

# Nas\_Jurnal #100 PENGENALAN VARIETAS MANGGA BERDASARKAN

*by* Purwanto Purwanto

---

**Submission date:** 29-Mar-2020 07:26AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 1284134105

**File name:** Nas\_Jurnal\_100\_PENGENALAN\_VARIETAS\_MANGGA\_BERDASARKAN.pdf (537.71K)

**Word count:** 3509

**Character count:** 21051

## PENGENALAN VARIETAS MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR DAUN MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

Fathorazi Nur F<sup>2</sup>ri<sup>1</sup>, Purwanto<sup>2</sup>, Ricardus Anggi Pramunendar<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Pascasarjana Teknik Informa<sup>2</sup>a Universitas Dian Nuswantoro

email: <sup>1</sup>r4si.b1nt4ng@gmail.com, <sup>2</sup>purwanto@dsn.dinus.ac.id, <sup>3</sup>ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id

### ABSTRAK

Pada saat ini mangga Indonesia sangat diminati oleh orang asing terlebih untuk mangga kualitas unggul seperti mangga manalagi dan gadung. Akan tetapi tak jarang masyarakat tidak mengerti atau keliru mengenali varietas mangga yang mereka tanam. Selama ini identifikasi atau pengenalan varietas mangga dilakukan dengan menggunakan mata. Hal ini pun butuh keahlian atau pakar dalam membedakan varietas mangga tersebut. Akan tetapi orang yang ahli mempunyai keterbatasan, tidak semua varietas mangga dapat dikenali atau diidentifikasi. Terdapat beberapa usulan model yang telah dilakukan untuk mengidentifikasi mangga dengan citra digital akan tetapi akurasi yang dihasilkan masih kurang yaitu di bawah 80 %. Selain itu masing masing peneliti hanya menggunakan satu fitur citra yaitu fitur tekstur. Penelitian ini menggunakan dataset se<sup>10</sup>nyak 300 citra daun mangga, 150 citra daun <sup>10</sup>ngga varietas manalagi dan 150 citra daun gadung. Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Backpropagation Neural Network (BPNN)* dengan menggunakan fitur bentuk dan tekstur daun mangga. Model BPNN yang paling optimal pada penelitian ini yaitu menggunakan hidden layer = 19, learning rate = 0.9, momentum = 0.9 dan epoch = 100 dengan hasil root mean squar error (RMSE) = 0.0018. Kemudian hasil dari pengujian menggunakan citra daun mangga menghasilkan tingkat akurasi 96 %.

**Kata Kunci** :; Citra Digital, Deteksi Kontur, Backpropagation Neural Network; Daun Mangga, Ekstraksi Fitur

### 1. PENDAHULUAN

<sup>35</sup> Negara Indonesia merupakan negara agraris yang se<sup>13</sup>bagai<sup>13</sup>an besar penduduknya bermata pencaharian menjadi petani. produksi pertanian antara lain jagung, padi, kacang tanah dan lain lain. Sedangkan produksi hortikultura jenis sayur meliputi bawang merah, bawang daun, wortel dan lain lain. kemudian produksi hortikultura jenis buah buahan meliputi mangga, durian, pisang dan lain lain. [1].

Pada saat ini permintaan mangga Indonesia sangat diminati oleh orang asing terlebih untuk mangga kualitas unggul [2]. Tak jarang masyarakat yang kesulitan dalam membedakan varietas mangga. Sehingga diperlukan keahlian dalam membedakan varietas mangga. Akan tetapi sedikit orang yang ahli dalam mengenali varietas mangga dan terbatas hanya beberapa varietas. oleh karena itu dibutuhkan sebuah metode untuk mengenali varietas mangga. pengolahan citra juga mulai dimanfaatkan oleh manusia untuk mer<sup>39</sup>ntu pekerjaan. Seperti halnya identifikasi tanaman hias berdasarkan daunnya [3].

Daun merupakan salah satu bagian tumbuhan yang penting untuk mengindetifikasi dan mengklasifikasikan asal atau jenis tanaman [4]. Selain itu kebanyakan peneliti menggunakan daun untuk mengenali tanaman [5] [6] [7]. Terdapat beberapa usulan metode yang telah dilakukan untuk mengidentifikasi mangga. Pada penelitian Prasetyo [8] mengusulkan metode K-NN dan JST *Backpropagation* dengan menggunakan karakter daun mangga dan analisis tekstur citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi dengan K-NN memberikan rata-rata hasil akurasi keseluruhan 54.24%, sedangkan dengan JST *Backpropagation* memberikan rata-rata akurasi keseluruhan 65.19%. Selain itu

<sup>27</sup> <http://research.pps.dinus.ac.id>

*K-Nearest Neighbor* memiliki kelemahan yaitu perlu menentukan parameter nilai  $k$  atau jumlah tetangga terdekat [9], sehingga menyebabkan tidak jelasnya atribut dan jenis jarak yang digunakan.

Kemudian pada penelitian Riska [10] diterapkan *Unconstraint Hit or Miss Transformation* (UHMT) dengan empat *structuring element* (SE) yang bertujuan untuk menyederhanakan kompleksitas komputasional. Akurasi tertinggi dengan menggunakan 10-fold Cross Validation yaitu 78.5 %. Berdasarkan pada penelitian Prasetyo [8] dan Riska [10] masing masing peneliti hanya menggunakan satu fitur citra yaitu fitur tekstur. Akan tetapi fitur bentuk juga perlu diperhitungkan, mengingat secara kasat mata, jenis mangga yang berbeda juga mempunyai bentuk daun yang sedikit berbeda.

<sup>34</sup>

## 2. PENELITIAN TERKAIT

Terdapat beberapa penelitian yang terkait dengan penelitian klasifikasi mangga berdasarkan daun mangga yaitu Prasetyo [8] dan Riska [10]. Selain itu juga terdapat juga penelitian mengenai klasifikasi tanaman berdasarkan daun yaitu Ye [11] dan Wu [12].

Pada penelitian yang dilaksanakan oleh Prasetyo [8] menggunakan pendekatan *K-Nearest Neighbor* (*K-NN*) dan Jaringan Syaraf Tiruan (*JST*) *Backpropagation* pada fitur tekstur daun mangga jenis gadung dan curut. Karena pada daun mangga umumnya mempunyai warna hijau, maka fitur warna pada tekstur yang digunakan adalah fitur dengan warna green dari bagian warna RGB (Red, Green, Blue). Fitur tekstur yang digunakan dalam penelitian adalah: rata-rata intensitas, smoothness, entropy, 5 moment invariant, energy, dan kontras. Klasifikasi dilakukan pada dua jenis daun pohon mangga menggunakan 30 sampel daun mangga gadung dan 30 sampel daun mangga curut. Rata – rata percobaan menggunakan metode *KN*,<sup>16</sup> yaitu 54.24 % dan *JST Backpropagation* yaitu 65.19 %.

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Riska [10] yaitu dengan menggunakan metode *Unconstrained Hit or Miss Transform* (*UN*)<sup>38</sup> (*T*) yang menerapkan satu dari sembilan *structuring element* (SE) pada UHMT untuk mengklasifikasi jenis tanaman mangga gadung dan mangga madu. Sehingga, setiap sudut tulang daun dapat terdeteksi dengan pemilihan SE yang tepat. Dengan menggunakan 400 citra daun yang masing masing<sup>37</sup> 200 citra daun mangga gadung dan 200 citra daun mangga<sup>26</sup> madu. Sebanyak 320 citra digunakan untuk data training dan 80 untuk data uji. Pengu<sup>29</sup>jian dilakukan dengan metode *K-Fold Cross Validation* yaitu membandingkan hasil akurasi dari 5 *K-Fold Cross Va*<sup>26</sup>*luation*, 8 *K-Fold Cross Validation* dan 10 *K-Fold Cross Validation*. Hasil dari pengujian untuk setiap *K-Fold Cross Validation* menghasilkan akurasi yang lebih baik yaitu 78.5 %

Pada penelitian daun mangga variabel yang digunakan hanya terfokus pada salah satu ekstraksi fitur yaitu fitur bentuk atau fitur tekstur. Selain itu hasil yang didapat dengan menggunakan salah satu fitur baik bentuk ataupun tekstur masih kecil yaitu di bawah 80%. Oleh karena itu pada penelitian ini dilakukan kombinasi pada fitur bentuk dan fitur tekstur.

Terdapat beberapa karakteristik pada kemampuan otak manusia yaitu mengingat, menghitung, menggeneralisasi, adaptasi, konsumsi energy yang rendah. *Neural Network* berusaha untuk meniru mekanisme kerja otak sehingga mampu menggantikan pekerjaan manusia seperti halnya mengenali, meng<sup>20</sup>klasifikasi dan memprediksi. Adapun kelebihan pada algoritma *Backpropagation Neural Network* ialah sebagai berikut

- Adaptive learning*: Kemampuan untuk mempelajari bagaimana melakukan pekerjaan berdasarkan data yang diberikan untuk pelatihan [14].<sup>19</sup>
- Self organization*: *Backpropagation Neural Network* dapat membuat organisasi sendiri atau representasi dari informasi yang diterimanya selama waktu belajar.
- Time Operation*: kemampuan untuk menyelesaikan permasalahan secara cepat dan *robust* terhadap<sup>43</sup> *missing data* [15].

Oleh karena itu metode yang digunakan ialah metode *Backpropagation Neural Network* sehingga diharapkan metode tersebut mempunyai hasil akurasi yang baik dibandingkan dengan metode yang lain untuk identifikasi daun pada varietas mangga.

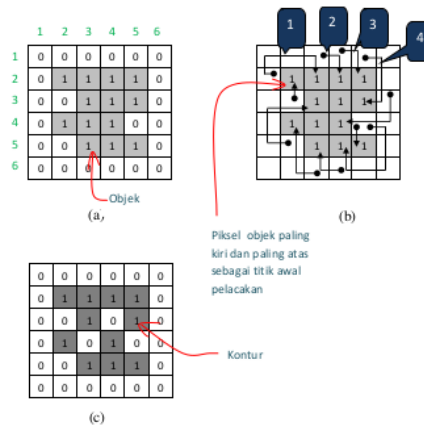
### 3. LANDASAN TEORI

Pada penelitian ini perlu diberikan pengertian maupun keterangan <sup>16</sup> untuk memperjelas. Seperti halnya deteksi kontur, ekstraksi fitur, dan penjelasan mengenai metode yang digunakan pada penelitian ini. Selain itu dalam bab ini juga dibahas mengenai cara kerja algoritma dan perhitungan algoritma.

#### 3.1. Deteksi Kontur

Salah satu cara untuk mendapatkan kontur internal yang telah <sup>32</sup> diurutkan menurut letak piksel, yaitu dengan memanfaatkan algoritma pelacakan kontur Moore [16]. Algoritma ini dianggap sebagai algoritma yang paling efisien pada aplikasi umum. Adapun langkah – langkahnya adalah sebagai berikut:

- Terdapat sebuah objek biner, pada setiap *pixel*-nya hanya mempunyai nilai 1 atau 0 seperti pada gambar 1(a). Keterangan nilai 1 adalah sebuah objek dan nilai 0 adalah latar belakangnya.
- Dilakukan deteksi kontur dimulai dari kiri dengan *pixel* yang bernilai 1. Untuk mendapatkan nilai 1 atau objek, dilakukan pemeriksaan pada setiap *pixel*-nya searah jarum jam seperti pada gambar 1(b).
- Hal tersebut dilakukan secara berulang – ulang sehingga membentuk sebuah kontur pada gambar 1(c)



Gambar 1. Deteksi Kontur Moore

Rantai kode dilakukan dengan menggunakan pendekatan dari 8-ketetanggaan. Untuk mempermudah proses perhitungan suatu *pixel* yang bertetangga maka dibutuhkan sebuah indeks yang dapat diselesaikan dengan persamaan (1) sebagai berikut:

$$\text{indeks} = 3 \Delta y + \Delta x + 5 \tag{1}$$

Keterangan:

$\Delta y$  = selisih nilai baris dua piksel yang bertetangga.

$\Delta x$  = selisih nilai kolom dua piksel yang bertetangga.

#### <sup>33</sup> Ekstraksi Fitur Bentuk

Fitur bentuk merupakan suatu fitur yang diperoleh melalui bentuk objek. Adapun fitur bentuk yang digunakan ialah keliling, luas, diameter, panjang, lebar, bulat dan ramping.

- Perimeter atau keliling menyatakan panjang tepi suatu objek dengan persamaan (2) dengan terlebih dahulu melakukan pendekatan rantai kode.

$$P = N_e + N_o \sqrt{2} \tag{2}$$

Keterangan:

$N_e$  = jumlah kode genap.

$N_o$  = jumlah kode ganjil.

- b. Luas objek dapat dihitung dengan melakukan pendekatan rantai kode yang dihasilkan dari deteksi kontur moore.
- c. Diameter merupakan jarak terpanjang antara tepi satu dengan yang lain.
- d. Panjang merupakan jarak terpanjang antara dua tepi.
- e. Lebar merupakan garis tegak lurus pada panjang yang dapat di hitung dari persamaan (3) dan (4).

$$grad1 = \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \tag{3}$$

$$grad2 = -\frac{1}{grad1} \tag{4}$$

- f. Kebulatan merupakan perbandingan antara luas objek dan keliling yang dapat dihitung dengan persamaan (5).

$$Kebulatan(R) = 4\pi \frac{A(R)}{P^2(R)} \tag{5}$$

Keterangan

$A$  = Luas

$P$  = Keliling

- g. Kerampingan merupakan perbandingan antara panjang dan lebar yang dapat dihitung dengan persamaan (6).

$$kerampingan = \frac{lebar}{panjang} \tag{6}$$

### 3.3. Ekstraksi Fitur Tekstur

Selain melibatkan fitur bentuk, tekstur banyak digunakan sebagai fitur untuk temu kembali citra. Hal ini disebabkan beberapa objek mempunyai pola-pola tertentu, yang bagi manusia mudah untuk dibedakan. Oleh karena itu, diharapkan komputer juga dapat mengenali sifat-sifat seperti itu. Metode yang digunakan yaitu pendekatan statistika. Pendekatan statistika ialah dengan melakukan pendekatan berdasarkan dengan histogram.

Rerata Intensitas atau kecerahan objek dapat <sup>2</sup> dihitung dengan menggunakan persamaan (7).

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \tag{7}$$

Keterangan

$i$  = ar <sup>42</sup> abuan pada citra  $f$

$p(i)$  = probabilitas kemunculan  $i$

$L$  = nilai aras kea <sup>2</sup> an tertinggi

- a. Deviasi Standard dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (8).

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \tag{8}$$

- b. Skewness dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (9).

$$skewness = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \tag{9}$$

- c. Energi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (10).

$$energi = \sum_{i=0}^{L-1} [p(i)]^2 \tag{10}$$

- d. Entropi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (11).

$$entropi = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i))$$

- e. Smoothness <sup>10</sup> dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (12).

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \tag{12}$$

<sup>25</sup> **3.4. Gray Level Co-Occurrence Matrices**

Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) pertama kali <sup>31</sup> usulkan oleh Haralick pada tahun 1973 dengan 28 fitur untuk menjelaskan pola spasial [17]. GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua yaitu hubungan antarpasangan dua piksel citra asli diperhitungkan. Untuk mendapatkan fitur GLCM hanya menggunakan lima besaran untuk GLCM, berupa Angular Second Moment (ASM), contrast, inverse different moment (IDM), entropi, dan korelasi.

- a. Angular Second Moment (ASM) merupakan ukuran homogenitas citra dihitung dengan persamaan (13).

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i,j))^2 \tag{13}$$

- b. Contrast merupakan ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra yang dapat dihitung dengan persamaan (14).

$$Kontras = \sum_{n=1}^L n \left\{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i,j) \right\} \tag{14}$$

- c. Inverse Different Moment (IDM) untuk mengukur homogenitas yang dapat dihitung dengan persamaan (15).

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i,j))^2}{1 + (i-j)^2} \tag{15}$$

- d. Entropi menyatakan ukuran ketidakteraturan aras keabuan di dalam citra yang dapat dihitung dengan persamaan (16).

$$Entropi = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i,j) \log(GLCM(i,j))) \tag{16}$$

- e. Korelasi merupakan ukuran ketergantungan linear antarnilai aras keabuan dalam citra dihitung dengan menggunakan persamaan (17)

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (ij)(GLCM(i,j) - \mu_i' \mu_j')}{\sigma_i' \sigma_j'} \tag{17}$$

Keterangan:

$$\mu_i' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * GLCM(i,j) \tag{18}$$

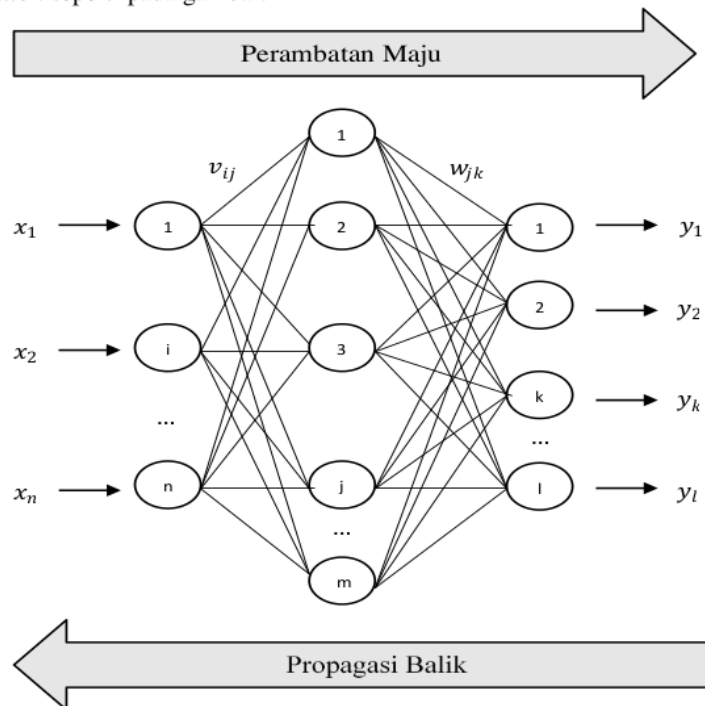
$$\mu_j' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L j * GLCM(i,j) \tag{19}$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i,j)(i - \mu_i')^2 \tag{20}$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j) (i - \mu_i')^2$$

### 3.5. Backpropagation Neural Network

*Backpropagation Neural Network* merupakan JST *supervised learning*, yaitu dalam proses pelatihannya memerlukan target. Disebut *Backpropagation* karena dalam proses pelatihannya, *error* yang dihasilkan dipropagasikan kembali ke unit-unit di bawahnya. Adapun ilustrasi *Backpropagation* seperti pada gambar:



Gambar 2. Ilustrasi *Backpropagation*

Adapun langkah – langkah untuk algoritma *Backpropagation* sebagai berikut:

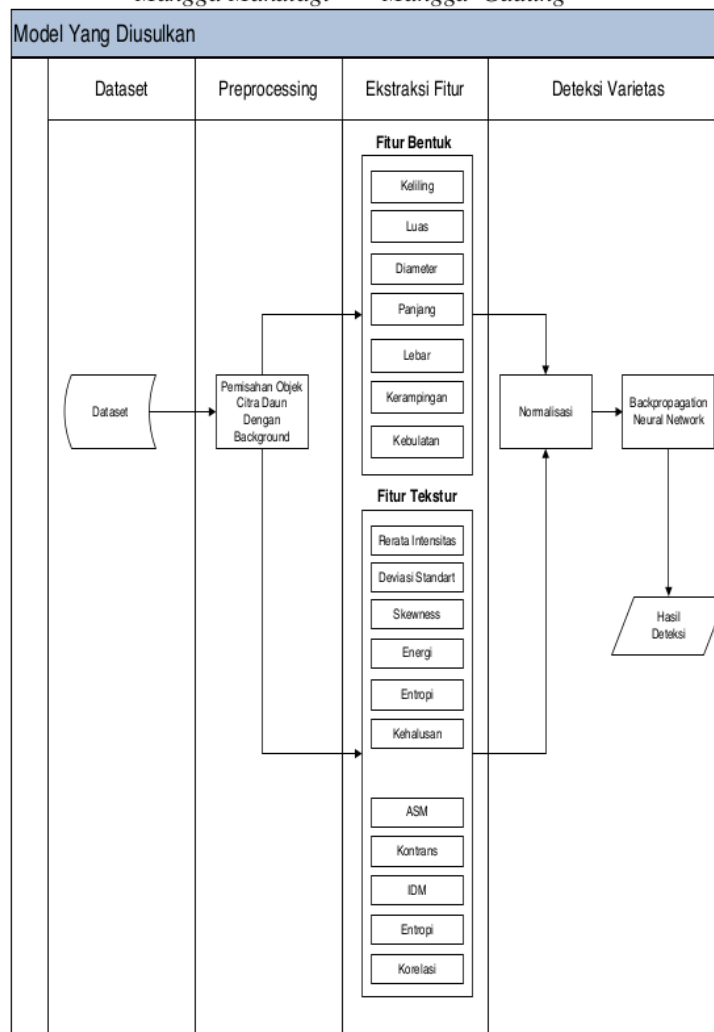
- Inisialisasi semua bobot pada *hidden layer* dan layer keluaran. Untuk inisialisasi semua bobot bisa menggunakan bilangan acak dalam jangkauan [-0.5, 0.5] atau menggunakan distribusi seragam dalam jangkauan kecil. [18]
- Tentukan *epoch* dan *error* yang diinginkan
- Jika kondisi berhenti belum tercapai, maka dilakukan langkah d – h
- Untuk tiap pola *data training*, lakukan langkah e – g
- Fase propagasi maju yaitu jumlahkan semua sinyal yang masuk ke *hidden unit*, hitung keluaran semua *hidden unit* j pada *hidden layer*, Jumlahkan semua sinyal yang masuk ke *output unit* k dan hitung keluaran pada semua unit pada *output layer*.
- Propagasi mundur yaitu hitung faktor kesalahan pada *output layer*, hitung perubahan bobotnya, hitung penjumlahan kesalahannya, hitung faktor kesalahan pada *hidden layer* dan hitung perubahan bobotnya.
- Hitung mse pada tiap *epoch*.
- Perubahan Bobot.

#### 4. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data set citra daun mangga dengan 2 macam varietas mangga. Citra daun mangga didapat dengan menggunakan camera cannon dengan pengaturan ISO 800 dan tripod untuk mempertahankan jarak dan posisi sama. Citra daun mangga yang didapat sebanyak 300 citra daun mangga yang masing- masing 150 untuk setiap varietas mangga. Berikut *sample* daun mangga untuk masing masing varietas mangga.



Gambar 3. Daun Mangga Manalagi      Gambar 4. Daun Mangga Gadung



Gambar 3. Framework Klasifikasi Daun Mangga



Gambaran metode penelitian ini seperti yang tertera pada gambar 5. Metode yang digunakan ialah *Backpropagation Neural Network* dengan menggunakan variable yang dihasilkan dari *feature extraction* citra digital daun. Setelah dilakukan *preprocessing* pada citra digital daun mangga maka pada citra digital daun mangga tersebut dilakukan pendekatan ekstraksi fitur bentuk dan ekstraksi fitur tekstur. Pada ekstraksi fitur bentuk meliputi keliling, luas, diameter, panjang, lebar, kebulatan, dan kerampingan. Kemudian pada ekstraksi fitur meliputi, rerata intensitas, *devisiasi standard*, *skewness*, *energy*, *entropi*, *smoothness*, dan *glcm*. Setelah dilakukan proses ekstraksi maka data tersebut dinormalisasi agar tidak ada parameter yang mendominasi dalam perhitungan jarak antardata [19]. Kemudian data tersebut diuji dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*.

## 5. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 5.1. Data Collecting

Pada penelitian dengan menggunakan citra digital tidak langsung memperoleh data berbentuk angka. Sehingga perlu dilakukan pengolahan gambar menjadi sebuah angka atau numerik agar dapat diolah dengan menggunakan data mining

Tahapan *preprocessing* bertujuan untuk menghilangkan *noise* serta *cropping* agar objek daun mangga dapat dibedakan dengan warna latar belakangnya atau background hingga diperoleh hasil seperti gambar berikut ini.



Gambar 4. Daun belum Preprocessing



Gambar 5. Daun Hasil Preprocessing

Citra digital yang telah di-*preprocessing* seperti pada gambar 6 dirubah menjadi citra keabuan (gray) seperti pada gambar 7 kemudian dari citra gray menjadi digital biner seperti gambar 8 agar pada gambar tersebut hanya mempunyai dua nilai yaitu 1 untuk warna putih dan 0 untuk warna hitam. Dalam hal ini 1 menandakan sebagai objek dan 0 sebagai latar belakang gambar. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur. Dalam penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan ialah ekstraksi bentuk dan tekstur.



Gambar 6. Daun belum Preprocessing



Gambar 7. Daun Hasil Preprocessing

### 5.2. Data Set

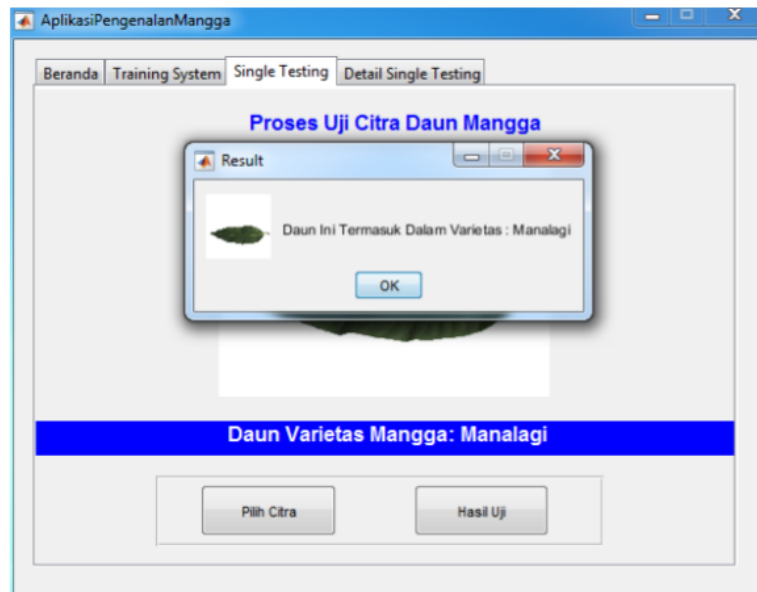
Pada penelitian ini dataset yang digunakan ialah hasil dari ekstraksi fitur yang dilakukan seperti di atas. Adapun variable yang digunakan terdapat 33 atribut dan 1 atribut keluaran yaitu keliling, luas, diameter, panjang, lebar, kerampingan, kebulatan, rerata intensitas, deviasi, skewness, energi, entropi, smothness, asm 0, kontras 0, idm 0, entropi 0, korelasi 0, asm 45, kontras 45, idm 45, entropi 45, korelasi 45, asm 90, kontras 90, asm 90, entropi 90, korelasi 90, asm 135, kontras 135, idm 135, entropi 135, korelasi 135 dan varietas sebagai keluaran.

### 5.3. Arsitektur Backpropagation

Pada tahapan ini dilakukan penentuan parameter – parameter pada *Backpropagation Neural Network* untuk mendapatkan model yang optimal. Pada penentuan hidden layer dilakukan percobaan dengan rentang 10 – 20 layer dengan menggunakan learning rate = 0.1, momentum 0.1 dan iterasi 100 sehingga di peroleh hasil optimal adalah 19 hidden layer dengan RMSE = 0.028. Untuk menentukan learning rate yang paling optimal digunakan rentang untuk learning rate yang uji coba yaitu 0.1 – 0.9 sehingga didapatkan nilai learning rate 0.9 dengan RMSE 0.0063. Selanjutnya untuk menentukan nilai optimal momentum dilakukan percobaan dengan rentang nilai momentum yaitu 0.1 – 0.9 yang didapat nilai optimal momentum 0.9 dengan RMSE = 0.0018. Sehingga penentuan parameter yang optimal didapat hasil sebagai berikut yaitu nilai hidden layer = 19, learning rate = 0.9, momentum = 0.9 dan epoch = 100.

### 5.4. Pengujian

Setelah mendapatkan nilai dari hidden layer, learning rate, momentum dan epoch yang optimal maka dilakukan pengujian dengan menggunakan data testing untuk mendapatkan akurasi dari metode yang digunakan. Aplikasi pengujian dibuat menggunakan matlab GUI seperti pada gambar 8. Terdapat 100 gambar citra daun mangga yang digunakan untuk proses testing. Adapun hasil pada data testing terdapat 96 data testing bernilai benar dan 4 data testing bernilai salah.



Gambar 8. Proses Uji Citra Daun Mangga

### 5.5. Hasil Pengukuran Akurasi

Pembuktian keakuratan metode *Backpropagation* dilakukan dengan cara menghitung nilai akurasinya. Diperoleh nilai akurasi sebesar 96%. Semakin tinggi nilai akurasinya maka semakin baik. Nilai akurasi di dapat dari jumlah data uji yang benar dibagi dengan banyaknya data. Adapun perhitungan untuk menghitung akurasi yaitu sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{Data Benar}}{\sum \text{Data Uji}} \times 100 \%$$
$$\text{Akurasi} = \frac{96}{100} \times 100 \%$$
$$\text{Akurasi} = 96 \%$$

## 6. PENUTUP

Berdasarkan pengujian yang dilakukan pada hasil klasifikasi varietas daun mangga dengan mengekstraksi fitur bentuk dan tekstur pada daun mangga dapat disimpulkan bahwa model *Backpropagation Neural Network* dapat digunakan untuk mengklasifikasi varietas mangga berdasarkan bentuk dan teksturnya. Adapun model *Backpropagation Neural Network* yang paling optimal yaitu dengan menggunakan parameter input layer = 33, hidden layer = 19, learning rate = 0.9, momentum = 0.9 dan epoch = 100. Banyaknya input layer disamakan sesuai dengan atribut yang digunakan yaitu keliling, luas, diameter, panjang, lebar, kebulatan, kerampingan, rerata intensitas, deviasi, skewness, energy, entropi, smoothness, glm dengan arah 0, 45, 90 dan 135. Dengan menggunakan model tersebut diperoleh root mean square error sebesar = 0.0018. Dalam proses pengujian citra daun mangga dengan menggunakan 100 citra dataset uji didapat hasil bahwa 96 citra daun mangga mempunyai hasil yang benar atau sama dengan varietasnya dan 4 citra daun mangga tidak tepat dalam menyatakan varietas mangga. Sehingga akurasi untuk proses pengujian citra daun mangga yaitu 96 %.

Saran yang dapat digunakan pada penelitian selanjutnya untuk lebih meningkatkan hasil penelitian ialah sebagai berikut:

- a. Bagi penelitian selanjutnya yang memiliki topik sama supaya lebih memfokuskan pada proses *preprocessing* yaitu proses pemisahan objek dengan latar belakang (background).
- b. Penambahan varietas dapat dilakukan untuk mendapatkan dataset yang bervariasi sehingga dapat mengklasifikasi dengan banyak varietas.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] <sup>36</sup> N. Indonesia, "Sumber Daya Alam," 09 February 2016. [Online]. Available: <http://www.indonesia.go.id/en/potential/natural-resources>.
- [2] Kementerian Pertanian, Outlook Komoditi Mangga, Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Sekretariat Jendral, 2014.
- [3] L. Kulsum, "Identifikasi tanaman hias secara otomatis menggunakan metode local binary patterns descriptor dan probabilistic *Neural Network*," Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2010.
- [4] M. Faizal, A. Jabal, S. Hamid, S. Shuib and I. Ahmad, "Leaf Features Extraction and Recognition Approaches to Classify Plant," *Journal of Computer Science.*, vol. 9, no. 10, pp. 1295-1304, 2013.
- [5] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Susanto and P. I. Santosa, "Leaf classification using shape, color, and texture features," *arXiv preprint*, pp. 225-230, 2013.
- [6] A. Ehsanirad and S. Kumar, "Leaf recognition for plant classification using GLCM and PCA methods," *Oriental Journal of Computer Science and Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 31-36, 2010.
- [7] G. Cerutti, L. Tougne, D. Coquin and A. Vacavant, "Leaf margins as sequences: A structural approach to leaf identification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 49, pp. 177-184, 2014.
- [8] E. Prasetyo and S. Agustin, "Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Gadung Dan Curut Berdasarkan Tekstur," *SESINDO*, 2011.
- [9] P. Burrascano, "Detection of Cancer in Lung with K-NN Classification Using Genetic Algorithm," *Procedia Materials Science* 10, pp. 433-440, 2015.
- [10] S. Y. Riska, L. Cahyani and M. I. Rosadi, "Klasifikasi Jenis Tanaman Mangga Gadung dan Mangga Madu Berdasarkan Tulang Daun," *Jurnal Buana Informatika* 6.1, pp. 41-50, 2014.
- [11] Y. Ye, C. Chen, C. t. Li, H. Fu and Z. Chi, "A computerized plant species recognition system," *IEEE*, no. Intelligent Multimedia. Video and Speech Processing, pp. 723-726, 2004.
- [12] Q. Wu, C. Zhou and C. Wang, Feature extraction and automatic recognition of plant leaf using

- artificial *Neural Network*, *Advances in Artificial Intelligence* 3, 2006.
- [13] S. G. Wu, F. S. Bao, E. Y. Xu, Y. x. Wang, Y. f. Chang and Q. l. Xian "A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic *Neural Network*," In *Signal Processing and Information Technology*, pp. 1-6, 2007.
- [14] T. E. Mulyanto and V. Suhartono, *Kecerdasan Buatan*, Semarang: Andi, 2011.
- [15] B. Santoso, *DATA MINING: Teknik Pemanfaatan Data Untuk Keperluan Bisnis*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2007.
- [16] Kadir and A. Susanto, *Teori & Aplikasi Pengolahan Citra*, Yogyakarta: Andi, 2013.
- [17] A. D. Kulkarni, *Artificial Neural Networks for Image Understanding*, New York: Van Nostrand Reinhold, 1994.
- [18] S. Haykin, *Neural Network: A Comprehensive Foundation* 2nd ed, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- [19] J. Han, M. Kamber and J. Pei, *Data mining: concepts and techniques*, Elsevier, 2011.

# Nas\_Jurnal #100 PENGENALAN VARIETAS MANGGA BERDASARKAN

## ORIGINALITY REPORT

22%

SIMILARITY INDEX

14%

INTERNET SOURCES

12%

PUBLICATIONS

19%

STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

- 1** Submitted to Universitas Brawijaya 2%  
Student Paper
- 2** Submitted to Universitas Muria Kudus 1%  
Student Paper
- 3** Nur Aeni Widiastuti, Stefanus Santosa, Catur Supriyanto. "ALGORITMA KLASIFIKASI DATA MINING NAIVE BAYES BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION UNTUK DETEKSI PENYAKIT JANTUNG", Pseudocode, 2014 1%  
Publication
- 4** [fipa.cs.kit.edu](http://fipa.cs.kit.edu) 1%  
Internet Source
- 5** Heba A. Elnemr. "Feature selection for texture-based plant leaves classification", 2017 Intl Conf on Advanced Control Circuits Systems (ACCS) Systems & 2017 Intl Conf on New Paradigms in Electronics & Information Technology (PEIT), 2017 1%  
Publication

6	Mwanjele Mwagha, Muthoni Masinde. "Complementary Methods for Human Visual Perception of Visual Weather Lore Sky Objects Using Machine Learning Methods", 2019 Open Innovations (OI), 2019 Publication	1%
7	ijirset.com Internet Source	1%
8	www.eie.polyu.edu.hk Internet Source	1%
9	physicsbadet.blogspot.com Internet Source	1%
10	Submitted to Forum Komunikasi Perpustakaan Perguruan Tinggi Kristen Indonesia (FKPPTKI) Student Paper	1%
11	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	1%
12	mafiadoc.com Internet Source	1%
13	Submitted to Unika Soegijapranata Student Paper	1%
14	baadalsg.inflibnet.ac.in Internet Source	1%
15	media.neliti.com Internet Source	1%

16

Submitted to Fakultas Ekonomi Universitas  
Indonesia

Student Paper

1%

17

Walidini Syaihul Huda, Muhammad Imron  
Rosadi, Khambali, Muhammad Syah Radian,  
Syihaabul Huda. "Classification of Apples  
based Leaf Using K-Nearest Neighbors and  
Moment Invariant Extraction", Journal of  
Physics: Conference Series, 2020

Publication

1%

18

[journal.ipb.ac.id](http://journal.ipb.ac.id)

Internet Source

1%

19

[elib.unikom.ac.id](http://elib.unikom.ac.id)

Internet Source

<1%

20

Submitted to Universitas Putera Batam

Student Paper

<1%

21

[www.tceic.com](http://www.tceic.com)

Internet Source

<1%

22

[jtsiskom.undip.ac.id](http://jtsiskom.undip.ac.id)

Internet Source

<1%

23

[www.osapublishing.org](http://www.osapublishing.org)

Internet Source

<1%

24

W. Jatmiko. "Artificial Odor Discrimination  
System Using Multiple Quartz Resonator  
Sensors and Various Neural Networks for

<1%

# Recognizing Fragrance Mixtures", IEEE Sensors Journal, 2/2006

Publication

---

25	<a href="http://media.proquest.com">media.proquest.com</a> Internet Source	<1%
26	Submitted to Politeknik Negeri Bandung Student Paper	<1%
27	Submitted to Lambung Mangkurat University Student Paper	<1%
28	<a href="http://karyailmiah.unisba.ac.id">karyailmiah.unisba.ac.id</a> Internet Source	<1%
29	Submitted to Bournemouth University Student Paper	<1%
30	<a href="http://jurnal.darmajaya.ac.id">jurnal.darmajaya.ac.id</a> Internet Source	<1%
31	Annahl Riadi, Ruhmi Sulaehani. "ANALISIS IMPLEMENTASI PREPROCESSING DENGAN OTSU-GAUSSIAN PADA PENGENALAN WAJAH", ILKOM Jurnal Ilmiah, 2019 Publication	<1%
32	<a href="http://ojs.unimal.ac.id">ojs.unimal.ac.id</a> Internet Source	<1%
33	<a href="http://eprints.unipdu.ac.id">eprints.unipdu.ac.id</a> Internet Source	<1%

---



34	<a href="http://etheses.uin-malang.ac.id">etheses.uin-malang.ac.id</a> Internet Source	<1%
35	Submitted to iGroup Student Paper	<1%
36	<a href="http://rabdiansyah.blogspot.com">rabdiansyah.blogspot.com</a> Internet Source	<1%
37	<a href="http://scholar.unand.ac.id">scholar.unand.ac.id</a> Internet Source	<1%
38	<a href="http://docobook.com">docobook.com</a> Internet Source	<1%
39	<a href="http://www.scribd.com">www.scribd.com</a> Internet Source	<1%
40	Submitted to Surabaya University Student Paper	<1%
41	Muhammad Sipan, Rony Kartika Pramuyanti. "ANALISIS TEKSTUR PHOTO LAMA MENGUNAKAN FITUR TEKSTUR GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIKS PADA PEWARNAAN CITRA OTOMATIS", Jurnal Pengembangan Rekayasa dan Teknologi, 2018 Publication	<1%
42	Christophorus Candra Kusumadewa, Supatman Supatman. "Identifikasi Citra Daun Teh Menggunakan Metode Histogram untuk Deteksi Dini Serangan Awal Hama Empoasca", JMAI	<1%

43

digilib.uin-suka.ac.id

Internet Source

<1%

44

Esraa Elhariri, Nashwa El-Bendary, Aboul Ella Hassanien. "Plant classification system based on leaf features", 2014 9th International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES), 2014

Publication

<1%

45

Submitted to Syiah Kuala University

Student Paper

<1%

46

Ifmalinda Ifmalinda, Andasuryani Andasuryani, Husein Lubis. "Kajian Karakteristik Fisikokimia dan Organoleptik Tepung Salak Sidimpuan (Salacca sumatrana)", Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering), 2019

Publication

<1%

Exclude quotes

Off

Exclude matches

< 5 words

Exclude bibliography

On