



# IDENTIFIKASI KUALITAS MANGGIS BERDASARKAN ANALISIS WARNA DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN METODE *EXTREME LEARNING MACHINE*

Mohamad Imam Afandi<sup>1\*</sup>, Edi Kurniawan<sup>2</sup>, Sastra Kusuma Wijaya<sup>3\*</sup>

<sup>1,3</sup>Departemen Fisika, Fakultas MIPA, Universitas Indonesia, Depok 16424

<sup>2</sup>Pusat Riset Fisika, BRIN, Kawasan Puspiptek Serpong, Tangerang Selatan 15314

\*Alamat Korespondensi: [afandiimam@gmail.com](mailto:afandiimam@gmail.com), [skwijaya@sci.ui.ac.id](mailto:skwijaya@sci.ui.ac.id)

## ABSTRAK

Manggis masih menjadi komoditas ekspor buah eksotik tertinggi yang menjadi primadona permintaan pasar mancanegara walaupun di masa pandemi. Untuk menjaga kualitas ekspor manggis maka dilakukan inspeksi/sortasi manggis secara manual oleh manusia. Sehingga keseragaman mutu manggis masih bersifat subjektif. Untuk itu, diperlukan suatu sistem pengukuran menggunakan kamera dengan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) yang dapat melakukan identifikasi kualitas manggis berdasarkan analisis warna dan tekstur. Pengelompokan kualitas manggis dibagi menjadi 5 kelas, yaitu kelas super, kelas A, kelas B, luar mutu I, dan luar mutu II. Pengambilan data citra menggunakan 500 manggis dengan tingkat kematangan yang berbeda-beda, dimana 400 data citra untuk pembelajaran dan 100 data citra untuk pengujian. Untuk ekstraksi warna menggunakan konversi HSV (*Hue Saturation Value*) dan ekstraksi tekstur menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Karena ELM tidak memerlukan pembaruan pembobot dan tanpa iterasi *epoch*, maka ELM dapat menghasilkan performa yang optimal dengan melakukan variasi jumlah *hidden neuron*-nya. Hasil percobaan mendapatkan nilai performa akurasi pembelajaran mencapai 97,25% dan nilai performa akurasi pengujian mencapai 92%. Dengan waktu pembelajaran saat optimal dapat dibawah 0,25 detik, sehingga *Extreme Learning Machine* (ELM) sangat cepat untuk aplikasi identifikasi dan inspeksi kualitas manggis.

© 2021 Departemen Pendidikan Fisika FPMIPA UPI

Kata kunci: Identifikasi kualitas manggis, analisis warna dan tekstur, HSV (*Hue Saturation Value*), GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*), *Extreme Learning Machine* (ELM).

## PENDAHULUAN

Manggis (*Garcinia mangostana L*) merupakan hasil tanaman buah asli Indonesia yang terkenal akan kelezatan buahnya, bentuk buah yang indah, dan tekstur daging buah yang putih halus, serta mempunyai banyak manfaat bagi kesehatan, sehingga manggis mendapat julukan sebagai ratunya buah tropis (*queen of tropical fruit*). Manggis sangat digemari oleh masyarakat mancanegara sehingga menjadi komoditas ekspor buah asli Indonesia yang tertinggi setiap tahunnya. Berdasarkan data BPS, ekspor manggis nasional pada masa pandemi di tahun 2020 sebanyak 48.168 ton yang naik menjadi 173,37% dibandingkan tahun sebelumnya (Pertanian, 2020). Saat ini, untuk menjaga kualitas ekspor manggis masih dilakukan inspeksi/sortasi manggis secara manual oleh manusia. Sehingga keseragaman mutu manggis masih bersifat subjektif.

Oleh karena itu, telah banyak dilakukan penelitian menggunakan kamera digital dengan pengolahan citra digital untuk melakukan deteksi dan pengukuran objek buah berdasarkan klasifikasi warna, bentuk dan/atau tekstur menggunakan algoritma *Back-Propagation NN* (Dian N. dan Fajri R. U, 2016; Jamaludin, dkk., 2021), *Fuzzy NN* (Whidhiasih, 2013; Whidhiasih, dkk., 2012), *Support Vector Machine* (SVM) (Kusuma dkk., 2017; Yana dan Nafi'iyah, 2021), dan algoritma lainnya (Phothisonothai dan Tantisatirapong, 2019; Riyadi, dkk., 2020). Namun pada algoritma pembelajaran berbasis *gradient learning* seperti *Back-Propagation NN* dan *Fuzzy NN*, semua parameter bobot *input* dan *hidden bias* harus ditentukan secara manual. Parameter tersebut saling berhubungan antara *layer* yang satu dengan yang lain, sehingga mengakibatkan kecepatan

pembelajaran menjadi lama dan sering terjebak pada *local minima*.

Algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) yang tidak melakukan pembaruan bobot *input* dan *hidden bias*, namun ELM hanya melakukan perhitungan invers menggunakan *norm-least-square* dan *moore-penrose inverse*. ELM tidak melakukan iterasi *epoch* sehingga mempunyai pembelajaran yang cepat dan dapat mengatasi optimasi yang terjebak pada *local minima*. Untuk mendapatkan performa yang optimal dapat dicapai

dengan melakukan variasi jumlah *hidden neuron*-nya. Sehingga untuk meningkatkan kecepatan inspeksi manggis dengan hasil yang optimal, maka pada riset ini diusulkan identifikasi kualitas manggis berdasarkan warna dan tekstur menggunakan algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM).

#### METODE

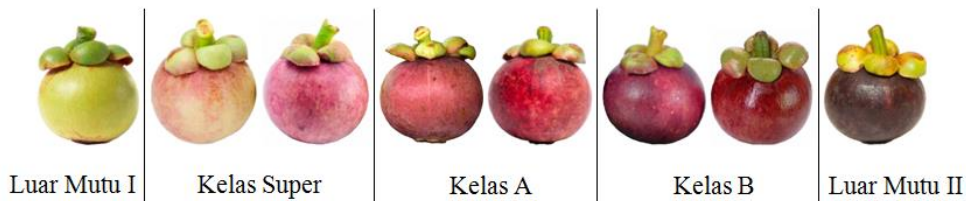
Untuk klasifikasi standar mutu buah manggis berdasarkan kriteria SNI 3211:2009 diberikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Persyaratan kualitas manggis sesuai SNI 3211:2009

Jenis Uji	Satuan	Persyaratan		
		Mutu Super	Kelas A	Kelas B
Keseragaman	-	Seragam	Seragam	Seragam
Diameter	mm	> 62	58 – 62	< 58
Tingkat kesegaran	-	Segar	Segar	Segar
Warna kulit	-	Hijau kemerahan s/d merah muda mengkilat	Merah muda s/d merah mengkilat	Merah s/d merah kecoklatan
Buah cacat/busuk	%	0	10	20
Tangkai/Kelopak	-	Utuh	Utuh	Utuh
Kadar kotoran	%	0	0	0
Serangga hidup/mati	%	0	0	0
Warna daging buah	-	Bening ( <i>translucent</i> )	Bening ( <i>translucent</i> )	Bening ( <i>translucent</i> )
Getah bening	-	< 5	10	20

Dari Tabel 1 dapat dijelaskan bahwa mutu manggis sesuai SNI 3211:2009 untuk kualitas ekspor dibagi menjadi 3 yaitu, mutu Super, Kelas A, dan kelas B. Dari semua persyaratan mutu manggis pada tabel 1, yang menjadi fokus pada riset ini yaitu dari warna dan tekstur kulit manggis. Selain itu, dalam riset ini ditambahkan juga mutu manggis diluar kualitas SNI yang biasanya ada di pasar domestik, yaitu luar mutu I dan luar mutu II. Sehingga pada riset ini,

dengan berdasarkan keterangan seorang ahli manggis yang menjadi pekebun sentra manggis di desa Karacak, Leuwiliang, Bogor, maka manggis dapat dibagi menjadi 5 kelas yang dapat direpresentasikan dari perbedaan warna dan tekstur seperti ditunjukkan Gambar 1. Gambar 1 dapat dijelaskan rincian deskripsi kelas manggis berdasarkan warna dan tekstur yang diberikan pada Tabel 2.



Gambar 1. Kelas manggis berdasarkan warna dan tekstur

Tabel 2. Kelas manggis berdasarkan warna dan tekstur

Kelas Manggis	Deskripsi
<b>Luar Mutu I</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Warna kulit hijau s/d kuning kehijauan</li> <li>- Kulit masih banyak mengandung getah</li> <li>- Tangkai/kelopak masih utuh</li> <li>- Buah seharusnya belum siap dipetik</li> </ul>
<b>Kelas Super</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Warna kulit hijau kemerahan s/d merah muda mengkilat</li> <li>- Minimal warna bercak merah hampir merata</li> <li>- Buah tidak cacat/busuk</li> <li>- Tangkai/kelopak masih utuh</li> <li>- Buah kualitas terbaik untuk ekspor</li> </ul>
<b>Kelas A</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Warna kulit merah muda s/d merah mengkilat</li> <li>- Buah hanya boleh cacat/busuk hingga 10%</li> <li>- Tangkai/kelopak masih utuh</li> <li>- Buah kualitas menengah untuk ekspor</li> </ul>
<b>Kelas B</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Warna kulit merah s/d merah kecoklatan</li> <li>- Buah hanya boleh cacat/busuk hingga 20%</li> <li>- Tangkai/kelopak masih utuh</li> <li>- Buah kualitas terendah untuk ekspor</li> <li>- Buah cukup masak sesuai untuk pasar domestik</li> </ul>
<b>Luar Mutu II</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Warna kulit ungu kehitaman s/d hitam</li> <li>- Buah cacat/busuk bisa lebih dari 20%</li> <li>- Tangkai/kelopak kadang sudah tidak utuh</li> <li>- Buah tidak layak untuk ekspor</li> <li>- Buah sudah masak sesuai untuk pasar domestik</li> </ul>

Untuk analisis warna, maka hasil data citra manggis dengan 3 komponen warna RGB (*Red Green Blue*) diubah menjadi HSV (*Hue Saturation Value*) sebagai berikut: (Haralick, dkk., 1973)

$$H = \begin{cases} 0 & , \text{ jika } S = 0 \\ \frac{60 * (g - b)}{S * V} & , \text{ jika } V > 0 \end{cases} \dots\dots (3)$$

$$V = \max(r, g, b) \dots\dots (1)$$

$$H = \begin{cases} 60 * \left( 2 + \frac{b - r}{S * V} \right) & , \text{ jika } V = g \\ 60 * \left( 4 + \frac{r - g}{S * V} \right) & , \text{ jika } V = b \end{cases} \dots\dots (4)$$

$$S = \begin{cases} 0 & , \text{ jika } V = 0 \\ V - \frac{\min(r, g, b)}{V} & , \text{ jika } V > 0 \end{cases} \dots\dots (2)$$

$$H = H + 360 , \text{ jika } H < 0 \dots\dots (5)$$

Untuk analisis tekstur menggunakan perhitungan matriks *co-occurrence* metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*), dimana citra terlebih dahulu dikonversi dalam skala keabuan untuk memperoleh algoritma yang sederhana dan menurunkan perhitungan citra berwarna yang kompleks. Untuk persamaan citra keabuan diberikan sebagai berikut.

$$K = (0.2989 * R) + (0.587 * G) + (0.114 * B) \quad (6)$$

Terdapat dua parameter dalam metode GLCM, yaitu jarak relatif antara pasangan piksel diukur pada jumlah piksel dan orientasi relatifnya. Metode GLCM dapat menghitung enam fitur tekstur, antara lain *energy*, *contrast*, *correlation*, *variance*, *homogeneity*, dan *entropy*. Persamaan fitur tekstur tersebut adalah: (Clausi, 2002)

1. Energi (*Energy*)

$$f_1 = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G (p(i, j))^2 \quad (7)$$

2. Kontras (*Contrast*)

$$f_2 = \sum_{n=0}^{G-1} n^2 \left( \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G p(i, j) \right); |i - j| = n \quad (8)$$

3. Korelasi (*Correlation*)

$$f_3 = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G \left( (ij) - p(i, j) - \mu_x \mu_y \right)^2 \quad (9)$$

dimana  $\mu_x$ ,  $\mu_y$  and  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  adalah rata-rata dan standar deviasi dari  $p_x$  dan  $p_y$ , serta  $\delta = d$ ,

$$\mu_x = \sum_{i=1}^G i \sum_{j=1}^G p_{\delta}(i, j) \quad (10)$$

$$\mu_y = \sum_{i=1}^G j \sum_{j=1}^G p_{\delta}(i, j) \quad (11)$$

$$\sigma_x = \sum_{i=1}^G (1 - \mu_x)^2 \sum_{j=1}^G p_{\delta}(i, j) \quad (12)$$

$$\sigma_y = \sum_{i=1}^G (1 - \mu_y)^2 \sum_{j=1}^G p_{\delta}(i, j) \quad (13)$$

4. Homogenitas (*Homogeneity*)

$$f_4 = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (14)$$

5. Entropi (*Entropy*)

$$f_5 = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (15)$$

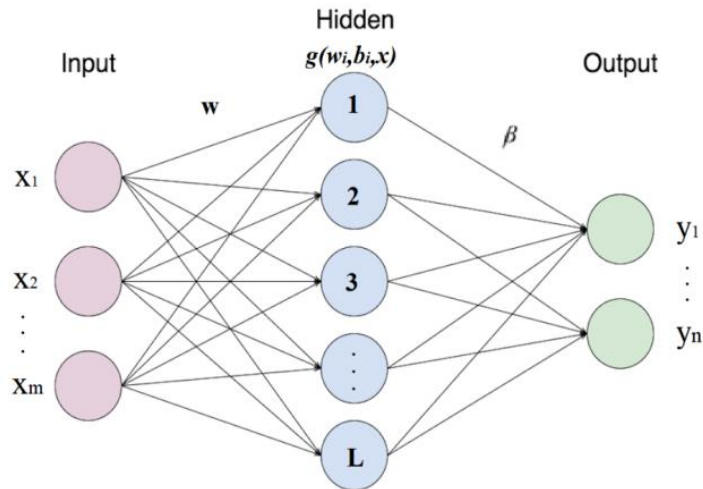
6. Variasi (*Variance*)

$$f_6 = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G (1 - \mu)^2 p(i, j) \quad (16)$$

*Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan *supervised learning* jaringan syaraf tiruan. ELM termasuk pada *Feed Forward Neural Network* yang memiliki satu *single hidden layer*. Metode ELM dipercaya dapat mengatasi permasalahan *learning speed* yang selama ini terjadi pada metode-metode NN yang lainnya. Terdapat dua alasan mengapa ELM mempunyai *learning speed* yang cepat, yaitu: (Wang, dkk., 2021)

- a. Menggunakan perhitungan invers berbasis *pseudo-inverse* tanpa memerlukan iterasi pembelajaran *gradient learning* dan tanpa *epoch*,
- b. Semua parameter diberikan nilai sekali saja secara acak tanpa memerlukan iterasi pembaruan pembobot.

Model matematis dari ELM lebih sederhana dan efektif yang mempunyai arsitektur seperti diberikan pada Gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2. Arsitektur ELM

Untuk N jumlah pelatihan sampel dengan pasangan *input-output*  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$  dengan  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T \in R^m$  dan  $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}]^T \in R^n$ , dengan L jumlah *hidden node* maka keluaran dapat dimodelkan sebagai berikut: (Huang, dkk., 2015)

..... (19)

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i * x_j + b_i) = y_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

dengan  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$  merupakan vektor dari bobot yang menghubungkan *hidden node* ke-i dan *input neuron*,  $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{in}]^T$  menyatakan vektor bobot dari *hidden node* ke-l dan *neuron output*,  $b_i$  adalah vektor bias dari *hidden node* ke-i.

Persamaan (17) dapat disederhanakan menjadi,

$$H\beta = Y \quad \text{..... (18)}$$

dimana,

$$H = \begin{bmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g(w_1 * x_1 + b_1) & \dots & g(w_L * x_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 * x_N + b_1) & \dots & g(w_L * x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times n} \quad \text{..... (20)}$$

$$Y = \begin{bmatrix} y_1^T \\ y_2^T \\ \vdots \\ y_L^T \end{bmatrix}_{L \times n} \quad \text{..... (21)}$$

dengan H adalah matrik keluaran *hidden layer* dan beta adalah vektor yang menghubungkan *hidden layer* dan *output layer*. Vektor beta dapat diestimasi menggunakan invers generalisasi Moore-Penrose dari matrik H sebagai berikut,

$$\beta = H^\dagger Y \quad \text{..... (22)}$$

dimana H<sup>†</sup> adalah matrik invers generalisasi Moore-Penrose, dengan metode proyeksi orthogonal akan didapatkan,

$$H^\dagger = (H^T H)^{-1} H^T \quad \text{..... (23)}$$

Sehingga langkah-langkah perhitungan ELM adalah: (Huang, dkk., 2006)

Langkah 1: tentukan sampel set data yang akan dilatih  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$  dan fungsi aktivasi  $g(x)$  yang dipakai, serta jumlah *node hidden*

Langkah 2: tentukan secara random nilai 0 sampai 1 untuk bobot *input*  $w_{im}$  dan bias  $b_i$

Langkah 3: hitung matrik *output*  $H$

Langkah 4: hitung beban *output*  $\beta$

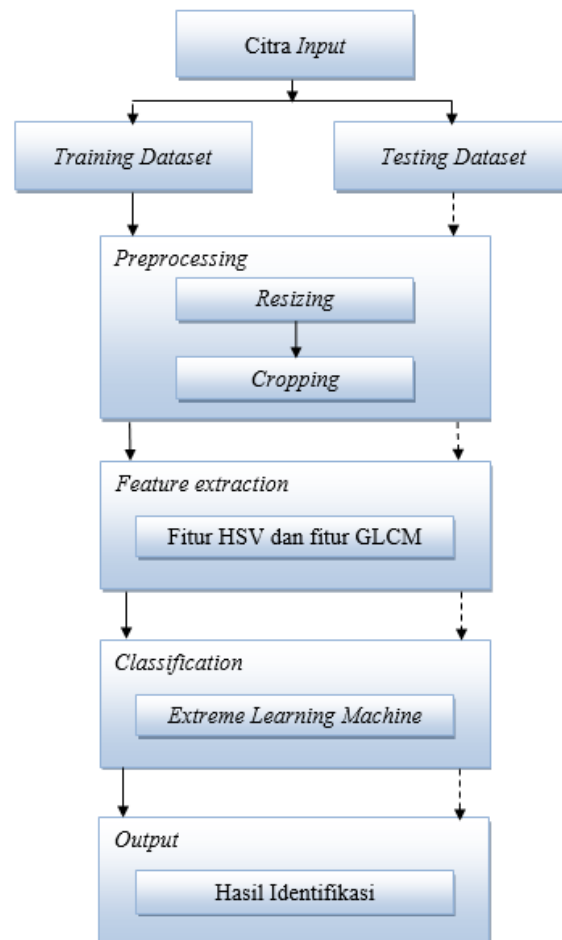
### HASIL DAN PEMBAHASAN

Data citra menggunakan sampel 500 buah manggis dengan tingkat kematangan yang berbeda-beda. Pengambilan data citra menggunakan kamera digital dengan pencahayaan normal di luar ruangan. Selanjutnya 400 data citra digunakan untuk pembelajaran dan 100 data citra digunakan untuk pengujian. Diagram percobaan untuk identifikasi kualitas manggis berdasarkan

analisis warna dan tekstur dapat diberikan pada gambar 3 sebagai berikut:

Dari gambar 3 dapat dijelaskan bahwa alur identifikasi dimulai dari pengambilan data citra 500 sampel manggis dalam format PNG 24 bit. Hasil data citra manggis diberi label sesuai kualitas kelasnya dengan bantuan seorang ahli manggis atau pekebun manggis yang berpengalaman. Semua hasil data citra manggis berlabel ini hanya digunakan untuk komunitas terbatas.

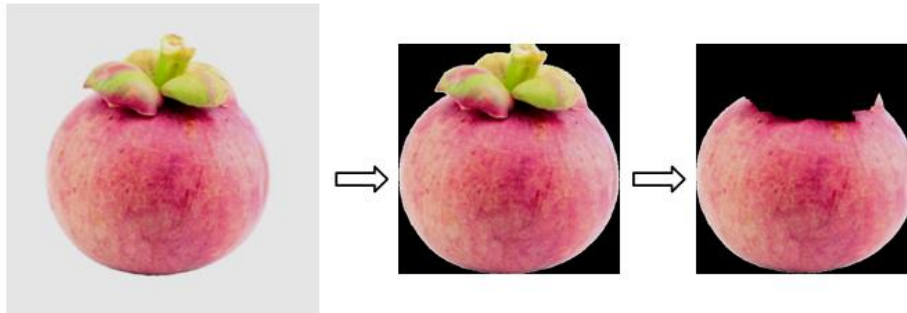
Kemudian untuk keperluan proses pembelajaran dan proses pengujian, maka dibuat komposisi 80% (400 data citra) digunakan untuk pembelajaran dan 20% (100 data citra) digunakan untuk pengujian. Kedua proses tersebut menggunakan pemrosesan awal citra dengan cara *resizing* dan *cropping* dari hasil *edge detection* dan *thresholding* data citra untuk mendapatkan data citra kulit manggis yang sebenarnya.



Gambar 3. Proses identifikasi kualitas manggis



Pemrosesan awal citra manggis dari hasil *resizing* dan *cropping* hasil *edge detection* dan *thresholding* dapat diilustrasikan sebagai berikut:



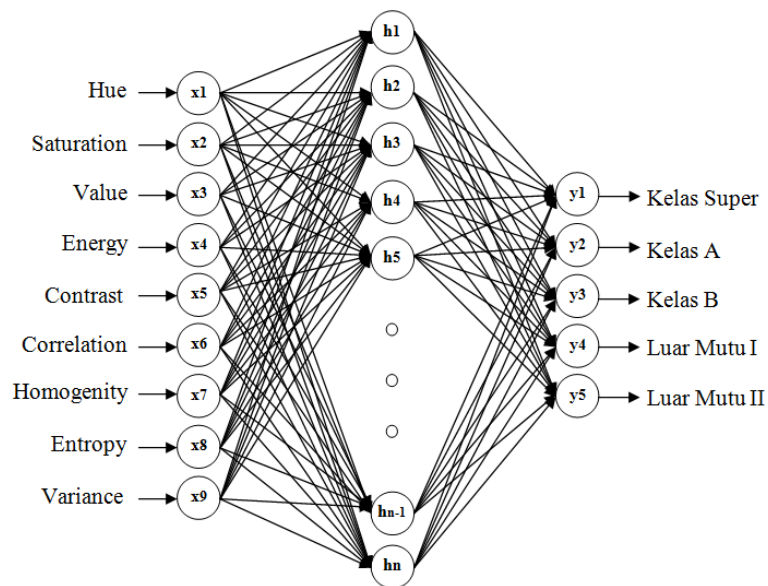
Gambar 4. Pemrosesan awal citra manggis

Pada gambar 4 dapat dijelaskan bahwa citra manggis dari ukuran gambar sebenarnya dilakukan *resizing* dalam ukuran 500x500 piksel yang kemudian dilanjutkan dengan *cropping* dari hasil *thresholding* dengan *background* citra dari tingkat kecerahan warna. Kemudian *background* citra dibuat warna dasar hitam karena mempunyai RGB dengan nilai 0 supaya tidak mempengaruhi analisis perhitungan selanjutnya. Kemudian untuk menghilangkan citra tangkai/kelopak manggis dapat dilakukan dengan cara *edge detection* menggunakan operator *canny* dengan *thresholding* untuk mendapatkan citra kulit manggis sebenarnya.

Selanjutnya citra diolah menggunakan konversi HSV untuk analisis warna dan

ekstraksi fitur GLCM untuk analisis tekstur yang sudah dijelaskan pada bab metode. Nilai HSV yang dipakai hanya hasil nilai rata-rata (*mean*)-nya. Untuk GLCM dihitung dalam 4 sudut dari posisi *offset* horisontal data citra yaitu perhitungan GLCM sudut 0°, 45°, 90°, and 135° dengan jarak piksel 1, yang kemudian hanya dipakai hasil nilai rata-rata (*mean*)-nya.

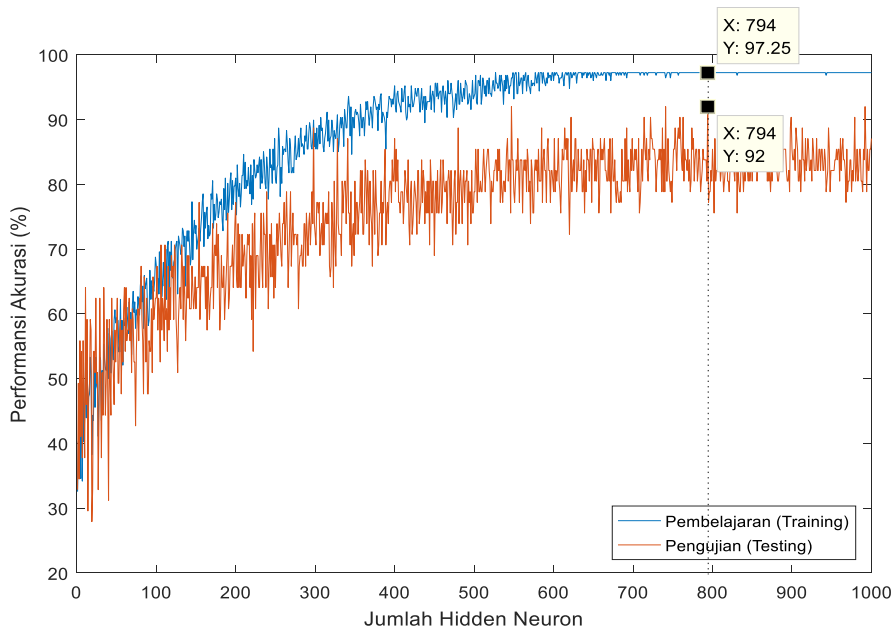
Semua hasil analisis warna dan tekstur digunakan sebagai *neuron input* dari metode ELM untuk mendapatkan hasil identifikasi dengan jumlah *neuron output* sesuai jumlah kelas manggis, yaitu kelas super, kelas A, kelas B, luar mutu I, dan luar mutu II. Arsitektur ELM untuk identifikasi kualitas manggis dapat diberikan pada Gambar 5 sebagai berikut:



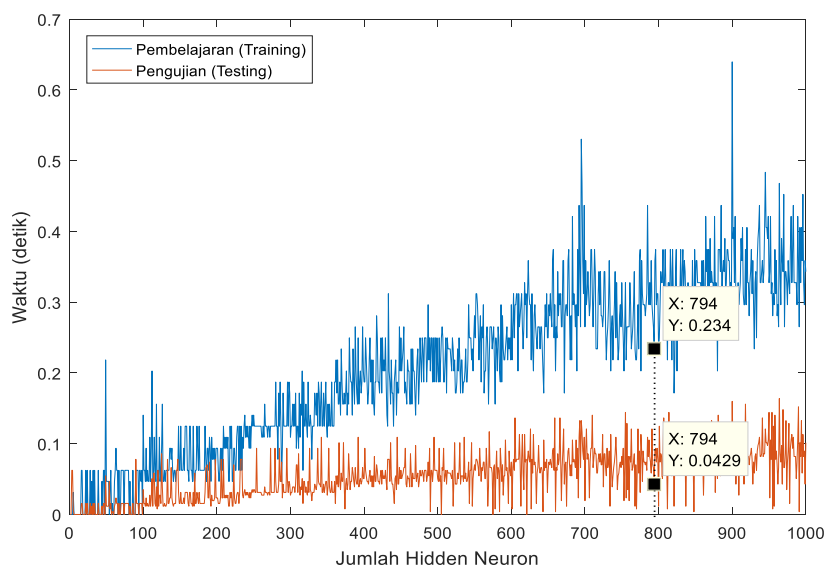
Gambar 5. Arsitektur ELM untuk identifikasi kualitas manggis

Dari gambar 5 dapat dijelaskan bahwa untuk nilai pembobot *input* dan *hidden bias* diberikan nilai secara acak hanya sekali saja. Dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*, maka dapat dilakukan mode pembelajaran dan pengujian menggunakan algoritma ELM. Untuk mendapatkan performa yang optimal dari ELM, maka dapat dicari dengan cara melakukan variasi jumlah *hidden neuron*. Sehingga dengan melakukan iterasi jumlah *hidden neuron* dari 1 sampai 1000, maka didapatkan hasil yang diberikan pada gambar 6 sebagai berikut:

Dari gambar 6 dapat dijelaskan bahwa terlihat pergerakan performa ELM untuk mencapai nilai optimalnya. Untuk menentukan performa yang optimal, maka didapatkan dengan mencari nilai maksimum hasil penjumlahan pembelajaran dan pengujian dari setiap titik nilai *hidden neuron*. Sehingga didapatkan nilai maksimum dari performa pembelajaran 400 citra manggis dapat mencapai 97,25% dan performa pengujian 100 citra manggis dapat mencapai 92% dengan *single hidden layer* yang mempunyai jumlah 794 *hidden neuron*.



Gambar 6. Performansi ELM terhadap jumlah *hidden neuron*



Gambar 7. Kecepatan ELM terhadap jumlah *hidden neuron*



Dari Gambar 7 dapat dijelaskan bahwa waktu yang dibutuhkan untuk melakukan pembelajaran 400 citra manggis dan pengujian 100 citra manggis ternyata mendapatkan hasil yang sangat cepat. Dengan menggunakan spesifikasi *processor intel core i7-5500U*, pada jumlah 794 *hidden neuron* didapatkan waktu pembelajaran sebesar 0,234 detik dan waktu pengujian sebesar 0,043 detik. Hasil ini membuktikan bahwa metode ELM memang tidak memerlukan waktu pembelajaran dan waktu pengujian yang lama untuk melakukan identifikasi kualitas manggis.

## PENUTUP

Hasil identifikasi kualitas manggis berdasarkan analisis warna dan tekstur dari data citra 500 manggis dengan variasi tingkat kematangan menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM), dengan melakukan variasi jumlah *hidden neuron*, mendapatkan akurasi pembelajaran mencapai 97,25% dan performa akurasi pengujian mencapai 92%. Metode ini juga menghasilkan kecepatan pembelajaran dibawah 0,25 detik, sehingga *Extreme Learning Machine* (ELM) sangat cepat untuk aplikasi inspeksi kualitas manggis.

## DAFTAR PUSTAKA

- Clausi, D. A. (2002). *An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization*. Canadian Journal of Remote Sensing, 28(1).
- Dian N., dan Fajri R. U. (2016). Pengenalan Citra Buah Manggis Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Infomedia Vol.1 No. 1, 1.
- Haralick, R. M., dkk. (1973). *Textural Features for Image Classification*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-3(6).
- Huang, G. bin, dkk. (2006). *Extreme learning machine: Theory and applications*. Neurocomputing, 70(1–3).
- Huang, G. bin, dkk. (2015). *Trends in extreme learning machines: A review*. Neural Networks Vol. 61.
- Jamaludin, J., dkk. (2021). Klasifikasi Jenis Buah Mangga dengan Metode *Backpropagation*. Jurnal Ilmiah Elektroteknika, 20(1).
- Kusuma, S. F., dkk. (2017). Otomatisasi klasifikasi kematangan buah mengkudu berdasarkan warna dan tekstur. Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi, 3(1).
- Pertanian, K. (2020). Warta Pertanian, Menuju kedaulatan pangan. Majalah Warta Pertanian: Vol. 3.
- Phothisonothai, M., dan Tantisatirapong, S. (2019). *Fractal Dimension Based Color Texture Analysis for Mangosteen Ripeness Grading*. Proceedings - 2019 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, ISPACS 2019.
- Riyadi, S., dkk. (2020). *Classification of Mangosteen Surface Quality Using Principal Component Analysis*. Emerging Information Science and Technology, 1(1).
- Wang, J., dkk. (2021). *A review on extreme learning machine*. Multimedia Tools and Applications.
- Whidhiasih, R. N. (2013). Klasifikasi Buah Belimbing Manis Dan Tidak Manis Berdasarkan Citra *Red Green Blue* Menggunakan *Fuzzy Neural Network*. Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, 1(2).
- Whidhiasih, R. N., dkk. (2012). Klasifikasi Kematangan Buah Manggis Ekspor dan Lokal Berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan *Fuzzy Neural Network*. Jurnal Ilmu

- Komputer Dan Agri-Informatika, 1(2).
- Yana, Y. E., dan Nafi'iyah, N. (2021). Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN. *Journal of Computer, Information System & Technology Management*, 4(1).