

PERBANDINGAN JARAK EUCLIDEAN, CITYBLOCK, MINKOWSKI, CANBERRA, DAN CHEBYSHEV DALAM SISTEM TEMU KEMBALI CITRA BATIK

Mutmainnah Muchtar^{1*}, Noorhasanah Zainuddin², Adha Mashur Sajiah³, Nurfitri Ningsi⁴, Yuwanda Purnamasari Pasrun⁵

^{1,2,4,5}Universitas Sembilanbelas November Kolaka, Jl. Pemuda No.339, Tahoa, Kec. Kolaka, Sultra

³Universitas Halu Oleo Kendari, Kampus Hijau Bumi Tridharma, Anduonohu, Kec. Kambu, Sultra

Received: 8 September 2024

Accepted: 5 Oktober 2024

Published: 12 Oktober 2024

Keywords:

canberra;
chebyshev;
cityblock;
euclidean;
minkowski.

Correspondent Email:

muchtarmutmainnah@gmail.com

Abstrak. Batik merupakan warisan budaya yang sangat berharga di Indonesia, menggambarkan keanekaragaman motif yang kaya akan makna dan estetika. Untuk meningkatkan aksesibilitas dan pemanfaatan koleksi batik, sistem temu kembali citra yang efisien sangat dibutuhkan. Penelitian ini membandingkan metode pengukuran jarak dalam sistem temu kembali citra batik: Euclidean, Cityblock, Minkowski, Canberra, dan Chebyshev, menggunakan kombinasi fitur warna dan tekstur. Dataset terdiri dari 50 jenis citra batik. Hasil menunjukkan bahwa metode Cityblock memiliki nilai Mean Average Precision (MAP) tertinggi, yaitu 97,71, diikuti oleh Canberra dengan MAP 96,87. Metode Euclidean juga menunjukkan performa baik dengan MAP 94,56, sementara Minkowski dan Chebyshev memiliki nilai MAP lebih rendah, yaitu 92,93 dan 90,89, masing-masing. Chebyshev mengalami penurunan MAP terbesar saat citra dirotasi (5,98), sedangkan Cityblock menunjukkan ketahanan terbaik terhadap rotasi dengan penurunan MAP terkecil (1,51). Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem Content-Based Image Retrieval (CBIR) berbasis GUI di MATLAB dan menyarankan integrasi teknik pemrosesan gambar dan machine learning terbaru untuk peningkatan lebih lanjut.

Abstract. Batik is a highly valuable cultural heritage in Indonesia, showcasing a rich diversity of motifs with deep meaning and aesthetics. To enhance the accessibility and utilization of batik collections, an efficient image retrieval system is essential. This study compares distance measurement methods in a batik image retrieval system: Euclidean, Cityblock, Minkowski, Canberra, and Chebyshev, using a combination of color and texture features. The dataset comprises 50 types of batik images. The results show that the Cityblock method achieves the highest Mean Average Precision (MAP) of 97.71, followed by Canberra with MAP 96.87. The Euclidean method also performs well with a MAP of 94.56, while Minkowski and Chebyshev have lower MAP values of 92.93 and 90.89, respectively. Chebyshev experiences the largest MAP drop when images are rotated (5.98), while Cityblock demonstrates the best resistance to rotation with the smallest MAP drop (1.51). This research successfully developed a Content-Based Image Retrieval (CBIR) system with a GUI in MATLAB and suggests integrating the latest image processing and machine learning techniques for further enhancement.

1. PENDAHULUAN

Sistem Temu Kembali Citra (*Content-Based Image Retrieval*, CBIR) telah berkembang pesat sebagai salah satu bidang penting dalam pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan[1]. CBIR memungkinkan pencarian dan penemuan citra berdasarkan konten visual seperti warna, tekstur, dan bentuk, tanpa mengandalkan metadata tekstual[2]. Sistem ini telah diterapkan dalam berbagai sektor, termasuk seni, kesehatan, keamanan, dan industri kreatif. Di Indonesia, salah satu potensi aplikasi CBIR adalah pada pengelolaan dan pelestarian motif batik, yang merupakan bagian tak terpisahkan dari warisan budaya bangsa.

Batik, dengan kekayaan motif dan variasi warna, menuntut pendekatan khusus dalam pengelolaan koleksi citranya[3]. Setiap motif batik memiliki karakteristik visual yang unik, sehingga proses pencarian dan temu kembali citra memerlukan teknik yang mampu mengenali keunikan tersebut. Penggunaan sistem CBIR untuk batik tidak hanya berkontribusi pada pelestarian budaya, tetapi juga memberikan manfaat praktis dalam industri, pendidikan, dan penelitian terkait seni batik[4]. Sistem CBIR dapat digunakan untuk menelusuri motif batik yang mirip[5], yang bermanfaat dalam pengembangan desain, katalog digital, serta perlindungan hak cipta.

Di dalam sistem CBIR, metode perhitungan jarak atau kemiripan antara citra *query* dengan citra-citra dalam basis data sangat berperan penting dalam menentukan keakuratan pencarian[6], [7]. Metode perhitungan jarak ini mengukur tingkat kesamaan antara dua citra berdasarkan fitur visualnya. Berbagai metode telah dikembangkan untuk tujuan ini, masing-masing dengan kelebihan dan kekurangan yang bergantung pada karakteristik data yang diolah. Pemilihan metode perhitungan jarak yang tepat akan memengaruhi hasil akhir pencarian, terutama berkaitan dengan citra batik yang memiliki kompleksitas pola dan warna yang beragam.

Penelitian ini membahas perbandingan beberapa metode perhitungan jarak yang sering digunakan dalam CBIR[6], yaitu Euclidean, Cityblock, Minkowski, Canberra, dan Chebyshev. Masing-masing metode ini menawarkan pendekatan yang berbeda dalam mengukur kesamaan antara citra. Jarak Euclidean, misalnya, mengukur jarak lurus

antara dua titik dalam ruang fitur, sedangkan Cityblock atau Manhattan menghitung jarak berdasarkan perbedaan absolut dari setiap dimensi fitur. Minkowski merupakan generalisasi dari Euclidean dan Cityblock yang memungkinkan penyesuaian lebih fleksibel terhadap data. Canberra sangat sensitif terhadap perbedaan kecil dalam fitur, terutama yang bernilai rendah, dan Chebyshev menekankan pada perbedaan maksimum antar fitur, menjadikannya relevan dalam kondisi tertentu.

Dalam penelitian ini, fitur visual yang digunakan adalah fitur warna dan tekstur. Fitur warna diwakili oleh fitur-fitur statistik yang menggambarkan distribusi warna dalam citra batik, sementara fitur tekstur dianalisis menggunakan dimensi fraktal[8] yang mencerminkan kompleksitas motif batik. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi efektivitas masing-masing metode perhitungan jarak dalam sistem temu kembali citra batik, serta memberikan rekomendasi mengenai metode yang paling sesuai untuk aplikasi ini. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan sistem CBIR yang lebih efisien dan akurat, terutama dalam upaya pelestarian dan promosi batik sebagai warisan budaya Indonesia yang berharga.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian sebelumnya mengenai sistem temu kembali citra, berbagai pendekatan dan kerangka kerja telah dieksplorasi untuk meningkatkan kinerja. L. K. Pavithra dan T. S. Sharmila (2018) mengusulkan kerangka kerja yang efisien dengan memanfaatkan fitur warna, tekstur, dan tepi untuk meningkatkan akurasi pengambilan gambar, menekankan pentingnya integrasi berbagai fitur untuk hasil yang lebih baik [2]. Demikian pula, A. E. Minarno dan N. Suciati (2014) fokus pada temu kembali citra batik menggunakan histogram perbedaan warna dan GLCM, menunjukkan efektivitas analisis tekstur dan warna dalam sistem retrieval [3]. Dalam studi lain, A. E. Minarno et al. (2014) mengeksplorasi ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM dari gambar sub-band untuk klasifikasi batik, menekankan relevansi analisis tekstur yang mendetail [4]. H. Prasetyo dan B. A. Putra Akardihya (2019) lebih lanjut

mengembangkan dengan menerapkan Jaringan Saraf CNN untuk temu kembali citra batik, menunjukkan potensi teknik pembelajaran mendalam [5]. Selain itu, Sharma dan Batra (2014) menganalisis berbagai ukuran jarak dalam temu kembali citra berbasis konten, memberikan wawasan tentang efektivitas komparatif dari berbagai metrik jarak [6]. Varma dan Choudhary (2019) lebih lanjut mengevaluasi ukuran jarak, menyumbangkan pemahaman yang lebih dalam tentang dampaknya terhadap kinerja retrieval [7]. Secara keseluruhan, penelitian-penelitian ini menggambarkan evolusi dan penyempurnaan metode dalam temu kembali citra, menyoroti pentingnya penggabungan dan optimalisasi berbagai fitur serta algoritma.

Meskipun banyak penelitian telah berhasil menerapkan fitur warna dan tekstur dalam CBIR, kesenjangan (gap) penelitian yang ada terletak pada kurangnya perbandingan menyeluruh antara berbagai metode perhitungan jarak dalam pencarian motif citra batik. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi gap tersebut dengan menganalisis dan membandingkan berbagai metode perhitungan jarak dalam sistem temu kembali citra batik, serta mengeksplorasi pengaruh penggabungan fitur warna dan tekstur terhadap akurasi sistem.

2.2. Content-Based Image Retrieval

Pengolahan citra digital (*Digital Image Processing*) [9] adalah proses manipulasi dan analisis citra digital untuk mendapatkan informasi yang lebih berguna dan bermakna [10]. Salah satu aplikasinya adalah sistem temu kembali citra berbasis konten atau *Content-Based Image Retrieval* (CBIR), yang berfokus pada pencarian gambar berdasarkan isi visualnya, seperti warna, tekstur, dan bentuk. Dalam CBIR, fitur-fitur dari citra, seperti fitur warna dan tekstur, diekstraksi untuk digunakan sebagai dasar dalam membandingkan dan mencocokkan citra *query* dengan citra dalam database. Sistem ini berperan penting dalam berbagai bidang, seperti pencarian gambar di media sosial, analisis medis, dan pengenalan pola. Ekstraksi Fitur dari Citra Digital

Dalam pengolahan citra digital, citra didefinisikan sebagai representasi dua dimensi dari suatu objek atau pemandangan. Citra dapat dianalisis dan diproses untuk mengekstraksi

fitur-fitur penting yang mewakili konten visualnya. Dua fitur utama yang sering digunakan dalam CBIR adalah fitur warna dan fitur tekstur. Fitur warna biasanya diwakili oleh nilai statistik seperti mean, varians, dan skewness [11] dari saluran warna dalam ruang warna tertentu (misalnya, RGB, HSV) [12], [13]. Fitur tekstur, di sisi lain, menggambarkan pola atau distribusi spasial intensitas pada citra [14], [15]. Pada penelitian ini, dimensi fraktal digunakan sebagai representasi fitur tekstur. Dimensi fraktal mengukur kompleksitas struktur yang ada dalam citra [16], seperti pola batik yang memiliki karakteristik berulang dan kompleks [17].

2.3. Metode Perhitungan Jarak

Perhitungan jarak dalam CBIR memainkan peran penting dalam menentukan seberapa mirip dua citra satu sama lain berdasarkan fitur yang telah diekstraksi. Terdapat beberapa metode perhitungan jarak yang umum digunakan dalam CBIR.

2.3.1. Jarak Euclidean

Jarak Euclidean adalah metode yang paling umum digunakan untuk mengukur jarak antara dua titik dalam ruang vektor [18]. Rumusnya adalah:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (1)$$

Di mana p dan q adalah vektor fitur dari dua citra. Metode ini sensitif terhadap perubahan skala dan tidak selalu efektif ketika fitur memiliki distribusi yang tidak seragam.

2.3.2. Jarak Cityblock

Jarak Cityblock, juga dikenal sebagai jarak Manhattan, mengukur jarak antara dua titik dengan menjumlahkan perbedaan absolut dari setiap dimensi. Rumusnya adalah [6]:

$$d(p, q) = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i| \quad (2)$$

Metode ini sering digunakan ketika fitur-fitur memiliki distribusi yang berbeda atau terdapat banyak outlier.

2.3.3. Jarak Minkowski

Jarak Minkowski adalah generalisasi dari Euclidean dan Cityblock, dengan rumus [1]:

$$d(p, q) = (\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^p)^{1/p} \quad (3)$$

Ketika $p = 2$, metode ini menjadi jarak Euclidean, dan ketika $p = 1$, menjadi jarak Cityblock. Fleksibilitas parameter p

memungkinkan penyesuaian lebih spesifik sesuai dengan karakteristik data.

2.3.4. Jarak Canberra

Jarak Canberra adalah metode yang sangat sensitif terhadap perubahan kecil, terutama ketika fitur bernilai rendah. Rumusnya adalah[6]:

$$d(p, q) = \sum_{i=1}^n \frac{|p_i - q_i|}{|p_i| + |q_i|} \quad (4)$$

Metode ini cocok untuk data dengan variasi yang besar atau ketika beberapa dimensi fitur bernilai kecil.

2.3.5. Jarak Chebyshev

Jarak Chebyshev mengukur jarak terjauh antara dua titik dalam satu dimensi fitur. Rumusnya adalah[1]:

$$d(p, q) = \max_i |p_i - q_i| \quad (5)$$

Metode ini berguna ketika kita ingin fokus pada dimensi fitur yang memiliki perbedaan terbesar.

2.4. Mean Average Precision

Mean Average Precision (MAP) adalah ukuran kinerja yang umum digunakan dalam sistem temu kembali informasi, termasuk dalam Content-Based Image Retrieval (CBIR). MAP adalah rata-rata dari nilai Average Precision (AP) yang dihitung untuk setiap query, dan memberikan satu angka yang mewakili performa keseluruhan dari sistem temu kembali.

Precision mengukur ketepatan sistem dalam menghasilkan citra yang relevan, dan didefinisikan sebagai rasio antara jumlah citra yang relevan yang ditemukan dengan jumlah total citra yang ditemukan. Namun, MAP lebih menekankan pada urutan di mana citra yang relevan ditemukan. Average Precision (AP) dihitung untuk satu query sebagai rata-rata dari nilai precision setiap kali citra yang relevan ditemukan dalam urutan hasil. MAP kemudian dihitung sebagai rata-rata dari nilai AP untuk semua query dalam percobaan[19].

Formula untuk Average Precision (AP) untuk satu query adalah:

$$AP = \frac{1}{\text{Jumlah citra relevan}} \sum_{k=1}^N P(k) \times Rel(k) \quad (6)$$

Di mana:

- $P(k)$ adalah *precision* pada posisi k dalam daftar hasil.
- $Rel(k)$ adalah indikator biner yang bernilai 1 jika citra pada posisi k relevan, dan 0 jika tidak relevan.
- N adalah jumlah total citra dalam daftar hasil.

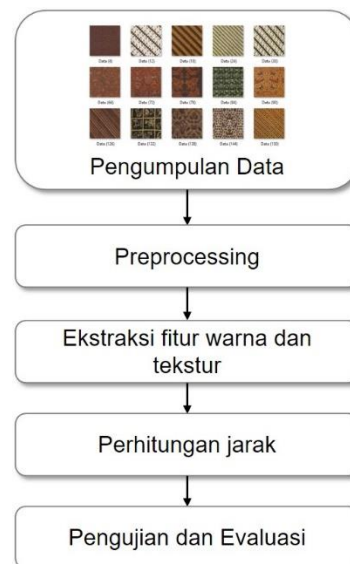
MAP sangat berguna dalam CBIR karena memberikan gambaran yang lebih mendalam tentang bagaimana sistem melakukan temu kembali citra relevan secara keseluruhan, dengan mempertimbangkan urutan relevansi citra dalam daftar hasil. Formula untuk Mean Average Precision (MAP) adalah:

$$MAP = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q AP(q) \quad (7)$$

Di mana:

- Q adalah jumlah total query.
- $AP(q)$ adalah nilai Average Precision untuk query ke- q .

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset citra “Batik 300” [20]. Dataset ini dikumpulkan dengan mengambil gambar dari 50 jenis kain batik. Setiap kain difoto sebanyak 6 gambar acak, kemudian diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel

dalam format JPEG. Jumlah total gambar dalam dataset ini adalah 300 dan terdiri dari 50 kelas. Secara umum, terdapat dua pola pada gambar batik yang diambil, yaitu pola geometris dan non-geometris.

Untuk keperluan pengujian pada penelitian ini maka dari setiap jenis citra batik, 5 citra dijadikan sebagai citra database yang akan disimpan dalam basis data fitur, sementara 1 citra dijadikan sebagai citra *query*. Proses pembagian data ini bertujuan untuk menguji performa sistem CBIR dalam mengidentifikasi citra yang mirip berdasarkan fitur yang telah diekstraksi.



Gambar 2. Dataset 50 jenis motif batik

3.2. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur warna dalam sistem CBIR ini dilakukan dengan menggunakan berbagai fitur statistik dari citra grayscale yang dihasilkan dari citra warna asli. Tujuan dari ekstraksi fitur-fitur ini adalah untuk mendapatkan representasi numerik dari distribusi intensitas piksel pada citra, yang kemudian dapat digunakan untuk membandingkan citra satu dengan yang lainnya. Tabel 1 mencantumkan 15 fitur yang digunakan untuk ekstraksi dalam sistem CBIR. Fitur warna diekstraksi dari citra grayscale, meliputi mean, standar deviasi, varians, skewness, kurtosis, median, mode, range, nilai minimum, nilai maksimum, entropi, dan persentil (50%). Selain itu, fitur tekstur diperoleh dari citra biner pada kanal warna R, G, dan B menggunakan dimensi fraktal[21].

Tabel 1. Informasi 15 fitur yang digunakan

No	Input image	Nama Fitur	Jenis Fitur
1	Grayscale	Mean	Warna
2	Grayscale	Standard Deviation	Warna

3	Grayscale	Variance	Warna
4	Grayscale	Skewness	Warna
5	Grayscale	Kurtosis	Warna
6	Grayscale	Median	Warna
7	Grayscale	Mode	Warna
8	Grayscale	Range	Warna
9	Grayscale	Min Value	Warna
10	Grayscale	Max Value	Warna
11	Grayscale	Entropy	Warna
12	Grayscale	Percentile (50)	Warna
13	Binary of R	Fractal Dimension	Tekstur
14	Binary of G	Fractal Dimension	Tekstur
15	Binary of B	Fractal Dimension	Tekstur

3.3. Evaluasi Kinerja

Kinerja sistem dievaluasi dengan menggunakan beberapa skenario pengujian. Salah satu metode evaluasi yang digunakan adalah menguji performa sistem saat hanya menggunakan fitur warna sebagai dasar pencarian. Kemudian, hasil tersebut dibandingkan dengan performa sistem saat menggunakan kombinasi fitur warna dan tekstur. Untuk mengukur tingkat akurasi sistem secara kuantitatif, digunakan pengujian *Mean Average Precision* (MAP). Selain itu, pengujian kinerja juga dilakukan dengan memutar citra *query* untuk melihat bagaimana sistem menanggapi perubahan orientasi pada citra.

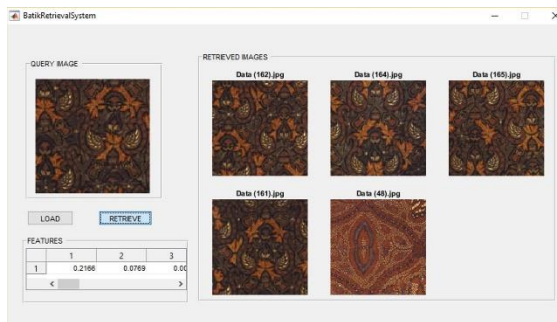
3.4. Pengujian

Proses pengujian performa sistem dilakukan berdasarkan metode perhitungan jarak yang dibandingkan dalam penelitian ini, yaitu Euclidean, Cityblock, Minkowski, Canberra, dan Chebyshev. Kriteria evaluasi meliputi akurasi pengembalian citra yang relevan serta perhitungan MAP untuk mengukur performa secara keseluruhan. Hasil dari setiap metode akan dianalisis untuk menentukan metode mana yang paling efektif dalam sistem CBIR untuk citra batik ini.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Seluruh eksperimen dilakukan dengan menggunakan MATLAB sebagai alat utama untuk implementasi dan pengujian. Gambar 3

menunjukkan antarmuka sistem temu kembalicitra kain batik yang telah dibangun dengan menggunakan MATLAB. Terdapat tombol “Load” untuk memilih citra *query* dan tombol “Retrieve” untuk menampilkan 5 citra yang paling relevan berdasarkan perhitungan jarak.



Gambar 3. Antarmuka sistem temu kembali citra batik

Penelitian ini menyajikan serangkaian skenario pengujian yang telah dilakukan untuk mengevaluasi performa sistem CBIR citra batik menggunakan berbagai metode perhitungan jarak. Skenario pengujian meliputi beberapa tahapan penting, di antaranya: pengujian performa sistem berdasarkan penggunaan fitur warna secara mandiri, pengujian performa dengan menggabungkan fitur warna dan tekstur, serta pengujian kinerja sistem terhadap variasi citra *query* melalui rotasi. Selain itu, evaluasi dilakukan menggunakan metrik Mean Average Precision (MAP) untuk mengukur akurasi sistem dalam mengembalikan citra yang relevan. Hasil dari pengujian-pengujian ini akan dianalisis untuk menilai metode perhitungan jarak mana yang paling efektif dalam sistem CBIR untuk citra batik.

Sebelum menghitung jarak untuk menampilkan hasil *query*, sistem akan menampilkan hasil ekstraksi fitur untuk tiap citra. Pada penelitian ini, digunakan 15 fitur, yang terdiri atas 12 fitur warna dan 3 fitur tekstur. Gambar 4 merupakan contoh citra batik yang menjadi *query*. Sistem kemudian melakukan ekstraksi fitur dari citra ini yang secara detail ditampilkan pada Tabel 2. Untuk memperoleh 12 fitur statistik dari warna maka terlebih dahulu dilakukan konversi citra RGB ke grayscale. Sedangkan untuk memperoleh fitur dimensi fraktal dari tekstur maka terlebih dahulu dilakukan operasi *thresholding*[22] pada

tiap citra dari kanal warna merah, hijau dan biru.



Gambar 4. Contoh citra *query* batik






Tabel 2. Proses Ekstraksi Fitur

Ket.	Citra	Fitur 1-15
Citra Grayscale dan fitur statistik dari warna		Mean = 0.5136 Stddev = 0.1410 Variance = 0.0199 Skewness = -0.246 Kurtosis = 2.1171 Median = 0.5337 Mode = 0.6040 Range = 0.7753 Min = 0.0943 Max = 0.8696 Entropy = 7.1079 Percentile = 0.534
Citra biner dan fitur dimensi fraktal		FD1 = 1.9110
	Kanal R	FD2 = 1.9132
	Kanal G	FD3 = 1.8920
	Kanal B	

Tabel 3 menunjukkan contoh hasil *retrieval* gambar pada sistem menggunakan jarak Cityblock. Dalam tabel ini, gambar yang diambil diurutkan berdasarkan jarak dari gambar kueri, dengan nilai jarak yang tertera di kolom "Distance". Gambar yang memiliki jarak terdekat dengan gambar kueri berada di peringkat pertama, sedangkan yang lebih jauh berada di peringkat berikutnya. Pada peringkat pertama, gambar yang diambil memiliki jarak 0,4525 dan dinyatakan relevan. Peringkat kedua menunjukkan gambar dengan jarak 0,4710 yang

tidak relevan. Peringkat ketiga, keempat, dan kelima masing-masing memiliki jarak 0,5311, 0,5363, dan 0,5886, di mana ketiganya dianggap relevan.

Tabel 3. Contoh hasil retrieval berdasarkan jarak cityblock

Rank	Retrieved Image	Distance	Relevan?
1		0,4525	Ya
2		0,4710	Tidak
3		0,5311	Ya
4		0,5363	Ya
5		0,5886	Ya

Untuk mengukur performa dari tiap metode perhitungan jarak, maka untuk tiap citra *query* dihitung AP (*Average Precision*) nya terlebih dahulu. Sebagai contoh, Tabel 3 merupakan hasil *query* dari salah satu citra batik, di mana hasil penelusurannya adalah :

- Gambar 1: Relevan
- Gambar 2: Tidak Relevan
- Gambar 3: Relevan
- Gambar 4: Relevan
- Gambar 5: Relevan

Selanjutnya dilakukan perhitungan *precision* pada setiap titik di mana kita menemukan gambar yang relevan:

- Pada posisi 1 (gambar relevan pertama):
 $Precision = 1/1 = 1.0$
- Pada posisi 3 (gambar relevan kedua):
 $Precision = 2/3 = 0.67$

- Pada posisi 4 (gambar relevan ketiga):
 $Precision = 3/4 = 0.75$
- Pada posisi 5 (gambar relevan keempat):
 $Precision = 4/5 = 0.8$

AP dihitung sebagai rata-rata dari *precision* di setiap titik relevansi sebagaimana yang ditunjukkan oleh Persamaan (6):
 $AP = (1,0 + 0,67 + 0,75 + 0,8) / 4 = 0,805$. Jadi, *Average Precision* untuk hasil pencarian yang ditunjukkan pada Tabel 3 ini adalah sekitar 0,805.

Setelah mendapatkan nilai AP untuk setiap *query* dalam sistem penelusuran, nilai *Mean Average Precision* (MAP) dihitung dengan mengambil rata-rata dari seluruh nilai AP yang diperoleh dari semua kueri. Pada penelitian ini, terdapat 50 *query* dari citra batik dan setiap *query* memiliki nilai AP tertentu. MAP dihitung dengan menjumlahkan semua nilai AP tersebut dan membaginya dengan jumlah kueri (dalam kasus ini 50). MAP memberikan gambaran keseluruhan tentang performa sistem penelusuran dalam menangani berbagai kueri.

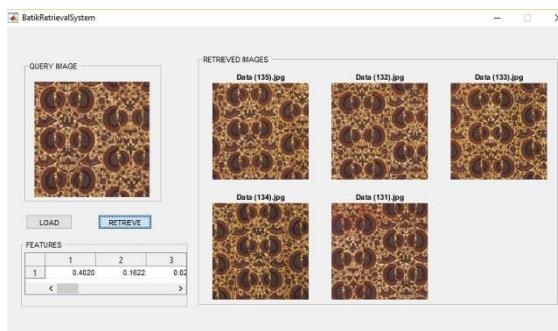
Tabel 4. Perbandingan nilai MAP untuk tiap metode perhitungan jarak dari segi jumlah fitur

Distance	MAP (%)	
	Fitur Warna	Fitur Warna + Tekstur
Euclidean	93,54	94,56
Cityblock	96,96	97,71
Minkowski	92,76	92,93
Canberra	96,59	96,87
Chebyshev	90,89	90,89

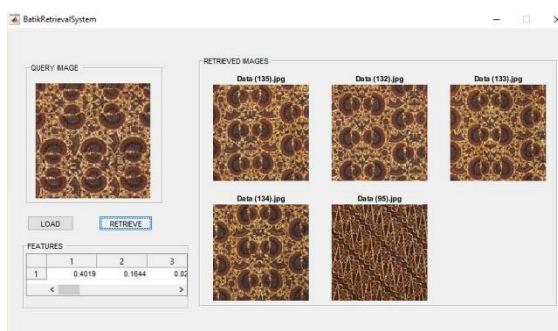
Tabel 4 menunjukkan perbandingan nilai *Mean Average Precision* (MAP) untuk berbagai metode perhitungan jarak berdasarkan fitur warna dan fitur tekstur dalam sistem retrieval gambar. Misalnya, metode jarak Cityblock memiliki nilai MAP tertinggi, yaitu 96,96 saat hanya menggunakan fitur warna, dan meningkat menjadi 97,71 saat fitur tekstur juga digunakan. Hal serupa terjadi pada metode Canberra, di mana nilai MAP meningkat dari 96,59 untuk fitur warna menjadi 96,87 dengan penggabungan fitur tekstur. Metode Euclidean dan Minkowski juga menunjukkan peningkatan, meskipun tidak sebesar Cityblock dan Canberra. Sementara itu, metode Chebyshev, meskipun memiliki performa terendah, juga menunjukkan bahwa penggunaan fitur tekstur memberikan hasil

yang sama dengan fitur warna, yaitu nilai MAP sebesar 90,89. Kesimpulannya, penggunaan kombinasi fitur warna dan tekstur secara konsisten memberikan hasil *retrieval* yang lebih akurat dan efektif dibandingkan hanya menggunakan fitur warna saja.

Selanjutnya dilakukan pengujian dengan melakukan rotasi sebesar 90 derajat untuk seluruh citra *query*. Pengujian dengan melakukan rotasi pada citra *query* bertujuan untuk mengevaluasi ketahanan sistem *retrieval* gambar batik terhadap perubahan orientasi gambar. Dalam dunia nyata, gambar yang dicari atau tidak selalu memiliki orientasi yang sama seperti gambar dalam *database*, sehingga penting untuk menguji bagaimana performa sistem dalam mengenali gambar yang sama meskipun telah mengalami rotasi. Sebagai contoh, pada Gambar 5 terlihat bahwa hasil *query* menampilkan presisi yang tinggi dengan ke-5 citra adalah relevan. Namun, ketika citra *query* tersebut dirotasi, maka presisinya menurun, di mana terdapat 1 citra yang tidak relevan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 5. Hasil *retrieval* citra batik tanpa rotasi



Gambar 6. Hasil *retrieval* citra batik dengan rotasi 90 derajat

Tabel 5. Perbandingan nilai MAP untuk tiap metode perhitungan jarak dengan rotasi citra

Distance	MAP (%)		Nilai Penurunan
	Tanpa rotasi	Dengan rotasi 90°	
Euclidean	94,56	90,54	4,02
Cityblock	97,71	96,20	1,51
Minkowski	92,93	88,8	4,13
Canberra	96,87	93,4	3,47
Chebyshev	90,89	84,91	5,98

Tabel 5 menunjukkan perbandingan nilai MAP untuk berbagai metode perhitungan jarak sebelum dan setelah citra *query* diputar 90 derajat. Hasil pengujian ini menggambarkan seberapa besar penurunan kinerja masing-masing metode saat citra dirotasi. Dari seluruh distance metric yang diuji, Cityblock memiliki nilai penurunan MAP terkecil sebesar 1,51. Ini menunjukkan bahwa metode ini paling tahan terhadap perubahan orientasi citra, seperti rotasi sebesar 90 derajat. Dengan kata lain, performa Cityblock dalam mengenali citra tetap sangat baik meskipun citra tersebut mengalami rotasi.

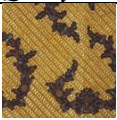





Sebaliknya, Chebyshev mengalami penurunan MAP terbesar sebesar 5,98. Hal ini menunjukkan bahwa metode ini paling sensitif terhadap perubahan orientasi citra, sehingga mengalami penurunan akurasi yang lebih signifikan dibandingkan dengan *distance metric* lainnya ketika citra dirotasi.

Untuk jarak Euclidean, Minkowski, dan Canberra, ketiga *distance metric* ini menunjukkan performa yang cukup bervariasi. Euclidean memiliki penurunan sebesar 4,02, sedangkan Minkowski mengalami penurunan sedikit lebih besar sebesar 4,13. Canberra menunjukkan performa yang sedikit lebih baik dibandingkan kedua metode tersebut dengan penurunan sebesar 3,47.

Jika dilihat dari nilai MAP awal tanpa rotasi, Cityblock juga memiliki nilai tertinggi (97,71), menunjukkan bahwa secara keseluruhan metode ini adalah yang terbaik, baik sebelum maupun sesudah rotasi. Hal ini menjadikannya pilihan yang paling ideal untuk sistem temu kembali citra yang diuji. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa Cityblock merupakan distance metric yang paling stabil dan optimal untuk digunakan dalam kondisi di mana citra dapat mengalami rotasi. Di sisi lain, Chebyshev kurang cocok jika ketahanan terhadap rotasi

menjadi faktor penting dalam pengambilan keputusan.

Tabel 6. Citra dengan *Average Precision* terendah

Query	Retrieved images		
			
	D = 0,4019	D = 0,5245	D = 0,5755
			
	D = 0,6109	D = 0,6545	

Secara keseluruhan, nilai *Average Precision* untuk metode perhitungan jarak Cityblock pada sistem CBIR citra batik ini sudah baik dengan banyak citra mencapai nilai *Average Precision* 1,0. Namun, ada beberapa citra yang memiliki nilai *Average Precision* lebih rendah, seperti citra *query* ke-37 yang ditunjukkan pada Tabel 6, di mana nilai AP hanya mencapai 0,2 karena hanya ditampilkan 1 citra yang relevan. Penurunan nilai *Average Precision* pada citra-citra ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, termasuk kemiripan warna dan tekstur antara citra *query* dan citra lain di dalam *database*, yang mungkin membuat sistem sulit untuk membedakan antara citra relevan dan tidak relevan. Faktor lain yang bisa mempengaruhi adalah variasi dalam orientasi, pencahayaan, atau fitur visual yang kurang menonjol pada citra tersebut. Secara keseluruhan, meskipun ada beberapa penurunan, metode Cityblock masih menunjukkan performa yang baik dalam sistem *retrieval* ini.

Berdasarkan hasil dari Tabel 4 dan 5, dapat disimpulkan bahwa metode jarak Cityblock adalah yang paling efektif dalam sistem *retrieval* gambar, dengan nilai MAP tertinggi untuk fitur warna (96,96) dan fitur tekstur (97,71). Metode ini juga menunjukkan ketahanan yang baik terhadap rotasi gambar, dengan penurunan MAP yang relatif kecil sebesar 1,51 saat gambar diputar 90 derajat. Sebaliknya, metode Chebyshev memiliki performa terendah dengan nilai MAP terendah untuk kedua fitur dan penurunan MAP terbesar sebesar 5,98 saat gambar dirotasi. Meskipun Canberra juga menunjukkan hasil yang baik,

Cityblock tetap lebih unggul secara keseluruhan. Metode Euclidean dan Minkowski berada di tengah, dengan Euclidean sedikit lebih baik dalam fitur tekstur tetapi keduanya mengalami penurunan signifikan saat gambar dirotasi.

Penelitian ini telah berhasil membangun sistem Content-Based Image Retrieval (CBIR) berbasis GUI di MATLAB, yang memungkinkan evaluasi dan visualisasi hasil *retrieval* gambar dengan antarmuka pengguna yang intuitif. Ke depan, diharapkan penelitian ini dapat diperluas dengan mengintegrasikan teknik-teknik pengolahan citra digital dan *machine learning* terbaru untuk meningkatkan akurasi dan fleksibilitas sistem. Penambahan fitur seperti deteksi objek dapat lebih memperkaya kemampuan sistem dalam memenuhi kebutuhan pencarian gambar yang lebih kompleks dan variatif.

5. KESIMPULAN

- Metode perhitungan jarak Cityblock memberikan performa terbaik dalam sistem CBIR yang diuji, dengan nilai MAP mencapai 97,71% tanpa rotasi dan 96,20% dengan rotasi citra. Hal ini menunjukkan bahwa metode ini mampu menangkap kesamaan visual antara citra *query* dan citra dalam *database* dengan sangat baik, terutama ketika fitur warna dan tekstur digunakan secara bersamaan.
- Secara umum, metode perhitungan jarak lain seperti Euclidean, Minkowski, Canberra, dan Chebyshev menunjukkan performa yang cukup baik dengan rata-rata precision tanpa rotasi sebagai berikut: Euclidean 94,56%, Minkowski 92,93%, Canberra 96,87%, dan Chebyshev 90,89%. Namun, dibandingkan dengan Cityblock, metode-metode ini menunjukkan performa yang sedikit lebih rendah, terutama ketika dihadapkan pada variasi visual yang kompleks atau rotasi citra. Metode Chebyshev, misalnya, mengalami penurunan paling signifikan dengan rata-rata precision turun hingga 84,91% setelah rotasi citra sebesar 90 derajat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Patel, K. Yadav, and D. Ghosh, "State-of-art: Similarity assessment for content based

- image retrieval system,” *Proc. - 2020 IEEE Int. Symp. Sustain. Energy, Signal Process. Cyber Secur. iSSSC 2020*, 2020, doi: 10.1109/iSSSC50941.2020.9358899.
- [2] L. K. Pavithra and T. S. Sharmila, “An efficient framework for image retrieval using color, texture and edge features,” *Comput. Electr. Eng.*, vol. 70, pp. 580–593, 2018, doi: 10.1016/j.compeleceng.2017.08.030.
 - [3] A. E. Minarno and N. Suciati, “Batik Image Retrieval Based on Color Difference Histogram and Gray Level Co-Occurrence Matrix,” *TELKOMNIKA (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 12, no. 3, p. 597, 2014, doi: 10.12928/telkomnika.v12i3.80.
 - [4] A. E. Minarno, Y. Munarko, A. Kurniawardhani, F. Bimantoro, and N. Suciati, “Texture feature extraction using co-occurrence matrices of sub-band image for batik image classification,” *2014 2nd Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICoICT 2014*, pp. 249–254, 2014, doi: 10.1109/ICoICT.2014.6914074.
 - [5] H. Prasetyo and B. A. Putra Akardihas, “Batik image retrieval using convolutional neural network,” *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 17, no. 6, pp. 3010–3018, 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v17i6.12701.
 - [6] M. Sharma and A. Batra, “Analysis of Distance Measures in Content Based Image Retrieval,” *Glob. J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 14, no. 2, pp. 11–16, 2014.
 - [7] N. M. Varma and A. Choudhary, “Evaluation of Distance Measures in Content Based Image Retrieval,” *Proc. 3rd Int. Conf. Electron. Commun. Aerosp. Technol. ICECA 2019*, vol. 2, no. 2, pp. 696–701, 2019, doi: 10.1109/ICECA.2019.8821957.
 - [8] M. Muchtar, “Penggabungan Fitur Dimensi Fraktal dan Lacunarity untuk Klasifikasi Daun,” Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2015.
 - [9] L. M. G. Jaya, M. Muchtar, S. Sarimuddin, and S. H. Idrus, “Enhancing Accuracy in Detection and Counting of Islands Using Object-Based Image Analysis: A Case Study of Kepulauan Seribu, DKI Jakarta,” *Indones. J. Geogr.*, vol. 56, no. 2, 2024, doi: <https://doi.org/10.22146/ijg.82037>.
 - [10] S. Rifky *et al.*, *Artificial Intelligence: Teori dan Penerapan AI di Berbagai Bidang*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
 - [11] M. Muchtar and R. A. Muchtar, “Perbandingan Metode KNN dan SVM Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dan Fitur Statistik,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, pp. 876–884, 2024.
 - [12] M. Muchtar, Y. P. Pasrun, R. Rasyid, N. Miftachurohmah, and M. Mardawati, “PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES DALAM KLASIFIKASI KESEGARAN IKAN BERDASARKAN WARNA PADA CITRA AREA MATA,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3879.
 - [13] 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.
 - [14] L. Amatullah, I. Ein, and M. M. Santoni, “Identifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna Dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, no. April, pp. 783–791, 2021.
 - [15] 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>.
 - [16] 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.
 - [17] M. Muchtar, N. Suciati, and C. Fatichah, “Fractal Dimension and Lacunarity Combination for Plant Leaf Classification,” *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 9, no. 2, p. 96, Jun. 2016, doi: 10.21609/jiki.v9i2.385.
 - [18] M. Faisal, E. M. Zamzami, and Sutarman, “Comparative Analysis of Inter-Centroid K-Means Performance using Euclidean Distance, Canberra Distance and Manhattan Distance,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1566, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1566/1/012112.
 - [19] Y. Zheng *et al.*, “Histopathological Whole Slide Image Analysis Using Context-Based CBIR,” *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 37, no. 7, pp. 1641–1652, 2018, doi: 10.1109/TMI.2018.2796130.
 - [20] A. Minarno and N. Suciati, “Batik 300,” *Mendeley Data*, vol. V1, 2022, doi: 10.17632/vz7pzt2grf.1.
 - [21] M. Muchtar, M. N. Sutoyo, A. Paliling, Sunyanti, and J. N. Iin, “Penerapan analisis berbasis fraktal dalam klasifikasi citra retakan pada permukaan jembatan beton,” *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 9, no. 1, pp. 21–29, 2024.
 - [22] S. Sarimuddin, M. Muchtar, Y. P. Pasrun, L. A.

F. Hasidu, and R. Riska, “Penentuan Tingkat Kesehatan Komunitas Mangrove Secara Otomatis Menggunakan Otsu Thresholding,” *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 1, pp. 30–39, 2024.