

Klasifikasi Biji Kopi Berdasarkan Bentuk Menggunakan Image Processing dan K-NN

Akhmad Fadjeri¹⁾

¹⁾ Teknik Informatika, Universitas Ma'arif Nahdlatul Ulama Kebumen

¹⁾ akhmadfadjeri@umnu.ac.id

ABSTRACT

Temanggung Regency is the largest coffee producing area in Central Java. Robusta and Arabica are two types of coffee grown in this area. The manual method of sorting coffee beans is still used so the results are more subjective. Therefore, we require a system for categorizing coffee beans so that the results are more objective and reliable. This study uses K-NN classification and morphological features to recognize coffee beans based on the type and shape of the coffee bean defects. This aim of this study discovers which characteristics are better at classifying coffee beans into four categories (whole Robusta, whole Arabica, Robusta broken, and broken Arabica). A total of 110 coffee bean photos were used, with 80 images as training data, 40 images as test data, and a total of five morphological features.

Our findings reveal that morphological traits may classify coffee beans into four categories with an accuracy of 62.5%, which is very good for detecting 100% whole Robusta and 90% Arabica but remains weak for recognizing broken coffee beans by type. Lean performs better in distinguishing coffee beans based on four classes, with a 70% accuracy. Morphological features outperform color features in distinguishing coffee beans based on shape defects, with an accuracy score of 83%.

Keywords: Green Coffe Bean, Image Processing, Morphological Features, K-NN

I. PENDAHULUAN

Kabupaten Temanggung merupakan daerah penghasil kopi terbesar di Jawa Tengah. Berdasarkan letak geografisnya dua jenis kopi yang tumbuh di daerah Temanggung adalah Arabika dan Robusta. Hingga saat ini proses penyortiran *greenbean* kopi berdasarkan bentuk biji kopi masih manual. *Greenbean* kopi jika dilihat dari bentuknya akan terasa tidak ada perbedaan antara Arabika dan Robusta. Penyortiran *greenbean* kopi secara manual memiliki kelemahan yaitu tidak konsisten atau subyektif karena pemilihan dilakukan oleh manusia dan tidak semuanya memiliki pemahaman yang sama. Maka dari itu diperlukan sebuah sistem yang bisa mengklasifikasikan biji kopi berdasarkan jenisnya. Sistem dapat mengklasifikasikan biji kopi secara objektif karena sistem mengolah pengetahuan yang diperoleh dari manusia menjadi hasil perhitungan matematika.

Mutu kopi sangat menentukan harga jual sebuah jenis kopi, dengan mutu *speciality* kopi bisa untuk kualitas ekspor dengan standar kualitas yang telah ditentukan. Bentuk kopi merupakan salah satu indikator dalam menentukan mutu kopi. Kopi bentuk pecah akan dinilai sebagai biji kopi yang memiliki *defect* atau cacat. Penelitian kami menggunakan pengolahan citra, *machine learning* dan algoritma *K-Nearest Neighbour* (K-NN) untuk mengidentifikasi *greenbean* kopi berdasarkan jenisnya dan juga keutuhan bijinya yang dibagi menjadi 4 kelas (robusta utuh, arabika utuh, robusta pecah dan arabika pecah).

Pengolahan citra merupakan proses menaikkan kualitas gambar supaya dapat diolah oleh user atau komputer. *Inputan* dari sebuah proses merupakan sebuah gambar yang di *outputkan* juga sebuah gambar akan tetapi dengan kualitas luaran yang lebih baik lagi. (Sutoyo, T 2009). Pengolahan citra dan teknik klasifikasi terbukti bisa mengidentifikasi cacat biji kopi. dengan menggunakan citra grayscale dan teknik klasifikasi CNN bisa mengklasifikasikan cacat biji kopi. Sebanyak 40 dataset biji kopi pecah dengan citra grey memperoleh akurasi sebesar 67% (Pinto et al. n.d.). Berbeda dengan penelitian ini yang menggunakan fitur morfologi untuk mendeteksi biji kopi yang pecah.

Ekstraksi fitur digunakan untuk memperoleh data dari citra biji kopi, penelitian kami menggunakan Fitur morfologi sebagai fitur ciri untuk mengenali biji kopi berdasarkan jenis dan keutuhan biji. Fitur morfologi telah banyak digunakan dalam mengidentifikasi objek seperti penelitian sebelumnya, morfologi untuk mengenali jenis tanaman (Wahyuni 2020), fitur morfologi rasio kebulatan untuk mengidentifikasi kebulatan pepaya (Banda, Medan, and Rata 2017) dan fitur morfologi untuk mengidentifikasi biji kopi ke dalam 3 jenis yaitu Robusta, Excelsa dan Liberica.

Teknik klasifikasi K-NN digunakan pada penelitian tersebut dan memperoleh akurasi tertinggi 82,56% dan akurasi tertinggi dalam mengenali biji kopi Robusta sebesar 78,46% (Arboleda 2018). Sebanyak 4 fitur morfologi yaitu area, perimeter, rasio kebulatan dan *equivalent diameter* digunakan pada penelitian tersebut. Pada penelitian selanjutnya kami menambahkan rasio perimeter dengan total panjang ditambah tinggi dan rasio kerampingan untuk mengenali biji kopi berdasarkan jenisnya.

Penelitian yang dilakukan (Kosasih 2020) melakukan penelitian klasifikasi berdasarkan fitur yang telah diperoleh dengan menggunakan algoritme K Nearest Neighbor (KNN). Hasil yang diperoleh menunjukkan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 88,89%. Kosasih dengan algoritma KNN dengan pengolahan citra dengan objek wajah mendapat rerata tingkat akurasi sebesar 83.33% (Kosasih 2020).

Berlandaskan penelitian terdahulu banyak peneliti yang menggunakan fitur morfologi dan dengan algoritma KNN mendapatkan nilai akurasi yang cukup tinggi sehingga pada karya ilmiah ini fokus kami adalah menerapkan fitur morfologi dan algoritma K-NN untuk mengenali biji kopi berdasarkan kelasnya dan melakukan pengujian guna mendapatkan fitur morfologi yang terbaik dalam mengenali biji kopi. Hasil klasifikasi ini bisa digunakan sebagai masukan pada sistem pendukung keputusan untuk menentukan kualitas biji kopi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Citra

Citra adalah gambar visual obyek bahkan beberapa obyek baik dalam bentuk digital maupun *non* digital. Sebagai contoh foto, hasil penangkapan satelit, dan lukisan yang di digitalkan. Ada beberapa pengklasifikasian citra yaitu citra biner, citra abu, dan citra berwarna. Representasi yang sering digunakan menggunakan matriks dengan $M \times N$ yang berarti titik potong antara keduanya disebut dengan *pixel*. Parameter dari *pixel* adalah warna dan koordinat (Fadjeri, Saputra, et al. 2022).

2.2 Digital Image Processing

Digital Image Processing merupakan tahap dalam meningkatkan citra supaya dapat di olah komputer. *Inputan* dari sebuah proses merupakan sebuah gambar yang di *outputkan* juga sebuah gambar akan tetapi dengan kualitas luaran yang lebih baik lagi (Fadjeri, Rahmawati, and Fadilah 2022).

2.3. Pra Pemrosesan

Pra Pemrosesan dilakukan untuk mempersiapkan data citra biji kopi agar memiliki kualitas yang lebih baik dalam proses ekstraksi ciri. Pada pra pemrosesan dilakukan cropping dan resize citra menjadi 32 x 32 piksel. Proses *resize* dilakukan untuk mempercepat sistem dalam melakukan ekstraksi fitur. Proses awal yang banyak dilakukan

dalam image processing adalah mengubah citra berwarna menjadi citra *grayscale*, hal ini digunakan untuk menyederhanakan model citra. Citra RGB diubah menjadi greyscale menggunakan persamaan (1) kemudian dilakukan *thresholding* dengan derajat keabuan 16 menggunakan persamaan (2).

$$I = 0,2989 \times R + 0,5870 \times G + 0,1141 \times B \quad (1)$$

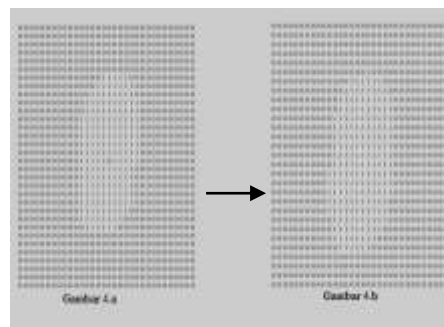
Dengan I adalah nilai keabuan R = nilai komponen merah (*Red*), G = nilai komponen hijau (*Green*), B = nilai komponen biru (*Blue*).

$$x = w/b \quad (2)$$

Dengan x = nilai derajat keabuan setelah *thresholding*, w = nilai derajat keabuan sebelum *thresholding*

dan b = nilai ambang .

Proses selanjutnya mengubah derajat keabuan menjadi citra biner. Citra biner adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1) (Nafi 2015). Citra ini digunakan untuk memperoleh tepi objek dan melakukan ekstraksi fitur morfologi.. Hasil akhir citra adalah angka dengan 0 menunjukkan latar belakang citra dan angka 1 adalah objek. Proses operasi morfologi closing digunakan untuk menghilangkan derau yang ada pada tengah objek. Operasi closing berguna untuk menghaluskan kontur dan menghilangkan lubang-lubang kecil pada objek (Abdul , K., Adhi 2013) . Perbedaan citra setelah dilakukan operasi closing ditunjukkan pada gambar 4.

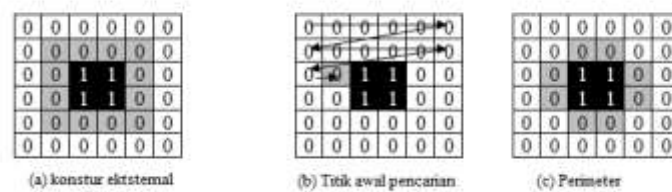


Gambar 4. Hasil operasi closing

Pada gambar 4 sebelah kiri adalah citra dalam bentuk biner, hasil tersebut terdapat *noise* yaitu angka 0 ditengah tengah objek. Gambar 4 sebelah kanan adalah hasil setelah dilakukan operasi *closing*.

2.4. Feature Extraction

Feature Extraction merupakan proses dalam mendapatkan informasi dari sebuah citra dengan data perhitungan matematis untuk mencirikan sebuah objek dalam mengklasifikasikan kelasnya. *Feature Extraction* yang diterapkan oleh peneliti adalah bentuk atau ukuran (morfologi) dengan mengklasifikasikan luas area objek pada citra biner (angka 1). *Feature Extraction* Perimeter diperoleh menggunakan metode *contour following*, metode yang digunakan untuk memperoleh tepi objek atau keliling, cara mendapatkan keliling dijelaskan pada gambar 5.



Gambar 5. Alur proses *feature extraction*

Pada citra diatas luas objek adalah 4 piksel . Kemudian dilakukan perhitungan perimeter dengan metode mengikuti kontur pada luar objek (eksternal) seperti pada gambar 5(a). Hasil Perimeter adalah 8 piksel yaitu jumlah piksel yang mengelilingi objek seperti pada gambar 5(c). Selanjutnya memperoleh rasio kebulatan objek menggunakan persamaan (3). Nilai 1 menandakan bahwa objek memiliki kebulatan sempurna.

$$R = 4\pi \frac{A(R)}{P^2(R)} * 100\% \quad (3)$$

Dimana R = rasio kebulatan, A = luas permukaan dan P = keliling. *Feature Extraction* kerampingan juga digunakan pada penelitian ini. Kerampingan bentuk atau rasio kerampingan adalah perbandingan antara lebar dengan panjang yang dihitung menggunakan persamaan (4).

$$\text{Rasio kerampingan} = \frac{\text{Lebar}}{\text{Panjang}} \quad (4)$$

Ekstraksi ciri yaitu membandingkan perimeter dengan panjang dan lebar dihitung menggunakan persamaan (5).

$$\text{Rasio perimeter} = P * (\text{panjang} + \text{lebar}) \quad (5)$$

Dimana P = perimeter (keliling objek), ekstraksi fitur dilakukan pada data latih dan data uji kemudian disimpan kedalam database MySQL, sebelum diolah menggunakan algoritma klasifikasi K-NN.

2.5 K-Nearest Neighbors

K - Nearest Neighbors (K-NN) merupakan algoritma luaran yang baru ditentukan atas dasar label kelas tetangga terdekat yang paling dekat. Keunggulan dari algoritma tersebut adalah mudah dipahami dan diterapkan serta melakukan latihan yang sedikit (Duan 2018). Dalam mengkalkulasi kerapatan antar tetangga dapat digunakan dengan cara jarak *euclidan* (Fathoni et al. 2018). Euclidean merupakan cara dalam mendapatkan jarak satu titik dengan titik lainnya dalam perhitungan matematis dapat dikatakan bahwa jarak (d) dari titik lainnya dapat diketahui dengan rumus *pythagoras* (Isa et al. 2017), ditunjukkan pada persamaan (6).

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

Dimana d = jarak Antara x dan y, (x,y) = objek x dan objek y yang setara dan k = jumlah objek yang ada di sekitarnya.

III. METODE PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan peneliti dengan 2 varietas biji kopi (Arabika dan Robusta) Kabupaten Temanggung yang sudah diberi tanda berlandaskan standar kopi nasional. Gambar biji kopi sebagai *inputan* di program yang peneliti gunakan dan *outputnya* biji kopi berdasarkan 4 kelas (biji kopi Robusta utuh, Arabika Utuh, Robusta pecah dan Arabika Pecah). Alur penelitian dapat dilihat di gambar 6.

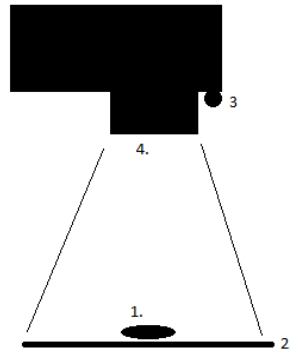


Gambar 6. Alur penelitian

Penelitian ini menggunakan metode yang lebih mengutamakan otomasi dengan penglihatan komputer. Alur/ metode yang diusulkan menggunakan tahap pengolahan citra yang menggantikan mata manusia dalam penglihatannya. Alur yang diusulkan adalah pembuatan dataset dengan pengambilan citra asli, kemudian di lakukan pengolahan citra dengan karakteristik bentuk. Setelah karakteristik bentuk selesai dan mendapatkan dataset penelitian, tahap selanjutnya melakukan klasifikasi pengujian dengan algoritma KNN dan melakukan pengujian klasifikasi dengan *accuracy*.

2.2. Pembuatan Dataset

Pelabelan biji kopi dilakukan dengan manual dan menjadi 4 kelas (Robusta utuh, Arabika utuh, Robusta pecah dan Arabika pecah) langkah selanjutnya akuisisi data gambar biji kopi dengan *camena* Cannon 70 d. *Background* tempat kopi dalam pengambilan foto menggunakan warna putih dan menggunakan *flash* untuk menambah cahaya gambar. Proses akuisisi ini dilakukan dengan meletakkan satu persatu biji kopi di atas bidang putih, jarak lensa dengan biji kopi berkisar 19,5 cm. Setiap biji kopi di foto dalam 2 posisi yaitu depan dan belakang. Dalam tahap tersebut mendapatkan hasil 110 sampel citra dan setiap kelasnya berjumlah 30 citra. Metode dalam pengambilan objek dapat dilihat di gambar 7. Hasil akuisisi biji kopi ditunjukkan pada gambar 8.



Gambar 7. Ilustrasi Proses Akuisisi Citra

dimana,

- 1) Adalah biji kopi
- 2) Penampang biji kopi
- 3) Pencahayaan lensa kamera
- 4) Lensa kamera

1) Robusta bentuk utuh	2) Arabika bentuk utuh
	
3) Robusta bentuk pecah	4) Arabika bentuk pecah
	

Gambar 8. Hasil akuisisi biji kopi

Pada gambar 8. adalah hasil akuisisi citra biji kopi dalam format Joint Photographic Group (.jpg) dan dengan citra RGB, sebelum diolah citra tersebut dilakukan pra pemrosesan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil *Feature Extraction*

Feature Extraction dari perimeter, luas, tingkat kebulatan, tingkat rampingnya dan keliling objek diimplementasikan untuk mengidentifikasi biji kopi untuk 4 kelas. Kelas tersebut Robusta bentuk utuh , biji kopi robusta pecah, biji arabika pecah dan juga biji arabika utuh. Hasil *feature extraction* dapat dilihat di tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Feature Extraction* Biji Kopi

Kelas	Luas	Keliling	Rasio Kebulatan	Rasio Kerampingan	Rasio Perimeter
Robusta	25 hingga 78	17 hingga 33	80.95 hingga 100	1.42 hingga 1.77	0.556 hingga 1.167
Robusta Pecah	18 hingga 83	17 hingga 34	56.75 hingga 100	1.41 hingga 1.93	0.5 hingga 1,75
Arabika	35 hingga 233	22 hingga 58	48.18 hingga 100	1.43 hingga 2.05	0.58 hingga 1.833
Arabika Pecah	16 hingga 99	17 hingga 43	40.87 hingga 100	1.38 hingga 2.2	0.417 hingga 2.333

Terdapat 4 kelas biji kopi yang diklasifikasikan, Kopi yang memiliki bentuk pecah memiliki luas area lebih kecil dibandingkan dengan biji kopi dengan bentuk utuh. Arabika pecah memiliki luas minimal 16 dan Robusta Pecah minimal luas area 18. Robusta memiliki bentuk biji lebih kecil dan lebih mendekati bulat dibandingkan dengan Arabika. Biji Arabika utuh memiliki keliling yang paling luas yaitu 58 piksel. Hasil diatas adalah ekstraksi fitur pada citra 32 x32 piksel. Luas area tersebut dipengaruhi oleh ukuran citra yang akan diolah dan juga proses akuisisi gambar, semakin besar ukuran citra maka luas area objek juga akan lebih besar. Semakin dekat pengambilan gambar pada objek maka luas area juga akan lebih besar. Seperti pada penelitian sebelumnya citra yang diolah berukuran 5152 × 3864 piksel, sehingga luas area objek minimal 779 piksel dan maksimal 28,876.

4.2 Pengujian Klasifikasi

Peneliti melaksanakan evaluasi pada setiap *feature extraction* bentuknya untuk mendapatkan akurasi *feature extraction* yang lebih bagus dalam identifikasi tipe kopi dan kualitasnya. Peneliti menggunakan 80 data untuk pelatihan serta 40 data untuk pengujian, hasil pengujian pada setiap fitur ditunjukan pada tabel 2,3,4,5, dan 6. Nilai akurasi dihitung menggunakan persamaan (7).

$$\text{Nilai akurasi} = \frac{\text{Total data benar}}{\text{Total data uji}} \times 100\% \quad (7)$$

Tabel 2. Hasil Akurasi *Feature Extraction* Keliling K-NN

K	Nilai Akurasi (%)				Rata-rata
	Robusta Utuh	Robusta Pecah	Arabika Utuh	Arabika Pecah	
3	60%	54,5%	50%	44,4%	52,5%
6	70%	36,4%	91%	11,1%	52,5%
9	40%	36,4%	90%	22,2%	47,5%
12	60%	36,4%	90%	22,2%	52,5%
15	60%	45,5%	80%	11,1%	50%

Pengujian menggunakan Algoritma K-NN dan hanya menggunakan satu Fitur ciri yaitu keliling. Pengujian ini dilakukan sebanyak 15 kali dan menampilkan 6 data yang memiliki nilai berbeda, untuk mengetahui hasil akurasi dari fitur keliling dalam mengenali biji kopi ke dalam 4 kelas. Dalam pengujiannya sistem mendapatkan hasil deteksi dengan hasil tepat sebesar 52,5%. Tingkat akurasi paling bagus mendeteksi biji arabika utuh adalah mencapai 91%.

Tabel 3. Hasil *Feature Extraction* Luas

K	Nilai Akurasi (%)				Rata-rata
	Robusta Utuh	Robusta Pecah	Arabika Utuh	Arabika Pecah	
3	60%	56,4%	90%	44,4%	57,5%
6	90%	9,1%	90%	88,9%	67,5%
9	80%	18,2%	90%	55,6%	60%
12	100%	36,4%	90%	44,4%	62,5%
15	90%	18,2%	90%	44,4%	60%

Fitur luas area mampu mendeteksi semua data uji biji Robusta dengan benar, memperoleh nilai akurasi yang maksimal pada k=12. Jika dilihat pada tabel 1. Fitur luas area pada setiap kelasnya memiliki perbedaan yang lebih terlihat dibandingkan dengan 4 fitur lainnya.

Tabel 4. Hasil *Feature Extraction* Kebulatan

K	Nilai Akurasi (%)				Rata-rata
	Robusta Utuh	Robusta Pecah	Arabika Utuh	Arabika Pecah	
2	10%	36,4%	50%	66,7%	40%
4	10%	36,4%	60%	66,7%	42,5%
5	20%	9,1%	70%	66,7%	40%
9	30%	36,4%	50%	33,3%	37,5%
11	30%	27,2%	70%	33,3%	40%

Pada penelitian sebelumnya (Banda et al. 2017), Fitur rasio kebulatan digunakan untuk mendeteksi kebulatan buah pepaya. Pada penelitiannya rasio kebulatan mampu mendeteksi kebulatan pada 500 pepaya dan memperoleh akurasi 96,74%. Berbeda dengan penelitian yang kami lakukan, akurasi tertinggi yang diperoleh rasio kebulatan yaitu sebesar 42,5% , dalam identifikasi biji Arabika utuh dan arabika pecah mendapatkan skor yang dalam kategori cukup baik, namun lemah dalam membedakan biji robusta utuh dan biji robusta pecah. Penjumlahan nilai *pixel* yang diterapkan guna menggabungkan sebuah citra memengaruhi kualitas citra, semakin banyak *pixel* pada citra akan semakin detail (Abdul , K., Adhi 2013). Pada penelitian sebelumnya citra yang diolah memiliki luas area 12,509 piksel sedangkan penelitian kami maksimal luas objek adalah 233 piksel.

Tabel 5. Hasil Akurasi Rasio Perimeter

Nilai K	Nilai Akurasi (%)				Rata-rata
	Robusta Utuh	Robusta Pecah	Arabika Utuh	Arabika Pecah	
3	40 %	18.2 %	30 %	33.33 %	30 %
4	60 %	36.3 %	30 %	44.4 %	42.5 %
8	30 %	45.5 %	20 %	22.2 %	30 %
12	20 %	60 %	33.3 %	27.5 %	20 %
15	10%	36,4%	50%	33,3%	32,5%

Fitur rasio perimeter adalah perbandingan perimeter dengan jumlah lebar dan tinggi pada objek. Fitur ini memperoleh akurasi tertinggi 42,5%. Fitur ini juga kurang baik jika di ekstrak pada citra yang berukuran kecil. Nilai akurasi maksimum sebesar 42,5% pada k=4.

Tabel 6. Hasil Akurasi Kerampingan

K	Nilai Akurasi (%)				Rata-rata
	Robusta Utuh	Robusta Pecah	Arabika Utuh	Arabika Pecah	
3	27,3%	66.7 %	40 %	60 %	47.5 %
5	27,3%	55.5 %	70 %	70 %	55 %
6	63.6 %	44.4 %	60 %	70 %	60 %
12	54.5 %	37.5 %	70 %	20 %	70 %
13	72,7%	0%	70%	60%	52,5%

Fitur kerampingan akurasi tertinggi pada K-12 mendapatkan nilai akurasi 70% , fitur ini dapat mengidentifikasi semua label biji kopi dengan akurasi tertinggi terdapat di Arabika utuh dan pecah sebesar 70%.

Tabel 7. Hasil Akurasi Klasifikasi K-NN

K	Nilai Akurasi (%)				Rata-rata
	Robusta Utuh	Robusta Pecah	Arabika Utuh	Arabika Pecah	
3	60%	27,2%	90%	55,5%	57,5%
6	90%	18,2%	90%	33,3%	57,5%
7	100%	36,4%	90%	22,2%	62,5%
9	90%	36,4%	90%	22,2%	60%
12	80%	45,5%	90%	11,1%	57,5%
15	90%	36,4%	90%	11,1%	57,5%

Hasil identifikasi dengan seluruh fitur mendapatkan tingkat akurasi sebesar 62,5 %. Pada biji Robusta utuh dapat mengenali dengan baik dengan tingkat akurasi 100% . Sedangkan pada penelitian sebelumnya dengan 3 fitur rasio kebulatan, luas serta keliling mendapatkan nilai akurasi 82,56% dan tingkat akurasi Robusta 78,46% . Dua fitur tambahan yaitu rasio kerampingan dan rasio perimeter dengan total panjang dan lebar mempengaruhi nilai akurasi. Sistem ini masih lemah dalam mengenali biji kopi pecah berdasarkan jenisnya, apakah biji pecah tersebut adalah Robusta atau Arabika.

Peneliti mencoba melakukan pengujian untuk memperoleh nilai akurasi pada sistem untuk mengidentifikasi biji utuh dan biji pecah. Kopi Arabika utuh dan Robusta utuh digabungkan menjadi 1 kelas, kemudian Arabika pecah dan Robusta pecah menjadi 1 kelas. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali dengan nilai K awal 3 sampai K=11. Hasil pengujian ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 8. Klasifikasi K-NN mendeteksi Biji Utuh dan Biji Pecah

K	Nilai Akurasi (%)		Rata-rata
	Biji Kopi Utuh	Biji Kopi Pecah	
3	85%	75%	73%
4	75%	80%	80%
5	85%	80%	78%
7	85%	80%	83%

Dari 10 pengujian yang sudah dilakukan pada tabel 7 hanya menampilkan 4 data dengan nilai berbeda. Teknik klasifikasi K-NN dengan 5 fitur morfologi mampu mengidentifikasi biji kopi utuh dan biji kopi pecah dengan nilai akurasi maksimal pada k=7 sebesar 83%. Dari 20 data uji biji kopi utuh 17 data diidentifikasi dengan benar dan 3 data salah , hasil yang sama juga diperoleh pada label biji pecah. Pada penelitian sebelumnya. Klasifikasi biji kopi pecah menggunakan CNN dengan ekstraksi fitur warna memperoleh 72% pada citra color dan 67% pada citra grey. Klasifikasi menggunakan fitur morfologi dalam mengidentifikasi *defect* biji kopi pecah lebih baik dari pada menggunakan fitur warna.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengembangan dan pembahasan maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Fitur morfologi yang paling baik dalam mengenali biji kopi Temanggung berdasarkan 4 kelas (Robusta utuh, Arabika utuh, Robusta pecah dan Arabika pecah) adalah fitur kerampingan dengan rata-rata akurasi sebesar 70%.

2. Fitur morfologi rasio kebulatan lebih efektif apabila citra yang diolah memiliki ukuran yang lebih besar. Pada penelitian ini menggunakan citra berukuran 32 x 32 sehingga sistem tidak dapat mengenali dengan baik biji Kopi berdasarkan kelasnya.
3. Klasifikasi K-NN dalam mengenali biji kopi utuh dan biji kopi pecah memperoleh akurasi terbaik 83% dengan nilai $k=7$, hasil tersebut lebih baik daripada menggunakan fitur warna.

Klasifikasi mutu biji kopi dengan 5 ekstraksi ciri menggunakan K-NN memperoleh akurasi sebesar 62,5% dengan nilai $K = 7$. Sistem ini dapat mengenali dengan baik biji kopi berdasarkan jenisnya yaitu Robusta dan Arabika namun masih sulit mengenali biji kopi Robusta pecah dan Arabika pecah. Pemilahan dilakukan secara manual dalam biji utuh yang sulit membedakan dapat dipecahkan menggunakan sistem tersebut, akan tetapi dalam biji pecah masih terjadi kesusahan karena pecahan biji kopi yang bervariasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul , K., Adhi, S. 2013. *Teori Dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi.
- Arboleda, Edwin R. 2018. "Classification of Coffee Bean Species Using Image Processing, Artificial Neural Network and K Nearest Neighbors." *2018 IEEE International Conference on Innovative Research and Development (ICIRD)* (May):1–5.
- Banda, Jalan, Aceh Medan, and Buket Rata. 2017. "Identifikasi Tingkat Kebulatan Buah Pepaya Berdasarkan Luas Objek Dengan Pengolahan Citra." 2(2).
- Duan, Zhihao. 2018. "Characters Recognition of Binary Image Using KNN Introduction TO KNN." 116–18.
- Fadjeri, Akhmad, Atiq Rahmawati, and Esa Restu Fadilah. 2022. "Analisis Teks Bahasa Indonesia Dan Inggris Dari Sebuah Citra Menggunakan Pengolahan Citra Digital." 10(2):1–5.
- Fadjeri, Akhmad, Bayu Aji Saputra, Dicki Kusuma, Adri Ariyanto, and Lisna Kurniatin. 2022. "Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital." (2):1–12.
- Fathoni, K., Zikky, M., Nurhayati, A. S., & Prasetyaningrum, I. (2018). Application of K-Nearest Neighbor Algorithm for Puzzle Game of Human Body's System Learning on Virtual Mannequin. *Proceedings - 2018 International Conference on Applied Science and Technology, ICAST 2018*, 530–535. <https://doi.org/10.1109/iCAST1.2018.8751571>
- Isa, Nurul E., Amiza Amir, Mohd Zaizu Ilyas, and Mohammad Shahrzazel Razalli. 2017. "The Performance Analysis of K-Nearest Neighbors (K-NN) Algorithm for Motor Imagery Classification Based on EEG Signal." 01024:0–5.
- Kosasih, Rifki. 2020. "Kombinasi Metode Isomap Dan Knn Pada Image." 5(2):166–70.
- Nafi, Nur. 2015. "Algoritma Kohonen Dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner." 9(2):49–55.
- Pinto, Carlito, Junya Furukawa, Hidekazu Fukai, and Satoshi Tamura. n.d. "Classification of Green Coffee Bean Images Based on Defect Types Using Convolutional Neural Network (CNN)."
- Sutoyo, T, dkk. 2009. *Teori Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- Wahyuni, Sri. 2020. "Identifikasi Jenis Tanaman Berdasarkan Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Menggunakan K - Nearest Neighbor." 5(1):24–29.