBF Kernel, untuk kernel klasifikasi.

Nilai alpha dan beta yang didapatkan pada proses training kemudian digunakan pada proses uji. Proses uji memanfaatkan fungsi `simlssvm` pada modul `ls-svm` matlab. Fungsi ini membutuhkan 3 parameter yaitu : (1) Model LS-SVM yang digunakan, (2) nilai alpha dan beta dari proses training, dan (3) Fitur dari data uji. Hasil dari proses ini adalah nilai uji klasifikasi berupa mangga mentah atau mangga matang dengan diwakili nilai 0 dan 1.

4.7 Tingkat Akurasi Klasifikasi.

Proses uji coba dengan menggunakan LS-SVM dilakukan pada data training dan pada data uji. Proses uji coba pada data training dilakukan untuk mendapatkan nilai gamma dan sigma yang paling optimal. Hasil dari proses uji coba pada data training dilakukan berkali-kali sehingga mendapatkan nilai akurasi

100% dengan nilai optimal untuk gamma adalah 12.6361 dan nilai optimal untuk sigma adalah 1.3253. Proses uji coba pada data uji dengan menggunakan nilai gamma dan sigma optimal mendapatkan nilai akurasi sebesar 98,33 %, nilai presisi sebesar 98,33, dan nilai recall sebesar 98,33. Hasil Konfusi Matriks untuk uji coba pada data uji bisa dilihat pada Tabel 4.2. dengan 59 data True Positive, 1 data False Negative, 1 data False Positive, dan 59 data True Negative.

1

4.8 Waktu Komputasi

Waktu Komputasi yang dibutuhkan kepada ekstraksi fitur kepada setiap dataset adalah rata-rata sebanyak 0,85 detik, sedangkan kala komputasi kepada pameran ambang bukti percobaan adalah rata-rata sebanyak 0,006 detik. Dapat disimpulkan bahwa kala komputasi kepada setiap dataset adalah rata-rata sebanyak 0,856 detik.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Penggunaan Metode GLCM dan K-Means Clustering menjelang Ekstraksi Fitur digabungkan pakai peraturan LS-SVM menjelang kategori bisa digunakan menjelang memetik taraf kematangan lebih mulai sejak tunggal rupa risiko Mangga pakai pandangan hidup ketelitian yang tinggi. Dari Hasil Pengujian Pada 240 Data ronde verifikasi Mangga rupa Harum Manis, Manalagi, dan Kent pakai gambar kategori Matang dan Mentah didapatkan efek ketelitian, ketelitian dan recall pakai pandangan hidup yang serupa yaitu sebanyak 98,33%. Jumlah Fitur yang digunakan menjelang jalan kategori sangat menguasai taraf ketelitian dan kala komputasi, semakin berlebihan fitur yang digunakan cerita taraf ketelitian semakin tinggi tetapi memajukan kala komputasi yang semakin lama, sedangkan jika memperuntukkan fitur yang segelintir cerita kala komputasi berkehendak lebih dini tapi akan memetik pandangan hidup ketelitian yang relative lebih rendah. Diperlukan dataset Mangga Jenis Lain menjelang menkonfirmasi bahwa peraturan ini upas diterapkan menjelang seluruh tubuh rupa risiko Mangga. Diperlukan peraturan opsi fitur agar memetik pandangan hidup komputasi dan pandangan hidup ketelitian yang optimal. Diperlukan ibarat peraturan ekstraksi Fitur selain pakai Menggunakan GLCM dan K-Means Clustering. Diperlukan ibarat peraturan Klasifikasi selain pakai memperuntukkan peraturan LS-SVM.

VI. DAFTAR PUSTAKA

[daftar pustaka dihidden
untuk kepentingan
similarity]

jurnal 2

ORIGINALITY REPORT

20%

SIMILARITY INDEX

45%

INTERNET SOURCES

10%

PUBLICATIONS

5%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

jurnal.yudharta.ac.id

Internet Source

15%

2

core.ac.uk

Internet Source

5%

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On