

# PENGENALAN VARIETAS KOPI ARABIKA BERDASARKAN FITUR BENTUK

Maria Mediatrix Sebatubun<sup>1)</sup>, Erna Hudianti Pujiarini<sup>2)</sup>

<sup>1, 2)</sup>Teknik Informatika, STMIK AKAKOM

Jln. Raya Janti 143, Karangjambe, Yogyakarta

e-mail: memey@akakom.ac.id<sup>1)</sup>, ernahudi@akakom.ac.id<sup>2)</sup>

## ABSTRAK

*Kopi merupakan salah satu minuman yang populer di dunia dan memiliki rasa yang beragam. Salah satu jenis kopi yang sangat terkenal adalah arabika. Jenis kopi ini memiliki beragam varietas tergantung pada daerah penanaman. Oleh karena itu, terkadang meskipun sama-sama varietas kopi arabika, tapi bisa saja memiliki kenampakan yang berbeda – beda misalnya seperti perbedaan warna, bentuk, ataupun tekstur. Sehingga, terkadang petani ataupun para pemilik coffee shop bahkan masyarakat awam dapat melakukan kesalahan dalam mengenali varietas kopi arabika. Hal ini akan mempengaruhi penentuan harga kopi tersebut, karena masing-masing varietas kopi arabika memiliki harga yang berbeda-beda. Untuk itu, diperlukan sistem yang mampu mengenali varietas kopi arabika secara akurat sehingga dapat digunakan sebagai second opinion dalam mengenali varietas kopi arabika. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan metode pencitraan. Penelitian ini diawali dengan tahap praproses yaitu cropping citra yang dilakukan secara manual. Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur bentuk menggunakan fitur soliditas yang berhubungan dengan convex hull. Tahap terakhir adalah klasifikasi menggunakan MultiLayer Perceptron dan diperoleh akurasi 80%, sensitivitas 80% dan spesifisitas 80%.*

**Kata Kunci:** coffee bean, multilayer perceptron, soliditas

## ABSTRACT

*Coffee is one of the most popular beverages in the world and has a different taste. One of the most famous types of coffee is arabica. This coffee has many varieties depend on the area of planting. Therefore, sometimes though both arabica coffee varieties, but may have different features such as differences in color, shape, or texture. So that sometimes farmers or coffee shop owners even people can make mistakes in recognizing arabica coffee varieties. This problem will affect the price determination of coffee, because each varieties have different prices. Therefore, needed a system that is able to recognize arabica coffee varieties accurately so it can be used as a second opinion in recognizing arabica coffee varieties. One of the technique that can be used is by imaging. This research begins with the pre-processing stage that is cropping the image manually. The next stage is feature extraction using the solidity features associated with convex hull. The last stage is classification using MultiLayer Perceptron and obtained 80% accuracy, 80% sensitivity, and 80% specificity.*

**Keywords:** coffee bean, multilayer perceptron, solidity

## I. PENDAHULUAN

**K**opi merupakan salah satu jenis minuman yang berasal dari hasil seduhan biji kopi yang telah disangrai dan dihaluskan menjadi bubuk. Kopi terdiri dari berbagai jenis dan varietas dengan rasa yang berbeda-beda. Di Indonesia, juga terdapat berbagai varietas kopi yang dibudidayakan di berbagai daerah. Masing – masing varietas kopi tersebut memiliki kenampakan yang berbeda – beda misalnya seperti perbedaan warna, bentuk, ataupun tekstur. Biasanya, petani ataupun pemilik *coffee shop* dapat mengenali varietas kopi berdasarkan pada ciri-ciri tertentu seperti bentuk biji kopi. Akan tetapi, terkadang para pemilik *coffee shop* dapat melakukan kesalahan dalam mengenali varietas kopi yang dijual ataupun yang dibeli. Hal ini akan mempengaruhi penentuan harga kopi tersebut, karena masing-masing varietas kopi memiliki harga yang berbeda-beda. Untuk itu, diperlukan sistem yang juga mampu mengenali varietas kopi secara akurat sehingga dapat digunakan sebagai *second opinion* bagi para pemilik *coffee shop* atau juga dapat digunakan oleh petani dalam mengenali varietas kopi tersebut. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan metode pencitraan. Biji kopi yang telah diproses, dipotret menggunakan kamera kemudian citra hasil pemotretan tersebut diproses menggunakan teknik-teknik pengolahan citra.

Terdapat beberapa penelitian tentang pengenalan varietas kopi yang telah dilakukan sebelumnya menggunakan berbagai teknik pengolahan citra. Salah satu teknik yang sering digunakan adalah ekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengambil fitur atau ciri dari sebuah objek. Teknik ini juga dapat digunakan untuk mengambil fitur yang dimiliki biji kopi sehingga sistem dapat mengenali varietas kopi berdasarkan fitur-fitur tersebut. Salah satu metode ekstraksi fitur yang telah umum digunakan adalah fitur tekstur. Metode ini akan mengambil fitur-fitur tekstur pada permukaan biji kopi dengan menggunakan perhitungan statistik. Fitur tekstur terdiri dari fitur tekstur orde satu dan fitur tekstur orde dua. Selain menggunakan fitur tekstur, cara lain yang dapat digunakan adalah dengan melakukan ekstraksi fitur berdasarkan bentuk dari biji kopi.

Salah satu adalah penelitian [1] melakukan pengenalan terhadap biji kopi dengan menggunakan citra sampel sebanyak 3367 citra. Tahap awal yang dilakukan adalah segmentasi untuk memisahkan *background* dengan objek pada citra menggunakan *contours algorithm*, kemudian tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan GLCM dengan empat sudut arah yang berbeda yaitu  $0^0$ ,  $45^0$ ,  $90^0$  dan  $135^0$ . Beberapa fitur GLCM yang digunakan adalah *contrast*, *dissimilarity*, *homogeneity*, *energy*, *entropy*, *correlation* dan *variance*. Tahap terakhir adalah klasifikasi dengan metode SVM. Hasil yang diperoleh adalah tingkat akurasi mencapai 86%. Penelitian tentang klasifikasi biji kopi [2], juga dilakukan dengan menggunakan beberapa metode. Tahap awal yang dilakukan adalah *pre-processing* terhadap citra digital dengan algoritme Multi-scale Retinex with Color Restoration (MSRCR). Metode tersebut kemudian dibandingkan dengan metode peningkatan kualitas citra yang berbeda yaitu Histogram Equalization dan Contrast Limited Histogram Equalization (CLAHE). Tahap selanjutnya adalah *feature extraction* menggunakan metode Color GLCM dengan empat sudut arah yang berbeda yaitu  $0^0$ ,  $45^0$ ,  $90^0$  dan  $135^0$ . Tahap terakhir adalah klasifikasi menggunakan SVM. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa kualitas visual dan akurasi lebih baik jika menggunakan metode *pre-processing* MSRCR.

Penelitian yang dilakukan [3] yaitu pengenalan terhadap biji kopi berdasarkan warna. Metode ANN digunakan sebagai model transformasi kemudian NBC digunakan untuk mengenali biji kopi yang terdiri dari empat jenis yaitu : whitish, cane green, green, dan bluish-green. Metode ANN hanya mencapai tingkat eror sebesar 1,15% dan NBC menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%. Untuk memperoleh lebih banyak fitur, maka [4] juga mengusulkan sistem untuk mengenali varietas kopi menggunakan beberapa tahap yaitu ekstraksi fitur dengan menggabungkan metode fitur tekstur orde satu dan orde dua. Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan metode ANN dan diperoleh rata-rata akurasi sebesar 80%. Penelitian lain tentang pengenalan biji kopi juga dilakukan dengan menggunakan fitur bentuk [5]. Tahap awal yang dilakukan adalah *cropping* citra kemudian citra hasil *cropping* digunakan sebagai masukkan dalam proses segmentasi. Citra hasil segmentasi kemudian diekstraksi menggunakan fitur *circularity*. Selanjutnya tahap klasifikasi menggunakan MultiLayer Perceptron dan diperoleh akurasi sebesar 80%, sensitivitas 83,33% dan spesifisitas 76,7%. Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu, proses ekstraksi fitur dapat dilakukan dengan metode fitur tekstur orde satu atau orde dua, bahkan juga dapat menggabungkan kedua metode tersebut. Akan tetapi, masih sangat jarang penelitian yang mencoba menggunakan fitur bentuk. Oleh karena itu, merujuk pada penelitian [5] terdahulu, fitur bentuk dapat digunakan untuk membedakan varietas kopi dengan baik. Penelitian ini akan melakukan pengenalan terhadap dua varietas kopi arabika yaitu Linie S-795 dan Sigarar Utang dengan menggunakan fitur bentuk selain fitur *circularity* dan teknik klasifikasi menggunakan MLP. Metode ekstraksi yang digunakan diharapkan mampu mengenali varietas kopi dengan lebih akurat.

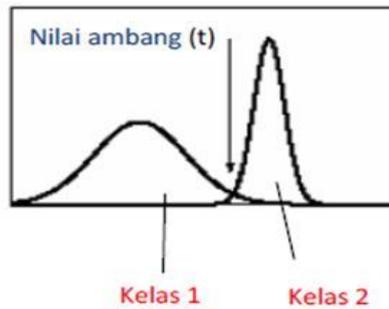
## II. METODE

### A. Tahap Praproses

Sebelum ekstraksi fitur, dilakukan proses *cropping* yang dilakukan secara manual sehingga fokus penelitian hanya pada bagian biji kopi. Hasil dari proses *cropping* tersebut digunakan sebagai citra masukkan untuk proses segmentasi.

**B. Tahap Segmentasi**

Citra hasil proses *cropping* digunakan sebagai masukan dalam tahap segmentasi citra. Tahap ini dibutuhkan karena metode soliditas untuk ekstraksi fitur bentuk hanya dapat menerima masukan berupa citra biner. Proses binarisasi dilakukan dengan menggunakan metode Otsu karena metode ini dapat memilih threshold paling optimal secara otomatis dan stabil karena didasarkan pada histogram citra [6]. Metode ini digunakan untuk melakukan konversi citra *grayscale* menjadi citra biner. Metode Otsu menentukan nilai ambang dengan cara membedakan dua kelompok yaitu objek (*foreground*) dan latar belakang (*background*), yang memiliki bagian yang saling bertumpukan berdasarkan histogram seperti pada Gambar 1 berikut [7] [5].



Gambar 1 Penentuan Nilai ambang

Prinsip kerja metode Otsu yaitu pertama-tama menghitung probabilitas nilai intensitas  $i$  dalam histogram, dinormalisasikan dan didistribusikan dalam persamaan (1) berikut [6].

$$p_i = \frac{n_i}{N}, p_i \geq 0, \sum_{i=1}^L p_i = 1 \quad (1)$$

Keterangan :

$p_i$  = normalisasi level keabuan pada histogram

$L$  = level keabuan pada citra

$n_i$  = jumlah piksel pada level keabuan ke- $i$

$N$  = jumlah total piksel

Selanjutnya dari persamaan (1) di atas, akan dilakukan pembagian piksel-piksel tersebut menjadi dua kelas  $C_0$  dan  $C_1$  (*background* dan objek dalam citra, atau sebaliknya) dengan sebuah threshold pada level keabuan  $k$ .  $C_0$  akan berisi piksel dengan level keabuan  $(1, \dots, k)$  dan  $C_1$  akan berisi piksel dengan level keabuan  $(k+1, \dots, L)$ . Maka probabilitas dari terjadinya kelas  $\omega_0$  dan  $\omega_1$  (*background* dan objek dalam citra) dan rata-rata level pada kelas  $\mu_0$  dan  $\mu_1$  (*background* dan objek dalam citra) didapatkan dari persamaan (2) dan (3) [6].

$$\omega_0 = \Pr(C_0) = \sum_{i=1}^k p_i = \omega(k), \quad (2)$$

$$\omega_1 = \Pr(C_1) = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - \omega(k), \quad (3)$$

dan

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k i \Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k iP_i / \omega_0 = \mu(k) / \omega(k), \quad (4)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^L i \Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L i p_i / \omega_1 = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)}, \quad (5)$$

Dengan

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k p_i, \quad (6)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i p_i. \quad (7)$$

Persamaan (7) adalah nilai *zeroth* dan untuk mengetahui total rata-rata level keabuan  $\mu_T$  dari citra dengan persamaan(8) [6] :

$$\mu_T = \mu(L) = \sum_{i=1}^L i p_i \quad (8)$$

Kemudian untuk memudahkan dalam melakukan verifikasi terhadap beberapa relasi untuk semua pilihan threshold k yang ada, maka dapat menggunakan persamaan(9) [6]

$$\omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 = \mu_T, \omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (9)$$

Varian dari kedua kelas  $\sigma_0^2$  dan  $\sigma_1^2$  (*background* dan objek dalam citra) yang ada dapat diperoleh dari persamaan(10) dan (11) berikut.

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 \Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 p_i / \omega_0, \quad (10)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 \Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 p_i / \omega_1 \quad (11)$$

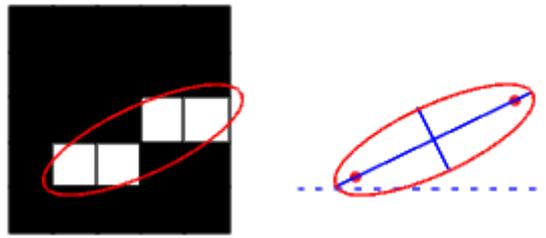
### C. Ekstraksi Fitur

#### 1) Convexity

*Convexity* (konveksitas) terbentuk dari suatu himpunan konveks, dimana mencakup semua titik yang menghubungkan dua titik dalam himpunan. Nilai *convexity* diperoleh dari perbandingan panjang perimeter (keliling/tepi) *convex hull* yang mengelilingi objek dengan panjang perimeter objek. Untuk tepi yang sangat tidak teratur nilai *convexity* semakin mendekati nol [8]. Secara matematis *convexity*, dirumuskan pada persamaan(12) [7].

$$\text{Convexity} = \frac{\text{ConvexPerimeter}}{\text{ObjectPerimeter}} \quad (12)$$

Ciri konveksitas dan ciri soliditas memanfaatkan *convex hull* atau himpunan konveks yaitu bentuk poligon terkecil yang melingkupi objek, dan dikatakan konveks jika seluruh pasangan dua titik yang terkandung didalamnya dibentuk oleh garis yang seluruhnya berada dalam himpunan. Bentuk *convex hull* dari suatu objek dapat dilihat pada Gambar 2 berikut [8].



Gambar 2 Contoh *Convex Hull* Suatu Objek

Pada Gambar 2, menunjukkan suatu objek dengan bentuk elips yang sesuai, dimana transisi antara warna putih dan hitam merupakan perimeter objek, dan garis pembentuk elips merupakan perimeter *convex hull*.

2) *Soliditas*

*Solidity* atau soliditas merupakan ukuran perbandingan luas daerah objek dibandingkan dengan *convex hull*-nya, dengan memanfaatkan piksel-piksel yang membentuk *convex hull*. Untuk tepi yang sangat tidak teratur nilai *solidity* semakin mendekati nol [8]. Secara matematis *solidity*, dirumuskan pada persamaan(13) berikut [7].

$$Solidity = \frac{ObjectArea}{ConvexArea} \quad (13)$$

D. *Klasifikasi*

Multilayer perceptron merupakan pengembangan dari model Perceptron Neural Network yang dikembangkan pada awal 1960-an. Neural Network memiliki banyak lapisan yang terbatas untuk mengurangi waktu untuk memecahkan masalah yang ada [6]. Multilayer Perceptron adalah contoh dari ANN yang biasanya digunakan untuk memberikan solusi untuk masalah yang berbeda, misalnya untuk pengenalan pola dan interpolasi [9].

Diperlukan beberapa langkah untuk menjalankan klasifikasi ANN menggunakan arsitektur MLP, yaitu dimulai dengan pengumpulan data, kemudian membuat dan mengkonfigurasi jaringan. Selanjutnya menginisialisasi bobot dan bias. Setelah jaringan dapat melakukan pelatihan, validasi data dan digunakan selama klasifikasi. Kelemahan perceptron adalah tempat perceptron hanya dapat memecahkan masalah yang dapat dipisahkan secara linear [6].

Secara umum ANN adalah sebuah unit proses yang memiliki input dan mengeluarkan output, dengan neuron-neuron diorganisasikan sebagai layer. Output dari ANN dapat dikomputasikan dengan formula sebagai berikut [6].

$$O = f(IW_{io}) \quad (14)$$

Keterangan :

- $W_{io}$  = Matriks beban (*weight matrix*) dengan ukuran  $i \times o$
- $i$  = jumlah input node
- $o$  = jumlah output node
- $I$  = input vector
- $O$  = output vector

Secara umum data dipresentasikan dalam input layer, kemudian network akan melakukan proses input dengan melakukan mengalikan input dengan layer *weight* (beban). Adapun untuk mempermudah dalam memahami cara kerja MLP, dapat digunakan algoritme yang telah disampaikan L.Noriega [9], sebagai berikut.

1. Melakukan inialisasi network, dengan semua beban diset secara random antara angka -1 sampai dengan +1.
2. Mempresentasikan pola pelatihan pertama pada network yang ada , dan menyimpan hasil output.
3. Membandingkan output network tersebut dengan output target yang ada.

4. Memperbaiki eror secara *backward*.
  - a. Memperbaiki layer beban dari output dengan formula.

$$\omega_{ho} = \omega_{ho} + (\eta \delta_o o_h) \quad (15)$$

Keterangan :

$\omega_{ho}$ =nilai beban dari unit h yang tersembunyi dengan output unit o,

$\eta$  = rasio pelatihan,

$o_h$  = output dari unit h yang tersembunyi. Di mana

$$\delta_o = o_o(1 - o_o)(t_o - o_o) \quad (16)$$

Keterangan :

$O_o$  = node o dari output layer

$t_o$  = target output untuk node tersebut

- b. Memperbaiki beban input dengan formula.

$$\omega_{ih} = \omega_{ih} + (\eta \delta_h o_i) \quad (17)$$

Keterangan :

$\omega_{ih}$ =nilai beban dari unit h yang tersembunyi dengan input unit i,

$\eta$  = rasio pelatihan,

$o_i$  = input dari node i. Di mana

$$\delta_h = o_h(1 - o_h) \sum_o (\delta_o \omega_{ho}) \quad (18)$$

5. Melakukan perhitungan eror, dengan menghitung rata-rata dari nilai target dan output vector. Fungsi berikut dapat digunakan untuk menghitung eror tersebut.

$$E = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^p (t_o - o_o)^2}}{p} \quad (19)$$

Keterangan :

$P$  = jumlah unit pada output layer

6. Mengulangi langkah no.2 untuk setiap pola pada dataset pelatihan untuk melengkapi satu *epoch*.
7. Melakukan pertukaran dataset pelatihan secara random. Hal ini untuk mengurangi kemungkinan network dipengaruhi oleh urutan pada data.
8. Mengulangi langkah 2 untuk sejumlah epochs atau hingga eror mulai berubah.

### E. Indeks Pengukuran

Pengukuran yang dilakukan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat kesuksesan dan kegagalan terhadap proses-proses yang telah dilakukan. Pengukuran yang akan dilakukan yaitu pengukuran terhadap kinerja dari metode klasifikasi Multilayer Perceptron. Hal ini disebabkan karena tidak selalu hasil klasifikasi dapat berhasil dan sesuai dengan target yang ditentukan. Pengukuran dari proses klasifikasi ditentukan dengan nilai-nilai berikut [10] [5]:

1. Akurasi

Nilai akurasi dari hasil klasifikasi dapat diperoleh dengan menghitung jumlah klasifikasi yang benar dan sesuai target dibagi dengan jumlah klasifikasi yang berbeda dengan target dari semua kelas.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (20)$$

dengan TP (*True Positive*) adalah jumlah data benar pada target yang terklasifikasi benar pada sistem, TN (*True Negative*) adalah jumlah data salah pada target yang terklasifikasi salah pada sistem, FP (*False Positive*) merupakan representasi jumlah data salah pada target yang terklasifikasi benar pada sistem dan FN (*False Negative*) merupakan representasi jumlah data benar pada target yang terklasifikasi salah pada sistem. Nilai-nilai tersebut akan tampil dalam bentuk *confusion matrix*.

2. Sensitivitas

Sensitivitas merupakan ukuran kemampuan sistem untuk melakukan prediksi terhadap data yang dianggap benar sesuai dengan TPR (*True Positive Rate*) [5].

$$sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (21)$$

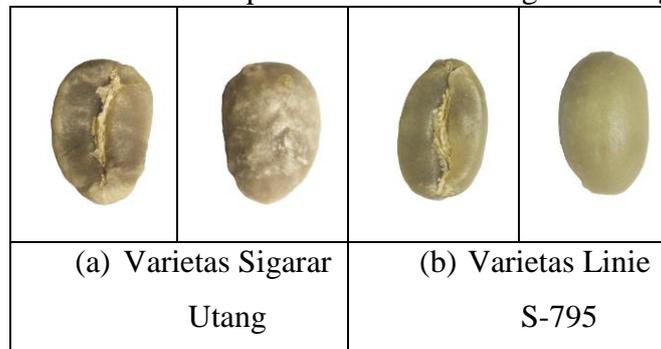
3. Spesifisitas

Spesifisitas berkebalikan dengan sensitivitas yaitu kemampuan sistem untuk melakukan prediksi terhadap data yang dianggap salah sesuai dengan TNR (*True Negative Rate*) [5].

$$specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (22)$$

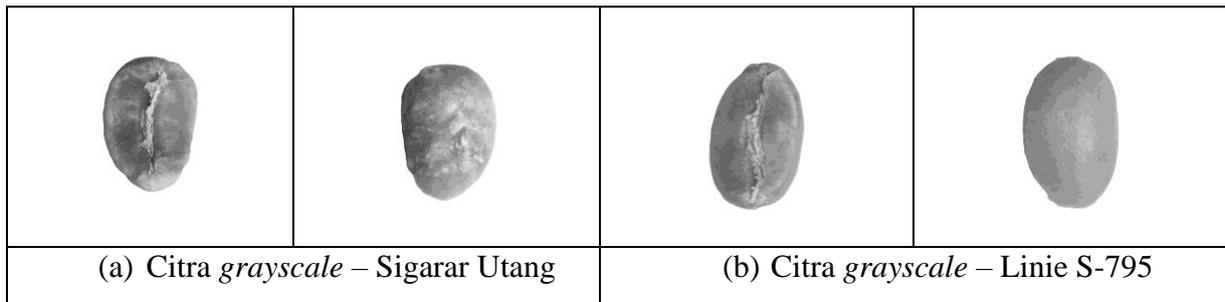
III. HASIL

Hasil Berdasarkan fitur yang digunakan oleh petani atau pemilik *coffee shop*, maka penelitian ini menggunakan fitur bentuk yaitu soliditas yang diperoleh dengan menghitung nilai konveksitas terlebih dahulu. Hasil dari ekstraksi ini berupa angka-angka sesuai dengan fitur-fitur yang diukur. Gambar 5.1 berikut merupakan salah satu contoh citra kopi Linie S-795 dan Sigarar Utang.



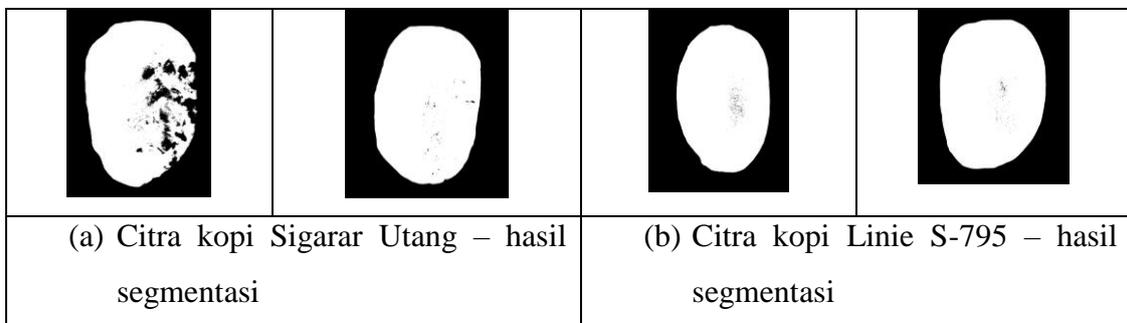
Gambar 3. Sampel citra asli varietas Linie S-795 dan Sigarar Utang

Gambar 3.(a) adalah varietas Sigarar Utang yang diambil dari sisi depan maupun sisi belakang, selanjutnya hal yang sama juga dilakukan untuk Gambar 3.(b) yang merupakan varietas kopi Linie S-795. Sebelum diproses, citra tersebut *dicropping* secara manual dengan tujuan agar fokus penelitian hanya pada objeknya dan mempercepat proses komputasi karena ukuran citra menjadi lebih kecil. Setelah *cropping*, tahap selanjutnya adalah mengkonversi warna citra asli dari RGB ke *grayscale*. Gambar 4. berikut contoh citra hasil *grayscale*.



Gambar 4. Sampel citra *grayscale*

Berdasarkan citra yang diperoleh, secara visual biji kopi tampak mirip antara Linie S-795 dan Sigarar Utang. Oleh karena itu, untuk mengetahui perbedaan dari masing-masing citra berdasarkan nilai angka, maka tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan soliditas. Metode ini tidak dapat menerima masukan berupa citra *grayscale*, sehingga diperlukan proses pemisahan antara area objek (*foreground*) dan area yang bukan objek (*background*). Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah melalui proses segmentasi. Gambar 5 berikut merupakan salah satu contoh hasil segmentasi citra menggunakan metode Otsu.



Gambar 5. Sampe citra hasil binerisasi

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan soliditas, kemudian fitur soliditas yang diperoleh digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi. Tabel 1 berikut merupakan *confusion matrix* dari hasil klasifikasi fitur soliditas menggunakan WEKA 3.6.

Tabel 1 *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi

		<i>Target</i>	
		<i>Linie S-795</i>	<i>Sigarar Utang</i>
<i>Prediksi</i>	<i>Linie S-795</i>	24	6
	<i>Sigarar Utang</i>	6	24

Tabel 1 merupakan *confusion matrix* yang menggambarkan hasil klasifikasi menggunakan MLP dan diperoleh nilai *True Positive* (TP)=24, *True Negative* (TN)=24, *False Negative* (FN)=6 dan *False Positive* (FP)=6. Artinya dari 30 citra kopi Linie S-795, MLP mampu mengenali sebagai citra kopi Linie S-795 sebanyak 24 citra sedangkan 6 citra dikenali sebagai citra kopi Sigarar Utang. Selanjutnya dari 30 citra kopi Sigarar Utang, MLP mampu mengenali sebagai citra kopi Sigarar Utang sebanyak 24 citra sedangkan 6 citra dikenali sebagai citra kopi Linie S-795. Berdasarkan *confusion matrix* maka dapat dihitung tingkat akurasi, sensitivitas dan spesifisitas. Untuk pengenalan varietas kopi tersebut, diperoleh nilai akurasi sebesar 80% dengan sensitivitas sebesar 80% dan spesifisitas sebesar 80%.

#### IV. PEMBAHASAN

Fitur soliditas yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui perhitungan konveksitas. Kedua fitur tersebut dapat diperoleh dengan melakukan perhitungan *convex hull* terlebih dulu. Hasil dari proses klasifikasi menunjukkan tingkat akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang cukup baik yaitu 80%. Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil yang diperoleh sangat beragam, meskipun sama-sama melakukan pengenalan varietas kopi tetapi varietas yang dikenali dan dataset yang digunakan berbeda. Berdasarkan penelitian yang menggunakan fitur bentuk *circularity*, tingkat akurasi yang diperoleh sama yaitu 80%, sensitivitas yang diperoleh dalam penelitian ini lebih rendah karena penelitian sebelumnya memperoleh sensitivitas sebesar 83,33% tetapi spesifisitas lebih tinggi karena penelitian sebelumnya hanya dapat mencapai 76,7%. Selanjutnya, hasil penelitian ini juga dibandingkan dengan penelitian yang menggunakan metode GLCM dengan empat fitur yaitu kontras, energi, korelasi dan homogenitas dengan empat sudut arah yaitu  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$ ,  $135^{\circ}$ . Hasil yang diperoleh yaitu akurasi sebesar 75% dengan sensitivitas sebesar 73,33% dan spesifisitas sebesar 76,7%. Proses seleksi fitur menggunakan metode *Correlation-based Feature Extraction* (CFS) dilakukan untuk mencari fitur terbaik dan berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Dari proses tersebut, diperoleh fitur kontras  $0^{\circ}$  yang paling signifikan. Proses selanjutnya adalah melakukan klasifikasi ulang dan diperoleh akurasi sebesar 66,7% dengan sensitivitas sebesar 73,3% dan spesifisitas sebesar 60%. Hasil tersebut lebih rendah dibandingkan dengan menggunakan semua fitur. Dari hasil perbandingan diatas, dapat dilihat bahwa perbedaan dataset dan metode yang digunakan dapat mempengaruhi tingkat akurasi yang diperoleh.

#### V. SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa kombinasi antara fitur soliditas dan MLP mampu membedakan antara varietas kopi Linie S-795 dan Sigarar Utang. Sebelum proses klasifikasi, beberapa tahap dilakukan seperti *pre-processing*, segmentasi dan ekstraksi fitur. Dari hasil klasifikasi, diperoleh tingkat akurasi 80%, sensitivitas 80% dan spesifisitas 80%. Hasil yang diperoleh tersebut, kemudian dibandingkan dengan hasil ekstraksi fitur menggunakan Zernike moment dan hasil akhir yang diperoleh yaitu tingkat akurasi 65%, sensitivitas 66,7% dan spesifisitas 63,3%. Proses perbandingan juga dilakukan menggunakan fitur konveksitas dan diperoleh akurasi sebesar 51,7% dengan sensitivitas sebesar 73,3% dan spesifisitas sebesar 30%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi antara metode Zernike moment dan MLP maupun kombinasi antara konveksitas dan MLP belum mampu mengenali varietas kopi Linie S-795 dan Sigarar Utang dengan baik. Sementara, fitur soliditas yang diusulkan memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik meskipun masih dapat ditingkatkan.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih juga merupakan bagian yang tidak wajib ada. Jika ada pihak luar yang terlibat di dalam pembuatan artikel ini, maka dapat dituliskan pada bagian ini.

#### REFERENSI

- [1] R. H. M. Condori, J. H. C. Humari, C. E. Portugal-Zambrano, J. C. Gutiérrez-Cáceres, and C. A. Beltrán-Castañón, "Automatic classification of physical defects in green coffee beans using CGLCM and SVM," in *Proceedings of the 2014 Latin American Computing Conference, CLEI 2014*, 2014.
- [2] R. G. Apaza, C. E. Portugal-Zambrano, J. C. Gutiérrez-Cáceres, and C. A. Beltrán-Castañón, "An approach for improve the recognition of defects in coffee beans using retinex algorithms," in *Proceedings of the 2014 Latin American Computing Conference, CLEI 2014*, 2014.
- [3] E. M. De Oliveira, D. S. Leme, B. H. G. Barbosa, M. P. Rodarte, and R. G. F. Alvarenga Pereira, "A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques," *J. Food Eng.*, vol. 171, pp. 22–27, 2016.
- [4] Radi, M. Rivai, and M. H. Purnomo, "Combination of first and second order statistical features of bulk grain image for quality grade estimation of green coffee bean," *ARPN J. Eng. Appl. Sci.*, vol. 10, no. 18, pp. 8165–8174, 2015.
- [5] M. M. Sebatubun and M. A. Nugroho, "EKSTRAKSI FITUR CIRCULARITY UNTUK PENGENALAN VARIETAS KOPI ARABIKA," vol. 4, no. 4, pp. 283–289, 2017.
- [6] I. D. E. K. Ratri, H. A. Nugroho, and T. B. Adji, "Pengenalan Keaslian Tanda Tangan dengan menggunakan Kombinasi Dynamic Time Warping

(DTW) dan Polar Fourier Transform,” Universitas Gadjah Mada, 2015.

- [7] A. Susanto and A. Kadir, “Ekstraksi Fitur Bentuk dan Kontur,” in *Pengolahan Citra*, 2012, pp. 575–640.
- [8] Y. F. Riti, “Ekstraksi Ciri Untuk Klasifikasi Tepi Lesi dari Citra CT Scan Paru-paru,” 2017.
- [9] L. Noriega, “Multilayer Perceptron Tutorial.” 2005.
- [10] A. Nugroho, “Klasifikasi nodul tiroid berbasis ciri tekstur pada citra ultrasonografi,” Universitas Gadjah Mada, 2015.