

KLASIFIKASI JENIS KAIN TENUN BUTON DENGAN METODE K-NN BERDASARKAN FITUR WARNA RGB DAN HSV SERTA EKSTRAKSI TEKSTUR DENGAN GLCM

**Musini Sabi¹, Mutmainnah Muchtar², Kharis Sya'ban G³,
Alders Paliling⁴, Nisa Miftachurohmah⁵, Rahmat Karim⁶**
^{1,2,3,4,5,6} Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Sembilanbelas November Kolaka, Indonesia
musinisabi@gmail.com

ABSTRAK

Kain tenun Buton – Sulawesi Tenggara merupakan bentuk kreativitas tradisional masyarakat Buton dengan berbagai motif dan makna tersendiri. Namun, banyaknya jenis kain tenun Buton membuat tidak semua orang, termasuk masyarakat Buton, dapat mengenali jenisnya. Penelitian ini mengklasifikasikan citra kain tenun Buton menggunakan metode *k-nearest neighbor* (K-NN) dengan fitur warna RGB, HSV, dan GLCM. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan 150 citra uji, hasil *cropping 2 loba* yang terbagi ke dalam 10 kelas berbeda memperoleh nilai akurasi tertinggi yaitu 96% ketika menggunakan fitur RGB, 93,33% ketika menggunakan fitur HSV dan 88% ketika menggunakan fitur GLCM, pada masing-masing nilai $k = 1$ dan 2. Selain itu, pengujian juga dilakukan untuk 20 citra hasil *cropping 4 loba* dan memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 95% ketika menggunakan fitur RGB pada nilai $k = 1$ dan 2, serta 100% ketika menggunakan fitur HSV pada nilai $k = 3$ dan 5. Akurasi yang cukup rendah yaitu sebesar 25% didapatkan ketika menggunakan fitur GLCM pada nilai $k = 1$ sampai 5. Hasil ini menunjukkan bahwa metode K-NN dengan fitur warna RGB dan HSV memberikan akurasi tinggi dalam klasifikasi kain tenun Buton, sehingga dapat menjadi solusi efektif untuk identifikasi jenis kain secara otomatis.

Kata Kunci: *K-Nearest Neighbor*, Klasifikasi Kain, RGB, HSV, GLCM

1. PENDAHULUAN

Tradisi tenun pada masyarakat Buton diperkirakan sudah ada sejak masa Sultan Dayanu Ikhsanuddin yaitu pada tahun 1597 M, yang dapat dilihat pada *kampung*, yaitu jenis tenun yang menjadi mata uang pada masa itu [1]. Tradisi menenun dan kain tenun Buton telah menjadi salah satu warisan budaya khususnya untuk masyarakat Buton dengan aneka makna yang simbolis.

Banyaknya jenis dan pengelompokan kain tenun Buton, membuat tidak semua masyarakat termasuk masyarakat Buton dapat memahami dan mengetahui jenis dan nama-nama pada kain tenun Buton. Sehingga diperlukan ahli khusus di bidangnya yang memahami dan mengetahui jenis dan nama-nama pada kain tenun Buton. Namun, terbatasnya jumlah ahli khusus di bidang tersebut, membuat masyarakat awam khususnya yang ingin memahami dan mengetahui jenis dan nama-nama pada kain tenun Buton dapat mengalami kendala dalam memahami dan mengetahuinya.

Sehingga dalam penelitian ini akan dilakukan klasifikasi jenis kain tenun Buton berdasarkan warna dan tekstur pada kain yang berbasis web. Klasifikasi dilakukan untuk mengelompokkan suatu objek berdasarkan ciri-ciri yang sama yang dilakukan secara sistematis [2]. Dalam klasifikasi kain tenun Buton, peneliti menggunakan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) sebagai metode dalam melakukan klasifikasi kain tenun Buton. K-NN akan melakukan klasifikasi berdasarkan nilai atribut tertentu yang diperoleh dari data hasil

proses ekstraksi fitur, ketika terdapat data baru (data uji) yang akan diklasifikasi maka sistem akan membandingkan data tersebut (data uji) terhadap data latih, kemudian data uji akan dikelompokkan berdasarkan tetangga terdekatnya [3]. K-NN dalam penelitian ini akan melakukan perbandingan antara data uji dan data latih yang berupa citra RGB dengan membandingkan atribut (fitur vektor) dari ruang warna RGB dan HSV serta fitur vektor tekstur yang dihasilkan dari ekstraksi ciri tekstur *Local Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) pada citra. Fitur vektor Warna dibutuhkan dalam proses klasifikasi kain tenun Buton, karena dalam memahami dan mengetahui jenis dan nama-nama kain tenun Buton berdasarkan corak, motif dan warna, warna adalah pembeda utama antara satu jenis kain tenun Buton dengan jenis kain tenun Buton yang lainnya. Warna adalah salah satu fitur visual yang penting karena warna merupakan representasi dari model warna tertentu, sementara tekstur adalah salah satu karakteristik penting yang sering dipakai untuk klasifikasi atau pengenalan objek [3].

Berdasarkan hal tersebut, maka penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah penerapan metode klasifikasi K-NN dapat membantu melakukan klasifikasi kain tenun Buton dengan baik. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menguji perbandingan akurasi fitur vektor ruang warna RGB, HSV dan fitur vektor tekstur GLCM dalam melakukan klasifikasi kain tenun Buton dengan metode klasifikasi K-NN.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai klasifikasi kain tenun dengan metode K-NN telah dilakukan oleh peneliti-peneliti sebelumnya, di antaranya yaitu penelitian yang dilakukan oleh [3], dengan menggunakan citra kain tenun dari berbagai daerah di Indonesia serta menggunakan 3 atribut dalam klasifikasi K-NN, yaitu GLCM, *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Color Moments*. Dari jumlah data uji sebanyak 150 citra dengan jumlah data latih tidak disebutkan, yang dibagi ke dalam empat kelas yaitu sederhana, flora, fauna dan manusia, diperoleh hasil akurasi terbaik sebesar 58%, yaitu pada pengujian dengan fitur vektor LBP dan nilai $k = 6$. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [2], di mana kain tenun yang digunakan adalah kain tenun Sumba Timur yang diperoleh dari Galeri Tenun Ikat *Kallu* dan Galeri Tenun Ikat *Lambanapu* dan diklasifikasi ke dalam 2 kelas yaitu *kawuru* dan *kombu*. Dari 60 Citra yang terdiri atas 20 data latih dan 10 data uji pada masing-masing kelas serta dengan nilai $k = 1$, $k = 3$ dan $k = 5$ diperoleh tingkat akurasi telah mencapai 100%. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [4], data di dalam penelitian tersebut berupa citra kain tenun Tradisional Cepuk dengan pembagian antara data latih sebanyak 75% dari jumlah data dan data uji sebanyak 25% dari jumlah data yang diperoleh. Pelibatan fitur *contras* pada GLCM menghasilkan akurasi terbaik sebesar 64,8% dengan nilai $k = 1$ dan $k = 17$, sementara hasil akurasi dengan pengujian tanpa melibatkan fitur *contras* namun diganti dengan fitur *energy* menghasilkan akurasi terbaik sebesar 100% untuk nilai $k = 1$ dan sebesar 91,7% untuk nilai $k = 3$.

Dalam penelitian ini juga dicantumkan penelitian-penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi kain berdasarkan fitur pembandingan ruang warna RGB, HSV dan tekstur GLCM yang telah dilakukan sebelumnya, diantaranya yaitu penelitian yang dilakukan oleh [5], dimana dalam penelitian tersebut dilakukan klasifikasi kain batik dengan menggunakan K-NN dan menggunakan fitur pembandingan ruang warna RGB yaitu nilai perhitungan rata-rata dari kedekatan nilai minimal dan maksimal *red*, *green* dan *blue*. Dari 200 data berupa citra kain batik Banyuwangi yang terbagi kedalam 20 kelas atau jenis, dengan pembagian data latih dan data uji masing-masing 140 dan 60, diperoleh akurasi terbaik adalah 85%. Selanjutnya penelitian yang menggunakan fitur pembandingan ruang warna HSV pernah dilakukan oleh [6]. Dalam penelitian tersebut dilakukan klasifikasi atau identifikasi citra batik berdasarkan asal atau jenis pewarnaannya. Dalam penelitian tersebut data berupa citra yang digunakan berjumlah 84 citra yang terbagi kedalam dua kelas. Metode klasifikasi yang digunakan untuk mengetahui atau mengidentifikasi jenis pewarna yang digunakan dalam kain batik adalah metode KNN. Dari 84 data citra dipecah

menjadi data latih dan data uji dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Dari *fold* ke-1 sampai *fold* ke-10, *fold* ke-6 adalah *fold* dengan akurasi tertinggi. Selanjutnya dilakukan pengujian akurasi antara data uji dan data latih berdasarkan *fold* ke-6 dan diperoleh akurasi tertinggi adalah 100% untuk $k = 1$, $k = 3$ dan $k = 5$. Selanjutnya penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi menggunakan fitur pembandingan tekstur GLCM pernah dilakukan oleh [7]. Di dalam penelitian tersebut melakukan klasifikasi kain batik Kudus menggunakan K-NN dengan atribut pembandingan tekstur GLCM. Data yang diperoleh terdiri atas 700 data citra batik Kudus sebagai data latih dan 560 data citra batik Kudus sebagai data uji. Data data tersebut dibagi kedalam 21 jenis atau kelas klasifikasi. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan diperoleh akurasi terbaik dalam melakukan klasifikasi pada kain batik Kudus adalah 97% dengan $k = 1$ dan akurasi terendah adalah 91% yaitu pada $k = 7$.

Secara keseluruhan penelitian-penelitian yang dicantumkan di atas telah berpotensi besar untuk dalam melakukan klasifikasi jenis kain dan kain tenun sehingga pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan diantara tiga fitur hasil ekstraksi untuk melakukan klasifikasi kain tenun Buton dengan metode K-NN, yaitu dengan menggunakan fitur warna RGB, HSV dan ekstraksi fitur tekstur GLCM. Pada penelitian-penelitian sebelumnya, masing-masing fitur ini telah terbukti mampu digunakan untuk melakukan klasifikasi kain maupun kain tenun dengan akurasi yang telah mencapai diatas 70%. Selain itu, penggunaan metode K-NN untuk mengklasifikasi kain tenun berdasarkan tiga kajian pustaka yang tercantum di atas, telah mampu memperoleh hasil akurasi maksimum yang mencapai 100%.

2.2. Kain Tenun

Kain tenun adalah kain yang dibuat dengan cara ditenun, yaitu dengan menggabungkan benang / serat kayu / sutra / bahan lainnya secara memanjang dan melintang. Kain tenun Buton adalah salah satu hasil karya masyarakat Butan berupa kerajinan yang dihasilkan dengan cara ditenun dan dengan menggunakan benang atau kapas yang dihasilkan dari tumbuhan tertentu sebagai bahan utama pembuatan kainnya. Kain Tenun Buton yang terinspirasi dari alam adalah salah satu perwujudan masyarakat Buton dalam memahami alam pada lingkungan sekitar yang dituangkan dalam bentuk kain tenun.

2.3. Citra

Citra dapat diartikan sebagai gambar, foto atau tampilan 2 dimensi yang menggambarkan visualisasi suatu objek [8]. Citra digital merupakan jenis citra yang dapat diolah didalam komputer [9]. Sebuah citra digital dapat diwakili oleh sebuah

matriks dua dimensi yang terdiri atas elemen-elemen terkecil pada citra yaitu piksel, dimana piksel-piksel tersebut dipotong dan dipisahkan oleh kolom dan baris pada matriks [9]. Persamaan 1 menunjukkan representasi dari citra digital.

$$f(b, k) = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \dots & f(0, n-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(m-1, 0) & f(m-1, 1) & \dots & f(m-1, n-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.4. K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-Nearest Neighbor atau K-NN adalah salah satu algoritma yang digunakan dalam proses klasifikasi data berdasarkan data latih yang diperoleh dari tetangga terdekat, dimana k adalah bilangan jumlah tetangga terdekat [10]. Pengukuran jarak tetangga terdekat antara data latih terhadap data uji pada KNN dapat dilakukan dengan menggunakan rumus persamaan untuk menghitung jarak diantaranya yaitu menggunakan rumus *euclidean distance* [10]. Rumus *euclidean distance* ditunjukkan pada Persamaan 2 berikut[4].

$$D(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (2)$$

2.5. Warna

Warna merupakan kesan yang diperoleh oleh mata dari cahaya yang dipantulkan oleh benda disekitarnya. Intensitas adalah warna yang dimiliki suatu gambar yang terdiri atas 256 warna (*high color*), 16 juta warna (*true color*), gradasi abu-abu (*grayscale*), dan hitam-putih [8]. Elemen dasar yang menghasilkan warna disebut *color space* atau ruang warna yang merupakan model matematis abstrak yang menggambarkan presentasi berupa angka-angka yang mewakili nilai-nilai dari tiga atau empat *channel* warna [11].

Model warna RGB adalah suatu model warna yang terdiri atas 3 channel warna dasar yaitu merah (*red*), hijau (*green*) dan biru (*blue*) [12]. Salah satu atribut fitur pembandingan yang dapat digunakan pada warna RGB adalah fitur *mean* pada kernel *red*, *green* dan *blue* dengan rumus persamaan ditunjukkan pada persamaan 3 sampai 5 berikut.

$$\text{mean red} = \frac{\sum R}{n} \quad (3)$$

$$\text{mean green} = \frac{\sum G}{n} \quad (4)$$

$$\text{mean blue} = \frac{\sum B}{n} \quad (5)$$

Model warna HSV adalah model warna yang menggambarkan pada terminologi *hue* dengan sudut 360°, *saturation* dengan nilai 0 sampai 1 dan *value* dengan nilai 0% sampai 100% yang menggambarkan warna sama dengan warna yang ditangkap oleh indra manusia [11]. Citra RGB

dapat dikonversi ke HSV setelah dilakukan normalisasi pada citra RGB [11]. Normalisasi RGB dapat dilakukan dengan menggunakan rumus persamaan 6 sampai 8 berikut.

$$r = \frac{R}{255} \quad (6)$$

$$g = \frac{G}{255} \quad (7)$$

$$b = \frac{B}{255} \quad (8)$$

Setelah dinormalisasi, maka RGB dapat dikonversi ke HSV dengan menggunakan rumus persamaan 9 sampai 12 berikut.

$$V = \max(r, g, b) \quad (9)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{jika } V = 0 \\ 1 - \frac{\min(r, g, b)}{V}, & V > 0 \end{cases} \quad (10)$$

$$H = \begin{cases} 0, & \text{jika } S = 0 \\ \frac{60 \times (g - b)}{S \times V}, & \text{jika } V = r \\ 60 \times \left[2 + \frac{b - r}{S \times V} \right], & \text{jika } V = g \\ 60 \times \left[4 + \frac{r - g}{S \times V} \right], & \text{jika } V = b \end{cases} \quad (11)$$

$$H = H + 360 \text{ jika } H < 0 \quad (12)$$

Untuk menormalisasi nilai *hue* (H), maka nilai H dibagi dengan 360. Selanjutnya untuk menentukan nilai *mean* atau rata-rata dari kernel *hue*, *saturation* dan *value* pada HSV, maka dapat digunakan rumus persamaan 13 sampai 15 berikut.

$$\text{mean hue} = \frac{\sum H}{n} \quad (13)$$

$$\text{mean saturation} = \frac{\sum S}{n} \quad (14)$$

$$\text{mean value} = \frac{\sum V}{n} \quad (15)$$

Model warna *grayscale* merupakan model warna abu-abu yang diwakili oleh nilai intensitas dengan rentang nilai sebanyak 2^8 yang berkisar antara 0 sampai 255 [13]. Konversi RGB ke *grayscale* dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa rumus persamaan, salah satunya yaitu rumus persamaan 16 berikut.

$$\text{gray} = (0,2989 \times R) + (0,5870 \times G) + (0,1141 \times B) \quad (16)$$

2.6. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM adalah salah satu metode ekstraksi fitur yang digunakan untuk mendapatkan fitur tekstur dengan menghitung nilai probabilitas hubungan dua *piksel* yang bertetangga pada jarak

dan orientasi tertentu [14]. GLCM memiliki 14 fitur, namun dari beberapa penelitian, seperti penelitian yang dilakukan oleh [15] hanya menggunakan 4 fitur pada GLCM, yaitu *energy*, *contrast*, *correlation* dan *homogeneity* yang dapat ditentukan dengan menggunakan rumus persamaan yang ditunjukkan oleh persamaan 17 sampai 24 berikut[16].

$$\text{energy} = \sum_i^m \sum_j^n p(i,j)^2 \quad (17)$$

$$\text{contrast} = \sum_i^m \sum_j^n (i-j)^2 p(i,j) \quad (18)$$

$$\text{correlation} = \sum_i^m \sum_j^n \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (19)$$

$$\mu_i = \sum_i^m \sum_j^n i \cdot p(i,j) \quad (20)$$

$$\mu_j = \sum_i^m \sum_j^n j \cdot p(i,j) \quad (21)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i^m \sum_j^n (i - \mu_i)^2 p(i,j)} \quad (22)$$

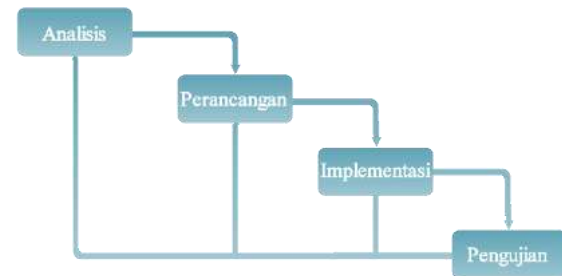
$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i^m \sum_j^n (j - \mu_j)^2 p(i,j)} \quad (23)$$

$$\text{homogeneity} = \sum_i^m \sum_j^n \frac{p(i,j)}{1 + |i-j|} \quad (24)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan dengan mengumpulkan citra 470 citra kain tenun Buton yang diperoleh dengan melakukan akuisisi citra kain tenun dari para penenun secara langsung di Desa Watorumbe Bata, Kecamatan Mawasangka Tengah, Kabupaten Buton Tengah, kemudian hasil akuisisi di *cropping* hingga 450 citra hanya terdiri atas 2 *loba* dan 20 citra lainnya terdiri atas 4 *loba*. Selanjutnya dari 450 citra yang terdiri atas 10 jenis atau kelas berbeda dibagi menjadi 300 citra latih dan 150 citra uji dengan pendistribusian secara merata pada setiap kelas. Untuk 20 citra hasil *cropping* 4 *loba* yang juga terdiri atas 10 kelas berbeda dengan setiap kelas terdiri atas 2 citra yang digunakan sebagai citra uji tambahan untuk menguji sistem terhadap bentuk pola citra yang berbeda. Citra yang telah melalui proses *cropping* selanjutnya diekstraksi untuk memperoleh nilai fitur perbandingan, proses ekstraksi dilakukan dengan menghitung nilai *mean red*, *green* dan *blue* pada citra RGB, menghitung nilai *mean hue*, *saturation* dan *value* pada citra hasil konversi RGB ke HSV, serta menghitung nilai *mean* sudut 0 derajat, 45 derajat, 90 derajat dan 135 derajat dari hasil perhitungan nilai *energy*, *contrast*, *correlation* dan *value* pada GLCM. Untuk melakukan klasifikasi dengan K-NN, maka fitur yang citra latih dan citra uji akan dibandingkan untuk memperoleh nilai jarak. Pada K-NN untuk menentukan hasil klasifikasi, maka nilai jarak yang

diperoleh dari hasil perbandingan nilai fitur dari semua citra latih terhadap suatu citra uji akan diseleksi berdasarkan nilai jumlah (*k*) jarak terdekat, kemudian penentuan hasil klasifikasi dilakukan berdasarkan hasil voting terbanyak dari label atau kelas citra latih pada *k* nilai jarak terdekat. Tahapan pelaksanaan penelitian secara umum ditunjukkan oleh Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan pelaksanaan penelitian

3.1. Analisis

Pada tahap analisis, akan dilakukan analisis terkait kebutuhan-kebutuhan yang akan dibutuhkan sistem dalam penelitian. Selain itu, juga dilakukan analisis terhadap sistem lama dan perbedaannya dengan sistem yang baru.

3.2. Perancangan

Tahap perancangan atau desain adalah tahap yang berfokus pada desain atau perancangan dalam pembuatan program perangkat lunak [17]. Alur perancangan proses dalam sistem pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2 dan 3 berikut.



Gambar 2. Alur perancangan proses



Gambar 1. Alur ekstraksi fitur dan klasifikasi citra uji

3.3. Implementasi

Tahap implementasi pada penelitian ini berfokus pada pembuatan atau implementasi dalam bentuk kode program (*coding*). Selain itu, data seperti citra kain tenun Buton telah dipersiapkan dan disimpan pada direktori tempat penyimpanannya masing-masing. Gambar 4 menunjukkan contoh jenis kain tenun Buton yang akan diklasifikasi.



Gambar 2. Sepuluh contoh jenis kain tenun kabupaten Buton

3.4. Pengujian

Tahap terakhir dalam penelitian ini adalah tahap pengujian, yaitu tahap dimana akan dilakukan pengujian pada sistem, proses klasifikasi kain tenun Buton akan dilakukan pada tahap ini.

Tidak hanya itu, pada tahap ini akan dilakukan evaluasi terhadap performansi K-NN dalam melakukan klasifikasi kain tenun Buton, berdasarkan fitur atau atribut yang telah dipilih dalam penelitian. Evaluasi performansi di dalam penelitian ini menggunakan rumus persamaan akurasi yang ditunjukkan pada persamaan 25 berikut.

$$A = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \quad (25)$$

True positive (TP) dan *true negative* (TN) adalah citra yang terklasifikasi dengan benar pada kelas masing-masing, sementara *false positive* (FP) dan *false negative* (FN) adalah citra yang terklasifikasi bukan pada kelas yang tepat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian dilakukan untuk menguji dan mengetahui perbandingan fitur vektor pembandingan RGB, HSV dan GLCM dalam melakukan klasifikasi kain tenun Buton dengan menggunakan metode klasifikasi K-NN. Proses konversi warna RGB ke HSV, RGB ke *grayscale*, ekstraksi fitur dan proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan aplikasi yang dirancang dengan berbasis web dan menggunakan bahasa pemrograman PHP.

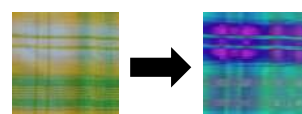
4.1. Ekstrak Fitur Citra Latih

Ekstraksi fitur citra latih dilakukan untuk mengambil dan memperoleh nilai fitur citra latih yang akan digunakan dalam perhitungan *euclidean distance* bersamaan dengan fitur citra uji dalam melakukan klasifikasi citra uji. Fitur yang akan diekstrak diantaranya yaitu fitur *mean red*, *mean green* dan *mean blue* pada kernel warna RGB. Gambar 5 menunjukkan hasil ekstraksi fitur RGB pada citra latih 1.png yang berjenis *bahancana kaluku*.

	<i>mean red</i>	135,8588
	<i>mean green</i>	150,2802
	<i>mean blue</i>	94,2924

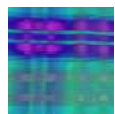
Gambar 3. Hasil ekstrak fitur citra RGB

Pada HSV, fitur yang diekstrak meliputi *mean hue*, *mean saturation* dan *mean value*. Namun untuk dapat menghitung nilai-nilai tersebut, maka citra RGB harus dikonversi ke HSV terlebih dahulu. Gambar 6 menunjukan hasil konversi RGB ke HSV citra latih 1.png.



Gambar 4. Hasil konversi citra RGB ke HSV

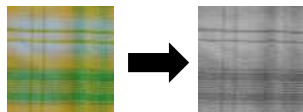
Setelah dikonversi, selanjutnya *mean hue*, *mean saturation* dan *mean value* dapat ditentukan. Gambar 7 menunjukkan hasil ekstraksi fitur HSV pada citra latih 1.png.



<i>mean hue</i>	0,2464
<i>mean saturation</i>	0,4228
<i>mean value</i>	0,6086

Gambar 5. Hasil ekstrak fitur citra HSV

Untuk dapat melakukan ekstraksi fitur *energy*, *contrast*, *correlation* dan *homogeneity* pada GLCM, maka citra RGB harus dikonversi ke *grayscale* terlebih dahulu. Gambar 8 menunjukkan hasil konversi RGB ke *grayscale* citra latih 1.png.



Gambar 6. Hasil konversi citra RGB ke *grayscale*

Selanjutnya dilakukan pembentukan matriks GLCM yang merepresentasikan jumlah kemunculan dari dua piksel yang bertetangga pada citra hasil konversi ke *grayscale* di sudut 0 derajat,

45 derajat, 90 derajat dan 135 derajat. Setelah matriks GLCM pada masing-masing sudut telah terbentuk, selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur *energy*, *contrast*, *correlation* dan *homogeneity* pada masing-masing sudut. Terakhir, nilai *energy*, *contrast*, *correlation* dan *homogeneity* dirata-ratakan dengan menjumlahkan nilai masing-masing fitur pada ke 4 sudut berbeda, lalu membaginya dengan 4 (jumlah sudut). Gambar 9 menunjukkan hasil ekstraksi fitur GLCM pada citra latih 1.png.



<i>energy</i>	0,3596
<i>contrast</i>	0,0489
<i>correlation</i>	0,9493
<i>hpmogeneity</i>	0,9755

Gambar 7. Hasil ekstrak fitur GLCM dari citra *grayscale*

Nilai-nilai fitur citra latih yang telah diperoleh disimpan pada basis data dan akan digunakan sebagai fitur pembandingan dengan citra uji untuk memperoleh nilai jarak. Nilai fitur citra latih pada 10 jenis citra kain tenun Buton ditunjukkan oleh Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Nilai fitur pada beberapa citra latih

Citra Latih	Mean									
	R	G	B	H	S	V	En	Cn	Cr	Hg
1	135,86	150,28	94,29	0,25	0,42	0,61	0,36	0,05	0,95	0,98
2	133,14	143,82	84,40	0,23	0,46	0,59	0,37	0,06	0,94	0,97
31	155,37	115,18	89,93	0,14	0,44	0,62	0,13	0,20	0,95	0,91
32	156,04	120,61	99,81	0,17	0,39	0,62	0,14	0,16	0,96	0,92
61	131,10	100,83	90,18	0,43	0,45	0,53	0,11	0,34	0,94	0,86
62	138,35	109,21	103,37	0,46	0,41	0,56	0,10	0,33	0,95	0,86
91	66,91	78,25	96,37	0,47	0,40	0,39	0,17	0,15	0,98	0,93
92	69,74	80,97	97,45	0,45	0,38	0,39	0,15	0,17	0,97	0,92
121	110,26	113,72	93,37	0,28	0,22	0,46	0,18	0,09	0,97	0,95
122	108,64	112,00	90,38	0,29	0,25	0,45	0,15	0,11	0,97	0,95
151	109,79	74,66	85,36	0,86	0,39	0,44	0,17	0,07	0,99	0,97
152	117,14	79,13	88,67	0,84	0,39	0,46	0,19	0,07	0,99	0,97
181	138,40	121,23	119,14	0,47	0,30	0,57	0,20	0,10	0,98	0,95
182	133,35	118,17	115,14	0,47	0,30	0,55	0,18	0,10	0,98	0,95
211	131,47	136,63	100,12	0,28	0,33	0,58	0,22	0,06	0,98	0,97
212	126,74	126,47	78,69	0,24	0,42	0,55	0,24	0,07	0,98	0,97
141	109,44	151,34	117,77	0,39	0,30	0,60	0,37	0,04	0,95	0,98
142	114,46	153,54	122,71	0,39	0,27	0,60	0,36	0,04	0,95	0,98
271	153,34	125,48	78,84	0,12	0,50	0,60	0,21	0,09	0,98	0,96
272	170,24	147,61	101,79	0,14	0,42	0,67	0,20	0,09	0,98	0,95

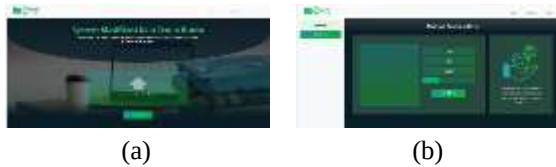
Tabel 1 menunjukkan 2 baris fitur citra latih pada masing-masing kelas. Citra latih 1 dan 2 adalah citra latih dengan kelas *bahancana kaluku*, citra latih 31 dan 32 adalah citra latih dengan kelas *basahi lakato'a*, citra latih 61 dan 62 adalah citra latih dengan kelas *taeo*, citra latih 91 dan 92 adalah citra latih dengan kelas *katamba gawu*, citra latih 121 dan 122 adalah citra latih dengan kelas *katamba yijo*, citra latih 151 dan 152 adalah citra latih dengan kelas *kahawa*, citra latih 181 dan 182 adalah citra latih dengan kelas *kawiowi*, citra latih

211 dan 212 adalah citra latih dengan kelas *labu*, citra latih 141 dan 142 adalah citra latih dengan kelas *kambampuu* dan citra latih 271 dan 272 adalah citra latih dengan kelas *kabuhumo kalei*.

4.2. Ekstrak Fitur dan Klasifikasi Citra Uji

Proses ekstraksi fitur pada citra uji memiliki cara yang hampir sama seperti proses ekstraksi fitur citra latih, perbedaannya jika pada proses ekstrak fitur citra latih dilakukan secara berulang sampai semua fitur 300 citra latih diperoleh, pada citra uji

proses ekstrak fitur hanya dilakukan untuk satu citra uji yang telah dipilih. Selain itu, fitur citra latih yang telah diperoleh disimpan pada basis data, hal tersebut berbeda dengan fitur citra uji yang hanya ditampung oleh variabel karena akan segera digunakan untuk pengukuran jarak. Proses ekstraksi fitur dan klasifikasi citra uji dilakukan melalui tampilan *interface* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 10 berikut.



Gambar 8. Tampilan *interface* klasifikasi citra uji, (a) *upload* citra, (b) klasifikasi

Dari tampilan *interface* yang ditunjukkan oleh Gambar 10, maka proses klasifikasi citra uji dapat mulai dilakukan dengan memasukkan citra uji yang akan diklasifikasi terlebih dahulu melalui perantara tampilan *interface* pada poin (a). Selanjutnya, proses ekstraksi fitur dapat dilakukan ketika *button upload* ditekan. Kemudian akan diarahkan pada halaman klasifikasi yang ditunjukkan oleh poin (b), dimana pada halaman ini memungkinkan untuk dilakukan klasifikasi dengan nilai rentang nilai k diantara 1 sampai 5 dan tiga pilihan fitur yaitu RGB, HSV dan GLCM. Gambar 11 menunjukkan proses pemilihan citra uji jenis *kabuhuno kalei* yang akan diklasifikasi.



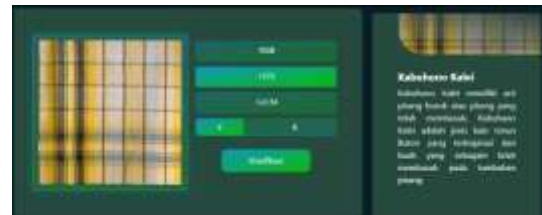
Gambar 11. Proses memilih citra uji untuk klasifikasi

Gambar 12 menunjukkan bahwa hasil klasifikasi dengan menggunakan fitur RGB dan $k = 5$, citra tersebut terklasifikasi pada kelas yang benar. Hasil klasifikasi untuk citra tersebut pada

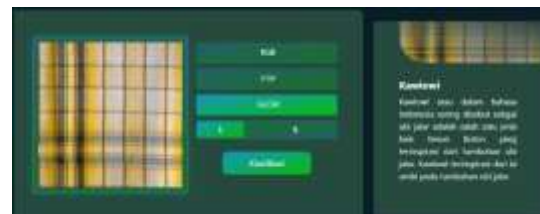
fitur RGB, HSV dan GLCM dengan nilai $k = 5$ ditunjukkan oleh Gambar 12,13, dan 14.



Gambar 9. Hasil klasifikasi salah satu citra uji jenis *kabuhuno kalei* pada $k = 5$ dan fitur RGB



Gambar 103. Hasil klasifikasi salah satu citra uji jenis *kabuhuno kalei* pada $k = 5$ dan fitur HSV



Gambar 114. Hasil klasifikasi salah satu citra uji jenis *kabuhuno kalei* pada $k = 5$ dan GLCM

Hasil klasifikasi pada Gambar 12 dan 13 menunjukkan bahwa klasifikasi terbukti benar dengan menggunakan fitur pembanding RGB maupun HSV, yang memperoleh hasil klasifikasi yang sesuai dengan jenis citra uji yang dimasukkan. Sementara saat menggunakan fitur pembanding GLCM yang ditunjukkan oleh Gambar 14 menghasilkan hasil klasifikasi yang tidak sesuai. Hal tersebut disebabkan karena GLCM mengekstrak fitur tekstur atau pola dari citra kain tenun Buton, sementara pada dasarnya pola dan tekstur dari ke 10 jenis kain tenun Buton yang menjadi objek penelitian hampir serupa antara satu dengan yang lainnya, sehingga menghasilkan nilai fitur yang hampir sama dan dapat menyebabkan hilangnya sifat unik dari fitur pada masing-masing jenis kain tenun Buton. Tabel 2 menunjukkan beberapa nilai fitur citra uji pada 10 jenis kain tenun Buton.

Tabel 2. Nilai fitur pada beberapa citra uji

Citra Uji	Mean									
	R	G	B	H	S	V	En	Cn	Cr	Hg
1	134,36	147,58	89,65	0,24	0,44	0,60	0,41	0,06	0,93	0,97
2	153,16	163,53	99,54	0,22	0,44	0,67	0,35	0,07	0,93	0,97
16	156,63	114,12	84,72	0,13	0,47	0,62	0,13	0,22	0,94	0,94
17	151,76	108,86	80,51	0,12	0,48	0,60	0,13	0,22	0,94	0,89
31	120,18	100,03	94,71	0,45	0,40	0,50	0,13	0,25	0,95	0,88
32	127,05	108,38	101,36	0,44	0,38	0,53	0,12	0,23	0,96	0,89
46	65,46	76,22	94,58	0,46	0,40	0,38	0,16	0,15	0,97	0,92
47	80,91	92,42	108,81	0,45	0,35	0,44	0,12	0,20	0,97	0,90
61	107,63	110,89	90,51	0,29	0,24	0,44	0,16	0,10	0,97	0,95
62	113,11	115,46	92,08	0,26	0,26	0,46	0,14	0,11	0,98	0,94
76	124,29	80,05	88,61	0,81	0,42	0,49	0,19	0,08	0,99	0,96
77	115,99	72,37	80,45	0,80	0,43	0,46	0,22	0,09	0,98	0,96
91	133,33	115,33	109,78	0,48	0,32	0,54	0,15	0,11	0,98	0,95
92	153,85	131,88	123,99	0,46	0,30	0,61	0,15	0,11	0,98	0,94
106	133,94	130,28	76,24	0,22	0,43	0,57	0,24	0,07	0,98	0,96
107	136,51	131,41	73,17	0,22	0,45	0,58	0,21	0,08	0,98	0,96
121	116,95	154,55	124,67	0,39	0,26	0,61	0,36	0,04	0,95	0,98
122	114,84	154,17	119,92	0,38	0,28	0,61	0,35	0,05	0,95	0,97
136	178,46	154,95	104,40	0,13	0,42	0,70	0,21	0,11	0,97	0,95
137	169,97	145,01	94,77	0,13	0,45	0,67	0,25	0,11	0,96	0,95

Berdasarkan Tabel 2, Citra uji 1 dan 2 adalah citra uji dengan kelas *bahancana kaluku*, citra uji 16 dan 17 adalah citra uji dengan kelas *basahi lakato`a*, citra uji 31 dan 32 adalah citra uji dengan kelas *taeo*, citra uji 46 dan 43 adalah citra uji dengan kelas *katamba gawu*, citra uji 61 dan 62 adalah citra uji dengan kelas *katamba yijo*, citra uji 76 dan 77 adalah citra uji dengan kelas *kahawa*, citra uji 91 dan 92 adalah citra uji dengan kelas *kawiowi*, citra uji 106 dan 107 adalah citra uji dengan kelas *labu*, citra uji 121 dan 122 adalah citra uji dengan kelas *kambampuu* dan citra uji 136 dan 137 adalah citra uji dengan kelas *kabuhuno kalei*.

Dari hasil pengujian untuk 150 citra uji kain tenun Buton yang terdiri atas 2 *loba*, memperoleh hasil akurasi yang ditunjukkan oleh Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Akurasi hasil klasifikasi citra uji 2 *loba*

k	Fitur		
	RGB	HSV	GLCM
1	96%	93,33%	88%
2	96%	93,33%	88%
3	96%	91,33%	85,33%
4	95,33%	92%	85,33%
5	94%	91,33%	80,67%

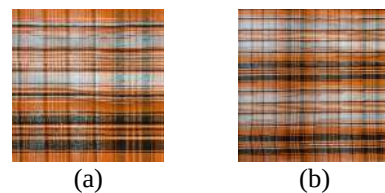
Hasil klasifikasi 150 citra uji 2 *loba* memperoleh akurasi yang telah mencapai 96% untuk fitur pembandingan RGB, telah mencapai 93,33% untuk fitur pembandingan HSV dan walaupun pola dan tekstur pada 10 kelas citra uji hampir memiliki tekstur dan pola yang sama, akurasi hasil klasifikasi GLCM telah mencapai 88%.

Sementara itu, akurasi hasil klasifikasi untuk citra 20 citra uji yang terdiri atas 4 *loba* ditunjukkan oleh Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Akurasi hasil klasifikasi citra uji 4 *loba*

k	Fitur		
	RGB	HSV	GLCM
1	95%	95%	25%
2	95%	95%	25%
3	90%	100%	25%
4	90%	95%	25%
5	90%	100%	25%

Hasil klasifikasi untuk 20 citra uji yang terdiri atas 4 *loba* menunjukkan akurasi yang telah mencapai 95% untuk pengujian dengan menggunakan fitur pembandingan RGB dan telah mencapai 100% untuk pengujian dengan menggunakan fitur pembandingan HSV. Walaupun citra yang terdiri atas 2 *loba* dan 4 *loba* memiliki jumlah *loba* yang berbeda namun memiliki komponen warna rata-rata yang hampir sama, sehingga walaupun citra latihan yang digunakan hanya terdiri atas 2 *loba* namun saat digunakan untuk pengujian dengan menggunakan citra uji yang terdiri atas 4 *loba*, K-NN masih dapat melakukan klasifikasi dengan benar hingga mencapai 100%. Gambar 15 menunjukkan citra kain tenun Buton yang telah mengalami *cropping* hingga hanya terdiri atas 4 *loba* dan 2 *loba*.

Gambar 125. Citra kain tenun Buton yang tersusun atas (a) 2 *loba*, (b) 4 *loba*

Hal yang berbeda terjadi saat pengujian dengan menggunakan fitur pembandingan GLCM

yang hanya memperoleh hasil akurasi 25%. Hal tersebut disebabkan karena perbedaan pola antara citra latih yang hanya terdiri atas 2 loba dan citra uji yang terdiri atas 4 loba, sementara GLCM menghitung dan melakukan ekstraksi fitur berdasarkan pola atau tekstur.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian klasifikasi citra kain tenun Buton menggunakan metode K-NN dengan fitur pembanding RGB, HSV, dan GLCM, diperoleh hasil akurasi tertinggi untuk citra uji dengan 2 loba sebesar 96% pada fitur RGB, 93,33% pada fitur HSV, dan 88% pada fitur GLCM, masing-masing pada nilai $k = 1$ dan 2. Akurasi terendah diperoleh sebesar 94% pada fitur RGB dengan $k = 5$, 91,33% pada fitur HSV dengan $k = 4$ dan 5, serta 80,67% pada fitur GLCM dengan $k = 5$. Untuk citra uji dengan 4 loba, akurasi tertinggi diperoleh sebesar 95% pada fitur RGB dengan $k = 1$ dan 2, 100% pada fitur HSV dengan $k = 3$ dan 5, serta 25% pada fitur GLCM. Akurasi terendah diperoleh sebesar 90% pada fitur RGB dengan $k = 3, 4$, dan 5, 95% pada fitur HSV dengan $k = 1, 2$, dan 4, serta 25% pada fitur GLCM.

Rendahnya akurasi pada fitur GLCM untuk citra uji dengan 4 loba disebabkan oleh perbedaan pola antara citra latih yang hanya terdiri atas 2 loba dengan citra uji yang terdiri atas 4 loba.

Metode K-NN dapat melakukan klasifikasi dengan baik pada citra uji dengan 2 loba untuk semua fitur pembanding, dengan akurasi di atas 80%. Namun, untuk citra uji dengan 4 loba, metode K-NN dengan fitur GLCM belum mampu melakukan klasifikasi dengan baik.

Disarankan untuk menambahkan citra latih yang terdiri atas 4 loba agar pola citra latih lebih sesuai dengan citra uji, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi khususnya pada fitur GLCM.

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan dengan nilai k antara 1 hingga 5, sehingga disarankan untuk mencoba nilai k di luar rentang tersebut guna melihat pengaruhnya terhadap akurasi klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Slamet, "Corak Motif Flora Sarung Tenun Buton Sebagai Pembelajaran Berbasis Lingkungan (Studi Etnobotani Terhadap Masyarakat Buton)," *Semin. Nas. Pendidik. Biol. dan Saintek II*, vol. 2, pp. 571–577, 2017.
- [2] J. U. Kaya, K. Wira, and W. Sumba, "Klasifikasi Motif Kain Tenun menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Gray Level Co-occurrence Matrix," *J. Inform. dan Teknol. Komput.*, vol. 03, no. II, pp. 73–76, 2022, [Online]. Available: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/>
- [3] K. Kevin, J. Hendryli, and D. E. Herwindiati, "Klasifikasi Kain Tenun Berdasarkan Tekstur & Warna Dengan Metode K-NN," *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, p. 85, 2019, doi: 10.24912/computatio.v3i2.6028.
- [4] W. K. Oktalao, I. M. B. Atmaja Darmawan, I. W. Santiyasa, I. P. G. Hendra Suputra, and I. G. N. Anom Cahyadi Putra, "Klasifikasi Motif Kain Tradisional Cepuk Menggunakan GLCM dan KNN," *JELIKU (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 11, no. 3, p. 545, 2022, doi: 10.24843/jlk.2023.v11.i03.p10.
- [5] T. Harlina and E. Handayani, "Klasifikasi Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) Berbasis Android," *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 82–96, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i1.2411.
- [6] I. H. Herman, D. Widiyanto, and I. Ernawati, "Penggunaan K-Nearest Neighbor untuk Mengidentifikasi Citra Batik Pewarna Alami dan Pewarna Sintetis Berdasarkan Warna," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, pp. 504–515, 2020.
- [7] Y. Kusumawati, A. Susanto, I. Utomo, W. Mulyono,) Dwi, and P. Prabowo, "A Classification of Batik Kudus Based On Patterns Using K-NN AND GLCM," no. February, pp. 1–6, 2020.
- [8] D. A. Prabowo and D. Abdullah, "Deteksi dan Perhitungan Objek Berdasarkan Warna Menggunakan Color Object Tracking," *Pseudocode*, vol. 5, no. 2, pp. 85–91, 2018, doi: 10.33369/pseudocode.5.2.85-91.
- [9] B. D. Raharja and P. Harsadi, "Implementasi Kompresi Citra Digital Dengan Mengatur Kualitas Citra Digital," *J. Ilm. SINUS*, vol. 16, no. 2, pp. 71–77, 2018, doi: 10.30646/sinus.v16i2.363.
- [10] M. Muchtar, "Classification of Chicken Meat Freshness Based on YCbCr Color and Fractal Features Using KNN Method," *semantik*, vol. 10, no. 1, pp. 43–50, 2024, doi: <http://dx.doi.org/10.55679/semantik.v10i1.47238>.
- [11] F. R. Wicaksono, A. Rusdinar, I. Prasetya, and D. Wibawa, "Perancangan Dan Implementasi Alat Penyortir Barang Pada Konveyor Dengan Pengolahan Citra Design and Implementation of Items Device Sorting on Conveyor With Image Processing," *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 40–47, 2018.
- [12] Irma, M. Muchtar, R. Adawiyah, and Sarimuddin, "Klasifikasi tingkat kematangan cabai merah keriting menggunakan svm multiclass berdasarkan ekstraksi fitur warna," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 1747–1755, 2024.

- [13] K. Padmavathi and K. Thangadurai, "Implementation of RGB and grayscale images in plant leaves disease detection - Comparative study," *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 9, no. 6, pp. 4–9, 2016, doi: 10.17485/ijst/2016/v9i6/77739.
- [14] M. M. B, A. Ana, and A. S. Hidayat, "Implementasi Algoritma GLCM Dan MED pada Aplikasi Pendeteksi Kolesterol Melalui Iris Mata," *MIND J.*, vol. 2, no. 2, pp. 23–42, 2018, doi: 10.26760/mindjournal.v2i2.23-42.
- [15] M. Muchtar and R. A. Muchtar, "Integrasi fitur warna, tekstur dan renyi fraktal untuk klasifikasi penyakit daun kentang menggunakan linear discriminant analysis," *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 1, pp. 77–84, 2024.
- [16] Y. Retno, W. Utami, and H. Wijayanto, *METE BERDASARKAN CIRI TEKSTUR DAN WARNA Disusun Oleh : Yustina Retno Wahyu Utami , ST , M . Cs*, no. September. 2023.
- [17] Y. P. Pasrun, S. Sarimuddin, and M. Muchtar, "Optimasi Sistem Tunjangan Kinerja Pegawai Menggunakan Web Service Pada Bkp-Sdm Bombana," *semanTIK*, vol. 8, no. 2, p. 105, 2022, doi: 10.55679/semantik.v8i2.28174.