

## IMPLEMENTASI K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK KLASIFIKASI BUNGA DENGAN EKSTRAKSI FITUR WARNA RGB

Lia Farokhah\*<sup>1</sup>

<sup>1</sup>STMIK Asia Malang  
Email: <sup>1</sup>farokhah@asia.ac.id  
\*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 25 Oktober 2019, diterima untuk diterbitkan: 25 November 2020)

### Abstrak

Era *computer vision* merupakan era dimana komputer dilatih untuk bisa melihat, mengidentifikasi dan mengklasifikasi seperti kecerdasan manusia. Algoritma klasifikasi berkembang dari yang paling sederhana seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN) sampai *Convolutional Neural Networks*. KNN merupakan algoritma klasifikasi yang paling sederhana dalam mengklasifikasikan sebuah gambar kedalam sebuah label. Metode ini mudah dipahami dibandingkan metode lain karena mengklasifikasikan berdasarkan jarak terdekat dengan objek lain (tetangga). Tujuan penelitian ini untuk membuktikan kelemahan metode KNN dan ekstraksi fitur warna RGB dengan karakteristik tertentu. Percobaan pertama dilakukan terhadap dua objek dengan kemiripan bentuk tetapi dengan warna yang mencolok di salah satu sisi objek. Percobaan kedua terhadap dua objek yang memiliki perbedaan karakteristik bentuk meskipun memiliki kemiripan warna. Empat objek tersebut adalah bunga coltsfoot, daisy, dandelion dan matahari. Total data dalam dataset adalah 360 data. Dataset memiliki tantangan variasi sudut pandang, penerangan, dan gangguan dalam latar. Hasil menunjukkan bahwa kolaborasi metode klasifikasi KNN dengan ekstraksi fitur warna RGB memiliki kelemahan terhadap percobaan pertama dengan akurasi 50-60% pada K=5. Percobaan kedua memiliki akurasi sekitar 90-100% pada K=5. Peningkatan akurasi, precision dan recall terjadi ketika menaikkan jumlah K yaitu dari K=1 menjadi K=3 dan K=5.

**Kata kunci:** k-nearest neighbour, RGB, kelemahan, kemiripan, bunga

## IMPLEMENTATION OF K-NEAREST NEIGHBOR FOR FLOWER CLASSIFICATION WITH EXTRACTION OF RGB COLOR FEATURES

### Abstract

The era of computer vision is an era where computers are trained to be able to see, identify and classify as human intelligence. Classification algorithms develop from the simplest such as *K-Nearest Neighbor* (KNN) to *Convolutional Neural Networks*. KNN is the simplest classification algorithm in classifying an image into a label. This method is easier to understand than other methods because it classifies based on the closest distance to other objects (neighbors). The purpose of this research is to prove the weakness of the KNN method and the extraction of RGB color features for specific characteristics. The first experiment is done on two objects with similar shape but with sharp color on one side of the object. The second experiment is done on two objects that have different shape characteristics even having a similar colors. The four objects are coltsfoot, daisy, dandelion and sunflower. Total data in the dataset is 360 data. The dataset has the challenge of varying viewpoints, lighting and background noise. The results show that the collaboration of the KNN classification method with RGB color feature extraction has weakness in the first experiment with the level of accuracy about 50-60% at K = 5. The second experiment has an accuracy of around 90-100% at K = 5. Increased accuracy, precision and recall occur when increasing the amount of K, from K = 1 to K = 3 and K = 5.

**Keywords:** k-nearest neighbour, RGB, weakness, similar, flower

### 1. PENDAHULUAN

Klasifikasi sebuah gambar dalam sebuah label merupakan hal yang sangat mudah bagi manusia karena manusia merupakan makhluk visual yang bisa melihat, mengidentifikasi dan mengklasifikasi

dengan cepat (Priyanto, 2017). *Computer vision* merupakan salah satu bagian dari kecerdasan buatan dalam *machine learning* yang memungkinkan melatih komputer memiliki kemampuan melihat dengan memanfaatkan pengolahan citra digital (Priyanto, 2017). Objek klasifikasi memiliki variasi

bentuk data misalkan data teks atau gambar. Objek dikumpulkan membentuk dataset dan siap dianalisis (Matthew, 2012).

Algoritma atau metode klasifikasi sangat beragam. Salah satunya adalah *K-Nearest Neighbor*(KNN). KNN merupakan metode klasifikasi yang sangat sederhana dalam mengklasifikasikan sebuah gambar berdasarkan jarak terdekat dengan tetangganya. Metode ini dideklarasikan sebagai metode pembelajaran yang malas merupakan contoh dari metode belajar malas (Mujahidin, 2015). Data yang memiliki jarak fitur vector terdekat akan menjadi satu kelas atau label klasifikasi. Walaupun sangat sederhana dan terdapat kelemahan jika sebaran datanya terlalu dekat namun KNN mudah dipahami.

Dalam klasifikasi sebuah gambar menjadi sebuah pengetahuan terdapat beberapa langkah. Salah satu langkah tersebut adalah ekstraksi ciri untuk menangkap gambaran visual dari isi gambar. Ada banyak metode dalam melakukan ekstraksi ciri. Ekstraksi ciri bisa berupa fitur warna, bentuk atau tekstur. Salah satu contoh metode ekstraksi ciri menggunakan fitur tekstur adalah *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) yang berfokus pada ekstraksi tekstur. Metode ekstraksi ciri yang lain adalah ekstraksi melalui fitur warna *Red Green Blue* (RGB).

Bunga merupakan salah bagian dari sebuah tumbuhan yang memiliki warna dan bentuk sangat beragam dan indah. Klasifikasi bunga yang ada di dunia sangat kompleks. Ada banyak macam bunga dalam suatu wilayah atau negara. Bahkan, ada bunga yang mendunia dan ada hampir di seluruh dunia. Klasifikasi bunga ini cukup penting karena ada bunga yang sangat mirip dengan fungsi yang berbeda. Selain itu, ada banyak bunga yang indah tetapi beracun.

Implementasi klasifikasi menggunakan KNN terhadap objek bunga sudah pernah dilakukan. Klasifikasi tersebut menggunakan fitur tekstur menggunakan metode GLCM dengan perbandingan perhitungan jarak menggunakan city block, Euclidean, cosine (Manjunath, 2010). Hasil penelitian menunjukkan akurasi terhadap jumlah sampling data yang berbeda dengan menggunakan jarak Euclidean memiliki rata-rata sekitar 90%.

Penelitian kedua yang mengangkat tema bunga menggunakan metode klasifikasi KNN dengan kombinasi ekstraksi tekstur dan *color moment*. Akurasi yang didapat adalah 95% jauh lebih besar dibandingkan menggunakan salah satu metode ekstraksi (Shaparia, Patel, & Shah, 2017). Penelitian kedua fokus pada kombinasi metode ekstraksi. Perbedaan implementasi KNN terhadap objek bunga dalam penelitian ini terdapat pada ekstraksi ciri dan karakteristik warna dan bentuk objek. Ekstraksi ciri menggunakan fitur warna RGB/ *Pixel-based* sedangkan karakteristik objek bunga terdapat pada dua percobaan yang dilakukan. Dua percobaan terhadap karakteristik bunga dengan persamaan

warna berbeda bentuk dan kemiripan bentuk bunga namun salah satu bunga terdapat sisi warna yang berbeda secara mencolok.

Adapun penelitian terkait dengan ekstraksi menggunakan fitur RGB sudah dilakukan dalam beberapa penelitian seperti Cinantya dkk dalam klasifikasi tingkat kematangan jeruk nipis dengan akurasi sebesar 92% (Paramita, Rachmawanto, Sari, Ignatius, & Setiadi, 2019). Penelitian fuzzy dkk dalam klasifikasi tingkat kemanisan buah belimbing menggunakan fitur RGB dengan akurasi 80% (Manik & Saragih, 2017). Klasifikasi kulit dengan klasifikasi KNN dengan fitur RGB sebesar 99,2351% (Mujahidin, 2015).

Penelitian bidang lain yaitu deteksi ovulasi dengan akurasi 93,3% (Subairi dkk, 2018). Identifikasi sel dengan akurasi 67,28% (Suryani, Palgunadi, & Putra, 2017). Identifikasi biometric telapak tangan sebesar 98% (Fadhlillah dkk, 2015). Dari keseluruhan penelitian terkait menggunakan KNN dan ekstraksi fitur warna RGB memiliki akurasi cukup tinggi 80%-90% kecuali satu kasus yaitu identifikasi sel. Berdasarkan paparan penelitian sebelumnya, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terhadap objek klasifikasi dengan prosentase akurasi yang rendah. Penelitian ini bisa memberikan kontribusi terhadap kecocokan klasifikasi objek tertentu menggunakan KNN dan ekstraksi fitur RGB.

Ada dua percobaan yang akan dilakukan yaitu dua objek dengan kemiripan bentuk tetapi dengan warna yang mencolok di salah satu sisi objek. Percobaan kedua terhadap dua objek yang memiliki perbedaan karakteristik bentuk tetapi memiliki kemiripan warna. Tujuan dari percobaan ini untuk membuktikan kekurangan metode KNN dan ekstraksi fitur menggunakan fitur RGB terhadap karakteristik objek tertentu. Ada empat bunga yang akan diklasifikasikan secara bersamaan dengan fokus observasi terhadap bunga matahari vs bunga aster atau daisy, *dandelion* vs *coltsfoot*

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan dalam penelitian ini terdiri dari lima langkah yaitu:

1. Menentukan Permasalahan dan Tujuan Penelitian  
Adapun permasalahan dan tujuan penelitian ini adalah menguji coba dan mengobservasi kelemahan metode klasifikasi KNN dengan ekstraksi fitur RGB terhadap karakteristik objek tertentu.
2. Pengumpulan Dataset  
Dataset didapat dari kaggle.com dimana merupakan salah satu database kompetisi dibidang computer vision yang bersifat public. Flower-17 merupakan datasets yang dikuratori

oleh nilsback dkk(Nilsback & Zisserman, 2006). Dataset terdiri dari empat label bunga yaitu bunga coltsfoot, bunga daisy, bunga dandelion dan bunga matahari dimana karakteristik label dua memiliki kesamaan warna yang sangat mencolok dan dua memiliki kesamaan bentuk namun perbedaan warna yang mencolok disatu sisi.

### 3. Split dataset

Pembagian dataset menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Adapun pembagian antara data *training* dan data *testing* adalah 75% untuk data *training* dan 25% untuk data *testing*. Data training digunakan untuk membentuk model dan data testing untuk memvalidasi model. Pembagian ini didasarkan oleh pembagian split dataset yang paling umum dilakukan (Resebrook, 2018).

### 4. Melatih klasifikasi

Adapun algoritma yang dipakai dalam klasifikasi adalah metode KNN dengan konsep kedekatan jarak vector masing-masing record data. Dalam penelitian ini, ditetapkan dua K untuk uji coba sebesar k=1 dan k=3. Angka k dipilih ganjil karena k berjumlah genap(Ismail, 2018).

### 5. Evaluasi

Evaluasi yang dilakukan untuk mengukur model klasifikasi yang terbentuk. Evaluasi pada penelitian ini menggunakan *confusion matrix*(Sokolova & Lapalme, 2009). *Confusion matrix* adalah informasi mengenai hasil klasifikasi aktual yang dapat diprediksi oleh sebuah sistem klasifikasi. Tabel confusion matrix untuk kelas berdimensi 2x2 ditunjukkan pada Tabel 1

Tabel 1. Evaluasi *Confusion Matrix*

		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Adapun penjelasan dari beberapa singkatan diatas adalah sebagai berikut:

- TP (True Positive) merupakan banyaknya data di kelas aktualnya positif dan kelas prediksinya juga positif.
- FN (False Negative) merupakan banyaknya data di kelas aktualnya positif sedangkan kelas prediksinya negatif.
- FP (False Positive) merupakan banyaknya data di kelas aktualnya adalah kelas negatif sedangkan kelas prediksinya positif.

- TN (True Negative) merupakan banyaknya data di kelas aktualnya adalah kelas negatif dan kelas prediksinya juga negatif.

Adapun beberapa pengujian secara detail akan mencari accuracy, precision dan recall. Akurasi merupakan metode pengujian berdasarkan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai actual secara keseluruhan. Rumus akurasi seperti pada persamaan berikut.

$$\text{Accuracy} = \frac{tp+tn}{tp+fn+fp+tn} \quad (1)$$

Presisi merupakan kesepakatan kelas dari label data dengan label positif yang diberikan oleh classifier(Sokolova & Lapalme, 2009). Adapun pengertian secara sederhana adalah bagaimana kualitas penggolongannya. Rumus presisi ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp+fp} \quad (2)$$

Recall merupakan efektivitas penggolongan untuk mengidentifikasi label positif(Sokolova & Lapalme, 2009). Adapun pengertian secara sederhana adalah bagaimana kualitas penggolongannya. Rumus dari pencarian recall ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\text{Recall} = \frac{tp}{tp+fn} \quad (3)$$

## 2.2 Dataset

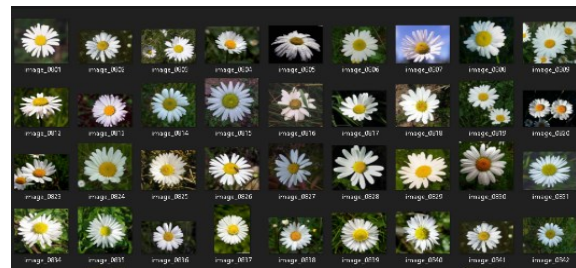
Ada empat jenis label yang akan diklasifikasikan dalam dataset bunga yaitu bunga matahari, bunga daisy atau aster, bunga dandelion, bunga coltsfoot. Masing-masing dataset jenis bunga terdiri dari 80 item sehingga total dataset adalah 320 item. Pada keempat dataset yang diobservasi dibagi menjadi dua percobaan. Citra pada percobaan pertama memiliki gambaran citra persamaan warna cukup signifikan. Hal ini ditunjukkan oleh Gambar 1 dan Gambar 2. Percobaan kedua memiliki kemiripan bentuk tetapi terdapat perbedaan warna yang sangat mencolok pada salah satu sisi. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4.

## 2.3 Tahapan KNN dan Metode Tambahan

Adapun tahapan implementasi KNN dibagi menjadi enam langkah yaitu penentuan nilai K untuk kedekatan objek ke objek dataset Langkah kedua adalah perhitungan jarak Euclidean kemudian diikuti dengan sorting dan mencari k dari data terdekat. Pada tahap berikutnya akan diberikan label. Adapun contoh dari pelabelan ini didasarkan atas nilai K. Jika K=1 maka akan dicari ke satu tetangga terdekat.



Gambar 1. Bunga Coltsfoot



Gambar 3. Bunga Daisy



Gambar 2. Bunga Dandelion



Gambar 4. Bunga Matahari

Dimisalkan klasifikasi label ada dua yaitu label A dan label B, Jika nilai  $K=3$  dan data testing lebih dekat ke label A dengan dua tetangga dan satunya lebih dekat ke label B maka hasilnya akan diputuskan menjadi label A. Penentuan label diambil dari mayoritas terhadap K. Adapun gambaran flowchart KNN ditunjukkan pada Gambar 5.

Adapun tambahan metode yang diusulkan adalah jika sebuah objek menggunakan algoritma KNN dengan ekstraksi warna RGB sebaiknya melakukan observasi tambahan. Observasi dilakukan terhadap kemiripan warna pada objek tersebut. Semakin mirip atau sama warna pada objek, kombinasi metode KNN dan Fitur RGB harus dihindari. Setelah kriteria terpenuhi proses penentuan K dan ekstraksi fitur RGB siap dilakukan.

## 2.4 Ekstraksi fitur RGB

Model warna RGB merupakan model warna yang terdiri dari 3 komponen warna primer yaitu Red, Green, Blue. Dalam satu warna terdapat tiga komponen warna yang jika digabungkan akan menjadi satu warna baru. Pada Image Processing blok warna RGB, satu blok terdiri dari tiga warna. Adapun ilustrasinya ditunjukkan pada Gambar 6 (Darma, 2010).

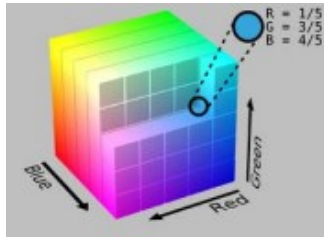


Gambar 5. Flowchart Algoritma KNN

## 2.5 Bahasa Pemrograman

Bahasa pemrograman yang dipakai adalah Python. Python dikenal sebagai salah satu Bahasa pemrograman yang paling mendukung *computer*

vision dimana memiliki library yang sangat lengkap. Pada Penelitian ini menggunakan library Open CV.



Gambar 6. Ilustasi blok fitur RGB

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Proses Implementasi pada Python

Adapun proses implementasi kode program pada python memiliki beberapa urutan secara garis besar yaitu pemanggilan paket library di python, penentuan K, resize gambar, mempartisi data training dan data testing kemudian melatih dan mengevaluasi data tersebut. Adapun beberapa potongan kode program pada python adalah sebagai berikut:

##### Program Jurnal

```
from sklearn.neighbors import
KNeighborsClassifier
.....
ap = argparse.ArgumentParser()
ap.add_argument("-d", "--dataset",
required=True,
help="path to input dataset")
ap.add_argument("-k", "--neighbors", type=int,
default=5,
help="# of nearest neighbors for
classification")
ap.add_argument("-j", "--jobs", type=int,
default=-1,
help="# of jobs for k-NN distance (-1 uses all
available cores)")
args = vars(ap.parse_args())

print("[INFO] loading images...")
imagePaths =
list(paths.list_images(args["dataset"]))

sp = SimplePreprocessor(32, 32)
sdl = SimpleDatasetLoader(preprocessors=[sp])
(data, labels) = sdl.load(imagePaths,
verbose=500)
data = data.reshape((data.shape[0], 3072))

le = LabelEncoder()
labels = le.fit_transform(labels)

(trainX, testX, trainY, testY) =
train_test_split(data, labels,
test_size=0.25, random_state=42)

print("[INFO] evaluating k-NN classifier...")
```

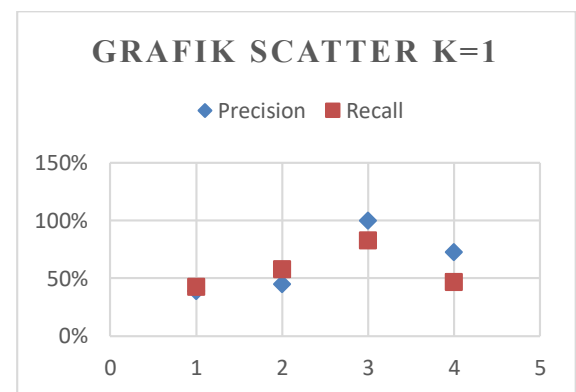
```
model =
KNeighborsClassifier(n_neighbors=args["neighbo
rs"],
n_jobs=args["jobs"])
model.fit(trainX, trainY)
print(classification_report(testY,
model.predict(testX),
target_names=le.classes_))
```

#### 3.2 Evaluasi Hasil

Adapun Hasil dari evaluasi menggunakan 3 indikator utama yaitu akurasi, precision, recall. Hasil perbandingan ketiganya dengan K=1, K=3 dan K=5 ditunjukkan pada Tabel 2, Tabel 3 dan Tabel 4. Pada Gambar 7, Gambar 9 dan Gambar 11 merupakan Garfik *scatter* dari masing-masing pengujian kombinasi KNN dan Ekstraksi RGB. Urutan data dari kiri ke kanan adalah objek pertama dan kedua merupakan hasil percobaan 1 sedangkan objek ketiga dan keempat adalah percobaan kedua. Hasil grafik scatter menunjukkan bahwa perubahan nilai K terhadap nilai precision, recall serta akurasi terjadi peningkatan. Adapun observasi yang dihasilkan adalah percobaan dua nilainya selalu lebih tinggi dibandingkan percobaan pertama.

Tabel 2. Nilai Evaluasi dengan K=1

Label	Precision	Recall
Coltsfoot	39%	43%
Daisy	100%	83%
Dandelion	45%	58%
Matahari	73%	47%
Akurasi rata-rata 57%		



Gambar 7. Precision dan Recall Objek K=1

Adapun luaran dari program python dengan K=1 ditunjukkan pada Gambar 8.

Adapun nilai evaluasi dan luaran dari program python dengan K=3 ditunjukkan pada Tabel 3 dan Gambar 9 dan Gambar 10.

Adapun nilai evaluasi dan luaran dari program python dengan K=5 ditunjukkan pada Tabel 4, Gambar 11 dan Gambar 12

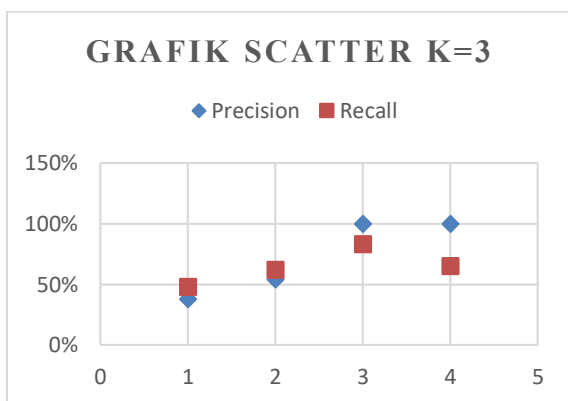
Tabel 3 Nilai Evaluasi dengan K=3

Label	Precision	Recall
Coltsfoot	38%	48%
Daisy	100%	83%
Dandelion	54%	62%
Matahari	100%	65%
Akurasi rata-rata 64%		

```
[INFO] evaluating k-NN classifier...
```

	precision	recall	f1-score	support
coltsfoot	0.39	0.43	0.41	21
daisy	1.00	0.83	0.91	18
dandelion	0.45	0.58	0.51	24
matahari	0.73	0.47	0.57	17
accuracy			0.57	80
macro avg	0.64	0.58	0.60	80
weighted avg	0.62	0.57	0.59	80

Gambar 8. Implementasi KNN dengan K=1



Gambar 9 Precision dan Recall Objek K=3

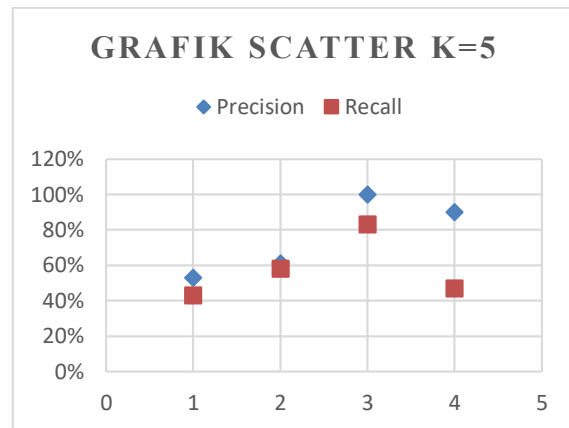
```
[INFO] evaluating k-NN classifier...
```

	precision	recall	f1-score	support
coltsfoot	0.38	0.48	0.43	21
daisy	1.00	0.83	0.91	18
dandelion	0.54	0.62	0.58	24
matahari	1.00	0.65	0.79	17
accuracy			0.64	80
macro avg	0.73	0.65	0.67	80
weighted avg	0.70	0.64	0.66	80

Gambar 10 Implementasi KNN dengan K=3

Tabel 4. Nilai evaluasi dengan K=5

Label	Precision	Recall
Coltsfoot	53%	43%
Daisy	100%	83%
Dandelion	61%	58%
Matahari	90%	47%
Akurasi rata-rata 70%		



Gambar 11. Precision dan Recall Objek K=5

```
[INFO] evaluating k-NN classifier...
```

	precision	recall	f1-score	support
coltsfoot	0.53	0.48	0.50	21
daisy	1.00	0.83	0.91	18
dandelion	0.61	0.92	0.73	24
matahari	0.90	0.53	0.67	17
accuracy			0.70	80
macro avg	0.76	0.69	0.70	80
weighted avg	0.74	0.70	0.70	80

Gambar 12. Implementasi KNN dengan K=5

Dalam evaluasi klasifikasi KNN yang dilakukan dengan ekstraksi fitur warna RGB terhadap empat jenis label bunga yaitu bunga coltsfoot, bunga daisy, bunga dandelion dan bunga matahari. Akurasi yang didapatkan dibagi menjadi tiga yaitu dengan nilai K=1 sebesar secara rata-rata adalah 57%, nilai K=3 sebesar 64% dan nilai K=5 sebesar 70%. Hasil Akurasi yang didapatkan meningkat dengan penentuan K yang semakin tinggi sehingga ditetapkan K=5 untuk hasil yang maksimal dalam klasifikasi empat label bunga.

Adapun akurasi setiap jenis label pada K=1 adalah 39% untuk bunga coltsfot, bunga daisy 100%, Bunga dandelion 45% dan bunga matahari sebesar 73%. Adapun hal yang paling mencolok adalah akurasi bunga coltsfot dan bunga dandelion yaitu dibawah 50%. Ketika diobservasi dalam percobaan pertama, kedua bunga ini memiliki fitur warna yang sama yaitu didominasi warna kuning. Hal ini merupakan salah satu faktor kelemahan dari algoritma KNN dengan ekstraksi fitur warna RGB.

Selain itu, observasi percobaan kedua adalah kemiripan bentuk citra bunga matahari dan bunga daisy tetapi memiliki perbedaan warna mencolok dibagian tengah bunga yaitu bunga daisy putih dan kuning untuk bunga matahari memiliki akurasi yang baik dan sempurna yaitu 73% untuk bunga matahari dan 100% untuk bunga daisy. Hal ini menunjukkan bahwa kemiripan bentuk dan struktur bunga tidak mempengaruhi secara signifikan akurasi dari pengujian klasifikasi dengan KNN dengan ekstraksi



RGB. Komposisi fitur RGB yang sangat berpengaruh.

Dalam peningkatan akurasi masing-masing label bunga dilakukan dengan meningkatkan jumlah K namun label bunga coltsfoot dan bunga dandelion memiliki perbandingan akurasi yang hampir sama pada setiap peningkatan K yaitu masih dibawah label bunga matahari dan daisy. Dalam meningkatkan akurasi disarankan menggunakan parameter lainnya sehingga label bunga bisa diklasifikasi secara tepat sehingga akurasinya meningkat dan mendapat hasil yang ingin dicapai yaitu hasil klasifikasi sebenarnya.

#### 4. KESIMPULAN

Adapun simpulan dalam penelitian ini adalah metode klasifikasi KNN dengan metode ekstraksi fitur warna RGB kurang cocok untuk mengklasifikasi label objek dengan kemiripan warna walaupun bentuknya berbeda namun masih bisa dipakai dalam mengklasifikasikan objek dengan perbedaan warna yang mencolok di salah satu sisi walaupun bentuk objeknya memiliki struktur bentuk yang mirip. Untuk meningkatkan akurasi rata-rata klasifikasi label pada bunga yang memiliki kesamaan warna perlu dilakukan uji coba dengan metode klasifikasi KNN dengan tambahan ekstraksi fitur dan parameter lainnya atau metode lain yang lebih handal.

#### DAFTAR PUSTAKA

- DARMA, P. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi Publisher.
- FADHLILLAH, A. N. 2015. Analisis Dan Implementasi Klasifikasi K-Nearest Neighbor Telapak Kaki Manusia. In *e-Proceeding of Engineering* (Vol. 2, pp. 2876–2883). Universitas Telkom.
- ISMAIL, A. M. 2018. Cara Kerja Algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN) [online] (diterbitkan 2018) Tersedia di: Retrieved <<https://medium.com/bee-solution-partners/cara-kerja-algoritma-k-nearest-neighbor-k-nn-389297de543e>> [diakses 2 Agustus 2019]
- MANIK, F. Y., & SARAGIH, K. S. 2017. Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB. *IJCCS*, 11(1).
- MANJUNATH, S. 2010. Texture Features and KNN in Classification of Flower Images D S Guru. *International Journal of Computer Applications*, (Special Issue on “Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition”).
- MATTHEW, N. 2012. *Data Mining for Masses*. Washington, USA.
- MUJAHIDIN, S. 2015. Klasifikasi Warna Kulit berdasarkan Ruang Warna RGB. In *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)* (pp. 17–19). Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia.
- NILSBACK, M. E. AND ZISSERMAN, A. 2006. A Visual Vocabulary for flower Classification. In the *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp.1447-1454.
- PARAMITA, C., RACHMAWANTO, E. H., SARI, C. A., IGNATIUS, D. R., & SETIADI, M. 2019. Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, 04(1), 1–6
- PRIYANTO, H. 2017. *Pengolahan Citra Digital Teori dan Aplikasi Nyata*. Bandung: Informatika.
- RESEBROCK, A. 2018. *Deep Learning For Computer Vision*. United States of America: Pyimagesearch
- SHAPARIA, R. H., PATEL, N. M., & SHAH, P. Z. H. 2017. Flower Classification using Texture and Color Features. In *International Conference on Research and Innovations in Science, Engineering&Technology* (Vol. 2, pp. 113–118). Kalpa.
- SOKOLOVA, M., & LAPALME, G. 2009. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing and Management*, 45(4), 427–437. Elviesier Ltd
- SUBAIRI. 2018. Implementasi Metode k-Nearest Neighbor pada Pengenalan Pola Tekstur Citra Saliva untuk Deteksi Ovulasi. *EECCIS*, 12(1), 9–14.
- SURYANI, E., PALGUNADI, S., & PUTRA, Y. R. 2017. Cells Identification of Acute Myeloid Leukemia AML M0 and AML M1 using k-Nearest Neighbour Based on Morphological Images. In *International Conference on Data and Software Engineering (ICoDSE)*. IEEE.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*