



JOURNAL OF ENERGY, MATERIAL, AND INSTRUMENTATION TECHNOLOGY

Journal Webpage <https://jemit.fmipa.unila.ac.id/>



Sistem Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Secara Non-Destruktif Berbasis *Computer Vision*

Nevalen Aginda Prasetyo^a, Arif Surtono^b, Junaidi^c, dan Gurum Ahmad Pauzi^d

Jurusan Fisika, Universitas Lampung, Bandar Lampung, Indonesia, 35141
Email : ^(a)nevalenagindaprasetyo@gmail.com, ^(b)arif.surtono@fmipa.unila.ac.id, ^(c)junaidi.1982@fmipa.unila.ac.id, ^(d)gurum@fmipa.unila.ac.id

Article Information

Article history:
Received December 20th, 2020
Received in revised form December 22th, 2020
Accepted February 28th, 2021

Keywords:

Artificial neural networks,
Computer vision,
Pineapple

Abstract

A computer vision-based non-destructive pineapple maturity level identification system has been realized. This research was conducted to create a system capable of identifying six indexes of pineapple maturity level. An artificial neural network is used as a classifier for the level of maturity pineapples. Artificial neural network input is a statistical parameter consisting of mean, standard deviation, variance, kurtosis, and skewness of RGB and HSV color models pineapple images. Statistical parameters of the color model with a Pearson correlation value greater than 0.5 were used to characterize pineapple images. A total of 360 pineapple images were used in the training process with a percentage of 75% of training data and 25% of validation data. An image segmentation process is applied to separate the pineapple image from the image background. The result of this research is a pineapple maturity level identification system consisting of software and hardware which is able to identify six indexes of pineapple maturity level with average accuracy value of 98,4%.

Informasi Artikel

Proses artikel:
Diterima 20 Desember 2020
Diterima dan direvisi dari 22 Desember 2020
Accepted 28 Februari 2021

Kata kunci:

Computer vision,
Jaringan saraf tiruan,
Nanas

Abstrak

Telah direalisasikan sebuah sistem identifikasi tingkat kematangan buah nanas secara non-destruktif berbasis *computer vision*. Penelitian ini dilakukan untuk membuat sistem yang mampu mengidentifikasi kematangan buah nanas menjadi enam indeks tingkat kematangan. Jaringan saraf tiruan digunakan sebagai pengklasifikasi tingkat kematangan buah nanas. Masukan jaringan saraf tiruan berupa parameter statistik warna, yaitu mean, standar deviasi, varian, kurtosis, dan skewness dari model warna RGB dan HSV citra buah nanas. Hanya parameter statistik model warna dengan nilai korelasi Pearson lebih besar dari 0,5 yang digunakan sebagai ciri citra buah nanas. Sejumlah 360 citra buah nanas digunakan pada proses pelatihan dengan persentase pembagian 75% data latih dan 25% data validasi. Proses segmentasi citra diterapkan untuk memisahkan antara bagian buah nanas dengan latar belakang citra. Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem pemutuan buah nanas yang terdiri dari perangkat lunak dan perangkat keras yang mampu mengidentifikasi enam indeks tingkat kematangan buah nanas dengan akurasi rerata sebesar 98,4%.

* Corresponding author.

E-mail address: (a) nevalenaginda10@gmail.com; (b) arif.surtono@fmipa.unila.ac.id

1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara penghasil nanas terbesar ketiga di Asia Tenggara setelah Filipina dan Thailand dengan kontribusi pasar sebesar 23% (Kementerian Pertanian RI, 2016). Hampir seluruh wilayah Indonesia merupakan daerah penghasil nanas karena didukung oleh iklim tropis yang sesuai. Produksi nanas Indonesia pada tahun 2018 menempati posisi ke-4 produksi tanaman buah-buahan dengan total produksi mencapai 1.795.986 ton. Provinsi dengan hasil produksi nanas terbesar adalah provinsi Lampung dengan total produksi mencapai 622.881 ton, diikuti oleh Jawa Tengah (202.823 ton), Jawa Barat (180.802 ton), Sumatera Utara (145.618 ton), Jawa Timur (139.234 ton), dan provinsi-provinsi lainnya menghasilkan 514.148 ton nanas (Badan Pusat Statistik RI, 2019).

Hasil produksi nanas yang melimpah dapat dikembangkan menjadi berbagai produk industri baik pangan maupun non-pangan. Nanas yang digunakan untuk keperluan industri mempunyai kriteria-kriteria tertentu. Hal ini agar produk nanas yang dihasilkan berkualitas baik. Salah satu kriteria nanas yang digunakan sebagai bahan industri adalah berdasarkan tingkat kematangan (Fharadila & Candra, 2019). Tingkat kematangan nanas dapat dikelompokkan menjadi beberapa indeks berdasarkan perubahan pada warna kulitnya (Shamsudin et al., 2009).

Sistem identifikasi indeks kematangan buah nanas telah dikembangkan sebelumnya seperti metode ekstraksi komponen warna merah dan hijau pada citra pada model warna RGB dengan metode klasifikasi jaringan saraf tiruan (Asnor et al., 2013), ekstraksi komponen warna merah dan hijau pada model warna RGB, dan saturasi pada model warna HSI dengan klasifikasi menggunakan logika Fuzzy (Bakar et al., 2013), dan ekstraksi komponen warna merah, hijau, biru pada model warna RGB dengan metode klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan (Fharadila & Candra, 2019). Untuk dapat diterapkan di bidang industri, sistem yang dihasilkan harus mampu mengidentifikasi buah nanas ke dalam enam indeks. Sistem yang dikembangkan oleh Fharadilah dan Chandra (2019) hanya mampu mengidentifikasi kematangan buah nanas ke dalam tiga tingkat indeks kematangan, yaitu mentah, matang, dan sangat matang dengan akurasi mencapai 100%. Sedangkan sistem yang dikembangkan oleh Bakar et al. (2013) hanya mampu mengidentifikasi buah nanas ke dalam dua indeks kematangan, yaitu matang dan mentah dengan akurasi mencapai 100%. Sementara itu, sistem yang dikembangkan oleh Asnor et al. (2013) telah mampu mengidentifikasi kematangan buah nanas ke dalam indeks yang lebih banyak, yaitu empat indeks kematangan, namun dengan akurasi yang belum baik, yaitu sebesar 75%. Oleh karena itu, untuk mengatasi hal tersebut perlu dirancang suatu sistem yang mampu mengidentifikasi enam indeks tingkat kematangan buah nanas secara otomatis dengan akurasi lebih besar dari 90%.

Seiring perkembangan teknologi proses identifikasi indeks kematangan nanas dapat dilakukan secara otomatis menggunakan perangkat elektronik. Identifikasi indeks kematangan buah nanas secara otomatis dapat meningkatkan akurasi dan presisi pada tingkat kematangan nanas yang dihasilkan (Bakar et al., 2013). Salah satu teknik yang sering digunakan untuk mengidentifikasi kematangan buah secara otomatis adalah *computer vision*. *Computer vision* merupakan suatu proses yang dilakukan komputer untuk mencoba meniru cara kerja sistem visual manusia (Umam & Negara, 2016). *Computer vision* mengintegrasikan proses untuk persepsi visual, seperti akuisisi citra, pengolahan citra, dan pengenalan pola.

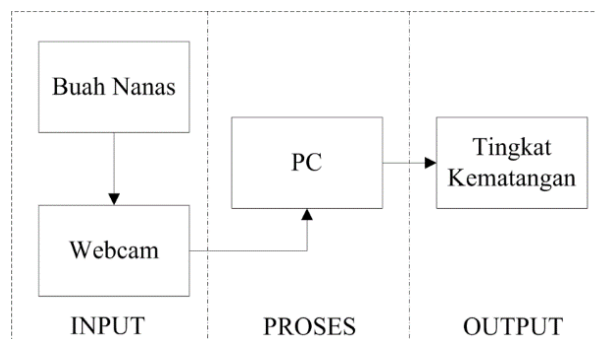
Pada penelitian ini dikembangkan sistem identifikasi tingkat kematangan buah nanas untuk mengidentifikasi enam indeks kematangan buah nanas berbasis *computer vision*. Sistem dirancang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan *input* berupa ciri statistik warna yang terdiri dari mean, standar deviasi, varian, skewness, dan kurtosis yang diekstrak dari model warna RGB dan HSV buah nanas.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahapan yaitu, perancangan *hardware*, perancangan sistem *pre-processing* citra, dan perancangan jaringan saraf tiruan.

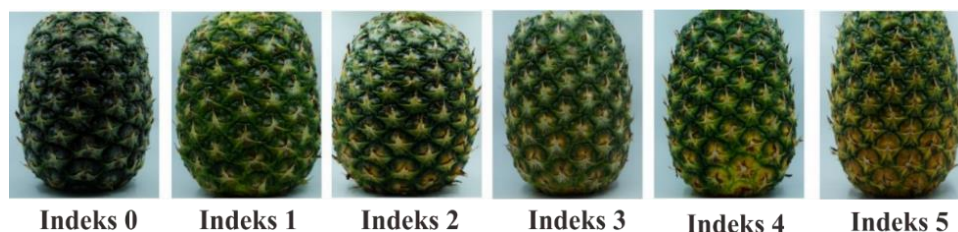
2.1 Perancangan Hardware

Pada tahap ini dilakukan perancangan *hardware* pemutuan buah nanas. Secara umum, rancangan *hardware* yang dibuat ditunjukkan dalam diagram blok pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Diagram blok sistem *hardware* pemutuan buah nanas

Diagram blok sistem pemutuan buah nanas terbagi menjadi tiga bagian, yaitu bagian blok diagram *input*, blok diagram proses, dan blok diagram *output*. Pada blok diagram *input* terdiri dari buah nanas varietas MD2 sebagai sampel yang diukur tingkat kematangannya, dan webcam untuk mengakuisisi citra sampel buah nanas. Citra buah nanas yang diakuisisi berjumlah 360 citra dengan enam indeks kematangan seperti yang tampak pada **Gambar 2**.



Gambar 2. Sampel data citra buah nanas vaietas MD2

Pengakuisisian citra buah nanas dilakukan pada latar ruang dan kondisi pencahayaan yang konstan. Sebaran data citra buah nanas menurut indeks kematangan seperti pada **Tabel 1**.

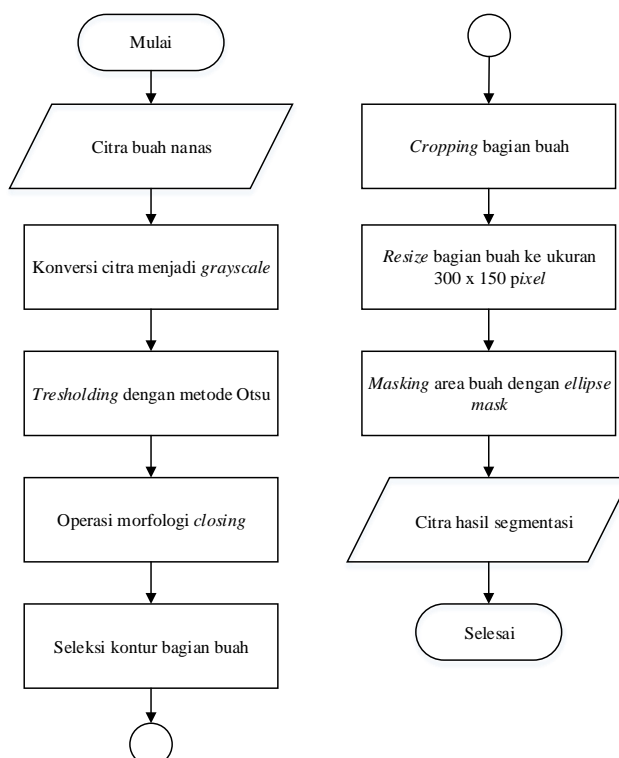
Tabel 1. Sebaran dataset citra buah nanas per-indeks kematangan

Indeks Kematangan	Jumlah Citra
0	60
1	60
2	60
3	60
4	60
5	60

Selanjutnya, pada blok diagram proses citra buah nanas yang telah diakuisisi diolah didalam *personal computer* (PC) untuk dianalisa tingkat kematangannya. *Output* dari sistem pemutuan ini berupa angka indeks tingkat kematangan buah nanas.

2.2 Perancangan Sistem Pre-Processing Citra

Pada tahap ini dilakukan perancangan sistem untuk mensegmentasi, mengekstraksi ciri, dan menyeleksi ciri citra buah nanas. Segmentasi citra buah nanas merupakan proses yang dilakukan dengan tujuan untuk menyederhanakan bentuk dan merubah citra buah nanas ke dalam bentuk yang lebih mudah diolah dan dianalisa. Pada citra buah nanas hasil akuisisi, *background* citra buah nanas mengandung *noise* atau informasi yang tidak diperlukan sehingga apabila dipertahankan akan mengaburkan data citra sesungguhnya yang diinginkan. Segmentasi dilakukan untuk menghilangkan *background* citra buah nanas dan membuat semua citra yang memasuki tahap ekstraksi ciri memiliki ukuran yang sama. Diagram alir proses segementasi citra buah nanas ditunjukkan pada **Gambar 3**.



Gambar 3. Diagram alir proses segmentasi citra

Setelah proses segmentasi kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri. Proses ekstraksi ciri bertujuan untuk memperoleh variabel ciri yang dapat mendeskripsikan tingkat kematangan buah nenas. Variabel ciri yang dipakai pada penelitian ini berupa variabel statistik, yaitu *mean* (μ), *standar deviasi* (σ), *varian* (σ^2), *kurtosis* (k), dan *skewness* (γ) yang diekstraksi dari masing-masing *channel* pada model warna RGB dan HSV (Kokoska & Zwillinger, 2000).

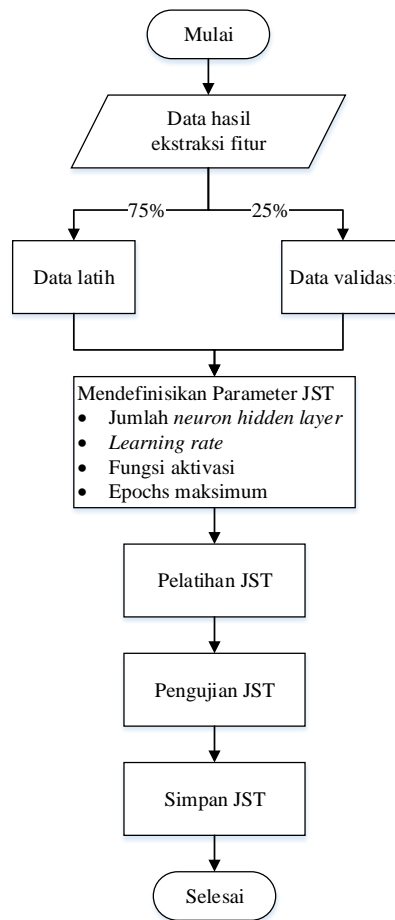
Dari hasil ekstraksi ciri belum diketahui variabel apa saja yang berkorelasi kuat dengan tingkat kematangan buah nenas. Maka dari itu, korelasi Pearson dipakai sebagai dasar untuk menyeleksi variabel ciri citra buah nenas. Nilai korelasi Pearson (r) dinyatakan dengan **Persamaan 1**.

$$r = \frac{\sum XY - \frac{\sum X \sum Y}{n}}{\sqrt{\sum X^2 - \frac{(\sum X)^2}{n}} \sqrt{\sum Y^2 - \frac{(\sum Y)^2}{n}}} \quad (1)$$

Pada **Persamaan 1** variabel X mewakili variabel ciri citra dan variabel Y mewakili variabel indeks kematangan buah nenas (Garvetter dkk., 2018). Dari hasil perhitungan korelasi Pearson diperoleh nilai korelasi (r) dengan rentang 0 – 1. Menurut Riduwan (2003) dua buah variabel memiliki korelasi kuat jika nilainya lebih besar dari 0,5. Pada penelitian ini untuk menyederhanakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang hanya variabel ciri dengan nilai korelasi Pearson lebih besar dari 0,5 yang digunakan sebagai *input* jaringan saraf tiruan.

2.3 Perancangan Jaringan Saraf Tiruan

Perancangan jaringan saraf tiruan terdiri dari dua proses, yaitu pelatihan jaringan saraf tiruan dan analisis kinerja jaringan saraf tiruan. Diagram alir proses pelatihan jaringan saraf tiruan (JST) ditunjukkan pada **Gambar 4**. Proses pelatihan JST dilakukan dengan memuat data yang telah diperoleh dari proses seleksi ciri. Data tersebut kemudian dinormalisasi dan dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan rasio 75% : 25%. Penetapan rasio pembagian data latih dan validasi menggunakan referensi dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Asnor et al. (2013) dan Bakar et al. (2013). Selanjutnya mendefinisikan parameter pelatihan jaringan saraf tiruan, seperti jumlah *neuron* pada *hidden layer*, *learning rate*, dan jumlah *epochs*. Jumlah *neuron hidden layer* yang digunakan pada penelitian ini adalah 6, 11, 16, dan 22. Nilai *learning rate* yang digunakan yaitu, 0,05, 0,01, 0,005, dan 0,001. Jumlah *epochs* maksimum yang diterapkan adalah 500, namun pelatihan akan dihentikan secara otomatis jika dalam 20 *epochs* selanjutnya pada proses pelatihan tidak terjadi peningkatan nilai akurasi data validasi. Setelah parameter jaringan saraf tiruan didefinisikan kemudian dimulailah proses pelatihan. Data latih digunakan untuk melatih jaringan saraf tiruan dan data validasi digunakan untuk menguji jaringan saraf tiruan.



Gambar 4. Diagram alir pelatihan jaringan saraf tiruan

Analisis kinerja jaringan saraf tiruan dilakukan dengan membentuk *confusion matrix* indeks tingkat kematangan buah nanas hasil prediksi dengan indeks tingkat kematangan buah nanas sebenarnya. Melalui *confusion matrix* dapat dihitung nilai akurasi, sensitivitas, presisi, spesifisitas, dan nilai prediksi negatif yang menggambarkan kinerja jaringan saraf tiruan. Nilai akurasi, sensitivitas, presisi, spesifisitas, dan nilai prediksi negatif dihitung dengan **Persamaan 2 - 6** (Mazen & Nashat, 2019).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{Presisi} = \frac{FP}{FP+TP} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (5)$$

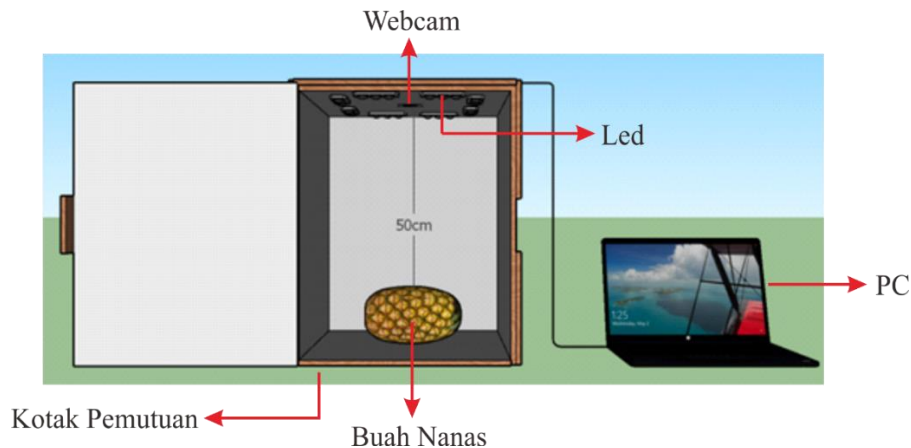
$$\text{Prediksi Negatif} = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\% \quad (6)$$

Pada **Persamaan 2 - 6** *True Positive (TP)* merupakan jumlah prediksi yang benar dan jumlah nilai asli yang benar untuk setiap kelas yang diuji, *True Negative (TN)* merupakan jumlah prediksi yang bernilai salah dan jumlah nilai asli yang salah untuk setiap kelas yang diuji, *False Positive (FP)* merupakan Jumlah prediksi yang bernilai benar dan jumlah nilai asli yang salah untuk setiap kelas yang diuji, *False Negative (FN)* merupakan Jumlah prediksi yang bernilai salah dan jumlah nilai asli yang benar untuk setiap kelas yang diuji.

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1 Realisasi Hardware

Hasil realisasi *hardware* pemutuan buah nenas pada penelitian ini ditunjukkan pada **Gambar 5**.

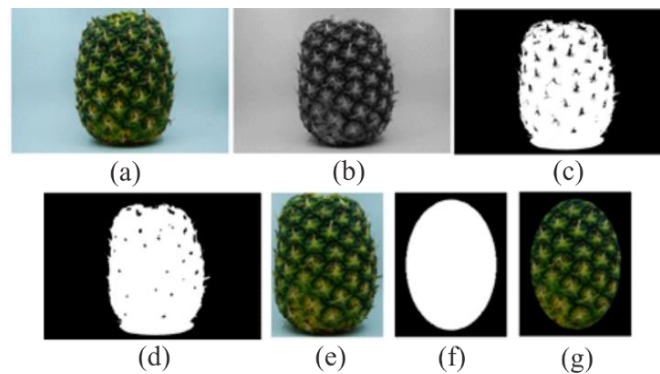


Gambar 5. Realisasi sistem identifikasi kematangan buah nenas

Sistem dilengkapi dengan kotak pemutuan untuk mengkondisikan pencahayaan pada saat proses akuisisi citra buah nenas. Kotak pemutuan dibuat dari bahan *multiplex* dengan dimensi 40 cm x 40 cm x 50 cm. Bagian dalam dinding kotak dilapisi dengan karpet dengan warna seragam untuk mempermudah pada proses segmentasi citra. Pada bagian atas dinding kotak pemutuan diberi 8 buah lampu *led* sebagai sumber penerangan. Lampu *led* yang digunakan sebagai sistem penerangan di-supply oleh catudaya dengan tegangan 12 Volt dan arus listrik sebesar 5 Ampere. Sistem penerangan yang dibuat mampu menghasilkan pencahayaan dengan intensitas cahaya maksimal 350 lux. Webcam yang digunakan untuk mengakuisisi citra adalah webcam Logitech seri 310 dengan resolusi pengambilan gambar 1280 x 720 pixel. Webcam diletakkan dibagian lubang atas kotak pemutuan pada ketinggian 50 cm dari bidang tempat peletakkan sampel buah nenas.

3.2 Sistem Pre-Processing Citra

Hasil perancangan sistem segmentasi citra buah nenas yang dikembangkan pada penelitian ini dapat dilihat pada **Gambar 6**.



Gambar 6 (a) Citra input, (b) Citra grayscale, (c) Citra biner hasil *thresholding* dengan metode Otsu, (d) Citra biner hasil operasi morfologi *closing*, (e) Citra buah nenas hasil *cropping* dan *resizing*, (f) Citra biner *mask elips*, (g) Citra output hasil segmentasi

Proses segmentasi citra dimulai dengan menyederhanakan bentuk citra dengan cara mengubah citra input hasil proses akuisisi citra ke dalam bentuk citra grayscale. Pada citra grayscale kemudian dilakukan proses *thresholding* dengan metode Otsu. Pixel dengan nilai intensitas lebih besar dari nilai *threshold* akan diganti nilainya menjadi 0 (hitam), dan pixel dengan nilai intensitas lebih kecil dari nilai *threshold* akan diubah nilainya menjadi 1 (putih). Citra hasil *thresholding* telah memisahkan antara area pixel buah dan area pixel background citra dengan cukup jelas. Namun pada area buah masih terdapat area-area kecil pixel berwarna hitam yang akan mengganggu proses *cropping* area buah nenas, oleh karena itu dilakukan proses morfologi *closing* untuk mengurangi area-area kecil pixel berwarna hitam pada area pixel buah nenas. Setelah dilakukan operasi morfologi *closing* didapatkan area pixel buah nenas yang lebih jelas, yang kemudian pada area tersebut dilakukan operasi *cropping* dan *resizing* citra ke ukuran 300 pixel x 150 pixel. Hasil operasi *cropping* masih menyisakan sedikit area background buah nenas. Untuk menghilangkan background yang tersisa dilakukan proses *masking* dengan citra mask berbentuk elips dengan ukuran 300 pixel x 150 pixel. Melalui **Gambar 8** dapat diketahui bahwa algoritma segmentasi yang dirancang telah berhasil memisahkan bagian citra buah nenas dari background-nya dengan baik.

Data citra yang telah melalui proses segmentasi kemudian memasuki tahap ekstraksi ciri. Informasi yang diekstraksi dari citra, yaitu label indeks kematangan dan ciri statistik yang terdiri dari 30 variabel yaitu *mean*, *varian*, *standar deviasi*, *kurtosis*, dan *skewness* dari channel warna R, G, B, H, S, dan V. Variabel ciri tersebut

kemudian dihitung nilai korelasinya menggunakan metode korelasi Pearson. Hasil perhitungan nilai korelasi Pearson antara indeks kematangan buah nanas dengan masing-masing variabel statistik ditunjukkan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Hasil korelasi Pearson

Variabel Ciri	Channel Warna					
	R	G	B	H	S	V
Mean (μ)	0,719	0,703	0,289	0,799	0,748	0,741
Standar Deviasi (σ)	0,403	0,177	0,414	0,493	0,549	0,053
Varian (σ^2)	0,382	0,172	0,405	0,525	0,533	0,052
Skewness (γ)	0,708	0,704	0,018	0,469	0,680	0,753
Kurtosis (k)	0,670	0,563	0,078	0,493	0,660	0,653

Pada **Tabel 2** dapat dilihat bahwa variabel ciri yang memiliki nilai korelasi Pearson tertinggi adalah *mean Hue* dengan nilai korelasi 0,799 dan variabel ciri dengan nilai korelasi terendah adalah *skewness Blue* dengan nilai korelasi 0,078. Dari hasil korelasi Pearson dipilih variabel ciri dengan nilai korelasi Pearson lebih besar dari 0,5. Adapun variabel ciri dengan nilai korelasi Pearson lebih besar dari 0,5 ditunjukkan pada **Tabel 3**.

Tabel 3. Hasil seleksi ciri

Variabel Ciri	Channel Warna					
	R	G	B	H	S	V
Mean (μ)	0,719	0,703	-	0,799	0,748	0,741
Standar Deviasi (σ)	-	-	-	-	0,549	-
Varian (σ^2)	-	-	-	0,525	0,533	-
Skewness (γ)	0,708	0,704	-	-	0,680	0,753
Kurtosis (k)	0,670	0,563	-	-	0,660	0,653

Melalui **Tabel 3**, diketahui bahwa terdapat enam belas variabel yang lolos proses seleksi ciri, yaitu *mean Red*, *skewness Red*, *kurtosis Red*, *mean Green*, *skewness Green*, *kurtosis Green*, *mean Hue*, *varian Hue*, *mean Saturation*, *varian Saturation*, *standar deviasi Saturation*, *skewness Saturation*, *kurtosis saturation*, *mean Value*, *skewness Value*, dan *kurtosis Value*. Enam belas variabel tersebut kemudian digunakan sebagai *input* pada proses pelatihan jaringan saraf tiruan.

3.3 Perancangan Jaringan Saraf Tiruan

Hasil pelatihan jaringan saraf tiruan pada penelitian ini ditunjukkan pada **Tabel 4**. Terdapat tiga buah kolom nilai akurasi, yaitu akurasi pelatihan yang merupakan nilai akurasi terhadap data pelatihan, akurasi validasi yang merupakan akurasi terhadap data uji, dan akurasi keseluruhan yang merupakan hasil rerata akurasi pelatihan dan akurasi validasi. Pada data latih nilai akurasi tertinggi adalah 96,3%, diperoleh dari jaringan saraf tiruan dengan arsitektur berjumlah 22 *neuron hidden layer* dan nilai *learning rate* 0,005. Kemudian pada data validasi akurasi tertinggi adalah 93,3%, diperoleh dari jaringan saraf tiruan dengan arsitektur berjumlah 22 *neuron hidden layer* dan nilai *learning rate* 0,050. Dari perhitungan akurasi rerata nilai akurasi tertinggi adalah 95,3%, diperoleh dari jaringan saraf tiruan dengan arsitektur berjumlah 22 *neuron hidden layer* dan nilai *learning rate* 0,050. Dari keseluruhan model jaringan saraf tiruan yang dihasilkan pada penelitian ini dipilih satu jaringan saraf tiruan untuk digunakan pada sistem pemutuan, yaitu jaringan saraf tiruan dengan nilai akurasi keseluruhan tertinggi.

Tabel 4. Akurasi hasil pelatihan jaringan saraf tiruan

Neuron Hidden Layer	Learning Rate	Epochs	Akurasi Pelatihan (%)	Akurasi Validasi (%)	Akurasi Keseluruhan (%)
6	0,050	119	87,8	86,7	87,5
6	0,010	71	87,8	88,9	88,1
6	0,005	135	89,6	90,0	89,7
6	0,001	100	90,7	90,0	90,5
11	0,050	87	90,7	88,9	90,3
11	0,001	67	90,0	88,9	89,7
11	0,005	86	93,0	91,1	92,5
11	0,001	100	94,1	91,1	93,4
16	0,050	53	88,5	88,9	88,6
16	0,010	83	94,1	88,9	92,8
16	0,005	89	93,7	91,1	93,1
16	0,001	102	93,1	92,2	92,9
22	0,050	106	95,9	93,3	95,3

22	0,010	77	95,9	90,0	94,4
22	0,005	74	96,3	91,1	95,0
22	0,001	60	93,7	91,1	93,1

Untuk menganalisis kinerja model jaringan saraf tiruan dibentuk sebuah *confusion matrix*. Adapun *confusion matrix* dari jaringan saraf tiruan dengan *neuron hidden layer* berjumlah 22 dan *learning rate* bernilai 0,050 dapat dilihat pada **Tabel 5**.

Tabel 5. *Confusion matrix* model jaringan saraf tiruan dengan 22 *neuron hidden layer* dan *learning rate* 0.05

Indeks Sebenarnya	Indeks Hasil Identifikasi					
	0	1	2	3	4	5
0	60	0	0	0	0	0
1	0	60	0	0	0	0
2	0	4	55	1	0	0
3	0	0	2	53	0	5
4	0	0	0	4	56	0
5	0	0	0	1	0	59

Confusion matrix menampilkan sebaran data indeks kematangan sebenarnya dengan indeks kematangan hasil identifikasi jaringan saraf tiruan. Melalui **Tabel 5** diketahui bahwa model jaringan saraf tiruan yang dibangun berhasil mengidentifikasi indeks kematangan buah nanas dengan baik dimana jumlah angka kesalahan yang dihasilkan rendah. Pada citra buah nanas berindeks 0 dan 1, 100% data citra buah nanas diidentifikasi dengan benar. Pada citra buah nanas berindeks 2, 91,7% diidentifikasi dengan benar dan 8,3% data diidentifikasi dengan salah. Kemudian pada citra buah nanas berindeks 3, 88,3% data diidentifikasi dengan benar dan 11,7% data diidentifikasi dengan salah. Selanjutnya, pada citra buah nanas berindeks 4, 93,3% data diidentifikasi dengan benar dan 6,7% data diidentifikasi dengan salah. Sedangkan pada citra buah nanas berindeks 5, 98,3% data diidentifikasi dengan benar dan 1,7% data diidentifikasi dengan salah.

Untuk mengetahui secara lebih rinci kinerja jaringan saraf tiruan dilakukan perhitungan *binary confusion matrix* seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 6**. Melalui **Tabel 6** diketahui nilai akurasi terbesar adalah 100%, yaitu pada indeks 0 dan nilai akurasi terkecil adalah 96,4%, yaitu pada indeks 3. Nilai spesifisitas terbesar adalah 100%, yaitu pada indeks 0 dan indeks 4. Kemudian nilai spesifisitas terkecil adalah 98,0%, yaitu pada indeks 3. Nilai sensitivitas terbesar adalah 100%, yaitu pada indeks 0 dan indeks 1. Kemudian nilai sensitivitas terkecil adalah 88,3%, yaitu pada indeks 3. Nilai presisi indeks terbesar adalah 100%, yaitu pada indeks 1 dan indeks 4. Kemudian nilai presisi terkecil adalah 89,8%, yaitu pada indeks 3. Nilai prediksi negatif terbesar adalah 100%, yaitu pada indeks 0 dan indeks 1. Kemudian nilai prediksi negatif terkecil adalah 97,7%, yaitu pada indeks 3.

Tabel 6. *Binary confusion matrix* jaringan saraf tiruan

Indeks Sebenarnya	Indeks Hasil Identifikasi		
	Indeks 0	Bukan Indeks 0	
Indeks 0 Bukan Indeks 0	TP = 60 FP = 0 Presisi = 100,0%	FN = 0 TN = 300 Prediksi Negatif = 100,0%	Sensitivitas = 100,0% Spesifisitas = 100,0% Akurasi = 100,0%
Indeks 1	Indeks 1		
	Bukan Indeks 1		
Indeks 1 Bukan Indeks 1	TP = 60 FP = 4 Presisi = 93,8%	FN = 0 TN = 296 Prediksi Negatif = 100,0%	Sensitivitas = 100,0% Spesifisitas = 98,7% Akurasi = 98,9%
Indeks 2	Indeks 2		
	Bukan Indeks 2		
Indeks 2 Bukan Indeks 2	TP = 55 FP = 2 Presisi = 96,5%	FN = 5 TN = 298 Prediksi Negatif = 98,3%	Sensitivitas = 91,7% Spesifisitas = 99,3% Akurasi = 98,1%
Indeks 3	Indeks 3		
	Bukan Indeks 3		
Indeks 3 Bukan Indeks 3	TP = 53 FP = 6 Presisi = 89,8%	FN = 7 TN = 294 Prediksi Negatif = 97,7%	Sensitivitas = 88,3% Spesifisitas = 98,0% Akurasi = 96,4%
Indeks 4	Indeks 4		
	Bukan Indeks 4		
Indeks 4 Bukan Indeks 4	TP = 56 FP = 0 Presisi = 100%	FN = 4 TN = 300 Prediksi Negatif = 98,7%	Sensitivitas = 93,3% Spesifisitas = 100,0% Akurasi = 98,9%
Indeks 5	Indeks 5		
	Bukan Indeks 5		
Indeks 5 Bukan Indeks 5	TP = 59 FP = 5 Presisi = 92,2%	FN = 1 TN = 295 Prediksi Negatif = 99,7%	Sensitivitas = 98,3% Spesifisitas = 98,3% Akurasi = 98,3%

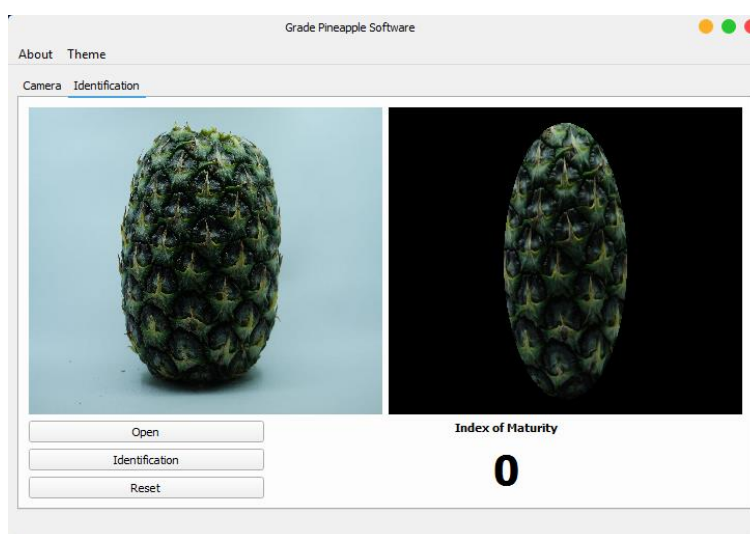
Untuk menyederhanakan nilai *binary confusion matrix* dihitung nilai rerata parameter jaringan saraf tiruan seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 7**. Berdasarkan **Tabel 7** diketahui bahwa seluruh nilai rerata parameter model jaringan saraf tiruan bernilai lebih besar dari 95,0%. Menurut Mia et al. (2019), sebuah model kecerdasan buatan dikatakan memiliki tingkat pengenalan yang baik apabila nilai rerata parameter kinerja model tersebut lebih besar

dari 95,0%. Dari percobaan kami, kami membuktikan bahwa jaringan saraf tiruan yang kami bangun telah mampu bekerja dengan baik untuk mengenali enam indeks tingkat kematangan buah nanas.

Tabel 7. Nilai rerata parameter jaringan saraf tiruan dalam mengenali indeks kematangan nanas

Parameter	Nilai
Akurasi	98,4 %
Presisi	95,3%
Sensitivitas	95,3%
Spesifisitas	99,1%
Prediksi Negatif	99,1%

Pada penelitian ini untuk mempermudah penggunaan sistem pemutuan buah nanas yang telah dibangun, sistem pre-processing citra dan jaringan saraf tiruan disatukan dalam sebuah *graphical user interface* (GUI) seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 7**.



Gambar 7. GUI sistem pemutuan indeks kematangan buah nanas

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa, telah berhasil direalisasikan sistem identifikasi tingkat kematangan buah nanas berbasis *computer vision* yang mampu mengidentifikasi enam indeks tingkat kematangan buah nanas dengan baik. Sistem menggunakan jaringan saraf tiruan sebagai algoritma untuk identifikasi indeks tingkat kematangan buah nanas. Variabel ciri statistik warna yang diekstraksi dan diseleksi dari citra buah nanas digunakan sebagai *input*. Jaringan saraf tiruan yang dihasilkan mampu mengidentifikasi indeks tingkat kematangan citra buah nanas dengan akurasi rerata sebesar 98,4%.

5. Daftar Pustaka

- Asnor, J. I., Rosnah, S., Wan, Z. W. H., & Badrul, H. A. B. (2013). Pineapple maturity recognition using rgb extraction. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 7(6), 597–600.
- Badan Pusat Statistika RI. (2019). *Statistik Tanaman Buah-buahan dan Sayuran Tahunan Indonesia*. Jakarta: Badan Pusat Statistika RI.
- Bakar, B. A. H. A., Ishak, A. J., Shamsuddin, R., & Hassan, W. Z. W. (2013). Ripeness Level Classification for Pineapple. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 57(3), 587–593.
- Fharadila, B., & Candra, F. (2019). Identifikasi kematangan buah nanas menggunakan metode jaringan saraf tiruan. *Jom FKTEKNIK*, 6(1), 1–7.
- Gravetter, F. J., Wallnue, L. B., & Forzano, L. B. (2018). *Essentials of Statistics for the Behavioural Sciences*. Boston: Cengage Learning.
- Kementerian Pertanian RI. (2016). *Outlook Nanas Komoditas Pertanian Sub Sektor Hortikultura*. Jakarta: Kementerian Pertanian RI.

-
- Kokoska, S., & Zwillinger, D. (2000). *Standard Probability and Statistics Tables and Formulae*. New York: Chapman & Hall/CRC.
- Mazen, F. M. A., & Nashat, A. A. (2019). Ripeness classification of bananas using an artificial neural network. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44(8), 6901–6910. <https://doi.org/10.1007/s13369-018-03695-5>
- Mia, M. R., Mia, M. J., Majumder, A., Supriya, S., & Habib, M. T. (2019). Computer vision based local fruit recognition. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 9(1), 2810–2820. <https://doi.org/10.35940/ijeat.A9789.109119>
- Riduwan. (2003). *Dasar Dasar Statistika*. Bandung: Alfa Beta.
- Shamsudin, R., Daud, W. R. W., Takriff, M. S., & Hassan, O. (2009). *Chemical compositions and thermal properties of the josapine variety of pineapple fruit (ananas comosus l.) in different storage systems*. 34(2011), 1558–1572. <https://doi.org/10.1111/j.1745-4530.2009.00510.x>
- Umam, K., & Negara, B. S. (2016). Deteksi obyek manusia pada basis data video menggunakan metode background subtraction dan operasi morfologi. *Jurnal CoreIT (Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi)*, 2(2), 31. <https://doi.org/10.24014/coreit.v2i2.2391>