

PENGGUNAAN K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) UNTUK MENDENTIFIKASI CITRA BATIK PEWARNA ALAMI DAN PEWARNA SINTETIS BERDASARKAN WARNA

Ismail Habibi Herman¹, Didit Widiyanto², Iin Ernawati³
Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12450
ismail.habibi2104@gmail.com¹, didit.widiyanto89@gmail.com², iinerti@gmail.com³

Abstrak. Batik merupakan jenis kain asli Indonesia yang memiliki beragam motif serta warna, pewarnaan batik dibagi menjadi pewarna sintetis dan alami. Namun, masih banyak pengguna batik yang tidak dapat membedakan secara langsung antara batik sintetis dan batik alami. Ilmu pengolahan citra dapat membantu dalam membedakan batik sintetis dan batik alami. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi citra batik pewarna alami dan batik pewarna sintetis berdasarkan warna menggunakan metode *Hue, Saturation, Value* dan *K-Nearest Neighbor*. Dataset sejumlah 84 citra Batik akan melalui tahapan mulai dari pra-proses, pemisahan data validasi dan data evaluasi akhir, ekstraksi ciri, pembagian data validasi dengan *K-Fold Cross Validation*, uji validasi serta evaluasi akhir. Sistem akan mengklasifikasikan citra batik ke dalam kelas alami dan sintetis berdasarkan 6 fitur ekstraksi yaitu nilai normalisasi RGB dan nilai HSV. Hasil tahap evaluasi akhir untuk setiap 4 data uji evaluasi akhir terhadap nilai *neighbor* menghasilkan akurasi sebesar 100% pada nilai $K=1$, $K=3$, dan $K=5$.

Kata Kunci: Batik, Klasifikasi, HSV, *K-Fold Cross Validation*, KNN.

1 Pendahuluan

Batik merupakan jenis kain asli Indonesia yang dibuat secara khusus dan memiliki beragam motif serta warna yang berbeda-beda. Dalam proses pewarnaan pada saat pembuatan batik digunakan dua jenis pewarna yaitu pewarna sintetis dan pewarna alami. Pewarna alami merupakan pewarna yang berasal dari alam yang biasanya diperoleh dari hasil ekstraksi berbagai bagian tumbuhan seperti buah, daun, akar, kulit kayu, bunga, dan biji. Sedangkan pewarna sintetis merupakan pewarna yang diolah dari bahan-bahan kimia. Pewarna batik menjadi salah satu faktor yang memiliki pengaruh sangat penting terhadap kualitas dari sebuah batik yang diproduksi, karena selain dari motif yang beragam, kain batik dapat dilihat kualitas dan keindahannya berdasarkan komposisi warna penyusunnya. Namun masih banyak pengguna batik yang tidak mengetahui serta sulit bahkan tidak dapat membedakan antara batik yang dibuat dari pewarna alami dengan batik yang dibuat dari pewarna sintetis, karena secara pengelihatannya, batik yang dibuat menggunakan pewarna alami dan batik yang dibuat menggunakan pewarna sintetis memiliki komposisi warna yang mirip sehingga dibutuhkan ketelitian tinggi dan perspektif manusia terhadap komposisi warna batik untuk dapat mengetahui perbedaannya [1].

Dari permasalahan tersebut diperlukan suatu teknologi yang dapat membedakan jenis batik berdasarkan warnanya. Salah satu cara dalam mengidentifikasi jenis batik alami dan batik sintetis berdasarkan warna dalam bidang informatika adalah dengan menggunakan ilmu pengolahan citra.

Tujuan dari penelitian ini yaitu melakukan implementasi ilmu pengolahan citra melalui citra batik untuk mengidentifikasi dan menghitung akurasi jenis batik pewarna alami dan batik pewarna sintetis berdasarkan warna dengan menggunakan metode HSV (*Hue, Saturation, Value*) untuk ekstraksi ciri warna dan algoritma KNN (*K-Nearest Neighbor*) untuk klasifikasi yang dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman *MATLAB*. Sistem ini akan mengklasifikasikan citra batik ke dalam 2 kelas, yakni kelas alami dan sintetis. KNN dirancang dengan masukan 6 fitur ekstraksi yaitu nilai normalisasi RGB (*Red, Green, Blue*), dan nilai HSV (*Hue, Saturation, Value*) dengan keluaran 2 kelas alami atau sintetis. Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan citra batik betawi sebanyak 84 data yang diambil dari *Workshop* dan *Galery* Seraci Batik Betawi yang berlokasi di Bekasi, Jawa Barat.

Landasan Teori

Pewarna Batik

Batik memiliki dua jenis pewarna yang dapat digunakan sebagai pewarna yaitu pewarna alami dan pewarna sintetis. Pewarna alami untuk bahan tekstil seperti batik pada umumnya didapatkan dari hasil ekstrak berbagai tumbuhan seperti akar, kayu, daun, biji ataupun bunga. Para pengrajin batik telah banyak mengenal beberapa tumbuhan yang dapat mewarnai bahan tekstil diantaranya adalah daun pohon nila (*indigofera*), kulit soga tingi (*Ceriops candolleana* arn), kayu tegeran (*Cudraina javanensis*), kunyit (*Curcuma*), teh (*The*), akar mengkudu (*Morinda citrifolia*), kulit soga jambal (*Pelthophorum ferruginum*), kesumba (*Bixa orellana*), daun jambu biji (*Psidium guajava*) [8]. Sedangkan zat pewarna sintetis merupakan pewarna yang diolah dari bahan-bahan kimia [1]. Zat Pewarna Sintetis yang biasa dipakai untuk mewarnai batik diantaranya berupa zat warna naphthol, zat warna indigosol, zat warna remasol, zat warna rapid, dan zat warna direk [9].

Tabel 1. Perbedaan Zat Pewarna Sintetis dan Alami

Spesifikasi	Pewarna Sintetis	Pewarna Alami
Warna yang dihasilkan	Lebih cerah	Lebih pudar
	Lebih homogen	Tidak homogen
Variasi Warna	Banyak	Sedikit
Harga yang ditawarkan	Lebih murah	Lebih mahal
Ketersediaan jumlah	Tidak terbatas	Terbatas
Kestabilan	Stabil	Kurang stabil

Normalisasi RGB (*Red, Green, Blue*)

Normalisasi RGB disebut juga dengan warna murni. Normalisasi RGB adalah proses pengubahan nilai RGB dalam rentang nilai 0 sampai dengan 1 yang dibentuk secara independen dari berbagai tingkat pencahayaan. Jumlah dari nilai *red*, nilai *green* dan nilai *blue channel* yang telah dinormalisasi yaitu 1. Semua *channel* yang telah dinormalisasi tersebut tidak mempunyai informasi yang signifikan dan dapat diabaikan, sehingga dapat mengurangi dimensi ruang [1]. Persamaan 1 sampai 3 merupakan persamaan yang digunakan untuk proses normalisasi RGB.

$$R' = \frac{R}{R + G + B} \quad (1)$$

$$G' = \frac{G}{R + G + B} \quad (2)$$

$$B' = \frac{B}{R + G + B} \quad (3)$$

Keterangan:

R' = nilai *red channel* yang telah dinormalisasi pada piksel

G' = nilai *green channel* yang telah dinormalisasi pada piksel

B' = nilai *blue channel* yang telah dinormalisasi pada piksel

Model Citra HSV

Model warna HSV mendefinisikan warna dalam terminologi *Hue, Saturation, dan Value*. *Hue* menyatakan warna sebenarnya seperti merah, violet, dan kuning. *Hue* digunakan untuk membedakan warna-warna dan menentukan kemerahan (*redness*), Kehijauan (*greenness*) dari cahaya. *Hue* berasosiasi dengan panjang gelombang cahaya. *Saturation* menyatakan tingkat kemurnian suatu warna, yaitu mengindikasikan seberapa banyak warna putih diberikan pada warna. *Value* adalah atribut yang menyatakan banyaknya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna [7].

Nilai *hue* antara 0 sampai dengan 1 berarti warna antara merah melewati kuning, hijau, cyan, biru dan magenta dan kembali menjadi merah. Nilai *saturation* antara 0 sampai dengan 1 berarti dari tidak tersaturutasi (keabuan) sampai tersaturisasi penuh (tidak putih) [6]. Nilai *value* atau *brightness* antara 0 sampai dengan 1 berarti warna semakin cerah.

Nilai HSV yang dijadikan tolak ukur dalam penelitian ini dilakukan tahap normalisasi ke dalam angka yang lebih sederhana. Hal ini bertujuan untuk mempersingkat waktu komputasi, namun tidak mengurangi akurasi pencarian secara signifikan [6]. Warna HSV didapatkan dengan melakukan konversi warna dari RGB ke HSV. Berikut merupakan persamaan yang digunakan untuk melakukan konversi citra RGB (*Red, Green, Blue*) menjadi citra HSV (*Hue, Saturation, Value*).

$$H = \tan \left[\frac{3(G - B)}{(G - B) + (R - B)} \right] \quad (4)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{V} \quad (5)$$

$$V = \frac{R + G + B}{3} \quad (6)$$

Pada persamaan 4 sampai 6 apabila nilai $S=0$ maka nilai H tidak dapat ditentukan, untuk itu diperlukan normalisasi RGB terlebih dahulu dengan rumus 1 sampai dengan 3. Setelah nilai normalisasi RGB (*Red, Green, Blue*) selesai, maka citra akan dikonversi menjadi citra HSV (*Hue, Saturation, Value*). Persamaan yang digunakan untuk transformasi RGB ke HSV sebagai berikut:

$$v = \max(r, g, b) \quad (7)$$

$$S = \begin{cases} 0 & , \text{jika } v = 0 \\ 1 - \frac{\min(R, G, B)}{v} & , \text{jika } v > 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$H = \begin{cases} 0 & , \text{Jika } S = 0 \\ 60^\circ * \frac{(g - b)}{s * v} & , \text{Jika } V = r \\ 60^\circ * \left[2 + \frac{b - r}{s * v} \right] & , \text{Jika } V = g \\ 60^\circ * \left[4 + \frac{r - g}{s * v} \right] & , \text{Jika } V = b \end{cases} \quad (9)$$

$$H = H + 360 \quad \text{jika } H < 0 \quad (2.10) \quad (10)$$

Keterangan rumus:

V = nilai maksimum (r,g,b)

S = nilai *Saturation*

H = nilai *Hue*

K-Fold Cross Validation

Estimasi rotasi atau *cross validation* merupakan suatu teknik validasi model untuk menilai bagaimana hasil statistik analisis akan menggeneralisasi kumpulan data independen. *Cross validation* utamanya digunakan untuk memprediksi model dan memperkirakan seberapa besar akurat sebuah model prediktif ketika dijalankan dalam praktik yang sebenarnya. Salah satu teknik dari *cross validation* adalah *K-Fold Cross Validation*, yang melakukan pemecahan data menjadi k bagian set data dengan ukuran yang sama. Penggunaan *K-Fold Cross Validation* untuk menghilangkan bias pada data. Pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak k kali. Pada percobaan pertama, subset $S1$ dijadikan sebagai data pengujian dan subset lainnya dijadikan sebagai data pelatihan, pada percobaan kedua subset $S1, S3, \dots, Sk$ menjadi data pelatihan dan $S2$ menjadi data pengujian, dan seterusnya [5].

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma KNN adalah salah satu algoritma untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran atau data latih yang jarak ketetanggaannya paling dekat atau memiliki persamaan ciri paling banyak dengan objek tersebut. Dekat atau jauhnya tetangga umumnya dihitung dengan rumus jarak Euclidean. Algoritma KNN sederhana dan dapat memberikan nilai akurasi yang baik terhadap hasil klasifikasi.

$$d(i, j) = \sqrt{|x_{i1} - x_{j1}|^2 + |x_{i2} - x_{j2}|^2 + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|^2} \quad (11)$$

Dalam algoritma KNN, nilai *neighbor* (*K*) yang terbaik bergantung pada jumlah data latih. Nilai *neighbor* (*K*) yang terbaik tidak diukur dari besar atau kecilnya nilai *k* [3]. Berikut ini merupakan tahapan-tahapan untuk menghitung algoritma KNN:

1. Menentukan nilai *k*.
2. Menghitung kuadrat jarak *euclid* (*query instance*) masing-masing objek terhadap data latih (*training*).
3. Mengurutkan objek-objek tersebut ke dalam kelompok yang mempunyai jarak *euclid* terkecil.
4. Mengumpulkan label *class* *Y* (Klasifikasi *K-Nearest Neighbor*).

Evaluasi sistem

Evaluasi sistem dilakukan dengan mengevaluasi hasil berdasarkan pemodelan yang sudah diterapkan. Tahap ini dilakukan dengan melakukan pengujian akurasi berdasarkan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). Besar akurasi dapat dihitung dengan persamaan:

$$Akurasi = \frac{\sum \text{data benar}}{n} \times 100\% \quad (12)$$

Keterangan:

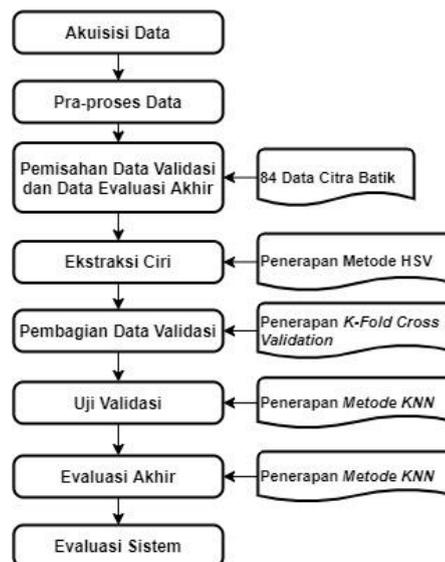
Akurasi : Akurasi uji

\sum data benar : Jumlah benar dalam sampel uji

n : Banyaknya jumlah sampel uji

Metode Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.



Gambar. 1. Alur Penelitian

1. Akuisisi Data

Dilakukan pengumpulan dan akuisisi data dengan tujuan untuk mendapatkan data serta informasi yang berkaitan dengan penelitian ini yaitu batik. Teknik pengumpulan data yang dilakukan meliputi yang pertama observasi yaitu pengambilan data dengan melakukan observasi secara langsung ke lapangan yang diambil dari tempat *workshop* dan *galery* Seraci Batik Betawi yang di Bekasi, Jawa Barat dan yang kedua dokumentasi yaitu data akan dijadikan dokumen yang berkaitan dengan penelitian, yaitu foto batik dengan pewarna alami dan foto batik dengan pewarna sintetis.

2. Pra-proses

Pra-proses data yang dilakukan yaitu dengan mengubah ukuran piksel citra dari ukuran awal 3376×3000 piksel menjadi ukuran 562×500 piksel. Pra-proses dilakukan dengan tujuan untuk menyelaraskan seluruh citra menjadi ukuran yang sama sehingga memudahkan dan mempercepat dalam proses ekstraksi ciri citra.



Gambar. 2. Diagram alir pra-proses data

3. Pemisahan Data Validasi dan Data Evaluasi Akhir

Semua data yang dimiliki yaitu sejumlah 84 data citra batik akan dipisah menjadi dua bagian data, yaitu data validasi dan data evaluasi akhir dengan jumlah yaitu 80 data untuk data validasi untuk digunakan pada tahap uji validasi dan 4 data untuk data evaluasi akhir untuk digunakan pada tahap evaluasi akhir.

4. Ekstraksi Ciri HSV

Pada tahap ekstraksi ciri dilakukan untuk menunjukkan ciri dari citra yang kemudian digunakan pada saat proses klasifikasi, ciri yang ditunjukkan pada penelitian ini adalah ciri warna dari batik, ekstraksi dilakukan dengan melakukan normalisasi RGB pada citra kemudian dikonversi menjadi citra HSV dengan menggunakan metode *Hue, Saturation, Value* (HSV).



Gambar. 3. Diagram alir ekstraksi ciri HSV

5. Pembagian Data Validasi

Pada tahap pembagian data validasi 80 data validasi yang sudah diekstraksi ciri kemudian dilakukan pembagian kembali menjadi data latih dan data uji menggunakan teknik pembagian data *K-Fold Cross Validation* yang hasilnya untuk digunakan pada tahap uji validasi.



Gambar. 4. Diagram alir pembagian data validasi dengan *K-Fold Cross Validation*

6. Uji Validasi

Tahap uji validasi adalah proses klasifikasi yang dilakukan setelah nilai pada tahap ekstraksi ciri telah didapatkan dengan mengklasifikasikan data validasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Tahap uji validasi dilakukan dengan tujuan mendapatkan model yang memiliki nilai akurasi paling tinggi yang kemudian model tersebut akan dipilih menjadi data latih yang akan digunakan pada tahap evaluasi akhir.



Gambar. 5. Diagram alir uji validasi

7. Evaluasi Akhir

Evaluasi akhir merupakan tahap klasifikasi yang dilakukan dengan melakukan uji data evaluasi akhir menggunakan data *training* (latih) yang didapatkan dari model yang memiliki nilai akurasi paling tinggi saat tahap uji validasi, tahap ini akan dilakukan klasifikasi dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) akan mengklasifikasikan citra uji ke dalam ruang dengan jumlah data paling banyak dari data tersebut. Tahap evaluasi akhir dilakukan dengan tujuan untuk mendapatkan hasil akhir dalam melakukan identifikasi citra batik pewarna alami dan citra batik pewarna sintetis.



Gambar. 6. Diagram alir evaluasi akhir

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Penelitian ini terdapat total 84 data citra batik yang dikelola menjadi dua golongan yaitu batik dengan pewarna alami sebanyak 42 data dan batik dengan pewarna sintetis sebanyak 42 data, pengambilan dilakukan secara langsung dengan memotret kain batik yang tersedia menggunakan kamera digital Fujifilm X-A3 dengan jarak pengambilan 30 cm dari atas objek kain batik yang kemudian data tersebut diberi label sesuai dengan golongan masing-masing, yaitu BA untuk batik dengan pewarna alami dan BS untuk batik dengan pewarna sintetis.

Pra-proses Data

84 data citra batik diproses dengan mengubah ukuran piksel citra yaitu dari ukuran awal 3376×3000 piksel menjadi ukuran 562×500 piksel. Pra-proses dilakukan dengan tujuan untuk mempercepat proses komputasi yang dilakukan oleh sistem pada proses ekstraksi ciri sehingga dapat memberikan efisiensi waktu pemrosesan.

Hasil Pemisahan Data Validasi dan Data Evaluasi Akhir

Seluruh 84 data citra yang telah di-*resize* ukuran pikselnya pada tahap pra-proses akan dipisah menjadi dua bagian yaitu data validasi dan data evaluasi akhir dengan rincian dari 84 data citra batik, sebanyak 80 data citra batik untuk digunakan pada proses validasi, dan 4 data citra batik untuk digunakan sebagai data pada proses evaluasi akhir. Berikut merupakan hasil pemisahan data yang ditunjukkan pada Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar. 7. Sebagian Data Validasi yang akan digunakan pada tahap uji validasi



Gambar. 8. Data Evaluasi Akhir yang akan digunakan sebagai data uji pada tahap evaluasi akhir

Hasil Ekstraksi Ciri HSV

Setelah total 84 data citra batik yang terdiri dari golongan batik pewarna alami dan batik pewarna sintetis yang dipisah menjadi data validasi dan data evaluasi akhir diekstraksi ciri dengan metode HSV, didapatkan enam nilai sebagai ciri citra batik yaitu nilai ciri pada *layer* merah, hijau, biru (RGB) dan nilai ciri pada *layer hue, saturation, value* (HSV). Berikut merupakan hasil ekstraksi ciri HSV pada data citra batik.

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Ciri HSV Data Validasi

Citra Ke-	Kelas	R	G	B	H	S	V
1	0	0.5728	0.4582	0.4188	0.0426	0.2688	0.5728
2	0	0.6166	0.6596	0.6857	0.5629	0.1008	0.6857
3	0	0.4577	0.4873	0.4950	0.5346	0.0754	0.4950
4	0	0.5701	0.5691	0.5739	0.7019	0.0084	0.5739
5	0	0.4356	0.4475	0.4509	0.5366	0.0340	0.4509
...
80	1	0.7393	0.3618	0.3723	0.9954	0.5105	0.7393

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Ciri HSV Data Evaluasi Akhir

Citra Ke-	Kelas	R	G	B	H	S	V
1	0	0.4433	0.5136	0.5572	0.5639	0.2044	0.5572
2	0	0.4668	0.5053	0.5228	0.5521	0.1072	0.5228

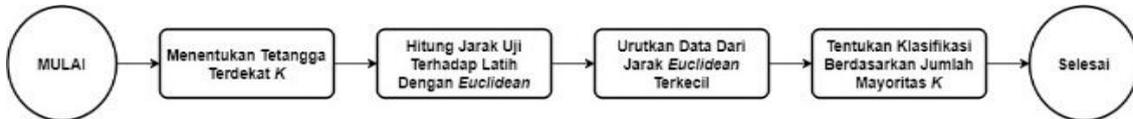
3	0	0.3554	0.4160	0.5535	0.6157	0.3579	0.5535
4	0	0.5639	0.6287	0.6637	0.5585	0.1503	0.6637

Pembagian Data Validasi

Data validasi sejumlah 80 yang sudah diekstraksi akan dipecah lagi menjadi data *training* (latih) dan data *testing* (uji) untuk digunakan pada tahap uji validasi. Data tersebut akan dibagi dengan metode *K-Fold Cross Validation* dan menggunakan nilai $K\text{-Fold} = 10$, sehingga pada penelitian ini digunakan metode *10-Fold Cross Validation*. Dalam *10-Fold Cross Validation*, dari 80 data akan diacak dan dipecah menjadi 10 bagian (*fold*) yang berisi 8 data setiap bagian (*fold*), setiap bagian (*fold*) akan dibentuk sesuai prinsip dari *10-Fold Cross Validation* yaitu 1:9 yang dimulai dari bagian (*fold*) ke-1 dengan menjadikan bagian (*fold*) ke-1 sebagai data *testing* (uji) dan 9 bagian (*fold*) lainnya akan menjadi data *training* (latih), proses pembagian akan terus dilakukan sampai bagian (*fold*) ke-10 menjadi data uji validasi (*testing*). Sehingga dengan cara tersebut 10 bagian (*fold*) tersebut dapat berkesempatan untuk menjadi data latih dan uji validasi dalam proses validasi.

Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)

Tahapan klasifikasi terdapat uji validasi dan evaluasi akhir dengan melakukan pengujian dengan algoritma KNN (*K-Nearest Neighbor*). Tahap uji validasi dilakukan dengan klasifikasi sebanyak 10 kali terhadap setiap *fold* yang telah dipartisi sebelumnya dengan tujuan untuk mengetahui akurasi terbaik. Setelah uji validasi selanjutnya dilakukan proses evaluasi akhir, proses evaluasi akhir bertujuan untuk mendapatkan nilai akurasi akhir yang dilakukan dengan klasifikasi sebanyak 1 kali dengan menguji data evaluasi akhir terhadap data latih yang dipilih dari *fold* yang memiliki nilai akurasi tertinggi saat proses uji validasi. Dalam klasifikasi jenis batik alami dan batik sintesis, akan diuji setiap nilai K (KNN) dari nilai $K=1$, nilai $K=3$, nilai $K=5$, nilai $K=7$, dan nilai $K=9$, penggunaan beberapa nilai K (KNN) ini untuk membandingkan hasil akurasi dari setiap K (KNN) pada saat uji validasi maupun evaluasi akhir untuk mengetahui hasil yang paling optimal di antara setiap nilai K (KNN) tersebut. Berikut merupakan alur proses klasifikasi menggunakan algoritma KNN.



Gambar. 9. Diagram Alir Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Data hasil ekstraksi ciri yang telah dibagi menjadi data validasi dengan partisi 10-*fold* dan data evaluasi akhir dapat ditentukan kelas aslinya dengan alur pada Gambar 9. Setelah proses klasifikasi pada proses validasi dan evaluasi akhir selesai dapat dihitung nilai akurasi. Berikut merupakan hasil klasifikasi pada proses uji validasi dan proses evaluasi akhir dengan nilai $K=1$, nilai $K=3$, nilai $K=5$, nilai $K=7$, dan nilai $K=9$.

Hasil Uji Validasi

Tabel 4. Hasil Uji Validasi

Nilai K (<i>neighbor</i>)	Uji <i>Fold</i> ke-	Akurasi
$K = 1$	<i>Fold</i> ke-1	100%
	<i>Fold</i> ke-2	75%
	<i>Fold</i> ke-3	75%
	<i>Fold</i> ke-4	87,5%
	<i>Fold</i> ke-5	75%
	<i>Fold</i> ke-6	100%
	<i>Fold</i> ke-7	87,5%
	<i>Fold</i> ke-8	87,5%
	<i>Fold</i> ke-9	100%
	<i>Fold</i> ke-10	100%
$K = 3$	<i>Fold</i> ke-1	75%
	<i>Fold</i> ke-2	75%
	<i>Fold</i> ke-3	75%
	<i>Fold</i> ke-4	75%

	<i>Fold ke-5</i>	75%
	<i>Fold ke-6</i>	100%
	<i>Fold ke-7</i>	75%
	<i>Fold ke-8</i>	87,5%
	<i>Fold ke-9</i>	50%
	<i>Fold ke-10</i>	87,5%
$K = 5$	<i>Fold ke-1</i>	62,5%
	<i>Fold ke-2</i>	50%
	<i>Fold ke-3</i>	87,5%
	<i>Fold ke-4</i>	75%
	<i>Fold ke-5</i>	87,5%
	<i>Fold ke-6</i>	87,5%
	<i>Fold ke-7</i>	75%
	<i>Fold ke-8</i>	87,5%
$K = 7$	<i>Fold ke-9</i>	50%
	<i>Fold ke-10</i>	75%
	<i>Fold ke-1</i>	62,5%
	<i>Fold ke-2</i>	50%
	<i>Fold ke-3</i>	87,5%
	<i>Fold ke-4</i>	75%
	<i>Fold ke-5</i>	87,5%
	<i>Fold ke-6</i>	100%
$K = 9$	<i>Fold ke-7</i>	75%
	<i>Fold ke-8</i>	87,5%
	<i>Fold ke-9</i>	62,5%
	<i>Fold ke-10</i>	75%
	<i>Fold ke-1</i>	62,5%
	<i>Fold ke-2</i>	62,5%
	<i>Fold ke-3</i>	75%
	<i>Fold ke-4</i>	75%
<i>Fold ke-5</i>	87,5%	
<i>Fold ke-6</i>	100%	
<i>Fold ke-7</i>	75%	
<i>Fold ke-8</i>	75%	
<i>Fold ke-9</i>	75%	
<i>Fold ke-10</i>	75%	

Tabel 5. *Fold* Akurasi Tertinggi Tahap Uji Validasi

Nilai K (<i>neighbor</i>)	<i>Fold</i> Dengan Nilai Akurasi Tertinggi	Akurasi
$K = 1$	<i>Fold ke-1</i>	100%
	<i>Fold ke-6</i>	100%
	<i>Fold ke-9</i>	100%
	<i>Fold ke-10</i>	100%
$K = 3$	<i>Fold ke-6</i>	100%
$K = 5$	<i>Fold ke-3</i>	87,5%
	<i>Fold ke-5</i>	87,5%
	<i>Fold ke-6</i>	87,5%
	<i>Fold ke-8</i>	87,5%
$K = 7$	<i>Fold ke-6</i>	100%
$K = 9$	<i>Fold ke-6</i>	100%

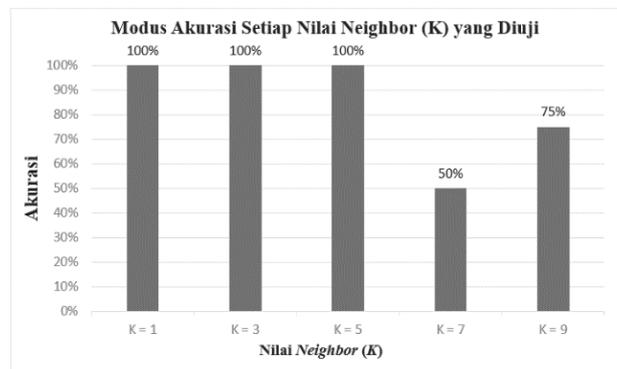
Berdasarkan tabel 5 untuk uji validasi setiap nilai $K=1$, $K=3$, $K=5$, $K=7$, dan $K=9$ dapat disimpulkan bahwa *fold ke-6* selalu menjadi *fold* dengan nilai akurasi tertinggi, sehingga pada tahap evaluasi akhir *fold ke-6* akan dipilih sebagai data latih (*training*). Berikut merupakan hasil evaluasi akhir.

Hasil Evaluasi Akhir

Tabel 6. Hasil Evaluasi Akhir

Nilai K (<i>Neighbor</i>)	Uji dengan <i>fold</i> ke-	Citra Ke-	Kelas Asli	Prediksi	Keterangan	Akurasi
K = 1	Fold ke- 6	1	Alami	Alami	Benar	100%
		2	Alami	Alami	Benar	
		3	Sintetis	Sintetis	Benar	
		4	Sintetis	Sintetis	Benar	
K = 3	Fold ke- 6	1	Alami	Alami	Benar	100%
		2	Alami	Alami	Benar	
		3	Sintetis	Sintetis	Benar	
		4	Sintetis	Sintetis	Benar	
K = 5	Fold ke- 6	1	Alami	Alami	Benar	100%
		2	Alami	Alami	Benar	
		3	Sintetis	Sintetis	Benar	
		4	Sintetis	Sintetis	Benar	
K = 7	Fold ke- 6	1	Alami	Sintetis	Salah	50%
		2	Alami	Alami	Benar	
		3	Sintetis	Sintetis	Benar	
		4	Sintetis	Alami	Salah	
K = 9	Fold ke- 6	1	Alami	Alami	Benar	75%
		2	Alami	Alami	Benar	
		3	Sintetis	Sintetis	Benar	
		4	Sintetis	Alami	Salah	

Berdasarkan tabel 6 pengujian data evaluasi akhir dengan data latihan *fold* ke-6 mendapatkan nilai akurasi sebesar 100% pada nilai K=1, nilai K=3, dan nilai K=5.



Gambar. 10. Grafik Modus Akurasi Setiap Nilai K yang Diuji

Hasil dari evaluasi sistem pada Gambar 10 menunjukkan nilai akurasi yang didapatkan dari hasil evaluasi akhir dengan nilai *neighbor* (K) dari nilai K = 1, nilai K = 3, nilai K = 5, nilai K = 7, dan nilai K = 9 mendapatkan hasil optimal saat pengujian pada nilai K = 1, nilai K = 3, dan nilai K = 5 dengan tingkat akurasi sebesar 100%.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) mampu mengidentifikasi jenis batik pewarna alami dan batik pewarna sintetis menggunakan citra yang diklasifikasi berdasarkan nilai ciri warna, algoritma KNN dengan nilai *neighbor* K=1, nilai K=3, dan nilai K=5 dapat mengklasifikasi citra batik dengan tingkat akurasi 100%
2. Nilai *neighbor* (K) yang lebih besar dari 5 akan terjadi penurunan akurasi, hal ini ditunjukkan pada nilai K=7 dengan nilai akurasi sebesar 50% dan nilai K=9 dengan nilai akurasi sebesar 75%

3. Teknik pengambilan foto citra yang meliputi kamera untuk memotret, jarak pengambilan foto objek terhadap kamera, resolusi foto yang digunakan, serta tingkat pencahayaan sangat mempengaruhi hasil pengelompokan citra batik.

Referensi

- [1] C. N. Prabiantissa, A. R. T. H. Ririd, and R. A. Asmara, "Sistem Identifikasi Batik Alami Dan Batik Sintetis Berdasarkan Karakteristik Warna Citra Dengan Metode K-Means Clustering," *J. Inform. Polinema*, vol. 3, no. 2, p. 26, 2017, doi: 10.33795/jip.v3i2.10.
- [2] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi Offset, 2002.
- [3] D. Syahid, Jumadi, and D. Nursantika, "Sistem Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Daun Philodendron Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Berdasarkan Nilai Hue, Saturation, Value (HSV)," *J. Online Inform.*, vol. 1, no. 1, p. 20, 2016, doi: 10.15575/join.v1i1.6.
- [4] K. Ch, R. B. Prabhakara, and D. Govardhan, "Image Retrieval based on color and texture features of the image sub-blocks," *Int. J. Comput. Appl.*, 2011.
- [5] M. Bramer, *Principles of Data Mining*. Springer-Verlag London, 2007.
- [6] M. D. Agaputra, K. R. R. Wardan, and E. Siswanto, "Pencarian Citra Digital Berbasis Konten dengan Ekstraksi Fitur HSV, ACD, dan GLCM," *J. Telemat.*, vol. 8, no. 2, pp. 8–13, 2013.
- [7] R. C. Gonzales and R. E. Wood, *Digital Image Processing*. New Jersey: Prentice-Hall, Inc, 2002.
- [8] S. Susanto, *Kerajinan Batik Indonesia*. Jakarta: Departemen Perindustrian, 1973.
- [9] T. Lee, B. Sci, and Counsel, "The Food From Hell Food Colouring," *The Internet Journal of Toxicology.*, vol. Vol. 2, No, 2005.