



# Identifikasi Kualitas Batik Berdasarkan Jarak Pengambilan Gambar Menggunakan K-Nearest Neighbor

**Muhammad Alief Faza Nujjiya<sup>1\*</sup>, Gasim<sup>2</sup>, Zaid Romegar Mair<sup>3</sup>**<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri, Palembang, IndonesiaEmail: <sup>1</sup>2023110129@students.uigm.ac.id, <sup>2</sup>gasim@uigm.ac.id, <sup>3,\*</sup>zaidromegar@uigm.ac.idEmail Penulis Korespondensi: <sup>1</sup>2023110129@students.uigm.ac.id

**Abstrak**— Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh jarak pengambilan gambar terhadap akurasi identifikasi kualitas kain batik menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Data yang digunakan berupa citra lima motif batik tradisional yang diambil pada enam variasi jarak: 10, 20, 30, 40, 50, dan 60 cm. Tahapan pra-pemrosesan meliputi *auto-cropping* citra ke ukuran 500×500 piksel, konversi ke *grayscale*, dan kuantisasi 8 level. Empat fitur utama GLCM *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy* diekstraksi dan digunakan sebagai masukan bagi K-NN dengan nilai  $k=1$ . Hasil penelitian menunjukkan bahwa jarak 30 cm memberikan akurasi tertinggi sebesar 100%, sedangkan jarak 20 cm dan 10 cm mencapai 80%, jarak 40–50 cm turun menjadi 60%, dan jarak 60 cm hanya 40%. Temuan ini menegaskan bahwa jarak pemotretan berpengaruh signifikan terhadap kualitas identifikasi berbasis tekstur. Kesimpulannya, jarak optimal untuk akuisisi citra batik adalah rentang 20–40 cm, khususnya 30 cm, yang direkomendasikan sebagai standar pada sistem identifikasi kualitas batik berbasis citra.

**Kata Kunci:** Batik Tradisional, Jarak Pengambilan Gambar, GLCM, *K-Nearest Neighbor*, Pengolahan Citra, Klasifikasi

**Abstract**— This study aims to evaluate the effect of capture distance on the accuracy of batik quality identification using the *K-Nearest Neighbor* (K-NN) method with texture features extracted from the *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). The dataset consisted of five traditional batik motifs photographed at six distances: 10, 20, 30, 40, 50, and 60 cm. Preprocessing steps included 500×500-pixel auto-cropping, grayscale conversion, and 8-level quantization. Four GLCM features contrast, energy, homogeneity, and entropy were extracted and used as inputs to K-NN with  $k=1$ . The results revealed that the 30 cm distance yielded the highest accuracy (100%), followed by 20 cm and 10 cm with 80%, 40–50 cm with 60%, and 60 cm with only 40%. These findings confirm that capture distance significantly influences the performance of batik quality identification systems. In conclusion, the optimal acquisition range is 20–40 cm, with 30 cm recommended as the standard capture distance for image-based batik quality identification.

**Keywords:** Traditional Batik, Capture Distance, GLCM, *K-Nearest Neighbor*, Image Processing, Classification

## 1. PENDAHULUAN

Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang bernilai estetis sekaligus ekonomis dan telah diakui UNESCO sebagai warisan budaya takbenda. Secara tradisional, proses pembuatannya dilakukan dengan memberi pola pada kain menggunakan malam melalui alat canting; setiap motif tidak hanya dekoratif, tetapi juga memuat makna filosofis dan identitas lokal daerah asalnya [1]. Di tengah transformasi industri kreatif, digitalisasi batik melalui dokumentasi dan analisis berbasis komputer menjadi penting untuk pelestarian serta efisiensi proses bisnis [2]. Salah satu pilar teknologi yang relevan adalah pengolahan citra digital, yang memungkinkan informasi visual diekstraksi menjadi data numerik untuk pengenalan pola, klasifikasi, dan pengambilan keputusan [3], [4].

Dalam alur pengolahan citra, konversi ke *grayscale* lazim digunakan untuk menyederhanakan informasi warna menjadi intensitas piksel sehingga komputasi lebih efisien dan fokus pada struktur luminans [3]. Karakteristik tekstur kemudian direpresentasikan melalui metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang memodelkan hubungan spasial antarpiksel dan menghasilkan fitur statistik seperti *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy* guna menggambarkan keteraturan, kekontrasan, dan kehalusan tekstur [5]. Nilai fitur tersebut menjadi masukan bagi pengklasifikasi. Di antara berbagai algoritma, *K-Nearest Neighbor* (K-NN) sering dipilih karena non-parametrik, sederhana, mudah diimplementasikan, dan kompetitif pada ukuran data kecil–menengah [6], [7]. Berbagai studi melaporkan bahwa kombinasi GLCM–K-NN efektif untuk pengenalan motif maupun tekstur batik pada beragam skenario data [8], [11].

Meskipun pemilihan fitur dan algoritma berperan penting, akurasi sistem juga sangat dipengaruhi oleh konsistensi akuisisi citra. Pada penerapan nyata, jarak kamera terhadap objek kerap berubah akibat keterbatasan ruang, perangkat, atau kebiasaan operator. Perubahan jarak memengaruhi skala motif yang terekam dan ketajaman detail tekstur—misalnya *blur* akibat *depth of field* hingga berisiko memotong sebagian pola saat terlalu dekat atau menghilangkan rincian halus ketika terlalu jauh. Pergeseran ini berdampak langsung pada distribusi fitur GLCM dan pada gilirannya menurunkan kinerja klasifikasi [12], [13]. Temuan pada domain tekstil menunjukkan bahwa jarak pemotretan mampu memengaruhi akurasi pengenalan tekstur, sehingga penetapan jarak yang tepat menjadi isu penting dalam rancangan sistem [14]. Namun pada kajian batik, pembahasan mengenai jarak akuisisi yang optimal masih terbatas; sebagian besar penelitian berfokus pada varian fitur atau algoritma dengan asumsi kondisi akuisisi konstan [8], [11]. Akibatnya, belum tersedia rekomendasi



terstandar mengenai jarak pemotretan yang sebaiknya digunakan agar data yang dikumpulkan konsisten dan ramah bagi model ketika dioperasikan dalam skenario produksi.

Studi ini menelaah pengaruh variasi jarak pengambilan gambar terhadap akurasi identifikasi kualitas batik (kategori mahal/murah) dengan memanfaatkan GLCM sebagai ekstraksi tekstur dan K-NN sebagai pengklasifikasi. Citra batik direkam pada beberapa jarak terukur yang merepresentasikan praktik lapangan misalnya 10, 20, 30, 40, 50, dan 60 cm kemudian diproses melalui *pipeline* yang seragam mencakup *auto-cropping* ke ukuran 500×500 piksel, konversi ke grayscale, serta kuantisasi 8-level sebelum perhitungan fitur. Dengan menahan faktor lain tetap seperti ukuran *crop*, sudut kamera, dan prosedur pemotretan, pengaruh murni jarak terhadap performa klasifikasi dapat diamati secara lebih bersih dan terukur.

Tujuan utama penelitian ini adalah mengukur kinerja klasifikasi pada setiap jarak, menjelaskan implikasi perubahan skala dan perspektif terhadap fitur tekstur yang dihasilkan GLCM, serta menyusun rekomendasi rentang jarak yang menghasilkan performa terbaik dan stabil. Kontribusi yang dihadirkan berupa eksperimen terkontrol yang secara eksplisit memvariasikan jarak pemotretan, analisis komparatif yang menampilkan metrik akurasi beserta interpretasinya untuk tiap level jarak, dan perumusan pedoman praktis mengenai jarak standar akuisisi citra pada tugas identifikasi kualitas batik. Pedoman ini diharapkan dapat diadopsi oleh pelaku industri maupun peneliti untuk memastikan konsistensi data dan meningkatkan reproduksibilitas serta keandalan sistem.

Dari sisi manfaat, penelitian ini memperkaya literatur mengenai peran variabel akuisisi dalam *pipeline* pengenalan tekstur pada domain batik dan menyediakan dasar teknis bagi implementasi inspeksi kualitas berbasis citra. Implikasi praktisnya adalah berkangnya *domain shift* antara data pelatihan dan data operasional melalui penetapan jarak pemotretan yang konsisten. Studi ini memiliki batasan pada fokus variabel jarak, penggunaan ukuran *crop* yang distandarkan 500×500, serta pembatasan fitur pada empat statistik GLCM agar proses tetap ringan dan mudah direplikasi. Batasan ini membuka peluang penelitian lanjutan, termasuk pendekatan *multi-scale* dan strategi *augmentation* untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi skala.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan kombinasi GLCM dan K-NN untuk klasifikasi batik maupun objek lain, dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Namun, sebagian besar studi tersebut hanya menggunakan satu jarak pengambilan gambar, ukuran citra yang lebih kecil (umumnya 300×300 piksel), atau bahkan metode berbeda sehingga belum mampu menjelaskan secara sistematis bagaimana variasi jarak pemotretan memengaruhi performa klasifikasi. Keterbatasan ini menimbulkan kesenjangan penelitian karena aspek akuisisi citra, khususnya jarak kamera terhadap objek, berpotensi menjadi faktor penting yang memengaruhi kestabilan fitur tekstur yang dihasilkan. Oleh karena itu, penelitian ini berkontribusi dengan secara eksplisit memvariasikan enam jarak pemotretan (10–60 cm) pada citra batik berukuran lebih besar (500×500 piksel), sehingga dapat memetakan hubungan antara jarak, kualitas tekstur, dan akurasi klasifikasi secara lebih jelas.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Bahan Penelitian dan Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan citra batik tradisional sebagai objek utama. Lima motif yang dianalisis adalah Daun dan Lereng Oranye, Bunga Teratai Air Toska, Ikat Bunga Merah Hitam, Bunga Puspa Langit, dan Awan Cakra Dirgantara. Seluruh citra diperoleh secara primer melalui pemotretan terkontrol menggunakan iPad Pro 12.9 yang dipasang pada tripod untuk menjaga kestabilan sudut pandang. Pemotretan dilakukan di ruang dengan pencahayaan merata dan tidak langsung agar bayangan keras dapat diminimalkan. Jarak kamera terhadap objek divariasikan pada enam tingkat, yaitu 10 cm, 20 cm, 30 cm, 40 cm, 50 cm, dan 60 cm, dengan pengaturan kamera dibuat konstan sepanjang sesi akuisisi. Setiap motif memiliki kumpulan citra latih dan uji yang disusun rapi dalam struktur berdasarkan jarak pengambilan gambar, sehingga alur evaluasi jarak dapat direplikasi dengan mudah. Seluruh proses pengolahan citra, ekstraksi fitur, dan klasifikasi dilaksanakan menggunakan MATLAB R2020a melalui aplikasi *Graphical User Interface* (GLCM) yang dikembangkan khusus untuk penelitian ini.

Sesudah akuisisi, setiap citra dipotong otomatis pada bagian tengah menjadi ukuran tetap 500×500 piksel untuk memastikan area motif yang dianalisis konsisten dan bebas tepi latar. Citra hasil pemotongan dikonversi ke *grayscale* dan dikuantisasi ke delapan tingkat keabuan sebelum pembentukan matriks GLCM. Empat fitur tekstur *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy* dihitung dari GLCM dan dinormalisasi agar setiap dimensi fitur berkontribusi seimbang saat perhitungan jarak. Vektor fitur yang dihasilkan digunakan sebagai masukan ke algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan  $k = 1$ . Evaluasi dilakukan terpisah untuk setiap jarak pemotretan sehingga menghasilkan enam nilai akurasi yang dapat dibandingkan langsung, dilengkapi telaah kesalahan antarkelas melalui *confusion matrix*. Penataan perangkat, pengaturan pencahayaan, serta prosedur pengambilan gambar yang seragam memastikan bahwa perbedaan kinerja yang teramat merefleksikan pengaruh jarak pemotretan secara spesifik, bukan variasi prosedural lain.

### 2.2 Desain dan Akuisisi Citra

Penelitian ini bersifat eksperimental untuk mengamati pengaruh jarak pengambilan gambar terhadap kinerja identifikasi kualitas batik. Objek yang digunakan berupa kain batik bermotif tradisional yang umum dijumpai di pasaran. Setiap motif difoto pada beberapa jarak terukur yang merepresentasikan praktik lapangan, yaitu 10, 20, 30, 40, 50, dan 60 cm.



Pemotretan dilakukan pada meja datar dengan kamera dipasang statis menggunakan tripod agar sudut pandang, getaran, dan kemiringan relatif konstan. Pencahayaan dibuat merata dan tidak langsung untuk meminimalkan bayangan keras. Semua citra direkam dengan parameter kamera yang sama sepanjang proses akuisisi (kecepatan rana, *white balance*) sehingga satu-satunya variabel yang berubah adalah jarak kamera ke objek.

### 2.3 Pemrosesan Citra

Seluruh citra asli diproses melalui *pipeline* yang seragam. Tahap pertama adalah *auto-cropping* berbasis pusat citra untuk memperoleh area kain yang representatif tanpa tepi meja atau latar lain, kemudian hasil *crop* dinormalisasi ke ukuran 500×500 piksel. Tahap berikutnya adalah konversi warna ke *grayscale* agar komputasi berfokus pada intensitas luminans dan mengurangi variabilitas akibat kanal warna [3]. Kuantisasi tingkat keabuan diterapkan menjadi 8 *level* untuk menstabilkan matriks kejadian pada langkah *Gray Level Co-occurrence Matrix* [5]. Seluruh pra-pemrosesan dilakukan identik untuk semua jarak sehingga perbedaan yang muncul pada fitur benar-benar dipicu oleh perubahan jarak pemotretan, bukan oleh variasi prosedur.



**Gambar 1.** Citra Batik Tradisional

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan informasi dari citra tampak menjadi citra digital dengan bantuan alat berupa lensa kamera. Data yang diambil adalah citra dari motif batik tradisional. Pada penelitian ini citra batik yang digunakan ada 5 jenis, yaitu Motif Daun dan Lereng Oranye, Motif Bunga Teratai Air Toska, Motif Ikat Bunga Merah Hitam, Motif Bunga Puspa Langit dan Motif Awan Cakra Dirgantara yang masing-masing terdiri dari 5 citra sebagai data latih dan 30 citra sebagai data uji, sehingga jumlah data yang digunakan adalah 35 data.

### 2.4 Ekstraksi Fitur Tekstur

Representasi tekstur dihitung menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* pada jarak piksel  $d = 1$ , dari setiap matriks dihitung fitur statistik yang lazim digunakan, yaitu contrast, energy, homogeneity, dan entropy [5]. Nilai fitur dari empat orientasi kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh representasi yang invariant terhadap rotasi kecil. Seluruh fitur dinormalisasi menggunakan *minimum max scaling* ke rentang 0 dan 1 agar masing-masing dimensi memiliki kontribusi yang sebanding saat dihitung jaraknya di ruang fitur.

### 2.5 Klasifikasi *K-Nearest Neighbor*

Tahap pengenalan kualitas dilakukan dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* karena sifatnya non-parametrik, transparan, dan efektif pada ukuran data kecil–menengah [6], [7]. Jarak antar vektor fitur diukur menggunakan metrik Euclid yang dirumuskan sebagai berikut.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2} \quad (1)$$

Nilai tetangga terdekat kkk mengacu pada pengaturan di penelitian, yaitu  $k=1$ , sehingga label kelas ditetapkan berdasarkan kelas sampel terdekat di ruang fitur. Pembagian data latih dan data uji dibuat tetap untuk semua jarak, sehingga perbandingan akurasi antar kategori jarak berlangsung adil. Jika diperlukan, validasi ulang dapat dilakukan dengan skema *hold-out* berulang menggunakan *random seed* yang sama.



## 2.6 Evaluasi dan Prosedur Analisis

Kinerja sistem diukur pada setiap jarak pengambilan gambar menggunakan metrik akurasi, yaitu perbandingan jumlah prediksi benar terhadap total sampel uji. Selain akurasi total, disajikan pula *confusion matrix* untuk meninjau kesalahan antar kelas. Seluruh evaluasi dihitung terpisah per jarak sehingga menghasilkan enam nilai akurasi yang dapat dibandingkan langsung. Analisis dilakukan dengan menelaah kecenderungan kinerja seiring perubahan jarak, mengaitkannya dengan perilaku fitur tekstur, misalnya menurunnya nilai *contrast* atau *homogeneity* pada jarak sangat dekat akibat *blur* dan *perspective distortion*, atau berkurangnya detail mikro pada jarak sangat jauh. Hasil terbaik diharapkan muncul pada jarak menengah, ketika pola dan granulasi tekstur tertangkap tajam namun tidak terpotong oleh bidang pandang kamera. Dari analisis tersebut diturunkan rekomendasi rentang jarak standar akuisisi citra untuk proses identifikasi kualitas batik berbasis *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *K-Nearest Neighbor*.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Data Sampel Latih dan Uji

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berupa citra digital kain batik tradisional yang diambil secara langsung oleh peneliti sebagai data primer. Proses pengambilan gambar dilakukan terhadap empat jenis motif batik, Motif Daun dan Lereng Oranye, Motif Bunga Teratai Air Toska, Motif Ikat Bunga Merah Hitam, Motif Bunga Puspa Langit dan Motif Awan Cakra Dirgantara. Setiap motif diambil sebanyak 7 citra, sehingga total terdapat 35 citra. Pengambilan gambar dilakukan pada 6 variasi jarak, yaitu 10 cm, 20 cm, 30 cm, 40 cm, 50 cm, dan 60 cm, untuk menguji pengaruh jarak terhadap hasil klasifikasi.

Dari total 35 citra tersebut, data dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Data latih digunakan untuk membentuk model klasifikasi, yaitu membangun referensi pola fitur dari masing-masing motif batik berdasarkan hasil ekstraksi menggunakan metode GLCM. Sementara itu, data uji digunakan untuk mengukur kinerja sistem, yaitu menguji apakah sistem mampu mengklasifikasikan motif batik dengan benar.

Pengambilan citra batik dilakukan dengan pendekatan sistematis berdasarkan variasi jarak potret. Jarak potret menjadi fokus utama dalam penelitian ini karena perubahan jarak dapat memengaruhi ketajaman tekstur, luas cakupan motif, serta informasi visual yang ditangkap kamera.

Untuk menjaga konsistensi, kamera yang digunakan adalah iPad Pro 12.9 dengan resolusi tinggi, diposisikan tegak lurus terhadap permukaan kain batik (sudut 0 derajat). Kamera juga tidak menggunakan mode zoom dan disetel dalam mode auto-focus. Dari setiap jarak, diambil satu gambar untuk masing-masing dari lima jenis kain batik, menghasilkan total 30 citra uji. Semua gambar kemudian disimpan dalam folder terpisah berdasarkan jaraknya, masing-masing diberi nama jarak10, jarak20, jarak30, jarak40, jarak50, dan jarak60. Penamaan file gambar dilakukan secara konsisten untuk mempermudah proses evaluasi.

### 3.2 Pengolahan Preprocessing Citra

*Preprocessing* citra merupakan tahapan penting dalam pengolahan citra digital yang bertujuan untuk mempersiapkan gambar batik sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Langkah ini diperlukan agar data yang akan dianalisis memiliki kualitas visual dan struktur yang seragam. Dalam penelitian ini, preprocessing dilakukan dengan melakukan proses konversi citra berwarna (RGB) menjadi citra *grayscale*. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan informasi warna pada citra menjadi intensitas keabuan saja, karena metode ekstraksi fitur tekstur GLCM yang digunakan hanya membutuhkan data dalam satu kanal intensitas.

Konversi dilakukan menggunakan fungsi *rgb2gray* di MATLAB. Hasil konversi akan menghasilkan citra dengan format matriks dua dimensi, yang tiap elemennya menunjukkan tingkat intensitas keabuan piksel dari 0 hingga 255. Proses ini juga dapat mempercepat proses ekstraksi fitur karena mengurangi kompleksitas data dari tiga kanal (merah, hijau, biru) menjadi satu kanal saja. Selain itu, seluruh citra *grayscale* dikrop secara otomatis menjadi ukuran 500x500 piksel dari bagian tengah citra. Pemangkasan ini bertujuan untuk mengambil bagian paling representatif dari motif batik tanpa menyertakan tepian atau area non-utama. Setiap citra yang dimuat dipotong secara otomatis dari bagian tengah citra dengan ukuran tetap 500x500 piksel. Pendekatan ini memastikan area motif yang dianalisis konsisten dan menghindari tepian yang tidak relevan. Setelah *cropping*, citra ditampilkan pada *axes* di aplikasi antarmuka sebagai untuk verifikasi visual.

### 3.3 Pengambilan Ciri Bentuk Batik

Pengambilan ciri bentuk batik merupakan tahapan yang sangat krusial dalam sistem pengenalan pola. Pada penelitian ini, metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) digunakan untuk mengekstraksi ciri bentuk dari kain batik. GLCM merupakan metode statistik orde dua yang mengukur sejauh mana hubungan spasial antara pasangan piksel dalam citra *grayscale*. Dengan menggunakan GLCM, informasi tentang tekstur citra seperti kekasaran, keseragaman, dan pola keteraturan dapat diperoleh.

Empat parameter utama yang diekstraksi dari GLCM yaitu *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy*. Parameter *contrast* mengukur perbedaan intensitas antar piksel, *energy* menggambarkan kekompakan atau keseragaman tekstur,



*homogeneity* mengindikasikan kesamaan intensitas antar piksel yang berdekatan, dan *entropy* mengukur tingkat ketidakteraturan atau kompleksitas tekstur. Nilai-nilai ini kemudian dikompilasi menjadi vektor fitur yang digunakan sebagai representasi digital dari ciri khas kain batik tersebut.

Proses ekstraksi fitur dilakukan pada seluruh citra *grayscale* hasil *preprocessing* menggunakan perintah graycomatrix, graycoprops, dan perhitungan manual entropy. Hasil ekstraksi akan berbeda-beda tergantung dari kualitas, jenis motif, dan jarak pengambilan gambar. Oleh karena itu, akurasi klasifikasi akan sangat dipengaruhi oleh keakuratan proses ekstraksi fitur ini.

Dalam penelitian ini, proses ekstraksi ciri bentuk dilakukan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yang bertujuan untuk menangkap karakteristik tekstur dari citra batik. GLCM merupakan metode statistik orde dua yang menghitung seberapa sering pasangan nilai intensitas piksel tertentu muncul dalam jarak dan arah tertentu pada citra grayscale.

```
contrast      = sum(((I-J).^2) .* P, 'all');
energy        = sum(P.^2, 'all');
homogeneity  = sum(P ./ (1+abs(I-J)), 'all');
entropyVal   = -sum(P(P>0) .* log2(P(P>0)));
```

Gambar 2. Fungsi Perhitungan Ciri Bentuk Batik Pada Aplikasi

Empat fitur utama, yaitu *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy*, seluruhnya dihitung secara manual berdasarkan rumus perhitungan dari matriks probabilitas GLCM yang telah dinormalisasi. Nilai *contrast* diperoleh dari penjumlahan hasil perkalian kuadrat selisih tingkat keabuan antar pasangan piksel dengan probabilitas kemunculannya. Nilai *energy* dihitung sebagai jumlah kuadrat dari setiap elemen matriks probabilitas. Nilai *homogeneity* diperoleh dari pembobotan probabilitas dengan faktor yang memperbesar kontribusi elemen dekat diagonal utama. Sedangkan *entropy* dihitung dari distribusi probabilitas yang menggambarkan tingkat ketidakpastian pola tekstur.

### 3.4 Hasil Perancangan Basis Pengetahuan Sistem Aplikasi

Tahap awal dimulai dari pemilihan citra batik melalui *user interface*. Citra dipilih oleh pengguna melalui tombol *Load Gambar*, kemudian dipotong secara otomatis ke ukuran tetap 500×500 piksel dengan menggunakan fungsi imcrop (fungsi untuk memotong citra berdasarkan koordinat dan ukuran tertentu).

```
hasilCrop = imcrop(img, [col row cropSize-1 cropSize-1]);
```

Gambar 3. Cropping Pada Aplikasi

Potongan ini diambil dari bagian tengah gambar untuk memastikan keseragaman dan kestabilan area tekstur. Citra hasil pemotongan kemudian ditampilkan di dalam GUI dan disimpan dalam variabel *crop500* (citra hasil pemotongan berukuran 500×500 piksel). Setelah itu, citra diproses lebih lanjut menjadi citra keabuan (*grayscale*) dengan cara menghitung nilai intensitas piksel secara manual berdasarkan kombinasi kanal merah, hijau, dan biru.

```
img=handles.crop500;
gray=0.2989*double(img(:,:,1))+0.5870*double(img(:,:,2))+0.1140*double(img(:,:,3));
gray=uint8(gray);
```

Gambar 4. Grayscaling Pada Gambar

Proses ini dilaksanakan oleh tombol *Grayscale* pada antarmuka. Konversi dilakukan karena metode GLCM hanya membutuhkan satu kanal intensitas piksel untuk analisis tekstur. Hasilnya disimpan dalam variabel *gray500* (variabel penyimpan citra hasil konversi *grayscale* dari *crop500*) dan ditampilkan pada sumbu visualisasi kedua.

```
Iq = floor(double(gray) / (256 / 8));
```

Gambar 5. Kuantisasi *Grayscale*

Tahapan ini adalah ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *GLCM*. Proses ini diawali dengan mengkuantisasi nilai piksel citra menjadi 8 tingkat keabuan, untuk menyederhanakan isi matriks ko-ocurrence.



```
function glcm=glcm_manual(Iq)
[h,w]=size(Iq);L=8;glcm=zeros(L,L);
for i=1:h
    for j=1:w-1
        g1=Iq(i,j)+1;g2=Iq(i,j+1)+1;
        glcm(g1,g2)=glcm(g1,g2)+1;
    end;end
end
```

**Gambar 6.** Data *Graycomatrix*

Selanjutnya, matriks GLCM dibentuk secara manual dari citra hasil kuantisasi dengan mempertimbangkan pasangan piksel pada arah horizontal ( $0^\circ$ ) dengan jarak satu piksel dan jumlah level keabuan sebanyak 8 kali. Matriks ini kemudian dinormalisasi menjadi *probability co-occurrence matrix* (matriks GLCM yang telah dibagi dengan jumlah total kemunculan untuk menghasilkan representasi probabilitas tiap pasangan nilai piksel)

```
glcm_norm = glcm / sum(glcm(:));
```

**Gambar 7.** Normalisasi Matriks

Keempat nilai fitur ini dikembalikan dalam bentuk vektor dan menjadi representasi numerik dari satu citra batik. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dengan nilai tetangga (k) sebesar 1. Data latih dibaca dari folder data\_latih, di mana masing-masing subfolder mewakili kelas “mahal” atau “murah”.

```
function mdl=knn_train(X,Y);mdl.X=X;mdl.Y=Y;end
function y=knn_predict(mdl,x);D=sqrt(sum((mdl.X-x).^2,2));[~,i]=min(D);y=mdl.Y(i);end
```

**Gambar 8.** Klasifikasi Model

Setiap gambar latih diproses untuk menghasilkan fitur GLCM, dan hasilnya disimpan dalam variabel *X*, sedangkan labelnya disimpan dalam *Y*. Model klasifikasi dibentuk secara manual dengan menghitung jarak Euclidean antara data uji dengan seluruh data latih, lalu menentukan kelas berdasarkan jarak terdekat. Klasifikasi dilakukan dengan menghitung jarak Euclidean secara manual antara vektor fitur citra uji dengan seluruh vektor fitur data latih, kemudian ditentukan kelasnya berdasarkan tetangga terdekat dengan nilai *k* adalah 1. Prediksi dilakukan terhadap data uji yang dikelompokkan berdasarkan jarak pengambilan gambar (10 cm hingga 60 cm). Masing-masing citra uji diekstraksi fitur GLCM-nya, kemudian dibandingkan dengan data latih untuk menentukan kelas secara manual menggunakan perhitungan jarak terdekat.

Setelah seluruh proses pemrosesan citra dan ekstraksi fitur dilakukan, sistem akan melakukan proses klasifikasi terhadap data uji menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Pada tahapan ini, sistem akan menentukan apakah sebuah gambar batik tergolong dalam kategori batik mahal atau batik murah berdasarkan kesamaan fitur teksturnya dengan data latih. Proses klasifikasi dilakukan pada tiga kelompok data uji, yang masing-masing diambil pada jarak berbeda dari kamera terhadap kain batik, yaitu 10 cm, 20 cm, 30 cm, 40 cm, 50 cm, dan 60 cm. Setiap kelompok terdiri dari beberapa citra batik mahal dan murah yang digunakan untuk menguji kemampuan sistem dalam mengenali kualitas motif batik berdasarkan tekstur yang ditangkap dari jarak tertentu.

### 3.5 Hasil Klasifikasi Citra Dengan Metode *K-Nearest Neighbor*

Tahapan terakhir dalam proses identifikasi adalah klasifikasi kualitas batik berdasarkan fitur *GLCM* yang telah dihitung sebelumnya. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN), yaitu algoritma pembelajaran berbasis kedekatan jarak antar data. Dalam penelitian ini, nilai *k* yang digunakan adalah 1 (*k* = 1), artinya sistem hanya akan mempertimbangkan satu tetangga terdekat dari data latih untuk menentukan label dari data uji. Jarak antara fitur data uji dan fitur data latih dihitung menggunakan euclidean distance.

EVALUASI ANAKAN				
Ganjar	Jarak	Label	Prediksi	Kasih
mahall_jarak10.jpeg	10cm	mahal	mahal	✓ BENAR
maeliz_jarak10.jpeg	10cm	mahal	murah	✗ SALAH
mursih_jarak10.jpeg	10cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih2_jarak10.jpeg	10cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih3_jarak10.jpeg	10cm	murah	murah	✓ BENAR
mahall_jarak20.jpeg	20cm	mahal	murah	✗ SALAH
maeliz_jarak20.jpeg	20cm	mahal	mahal	✓ BENAR
mursih_jarak20.jpeg	20cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih2_jarak20.jpeg	20cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih3_jarak20.jpeg	20cm	murah	murah	✓ BENAR
mahall_jarak30.jpeg	30cm	mahal	murah	✓ BENAR
maeliz_jarak30.jpeg	30cm	mahal	mahal	✓ BENAR
mursih_jarak30.jpeg	30cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih2_jarak30.jpeg	30cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih3_jarak30.jpeg	30cm	murah	murah	✓ BENAR
mahall_jarak40.jpeg	40cm	mahal	murah	✗ SALAH
maeliz_jarak40.jpeg	40cm	mahal	mahal	✓ BENAR
mursih_jarak40.jpeg	40cm	murah	murah	✗ SALAH
mursih2_jarak40.jpeg	40cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih3_jarak40.jpeg	40cm	murah	murah	✓ BENAR
mahall_jarak50.jpeg	50cm	mahal	murah	✗ SALAH
maeliz_jarak50.jpeg	50cm	mahal	murah	✗ SALAH
mursih_jarak50.jpeg	50cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih2_jarak50.jpeg	50cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih3_jarak50.jpeg	50cm	murah	murah	✓ BENAR
mahall_jarak60.jpeg	60cm	mahal	murah	✗ SALAH
maeliz_jarak60.jpeg	60cm	mahal	murah	✗ SALAH
mursih_jarak60.jpeg	60cm	murah	mahal	✗ SALAH
mursih2_jarak60.jpeg	60cm	murah	murah	✓ BENAR
mursih3_jarak60.jpeg	60cm	murah	murah	✓ BENAR

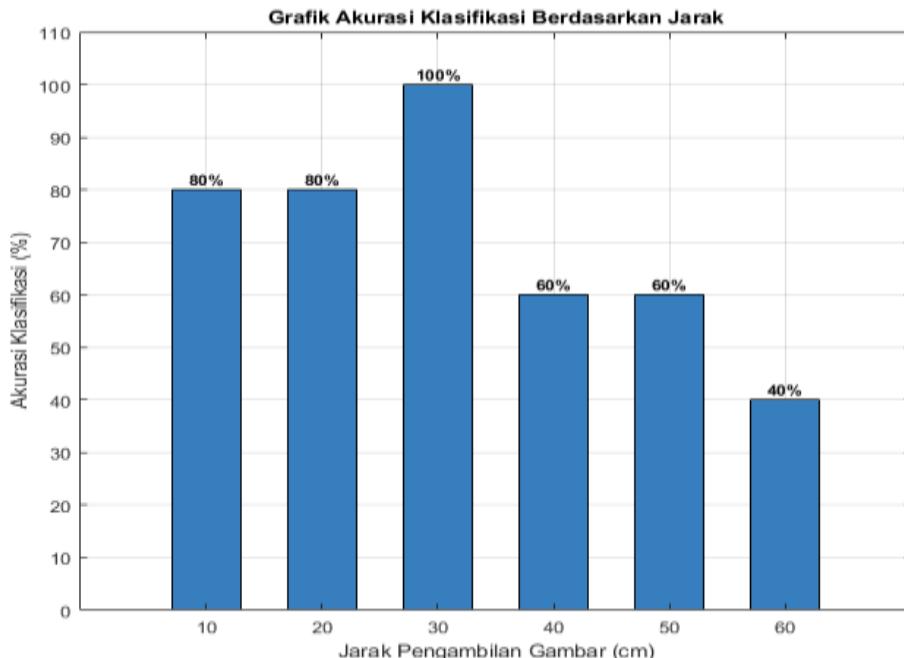
**Gambar 9.** Cuplikan Proses Evaluasi Klasifikasi *KNN* di *Command Window*

Hasil evaluasi sistem menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi kualitas batik bervariasi tergantung pada jarak pengambilan gambar. Jarak 20 cm dan 30 cm menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan jarak lainnya. Hal ini kemungkinan disebabkan karena pada jarak tersebut, tekstur kain batik terekam dengan jelas tanpa mengalami distorsi akibat terlalu dekat atau kehilangan detail akibat terlalu jauh.

Sebaliknya, akurasi pada jarak 10 cm dan 60 cm cenderung lebih rendah. Pada jarak 10 cm, sebagian citra mungkin terlalu mendekat sehingga informasi tekstur menjadi tidak proporsional atau terlalu kasar. Sementara pada jarak 60 cm, citra menjadi lebih kecil dan kehilangan detail halus teknstur yang penting dalam membedakan kualitas batik.

### **3.6 Akurasi Klasifikasi Berdasarkan Jarak**

Sistem klasifikasi kualitas batik tradisional ini diimplementasikan menggunakan perangkat lunak *MATLAB R2020a*, dengan antarmuka pengguna grafis berbasis *GUIDE*. Implementasi sistem mencakup serangkaian proses mulai dari pemutaman citra, pra-pemrosesan, ekstraksi ciri tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*, hingga klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor (K-NN)*. Seluruh proses tersebut merupakan perwujudan dari teori dan rumus yang telah dijelaskan pada Bab III ke dalam bentuk instruksi dan fungsi program.



**Gambar 10.** Grafik Akurasi Klasifikasi Kualitas Batik Berdasarkan Jarak



Grafik ini memperlihatkan perbandingan akurasi klasifikasi kualitas batik pada enam jarak pengambilan gambar yang berbeda. Terlihat jelas bahwa jarak 30 cm menghasilkan akurasi tertinggi, yakni 100 %. Jarak 10 cm dan 20 cm sama-sama berada pada tingkat akurasi 80 %, menandakan bahwa citra yang diambil terlalu dekat masih menyimpan detail cukup baik, meskipun noise dan pencahayaan yang tidak stabil sedikit menurunkan kinerja.

Akurasi menurun drastis pada jarak 40 cm dan 50 cm, masing-masing 60 %, karena detail tekstur motif mulai tidak tertangkap optimal oleh kamera. Penurunan paling tajam terjadi pada jarak 60 cm dengan akurasi 40 %, menunjukkan bahwa citra yang terlalu jauh kehilangan ketajaman motif, sehingga fitur tekstur yang diekstraksi tidak lagi representatif. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa pemilihan jarak pengambilan gambar yang tepat, terutama di kisaran 30 cm, berkontribusi besar terhadap keberhasilan sistem klasifikasi berbasis tekstur.

### 3.7 Pembahasan Terhadap Hasil Klasifikasi dan Penelitian Terdahulu

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu membedakan citra batik mahal dan murah dengan akurasi yang bervariasi tergantung pada jarak pengambilan gambar. Dari enam jarak yang diuji (10 cm hingga 60 cm), jarak 30 cm memberikan hasil klasifikasi terbaik dengan tingkat akurasi 100%, menandakan bahwa pada jarak ini, detail motif batik tertangkap dengan baik dan fitur tekstur yang dihasilkan optimal untuk proses klasifikasi.

Jarak 10 cm dan 20 cm sama-sama menghasilkan akurasi sebesar 80%. Ini menunjukkan bahwa pengambilan gambar dari jarak dekat masih mampu mempertahankan kualitas tekstur, namun kemungkinan masih terpengaruh oleh noise, pencahayaan yang tidak merata, atau bayangan kamera yang masuk ke dalam citra.

Jarak 40 cm dan 50 cm menunjukkan penurunan akurasi menjadi 60%, kemungkinan besar disebabkan oleh menurunnya ketajaman motif akibat jarak yang terlalu jauh. Detail tekstur mulai hilang, sehingga fitur GLCM yang dihasilkan tidak lagi cukup kuat untuk membedakan kategori kualitas batik secara konsisten.

Penurunan akurasi paling tajam terjadi pada jarak 60 cm, yaitu hanya mencapai 40%. Pada jarak ini, motif batik tampak terlalu kecil dalam citra dan tekstur menjadi kurang jelas. Hal ini menyebabkan fitur yang diekstraksi tidak representatif terhadap pola asli kain, sehingga sistem kesulitan melakukan klasifikasi secara akurat.

Dengan mempertimbangkan seluruh hasil pengujian, maka dapat disimpulkan bahwa jarak 30 cm adalah yang paling optimal untuk proses identifikasi kualitas batik menggunakan metode GLCM dan klasifikasi K-NN. Jarak ini memberikan keseimbangan terbaik antara kualitas visual, ketajaman tekstur, dan kestabilan fitur yang dihasilkan.

Pada konteks literatur GLCM dan K-NN, pencapaian akurasi 100% pada jarak 30 cm menunjukkan peningkatan yang konsisten dibanding studi batik berukuran citra  $300 \times 300$  piksel yang pada pengujian jarak 30 cm melaporkan akurasi sekitar 82% [4]. Perbedaan ini wajar karena penelitian sekarang menerapkan ukuran citra lebih besar ( $500 \times 500$ ) dan pipeline akuisisi yang dikontrol ketat, sehingga detail tekstur yang relevan bagi GLCM, khususnya komponen contrast dan homogeneity lebih terjaga. Selain ukuran citra, pengujian enam level jarak memberikan kurva performa yang lebih jelas sehingga titik optimum dapat diidentifikasi secara empirik, bukan diasumsikan.

Pengujian temuan juga terlihat ketika hasil dibandingkan lintas *domain* dengan objek non-batik. Pada pengenalan tekstur daun, akurasi di kisaran 86 hingga 89% dilaporkan dalam konfigurasi GLCM dan K-NN tanpa eksplorasi variasi jarak [7]. Ketiadaan kontrol jarak pada studi tersebut menyulitkan penarikan rekomendasi akuisisi. Penelitian ini menutup celah tersebut dengan memetakan pengaruh jarak 10–60 cm: akurasi menurun ketika terlalu dekat (risiko area of *interest* menyempit, artefak *blur*) maupun terlalu jauh (kehilangan detail mikro), sementara zona 20–40 cm khususnya 30 cm memberi kestabilan fitur dan kinerja puncak.

Kekuatan generalisasi pendekatan GLCM dan K-NN yang kerap dilaporkan pada nilai *homogeneity* juga tercermin di sini [9], namun kontribusi utama penelitian sekarang adalah menegaskan variabel akuisisi sebagai faktor penentu performa. Hal ini sejalan dengan catatan metodologis bahwa perubahan skala dan ketajaman citra akan menggeser distribusi, sehingga memengaruhi nilai *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy* yang masuk ke K-NN. Dengan demikian, rekomendasi jarak kerja 20–40 cm bukan sekadar angka praktis, melainkan konsekuensi langsung dari perilaku fitur tekstur terhadap geometri pemotretan.

Terakhir, posisi hasil ini masih kompatibel dengan laporan kombinasi GLCM dan K-NN pada batik yang menekankan pemilihan parameter model [13] maupun aspek pra-pemrosesan [10]. Bedanya, alih-alih menaikkan akurasi lewat modifikasi algoritmik, penelitian ini memperlihatkan bahwa disiplin akuisisi terutama kontrol jarak dan resolusi mampu mendorong kinerja hingga level sangat tinggi tanpa kompleksitas tambahan di sisi model. Temuan ini memberi pedoman operasional yang mudah diadopsi pada lini inspeksi berbasis citra.

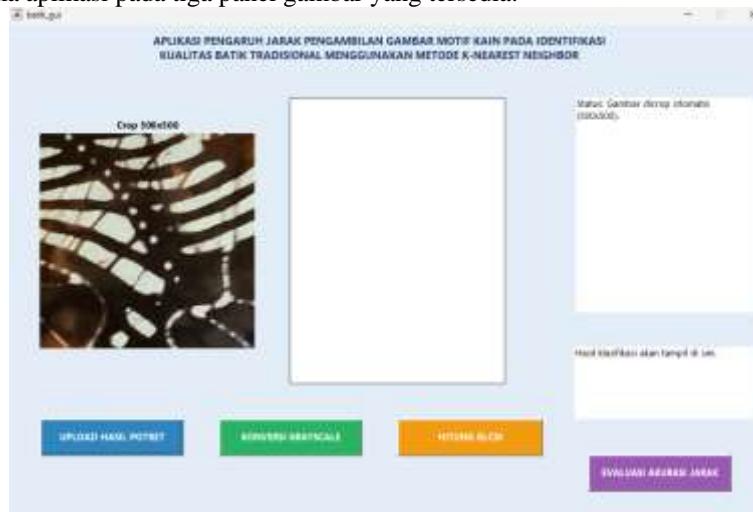
### 3.8 Tampilan Proses Identifikasi Kualitas Batik Pada Aplikasi

Aplikasi identifikasi kualitas batik yang dikembangkan dalam penelitian ini bekerja berdasarkan urutan tahapan pengolahan citra secara digital. Setiap tahapan dilakukan secara berurutan dan terintegrasi, dimulai dari proses pemutuan gambar (*image acquisition*), pemrosesan awal (*preprocessing*), ekstraksi fitur (*feature extraction*), hingga proses klasifikasi (*classification*). Tahapan pertama dalam sistem adalah memuat gambar batik yang akan dianalisis. Gambar yang digunakan merupakan citra batik dari dua kategori kualitas, yaitu kategori batik mahal dan batik murah. Citra ini diambil dengan menggunakan kamera *smartphone* dari tiga jarak pengambilan yang berbeda, yaitu 10 cm, 20 cm, 30 cm, 40 cm, 50 cm, dan 60 cm dari permukaan kain batik.

Setelah gambar dimuat, sistem akan melakukan proses pemotongan (*cropping*) secara otomatis ke dalam ukuran  $500 \times 500$  piksel. Tujuan dari proses cropping ini adalah untuk menguji pengaruh ukuran area yang dianalisis terhadap



hasil klasifikasi. Ukuran *crop* yang lebih besar (misalnya 500×500 piksel) akan mencakup area motif yang lebih luas, sehingga mungkin memberikan informasi tekstur yang lebih lengkap. Pemotongan dilakukan secara terpusat, yaitu dengan memotong bagian tengah gambar. Hal ini dilakukan untuk menjaga agar motif utama yang menjadi karakteristik batik tetap berada dalam area analisis. Proses ini dilakukan secara otomatis oleh sistem. Hasil *cropping* juga langsung ditampilkan di antarmuka aplikasi pada tiga panel gambar yang tersedia.

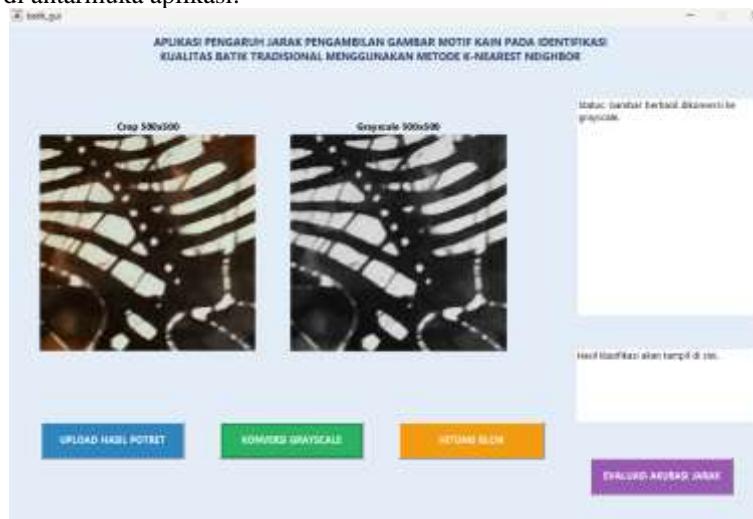


**Gambar 11.** Hasil *Crop* Otomatis Gambar Batik ke Ukuran 500×500 piksel.

Dengan proses *cropping* yang otomatis dan terstruktur seperti ini, sistem dapat melakukan analisis terhadap citra dengan ukuran yang seragam, yang penting untuk menjaga konsistensi saat fitur tekstur dihitung pada tahap konversi berikutnya. Setelah proses *cropping* selesai, tahapan berikutnya adalah melakukan konversi gambar dari RGB ke *grayscale*. Gambar asli umumnya memiliki tiga kanal warna (*Red*, *Green*, dan *Blue*), yang menyimpan informasi warna penuh. Namun, dalam pengolahan citra tekstur, informasi warna seringkali tidak dibutuhkan. Yang lebih penting adalah informasi intensitas piksel dan variasi terang-gelap yang menunjukkan pola atau tekstur dari suatu gambar.

Gambar *grayscale* adalah citra yang hanya memiliki satu kanal, yaitu tingkat intensitas dari hitam ke putih (0 hingga 255). Proses konversi dilakukan menggunakan fungsi *rgb2gray* dalam MATLAB, dan hasilnya akan menghasilkan citra keabuan yang lebih sederhana dan efisien untuk proses analisis tekstur selanjutnya.

Sistem melakukan konversi terhadap gambar *crop* (500×500) dan menampilkan hasilnya di panel gambar *grayscale* yang tersedia di antarmuka aplikasi.

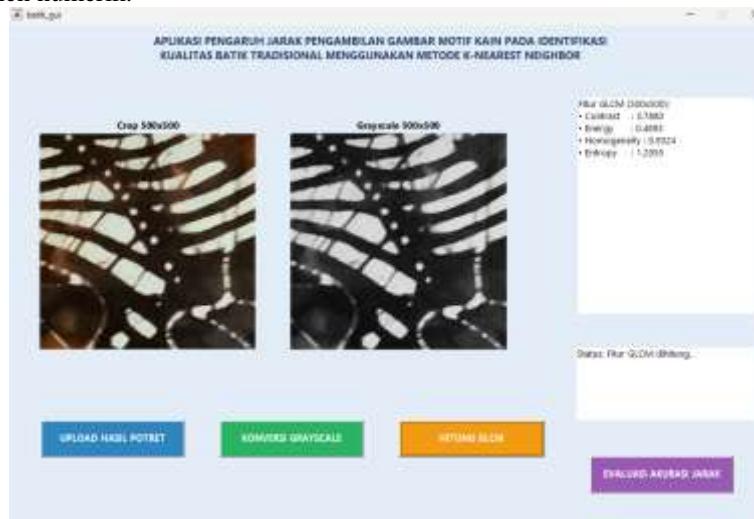


**Gambar 12.** Hasil Konversi *Grayscale* dari Gambar *Crop*

Dengan mengubah citra ke format *grayscale*, sistem dapat mengurangi kompleksitas data yang diproses, mempercepat waktu komputasi, serta memfokuskan perhatian pada distribusi tekstur daripada warna. Tahapan berikutnya adalah proses ekstraksi fitur dari gambar *grayscale* menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk mengekstraksi tekstur dari citra digital. Metode ini bekerja dengan cara menghitung seberapa sering sepasang nilai intensitas piksel tertentu muncul bersebelahan dalam arah tertentu dalam citra. Dari matriks GLCM yang diperoleh, sistem menghitung empat fitur utama sebagai representasi tekstur dari citra batik yaitu *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy*. Hasil dari ekstraksi fitur ini kemudian akan



digunakan sebagai vektor fitur untuk proses klasifikasi pada tahap selanjutnya. Setiap gambar akan memiliki satu vektor fitur dengan empat elemen numerik.



**Gambar 13.** Nilai Fitur *GLCM* dari Gambar yang di *Crop*

Dengan adanya empat fitur ini, sistem dapat membedakan motif batik mahal dan murah berdasarkan karakteristik tekstur yang terekstraksi dari gambar. Tahapan terakhir dalam proses identifikasi adalah klasifikasi kualitas batik berdasarkan fitur *GLCM* yang telah dihitung sebelumnya. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (*K*-NN), yaitu algoritma pembelajaran berbasis kedekatan jarak antar data.

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *K-Nearest Neighbor* (*K*-NN) dengan nilai *K* = 1. Artinya, sistem akan mencari satu tetangga terdekat dari data latih terhadap data uji untuk menentukan kelasnya. Proses klasifikasi ini diulang untuk setiap gambar uji pada tiap jarak pengambilan. Evaluasi dilakukan per jarak potret 10 cm hingga 60 cm. Seluruh proses mulai dari cropping, ekstraksi ciri, hingga klasifikasi dan evaluasi dilakukan menggunakan aplikasi berbasis *MATLAB* yang telah dirancang khusus untuk keperluan penelitian ini. Evaluasi dilakukan dengan menghitung jumlah prediksi yang benar dan salah untuk masing-masing jarak, dan dari situ dihitung nilai akurasi klasifikasi



**Gambar 14.** Cuplikan Proses Evaluasi Klasifikasi *KNN* di *Command Window*

Hasil evaluasi sistem menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi kualitas batik bervariasi tergantung pada jarak pengambilan gambar. Jarak 20 cm dan 30 cm menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan jarak lainnya. Hal ini kemungkinan disebabkan karena pada jarak tersebut, tekstur kain batik terekam dengan jelas tanpa mengalami distorsi akibat terlalu dekat atau kehilangan detail akibat terlalu jauh.

Sebaliknya, akurasi pada jarak 10 cm dan 60 cm cenderung lebih rendah. Pada jarak 10 cm, sebagian citra mungkin terlalu mendekat sehingga informasi tekstur menjadi tidak proporsional atau terlalu kasar. Sementara pada jarak 60 cm, citra menjadi lebih kecil dan kehilangan detail halus tekstur yang penting dalam membedakan kualitas batik. Analisis ini menunjukkan bahwa sistem sangat dipengaruhi oleh kualitas dan jarak pengambilan gambar. Oleh karena itu, untuk mencapai akurasi terbaik, sebaiknya pengambilan gambar dilakukan pada jarak optimal antara 20–30 cm. Berangkat dari peta riset yang sudah ada, pola umumnya menunjukkan bahwa pendekatan yang dipakai relatif serupa



ekstraksi tekstur dengan *GLCM* dan klasifikasi menggunakan *K-NN*. Namun, sebagian besar studi terdahulu bekerja pada satu jarak pemotretan (umumnya 30 cm), ukuran citra yang lebih kecil (sekitar 300×300 piksel), dan pada beberapa kasus bahkan menggunakan objek non-batik. Dengan setelan seperti itu, akurasi yang dilaporkan berada pada rentang menengah hingga tinggi, tetapi belum secara sistematis menelaah pengaruh variasi jarak pengambilan gambar terhadap performa klasifikasi.

Penelitian ini sengaja berada pada garis metode yang sama agar hasilnya dapat dibandingkan langsung, tetapi memperluas ruang uji pada aspek yang belum digarap: variasi jarak pemotretan. Citra batik diambil pada enam jarak 10, 20, 30, 40, 50, dan 60 cm dengan *resolution* yang lebih tinggi (500×500 piksel). Dengan cara ini, hubungan sebab-akibat antara jarak tangkap, ketajaman detail tekstur, dan kinerja klasifikasi dapat dipetakan secara lebih jelas. Selain itu, objek yang digunakan konsisten berupa batik tradisional dari beberapa motif, sehingga konteksnya selaras dengan tujuan identifikasi kualitas batik.

Hasil yang diperoleh menegaskan temuan implisit studi sebelumnya, jarak menengah menghasilkan performa terbaik. Pada pengaturan 30 cm, akurasi mencapai 100%, sementara jarak yang terlalu dekat (10–20 cm) atau terlalu jauh (40–60 cm) menurunkan akurasi secara bertahap. Penjelasannya bersandar pada kualitas tekstur yang terekam, jarak terlalu dekat berisiko memotong motif dan menghasilkan *area of interest* yang sempit, sedangkan jarak terlalu jauh mengurangi ketajaman detail sehingga ciri tekstur menjadi kurang kontras bagi *GLCM*. Keunggulan lain dari rancangan ini adalah penggunaan citra berukuran lebih besar yang membantu *feature extraction* menangkap variasi pola secara lebih stabil.

Dengan demikian, penelitian ini berjejaring langsung dengan karya-karya sebelumnya tetap memakai *GLCM* dan *K-NN* agar setara secara metodologis namun mengisi celah penting pada tahap akuisisi, yaitu pemetaan pengaruh jarak pemotretan. Kontribusi praktisnya adalah rekomendasi jarak kerja 30 cm untuk sistem identifikasi kualitas batik berbasis citra, serta bukti bahwa peningkatan *resolution* citra memperbaiki daya pembeda fitur tekstur. Posisi ini menjadikan penelitian sekarang bukan sekadar replikasi, melainkan perluasan yang memberikan pedoman akuisisi yang dapat diadopsi pada studi lanjutan maupun implementasi sistem nyata.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa jarak pengambilan gambar berpengaruh signifikan terhadap akurasi sistem identifikasi kualitas batik berbasis tekstur. Hasil terbaik diperoleh pada jarak 30 cm dengan akurasi 100%, sementara jarak 20 cm dan 10 cm masing-masing menghasilkan akurasi 80%, jarak 40–50 cm turun menjadi 60%, dan jarak 60 cm hanya 40%. Pola ini mengindikasikan bahwa jarak terlalu dekat berisiko memotong motif, sedangkan jarak terlalu jauh menghilangkan detail mikro tekstur yang penting bagi ekstraksi *GLCM*.

Temuan ini menegaskan bahwa faktor akuisisi citra, khususnya jarak kamera, sama pentingnya dengan pemilihan fitur dan algoritma dalam sistem klasifikasi. Kontribusi utama penelitian ini adalah memberikan bukti empiris mengenai peran jarak pemotretan yang sebelumnya belum banyak dieksplorasi, serta menawarkan rekomendasi praktis berupa penggunaan jarak 20–40 cm, dengan jarak optimal 30 cm, sebagai standar akuisisi citra pada sistem identifikasi kualitas batik berbasis *GLCM-KNN*.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada dosen pembimbing dan penguji atas arahan serta masukan yang sangat berharga. Apresiasi disampaikan kepada pengelola laboratorium/program studi atas fasilitas komputasi yang disediakan, serta pihak butik yang telah memberikan izin dan membantu proses pengambilan sampel kain batik. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada rekan-rekan yang membantu pengumpulan data dan pelaksanaan uji, serta keluarga atas dukungan moral yang tiada henti. Dukungan seluruh pihak sangat membantu terselesaikannya penelitian ini.

## REFERENCES

- [1] D. Arnita, A. Pratiwi dan H. Gunawan, “Penerapan metode K-NN untuk klasifikasi pola batik,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 112-120, 2022.
- [2] R. Azizah dan M. Kurnia, “Analisis Tekstur Batik Menggunakan GLCM dan Klasifikasi K-NN,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 6, no. 1, pp. 45-53, 2024.
- [3] F. Ham, *Fundamentals of Digital Image Processing*, New Jersey: Prentice Hall, 2017.
- [4] S. Handayani dan D. Firmansyah, “Pengaruh jarak pengambilan citra terhadap akurasi sistem klasifikasi citra batik,” dalam *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia*, 2023.
- [5] T. Hidayat dan A. Saputra, “Sistem Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Metode GLCM dan K-Nearest Neighbor,” *Jurnal Informatika Nusantara*, vol. 5, no. 1, pp. 21-28, 2022.



- [6] T. Iskandar dan R. Dewi, "Pengenalan Pola Tekstur Menggunakan Metode GLCM dan SVM," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 11, no. 3, pp. 202-209, 2023.
- [7] A. Kadir dan A. Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Andi, 2019.
- [8] A. Kurniawan, B. Santoso dan E. Nugraha, "Pengaruh parameter k pada algoritma K-NN dalam pengenalan pola batik," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 2, pp. 45-53, 2022.
- [9] H. Wijaya dan R. Maulana, "Efektivitas K-NN dalam Mengklasifikasi Citra Tekstur Batik Berdasarkan Nilai Homogeneity," *Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 66-74, 2024.
- [10] T. Rahayu dan A. Hidayat, "Perbandingan Nilai k pada Algoritma K-NN dalam Klasifikasi Batik Tradisional," *Jurnal Penelitian Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 50-58, 2022.
- [11] H. Situmorang dan M. Aziz, "Pengaruh Format Grayscale Terhadap Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur GLCM," *Jurnal Rekayasa Sistem dan Informatika*, vol. 3, no. 1, pp. 9-17, 2020.
- [12] R. Setiawan dan R. Hartono, *Pengolahan Citra Digital Menggunakan MATLAB*, Yogyakarta: Deepublish, 2021.
- [13] A. Wicaksono, *Kecerdasan Buatan: Teori dan Aplikasi*, Jakarta: Elex Media Komputindo, 2019.
- [14] Y. Suryadi dan B. Kurniawan, "Transformasi Digital Batik dalam Preservasi Budaya Lokal," *Jurnal Sosial dan Teknologi*, vol. 10, no. 1, pp. 34-42, 2022.
- [15] P. Sharma dan R. Verma, "Texture feature based classification of fabrics using GLCM and machine learning," *International Journal of Computer Applications*, vol. 183, no. 10, pp. 15-20, 2021.
- [16] D. Putra dan I. Yuniarti, "Evaluasi Akurasi K-NN dalam Klasifikasi Pola Batik dengan Ekstraksi Fitur GLCM," *Jurnal Ilmu Komputer dan Aplikasinya*, vol. 7, no. 3, pp. 89-96, 2023.
- [17] E. Prasetyo, *Data Mining: Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*, Yogyakarta: Andi, 2020.
- [18] N. Pertiwi dan R. Arifin, "Aplikasi Klasifikasi Motif Batik Berbasis Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 12-20, 2023.
- [19] D. Nuraini dan S. Wijaya, "Implementasi GLCM dalam Klasifikasi Tekstur Kain Batik," *Jurnal Riset Komputer*, vol. 4, no. 2, pp. 77-84, 2021.
- [20] R. Munir, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Bandung: Informatika, 2018.
- [21] N. Maulida, "Batik sebagai Identitas Budaya Indonesia dalam Era Globalisasi," *Jurnal Seni dan Budaya*, vol. 19, no. 2, pp. 56-63, 2021.