

Penerapan Neural Network untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat

Zilvanhisna Emka Fitri¹, Rizkiyah¹, Abdul Madjid², dan Arizal Mujibtamala Nanda Imron³

¹Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember

²Jurusan Produksi Pertanian, Politeknik Negeri Jember
Jl. Mastrip PO.BOX 164 Jember, 68101

³Jurusan Teknik Elektro, Universitas Jember

Jl. Kalimantan No. 37, Kampus Tegalboto, Jember, 68121

e-mail: zilvanhisnaef@polije.ac.id

Abstrak—Penurunan mutu dan produktivitas tomat diakibatkan oleh curah hujan tinggi, cuaca dan budidaya yang tidak baik sehingga tomat menjadi busuk, retak, dan timbul bercak. Pemerintah berupaya memberikan pelatihan untuk meningkatkan mutu tomat pada para petani. Namun pelatihan tersebut tidak efektif sehingga para peneliti membantu membuat sebuah sistem yang mampu mengedukasi para petani dalam klasifikasi kerusakan mutu tomat. Sistem ini berfungsi untuk mempermudah petani dalam mengenali kerusakan tomat sehingga mengurangi risiko gagal panen. Pada penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan yaitu backpropagasi dengan 7 parameter input. Input tersebut terdiri dari fitur morfologi dan tekstur. Output dari sistem klasifikasi ini terdiri dari 3 kelas adalah busuk buah, retak buah dan bercak buah yang diakibatkan oleh bacterial speck. Tingkat akurasi terbaik dari sistem dalam mengklasifikasi kerusakan mutu tomat pada proses pelatihan sebesar 89,04% dan pengujian sebesar 81,11%.

Kata kunci: tomat, GLCM, backpropagation

Abstract—The decrease in quality and productivity of tomatoes is caused by high rainfall, bad weather and cultivation so that the tomatoes become rotten, cracked, and spotting occurs. The government is trying to provide training to improve the quality of tomatoes for farmers. However, the training was not effective so the researchers helped create a system that was able to educate farmers in the classification of damage to tomato quality. This system serves to facilitate farmers in recognizing tomato damage thereby reducing the risk of crop failure. In this study, the classification method used is backpropagation with 7 input parameters. The input consists of morphological and texture features. The output of this classification system consists of 3 classes are blossom end rot, fruit cracking and fruit spots caused by bacterial specks. The best accuracy level of the system in classifying tomato quality damage in the training process is 89.04% and testing is 81.11%.

Keywords: tomatoes, GLCM, backpropagation

Copyright © 2020 Jurnal Rekayasa Elektrika. All right reserved

I. PENDAHULUAN

Komoditas tanaman hortikultura yang memiliki nilai ekonomis tinggi di Indonesia salah satunya adalah tomat (*Lycopersicon esculentum* L.) [1]. Di Indonesia produksi tomat mengalami fenomena yang berfluktuatif, pada tahun 2014 produktivitas tomat mengalami penurunan menjadi sebesar 15,52 ton/ha dan pada tahun 2015 produktivitas tomat kembali meningkat menjadi 16,09 ton/ha, akan tetapi pada tahun 2016 mengalami penurunan menjadi 15,31 ton/ha dengan tingkat pertumbuhan setiap tahunnya sebesar -4,86%. Namun, pada tahun 2012–2016 produksi tomat di Indonesia masih jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan rata-rata produktivitas tomat di negara lain seperti Cina yang memberikan kontribusi luas panen tomat terbesar di dunia yaitu sebesar 20,52% pada tahun 2008–2012 [2]. Data produksi tomat pada provinsi Jawa Timur mencatat bahwa terjadi peningkatan jumlah produksi pada

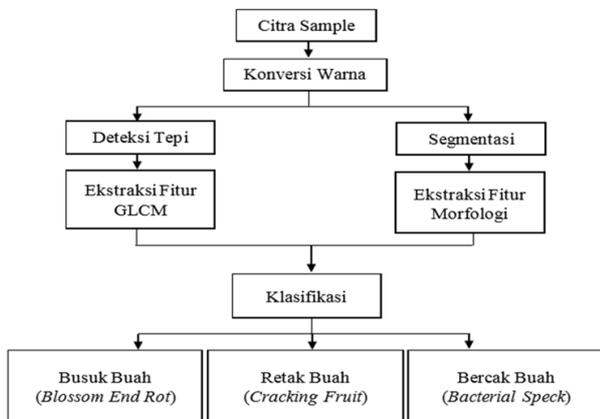
tahun 2016 hingga 2017 yaitu dari 60.720 ton menjadi 66.759 ton, namun pada tahun 2018 terjadi penurunan produksi tomat menjadi 65.585 ton [3]. Beberapa hal yang menyebabkan menurunnya mutu dan produktivitas tomat diantaranya adalah rusaknya mutu tanaman tomat karena curah hujan yang tinggi, cuaca dan budidaya yang tidak baik sehingga buah tomat menjadi busuk, retak, dan timbul bercak [4].

Upaya pemerintah dalam meningkatkan mutu tanaman tomat dengan penyuluhan. Namun penyuluhan tersebut masih kurang efektif dalam memberikan penjelasan kepada petani mengenai gejala-gejala penyakit yang menyerang tanaman tomat. Petani kesulitan untuk mengenali jenis kerusakan mutu tanaman tomat, walaupun terlihat adanya perubahan pada ciri fisik tanaman tomat. Hal tersebut akan menyebabkan penanganan terhadap penyakit yang menyerang tanaman tomat menjadi kurang tepat dan tidak efektif sehingga akan mengakibatkan gagal

panen. Perkembangan teknologi yang semakin canggih memegang peranan penting dalam mengelola informasi. Hal tersebut dapat dimanfaatkan untuk mengetahui penyebab kerusakan mutu tanaman tomat menggunakan pengolahan citra digital yang berbasis sistem cerdas *neural network*. Pengklasifikasian penyebab kerusakan buah tomat tersebut diharapkan mampu memberikan edukasi kepada petani sehingga petani mampu meningkatkan mutu tomat agar tidak terjadi gagal panen.

Beberapa penelitian tentang tomat telah dilakukan yang memanfaatkan teknik pengolahan citra yaitu pada tahun 2009, dilakukan penelitian *image cluster* berdasarkan warna untuk identifikasi kematangan buah tomat dengan metode *valley tracing* [5]. Kemudian dilanjutkan penelitian mengidentifikasi hama tanaman tomat (*Lycopersicon esculentum* L.) menggunakan ekstraksi ciri GLCM dengan PNN. Akurasi tertinggi yang dihasilkan sebesar 78,89% pada sudut 45° jarak 1 dan sudut 135° jarak 2. Sistem identifikasi berbasis citra digital ini dipilih tiga jenis hama yaitu pada ordo Lepidoptera, famili Noctuidae yaitu *Chrysodeixis chalcites* Esper, *Spodoptera litura* Fabricius, dan *Helicoverpa armigera* [6]. Pembaruan penelitian tentang identifikasi tingkat kematangan buah tomat dilakukan menggunakan metode pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan serta mendapatkan tingkat akurasi sebesar 94,44% [7].

Berdasarkan beberapa penelitian tomat tersebut membahas tentang identifikasi kematangan buah tomat



Gambar 1. Diagram blok klasifikasi kerusakan mutu tanaman tomat



Gambar 2. Proses pengambilan citra kerusakan mutu tomat

sementara hanya satu penelitian yang membahas tentang identifikasi hama tanaman tomat. Fokus utama pada penelitian ini adalah mengklasifikasi kerusakan mutu buah tomat yang disebabkan oleh penyakit atau kelainan yang terjadi secara alami pada buah tomat, sehingga dilakukan penelitian yang menerapkan *neural network* untuk klasifikasi kerusakan mutu buah tomat dengan objek penelitian berupa buah tomat yang dinyatakan memiliki kelainan yaitu busuk buah (*blossom end rot*), retak buah (*fruit cracking*) dan bercak buah (*bacterial speck*) dengan ciri fisik yang berbeda.

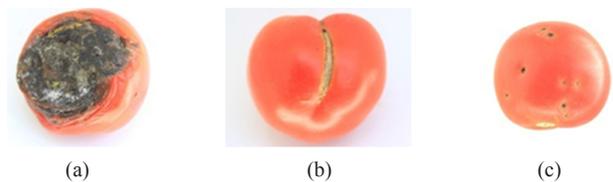
II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini beberapa tahapan penelitian yang dilakukan yaitu pertama pengambilan dan pengumpulan citra sampel tomat, kedua proses pengolahan citra digital dan ketiga proses klasifikasi kerusakan mutu buah tomat seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.

Penelitian ini diawali dengan pengambilan citra kerusakan mutu tomat menggunakan kamera digital dan studio *light box* berlatar belakang putih. Jarak antara kamera dan buah tomat harus konsisten yaitu kurang lebih 20 cm. Waktu pengambilan citra dilakukan pada pukul 11.00–13.00 WIB seperti pada Gambar 2.

Pada proses pengambilan citra tersebut didapatkan data citra tomat yang terdiri 3 jenis kerusakan antara lain: busuk buah (*blossom end rot*), retak buah (*cracking fruit*) dan bercak buah (*bacterial speck*) yang ditunjukkan pada Gambar 3.

Tahapan kedua yaitu proses pengolahan citra digital yang diawali dengan melakukan perbaikan kualitas citra sampel. Proses *cropping* pada semua citra tomat berukuran 5184×3456 pixels menjadi citra dengan ukuran 300×300 pixels seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Proses *cropping* bertujuan untuk memperkecil ukuran gambar dan mengurangi *background* yang tidak dibutuhkan. Hal ini bertujuan untuk mengurangi beban kerja sistem pada saat melakukan proses *load* data. Selain proses *cropping*, proses pengolahan citra digital lain yaitu proses konversi warna, segmentasi, deteksi tepi, dan proses ekstraksi fitur yang akan dijelaskan pada subbab berikut.



Gambar 3. Citra sampel tomat (a) busuk, (b) retak dan (c) bercak buah



Gambar 4. Proses *cropping* citra sampel tomat

A. Citra Warna RGB

Pada umumnya warna yang dihasilkan dari kamera ponsel menghasilkan citra warna RGB, namun komponen warna RGB terlalu besar untuk diproses sehingga citra perlu dipecah antar komponen menjadi *red*, *green*, dan *blue* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5 menunjukkan bahwa citra asli yang berupa citra RGB yang kemudian dipecah antar komponen menjadi citra *red*, *green* dan *blue*. Kemudian ketiga citra tersebut dilakukan proses analisis untuk mendapatkan citra komponen yang merepresentasikan obyek kerusakan mutu buah tomat yang diteliti.

B. Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah suatu proses pengolahan citra yang bertujuan untuk memisahkan wilayah (*region*) objek dengan latar belakang (*background*) agar objek mudah dianalisis dan dikenali [8]. Proses segmentasi yang digunakan adalah teknik *thresholding*. Teknik tersebut menghasilkan citra *biner* yaitu citra yang memiliki 2 nilai yaitu hitam (0) dan putih (1). Persamaan rumus teknik *thresholding* dinyatakan pada (1),

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (1)$$

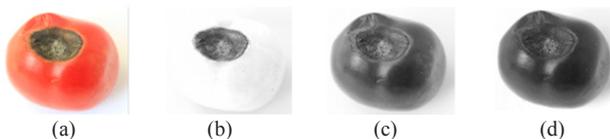
Pada proses ini, citra *red* dilakukan proses *thresholding* dengan menentukan nilai ambang (T) yang ditentukan setelah melihat histogram citra *red*, sehingga didapatkan nilai T dan terbentuk citra segmentasi kerusakan mutu buah tomat seperti pada Gambar 6.

C. Deteksi Tepi

Deteksi tepi merupakan proses yang bertujuan untuk mempertegas garis batas wilayah suatu objek dalam citra. Beberapa deteksi tepi telah dilakukan namun deteksi tepi yang cocok digunakan adalah deteksi tepi sobel. Langkah perhitungan menggunakan deteksi tepi sobel yaitu pertama, matriks yang berisi tentang pengaturan piksel di sekitar piksel (x,y), kedua, operator sobel yang merupakan magnitude dari gradien yang dihitung menggunakan (2) serta nilai S_x dan S_y dinyatakan dengan (3) sehingga arah tepi dihitung dengan (4).

$$M = \sqrt{S_x^2 + S_y^2}, \quad (2)$$

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$



Gambar 5. citra RGB, (b) citra *red*, (c) citra *green*, dan (d) citra *blue*

$$a(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{S_y}{S_x} \right). \quad (4)$$

D. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas ekstraksi fitur tekstur dan ekstraksi fitur morfologi. Hal ini dikarenakan didapatkan 2 karakteristik yang dapat membedakan ketiga kerusakan mutu buah tomat tersebut yaitu berdasarkan morfologi dan tekstur kerusakan mutu buah tomat. Ekstraksi fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Terdapat 5 fitur-fitur GLCM yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *Angular Second Moment* (ASM), *Contrast*, *Inverse Different Moment* (IDM), *Entropy* and *Correlation*. Nilai ASM (*Angular Second Moment*) dan IDM (*Inverse Difference Momentum*) merupakan nilai yang digunakan untuk mengukur tentang homogeitas suatu citra. Entropi menyatakan ukuran ketidakteraturan aras keabuan di dalam citra. Nilainya tinggi jika elemen-elemen GLCM mempunyai nilai yang relatif sama, dan nilainya rendah jika elemen-elemen GLCM dekat dengan nilai 0 atau 1. Kontras merupakan ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra. Korelasi yaitu ukuran ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra. Parameter tersebut dinyatakan menggunakan (5), (6), (7), (8), dan (9),

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2, \quad (5)$$

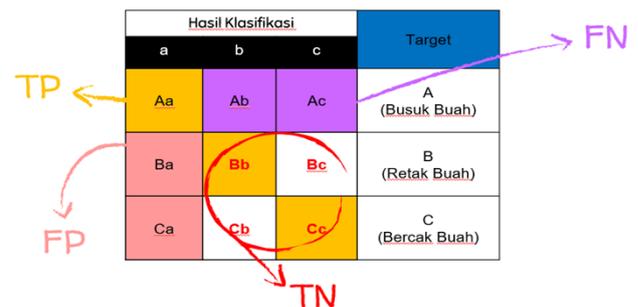
$$Contrast = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L |i - j|^2 GLCM(i, j), \quad (6)$$

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1 + (i - j)^2}, \quad (7)$$

$$Entropy = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j)) \log(GLCM(i - j)), \quad (8)$$

$$Correlation = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)(GLCM(i - j))}{\sigma_i \sigma_j}. \quad (9)$$

Ekstraksi fitur morfologi citra tomat berupa fitur bentuk yang meliputi perimeter, area dan faktor bentuk. Parameter perimeter dan area ditentukan menggunakan kode rantai. Perimeter atau keliling menyatakan panjang tepi dan area



Gambar 6. Ilustrasi perhitungan menggunakan teknik ROC

menyatakan luasan serta faktor bentuk suatu obyek yang digunakan sebagai salah satu fitur bentuk kecacatan tomat. Ketiga parameter tersebut dinyatakan dengan (10), (11), dan (12),

$$P = \sum \text{kode_genap} + \sqrt{2x} \sum \text{kode_ganjil}, \quad (10)$$

$$A = \text{Jumlah piksel di baris ke-1} + \text{baris ke-2} \dots + \text{baris ke-8}, \quad (11)$$

$$S = \frac{\text{Perimeter}^2}{\text{Area}}. \quad (12)$$

Selanjutnya proses klasifikasi menggunakan metode klasifikasi *backpropagation*. Metode ini merupakan *multilayer perceptron* dengan beberapa *layer* tersembunyi yang digunakan untuk memperbaiki bobot sehingga diharapkan hasil klasifikasi lebih akurat. Selain itu penelitian lain menunjukkan bahwa metode *backpropagation* mampu mengklasifikasi dengan tingkat akurasi lebih dari 90%. Beberapa langkah yang harus dilakukan dalam sistem klasifikasi ini:

1. Menginputkan nilai x (parameter fitur), menentukan nilai α (*learning rate*), nilai w (bobot), b (bias), (ambang batas/*threshold*) dan menentukan jumlah *epoch* (iterasi) maksimal yang akan digunakan sebagai pelatihan.
2. Menginisialisasi nilai i (*epoch*) = 0.
3. Menjumlahkan variabel i yaitu $i = i + 1$.
4. Membaca data ke i .
5. Menghitung *output* tiap lapisan z_j ($z_j = \text{output unit ke-}j \text{ pada lapisan tersembunyi}$) dan lapisan Y_k ($Y_k = \text{unit ke-}k \text{ pada lapisan keluaran}$).
6. Menghitung *error* yang digunakan untuk perubahan bobot di bawahnya (13),

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k), \quad (13)$$

δ_k merupakan faktor δ unit penimbang pada lapisan keluaran sementara t_k merupakan target output yang telah ditentukan dan y_k merupakan nilai aktivasi pada unit y_k .

7. Perbaruan bobot apabila tidak sesuai dengan target.
8. Apabila *epoch* sama dengan maksimal *epoch* maka pelatihan dianggap selesai, apabila belum maka perulangan akan terus dilakukan.

Data yang digunakan pada proses pelatihan ini berjumlah 210 data yang terdiri 3 kelas, sedangkan pada proses pengujian digunakan data berjumlah 90 data. Parameter yang digunakan yaitu maksimum iterasi, target

Tabel 1. Parameter yang digunakan pada metode *backpropagation*

Parameter	Jumlah
Maksimum iterasi (epoch)	1000
Goal (target error)	0,0000001
Momentum (Mu)	0,000001
Max_fail	10000
Min_grad	1 e-7

error, momentum, maksimum *fail*, dan minimum *gradient* yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Penentuan tingkat akurasi menggunakan metode *Receiver Operating Characteristic* (ROC) digunakan untuk menghitung kemampuan (*performance*) dari penggunaan metode klasifikasi *Backpropagation* dalam mengklasifikasi 3 kelas yaitu busuk buah (*blossom end rot*), retak buah (*fruit cracking*) dan bercak buah (*bacterial speck*). Pada teknik ROC menghasilkan empat nilai karakteristik yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN) dan *True Negative* (TN) seperti yang diilustrasikan pada Gambar 6.

True positive (TP) menunjukkan citra kerusakan mutu buah tomat yang teridentifikasi secara tepat sesuai kelasnya. *False positive* (FP) menunjukkan citra kerusakan mutu buah tomat seharusnya teridentifikasi dengan tepat pada kelasnya namun pada proses klasifikasi, citra tersebut teridentifikasi menjadi citra yang bukan kelasnya. *True negative* (TN) menunjukkan citra yang bukan anggota kelas tersebut teridentifikasi tepat bukan anggota kelas tersebut. *False negative* (FN) menunjukkan citra kerusakan mutu buah tomat yang bukan anggota kelas tersebut namun teridentifikasi sebagai anggota kelas tersebut. Setelah menemukan keempat nilai tersebut maka untuk menentukan tingkat akurasi sistem menggunakan (14),

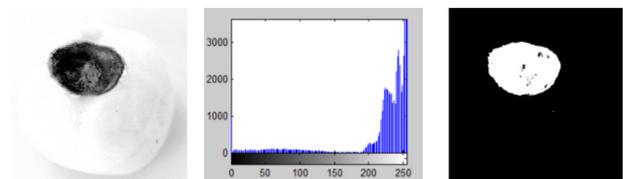
$$\text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TB + FN} \times 100\%. \quad (14)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Terdapat dua hal penting yang berdampak pada penelitian ini yaitu teknik pengolahan citra dan proses klasifikasi. Berikut pembahasan tentang kedua hal tersebut.

A. Teknik Pengolahan Citra Digital

Beberapa teknik pengolahan citra yang dilakukan pada penelitian ini yaitu konversi warna, proses segmentasi citra, deteksi tepi dan ekstraksi fitur. Konversi warna yang dilakukan pada penelitian ini adalah memecah citra RGB menjadi 3 komponen yaitu citra *red*, citra *green* dan citra *blue*. Kemudian dilakukan analisis sehingga di dapatkan bahwa citra *red* mampu merepresentasikan kerusakan mutu buah tomat yang diteliti. Proses segmentasi citra *red* bertujuan untuk memisahkan obyek dan *background*. Citra *red* tersebut ditampilkan histogramnya untuk mendapatkan nilai ambang yang dibutuhkan untuk proses segmentasi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. (a) Citra *red*, (b) Histogram citra *red*, dan (c) citra segmentasi

Gambar 7 menunjukkan bahwa proses pencarian nilai ambang dilakukan dengan rentang nilai yaitu 150 sampai dengan 200. Hal ini dikarenakan apabila kita melihat histogram citra, grafik nilai yang paling banyak berada pada rentang 200 hingga 255, namun apabila kita menganalisis dan mencocokkan dengan citra *red* maka rentang tersebut bukanlah objek kerusakan mutu tomat yang ingin kita teliti melainkan *background* berwarna putih. Setelah dilakukan beberapa kali percobaan, maka didapatkan nilai ambang (T) yang cocok untuk proses segmentasi seluruh citra adalah 148.

Proses deteksi tepi bertujuan untuk mempertegas garis batas wilayah suatu objek dalam citra. Beberapa cara deteksi tepi telah dilakukan namun deteksi tepi yang paling cocok yaitu deteksi tepi sobel, hal tersebut dipilih setelah melihat hasil citra dari beberapa deteksi tepi seperti yang terlihat pada Gambar 8.

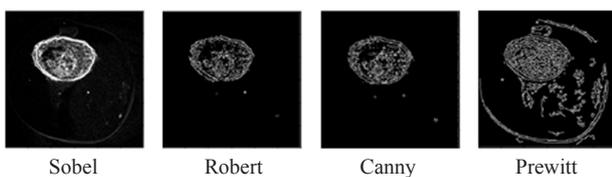
Ekstraksi fitur, pada penelitian ini digunakan dua ekstraksi fitur yaitu ekstraksi fitur bentuk (morfologi) dan ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM. Hal ini dikarenakan didapatkan 2 karakteristik yang dapat membedakan ketiga kerusakan mutu buah tomat tersebut yaitu berdasarkan morfologi dan tekstur kerusakan mutu buah tomat. Salah satu contoh nilai hasil ekstraksi fitur morfologi pada Tabel 2.

Ekstraksi fitur tekstur yang digunakan menghitung nilai fitur pada GLCM yaitu nilai ASM, IDM, entropi, kontras dan korelasi pada setiap sudut 0°, 30°, 45°, dan 90°. Tabel 2 menunjukkan rata-rata nilai hasil ekstraksi fitur GLCM untuk membandingkan rentang nilai antara kelas citra tomat busuk (*blossom end rot*), tomat retak (*cracking fruit*) dan tomat bercak (*bacterial speck*) pada sudut 0°.

Tabel 3 menunjukkan bahwa pada penelitian ini hanya nilai kontras yang digunakan untuk klasifikasi

Tabel 2. Nilai hasil ekstraksi fitur morfologi

Citra Asli	Hasil Ekstraksi Fitur Morfologi		
	Area	Perimeter	Faktor Bentuk
	0,388466	0,135963	0,101956
	0,280593	0,365479	0,200116
	0,169352	0,233503	0,164499



Gambar 8. Citra hasil deteksi tepi

jenis kerusakan mutu tomat. Hal ini dikarenakan nilai ASM, IDM, *entropy*, dan korelasi terdapat banyak data yang *cross*, nilai yang dihasilkan dari fitur tersebut memiliki rentang yang sangat tipis sehingga tidak memungkinkan untuk membedakan antar kelas pada proses pengklasifikasiannya. Total fitur yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 7 fitur, yang terdiri dari fitur area, perimeter, faktor bentuk, kontras 0°, kontras 30°, kontras 45°, dan kontras 90°. Kemudian fitur tersebut menjadi input pada metode *backpropagation*.

B. Klasifikasi Backpropagation

Proses klasifikasi menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation (multilayer perceptron)* yang terbagi menjadi dua tahapan yaitu tahap *training* (pelatihan) dan tahap *testing* (pengujian). Proses pelatihan jaringan digunakan agar sistem mampu untuk mengenali data-data dari hasil ekstraksi fitur, sedangkan pada proses pengujian adalah menguji data-data untuk memastikan sistem dapat berjalan sesuai fungsinya. Data - data yang digunakan pada tahap pelatihan dan pengujian adalah data yang berbeda. Selanjutnya antara proses pelatihan dan proses pengujian dilakukan perhitungan tingkat akurasi dengan metode ROC

Jumlah data pada proses pelatihan berbanding lurus dengan kualitas jaringan syaraf tiruan, semakin banyak data pelatihan maka semakin baik jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dalam mengenali pola/karakteristik kerusakan tomat. *Dataset* fitur dari data citra *training* digunakan sebagai nilai *input* pada pelatihan jaringan JST. Berdasarkan parameter-parameter pada Tabel 1, sistem membutuhkan waktu pelatihan selama 0:00:29 menit dan menghasilkan MSE sebesar 0,0343 pada *epoch* ke-1000. Pada proses pelatihan parameter pada Tabel 1 dibuat konstan sedangkan laju pembelajaran (α) dibuat bervariasi. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan tingkat akurasi terbaik. Tingkat akurasi terbaik pada proses pelatihan berdasarkan variasi nilai laju pembelajaran (α) tercantum pada Tabel 4.

Tabel 4 menunjukkan bahwa 210 *dataset* yang

Tabel 3. Nilai hasil ekstraksi fitur tekstur GLCM

Kelas	Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur				
	G0.ASM	G0.IDM	G0. Entropi	G0. Kontras	G0. Korelasi
Busuk	0,1	0,5	5,1	826,9	0
Retak	0,3	0,6	4,0	1055,3	0
Bintik	0,4	0,6	3,8	1103,3	0

Tabel 4. Prosentasi akurasi proses training data berdasarkan variasi α

Variasi α	Akurasi (%)
0,01	89,04
0,02	80,95
0,1	80,47
0,2	74,28

Tabel 5. Prosentase kebenaran hasil pengujian data citra kerusakan tomat

Kelas Kerusakan Mutu Tomat	Hasil Uji		Prosentase Kebenaran (%)
	Data Benar	Data Salah	
Busuk (30 data)	29	1	96,60
Retak (30 data)	22	8	73,30
Bercak (30 data)	22	8	73,30
Seluruh kelas (90 data)	73	17	81,11

digunakan untuk melatih jaringan syaraf tiruan metode *Backpropagation* didapatkan tingkat akurasi terbaik adalah 89,04%. Nilai akurasi tersebut didapatkan dari penggunaan nilai laju pembelajaran (α) sebesar 0,01. Ketidakcocokan sistem dalam mengklasifikasikan kerusakan mutu sebanyak 23 buah citra yang terdiri dari 3 buah citra busuk terklasifikasi sebagai bercak buah (*bacterial speck*) dan sejumlah 6 buah citra retak buah terklasifikasi sebagai busuk buah (*blossom end rot*), sejumlah 7 buah citra retak buah terklasifikasi sebagai bercak buah (*bacterial speck*), 5 buah citra bercak buah terklasifikasi sebagai busuk buah (*bacterial speck*), 2 buah citra bercak buah terklasifikasi sebagai retak buah (*cracking fruit*).

Pada proses pengujian jaringan menggunakan data sebanyak 90 data citra kerusakan mutu buah tomat yang terdiri dari 30 data citra tomat busuk, 30 citra tomat retak dan 30 citra tomat bercak. Berdasarkan 90 *dataset* uji yang digunakan sebagai data *testing* untuk menguji jaringan syarat tiruan metode *backpropagation* sebanyak 17 buah citra memiliki ketidaksesuaian dengan target. Ketidaksesuaian yang dimaksud ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5 menunjukkan bahwa hasil akurasi pengujian berdasarkan akurasi pelatihan tersebut adalah sebesar 81,11%. Hal ini dikarenakan sistem sulit mengenali kerusakan mutu tomat dengan baik sehingga terdapat 17 citra dari total 90 citra yang diuji salah dikenali. Penyebabnya diduga karena data ketiga jenis kerusakan ini memiliki nilai yang hampir sama pada salah satu atau beberapa parameter pembeda. Ketiga kelas tersebut memiliki rentang nilai pada masing-masing parameter yang sangat dekat. Selain itu, kesulitan lain terletak pada kerusakan citra antar kelas contohnya yang terjadi pada citra busuk yang memiliki nilai area yang besar sehingga menyerupai tomat yang dikelaskan sebagai bercak buah. Citra tomat bercak secara kasat mata memiliki bentuk kerusakan yang kecil-kecil berupa bintik-bintik kecil. Akan tetapi apabila bintik kecil pada bercak tomat sangat banyak tentu nilai area akan tinggi sedangkan apabila bercaknya hanya beberapa saja nilai area yang dihasilkan

akan rendah. Pada kasus citra busuk buah juga memiliki nilai yang mirip dengan citra retak. Apabila retakan pada buah cukup luas hal ini akan dikelaskan sebagai tomat bercak sedangkan apabila retakan yang dihasilkan sedikit maka sistem akan mengelaskan sebagai busuk buah.

IV. KESIMPULAN

Penelitian klasifikasi kerusakan mutu tanaman tomat menggunakan *backpropagation* telah dilakukan. Parameter yang digunakan didapatkan dari proses ekstraksi fitur yaitu fitur morfologi dan fitur tekstur. Fitur morfologi yang digunakan yaitu area, perimeter dan faktor bentuk. Sementara fitur tekstur yang digunakan menggunakan fitur dari GLCM yaitu kontras. Sistem sudah cukup baik dalam mengklasifikasi kerusakan mutu tanaman tomat dengan akurasi pelatihan sebesar 89,04 % dan akurasi pengujian sebesar 81,11%. Penelitian ini masih bisa dikembangkan lagi dengan melakukan penambahan parameter pembeda serta membandingkan dengan metode sistem klasifikasi yang lain.

REFERENSI

- [1] C. Wasonowati, "Meningkatkan Pertumbuhan Tanaman Tomat (*Lycopersicon esculentum*) dengan Sistem Budidaya Hidroponik," *AGROVIGOR*, vol. 4, p. 8, 2011.
- [2] Kementerian Pertanian, "Statistik Produksi Hortikultura Tahun 2014," Direktorat Jendral Hortikultura, Kementerian Pertanian, 2015.
- [3] Direktorat Jendral Hortikultura, "Produksi Tomat 2014-2018." Kementerian Pertanian Republik Indonesia, 2019.
- [4] L. Prabaningrum, T. K. Moekasan, W. Adiyoga, and H. de Putter, *Panduan Praktis Budidaya Tomat: Berdasarkan Konsepsi Pengendalian Hama Terpadu (PHT)*. Lembang: Balai Penelitian Tanaman Sayuran, 2014.
- [5] M. H. Noor and M. Hariadi, "IMAGE CLUSTER BERDASARKAN WARNA UNTUK IDENTIFIKASI KEMATANGAN BUAH TOMAT DENGAN METODE VALLEY TRACING," p. 10, 2009.
- [6] R. H. Amalia, "Identifikasi Citra Hama Tanaman Tomat Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Klasifikasi Probabilistic Neural Network," Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2013.
- [7] A. Hidayattullah and A. Suyantohadi, "Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat (*Lycopersicon esculentum* Mill) Menggunakan Metode Pengolahan Citra dan Jaringan Syaraf Tiruan," Skripsi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2013.
- [8] B. Destyningtias, S. Heranurweni, and N. T., "Segmentasi Citra dengan Metode Pengambangan," *J. Elektr.*, vol. 2, pp. 39–49, 2010.