

Ekstraksi Ciri pada Klasifikasi Citra Batik menggunakan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, *Local Binary Pattern*, dan *HSV Color Moment*

Amar Ikhsat Nurulrachman¹, Randy Cahya Wihandika², Putra Pandu Adikara³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹amarikhbat@student.ub.ac.id, ²rendicahya@ub.ac.id, ³adikara.putra@ub.ac.id

Abstrak

Salah satu bentuk seni yang diwariskan oleh leluhur bangsa Indonesia adalah batik, batik pada setiap daerah di Indonesia memiliki warna dan motif yang beraneka ragam. Keanekaragaman warna dan motif batik menyebabkan banyak masyarakat Indonesia kesulitan untuk mengetahui batik jenis batik yang mereka pakai. Setiap batik memiliki corak, setiap corak memiliki tekstur. Tekstur dan warna menjadi elemen pembeda antara batik satu dengan batik lainnya, keduanya merupakan bentuk dari ekstraksi ciri yang dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan batik yang memiliki corak serupa. Pada penelitian ini kombinasi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, *Local Binary Pattern*, dan *HSV Color Moment* digunakan untuk memperoleh ciri tekstur dan ciri warna dari citra batik, sedangkan *K-Nearest Neighbor* digunakan untuk mengklasifikasikan citra batik. Hasil pengujian pada skenario penggunaan kombinasi ciri yang berbeda, kombinasi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, *Local Binary Pattern*, dan *HSV Color Moment* menggunakan 200 *dataset* citra batik yang terdiri dari 10 kelas batik, memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0,29 pada nilai ketetanggaan $K=5$, di sisi lain, pada skenario pengujian penggunaan jumlah kelas yang berbeda, nilai akurasi tertinggi diperoleh ketika menggunakan 5 kelas yang setiap kelas terdiri dari 10 citra batik, nilai akurasinya sebesar 0,68 pada nilai ketetanggaan $K=4$.

Kata kunci: *Citra, Batik, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern, HSV Color Moment, K-Nearest Neighbor*

Abstract

One form of art passed down by the ancestors of the Indonesian nation is batik, batik in every region in Indonesia has a variety of colors and motifs. The diversity of colors and motifs of batik makes it difficult for many Indonesians to know the type of batik they are wearing. Every batik has a pattern, every pattern has a texture. Texture and color are the distinguishing elements between one batik and another, both are forms of feature extraction that can be used to group batiks that have similar patterns. In this study, a combination of Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern, and HSV Color Moment features was used to obtain texture and color characteristics from batik images, while K-Nearest Neighbor was used to classify batik images. Test results on scenarios using different feature combinations, a combination of features Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern, and HSV Color Moment using 200 batik image datasets consisting of 10 batik classes, obtain the highest accuracy value of 0.29 on the neighbor value $K=5$, on the other hand, in the test scenario using a different number of classes, the highest accuracy value is obtained when using 5 classes, each class consisting of 10 batik images, the accuracy value is 0.68 at the neighbor value $K = 4$.

Keywords: *Image, Batik, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern, HSV Color Moment, K-Nearest Neighbor*

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara di dunia yang kaya akan seni dan budaya, dari Sabang hingga Merauke, setiap daerah memiliki seni dan budaya yang beraneka ragam. Salah

satu bentuk seni yang merupakan warisan leluhur bangsa Indonesia adalah batik, batik tidak hanya dikenal oleh bangsa Indonesia semata, batik diakui UNESCO sebagai warisan budaya lingkup internasional. Batik pada setiap daerah di Indonesia memiliki warna dan motif

yang beraneka ragam. Sejalan dengan berkembangnya industri batik di beberapa daerah, membuat keberagaman pola batik semakin meningkat.

Seiring berkembangnya zaman, seni batik makin berevolusi, sebelumnya batik hanya dibuat sebagai pakaian formal, sekarang menjadi pakaian kasual. Poin ini didukung oleh kenyataan bahwa batik banyak diproduksi dalam bentuk pakaian, helm, sepatu, dompet dan masih banyak yang lainnya. Banyak masyarakat modern Indonesia tidak dapat mengenali jenis batik yang mereka pakai (Agastya & Setyanto, 2018). Keanekaragaman motif dan warna batik yang ada di Indonesia mengakibatkan batik sulit untuk diketahui jenisnya (Sholihin et al., 2017). Salah satu cara untuk mengetahui jenis dari batik tertentu yaitu dengan menggunakan mesin pencarian yang masukannya berupa teks maupun gambar, namun pada kenyataannya cara itu dirasa kurang efisien, karena nama citra kerap tidak merepresentasikan citra itu sendiri (Karimah et al., 2015).

Citra secara visual dapat dikenali berdasarkan ciri yang dimilikinya, informasi yang detail terkait kelas dari sebuah citra dapat diperoleh dengan pemilihan ciri yang tepat. Ciri tekstur, ciri warna dan ciri bentuk merupakan macam ciri yang sering digunakan untuk ekstraksi ciri dari sebuah citra (Sholihin et al., 2017). Setiap batik memiliki corak, setiap corak memiliki tekstur. Tekstur dan warna menjadi elemen pembeda antara batik satu dengan batik lainnya, keduanya merupakan bentuk dari ekstraksi ciri yang dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan batik yang memiliki corak serupa.

Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan terkait ekstraksi ciri batik, baik untuk deteksi maupun untuk klasifikasi. Penelitian yang dilakukan (Andono & Rachmawanto, 2020) menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP) untuk ekstraksi ciri citra batik, nilai akurasi tertinggi yang didapatkan sebesar 100%, sedangkan nilai akurasi terendah yang didapatkan sebesar 75%. Penelitian terkait dilakukan oleh (Karimah et al., 2015), Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan *euclidean distance* digunakan untuk perancangan aplikasi pencarian Batik Besurek. Hasil evaluasi menunjukkan pencarian Batik Besurek dengan 1 motif mendapatkan presisi sebesar 77%, sedangkan ketika lebih dari satu motif mendapatkan presisi 82%. Penelitian lain

dilakukan oleh (Amanullah et al., 2018) yang membandingkan metode Discrete Wavelet Transform (DWT) dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dengan Discrete Wavelet Transform (DWT), Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), dan Local Binary Pattern (LBP) untuk deteksi citra batik. Hasil pengujian menunjukkan penambahan LBP pada DWT dan GLCM memperoleh hasil klasifikasi yang lebih baik, dibandingkan dengan ketika tanpa LBP, akurasi yang tertinggi dicapai sebesar 74%, sedangkan ketika tanpa LBP akurasi tertinggi sebesar 68%. (Kurniawardhani et al., 2014) melakukan penelitian tentang klasifikasi Batik Kudus menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Nilai akurasi tertinggi yang diperoleh dari pengujian sebesar 97% pada nilai K=1, sedangkan nilai akurasi terendah pada nilai K=7 sebesar 91%. Penelitian lain dilakukan oleh (Sholihin et al., 2017) terkait klasifikasi citra Batik Lamongan yang membandingkan metode ekstraksi ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dengan HSV Color Moment. Hasilnya, nilai akurasi tertinggi yang diperoleh dari penggunaan metode ekstraksi ciri GLCM sebesar 80,5%, sedangkan nilai akurasi tertinggi yang diperoleh dari penggunaan HSV Color Moment sebesar 84,4%.

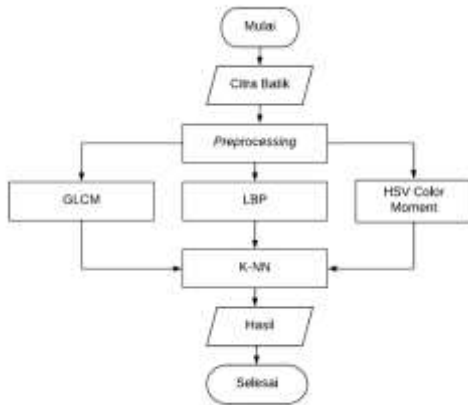
Berdasarkan permasalahan dan penggunaan metode oleh peneliti terdahulu, maka penelitian ini mengimplementasikan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP) untuk ekstraksi ciri tekstur, HSV Color Moment untuk ekstraksi ciri warna, sedangkan metode K-Nearest Neighbor untuk mengklasifikasikan citra batik.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data citra batik yang diperoleh dari sumber internet: <https://www.kaggle.com/dionisiusdh/indonesian-batik-motifs>. Total data citra batik yang digunakan untuk penelitian ini sebanyak 200 citra yang terdiri dari 20 kelas, setiap kelas terdapat 10 citra batik.

Gambar 1. Merupakan diagram alir dari sistem yang akan dibuat. masukan dari sistem berupa *dataset* citra batik. Kemudian dilakukan tahap *preprocessing* yang didalamnya terdapat proses *resizing*, konversi *grayscale*, dan konversi HSV. Tahap Selanjutnya, data diolah dengan GLCM dan LBP untuk mendapatkan ciri tekstur, HSV

Color Moment untuk mendapatkan ciri warna. Setelah diperoleh seluruh ciri yang dibutuhkan, dilakukan proses klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor (K-NN), keluarannya berupa kelas hasil klasifikasi untuk citra batik.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

2.1. Batik

Kata “batik” berasal dari Bahasa Jawa yaitu “ngembat” yang artinya menulis dan “titik” yang artinya titik (Kurniawardhani et al., 2014).

2.2. Preprocessing

Preprocessing merupakan algoritma yang kerap digunakan untuk peningkatan kualitas citra, juga peningkatan efisiensi komputasi pada proses berikutnya (Mustafah et al., 2012).

2.3. Konversi Grayscale

Grayscale adalah salah satu bentuk konversi warna dari format warna red, green, blue (RGB) atau format warna lainnya, menjadi skala abu-abu (Grayscale). Pada dasarnya grayscale menyederhanakan informasi warna pada citra (Vyas et al., 2018). Rumus grayscale dengan metode Luminosity dituliskan pada persamaan (1).

$$g = (0,21 \times R) + (0,71 \times G) + (0,07 \times B) \quad (1)$$

Keterangannya:

- g : nilai keabuan (grayscale).
- R : nilai piksel R (red).
- G : nilai piksel G (green).
- B : nilai piksel B (blue).

2.4. Konversi HSV

HSV merupakan akronim dari hue, saturation, dan value. Hue (H) mengindikasikan perbedaan antara warna, seperti warna hijau,

oranye, merah dan lain sebagainya. Saturation (S) menunjukkan tingkat kedalaman suatu warna, contohnya warna biru dapat dikelompokkan menjadi biru cerah dan biru gelap. Value (V) menggambarkan tingkat kecerahan dan kegelapan suatu warna (Junhua & Jing, 2012). Rumus konversi warna dari RGB ke HSV pada persamaan (2), persamaan (3), persamaan (4), persamaan (5), dan persamaan (6).

$$r = \frac{R}{R+B+G}, g = \frac{G}{R+G+B}, b = \frac{B}{R+G+B} \quad (2)$$

$$V = \max(r, g, b) \quad (3)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{jika } V = 0 \\ \frac{(r,g,b) - \min(r,g,b)}{\max(r,g,b)}, & \text{jika } V > 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$H = \begin{cases} 0, & \text{jika } S = 0 \\ 60 * \frac{(g-b)}{(ma(r,g,b) - (r,g,b))}, & \text{jika } V = g \\ 120 + 60 * \frac{(b-r)}{(ma(r,g,b) - (r,g,b))}, & \text{jika } V = b \\ 240 + 60 * \frac{(r-g)}{(ma(r,g,b) - (r,g,b))}, & \text{jika } V = r \end{cases} \quad (5)$$

$$H = H + 360, \text{ jika } H < 0 \quad (6)$$

Nilai-nilai dari HSV dikonversikan sesuai dengan tipe data tujuan, untuk citra 8-bit konversi nilainya antara lain:

$$V = V * 255 \quad (7)$$

$$S = S * 255 \quad (8)$$

$$H = H/2 \quad (9)$$

Keterangan:

- R : nilai pada piksel merah
- G : nilai pada piksel hijau
- B : nilai pada piksel biru
- H : nilai pada piksel hue
- S : nilai pada piksel saturation
- V : nilai pada piksel value

2.5. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dapat diartikan sebagai suatu proses pengambilan nilai ciri pada sebuah citra. Nilai ciri yang diambil nantinya akan digunakan dalam fase pelatihan. Ekstraksi ciri memiliki peranan penting untuk mengenali objek masukan pada proses pelatihan. Ekstraksi ciri terdapat beberapa macam, antara lain: ciri tekstur, ciri warna, dan ciri bentuk (Sutarno et al., 2017).

2.6. Gray Level Co-Occurrence Matrix

Gray Level Co-Occurrence Matrix

(GLCM) merupakan matriks berbentuk persegi yang panjang sisinya adalah nilai maksimum dari matriks *grayscale*. Matrix GLCM berisi nilai-nilai probabilitas yang tersusun atas nilai suatu piksel dengan nilai piksel tetangganya pada matriks *grayscale*. Masing-masing nilai dibatasi oleh jarak d dan orientasi sudut θ tertentu (Amanullah et al., 2018). Alur perhitungan GLCM antara lain:

1. Menentukan panjang baris dan kolom matriks *co-occurrence* berdasarkan nilai tertinggi pada matriks citra masukan.
2. Menghitung nilai probabilitas yang ada pada matriks citra, antara suatu indeks dengan tetangganya. Hasilnya, dimasukkan kepada matriks *co-occurrence* pada indeks sesuai nilai pada indeks matriks *grayscale*.
3. Dilakukan proses *transpose* pada matriks *co-occurrence*.
4. Dilakukan penambahan antara matriks hasil *transpose* dengan matriks *co-occurrence*.
5. Dilakukan normalisasi terhadap matriks hasil penambahan.

beberapa nilai yang dapat diekstrak dari matriks *co-occurrence* antara lain:

- a. Kontras
Rumus perhitungan nilai kontras terdapat pada persamaan (10).

$$Kontras = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i,j) \quad (10)$$

Keterangan:

$P(i, j)$: elemen matriks *co-occurrence* baris (i) dan kolom (j).

- b. Korelasi
Rumus perhitungan nilai korelasi terdapat pada persamaan (11).

$$Korelasi = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)P(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \quad (11)$$

$$\mu_i = \sum_i i \sum_j j iP(i,j) \quad (12)$$

$$\mu_j = \sum_j j \sum_i iP(i,j) \quad (13)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i i \sum_j j (i - \mu_i)^2 P(i,j)} \quad (14)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_j j \sum_i i (j - \mu_j)^2 P(i,j)} \quad (15)$$

Keterangan:

$P(i, j)$: elemen matriks *co-occurrence* baris (i) dan kolom (j).

μ_i, μ_j = nilai rata-rata pada baris dan kolom matriks

σ_i, σ_j : standar deviasi pada baris dan kolom

matriks.

- c. Energi
Rumus perhitungan nilai energi terdapat pada persamaan (16).

$$Energi = \sum_{i,j} P(i,j)^2 \quad (16)$$

Keterangan:

$P(i, j)$: elemen matriks *co-occurrence* baris (i) dan kolom (j).

- d. Homogenitas
Rumus perhitungan nilai homogenitas terdapat pada persamaan (17).

$$Homogenitas = \sum_i i \sum_j j \frac{P(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (17)$$

Keterangan:

$P(i, j)$: elemen matriks *co-occurrence* baris (i) dan kolom (j).

- e. Entropi
Rumus perhitungan nilai entropi pada persamaan (18).

$$Entropi = \sum_{i,j} -P(i,j) \log P(i,j) \quad (18)$$

Keterangan:

$P(i, j)$: elemen matriks *co-occurrence* baris (i) dan kolom (j).

- f. Dissimilarity
Rumus perhitungan nilai *dissimilarity* terdapat pada persamaan (19).

$$Dissimilarity = \sum_{i,j} |i - j| P(i,j) \quad (19)$$

Keterangan:

$P(i, j)$: elemen matriks *co-occurrence* baris (i) dan kolom (j).

2.7. Color Moment

Color moment berfungsi untuk mendapatkan kemiripan warna dari sebuah citra, nilai kemiripan tersebut dijadikan perbandingan dengan citra pada data latih. Color moments mengibaratkan persebaran warna pada sebuah citra sebagai persebaran probabilitas (Halim et al., 2013). Beberapa nilai yang dihitung pada Color Moment antara lain:

- a. Mean

Perhitungan nilai *mean* pada persamaan (20).

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij} \quad (20)$$

Keterangan:

- μ : nilai rata-rata(mean).
- x_{ij} : elemen indeks baris i , indeks kolom j .
- M : nilai baris matriks.
- N : nilai kolom matriks.

- b. Standar Deviasi
Perhitungan nilai standar deviasi pada persamaan (21).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \mu)^2} \quad (21)$$

Keterangan:

- σ : nilai standar deviasi.
- μ : nilai rata-rata(mean).
- x_{ij} : elemen matriks indeks baris i dan indeks kolom j .
- M : nilai baris matriks.
- N : nilai kolom matriks.

- c. *Skewness*
Perhitungan nilai *skewness* pada persamaan (22).

$$Skewness = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(\frac{x_{ij} - \mu}{\sigma} \right)^3 \quad (22)$$

Keterangan:

- σ : nilai standar deviasi.
- μ : nilai rata-rata(mean).
- x_{ij} : elemen matriks indeks baris i dan indeks kolom j .
- M : Nilai baris matriks.
- N : Nilai kolom matriks.

- d. Kurtosis
Perhitungan nilai Kurtosis pada persamaan (23).

$$Kurtosis = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(\frac{x_{ij} - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3 \quad (23)$$

Keterangan:

- σ : nilai standar deviasi.
- μ : nilai rata-rata(mean).
- x_{ij} : elemen matriks indeks baris i dan indeks kolom j .

- M : nilai baris matriks.
- N : nilai kolom matriks.

2.8. Local Binary Pattern

Local Binary Pattern berfungsi untuk mendeskripsikan ciri atas dasar perbedaan nilai pada piksel tengah dengan piksel-piksel sekelilingnya (Amanullah et al., 2018). P adalah banyaknya piksel tetangga, sedangkan R adalah radius. Rumus LBP dituliskan pada persamaan (24). Proses *thresholding* pada persamaan (25) dilakukan terhadap setiap nilai piksel tetangga.

$$LBP_{R,P} = \sum_{p=0}^{P-1} s(gp - gc)2^p \quad (24)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (25)$$

Keterangan:

- P : banyaknya piksel tetangga.
- R : nilai radius.
- gc : nilai piksel pusat.
- gp : nilai piksel tetangga.

2.9. Klasifikasi

Klasifikasi adalah sebuah metode pengelompokan objek berdasarkan ciri yang ada pada objek klasifikasi. Klasifikasi merupakan bentuk dari *supervised learning* pada pembelajaran mesin. *Supervised learning* merupakan algoritma yang berfungsi untuk memetakan masukan kepada keluaran yang diharapkan (Pamungkas et al., 2020).

2.10. K-Nearest Neighbor

K-NN merupakan metode yang kerap digunakan untuk klasifikasi berdasarkan dekatnya jarak suatu data dengan data lainnya. Konsep fundamental dari K-NN adalah pencarian jarak terdekat antara data uji dengan seluruh data pada data latih (Sulistianingsih et al., 2018).

Alur dari algoritma K-NN adalah:

1. Inisialisasi nilai tetangga terdekat K.
2. Menghitung jarak semua ciri data latih terhadap ciri data yang diuji. Perhitungan jarak dilakukan menggunakan jarak *euclidean*, selanjutnya dilakukan penjumlahan terhadap data ciri pada setiap data. Rumus jarak *euclidean* pada persamaan (26).

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (26)$$

Keterangan:

- a_i : sampel data latih
- b_i : data uji
- i : variable data
- n : banyaknya data data

3. Mengurutkan jarak setiap data, mulai dari yang terkecil hingga terbesar.
4. Dilakukan *voting* terhadap kelas yang memiliki jarak terdekat berdasarkan nilai K yang ditentukan.

2.11 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation merupakan metode yang membuat beberapa skenario dalam pembagian data latih dan data uji, banyaknya proses pelatihan dan pengujian ditentukan oleh nilai K (Tempola et al., 2018).

Alur dari proses K-Fold Cross Validation:

1. Tentukan nilai K-Fold (K).
2. Pembagian *dataset* untuk pelatihan dan pengujian sesuai nilai k.
3. Iterasi pertama, K-1 sebagai data pengujian, sisanya menjadi data pelatihan.
4. Pelatihan model dengan data latih, pengujian model dengan data uji.
5. Simpan nilai hasil pengujian.
6. Iterasi berikutnya, dilakukan langkah 3-5 secara berulang. Partisi K untuk data uji akan terus bergeser dari K-1 sampai K-terakhir.
7. Pada akhirnya akan didapatkan nilai hasil pengujian dari setiap iterasi.
8. Dilakukan perhitungan nilai rata-rata setiap iterasi, sehingga dapat disimpulkan kemampuan suatu model.

Gambar 2. merupakan gambaran partisi setiap K-Fold untuk data latih dan data uji.

	fold 1	fold 2	fold 3	fold 4	fold 5
Iterasi 1					
Iterasi 2					
Iterasi 3					
Iterasi 4					
Iterasi 5					
penjelasan					
	Data Uji				
	Data Latih				

Gambar 2. Partisi Data pada K-Fold

2.12 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan sebuah matriks yang berfungsi untuk mengukur performa metode klasifikasi, matriks ini mengilustrasikan performa model secara spesifik. Baris pada matriks merupakan nilai sesungguhnya dari data, sedangkan kolom pada matriks merupakan nilai prediksi dari data (Saputro & Sari, 2019).

Gambar 3. merupakan bentuk dari *confusion matrix*.

		Nilai Prediksi	
		Positif	Negatif
Nilai Sesungguhnya	Positif	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negatif	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Gambar 3. Confusion Matrix

nilai yang biasa digunakan untuk mengukur keberhasilan suatu metode klasifikasi adalah *accuracy*. *accuracy* merepresentasikan seberapa teliti sistem dapat mengklasifikasikan data dengan benar. Rumus persamaan nilai akurasi pada persamaan (27).

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (27)$$

Keterangan:

- TP : data positif yang terprediksi positif.
- FP : data negatif yang terprediksi positif.
- TN : data negatif yang terprediksi negatif.
- FN : data positif yang terprediksi negatif.

3. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Data citra batik yang digunakan untuk pengujian sebanyak 200 citra, terdiri dari 20 kelas citra batik. Data latih dan data uji dibagi menggunakan metode Stratified K-Fold Cross Validation, *fold* yang digunakan sebanyak 5-*fold*, setiap iterasi terdiri dari 80% data latih dan 20% data uji, tujuannya agar data uji pada setiap kelas terwakilkan oleh 2 citra, sehingga lebih mudah menemukan kelas mana yang paling banyak salah klasifikasi. Nilai akurasi yang dicantumkan merupakan nilai akurasi rata-rata yang didapatkan dari setiap iterasi.

Terdapat 2 skenario yang akan diuji, antara lain:

1. Skenario menggunakan kombinasi ciri yang berbeda.

2. Skenario menggunakan jumlah kelas yang berbeda.

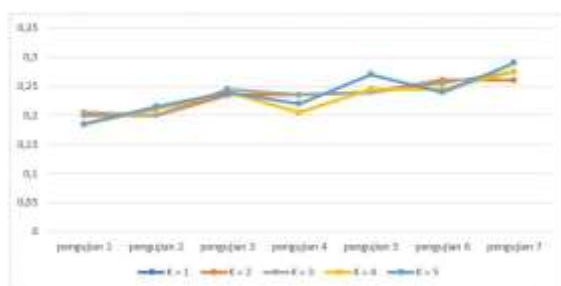
Metode klasifikasi yang digunakan untuk pemodelan adalah K-NN menggunakan perhitungan jarak *euclidean*. Nilai K ketetangaan yang digunakan adalah 1 sampai dengan 5.

3.1. Skenario Kombinasi Ciri yang Berbeda

Pengujian ini menggunakan *dataset* citra batik sebanyak 200 citra yang terdiri dari 20 kelas. Pengujian ini terbagi menjadi 7 pengujian:

- a. Pengujian 1, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM.
- b. Pengujian 2, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri LBP.
- c. Pengujian 3, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri HSV Color Moment.
- d. Pengujian 4, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan LBP.
- e. Pengujian 5, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan HSV Color Moment.
- f. Pengujian 6, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri LBP dan HSV Color Moment.
- g. Pengujian 7, pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM, LBP, dan HSV Color Moment.

Setelah dilakukan pengujian pada skenario pertama, diperoleh hasil pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik Akurasi Pengujian Skenario Pertama

Penjelasan hasil pengujian pada Gambar 4, antara lain:

- Pengujian 1: pengujian dengan penggunaan metode GLCM, memperoleh nilai akurasi terbesar 0,235 pada K=3, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,22 pada K=1, K=2 dan K=5.
- Pengujian 2: pengujian dengan penggunaan metode LBP, memperoleh nilai akurasi

terbesar 0,195 pada K=5, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,175 pada K=1 dan K=2.

- Pengujian 3: pengujian dengan penggunaan metode HSV Color Moment, memperoleh nilai akurasi terbesar 0,245 pada K=3, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,22 pada K=1 dan K=2.
- Pengujian 4: pengujian dengan penggunaan metode GLCM dan LBP, memperoleh nilai akurasi terbesar 0,255 pada K=1 dan K=2, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,25 pada K=4 dan K=5.
- Pengujian 5: pengujian dengan penggunaan metode GLCM dan HSV Color Moment, memperoleh nilai akurasi terbesar 0,265 pada K=5, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,215 pada K=1 dan K=2.
- Pengujian 6: pengujian dengan penggunaan metode LBP dan HSV Color Moment, memperoleh nilai akurasi terbesar 0,24 pada K=4, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,22 pada K=1 dan K=2.
- Pengujian 7: pengujian dengan penggunaan metode GLCM, LBP, dan HSV Color Moment, memperoleh nilai akurasi terbesar 0,29 pada K=5, sedangkan nilai akurasi terkecil yang diperoleh sebesar 0,255 pada K=1, K=2, dan K=3.

Berdasarkan pada Gambar 4. hasil pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan LBP sebagai ciri tekstur dan HSV Color Moment sebagai ciri warna berhasil memperoleh nilai akurasi yang lebih optimal dari nilai akurasi yang diperoleh ketika menggunakan hanya ciri GLCM, hanya ciri LBP, hanya ciri Color Moment, dan kombinasi lainnya, nilai akurasi tertinggi yang diperoleh sebesar 0,29 pada K=5, sehingga dapat dikatakan bahwa penambahan ciri warna HSV Color Moment pada ciri tekstur GLCM dan LBP dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang lebih optimal.

3.2 Skenario Jumlah Kelas yang Berbeda

Skenario pengujian penggunaan jumlah kelas yang berbeda dilakukan seperti rancangan pengujian yang telah dibuat. Pengujian ini dilakukan menggunakan kombinasi ciri GLCM, LBP, dan HSV Color Moment. Jumlah kelas yang akan diuji dibagi menjadi 7 pengujian,

antara lain:

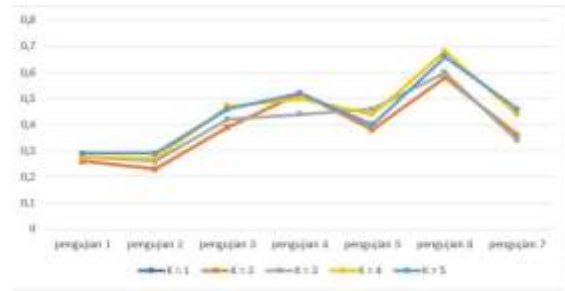
- a. Pengujian 1: pengujian dengan 20 kelas batik dari total 200 citra batik.
- b. Pengujian 2: pengujian dengan 10 kelas batik dari total 100 citra batik.
- c. Pengujian 3: pengujian dengan 10 kelas batik dari total 100 citra batik.
- d. Pengujian 4: pengujian dengan 5 kelas batik dari total 50 citra batik.
- e. Pengujian 5: pengujian dengan 5 kelas batik dari total 50 citra batik.
- f. Pengujian 6: pengujian dengan 5 kelas dari total 50 citra batik.
- g. Pengujian 7: pengujian dengan 5 kelas dari total 50 citra batik.

Rincian pembagian kelas pada setiap pengujian dipaparkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Kelas Batik Setiap Pengujian

Pengujian	Kelas Batik
1	Bali, Betawi, Celup, Cendrawasih, Ceplok, Ciamis, Garutan, Gentongan, Kawung, Keraton, Lasem, Megamendung, Parang, Pekalongan, Priangan, Sekar, Sidoluhur, Sidomukti, Sogan, dan Tambal.
2	Bali, Betawi, Celup, Cendrawasih, Ceplok, Ciamis, Garutan, Gentongan, Kawung, dan Keraton.
3	Lasem, Megamendung, Parang, Pekalongan, Priangan, Sekar, Sidoluhur, Sidomukti, Sogan, dan Tambal.
4	Bali, Betawi, Celup, Cendrawasih, dan Ceplok.
5	Ciamis, Garutan, Gentongan, Kawung, dan Keraton.
6	Lasem, Megamendung, Parang, Pekalongan, dan Priangan.
7	Sekar, Sidoluhur, Sidomukti, Sogan, dan Tambal.

Setelah dilakukan pengujian pada skenario kedua, maka didapatkan hasil pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Akurasi Pengujian Skenario Kedua

Penjelasan hasil pengujian yang ditunjukkan pada Gambar 5. antara lain:

- Pengujian 1: pengujian dengan menggunakan 200 *dataset* yang terdiri dari 20 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0,29 pada K=5, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,255 pada K=1, K=2, dan K=3.
- Pengujian 2: pengujian dengan menggunakan 100 *dataset* yang terdiri dari 10 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0,319 pada K=5, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,22 pada K=1 dan K=2.
- Pengujian 3: pengujian dengan menggunakan 100 *dataset* yang terdiri dari 10 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0,4 pada K=3, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,35 pada K=1 dan K=2.
- Pengujian 4: pengujian dengan menggunakan 50 *dataset* yang terdiri dari 5 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra, nilai akurasi tertinggi yang diperoleh sebesar 0,5 pada K=4, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,42 pada K=3.
- Pengujian 5: pengujian dengan menggunakan 50 *dataset* yang terdiri dari 5 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0,42 pada K=5, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,38 pada K=1 dan K=2.
- Pengujian 6: pengujian dengan menggunakan 50 *dataset* yang terdiri dari 5 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra,

nilai akurasi tertinggi yang diperoleh sebesar 0,68 pada K=4, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,52 pada K=1 dan K=2.

- Pengujian 7: pengujian dengan menggunakan 50 *dataset* yang terdiri dari 5 kelas batik, setiap kelas terdapat 10 citra mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0,4 pada K=1, K=2, dan K=5, sedangkan nilai akurasi terendah yang diperoleh sebesar 0,3 pada K=3.

Berdasarkan hasil keseluruhan pengujian skenario 2 yang ditunjukkan Gambar 5., keseimbangan antara banyaknya jumlah kelas dengan banyaknya jumlah citra setiap kelas cukup berpengaruh kepada akurasi yang akan diperoleh, yang dimaksud dengan seimbang adalah ketika jumlah kelas yang pada *dataset* paling tidak sama dengan jumlah data citra pada setiap kelas. Ketika Jumlah data pada setiap kelas lebih besar dari jumlah kelas, akan menghasilkan klasifikasi yang lebih optimal. Hal ini dapat dibuktikan seiring dengan pengurangan jumlah kelas, akurasi tertinggi yang diperoleh juga semakin membaik, perincian akurasi terbaik pada setiap jumlah kelas:

- Pengujian dengan penggunaan 20 kelas yang setiap kelas terdiri dari 10 citra, akurasi tertinggi yang diperoleh 0,29 pada K=5.
- Pengujian dengan penggunaan 10 kelas yang setiap kelas terdiri dari 10 citra, akurasi tertinggi yang diperoleh terdapat pada pengujian 3 dengan nilai akurasi 0,4 pada K=3.
- Pengujian dengan penggunaan 5 kelas yang setiap kelas terdiri dari 10 citra, akurasi tertinggi yang diperoleh terdapat pada pengujian 6 dengan nilai akurasi 0,68 pada K=4.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian penggunaan kombinasi ciri yang berbeda, penggunaan ciri GLCM mendapatkan nilai akurasi tertinggi 0,235 pada K=3. Penggunaan ciri LBP memperoleh nilai akurasi tertinggi 0,195 pada K=5. Penggunaan ciri HSV Color Moment memperoleh nilai akurasi tertinggi 0,245 pada K=3. Penggunaan kombinasi ciri GLCM dan LBP mendapatkan nilai akurasi tertinggi 0,255 pada K=1 dan K=2. Penggunaan kombinasi ciri GLCM dan HSV Color Moment

memperoleh nilai akurasi tertinggi 0,265 pada K=5. Penggunaan kombinasi ciri LBP dan HSV Color Moment mendapatkan nilai akurasi tertinggi 0,24 pada K=4. Penggunaan kombinasi ciri GLCM, LBP, dan HSV Color Moment memperoleh nilai akurasi tertinggi 0,29 pada K=5.

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan terhadap penggunaan jumlah kelas yang berbeda, ketika menggunakan 20 kelas yang setiap kelasnya terdapat 10 citra batik memperoleh nilai akurasi tertinggi 0,29 pada K=5. Ketika menggunakan 10 kelas yang setiap kelasnya terdapat 10 citra batik menghasilkan nilai akurasi tertinggi 0,4 pada K=3. Ketika menggunakan 5 kelas yang setiap kelasnya terdapat 10 citra batik, nilai akurasi tertinggi yang didapatkan 0,68 pada K=4.

Berkaca dari hasil yang diperoleh dan kesimpulan yang ada, beberapa saran dari peneliti untuk penelitian terkait selanjutnya:

1. Diperlukan lebih banyak data citra batik untuk setiap kelasnya.
2. Diperlukan penggunaan metode klasifikasi selain K-NN.
3. Diperlukan penggunaan kombinasi metode ekstraksi ciri lain yang lebih mutakhir.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Agastya, I.M.A. & Setyanto, A., 2018. Classification of Indonesian Batik Using Deep Learning Techniques and Data Augmentation. *IEEE*, pp.27-31.
- Amanullah, R.F., Pujiyanto, A., Pratama, B.T. & Kursini, 2018. Deteksi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Tekstur dan Jaringan Saraf Tiruan. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2018*, pp.31-36.
- Halim, A., Hardy, Dewi, C. & Angkasa, , 2013. Aplikasi Image Retrieval Menggunakan Kombinasi Metode Color Moment dan Gabor Texture. *JSM STMIK Mikroskil*, XIV, pp.109-13.
- Junhua, C. & Jing, L., 2012. Research on Color Image Classification Based on HSV Color Space. Kunming, 2012. *IEEE*.
- Karimah, F.U., Ernawati & Andreswari, D., 2015. Rancang Bangun Aplikasi Pencarian Citra Batik Besurek Berbasis Tekstur dengan Metode Gray Level CO-Occurrence Matrix dan Euclidean

- Distance. *Jurnal Teknologi Informasi*, (11), pp.64-77.
- Kurniawardhani, , Suciati, N. & Arieshanti, I., 2014. Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri yang Invariant Terhadap Rotasi. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi* , XII, pp.48 - 60.
- Mustafah, Y.M., Noor, R., Hasbi, & Azma, A.W., 2012. Stereo Vision Images Processing for Real-time Object Distance and Size Measurements. Kuala Lumpur, 2012. International Conference on Computer and Communication Engineering.
- Pamungkas, F.S., Prasetya, B.D. & Kharisudin, I., 2020. Perbandingan Metode Klasifikasi Supervised Learning pada Data Bank Customers Menggunakan Python. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, (3), pp.689-94.
- Saputro, I. & Sari, B.W., 2019. Uji Performa Algoritma Naïve Bayes. *Citec Journal*, VI, p.5.
- Sholihin, , Mujilahwati, S. & Wardhani, R., 2017. Perbandingan Ekstraksi Ciri Tekstur dan Warna untuk Klasifikasi Batik Lamongan. *Prosiding Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat II*, pp.47-50.
- Sulistianingsih, N., Soesanti, & Hartanto, , 2018. Classification of Batik Image using Grey Level Cooccurrence Matrix Feature Extraction and Correlation Based Feature Selection. *IEE*, pp.492-97.
- Sutarno, Abdullah, R.F. & Passarella, R., 2017. Identifikasi Tanaman Buah Berdasarkan Fitur Bentuk, Warna dan Tekstur Daun Berbasis Pengolahan Citra dan Learning Vector Quantization(LVQ). *Prosiding Annual Research Seminar 2017 Computer Science and ICT*, (3), pp.65-70.
- Tempola, F., Muhammad, M. & Khairan, A., 2018. Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes Pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, V, pp.577-84.
- Vyas, A., Yu, S. & Paik, J., 2018. *Multiscale Transforms with Application to Image Processing*. Seoul, South Korea: Springer.