

Sistem Deteksi Cacat Buah Tomat Menggunakan Metode Deteksi Tepi SUSAN, Ekstraksi Ciri Statistik, dan CNN

¹Putri Rahma Della, ²Yulia Darnita

^{1,2,3}Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Indonesia

¹pr1557130@gmail.com; ²yuliadarnita@umb.ac.id;

Article Info

Article history:

Received, 2024-05-30

Revised, 2024-06-03

Accepted, 2024-06-10

Kata Kunci:

Cacat_buah_tomat
deteksi_tepi
SUSAN_ekstraksi_ciri
statistik_CNN.

Keywords:

Tomato_fruit_defects
SUSAN_edge_detection_statistical
feature_extraction_CNN

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah deteksi cacat pada tomat yang sering kali mengganggu kualitas produk dalam industri pertanian. Kesulitan dalam mendeteksi cacat secara otomatis dan akurat menjadi tantangan utama, sehingga diperlukan metode yang efisien dan efektif. Untuk itu, dibuat sebuah sistem deteksi dengan menggabungkan metode deteksi tepi SUSAN, ekstraksi ciri statistik, dan Convolutional Neural Network (CNN). Metode SUSAN dipilih karena kehandalannya dalam mendeteksi tepi dengan baik, yang penting untuk mengidentifikasi area cacat pada tomat. Proses dimulai dengan deteksi tepi menggunakan metode SUSAN, diikuti oleh ekstraksi ciri statistik seperti nilai mean, standar deviasi, nilai minimum, dan nilai maksimum intensitas piksel pada gambar tomat. Data ini kemudian digunakan untuk melatih model CNN, yang mencapai akurasi latih sebesar 97,50% dan akurasi uji sebesar 90%. Dari pengujian 50 sampel tomat, diperoleh akurasi CNN sebesar 96%, presisi 96%, dan recall 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem ini bekerja dengan baik dalam mendeteksi cacat pada tomat. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas produk buah tomat dan mendukung standar mutu industri pertanian.

ABSTRACT

This research aims to overcome the problem of detecting defects in tomatoes which often interfere with product quality in the agricultural industry. Difficulty in automatically and accurately detecting defects is a major challenge, so efficient and effective methods are needed. For this reason, a detection system was created by combining the SUSAN edge detection method, statistical feature extraction, and Convolutional Neural Network (CNN). The SUSAN method was chosen because of its reliability in detecting edges well, which is important for identifying defective areas on tomatoes. The process begins with edge detection using the SUSAN method, followed by extraction of statistical features such as mean value, standard deviation, minimum value, and maximum value of pixel intensity in tomato images. This data was then used to train a CNN model, which achieved a training accuracy of 97.50% and a test accuracy of 90%. From testing 50 tomato samples, CNN obtained 96% accuracy, 96% precision and 100% recall. These results show that this system works well in detecting defects in tomatoes. Thus, it is hoped that this system can improve the quality of tomato products and support the quality standards of the agricultural industry.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Yulia Darnita,
Program Studi Teknik Informatika,

1. PENDAHULUAN

Tomat (*Lycopersicon esculentum Mill*) merupakan sayuran buah yang termasuk tanaman semusim berbentuk perdu dan merupakan *famili Solanaceae* [1]. Tomat termasuk kategori buah yang banyak disukai karena kaya akan vitamin A, C, dan sedikit vitamin B yang baik untuk tubuh. Buah tomat dapat dikonsumsi secara langsung serta dapat dijadikan sebagai bumbu masakan, dan bisa diolah lebih lanjut menjadi bahan baku industri makanan[2]. Tomat adalah salah satu hasil pertanian yang mempunyai tingkat produksi yang tinggi dan termasuk ke dalam tanaman annual karena memiliki siklus hidup yang singkat dan umur tomat hanya satu kali masa panen, kurang lebih 4 bulan kemudian mati setelah berproduksi. Kondisi buah pada saat panen sangat berpengaruh ketika kita menyimpan tomat dan menjualnya di pasaran. Adanya kerusakan saat proses panen dapat menurunkan kualitas tomat dan harga jual di pasaran[3]. Kerusakan secara fisik seperti adanya cacat menyebabkan tomat kurang laku di pasaran karena konsumen akan memilih tomat yang bagus dibandingkan yang cacat[4].

Untuk mengatasi masalah di atas, peneliti membuat sistem deteksi cacat pada tomat yang efektif dan akurat dalam mendeteksi adanya cacat pada buah tomat. Sistem deteksi cacat ini menggunakan tiga metode, deteksi tepi SUSAN, ekstraksi ciri statistik, dan *Convolutional Neural Network (CNN)*.

Metode deteksi tepi SUSAN dipilih karena kehandalannya dalam mengidentifikasi batas cacat pada tomat[5]. Metode ini unggul dalam menangkap detail tepi tanpa dipengaruhi oleh noise yang biasanya mengganggu metode deteksi tepi tradisional seperti Sobel dan Canny[6]. SUSAN memiliki efisiensi komputasi yang lebih baik dibandingkan metode lainnya karena menggunakan pendekatan non-linear yang lebih adaptif terhadap perubahan intensitas.

Ekstraksi ciri statistik digunakan untuk mengetahui informasi dari tomat hasil deteksi, seperti nilai mean, nilai standar deviasi, nilai minimum, dan nilai maksimum. Ekstraksi ciri statistik memberikan gambaran mendetail mengenai tekstur dan distribusi intensitas piksel pada gambar, yang sangat penting untuk analisis lanjutan[7]. Metode ini lebih sederhana dan cepat dibandingkan dengan teknik yang lebih kompleks seperti *Haralick's texture features*, yang meskipun memberikan detail lebih kaya namun membutuhkan komputasi lebih besar[8].

Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk klasifikasi dengan dua label, yaitu banyak cacat dan sedikit cacat, serta untuk mengetahui nilai akurasi[9]. CNN dipilih karena kemampuannya dalam menangkap pola visual kompleks dan telah terbukti sangat efektif dalam berbagai tugas pengenalan gambar[10], dibandingkan dengan metode pembelajaran mesin tradisional seperti SVM (*Support Vector Machine*) dan *k-NN (k-Nearest Neighbors)*[11]. CNN memiliki kemampuan melakukan *feature extraction* secara otomatis, mengurangi kebutuhan untuk teknik ekstraksi ciri manual yang rumit dan rentan terhadap kesalahan. Selain itu, CNN lebih unggul dalam mengelola data dalam jumlah besar dan memiliki fleksibilitas untuk meningkatkan performa dengan penambahan data dan pelatihan yang lebih panjang[12].

Dengan menggabungkan ketiga metode ini, sistem deteksi cacat pada tomat dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan efisien, sehingga meningkatkan kualitas produk buah tomat dan mendukung standar mutu industri pertanian.

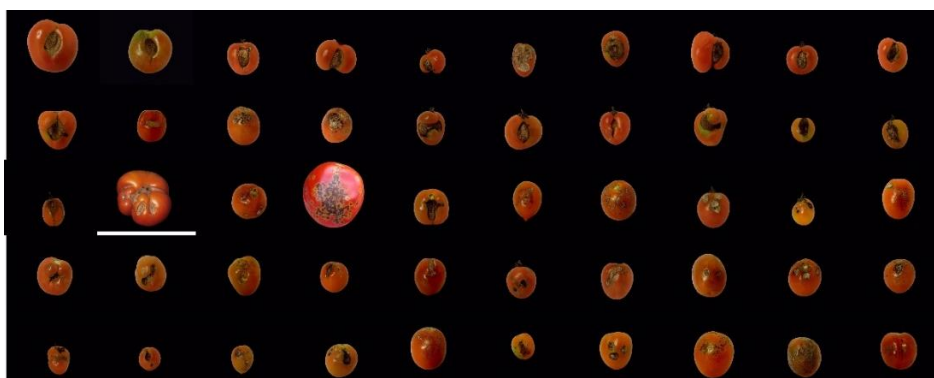
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan melalui beberapa tahapan. Tahapan-tahapan akan dijelaskan dalam metode penelitian. Berikut kerangka tahapan penelitian pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Tahapan Penelitian

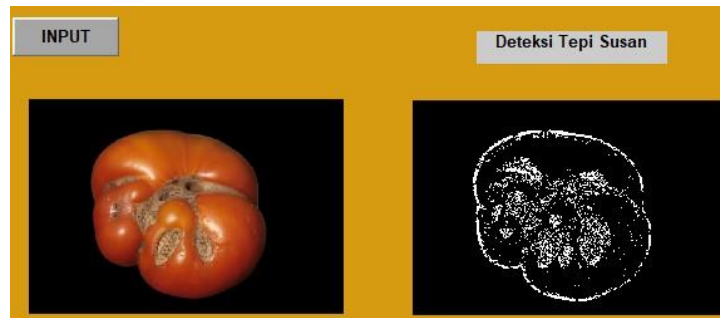
Tahapan pertama akan dilakukan proses pengumpulan data yang dibutuhkan untuk penelitian. Data yang digunakan untuk penelitian ini merupakan data yang dikumpulkan sendiri dari dokumentasi pribadi dan 2 gambar dari google [13]. Data yang didapat merupakan 50 gambar buah tomat cacat. Dokumentasi diambil menggunakan kamera *Smartphone* dengan jarak pengambilan 10 cm, dengan background berwarna hitam.



Gambar 2. Dataset

Tahap kedua proses deteksi tepi SUSAN (Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus) merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam pemrosesan citra untuk mendeteksi tepi atau fitur penting dalam gambar. Dalam penelitian ini, deteksi tepi SUSAN dijelaskan sebagai metode yang mengidentifikasi tepi berdasarkan kesamaan lokal di sekitar setiap piksel pada citra tomat. Metode ini menganggap piksel sebagai bagian dari tepi. Pada sistem ini, deteksi tepi SUSAN meliputi beberapa tahap, yaitu proses Gaussian smoothing, penerapan operator SUSAN, dan penentuan ambang batas. Proses Gaussian smoothing berfungsi untuk menghaluskan gambar dengan mengurangi noise, yang penting untuk meningkatkan keakuratan deteksi tepi SUSAN pada citra. Penggunaan kernel Gaussian

membantu dalam menyebarkan intensitas piksel secara lebih merata, mengurangi efek dari fluktuasi intensitas lokal yang mungkin disebabkan oleh noise. Selanjutnya, operator SUSAN bekerja dengan menghitung kesamaan antara piksel pusat dan tetangga dalam jendela kecil di sekitar piksel pusat. Kesamaan ini dihitung menggunakan fungsi Gaussian yang menekankan perbedaan intensitas antara piksel pusat dan tetangga. Jika kesamaan maksimum antara piksel pusat dan tetangga dalam jendela kecil lebih rendah dari ambang batas yang sudah ditentukan dengan nilai 0,3, piksel tersebut dianggap sebagai bagian dari tepi citra gambar. Ambang batas kesamaan merupakan parameter penting dalam metode deteksi SUSAN. Dalam sistem ini, digunakan ambang batas dengan nilai 0,3. Nilai ini menentukan seberapa ketat kriteria untuk menganggap sebuah piksel sebagai bagian dari tepi.



Gambar 3. Hasil Deteksi Susan

Hasil dari deteksi tepi susan pada citra buah tomat dapat dilihat pada gambar 3 diatas, metode SUSAN memiliki kelebihan dalam mendeteksi tepi yang halus dan melengkung. Hal ini karena SUSAN menggunakan informasi lokal dalam jendela kecil untuk menilai kesamaan, yang membuatnya lebih adaptif terhadap variasi lokal dalam gambar, sehingga hasil dari deteksi lebih jelas dan bagus.

Tahapan ketiga adalah ekstraksi ciri statistik, setelah melakukan deteksi menggunakan metode susan, langkah selanjutnya mengekstraksi fitur – fitur statistik dari gambar yang telah dideteksi tepinya dengan metode deteksi susan. Fitur – fitur ini memberikan informasi yang berguna untuk tahap selanjutnya. Fitur statistik yang diekstraksi atau dihasilkan meliputi nilai rata – rata(*mean*), *standar deviasi*, nilai minmun, dan nilai maximum dari intensitas piksel pada gambar tomat cacat hasil deteksi[14]. *Rata – rata (mean)* adalah ukuran tendensi sentral yang menghitung nilai rata-rata dari semua piksel dalam gambar. Rumus menghitung nilai *Mean*.

$$\text{Mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Standar deviasi mengukur seberapa tersebar nilai piksel di sekitar rata-rata. Ini memberikan informasi tentang variasi atau keragaman intensitas piksel dalam gambar. Rumus menghitung standar deviasi.

$$\text{Standar Deviation} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$$

Nilai minimum adalah nilai piksel terendah dalam gambar. Rumus menghitung nilai minimum.

$$\text{Min} = \min(x_1, x_2, \dots, x_N)$$

Nilai maximum adalah nilai piksel tertinggi dalam gambar. Rumus menghitung nilai Maximum.

$$\text{Max} = \max(x_1, x_2, \dots, x_N)$$

Hasil dari perhitungan ekstraksi ciri statistik dengan menggunakan rumus diatas dan sudah diimplementasikan kedalam sistem, hasil dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Ekstraksi ciri statistik

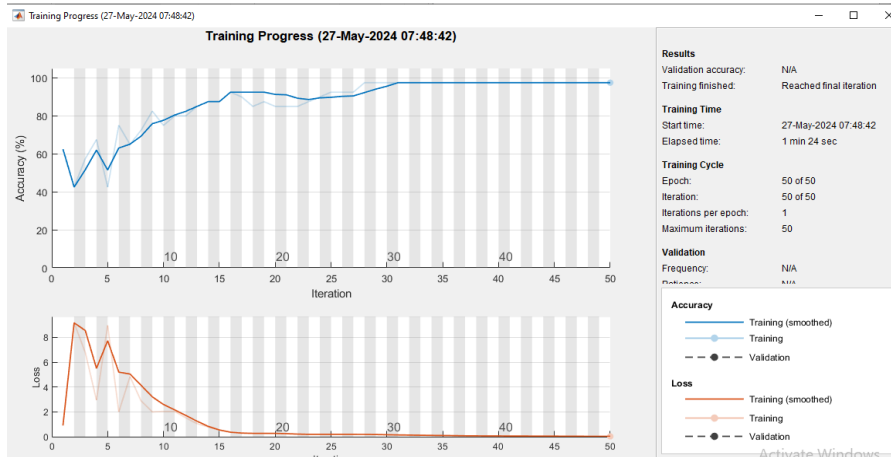
Nama Citra	MEAN	STD	MIN	MAX
Tomat 1	0.0430	0.2028	0	1
Tomat 2	0.0349	0.1835	0	1
Tomat 3	0.0322	0.1766	0	1
Tomat 4	0.0246	0.1549	0	1
Tomat 5	0.0162	0.1262	0	1
Tomat 6	0.0259	0.1587	0	1
Tomat 7	0.0251	0.1565	0	1
Tomat 8	0.0268	0.1616	0	1
Tomat 9	0.0226	0.1486	0	1
Tomat 10	0.0234	0.1510	0	1
Tomat 11	0.0268	0.1615	0	1
Tomat 12	0.0186	0.1350	0	1
Tomat 13	0.0271	0.1624	0	1
Tomat 14	0.0331	0.1789	0	1
Tomat 15	0.0254	0.1573	0	1
Tomat 16	0.0275	0.1636	0	1
Tomat 17	0.0232	0.1507	0	1
Tomat 18	0.0247	0.1552	0	1
Tomat 19	0.0156	0.1240	0	1
Tomat 20	0.0193	0.1377	0	1
Tomat 21	0.0143	0.1187	0	1
Tomat 22	0.0591	0.2358	0	1
Tomat 23	0.0260	0.1592	0	1
Tomat 24	0.1119	0.3153	0	1
Tomat 25	0.0295	0.1692	0	1
Tomat 26	0.0216	0.1453	0	1
Tomat 27	0.0338	0.1808	0	1
Tomat 28	0.0241	0.1532	0	1
Tomat 29	0.0188	0.1358	0	1
Tomat 30	0.0277	0.1641	0	1
Tomat 31	0.0246	0.1549	0	1
Tomat 32	0.0225	0.1484	0	1
Tomat 33	0.0235	0.1514	0	1
Tomat 34	0.0182	0.1336	0	1
Tomat 35	0.0206	0.1419	0	1
Tomat 36	0.0190	0.1366	0	1
Tomat 37	0.0251	0.1565	0	1
Tomat 38	0.0254	0.1572	0	1
Tomat 39	0.0276	0.1638	0	1
Tomat 40	0.0223	0.1475	0	1
Tomat 41	0.0158	0.1246	0	1
Tomat 42	0.0115	0.1064	0	1
Tomat 43	0.0146	0.1200	0	1
Tomat 44	0.0231	0.1503	0	1
Tomat 45	0.0257	0.1582	0	1
Tomat 46	0.0167	0.1281	0	1
Tomat 47	0.0263	0.1601	0	1
Tomat 48	0.0320	0.1759	0	1
Tomat 49	0.0309	0.1732	0	1
Tomat 50	0.0237	0.1521	0	1

Tahap akhir pada penelitian ini, peneliti mengimplementasikan sistem deteksi cacat buah tomat menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Sebelum cnn dimasukkan kedalam sistem deteksi, dilakukan proses training dan testing menggunakan dataset yang telah dikumpulkan dan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Dengan tujuan mendapatkan hasil yang baik, setelah melakukan *training* maka selanjutnya menghitung *nilai los* serta akurasi dari *testing*, gambar buah tomat yang diinputkan dengan resolusi 64x64 piksel dan validasi dengan rasio 80:20 dengan cnn

terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, *pooling*, *batch normalization*, dan *ReLU activation*, yang diikuti oleh lapisan *fully connected*. Proses pelatihan dijalankan selama 50 epoch dengan menggunakan *Stochastic Gradient Descent with Momentum (SGDM)* dan *learning rate* 0.01. Pada *epoch* pertama, model mencapai akurasi *mini-batch* sebesar 62.50% dan nilai *loss* 0.9144, sedangkan pada *epoch* ke-50, akurasi *mini-batch* meningkat menjadi 97.50% dan nilai *loss* menurun menjadi 0.0370[10]. Evaluasi pada data validasi menunjukkan akurasi prediksi sebesar 90%. Hasil ini mengindikasikan bahwa model mampu mengenali pola dengan baik dan mencapai konvergensi yang optimal[15].

Epoch	Iteration	Time Elapsed (hh:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Mini-batch Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:02	62.50%	0.9144	0.0100
50	50	00:01:24	97.50%	0.0370	0.0100

Gambar 4. Akurasi Data Training

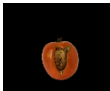







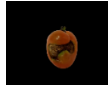
























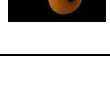











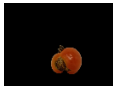
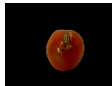

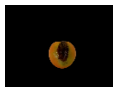
Gambar 5. Training plot loss dan accuracy

Setelah selesai melakukan *training* pada *cnn* selanjutnya adalah proses pengujian dengan sistem yang menggunakan antarmuka pengguna grafis (*GUI*), proses klasifikasi cacat dilakukan melalui beberapa tahapan penting yang diintegrasikan dalam fungsi *callback* yang diaktifkan oleh tombol pada antarmuka pengguna grafis (*GUI*). Setelah itu, model *CNN* digunakan untuk melakukan klasifikasi gambar melalui fungsi *classify*[16], yang menghasilkan prediksi kelas, serta fungsi *predict*, yang memberikan skor untuk setiap kelas. Skor tertinggi dari hasil prediksi diambil sebagai nilai akurasi. Berdasarkan nilai akurasi tersebut, sistem menginterpretasikan kondisi tomat, jika akurasi $\geq 80\%$, tomat dianggap memiliki "banyak cacat"; jika $\leq 80\%$, tomat dianggap memiliki "sedikit cacat". Setelah proses pengujian selesai hasil dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian

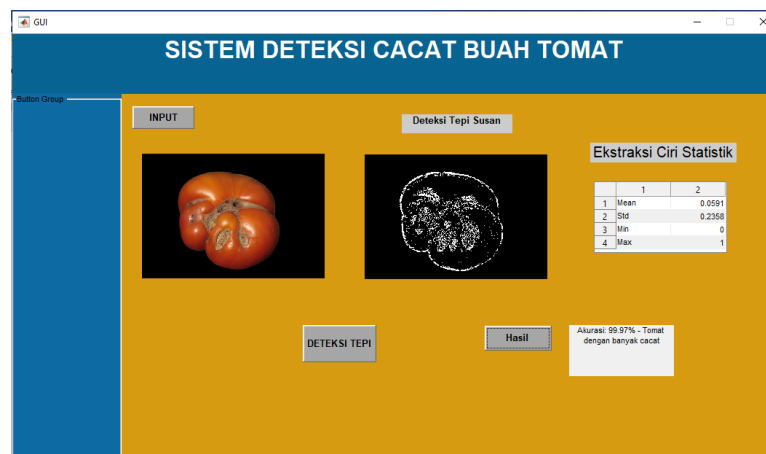
Citra Tomat	Kelas	Skor	Citra Tomat	Kelas	Skor	Citra Tomat	Kelas	Skor
	Banyak Cacat	99.97%		Banyak Cacat	100.00%		Sedikit Cacat	58.87%

	Banyak Cacat	85.62%		Banyak Cacat	99.81%		Sedikit Cacat	58.30%
	Sedikit Cacat	59.71%		Sedikit Cacat	61.32%		Sedikit Cacat	71.52%
	Banyak Cacat	100.00%		Sedikit Cacat	54.43%		Sedikit Cacat	56.80%
	Sedikit Cacat	59.48%		Banyak Cacat	96.82%		Sedikit Cacat	55.87%
	Sedikit Cacat	59.48%		Banyak Cacat	95.99%		Sedikit Cacat	55.41%
	Sedikit cacat	64.03%		Sedikit Cacat	67.05%		Sedikit Cacat	55.57%
	Banyak Cacat	97.06%		Banyak Cacat	87.26%		Sedikit Cacat	51.79%
	Banyak Cacat	95.99%		Banyak cacat	91.60%		Sedikit Cacat	64.20%
	Sedikit Cacat	65.78%		Sedikit Cacat	55.16%		Banyak Cacat	94.04%
	Sedikit Cacat	56.43%		Sedikit Cacat	64.69%		Sedikit Cacat	55.71%
	Sedikit Cacat	51.79%		Sedikit Cacat	53.42%		Sedikit Cacat	55.71%
	Sedikit Cacat	67.20%		Sedikit Cacat	55.65%		Sedikit Cacat	50.91%

	Sedikit Cacat	78.18%		Banyak Cacat	99.98%		Sedikit Cacat	59.57%
	Sedikit Cacat	54.09%		Banyak Cacat	83.60%		Banyak Cacat	84.43%
	Banyak Cacat	87.10%		Sedikit Cacat	51.69%		Sedikit Cacat	50.98%
	Banyak Cacat	81.17%		Sedikit Cacat	55.67%			

3. HASIL DAN ANALISIS

Dalam penelitian ini, sistem deteksi cacat buah tomat diuji dengan menggunakan 50 citra buah tomat cacat. Sistem dimulai dengan membuat antarmuka pengguna grafis (*GUI*) terlebih dahulu sebelum memasuki tahapan selanjutnya. Kemudian inputkan citra gambar tomat cacat dengan tombol input, dan memilih gambar tomat cacat pada dataset yang telah dikumpulkan. Setelah memasukkan citra asli kemudian dilakukan deteksi tepi dengan tombol deteksi, maka sistem akan mendeteksi tepi dengan menggunakan deteksi tepi SUSAN, hasil deteksi akan ditampilkan. Kemudian dari hasil deteksi sistem akan menampilkan hasil ekstraksi ciri statistik. Hasil ekstraksi ciri dari 50 citra tomat cacat dapat dilihat pada tabel 1. Langkah terakhir merupakan *convolutional neural network (CNN)* untuk mengklasifikasi citra dengan 2 kelas yaitu “banyak cacat” dan “sedikit cacat” dengan menyertai skor akurasi. Hasil dapat dilihat pada tabel 2. Berikut gambaran sistem deteksi cacat buah tomat.















Gambar 6. Tampilan sistem antarmuka

Setelah proses pengujian selesai, dilakukan analisis dan pembahasan terhadap hasil yang diperoleh. Hasil dari deteksi cacat dievaluasi berdasarkan akurasi dan kesesuaian dengan data referensi yang tersedia. Analisis dilakukan untuk mengevaluasi kinerja pada sistem untuk melakukan deteksi cacat pada buah tomat.

Tahapan ini berguna untuk mengetahui proses pengerjaan dari suatu penelitian agar dapat diketahui apakah sistem dapat digunakan untuk mendeteksi cacat pada buah tomat dengan menggunakan 3 metode yaitu deteksi tepi susan, ekstraksi ciri statistik, dan *convolutional neural network*, dari data referensi. Dari data tabel 2 akan dilakukan perhitungan manual untuk prediksi hasil klasifikasi sistem dengan 3 kombinasi metode menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengevaluasi hasil prediksi dengan perhitungan berikut[17]:

- True Positive (TP) : Sampel yang sebenarnya positif dan diprediksi positif.
- True Negative (TN) : Sampel yang sebenarnya negatif dan diprediksi negatif.

	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Banyak Cacat	Banyak Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓
	Banyak Cacat	Banyak Cacat	✓
	Sedikit Cacat	Sedikit Cacat	✓

Dari data diatas, kita mendapatkan :

- TP: 48
- TN : 0
- FP : 2
- FN : 0

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah Prediksi benar}}{\text{jumlah total data}} \\ &= \frac{48}{50} \times 100\% = 0.96 = 96\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Presisi} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}} \\ &= \frac{48}{48+2} = 0.96 = 96\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}} \\ &= \frac{48}{48+0} = 1.0 = 100\% \end{aligned}$$

Dari perhitungan menggunakan *confusion matrix* diatas dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi cacat buah tomat menggunakan *convolutional neural network* berhasil mendeteksi cacat dengan Akurasi cnn sebesar 96%, *Presisi* 96%, dan *recal* 100%. Presentase keberhasilan dapat dikategorikan berhasil jika nilai akurasi mencapai nilai 70% keatas, dalam penelitian ini presentase yang didapatkan dari hasil 50 pengujian data mencapai akurasi sebesar 96% [18].

Perhitungan ini memberikan gambaran tentang kinerja sistem deteksi dalam klasifikasi deteksi cacat pada dataset ini. Presisi menunjukkan seberapa tepat sistem dalam memprediksi hasil klasifikasi dengan kategori banyak cacat dan sedikit cacat, recall menunjukkan seberapa baik sistem dalam menangkap semua contoh positif, dan akurasi menunjukkan seberapa sering sistem membuat prediksi yang benar.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan pada penelitian ini adalah bahwa metode deteksi tepi SUSAN, ekstraksi ciri statistik, dan *Convolutional Neural Network (CNN)* efektif dalam mendeteksi cacat pada buah tomat. Pada tahap pelatihan cnn, mendapatkan nilai plot loss dan accuracy training menunjukkan nilai loss sebesar 0.0370, dengan akurasi latih (*training accuracy*) sebesar 97.50% dan *akurasi testing* 92% terhenti pada 50 *epoch*. Sistem ini berhasil mengklasifikasi citra tomat cacat dengan akurasi sebesar 96%, *presisi* 96%, dan *recall* 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem dapat digunakan secara efektif untuk mendeteksi cacat pada buah tomat. Penelitian

selanjutnya diharapkan dapat mengembangkan sistem deteksi cacat pada buah tomat dan meningkatkan kinerja sistem.

UCAPAN TERIMA KASIH

Setelah menyelesaikan penelitian ini, saya mengucapkan terima kasih kepada ibu Yulia Darnita, S.Kom., M.Kom selaku dosen pembimbing saya yang sudah memberikan arahan dalam menyelesaikan penelitian ini. Dan kepada seluruh keluarga serta teman-teman yang sudah memberikan dukungan serta support kepada saya dalam melakukan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] I. Amal, M. Muhammad, and A. Baso Kaswar, "Sistem Pendeteksi Kematangan Buah Tomat Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan," *Jurnal MediaTIK : Jurnal Media Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer*, vol. 65, no. 1, 2022.
- [2] L. Dwi, A. Sari, R. Surya Ningrum, A. H. Ramadani, and E. Kurniawati, "Kadar Vitamin C Buah Tomat (*Lycopersicum esculentum* Mill) Tiap Fase Kematangan Berdasar Hari Setelah Tanam," *Jurnal Farmasi Dan Ilmu Kefarmasian Indonesia*, vol. 8, no. 1, p. 74, 2021.
- [3] N. Astrianda, "Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine," *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, vol. 1, no. 2, pp. 45–52, Apr. 2020, doi: 10.38038/vocatech.v1i2.27.
- [4] R. Yuniastri, V. M. Atkhiyah, and K. Al Faqih, "KARAKTERISTIK KERUSAKAN FISIK DAN KIMIA BUAH TOMAT Tomato Physical and Chemical Damage Characteristics," *Journal of Food Technology and Agroindustry*, vol. 2, 2020.
- [5] D. Silalahi, "RESOLUSI : Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Penerapan Smallest Univalue Segment Assimilating Nucleus (SUSAN) Untuk Mendeteksi Tepi Citra Mammogram," *Media Online*, vol. 2, no. 2, pp. 48–57, 2021.
- [6] I. Marojahan Sitanggang and preddy Marpaung, "JIKOMSI [Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi] Analisis Dan Perbandingan Metode Sobel Dan Canny Pada Deteksi Tepi Citra Daun Sirih Merah," vol. 3, no. 3, pp. 140–149.
- [7] R. Hutasoit, "(media cetak) Perancangan Aplikasi Identifikasi Kematangan Jambu Madu Dengan Metode Ekstraksi Ciri Statistik," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 2, no. 1, 2020.
- [8] S. K. Wildah, A. Latif, A. Mustopa, S. Suharyanto, M. S. Maulana, and A. Sasongko, "Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Menggunakan Kombinasi Haralick, Color Histogram dan Random Forest," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 1, p. 35, Jan. 2023, doi: 10.26418/justin.v11i1.60985.
- [9] Z. E. Fitri, R. Rizkiyah, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Penerapan Neural Network untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat," *Jurnal Rekayasa ElektriKa*, vol. 16, no. 1, May 2020, doi: 10.17529/jre.v16i1.15535.
- [10] N. D. Miranda, L. Novamizanti, and S. Rizal, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI SIDIK JARI MENGGUNAKAN RESNET-50," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 1, no. 2, pp. 61–68, Dec. 2020, doi: 10.20884/1.jutif.2020.1.2.18.
- [11] P. Sumber *et al.*, *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK IDENTIFIKASI KARAKTER HIRAGANA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) FOR HIRAGANA CHARACTER IDENTIFICATION 1)* Vol 5, No.2, September 2022.
- [12] M. F. Naufal, "ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA SVM, KNN, DAN CNN UNTUK KLASIFIKASI CITRA CUACA", doi: 10.25126/jtiik.202184553, Vol. 03 No. 01 (2022) 49 -55.
- [13] T. Dwi Antoko, M. Azhar Ridani, and A. Eko Minarno, "Klasifikasi Buah Zaitun Menggunakan Convolution Neural Network," *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 119–126, Aug. 2021, doi: 10.34010/komputika.v10i2.4475.
- [14] M. Sipan and R. Kartika Pramuyanti, "Deteksi Kualitas Kuning Telur Ayam Kampung Menggunakan Ekstraksi Ciri Secara Statistika Orde Satu Berbasis Logika Fuzzy," Vol. 12 No.2 Tahun 2020; hal 73-79.
- [15] B. Yanto *et al.*, "Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network," vol. 6, no. 2, p. 2021.
- [16] A. Setya, S. Pratama, A. Prasetya Wibawa, and A. N. Handayani, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENENTUKAN GAGRAK WAYANG KULIT," Vol 5, No.2, September 2022.

- [17] R. Rofifah, F. Abdullah, A. Alhamad, and M. Hasan, “Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Penggunaan Masker,” *Copyright @BALOK*, vol. 1, no. 2, p. 79, 2022.
- [18] A. Bagus Prakosa and dan Radius Tanone, “IMPLEMENTASI MODEL DEEP LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA CITRA PENYAKIT DAUN JAGUNG UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN,” , volume (6) No (1) April 2023–eISSN : 2621-1467.