

## Temu Kembali Citra Makanan Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *CIE L\*a\*b\* Color Moments* Untuk Pencarian Resep Masakan

Ahmad Fauzi Ahsani<sup>1</sup>, Yuita Arum Sari<sup>2</sup>, Putra Pandu Adikara<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya

Email: <sup>1</sup>fauzi\_ahsani@student.ub.ac.id, <sup>2</sup>yuita@ub.ac.id, <sup>3</sup>adikara.putra@ub.ac.id

### Abstrak

Pencarian resep masakan merupakan suatu hal yang penting pada era teknologi seperti saat ini. Banyak orang yang memanfaatkan mesin pencari untuk mempermudah mereka melakukan pencarian resep suatu makanan yang disukai. Namun, kebanyakan orang masih menggunakan kata kunci (*query*) teks untuk melakukan pencarian. *Query* teks memiliki banyak kelemahan salah satunya yaitu kurang bisa merepresentasikan objek makanan karena tiap orang akan berbeda-beda dalam mendeskripsikan suatu makanan. Masalah tersebut bisa diselesaikan jika *query* yang diberikan adalah citra makanan itu sendiri atau biasa disebut dengan istilah temu kembali citra. Penelitian ini mengusulkan penerapan temu kembali citra makanan untuk pencarian resep masakan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai metode ekstraksi fitur tekstur dan *CIE L\*a\*b\* Color Moments* sebagai metode ekstraksi fitur warna. Hasil penelitian ini menunjukkan nilai MAP sebesar 97,604% ketika menggunakan gabungan fitur tekstur dan warna, algoritme perhitungan jarak *Minkowski*, dan  $k = 10$  dengan data latih sebanyak 1303 citra dan data uji sebanyak 31 citra. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa ekstraksi fitur GLCM dan *CIE L\*a\*b\* Color Moments* dapat digunakan pada temu kembali citra makanan untuk pencarian resep masakan.

**Kata kunci:** temu kembali citra, pencarian resep masakan, ekstraksi fitur, GLCM, *CIE L\*a\*b\**, *color moments*.

### Abstract

*Recipes retrieval is an important thing in this technological era. Many people use search engine to find preferred food recipes. However, most people still use text query to search. Query text have many disadvantages, one of them is the lack of representation of food object because each person will be different in describing food. This problem can be solved if given query is an image of the food itself. This technique commonly referred as Content Based Image Retrieval. This study proposes image retrieval for cooking recipe searching using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) as a texture feature extraction method and CIE L\*a\*b\* Color Moments as a color feature extraction method. The result of this study indicate that the MAP value is 97,604% when using combination of texture and color features, Minkowski distance algorithm and  $k = 10$  with 1303 images of data training and 31 images of data testing. Based on these results, it can be concluded that GLCM and CIE L\*a\*b\* color moments can be used on food image retrieval for searching cooking recipes.*

**Keywords:** *image retrieval, cooking recipes searching, feature extraction, GLCM, CIE L\*a\*b\*, color moments.*

## 1. PENDAHULUAN

Dewasa ini, banyak sekali variasi makanan yang beredar di pasaran. Mulai dari bentuk, rasa, warna, ukuran ataupun tekstur yang beraneka ragam. Terkadang seseorang menemukan makanan yang dirasa enak, kemudian ia ingin mencari tahu tentang resep makanan tersebut pada suatu mesin pencari. Namun, sampai saat

ini masih banyak orang yang melakukan pencarian resep masakan menggunakan kata kunci (*query*) berupa teks (Shimoda dan Yanai, 2017).

Pemberian kata kunci pada mesin pencari (*querying*) menggunakan teks memiliki kelemahan yaitu bersifat subjektif, kurang lengkap dan tidak konsisten dalam merepresentasikan suatu objek dalam bentuk

teks (Shahbahrami, 2008). Hal tersebut terjadi dikarenakan pengguna sulit untuk mendeskripsikan suatu makanan menggunakan kata-kata. Dua pengguna mungkin mendeskripsikan suatu objek secara berbeda (Aslandogan dan Yu, 1999).

Keterbatasan *query* teks tersebut dapat diselesaikan jika *query* yang diberikan ke sistem adalah citra makanan itu sendiri. Proses *querying* menggunakan citra dikenal dengan istilah *Content Based Image Retrieval* (CBIR) atau Temu Kembali Citra Berdasarkan Isi (TKCI) (Shahbahrami, 2008). Isi yang dimaksud adalah warna, tekstur dan bentuk pada objek. Pada TKCI, isi objek diekstrak dan disimpan dalam wadah yang disebut ciri (*feature*) (Maghfirah, Arnia dan Munadi, 2017).

Berbagai metode telah dikembangkan untuk mendapatkan fitur berdasarkan tekstur maupun warna. Salah satu metode ekstraksi fitur tekstur adalah menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM merupakan metode yang paling umum digunakan karena lebih mirip dengan sistem visual manusia dibanding dengan metode lain seperti *Wavelet Transform* dan *Fourier Transform* (Sonawane dan Patil, 2016). Ekstraksi fitur warna dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode, salah satunya yaitu menggunakan metode *Color Moments*, seperti yang dilakukan pada penelitian Keen (2005). Pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa *Color Moments* mampu membedakan citra berdasarkan fitur warna dilihat dari konsistensi akurasi yang lebih baik dibanding dengan metode klasik lainnya seperti *Color Indexing* dan *Cumulative Color Histogram* (Keen, 2005). Ekstraksi fitur warna dapat dilakukan pada ruang warna tertentu seperti ruang warna RGB, HSV, YUV, CIE L\*a\*b\*, dsb. Pada penelitian Pujari, Pushpalatha dan Desai (2010) menunjukkan ruang warna CIE L\*a\*b\* memberikan kinerja temu kembali citra yang lebih baik dibanding dengan RGB dan HSV. Selain itu, pada penelitian Bosman, Petkov dan Jonkman, (2010) yang membandingkan keefektifan penggunaan beberapa ruang warna terhadap hasil temu kembali pada citra *dermatology*. Hasil temu kembali terbaik menunjukkan ketika menggunakan ruang warna CIE L\*a\*b\*, kemudian disusul oleh CIE-Luv, CIE-Lch, YCbCr, RGB. Namun HSL dan HSV memberikan hasil yang paling buruk.

Penelitian menunjukkan penggunaan satu fitur saja tidak cukup untuk merepresentasikan

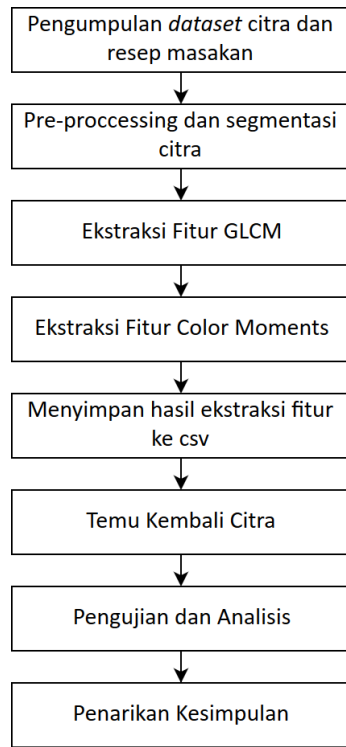
sebuah citra (Shahbahrami, 2008). Hal tersebut dikarenakan citra mengandung banyak karakteristik visual (Huan et al., 2010). Oleh karena itu, perlu dilakukan penggabungan antara fitur tekstur dan warna untuk memberikan hasil temu kembali citra yang lebih baik (Shahbahrami, 2008). Dalam beberapa tahun terakhir ini, penelitian tentang temu kembali citra menggunakan ekstraksi fitur tekstur dan warna telah dilakukan diantaranya pada penelitian Aziz (2013) yang menggunakan metode ekstraksi ciri statistik orde dua dan histogram HSV, diperoleh hasil pengujian temu kembali citra menggunakan metode *recall* berdasarkan tekstur sebesar 76,19%, berdasarkan warna sebesar 100% dan berdasarkan tekstur dan warna sebesar 100%. Pada penelitian Mukti, dkk (2013) yang menggunakan metode ekstraksi fitur histogram warna, dihasilkan rata-rata persentase persepsi kemiripan sebesar 66,35%. Pada penelitian Wakid, dkk (2011) yang menggunakan metode ekstraksi fitur *Color Co-occurrence Matrix* (CCM) dan *Difference Between Pixels of Scan Pattern* (DBPSP) menunjukkan hasil rata-rata *precision* sebesar 71,4%.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian terkait yang telah dijelaskan, maka pada penelitian ini diusulkan untuk melakukan penerapan temu kembali citra berdasarkan ekstraksi fitur tekstur dan warna pada citra makanan, yang diharapkan mampu mempermudah masyarakat dalam pencarian resep masakan.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan akan melalui beberapa tahapan yang membentuk alur yang sistematis, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.

Penelitian ini dimulai dengan melakukan pengumpulan *dataset* citra terlebih dahulu. Selanjutnya melakukan *pre-processing* dan segmentasi. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan fitur warna CIE L\*a\*b\* *Color Moments* pada citra yang sudah disegmentasi. Selanjutnya menggabungkan hasil ekstraksi fitur tekstur dan warna dan menyimpannya dalam file data latihan berformat *csv*.



Gambar 1 Strategi Penelitian

Setelah semua fitur didapatkan, maka fitur-fitur tersebut dapat digunakan untuk proses temu kembali citra dengan cara menghitung jarak antara fitur pada citra masukan dengan fitur yang ada di data latih. Citra yang memiliki jarak terdekat akan ditampilkan sejumlah  $k$ . Terakhir adalah melakukan pengujian dan analisis pada sistem temu kembali citra yang telah dibuat.

### 2.1 Pre-processing

Tahap *pre-processing* pada data latih dan data uji dilakukan untuk menghilangkan piksel-piksel *background* yang tidak diperlukan, sehingga nanti hanya piksel-piksel objeknya saja yang dilakukan pemrosesan ke tahap selanjutnya. Proses *pre-processing* pertama kali dilakukan dengan melakukan *filtering* pada citra masukan untuk menghilangkan gradasi warna dan membuat objek menjadi lebih kontras dengan *background*, sehingga akan mempermudah proses segmentasi. Langkah selanjutnya adalah melakukan konversi dari citra RGB ke ruang warna  $L^*a^*b^*$ . Kemudian ambil *channel*  $b^*$  untuk dilakukan *thresholding*. Langkah selanjutnya melakukan *morphological operation (closing)* untuk menghilangkan lubang-lubang kecil yang berada pada area objek. Sampai tahap ini dihasilkan citra biner untuk segmentasi. Setelah itu, melakukan segmentasi dengan cara melakukan operasi *bitwise* antara citra biner dengan masing-masing

*channel* R, G, B. Kemudian masing-masing hasilnya digabung untuk menghasilkan citra RGB yang tersegmentasi.

### 2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix

*Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan salah satu metode analisis fitur tekstur. GLCM dikembangkan oleh Robert Haralick merupakan metode yang paling sering digunakan. Berikut adalah langkah-langkah dalam melakukan ekstraksi fitur GLCM (Madenda, 2015).

1. Melakukan konversi dari citra RGB ke *grayscale*.
2. Menentukan nilai intensitas maksimum pada citra *grayscale*.
3. Membentuk matriks *co-occurrence* (CM) arah  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  dan  $135^\circ$  dengan ukuran nilai intensitas maksimum+1.
4. Menghitung nilai elemen tiap matriks, yang mana nilai pada tiap elemen matriks menyatakan jumlah ketetanggaan frekuensi munculnya urutan nilai  $i, j$ .
5. Melakukan normalisasi dengan membagi nilai tiap elemen matriks dengan jumlah nilai dari matriks tersebut. Normalisasi dilakukan untuk menghilangkan ketergantungan terhadap ukuran citra.
6. Menghitung fitur GLCM pada masing-masing CM.

Terdapat 6 fitur GLCM yang dihitung antara lain:

1. *Energy*  
Fitur ini digunakan untuk melihat tingkat keseragaman tekstur. Semakin tinggi nilai *energy*, semakin tinggi tingkat homogenitas tekstur. Fitur *energy* dihitung menggunakan Persamaan 1.

$$Energy = \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{i=0}^{G-1} (P(i, j))^2 \quad (1)$$

2. *Entropy*  
Nilai entropi dapat memberi informasi fitur tekstur yang kasar atau halus. Semakin tinggi nilai *entropy*, semakin kasar tekstur pada citra. Fitur Entropy dihitung menggunakan Persamaan 2.

$$Entropy = - \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{i=0}^{G-1} P(i, j) \log(P(i, j)) \quad (2)$$

3. *Contrast*  
Nilai *contrast* menunjukkan variasi intensitas antar citra. Semakin tinggi nilai *contrast* semakin bervariasi nilai intensitas pada citra. Fitur *contrast* dihitung

menggunakan Persamaan 3.

$$Contrast = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 P(i, j) \tag{3}$$

4. *Dissimilarity* (ketidakmiripan)  
 Nilai *dissimilarity* mirip dengan kontras yang dihitung dengan jarak Euclidean, *dissimilarity* dengan jarak city blok. Fitur *dissimilarity* dihitung menggunakan Persamaan 4.

$$Dissimilarity = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 P(i, j) \tag{4}$$

5. *Homogeneity*  
 Nilai *homogeneity* mengukur tingkat homogenitas perulangan struktur tekstur pada citra. Fitur *homogeneity* dihitung menggunakan Persamaan 5.

$$Homogeneity = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|} \tag{5}$$

6. *Correlation*  
 Nilai *correlation* menyatakan ukuran keterhubungan linier tingkat keabuan satu piksel relatif terhadap piksel lainnya pada posisi tertentu. Fitur *correlation* dihitung menggunakan Persamaan 6.

$$Correlation = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - \mu_x)(j - \mu_y)P(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \tag{6}$$

**2.3 CIE L\*a\*b\* Color Moments**

*Color moments* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mendapatkan fitur warna (Huan et al., 2010). Perhitungan fitur warna dilakukan pada ruang warna CIE L\*a\*b\*. Fitur yang dihitung antara lain (Kadir dan Susanto, 2013):

1. *Mean* (rerata)  
 Nilai *mean* memberikan ukuran mengenai distribusi. Nilai *mean* dihitung menggunakan Persamaan 7.

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \tag{7}$$

2. Standar deviasi  
 Standar deviasi merupakan akar kuadrat dari varian yang menyatakan luas sebaran distribusi. Nilai *mean* dihitung menggunakan Persamaan 8.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^2} \tag{8}$$

3. *Skewness*  
*Skewness* atau kecondongan menyatakan ukuran mengenai ketidaksimetrisan. Nilai *skewness* dihitung menggunakan Persamaan 9.

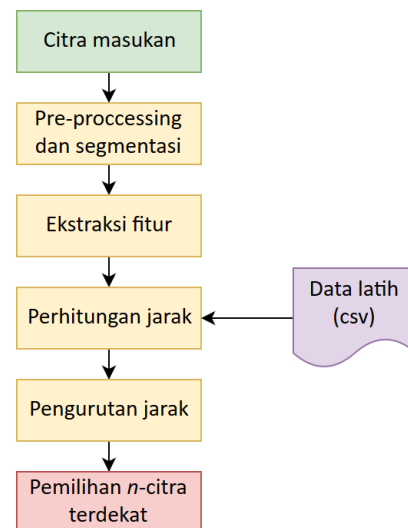
$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^3}{MN\sigma^3} \tag{9}$$

4. *Kurtosis*  
*Kurtosis* merupakan ukuran yang menunjukkan sebaran data bersifat meruncing atau menumpul. Nilai *kurtosis* dihitung menggunakan Persamaan 10.

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^4}{MN\sigma^4} - 3 \tag{10}$$

**2.4 Temu Kembali Citra**

Temu kembali citra (*image retrieval*) merupakan proses untuk mendapatkan sejumlah citra berdasarkan masukan satu citra. Istilah yang lebih spesifik lagi adalah *content based image retrieval* (CBIR) atau temu kembali citra berdasarkan isinya (Kadir dan Susanto, 2013). Prinsip temu kembali citra ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Prinsip temu kembali citra

Fitur sejumlah citra telah disimpan di dalam *file* data latihan. Selanjutnya, ketika terdapat masukan citra dari pengguna, akan dilakukan *pre-processing* dan segmentasi pada citra masukan. Kemudian akan dilakukan proses ekstraksi fitur. Fitur yang diperoleh dari citra masukan, selanjutnya dihitung jaraknya dengan fitur semua citra yang terdapat di data latihan. Hasil

perhitungan jarak sering disebut skor atau peringkat (Kadir dan Susanto, 2013). Seluruh skor kemudian diurutkan dari paling kecil ke paling besar. Objek yang menghasilkan skor rendah berarti objek tersebut mirip dengan citra masukan. Kemudian akan ditampilkan sejumlah  $n$ -citra untuk ditampilkan ke pengguna.

### 2.5 Algoritme Perhitungan Jarak

Jarak merupakan pendekatan yang biasa digunakan dalam temu kembali citra untuk menghitung jarak kedekatan antara dua buah citra. Beberapa metode perhitungan jarak yang umum dipakai adalah sebagai berikut (Kadir dan Susanto, 2013).

#### 1. Jarak Euclidean

Jarak Euclidean menghitung akar kuadrat dari perbedaan antara 2 buah atau lebih vektor. Jarak Euclidean dapat dihitung menggunakan Persamaan 11.

$$j(v_1, v_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^N (v_{1k} - v_{2k})^2} \quad (11)$$

#### 2. Jarak Manhattan

Jarak Manhattan dapat dihitung menggunakan Persamaan 12.

$$j(v_1, v_2) = \sum_{k=1}^N |v_{1k} - v_{2k}| \quad (12)$$

#### 3. Jarak Minkowski

Jarak Minkowski dapat dihitung menggunakan Persamaan 13.

$$j(v_1, v_2) = \sqrt[p]{\sum_{k=1}^N |v_{1k} - v_{2k}|^p} \quad (13)$$

#### 4. Jarak Canberra

Jarak Canberra dapat dihitung menggunakan Persamaan 14.

$$j(v_1, v_2) = \sum_{k=1}^N \frac{|v_{1k} - v_{2k}|}{|v_{1k} + v_{2k}|} \quad (14)$$

Keterangan:

$v_1, v_2$  : dua buah vektor yang akan dicari nilai kedekatan atau kemiripannya.

$|v_1|$  : besar vektor  $v_1$ .

$|v_2|$  : besar vektor  $v_2$ .

$p$  : bilangan bulat positif.

### 2.6 Mean Average Precision

Mean Average Precision (MAP) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan evaluasi berperingkat pada sistem temu kembali informasi. Evaluasi digunakan untuk mengukur keefektifan dari sistem temu kembali informasi yang telah dibuat. MAP akan menentukan *precision* pada setiap titik ketika sebuah dokumen relevan yang dikembalikan. Kemudian menghitung rata-rata setiap *query* kemudian rata-rata semua *query*.

$$MAP = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{1}{Q_j} \sum_{i=1}^{Q_j} Precision(doc_i) \quad (15)$$

Keterangan:

$N$  : banyaknya *query*.

$Q_j$  : banyaknya dokumen relevan untuk *query*  $j$ .

$Precision(doc_i)$  : *precision* pada dokumen relevan ke- $i$ .

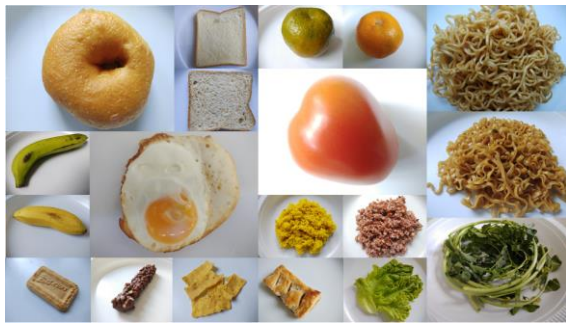
## 3. PENGUMPULAN DATA

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer yang berupa citra yang diambil langsung menggunakan kamera *smartphone* Xiaomi Redmi Note 4X. Lokasi pengambilan citra berada di gedung F Lantai 9 di depan ruang F9.3-Grup Riset Computer Vision dengan pencahayaan matahari pada pukul 10.00-13.00 WIB hari Selasa, 28 Agustus 2018.

Citra diambil pada saat sebelum makanan dimakan dan sesudah dimakan ( $\frac{1}{2}$  bagian,  $\frac{1}{4}$  bagian dan  $\frac{3}{4}$  bagian). Pengambilan citra dilakukan pada 3 level ketinggian dan tegak lurus, masing-masing ketinggian dilakukan pengambilan citra sebanyak 3 kali. Kemudian dilakukan pengambilan pada 3 kemiringan *random*, yang mana setiap kemiringan dilakukan 3 kali pengambilan citra.

Keseluruhan citra yang terambil kemudian dilakukan seleksi berdasarkan hasil segmentasinya. Citra yang hasil segmentasi bagus yang akan digunakan sebagai *datasets*. Contoh *datasets* yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.





Gambar 3 Contoh citra *datasets*

Total citra *datasets* adalah 1334 citra yang terdiri dari 31 kelas. *Datasets* tersebut kemudian dibagi menjadi 2 bagian, yaitu 1303 citra sebagai data latih dan 31 citra dari kelas yang berbeda dijadikan sebagai data uji. Citra data latih merupakan citra yang akan dilakukan ekstraksi fitur kemudian hasilnya disimpan pada *file* data latih berformat *csv*. Data uji merupakan data yang digunakan sebagai *query* pada sistem temu kembali citra yang akan diekstraksi fiturnya dan dihitung kedekatannya dengan fitur citra yang ada di data latih untuk kemudian citra yang terdekat akan dijadikan sebagai hasil temu kembali citra.

**4. HASIL DAN PEMBAHASAN**

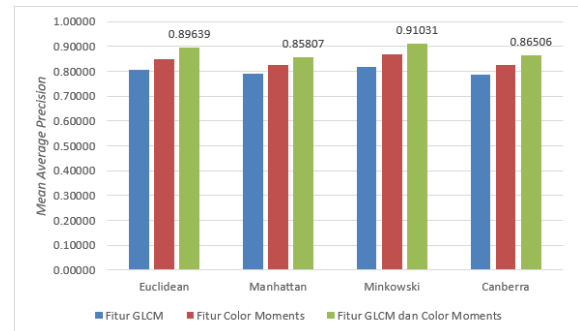
Pengujian dilakukan untuk mengukur kinerja dan keefektifan dari sistem temu kembali citra yang telah dibuat. Berikut hasil pengujian dan pembahasan berupa analisis.

**4.1 Pengujian penggunaan fitur dan algoritme perhitungan jarak**

Pengujian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui pengaruh penggunaan fitur terhadap nilai MAP. Selain itu, pengujian dilakukan untuk mengetahui algoritme perhitungan jarak terbaik pada temu kembali citra makanan.

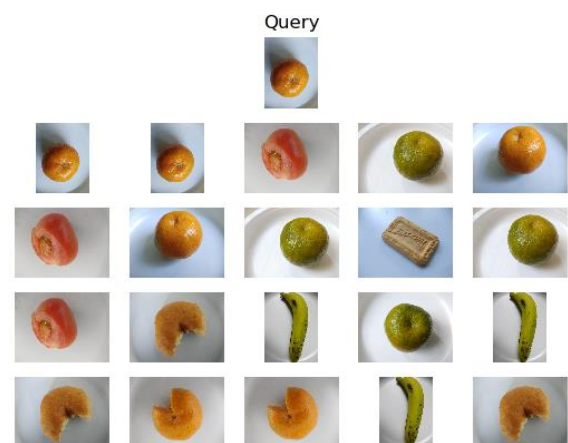
Hasil pengujian penggunaan fitur dan algoritme perhitungan jarak, ketika  $N = 20$  ditunjukkan pada Gambar 4. Berdasarkan pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa penggunaan fitur GLCM saja menghasilkan nilai MAP yang paling rendah. Hal ini dikarenakan secara visual dapat dilihat bahwa citra latih yang digunakan cenderung memiliki tekstur yang mirip. Pada Gambar 5 ditunjukkan hasil temu kembali citra ketika menggunakan *query* jeruk orange dan fitur GLCM saja. Pada hasil temu kembali citra tersebut dapat dilihat bahwa citra tomat, jeruk hijau-orange, biskuit, donat dan pisang hijau ikut dikembalikan karena tekstur dari citra tersebut

yang mirip dengan citra *query*. Hasil tersebut kurang bagus karena seharusnya yang dikembalikan adalah citra yang relevan dengan citra *query*. Hal tersebut didukung dengan nilai MAP yang hanya sebesar 0,63314. Sehingga dapat disimpulkan fitur GLCM saja kurang dapat merepresentasikan suatu citra makanan. Oleh karena itu untuk memperbaiki hasil temu kembali citra perlu ditambahkan dengan fitur *color moments*.

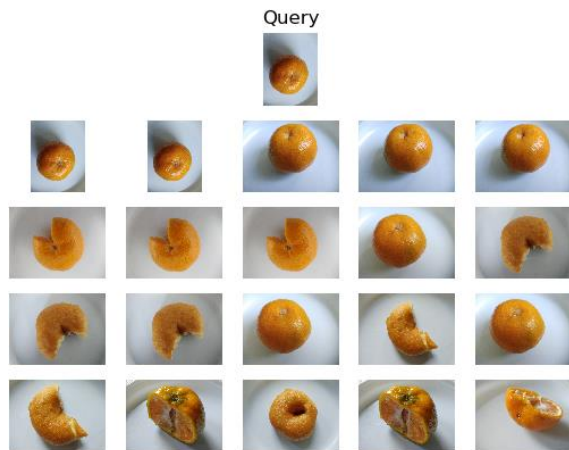


Gambar 4 Hasil pengujian penggunaan fitur dan algoritme perhitungan jarak

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa ketika fitur *color moments* ditambahkan akan didapat hasil temu kembali yang lebih baik dilihat dari semakin banyaknya citra yang relevan dan juga nilai MAP yang meningkat menjadi 0,92749. Hal tersebut dikarenakan citra makanan tidak bisa dibedakan jika hanya dari teksturnya saja karena tiap jenis makanan memiliki warna yang berbeda-beda. Sehingga perlu ditambahkan fitur *color moments* untuk membedakan antar jenis citra makanan.



Gambar 5 Hasil temu kembali citra menggunakan fitur GLCM



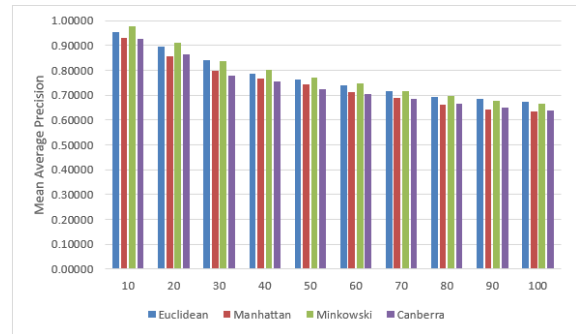
Gambar 6 Hasil temu kembali citra menggunakan fitur GLCM dan *color moments*

Dari pengujian ini didapatkan hasil terbaik ketika menggunakan algoritme perhitungan jarak *Minkowski* dan kombinasi fitur GLCM dan *color moments* dengan nilai MAP sebesar 0,91031 atau 91,031%.

**4.2 Pengujian MAP Pada Top K-rank**

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah data yang dikembalikan (*K*) dengan nilai MAP. Nilai *K* yang digunakan adalah kelipatan 10 dengan rentang 10 sampai 100. Hasil pengujian MAP pada *top K-rank* ditunjukkan pada Gambar 7.

Berdasarkan Gambar 7 dapat dilihat bahwa semakin besar nilai *K* maka nilai MAP akan semakin kecil. Hal ini terjadi karena pada 10 data teratas banyak terdapat hasil temu kembali citra yang relevan, yang mana nilai *Precision@K*-nya masih besar. Namun, apabila nilai *K* diperbesar menjadi 100, maka terdapat hasil temu kembali yang relevan yang berada pada peringkat yang tinggi, misal pada peringkat 30, 50, 70, 90. Hasil temu kembali citra yang relevan dan berada pada peringkat yang tinggi apabila dihitung nilai *Precision@K* akan menghasilkan nilai yang kecil yang berakibat pada penurunan nilai MAP.



Gambar 7 Hasil pengujian MAP pada *top K-rank*

Sehingga, dapat disimpulkan bahwa penambahan nilai *K* berbanding terbalik dengan nilai MAP yang dihasilkan.

Dari Gambar 7 dan Tabel 1 juga dapat dilihat bahwa, dari penggunaan beberapa algoritme perhitungan jarak, jarak *Minkowski* memberikan hasil terbaik, diikuti oleh jarak *Euclidean*, jarak *Canberra* dan jarak *Manhattan*. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1, nilai perhitungan jarak tiap peringkat pada algoritme perhitungan jarak *Minkowski* memiliki nilai jarak terkecil dibanding dengan algoritme perhitungan jarak lainnya, yang mana nilai jarak yang semakin kecil menyatakan dua citra yang semakin mirip. Hal inilah yang membuat jarak *Minkowski* lebih baik dalam melakukan pencarian pada citra-citra yang mirip dengan citra *query*.

**5. KESIMPULAN**

Dari hasil implementasi, pengujian dan analisis dapat ditarik kesimpulan bahwa ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *CIE L\*a\*b\* Color Moments* terbukti dapat digunakan melakukan ekstraksi fitur pada temu kembali citra makanan untuk pencarian resep masakan. Fitur yang digunakan pada metode GLCM yaitu *contrast, energy, entropy, dissimilarity, homogeneity* dan *correlation*. Sedangkan fitur *color moments* yang digunakan yaitu *mean, standar deviasi, skewness* dan *kurtosis*.

Tabel 1 Perbandingan nilai perhitungan jarak pada hasil temu kembali citra (*K=10*)

| Peringkat | Euclidean | Manhattan | Minkowski | Canberra |
|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|
| 1         | 0,01561   | 0,08046   | 0,00944   | 0,06047  |
| 2         | 0,02577   | 0,13213   | 0,01549   | 0,10563  |
| 3         | 0,10827   | 0,46392   | 0,07963   | 0,33069  |
| 4         | 0,11722   | 0,53094   | 0,08412   | 0,35118  |
| 5         | 0,15448   | 0,70931   | 0,10343   | 0,37478  |
| 6         | 0,19062   | 0,76472   | 0,13553   | 0,59858  |
| 7         | 0,19357   | 0,79329   | 0,13569   | 0,64545  |
| 8         | 0,19674   | 0,79621   | 0,13872   | 0,66618  |
| 9         | 0,20424   | 0,80282   | 0,14251   | 0,68849  |
| 10        | 0,21129   | 0,80305   | 0,15109   | 0,69357  |

Penggunaan gabungan fitur GLCM dan *color moments* memberikan hasil yang lebih baik dilihat dari MAP yang lebih tinggi dibanding penggunaan fitur GLCM saja ataupun warna saja. Nilai MAP rata-rata ketika menggunakan fitur GLCM saja sebesar 0,8016725, ketika menggunakan fitur *color moments* saja sebesar 0,842395 dan ketika menggunakan fitur GLCM dan *color moments* sebesar 0,8824575.

Algoritme perhitungan jarak terbaik adalah ketika menggunakan algoritme perhitungan jarak *Minkowski*, dengan MAP terbaik sebesar 0,97604 atau 97,604% ketika jumlah citra dan resep yang dikembalikan sebanyak 10 data dan fitur yang digunakan adalah fitur GLCM dan *color moments*.

Dalam penelitian ini, citra makanan yang berbeda arah memiliki nilai fitur yang berbeda. Diharapkan ke depannya bisa melakukan ekstraksi fitur yang toleran terhadap rotasi. Selain itu, diharapkan adanya pengembangan lebih lanjut pada penelitian ini agar mampu melakukan temu kembali citra yang tidak terbatas hanya pada makanan padatan saja, bisa makanan berkuah atau yang lainnya dan mampu mengenali lebih dari 1 objek makanan pada satu citra.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Aslandogan, Y.A. dan Yu, C.T., 1999. Techniques and systems for image and video retrieval. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 11(1), hal.56–63.
- Bosman, H.H.W.J., Petkov, N. dan Jonkman, M.F., 2010. Comparison of color representations for content-based image retrieval in dermatology. *Skin Research and Technology*, 16(1), hal.109–113.
- Huan, Z.-C., Chan, P.P.K., Ng, W.W.Y. dan Yeung, D.S., 2010. Content-Based Image Retrieval Using Color Moment And Gabor Texture Feature. Guangzhou: Machine Learning and Cybernetics Research Center, School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology.
- Kadir, A. dan Susanto, A., 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yog: Penerbit ANDI.
- Keen, N., 2005. Color moments. *School Of Informatics, University Of Edinburgh*, hal.3–6.
- Madenda, S., 2015. *Pengolahan Citra & Video Digital*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Maghfirah, H., Arnia, F. dan Munadi, K., 2017. Temu Kembali Citra Busana Muslimah Berdasarkan Bentuk Menggunakan Curvature Scale Space (CSS). *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, 6(1), hal.74–83.
- Pujari, J., Pushpalatha, S.N. dan Desai, P.D., 2010. Content-based image retrieval using color and shape descriptors. *Proceedings of the 2010 International Conference on Signal and Image Processing, ICSIP 2010*, (July), hal.239–242.
- Shahbahrami, A., 2008. Comparison Between Color and Texture Features for Image Retrieval. *2008 6th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics*, 27648, hal.221–224.
- Shimoda, W. dan Yanai, K., 2017. Learning Food Image Similarity for Food Image Retrieval. In: *Proceedings - 2017 IEEE 3rd International Conference on Multimedia Big Data, BigMM 2017*. hal.165–168.
- Sonawane, S. dan Patil, V., 2016. Image Retrieval Based on Texture - A Survey. (7), hal.149–153.