Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems, 9/1 (2025), 30 – 41

PERBANDINGAN METODE EKSTRAKSI FITUR PADA SISTEM PENCARIAN PRODUK E-COMMERCE BERBASIS CITRA

Janson Hendryli[1], Dyah Erny Herwindiati[2], Henry Halim[3], Hongi Nagaputra[4]
[1,2,3,4] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara, Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
E-mail: [1]jansonh@fti.untar.ac.id, [2]dyahh@fti.untar.ac.id, [3]henryhalim97@gmail.com, [4]hongi.putra11@gmail.com

Abstrak

Sistem temu kembali atau pencarian produk berbasis citra merupakan teknik pencarian yang bergantung pada konten suatu citra tanpa bergantung pada metadata yang umumnya digunakan pada pencarian berbasis teks. Untuk mendapatkan informasi obyek yang ada dalam suatu citra, berbagai metode ekstraksi fitur dapat digunakan. Tiga metode ekstraksi fitur, yaitu fitur warna, bentuk, dan tekstur, beserta kombinasi dari ketiganya dibahas pada penelitian ini. Fitur warna didapatkan dengan metode color moments dan metode histogram of gradients digunakan untuk ekstraksi fitur bentuk. Sedangkan, metode gray level co-occurrence matrix digunakan untuk ekstraksi fitur tekstur. Sementara itu, metode k-means clustering digunakan untuk membandingkan kesamaan antara citra pada basis data dengan citra kueri. Sistem kemudian menghasilkan 40 produk dengan kemiripan paling besar. Perbandingan dari metode-metode ekstraksi fitur tersebut beserta kombinasinya kemudian diuji dalam dua tahapan. Tahapan pertama adalah untuk mengetahui jumlah klaster terbaik dari metode k-means clustering. Dalam pengujian ini, metrik evaluasi yang digunakan adalah skor silhouette. Dari pengujian, jumlah klaster terbaik untuk fitur bentuk adalah 10. Jumlah klaster terbaik untuk kombinasi fitur warna dan bentuk adalah 4 klaster. Klaster terbaik untuk kombinasi fitur tekstur dan bentuk, serta kombinasi seluruh fitur warna, tekstur, dan bentuk adalah masing-masing sejumlah 2 klaster. Skor silhouette terbaik didapatkan dari kombinasi fitur tekstur dan bentuk, yaitu sebesar 0.658663941. Pengujian kedua adalah melihat mean average precision dari 40 hasil teratas menggunakan kombinasi fitur tersebut. Berdasarkan pengujian, fitur bentuk memberikan hasil terbaik, terutama untuk jenis produk dress.

Kata kunci*—e-commerce, ekstraksi fitur, pengolahan citra, sistem temu kembali berbasis citra*

Abstract

Content-based image retrieval is a retrieval technique that relies on the content of an image without depending on metadata, which is typically used in text-based retrieval. Various feature extraction methods can be used to extract information about the objects in an image. This study explores three feature extraction methods: color, shape, and texture, as well as their combinations. Color features are obtained using the color moments method and the histogram of gradients method is used for texture feature extraction. Meanwhile, the gray level co-occurrence matrix method is used for the texture feature extraction. Additionally, the k-means clustering method is used to compare the similarity between images in the database and the query image. The system then produces top 40 products with the highest similarity. The comparison of these methods and their combinations is then tested in two stages. The first stage is to determine the optimal number of clusters for the k-means clustering method. In this experiment, the evaluation metric used is the silhouette score. The results show that the optimal number of clusters for the shape features is 10. The optimal number of clusters for the combination of color and shape

features is 4 clusters. The optimal number of clusters for the combination of texture and shape features, as well as the combination of all features (color, texture, and shape), is 2 clusters each. The best silhouette score is obtained from the combination of texture and shape features, which is 0.658663941. The second experiment examines the mean average precision of the top 40 results using these feature combinations. Based on the experiment, shape features provide the best results, especially for the dress-type products.

Keywords—*e-commerce, feature extraction, image processing, content-based image retrieval*

1. PENDAHULUAN

Salah satu bentuk pencarian yang umum dilakukan pada berbagai aplikasi teknologi adalah pencarian berdasarkan teks, misalnya pada mesin pencari ataupun pada aplikasi *e-commerce* atau media sosial. Pencarian berdasarkan teks dilakukan dengan memasukkan kueri berupa kata-kata yang sesuai dan sistem akan mencari data yang sesuai dengan kueri tersebut [1]. Sebagai contoh, pada aplikasi *e-commerce*, pengguna dapat mencari menggunakan kueri "topi" dan sistem akan menampilkan berbagai produk yang mengandung kata "topi" pada nama atau deskripsi produk.

Seiring dengan perkembangan teknologi, proses pencarian ini dapat juga dilakukan dengan berbasis citra. Teknik ini, yang lazim dikenal dengan nama *content-based image retrieval* atau CBIR, dapat melakukan pencarian berdasarkan input yang berupa sebuah gambar [2]. Pada aplikasi *e-commerce*, pencarian produk dengan gambar ini dapat mempermudah pengguna untuk menemukan produk yang ingin dicari dengan lebih mudah tanpa mengetahui kata kunci atau kueri yang perlu digunakan [3]. Pada sistem CBIR, mekanisme pencarian dapat dilakukan dalam dua tahapan. Pertama-tama, sistem mendapatkan representasi dari suatu citra yang kemudian disimpan dalam sebuah basis data. Teknik ini dinamakan ekstraksi fitur. Pada saat pengguna melakukan pencarian berdasarkan input citra, maka sistem dapat mencocokkan representasi input citra hasil ekstraksi fitur ini dengan citra yang telah disimpan dalam basis data tersebut dan menemukan citra dengan nilai kesamaan tertinggi.

Metode ekstraksi fitur untuk mendapatkan representasi dari citra yang baik merupakan salah satu tantangan terbesar dalam sistem CBIR dikarenakan adanya perbedaan semantik antara makna yang ada pada sebuah citra dengan representasi fitur yang diekstrak dari setiap citra [4]. Ekstraksi fitur bertujuan untuk mendapatkan representasi numerik dari sebuah citra yang dapat diproses oleh komputer. Akurasi dari sistem CBIR sangatlah dipengaruhi oleh fitur yang diekstrak tersebut [5] dan dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu fitur yang konvensional dan fitur yang dipelajari menggunakan metode *deep learning* [6], seperti *convolutional neural network* (CNN). Fitur konvensional yang dimaksud antara lain fitur yang berdasarkan warna, tekstur, dan struktur atau bentuk yang ada di dalam sebuah citra. Sedangkan fitur yang diekstrak oleh CNN adalah fitur yang didapatkan dari proses pembelajaran model. Penggunaan CNN ini memiliki hasil yang baik pada ukuran data yang besar dan jika data yang dimiliki tidak terlalu besar, maka ekstraksi fitur konvensional masih cukup memadai walau secara performa akurasi masih dapat ditingkatkan lagi [2].

Beberapa penelitian terdahulu memanfaatkan fitur dari berbagai sumber (multimodal) seperti pada [7] dan [8] yang menggunakan representasi teks dan visual untuk melakukan temu kembali berdasarkan kategori produk *fashion*. Model yang dibuat berbasiskan *deep learning* dan cocok untuk sistem temu kembali yang berbasis teks. Sementara itu, penelitian dari [9] memanfaatkan teknik *behavioral analytics* menggunakan data kepribadian MBTI dan EEG. Pada [10], sistem CBIR menggunakan kamera yang ada pada telepon genggam digunakan untuk mendapatkan citra yang serupa dengan produk-produk yang ada pada sistem.

Penelitian dari [11] menggunakan fitur warna, bentuk, dan tekstur pada citra dari *dataset* Corel untuk membangun sistem CBIR. Fitur warna yang digunakan didapat menggunakan metode *wavelet transform* dan histogram, serta metode *clustering* dan Canny edge untuk ekstraksi fitur tekstur. Kemudian, metode *gray level co-occurrence matrix* digunakan pada ekstraksi tekstur. Berdasarkan eksperimen didapatkan nilai *precision* yang cukup baik, namun nilai *recall* yang relatif rendah [11]. Metode ekstraksi fitur konvensional lain seperti superpixel dan *histogram of oriented gradients* juga digunakan pada sistem CBIR untuk citra dari hasil CT scan dengan hasil temu kembali yang baik [12]. Penelitian dari [13] menyimpulkan bahwa penggunaan 1 fitur saja tidaklah cukup untuk mendapatkan performa retrieval yang baik. Akan tetapi, semakin banyaknya fitur yang digunakan akan berbanding lurus dengan kebutuhan kemampuan komputasi yang semakin tinggi. Oleh karena itu, *tradeoff* yang dianggap cukup antara kebutuhan performa atau akurasi dari sistem dan beban dari proses komputasi perlu diteliti lebih lanjut. Pada sistem CBIR yang tidak kritikal seperti pada sistem *e-commerce*, kecepatan proses temu kembali lebih diprioritaskan daripada performa atau akurasi yang tinggi [14]. Oleh karena itu, penggunaan metode ekstraksi fitur yang sederhana lebih diutamakan agar sistem dapat menemukan citra yang serupa dengan cepat dengan akurasi yang memadai. [7]

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dari beberapa jenis metode ekstraksi fitur, yaitu fitur yang berdasarkan warna, bentuk, tekstur, beserta kombinasinya dalam sebuah sistem CBIR. Data yang digunakan merupakan kumpulan gambar produk yang dikumpulkan dari salah satu *platform e-commerce* di Indonesia. Penelitian ini diharapkan dapat mengeksplorasi penggunaan metode ekstraksi fitur yang sederhana namun memberikan hasil yang baik dan cepat untuk sistem pencarian atau temu kembali produk *e-commerce* berbasis citra.

2. METODE PENELITIAN

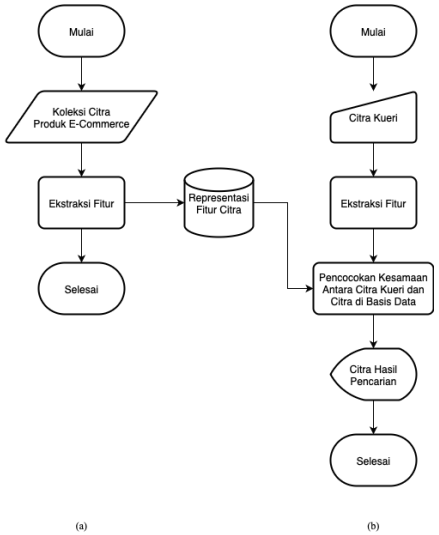
2.1 Tahapan Penelitian

Sistem CBIR pada umumnya diilustrasikan pada gambar 1. Dari koleksi citra produk *e-commerce* yang telah dikumpulkan, mula-mula dilakukan ekstraksi fitur untuk membentuk basis data yang berisi representasi citra-citra tersebut dalam bentuk fitur. Selanjutnya, jika ada kueri dari pengguna dalam bentuk citra, maka sistem akan melakukan ekstraksi fitur juga terhadap citra kueri tersebut dan kemudian melakukan pencocokan kesamaan antara representasi fitur dari citra kueri terhadap representasi fitur citra-citra yang ada di basis data. Pada penelitian ini, pencocokan kesamaan dilakukan dengan metode *clustering k-means*. Sistem akan menghasilkan citra-citra di basis data yang memiliki tingkat kesamaan tinggi yang didapatkan dari klaster yang sama.

Tahapan penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan citra-citra dari salah satu *platform e-commerce* yang ada di Indonesia. Jenis produk yang diambil adalah produk yang paling sering ditemui *pada platform e-commerce* tersebut, yaitu topi, kaos, flat shoes, sneakers, dan dress atau gaun. Beberapa contoh citra produk pada *dataset* dapat dilihat pada gambar 2. Setelah itu, metode ekstraksi fitur yang berbasis warna, bentuk, dan tekstur dilakukan terhadap koleksi citra tersebut dan hasilnya disimpan dalam sebuah basis data.

Untuk pengujian, beberapa citra kueri dari masing-masing jenis produk dipisahkan dari koleksi citra pada basis data. Pengujian dimulai dari ekstraksi fitur untuk mendapatkan representasi fitur citra kueri pengujian tersebut. Kemudian, pengujian sistem temu kembali dengan berbagai kombinasi fitur ini akan dilakukan dalam dua tahapan. Tahap pengujian pertama adalah untuk menentukan jumlah klaster terbaik untuk metode *clustering k-means*. Setelah mendapatkan jumlah klaster terbaik untuk masing-masing kombinasi fitur, pengujian kedua dilakukan untuk menentukan kombinasi fitur yang paling baik untuk sistem temu kembali. Metrik

evaluasi yang digunakan untuk pengujian adalah nilai skor *silhouette* untuk pengujian pertama dan *mean average precision* (mAP) pada tahapan pengujian kedua.



Gambar 1 Skema Sistem CBR: (a) Ekstraksi Fitur untuk Basis Data dan (b) Proses Temu Kembali dari Citra yang Diberikan Pengguna

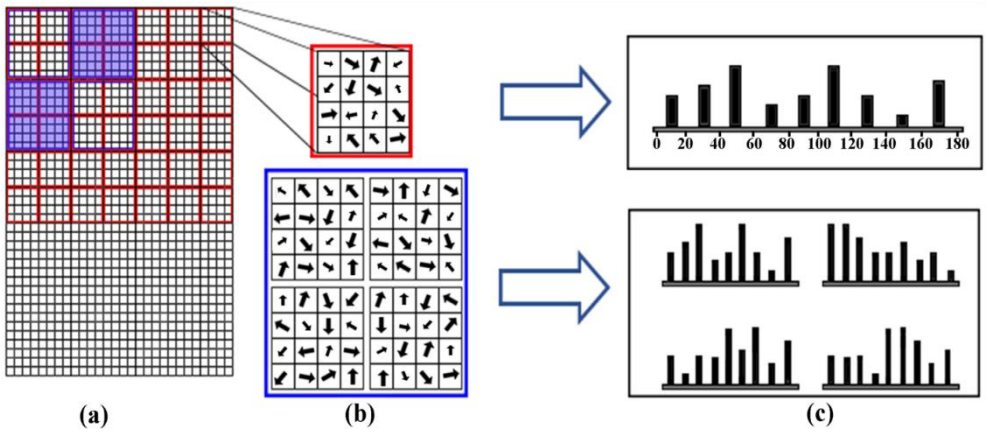
Gambar 2 Contoh Citra Produk pada Dataset

2.2 Ekstraksi Fitur Warna

Fitur warna merupakan salah satu fitur penting dalam representasi sebuah citra yang mampu menangkap informasi obyek, latar belakang (background), maupun latar depan (foreground) yang ada pada sebuah citra. Selain itu, fitur warna juga tidak terpengaruh oleh rotasi atau translasi citra [11]. Fitur warna pada sebuah citra dapat diekstraksi dengan cara menilai komposisi dan intensitas warna yang terdistribusi dari setiap piksel citra. Nilai warna dalam format HSV (*hue*, *saturation*, dan *value*) ini kemudian digunakan pada proses perhitungan metode *color moments* yang digunakan pada ekstraksi fitur warna. *Color moments* dari suatu citra merupakan nilai rerata, varians, dan standar deviasi dari nilai-nilai warna pada semua piksel [15]. Nilai *color moments* dari sebuah citra kemudian digabung dan direpresentasikan dalam sebuah array 1 dimensi.

2.3 Ekstraksi Fitur Bentuk

Histogram of oriented gradient (HOG) merupakan metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur bentuk pada penelitian ini. Fitur bentuk digunakan untuk mendapatkan informasi bentuk dari obyek yang ada pada sebuah citra dan cara kerja metode HOG adalah dengan menggunakan distribusi arah gradien pada citra *grayscale* dengan ukuran 120 x 120 piksel. HOG membagi citra menjadi daerah kecil yang disebut *cell* dengan ukuran 8 x 8 piksel. Tahap pertama pada metode HOG adalah dengan menghitung gradien pada citra secara horizontal dan vertikal, lalu menghitung besar dan arah dari setiap gradien yang ada. Nilai besar dan arah gradien tersebut kemudian dihitung menggunakan histogram [16]. Ilustrasi perhitungan HOG ini dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi perhitungan HOG dari [16] yang dimulai dari tahapan (a) pembagian piksel menjadi beberapa cell; (b) menghitung besar dan arah gradien; dan (c) menghitung histogram dari setiap besaran dan arah gradien.

2.4 Ekstraksi Fitur Tekstur

Metode *gray level co-occurrence matrix* atau disingkat GLCM digunakan sebagai metode ekstraksi tekstur bentuk pada penelitian ini. Mula-mula, citra berwarna diubah menjadi citra *grayscale* yang digunakan untuk membentuk matriks GLCM. Matriks ini memiliki ukuran baris dan kolom berdasarkan jumlah dari nilai *gray level* pada sebuah citra. Atau dengan kata lain, nilai dari matriks GLCM $P(i,j \mid d,\theta)$ merupakan frekuensi relatif dari 2 piksel referensi i dan piksel tetangga j berdasarkan suatu jarak d dan orientasi arah θ [15]. Pada penelitian ini, jarak d yang digunakan adalah 1 dan orientasi arah θ penyusun matriks GLCM adalah 0 derajat, 45 derajat, 90 derajat, dan 135 derajat. Metode GLCM kemudian digunakan untuk mendapatkan nilai *contrast* (C), *dissimilarity* (D), *angular second moment* (ASM), *homogeneity* (H), dan *energy* (E) seperti pada persamaan 1, 2, 3, 4, dan 5 [17] dengan G merupakan ukuran citra.

$$\mathrm{C} = \sum_{i=0}^{G-1}\sum_{j=0}^{G-1}|i-j|^2\, P(i,j|d,\theta) \tag{1}$$

$$\mathrm{D} = \sum_{i=0}^{G-1}\sum_{j=0}^{G-1}|i-j|\, P(i,j|d,\theta) \tag{2}$$

$$\mathrm{ASM} = \sum_{i=0}^{G-1}\sum_{j=0}^{G-1} P(i,j|d,\theta)^2 \tag{3}$$

$$\mathrm{E} = \sqrt{\mathrm{ASM}} \tag{4}$$

$$\mathrm{H} = \sum_{i=0}^{G-1}\sum_{j=0}^{G-1}\frac{1}{1+(i-j)^2}P(i,j|d,\theta) \tag{5}$$

2.5 *K-means Clustering*

K-means clustering adalah metode untuk mengelompokkan isi dari data ke dalam k kelompok atau klaster yang memiliki karakteristik yg sama [18]. Proses melakukan klastering menggunakan *k-means* dimulai dari menentukan k buah *centroid*, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$, atau titik pusat klaster, secara acak. Langkah berikutnya adalah menentukan keanggotaan dari semua data yang ingin diklaster dengan cara menghitung jarak Euclidean antara data terhadap *centroid*. Sebuah data x dianggap bagian dari klaster z dengan $1 \le z \le k$ jika jarak Euclidean antara data $x \in X$ dan *centroid* c_z adalah yang paling dekat dibandingkan dengan *centroid* lainnya. Setelah semua data selesai ditentukan keanggotaan klasternya, maka nilai *centroid* baru didapatkan dengan mencari nilai rerata dari semua data X yang termasuk anggota dari klaster tersebut. Kemudian, langkah perhitungan jarak Euclidean dengan *centroid* baru diulangi lagi dan

didapatkan nilai-nilai *centroid* yang baru lagi. Langkah tersebut diulangi terus hingga suatu batas iterasi tertentu atau jika tidak ada keanggotaan klaster yang berubah lagi dibandingkan dengan iterasi sebelumnya [19]. Pada sistem temu kembali pada penelitian ini, citra-citra yang dihasilkan akan diambil dari klaster yang sama dengan citra kueri dan diurutkan berdasarkan jarak Euclidean antara citra tersebut dengan *centroid*-nya.

2.6 Metrik Evaluasi

Untuk mengetahui performa atau efektivitas dari perbandingan metode ekstraksi fitur pada sistem temu kembali berbasis citra, penelitian ini melakukan pengujian dan menggunakan penilaian kuantitatif berupa skor atau koefisien silhouette dan *mean average precision* (mAP). Skor *silhouette* merupakan indikator yang dapat digunakan untuk mendapatkan parameter k atau jumlah klaster yang terbaik pada metode *clustering k-means* [20]. Sementara itu, mAP mengukur kemampuan model menemukan citra-citra dengan jenis produk yang tepat dibandingkan dengan citra kueri [21].

Nilai *silhouette* juga dapat diinterpretasikan sebagai pengukuran seberapa mirip suatu obyek dengan obyek-obyek yang ada pada klasternya sendiri dibandingkan dengan klaster lain [22]. *Silhouette* memiliki rentang nilai dari -1 sampai +1 dengan nilai positif mengindikasikan bahwa obyek memiliki kemiripan dengan klasternya sendiri dan kurang cocok dengan klaster tetangganya. Dengan kata lain, nilai *silhouette* yang semakin tinggi menunjukkan data terklaster dengan baik [20]. Jika diketahui a_i merupakan nilai rata-rata jarak obyek i dengan obyek lain pada klaster sendiri dan b_i merupakan nilai rata-rata jarak obyek i dengan obyek lain pada klaster tetangga, maka koefisien *silhouette* S_i dapat dihitung dengan persamaan 6 [23].

$$S_i = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}} \tag{6}$$

Precision dihitung dengan melihat kumpulan citra-citra hasil pencarian atau temu kembali yang relevan dengan citra kueri. Sedangkan *recall* mengukur kualitas relevansi data yang berhasil ditemukan oleh sistem dari basis data. *Average precision* (AP) kemudian dihitung dengan menggunakan kurva *precision-recall* [24] [25]. *Mean* AP atau mAP merupakan rerata dari AP untuk semua data. Pada penelitian ini, mAP dihitung dengan menggunakan 40 citra hasil teratas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pertama yang dilakukan adalah menentukan jumlah klaster terbaik untuk metode *clustering* k-means yang diukur menggunakan skor *silhouette*. Jumlah klaster yang diuji adalah dari 2 hingga 10 klaster dengan menggunakan 749 citra. Citra tersebut terdiri dari jenis produk topi, kaos, *flat shoes*, *sneakers*, dan *dress*. Pengujian dilakukan pada masing-masing metode ekstraksi fitur sebagai berikut: (a) bentuk; (b) warna dan bentuk; (c) tekstur dan bentuk; dan (d) warna, tekstur, dan bentuk.

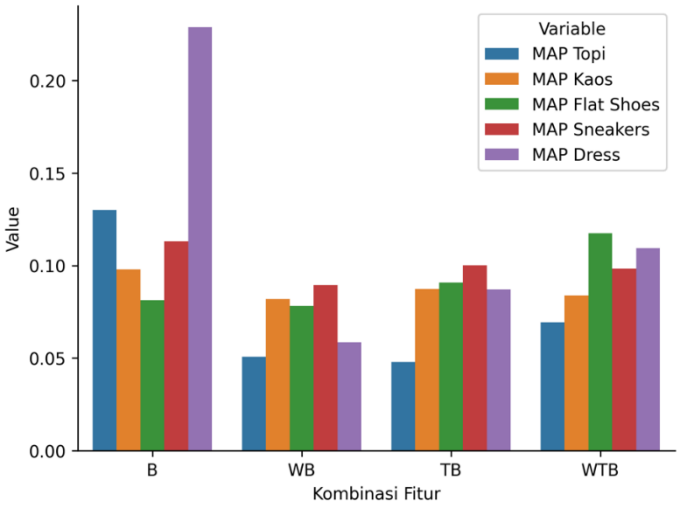
Dari hasil pengujian, didapatkan jumlah klaster terbaik untuk masing-masing kombinasi metode ekstraksi fitur seperti yang telah disajikan pada tabel 1. Dengan mengacu pada nilai *silhouette* dari berbagai kombinasi metode ekstraksi fitur, dapat diketahui bahwa kombinasi ekstraksi fitur tekstur dan bentuk dengan 2 klaster memiliki nilai *silhouette* yang lebih tinggi (lebih mendekati +1) yang menandakan bahwa klaster yang terbentuk terpisah dengan cukup baik dengan struktur klaster yang cukup padat.

Setelah mendapatkan jumlah klaster terbaik untuk setiap kombinasi metode ekstraksi fitur, tahapan selanjutnya adalah melakukan pengujian pada sistem pencarian produk untuk mengetahui metode ekstraksi fitur yang mengembalikan hasil pencarian terbaik. Pengujian ini dilakukan

menggunakan 100 citra yang terbagi menjadi 20 citra per jenis produk dan membandingkan nilai *mean average precision* atau mAP untuk 40 hasil teratas pada setiap jenis produk.

Tabel 1 Nilai *silhouette* dan jumlah klaster terbaik dari berbagai kombinasi metode ekstraksi fitur.

Kombinasi Metode Ekstraksi Fitur	Jumlah Klaster Terbaik	Nilai Silhouette
Bentuk	10	0.05291198
Warna dan bentuk	4	0.291846657
Tekstur dan bentuk	2	0.658663941
Warna, tekstur, dan bentuk	2	0.632356006



Gambar 4 Perbandingan hasil mAP untuk kombinasi fitur bentuk (B), warna dan bentuk (WB), tekstur dan bentuk (TB), serta kombinasi seluruh warna, tekstur, dan bentuk (WTB).

Perbandingan mAP dapat dilihat pada gambar 4. Nilai mAP tertinggi didapatkan dari penggunaan metode ekstraksi fitur bentuk pada produk *dress*. Secara rata-rata, MAP pada ekstraksi fitur berdasarkan bentuk juga lebih tinggi dibandingkan kombinasi fitur lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa pembedaan produk berdasarkan bentuk saja sudah mencukupi. Akan tetapi, pada saat fitur bentuk dikombinasikan dengan fitur warna, tekstur, atau gabungan warna dan tekstur, hasil temu kembali yang didapatkan tidaklah selalu yang terbaik.

Walaupun kombinasi tekstur dan bentuk (TB) serta kombinasi seluruhnya (WTB) memiliki nilai silhouette terbaik dibandingkan fitur bentuk saja (B) dan kombinasi warna dan bentuk (WB) seperti yang telah dijelaskan sebelumnya pada tabel 1, nilai mAP yang didapatkan bukanlah yang tertinggi. Hal ini terjadi karena kedua metrik evaluasi ini mengukur hal yang berbeda.

Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian pencarian produk dengan 2 jenis produk pada citra kueri, yaitu produk *dress* dan *flat shoes*. Pencarian produk dilakukan menggunakan ekstraksi fitur bentuk saja. Nilai mAP yang didapatkan pada pencarian produk *dress* adalah sebesar 0.2657 dan merupakan nilai mAP tertinggi pada percobaan ini seperti ditunjukkan pada gambar 4. Sementara itu, nilai mAP untuk pencarian produk *flat shoes* adalah sebesar 0.0405 yang merupakan nilai terendah pada percobaan menggunakan ekstraksi fitur bentuk. Dari tabel 2 tersebut dapat dilihat bahwa 3 hasil pencarian teratas pada produk *flat shoes* memberikan hasil sepatu atau *sneakers* dikarenakan pencarian dilakukan berdasarkan fitur bentuk yang mirip.

Tabel 2 Contoh Pengujian Pencarian Produk dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Bentuk.

No	Citra Kueri	Hasil Pencarian Produk		
1		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3
2		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3

Pengujian pencarian produk kedua adalah dengan menggunakan kombinasi fitur warna dan bentuk. Tabel 3 menunjukkan contoh hasil 3 pencarian teratas dengan menggunakan jenis produk dan citra kueri yang sama dengan pengujian fitur bentuk. Dari tabel 3 dapat terlihat bahwa pada hasil pencarian produk *dress* mempertimbangkan juga warna obyek pada citra, bukan hanya bentuk, sehingga terdapat hasil citra kaos berwarna merah yang sebenarnya bukan termasuk *dress*. Akan tetapi, pada kueri citra berjenis *flat shoes*, hasil yang diberikan justru lebih baik dibandingkan jika hanya menggunakan fitur bentuk. Nilai mAP untuk citra kueri *dress* adalah 0.0623 dan untuk citra kueri *flat shoes* adalah 0.1536.

Tabel 3 Contoh Pengujian Pencarian Produk dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan Bentuk

No	Citra Kueri	Hasil Pencarian Produk		
1		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3
2		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3

Tabel 4 menunjukkan contoh pengujian pencarian produk selanjutnya, yaitu menggunakan kombinasi fitur tekstur dan bentuk. Dari tiga hasil teratas produk *flat shoes* dapat dilihat bahwa kesalahan pencarian produk yang sangat berbeda jauh muncul pada hasil ketiga. Begitu juga dengan pencarian produk *dress* yang menghasilkan produk yang salah pada urutan ke dua. Adapun mAP untuk kedua pencarian tersebut juga relatif mirip, yaitu 0.0971 untuk jenis produk *dress* dan 0.0948 untuk produk *flat shoes*.

Tabel 4 Contoh Pengujian Pencarian Produk dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Tekstur dan Bentuk

No	Citra Kueri	Hasil Pencarian Produk		
1		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3
2		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3

Tabel 5 menunjukkan contoh pengujian pencarian produk dengan menggunakan semua kombinasi metode ekstraksi fitur, yaitu warna, tekstur, dan bentuk. Dengan menggabungkan ketiga fitur ini, performa dari hasil pencarian tetap tidak meningkat dibandingkan saat menggunakan hanya fitur bentuk, terutama pada jenis produk *dress*. Dari contoh hasil pencarian, terlihat hasil pencarian teratas pada produk *dress* memang didominasi oleh produk yang tepat, tetapi lebih dikarenakan bentuk obyek dibandingkan warna.

Tabel 5 Contoh Pengujian Pencarian Produk dengan Menggunakan Kombinasi Fitur Warna, Tekstur, dan Bentuk

No	Citra Kueri	Hasil Pencarian Produk		
1		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3
2		Urutan 1	Urutan 2	Urutan 3

Secara rerata, hasil mAP terbaik pada sistem pencarian produk berdasarkan citra kueri adalah pada penggunaan metode ekstraksi fitur bentuk dibandingkan dengan fitur warna, tekstur, maupun kombinasinya. Hasil tertinggi adalah pada produk *dress*, diikuti oleh topi, *sneakers*, kaos, dan *flat shoes*. Hal ini terlihat juga dari beberapa contoh hasil pencarian produk yang menggunakan fitur bentuk. Hasil pencarian tiga teratas pada metode ekstraksi fitur bentuk memberikan hasil produk yang lebih sesuai dibandingkan kombinasi fitur lainnya.

4. KESIMPULAN

Content-based image retrieval atau CBIR merupakan sebuah sistem pencarian atau temu kembali yang menggunakan informasi dari citra sebagai sumber informasi yang dibandingkan antara citra kueri pencarian dan citra-citra yang disimpan dalam basis data. Berbagai sistem CBIR telah diajukan oleh penelitian-penelitian sebelumnya. Secara umum, sistem CBIR berjalan dengan pertama-tama membuat basis data dari sekumpulan citra. Basis data ini berisi informasi citra dalam bentuk suatu representasi fitur yang lebih menggambarkan informasi yang ada di dalam citra tersebut. Representasi fitur yang banyak digunakan adalah fitur bentuk, warna, dan tekstur. Pada tahapan pencarian produk, pengguna melakukan kueri dengan menggunakan sebuah citra kueri. Sistem akan mendapatkan representasi fitur dari citra kueri ini dan membandingkannya dengan representasi fitur pada basis data. Penelitian ini membahas perbandingan metode ekstraksi fitur bentuk, warna, tekstur, dan kombinasinya untuk sistem CBIR pencarian produk *e-commerce.* Jenis produk yang ada di dalam basis data adalah produk-produk topi, *dress*, *sneakers*, kaos, dan *flat shoes*. Metode ekstraksi yang digunakan untuk fitur bentuk adalah metode *histogram of gradients*. Metode *color moments* digunakan untuk ekstraksi fitur warna. Sedangkan ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode *gray level co-occurrence matrix*. Setelah itu, perbandingan antara citra kueri dan basis data dilakukan menggunakan metode *k-means clustering*

Berdasarkan pengujian jumlah klaster, skor *silhouette* terbaik adalah pada kombinasi fitur bentuk dan tekstur dengan 2 klaster dan nilai *silhoutte* 0.658663941. Setelah mendapatkan jumlah klaster terbaik untuk berbagai kombinasi metode ekstraksi fitur, pengujian selanjutnya adalah melihat performa sistem CBIR dengan menggunakan kombinasi fitur tersebut dan mengukur nilai *mean average precision* (mAP) pada 40 hasil pencarian produk teratas. Dari pengukuran rerata mAP terbaik didapatkan metode ekstraksi fitur bentuk adalah yang terbaik, terutama untuk pengenalan jenis produk *dress*. Hal ini menunjukkan bahwa untuk kasus pencarian produk *e-commerce* ini, penggunaan fitur bentuk obyek pada citra mendapatkan hasil yang paling memuaskan. Penggunaan fitur lain seperti warna dan tekstur kurang efektif dikarenakan variasi warna dan tekstur pada berbagai produk komersial tersebut. Penelitian lebih lanjut dengan berbagai jenis fitur lain atau metode ekstraksi fitur lain untuk bentuk, tekstur, dan warna dapat dilakukan. Percobaan lebih lanjut diharapkan dapat meningkatkan performa sistem temu kembali berbasis citra ini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat ..... yang telah mendukung penelitian ini melalui Hibah Penelitian Reguler Berbasis Luaran.

DAFTAR PUSTAKA

[1] K. P. Sari, A. Masruri and D. R. Rosalia, "Optimalisasi Temu Kembali Informasi dengan Teknologi Kecerdasan Buatan di Perpustakaan," *Jurnal Ilmu Perpustakaan dan Informasi,* vol. 8, no. 2, pp. 349-366, 2023

[2] X. Li, J. Yang and J. Ma, "Recent Developments of Content-Based Image Retrieval (CBIR)," *Neurocomputing,* vol. 452, pp. 675-689, 2021.

[3] Y. Zhang, P. Pan, Y. Zheng, K. Zhao, Y. Zhang, X. Ren and R. Jin, "Visual Search at Alibaba," in *24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2018.

[4] A. Alzu'bi, A. Amira and N. Ramzan, "Semantic Content-based Image Retrieval: A Comprehensive Study," *Journal of Visual Communication and Image Representation,* vol. 32, pp. 20-54, 2015.

[5] L. Piras and G. Giacinto, "Information Fusion in Content Based Image Retrieval: A Comprehensive Overview," *Information Fusion,* vol. 37, pp. 50-60, 2017.

[6] L. Ning, "Application of Deep Learning and Image Feature Retrieval in E-Commerce Transaction and Customer Management," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineeering and Technology,* vol. 39, no. 4, pp. 5953-5964, 2020

[7] M. Hendriksen, "Multimodal Retrieval in E-Commerce: From Categories to Images, Text, and Back," in *European Conference on Information Retrieval*, Stavanger, Norwegia, 2022.

[8] M. Hendriksen, M. Bleeker, S. Vakulenko, N. Van Noord, E. Kuiper and M. De Rijke, "Extending CLIP for Category-to-image Retrieval in E-commerce," in *European Conference on Information Retrieval*, Stavanger, Norway, 2022

[9] A. Bagwari, A. Sinha, N. K. Singh, N. Garg and J. Kanti, "CBIR-DSS: Business Decision Oriented Content-Based Recommendation Model for E-Commerce," *Information,* vol. 13, no. 10, p. 479, 2022.

[10] I. Bansal, S. Dhar, Yuvraj, Gitanjali and Nikam, "A Framework and Techniques for Image-based Search Application with an E-commerce Domain," in *International Conference on Trends in Electronics and Informatics*, Tirunelveli, India, 2021.

[11] M. Alsmadi, "Content-based Image Retrieval Using Color, Shape and Texture Descriptors and Features," *Arabian Journal for Science and Engineering,* vol. 45, no. 4, pp. 3317-3330, 2020.

[12] M. Ghahremani, H. Ghadiri and M. Hamghalam, "Local Features Integration for Content-based Image Retrieval Based on Color, Texture, and Shape," *Multimedia Tools and Applications,* vol. 80, no. 18, pp. 28245-28263, 2021.

[13] I. Hameed, S. Abdulhussain and B. Mahmmod, "Content-based Image Retrieval: A Review of Recent Trends," *Cogent Engineering,* vol. 8, no. 1, p. 1927469, 2021.

[14] M. A. M. Shukran, M. N. Abdullah and M. S. F. M. Yunus, "New Approach on the Techniques of Content-Based Image Retrieval (CBIR) Using Color, Texture and Shape Features," *Journal of Materials Science and Chemical Engineering,* vol. 9, pp. 51-57, 2021.

[15] A. Malakar and J. Mukherjee, "Image Clustering Using Color Moments, Histogram, Edge and K-Means Clustering," *International Journal of Science and Research,* vol. 2, no. 1, pp. 532-537, 2013.

[16] S. Ghaffari, P. Soleimani, K. F. Li and D. W. Capson, "Analysis and Comparison of FPGA-based Histogram of Oriented Gradients Implementations," *IEEE Access,* vol. 8, pp. 79920-79934, 2020.

[17] S. Singh, D. Srivastava and S. Agarwal, "GLCM and its Applications in Pattern Recognition," in *5th International Symposium on Computational and Business Intelligence*, 2017.

[18] A. M. Ikotun, A. E. Ezugwu, L. Abualigah, B. Abuhaija and J. Heming, "K-means Clustering Algorithms: A Comprehensive Review, Variants Analysis, and Advances in the Era of Big Data," *Information Sciences,* vol. 622, pp. 178-210, 2023.

[19] K. P. Sinaga and M.-S. Yang, "Unsupervised K-means Clustering Algorithm," *IEEE Access,* vol. 8, pp. 80716-80727, 2020.

[20] K. R. Shahapure and C. Nicholas, "Cluster Quality Analysis Using Silhouette Score," in *7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics*, 2020.

[21] S. T. Lang, A. Dawson, M. Diamantakis, P. Dueben, S. Hatfield, M. Leutbecher and T. Palmer, "More Accuracy with Less Precision," *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,* vol. 147, no. 741, pp. 4358-4370, 2021.

[22] D. Hartama and M. Anjelita, "*Analysis of Silhouette Coefficient Evaluation with Euclidean Distance in the Clustering Method* (Case Study: Number of Public Schools in Indonesia)," *Jurnal Mantik,* vol. 6, no. 3, pp. 3667-3677, 2022.

[23] H. B. Tambunan, D. H. Barus, J. Hartono, A. S. Alam, D. A. Nugraha and H. H. H. Usman, "Electrical Peak Load Clustering Analysis Using K-means Algorithm and Silhouette Coefficient," in *International Conference on Technology and Policy in Energy and Electric Power*, 2020.

[24] R. Padilla, S. L. Netto and E. A. Da Silva, "A Survey on Performance Metrics for Object Detection Algorithms," in *International Conference on Systems, Signals, and Image Processing*, 2020.

[24] H. Kun, Y. Lu and S. Sclaroff, "Local Descriptors Optimized for Average Precision," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.