

IMAGE RETRIEVAL BERDASARKAN FITUR WARNA, BENTUK, DAN TEKSTUR

Rita Layona; Yovita Tunardi; Dian Felita Tanoto

Computer Science Department, School of Computer Science, Binus University
Jl. K.H. Syahdan No. 9, Palmerah, Jakarta Barat 11480
rlayona@binus.edu, ytunardi@binus.edu, dtanoto@binus.edu,

ABSTRACT

Along with the times, information retrieval is no longer just on textual data, but also the visual data. The technique was originally used is Text-Based Image Retrieval (TBIR), but the technique still has some shortcomings such as the relevance of the picture successfully retrieved, and the specific space required to store meta-data in the image. Seeing the shortage of Text-Based Image Retrieval techniques, then other techniques were developed, namely Image Retrieval based on content or commonly called Content Based Image Retrieval (CBIR). In this research, CBIR will be discussed based on color, shape and texture using a color histogram, Gabor and SIFT. This study aimed to compare the results of image retrieval with some of these techniques. The results obtained are by combining color, shape and texture features, the performance of the system can be improved.

Keywords: CBIR, Color Histogram, SIFT, Gabor

ABSTRAK

Seiring dengan perkembangan zaman, pencarian informasi tidak lagi hanya pada tekstual data, tetapi juga visual data. Teknik yang pada awalnya digunakan adalah Text Based Image Retrieval (TBIR), namun teknik tersebut masih memiliki beberapa kekurangan seperti relevansi gambar yang berhasil di-retrieve, dan space khusus yang dibutuhkan untuk menyimpan meta-data pada gambar. Melihat kekurangan dari teknik Text Based Image Retrieval, kemudian teknik lain mulai dikembangkan yaitu Image Retrieval berdasarkan content atau yang biasa disebut Content Based Image Retrieval (CBIR). Pada penelitian ini, CBIR akan dibahas, berdasarkan warna, bentuk, dan tekstur menggunakan color histogram, gabor, dan SIFT. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil image retrieval dengan beberapa teknik tersebut. Hasil yang didapatkan adalah dengan menggabungkan color, shape dan texture features, performa dari sistem dapat ditingkatkan.

Kata kunci: CBIR, Color Histogram, SIFT, Gabor

PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan zaman pencarian informasi tidak lagi hanya pada tekstual data, tetapi juga visual data. Salah satu teknik yang sering digunakan dan masih terus dikembangkan lebih lanjut adalah *Image Retrieval*. *Image Retrieval* digunakan untuk mencari gambar yang diinginkan dari sejumlah data gambar yang ada di dalam *database*. Pada awalnya pencarian gambar dilakukan dengan memberikan meta-data pada setiap gambar yang ada di *database*. *User* akan memasukkan *query* berupa kata-kata untuk mencari gambar tersebut. Teknik tersebut biasa disebut dengan *Text Based Image Retrieval* (TBIR). Namun dari teknik tersebut masih terdapat beberapa kekurangan seperti relevansi gambar yang berhasil di-*retrieve* karena beberapa *meta-data* pada gambar yang tidak sesuai, homonim antara *query* yang dimasukkan *user* dengan *meta-data* yang ada pada gambar, atau *query* yang dimasukkan oleh *user* merupakan sinonim dari *meta-data*. Selain itu diperlukan juga *space* khusus untuk menyimpan *meta-data* tersebut.

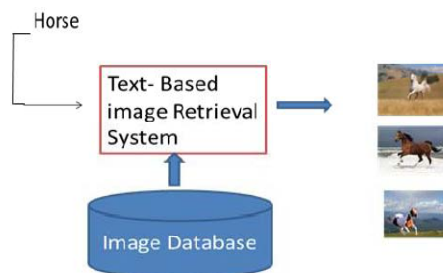
Melihat kekurangan dari teknik TBIR kemudian mulai dikembangkan teknik lain yaitu *Image Retrieval* berdasarkan *content* atau yang biasa disebut *Content Based Image Retrieval* (CBIR). Teknik ini dianggap lebih baik dibandingkan TBIR karena tidak lagi mencari berdasarkan kata-kata tetapi langsung berdasarkan fitur-fitur yang ada pada gambar tersebut. *User* akan memasukkan *query* berupa gambar yang akan di-*retrieve*. Teknik ini terbukti lebih relevan dibandingkan dengan TBIR. CBIR dapat dilakukan dengan melakukan ekstraksi fitur yang ada pada gambar seperti warna, bentuk, dan tekstur. Penelitian ini dilakukan untuk melihat keakuratan teknik CBIR dalam melakukan *retrieval image* berdasarkan fitur warna, bentuk, dan tekstur tersebut sehingga dari hasil penelitian diharapkan dapat diketahui fitur mana yang lebih sesuai dalam teknik CBIR dan membantu dalam proses *retrieval image* yang lebih akurat dan relevan untuk *user*.

Penelitian Text Based Image Retrieval (TBIR)

Text Based Image Retrieval atau yang sering kita sebut dengan TBIR adalah salah satu metode yang digunakan untuk *image retrieval* sebelum dikenalnya *Content Based Image Retrieval* (CBIR). TBIR dilakukan dengan cara mencari kata kunci yang berkaitan dengan kata kunci yang disimpan untuk setiap gambar. Di mana setiap gambar di *database* memiliki kata kunci masing-masing.

Dalam penggunaannya, ada beberapa metode yang digunakan, antara lain: (1) Boolean – Digunakan untuk mencari kata di dalam text. Menggunakan kombinasi AND, OR, dan NOT. Dalam penerapannya tidak mengenal *ranking data*. (2) VSM (*Vectore Space Model*) – Dalam penggunaan VSM setiap kata menjadi *keyword* dalam pencarian. Namun dalam penggunaannya jumlah kata yang disimpan untuk suatu gambar sangat penting dalam proses pencariannya.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Jain *et al* (2013), metode ini yang paling cepat, mudah digunakan, dan tidak terlalu mahal, oleh karena itu banyak *search engines* masih menggunakan metode ini, contohnya: Google, Yahoo, dan Alta Vista.

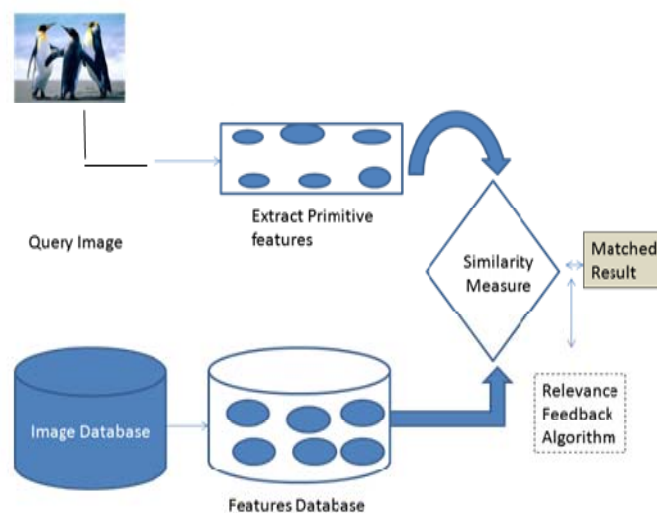


Gambar 1 *Text Based Image Retrieval* (Jain *et al*, 2013)

Namun karena proses annotationnya masih manual, ketepatan mendapatkan gambar bergantung pada kata kunci pencarian dan deskripsi yang diinput oleh penulis kedalam *database*, terkadang 1 kata memiliki banyak arti, tidak mendeteksi sinonim, kesalahan pengetikan berpengaruh pada hasil, dan membutuhkan waktu lebih ketika proses pendestripsian manual sehingga hasil pencarian masih kurang maksimal (Jain *et al*, 2013).

Penelitian Content Based Image Retrieval (CBIR)

Content Based Image Retrieval (CBIR) merupakan perkembangan dari TBIR di mana CBIR mencocokkan *query image* berdasarkan *content image* yang dianalisis berdasarkan beberapa variasi dimensi, antara lain warna, bentuk, tekstur, dan masih banyak lagi dimensi lainnya.



Gambar 2 *Content Based Image Retrieval* (Jain *et al*, 2013)

Penggunaan CBIR Berdasarkan Dimensi

CBIR memiliki beberapa kelebihan dibandingkan dengan penggunaan TBIR yaitu dalam proses *annotation*-nya, CBIR tidak perlu susah payah untuk mendeskripsikan *image* ke dalam kata-kata dan tidak tergantung oleh *size* dan orientasi *image* dalam pencariannya (Jain *et al*, 2013). Namun untuk kelemahannya karena waktu penyimpanan *image* yang besar membutuhkan waktu dan *resource* yang besar. Terkadang ada ketidaksesuaian antara gambar yang dicari dengan gambar yang ditemukan dan *query* yang dilakukan lebih rumit. Berikut akan dibahas lebih lanjut penggunaan CBIR berdasarkan dimensi warna, bentuk, dan tekstur.

Warna

Content Based Image Retrieval atau yang biasa dikenal sebagai *retrieval* berdasarkan *content* dari *image*, melakukan pencarian berdasarkan *content* dari *image*. Pencarian bukan hanya menggunakan atau bergantung kepada *meta data* yang di-*input* oleh manusia seperti *caption* dan *keyword*. (Suhasini, Krishna, & Krishna, 2009). Warna adalah salah satu ciri visual yang biasa digunakan dalam *Content Based Image Retrieval* (CBIR). Warna dianggap sebagai ciri visual yang baik jika digunakan untuk menemukan kembali suatu citra. Warna dianggap memiliki hubungan yang kuat dengan objek dalam suatu citra. (Acharya & Ray, 2005). *Fuzzy Color Histogram* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk merepresentasikan informasi warna ke dalam bentuk histogram. *Fuzzy Color*

Histogram bekerja dengan mempertimbangkan persamaan warna dalam *pixel* yang terasosiasi ke *bin histogram* menggunakan *fuzzy set membership function*. (Zhang & Zhang, 2004)

Penelitian mengenai *Content Based Image Retrieval* berdasarkan *content* warna sendiri pernah dilakukan menggunakan *Conventional Color Histogram*, *Invariant Color Histogram*, dan *Fuzzy Color Histogram* pada gambar bunga, binatang dan bangunan. Pada penelitian ini, menghasilkan bahwa dengan menggunakan *Conventional Color Histogram* dengan *Quadratic Form (QF) Distance* dan *Euclidean Distance* untuk perhitungan *similarity*-nya, menghasilkan performa yang hampir sama namun tidak bisa memerikan respon yang baik pada *shifted* atau *translated images*. Untuk mengangani masalah tersebut, maka digunakan teknik *Invariant Color Histogram*. Dan untuk mengurangi banyaknya variasi antara *neighboring bins*, maka digunakan *Fuzzy Color Histogram*. (Suhasini, Krishna, & Krishna, 2009)

Penelitian lain pernah dilakukan dengan membandingkan sistem yang lama yakni dengan menggunakan *query image* yang diberikan melalui *keyword (Text Based Images Retrieval)* dengan sistem baru yakni dengan menggunakan *Fuzzy Color Histogram (Content Based Image Retrieval)*. Dari penelitian ini, sistem yang lama menghasilkan *image retrieval* yang lebih tidak *relevant*. Dengan begitu, penelitian ini menggunakan CBIR dengan teknik color histogram untuk meningkatkan performa dari *image retrieval*. (Kumar & Saravanan, 2013)

Bentuk

CBIR berdasarkan bentuk pada dasarnya akan melakukan ekstraksi fitur shape dari gambar yang akan dihitung untuk mendapatkan *similarity* untuk proses *image retrieval*. Terdapat beberapa metode yang digunakan dalam melakukan *image retrieval* berdasarkan bentuk. Pada penelitian ini akan dibahas beberapa metode yang sering digunakan dalam penelitian lainnya yaitu *Moment Invariants* dan *Scale Invariant Feature Transform (SIFT)*.

Menurut Rao, et. al. (2010), *Image Moments* merupakan salah satu teknik yang banyak digunakan dalam *Image Processing*. Salah satu teknik yang dapat digunakan adalah *Moment Invariants*. *Moment Invariants* digunakan dalam 2D *image* dengan rumus sebagai berikut:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x,y)$$

Rumus tersebut dapat digunakan untuk menghitung *Moment Invariants* dari *image* tetapi masih belum dapat diaplikasikan sebagai *general invariant* karena belum sesuai jika *image* mengalami proses *translation*, *rotation*, dan *scaling*. *Translation Invariance* dapat dihitung dengan menggunakan *central moment* dengan rumus sebagai berikut:

$$\mu_{pq} = \sum \sum (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Sedangkan *normalized central moment* didapat dengan menggunakan rumus:

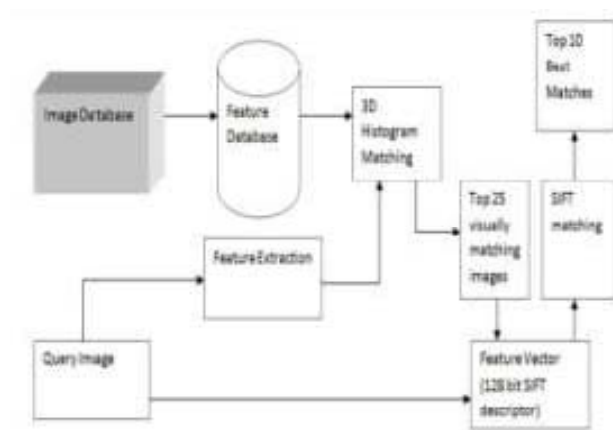
$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{pq}^\gamma}, \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1$$

Kekurangan dari teknik ini adalah mungkin adanya data yang *redundant* karena tidak *orthogonal*.

Menurut Kamath, *et. al.* (2012), *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan CBIR. Metode dapat SIFT digunakan dalam penelitian CBIR berdasarkan bentuk dengan cara melakukan ekstraksi fitur *shape* dari *data training image* dan menjadi sebuah deskripsi fitur. Deskripsi fitur tersebut yang akan dibandingkan dengan deskripsi dari *query* yang dimasukkan oleh *user* dalam proses *image retrieval*. Agar perbandingan yang dilakukan menghasilkan nilai yang akurat maka fitur yang diekstraksi dari *image* harus tetap dapat dideteksi walaupun menghadapi isu *image scale*, *noise*, dan *illumination* yaitu dengan menggunakan *edge* dari objek pada *image* yang biasanya memiliki nilai kontras yang paling tinggi. Teknik SIFT dalam CBIR berdasarkan fitur bentuk dilakukan dengan menyimpan *keypoint* dari *image* yang ada pada *database* sebagai deskripsi fitur. Setelah itu ketika user memasukkan *query image* yang ingin di-*retrieve* maka akan dilakukan pengecekan deskripsi fitur yang ada pada *image* yang baru dan *image* yang ada di *database* menggunakan *Euclidean Distance*.

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2}$$

Pada gambar di bawah dapat dilihat penerapan SIFT dalam CBIR pada penelitian yang dilakukan oleh Kamath, *et. al.* (2012).



Gambar 3 Penerapan SIFT untuk SBIR (Kamath, *et. al.*, 2012)

Algoritma SIFT yang digunakan adalah sebagai berikut: (1) Membangun *scale space* sebagai langkah awal kemudian membuat *internal representation* dari *image* yang dimasukkan oleh *user* untuk memastikan *scale invariance*. (2) Algoritma SIFT akan menghitung deskripsi fitur untuk setiap *query image* yang dimasukkan oleh *user*. *Keypoints* yang tidak diinginkan seperti daerah yang memiliki nilai kontras rendah akan dieliminasi oleh *Difference of Gaussian* (DOG). (3) Menghitung orientasi untuk setiap *keypoints*. Setiap perhitungan lebih lanjut akan dilakukan berdasarkan orientasi tersebut untuk memastikan *rotation invariance*. (4) SIFT akan membandingkan *keypoints* pada *query image* dengan *keypoints image* yang ada di *database* dan kemudian diurutkan berdasarkan *ranking* kecocokan.

Tekstur

Untuk melakukan proses *image retrieval* menggunakan warna dan tekstur, maka ada beberapa langkah secara garis besar yang perlu dilakukan (Jain, Sharma, & Sairam, 2013), antara lain: (1) Perhitungan *texture* antar gambar yang tersedia dari *database* dan *query* dari *user*. (2) Penghitungan perbedaan *texture* antara hasil *Feature Vector* gambar yang tersedia di *database* dengan *query user*. (3) *Sorting* berdasarkan hasil perbedaan *texture* secara *ascending*.

Ada beberapa metode yang digunakan untuk penghitungan kesamaan *texture* menurut penelitian yang dilakukan oleh Howarth dan Ruger, antara lain (Howarth & Ruger, 2004): (1) *Co-occurrence* merupakan metode awal yang digunakan untuk penghitungan kecocokan *texture*. Di mana dalam penggunaannya digunakan menggunakan *Grey Level Co-occurrence Matrices* (GLCM). Di mana gambar akan dibagi per 2 *pixel* dan pemisahan akan ditandai dengan *vector* tertentu. Distribusi dalam *matrix* akan tergantung pada sudut dan jarak hubungan antar *pixel*. Memungkinkan menangkap karakteristik tekstur yang berbeda. Namun hasilnya bervariasi terpengaruh oleh kualitas gambar dan keutuhan bentuk gambar. Sehingga tidak dapat digunakan untuk gambar yang berukuran kecil dan gambar yang tidak utuh. (2) *Tamura* dilakukan dengan merancang fitur tekstur yang sesuai dengan persepsi visual manusia. Didefinisikan 6 fitur tekstur, yaitu: kontras, *directionality*, garis bentuk, keteraturan, dan kekasaran. Untuk hasil keseluruhannya menghasilkan hasil yang standart namun lemah pada moment kedua. (3) *Gabor* merupakan metode dengan hasil yang lebih memuaskan dibandingkan 2 metode lainnya, untuk penjelasan lebih lanjut dapat dilihat pada penjelasan di bawah.

Penelitian ini menggunakan metode *Gabor Filter* atau *Gabor Wavelet*. Di mana fitur *Gabor* menggunakan fitur *Pyramid – Structured Wavelet Transform* (PWT), *Tree-Structures Wavelet* (TWT), dan *Multi Resolution Simultaneous Autogressive Model* (MR-SAR). *Gabor Filter* telah terbukti sangat efisien menurut penelitian-penelitian sebelumnya (Manjunath & Ma, 1996; Dimai, 1999). Pada dasarnya, *Gabor Filter* termasuk dalam *group wavelet*, di mana setiap *wavelet* menangkap energi pada frekuensi dan arah yang spesifik. Sehingga dapat digunakan untuk pencarian gambar dengan tekstur yang berulang (Singh & Hemachandran, 2012). Memperluas *signal* dapat memberikan gambaran frekuensi lokal. Kemudian *Texture Featured* dapat diekstraksi dari kelompok distribusi energi. Untuk perhitungan gambar dengan *size* dan derajat orientasi yang berbeda, digunakan normalisasi rotasi. Berikut langkah-langkahnya:

Gabor Filter/Gabor Wavelet

$$(1) \quad G_{mn}(x, y) = \sum_s \sum_t I(x - s, y - t) \varphi_{mn}^*(s, t)$$

Di mana, $I(x, y)$ adalah *image* yang diberikan, dengan *size* $P \times Q$. s dan t adalah ukuran variable filter mask. φ_{mn}^* adalah complex conjugate dari φ_{mn} yang berasal dari rumus Mother Wavelet berikut:

$$(2) \quad \varphi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \cdot \exp(j2\pi Wx)$$

Di mana, W adalah modulasi frekuensi. m menspesifikasi *scale* dan n menspesifikasikan orientasi *wavelet* secara *respective*.

$$(3) \quad m = 0, 1, \dots, M - 1$$

$$(4) \quad n = 0, 1, \dots, N - 1$$

Dengan demikian untuk mengatasi rotasi dan pelebaran, diperoleh rumus *Gabor wavelets generation form*:

Mother Wavelet
Dilatation dan Rotation
Dilatation dan Rotation

$$(5) \quad \varphi_{mn}(x, y) = a^{-m} \varphi(\tilde{x}, \tilde{y})$$

$$(6) \quad \tilde{x} = a^{-m} (x \cos \theta + y \sin \theta)$$

$$\begin{aligned}
(7) \quad & \hat{y} = a^{-m} (-x \sin \theta + y \cos \theta) \\
(8) \quad & a > 1 \\
(9) \quad & \theta = n\pi/N \\
(10) \quad & a = U_h / U_l^{M-1} \\
(11) \quad & W_{m,n} = a^m U_l \\
(12) \quad & \sigma_{x,m,n} = \frac{(a+1)\sqrt{2\ln 2}}{2\pi a^m (a-1) U_l} \\
(13) \quad & \sigma_{y,m,n} = \frac{1}{2\pi \tan\left(\frac{\pi}{2N}\right) \sqrt{\frac{U_h^2}{2\ln 2} - \left(\frac{1}{2\pi \sigma_{x,m,n}}\right)^2}}
\end{aligned}$$

Dengan konstanta berikut:

$$(14) \quad U_l = 0,05$$

$$(15) \quad U_h = 0,4$$

Dan s dan t antara 0-60, dengan maksimum ukuran filter 60×60

Texture Feature Extraction

Setelah penerapan Gabor Filter, untuk image dengan perbedaan orientasi dan size, diperoleh beberapa besaran sebagai berikut (Zhang, Wong, Indrawan, & Lu):

$$(16) \quad E(m, n) = \sum_x \sum_y |G_{mn}(x, y)|$$

Dari penerapan besaran tersebut, diperoleh hasil energi konten pada skala dan orientasi yang berbeda pada gambar. Untuk menentukan gambar memiliki teksture yang mirip, maka kita memfokuskan pada daerah image yang memiliki teksture homogen.

$$(17) \quad \mu_{mn} = \frac{E(m,n)}{P \times Q}$$

Di mana μ_{mn} adalah rata-rata dan σ_{mn} standart deviasi dari besaran dari koofisien yang telah di transform digunakan untuk mewakili fitur tekstur homogen suatu daerah.

$$(18) \quad \sigma_{mn} = \sqrt{\frac{\sum_x \sum_y (|G_{mn}(x,y)| - \mu_{mn})^2}{P \times Q}}$$

Di mana f merupakan *gabor feature vector* yang diperoleh dari μ_{mn} dan σ_{mn} (Manjunath & Ma, 837-842). Berikut adalah contoh *gabor feature vector* ketika digunakan 5 skala dan 6 orientasi dalam pelaksanaannya.

$$f = (\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{45}, \sigma_{45})$$

Rotation Invariant Similarity Measurement

Kesamaan hasil mencocokkan *testure* dari *query* gambar Q dan dan target gambar T pada *database* dinyatakan dengan (Zhang, Wong, Indrawan, & Lu):

$$(19) \quad D(Q, T) = \sum_m \sum_n d_{mn}(Q, T)$$

Di mana,

$$(20) \quad d_{mn} = \sqrt{(\mu_{mn}^Q - \mu_{mn}^T)^2 + (\sigma_{mn}^Q - \sigma_{mn}^T)^2}$$

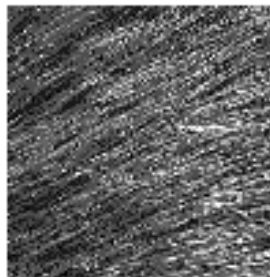
Karena perhitungan telah mengatasi masalah *size* dan orientasi gambar, untuk gambar yang ter-rotate tetap akan didapatkan peringkat rendah dalam kemiripan. Dengan diasumsikan gambar asli dengan $I(x, y)$ dengan orientasi dominan $i\pi/N$. dan $I'(x, y)$ adalah versi gambar yang telah dirotasi dengan orientasi dominan pada 0. Jika *particular scale*-nya adalah m , maka distribusi energi pada $I(x, y)$ adalah:

$$(E_{m,0}, E_{m,1}, \dots, E_{m,i}, \dots, E_{m,N-1})$$

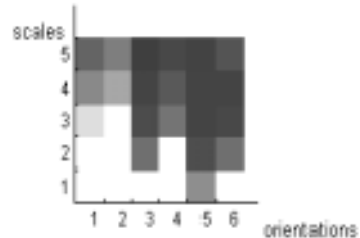
Sedangkan distribusi *energy* pada $I'(x, y)$ adalah:

$$(E'_{m,-i}, E'_{m,1-i}, \dots, E'_{m,0}, \dots, E'_{m,N-1-i})$$

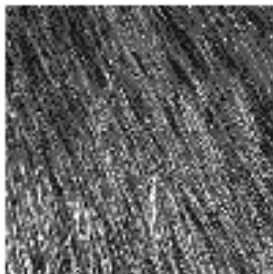
Di mana, $E_{m,0} = E'_{m,-i}$, $E_{m,1} = E'_{m,1-i}$, dan seterusnya. Karena, $E'_{m,n} = E'_{m,n-N}$ memiliki distribusi *energy* yang sama setelah rotasi 180° dan untuk orientasi *negative*, ditambahkan dengan N. Contohnya pada gambar berikut:



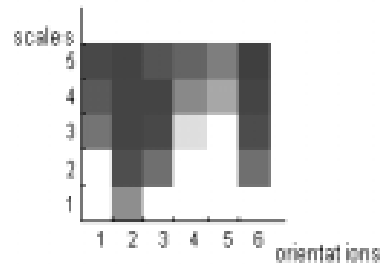
Gambar 4 Gambar jerami (Zhang, Wong, Indrawan, & Lu)



Gambar 5 Pemetaan energi untuk gambar jerami (Zhang, Wong, Indrawan, & Lu)



Gambar 6 Gambar jerami yang telah di-rotate (Zhang, Wong, Indrawan, & Lu)



Gambar 7 Pemetaan energi untuk gambar jerami yang telah di-rotate (Zhang, Wong, Indrawan, & Lu)

METODE

Metodologi yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: (1) Tinjauan Pustaka – Mengumpulkan teori-teori dan hasil penelitian sebelumnya dari buku, jurnal, dan literatur tertulis lainnya. Teori-teori yang dikumpulkan adalah mulai dari konsep dan penelitian *Image Retrieval* berdasarkan teks, dan selanjutnya berdasarkan *content* (warna, bentuk, dan tekstur). (2) Metode Deskriptif – Dilakukan dengan studi kasus, studi komparatif, menganalisis penelitian CBIR berdasarkan warna, bentuk dan tekstur yang sudah pernah dilakukan sebelumnya. (3) Evaluasi Hasil Penelitian – Dilakukan evaluasi terhadap hasil penelitian yang sudah pernah dilakukan sebelumnya. Evaluasi dilakukan berdasarkan warna, bentuk, tekstur, dan gabungan warna, bentuk, dan tekstur untuk jenis *image* yang berbeda-beda. (4) Simpulan dan Saran – Setelah dilakukan evaluasi dari hasil penelitian maka selanjutnya ditarik simpulan dan saran untuk penelitian selanjutnya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian CBIR dengan menggunakan objek *plant image* dilakukan dengan membandingkan *feature color, shape, texture* serta penggabungan ketiganya. *Feature color* menggunakan metode *color histogram* di mana informasi warna direpresentasikan ke dalam bentuk *histogram*. Untuk *shape feature* menggunakan *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) serta untuk *Texture*, menggunakan metode *Gabor Filter* atau *Gabor Wavlet* yang menggunakan menggunakan fitur pyramid-structured wavelet transform (PWT), *tree-structures wavelet* (TWT), dan *multi resolution simultaneous autoregressive model* (MR-SAR). (Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

Hasil dengan Menggunakan Color Feature

Hasil penelitian mendapatkan bahwa *color feature* nRGB histogram memberikan *best top-10* dan *top-15 rates* jika dibandingkan dengan yang lain seperti pada tabel dibawah ini:

Tabel 1 *Color Similarity Result (full database)* (Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

Method	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank
RGB hist. (256-bin)	0.25	0.32	71.9
nRGB hist.(512-bin)	0.41	0.48	35.9
Hue hist. (10-bin)	0.37	0.46	39.7
Hue hist. (30-bin)	0.36	0.44	38.9
Hue hist. (90-bin)	0.36	0.44	39.4
Color co-occ.	0.39	0.44	39.4
Color co-occ. (off-diag)	0.40	0.48	37.1
Random	0.15	0.23	74.0

Hasil dengan Menggunakan Shape Feature

Penelitian menggunakan bermacam-macam *global shape feature* seperti pada tabel berikut ini:

Tabel 2 *Global Shape Similiarity Result (full database)*
(Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

TABLE 2. Global shape similarity results (full database).

Feature	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank
No. of high curv. pts	0.22	0.28	75.9
Leaf arc length	0.15	0.21	86.9
Leaf base dist.	0.18	0.22	86.7
Leaf tip dist.	0.18	0.22	86.9
Norm. leaf arc length	0.15	0.21	88.1
All features	0.26	0.31	79.9
Random	0.15	0.23	74.0

Diperoleh hasil bahwa dengan menggunakan kombinasi, semua *global shape feature* mendapatkan 26% top-10 dan 31% top-15 *rate*. Untuk melakukan evaluasi terhadap *global shape descriptor* yang berpotensi, maka metode shape dilakukan *testing* pada 132 *clean database* dari 32 *plant types*. Dan di sini juga diperoleh bahwa penggabungan semua *feature* menghasilkan 48% top-10 dan 61% top-15 *rate*. (Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

Tabel 3 *Global Shape Similiarity Result (clean database)*
(Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

TABLE 3. Global shape similarity results (clean database).

Feature	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank
No. of high curv. pts	0.44	0.56	25.1
Leaf base dist.	0.45	0.55	25.2
Leaf tip dist.	0.43	0.55	28.6
Leaf arc length	0.34	0.50	28.1
Norm. leaf arc length	0.30	0.42	33.1
All features	0.48	0.61	23.4
Random	0.27	0.39	45.7

Metode SIFT ternyata tidak terbukti berhasil. Hal tersebut dapat dilihat dari *top-10* dan *top-15 rate* yang didapatkan kecil. Untuk itu, digunakan kombinasi dari SIFT dan *global shape feature* untuk meningkatkan *top-10* dan *top-15 rate* yang dihasilkan. (Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

Tabel 4 *SIFT + Global Shape Similiarity Result*
(Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

TABLE 4. SIFT + Global Shape Similarity Results.

Method	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank
SIFT (full DB)	0.16	0.22	72.0
SIFT (clean DB)	0.29	0.38	27.9
SIFT + global	0.44	0.56	22.0
Random (full)	0.15	0.23	74.0
Random (Clean)	0.27	0.39	45.7

Hasil dengan Menggunakan Texture Feature

Dalam pengukuran menggunakan texture feature, akan dilakukan dengan membandingkan hasil dari beberapa contoh kasus, antara lain: (1) *Default approach* – Kedua gambar yang dibandingkan dalam semua skala yang paling dominan untuk setiap gambar. Dengan tujuan mengabaikan perbedaan skala di seluruh gambar dari tanaman yang sama. (2) *Max-scale approach* – Kedua gambar yang dibandingkan hanya menggunakan skala dengan energi tertinggi. (3) *Patch-based approach* – Setiap individual patches-nya di-rotate ke rotasi kronisnya sebelum menggunakan *Gabor*. Digunakan untuk memberikan variasi rotasi pada tingkat dan skala yang bervariasi pula.

Hasil dengan Menggunakan *Texture Features* Pada Data Dari *Full Database*

Tabel 5 Texture Analysis Results (full database)
(Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

Method	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank
Default	0.27	0.36	53.2
Max-scale	0.19	0.28	61.8
Patch-based	0.27	0.36	50.0
Random	0.15	0.23	74.0

Dari hasil di atas disimpulkan bahwa pada kasus *patch-based* memiliki rata-rata minimum *ranking* yang paling rendah, sehingga dapat disimpulkan bahwa *patch-based* memiliki hasil yang paling baik di mana untuk kasus terbaik angka-angkanya bersaing tidak jauh dengan yang lain.

Hasil dengan Menggunakan Kombinasi Color, Shape dan Texture Feature

Dalam penggabungan metode *color*, *texture*, dan *shape* dalam penghitungan kesamaan gambar dalam penelitian ini menggunakan dua macam *database*, antara lain: Full database – Di mana di dalam *database* ditambahkan data *dummy* dari data *random*. (2) Clean database – Di mana *database* yang digunakan menggunakan *database* yang datanya tidak terdapat data acak.

Tabel 6 Hasil dengan menggunakan gabungan *shape*, *color*, dan *texture* analysis dengan menggunakan data dari *full database*
(Kebapci, Yanikoglu, & Unal, 2010)

Shape	Color	Texture	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank
All Global	RGB	Default	0.31	0.40	53.7
		Max scale	0.30	0.41	58.0
		Patch based	0.34	0.41	53.5
	nRGB	Default	0.42	0.51	39.9
		Max scale	0.41	0.50	42.5
		Patch based	0.41	0.49	40.7
	HSI (10-bin)	Default	0.39	0.45	42.8
		Max scale	0.34	0.44	46.7
		Patch based	0.41	0.47	43.9
SIFT	RGB	Default	0.46	0.54	30.6
		Max scale	0.45	0.54	32.9
		Patch based	0.50	0.55	31.4
	nRGB	Default	0.44	0.51	31.6
		Max scale	0.40	0.51	33.3
		Patch based	0.46	0.54	29.8
	HSI(10-bin)	Default	0.40	0.49	35.3
		Max scale	0.41	0.50	36.6
		Patch based	0.42	0.51	34.7
All global + SIFT	RGB	Default	0.45	0.53	38.8
		Max scale	0.44	0.53	40.9
		Patch based	0.46	0.53	38.2
	nRGB	Default	0.44	0.51	37.5
		Max scale	0.42	0.50	39.6
		Patch based	0.43	0.50	36.5
	HSI(10-bin)	Default	0.41	0.51	40.2
		Max scale	0.41	0.51	41.3
		Patch based	0.39	0.53	40.1
	Random		0.15	0.23	74.0

Di mana pada data *full database*, hasil kombinasi perbandingan *Shape* dengan menggunakan *Shift*, perbandingan *Color* dengan menggunakan RGB, dan perbandingan *Texture* dengan menggunakan *Patch-Based* menghasilkan hasil keakuratan yang paling baik.

Tabel 7 Hasil dengan menggunakan gabungan *shape, color,* dan *texture analysis* dengan menggunakan data dari *clean database*

Shape	Color	Texture	Top-10%	Top-15%	AvgMinRank	
All global	RGB	Default	0.52	0.61	21.3	
		Max scale	0.51	0.59	22.4	
		Patch based	0.53	0.61	20.7	
	nRGB	Default	0.63	0.69	18.8	
		Max scale	0.60	0.68	19.6	
		Patch based	0.63	0.71	18.6	
	HSI(10-bin)	Default	0.54	0.63	20.7	
		Max scale	0.54	0.63	21.2	
		Patch based	0.59	0.71	18.8	
	SIFT	RGB	Default	0.50	0.57	20.1
			Max scale	0.44	0.55	21.2
			Patch based	0.50	0.60	19.3
nRGB		Default	0.53	0.66	18.2	
		Max scale	0.54	0.62	19.0	
		Patch based	0.53	0.66	17.7	
HSI(10-bin)		Default	0.44	0.59	20.2	
		Max scale	0.47	0.57	21.1	
		Patch based	0.50	0.57	18.9	
All global + SIFT		RGB	Default	0.51	0.62	19.5
			Max scale	0.54	0.63	20.9
			Patch based	0.60	0.66	19.7
	nRGB	Default	0.64	0.72	18.0	
		Max scale	0.61	0.69	19.1	
		Patch based	0.60	0.73	18.6	
	HSI(10-bin)	Default	0.59	0.68	19.7	
		Max scale	0.57	0.66	19.9	
		Patch based	0.58	0.68	18.7	
		Random		0.27	0.39	45.7

Sedangkan, pada data *clear database*, hasil kombinasi perbandingan *Shape* dengan menggunakan *Global-shape*, perbandingan *Color* dengan menggunakan nRGB, dan perbandingan *Texture* dengan menggunakan *Patch-Based* menghasilkan hasil keakuratan yang paling baik.

SIMPULAN

Penelitian berhasil menggunakan kombinasi beberapa pendekatan CBIR. Penelitian dilakukan dengan membandingkan *feature color, shape, texture* serta penggabungan ketiganya. *Feature color* menggunakan metode *color histogram*, untuk *shape feature* menggunakan *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) serta *Texture* menggunakan metode *Gabor Filter* atau *Gabor Wavlet*. Dengan menggabungkan *color, shape* dan *texture features*, dapat meningkatkan performa dari sistem.

Beberapa hal yang dapat dilakukan sebagai bahan penelitian lanjutan adalah memperluas penggunaan teknik *color histogram, Gabor*, dan SIFT dalam CBIR berdasarkan warna, bentuk, dan tekstur pada objek lainnya yang lebih beragam dan diaplikasikan. Pada penelitian ini kasus yang dijadikan objek penelitian masih didasarkan pada satu jenis penelitian, selanjutnya dapat dibandingkan berbagai jenis penelitian yang lebih beragam dengan teknik yang sama tetapi objek yang berbeda (selain tanaman).

DAFTAR PUSTAKA

- Acharya, T., Ray, A. K. (2005). *Image Processing Principles and Applications*. Canada: John Wiley & Sons Inc.
- Dimai, A. (1999). Rotation Invariant Texture Description using General Moment Invariants and Gabor Filters. *Proc. Of the 11th Scandinavian Conf. on Image Analysis. 1*: 391-398.
- Howarth, P., Ruger, S. (2004). *Evaluation of Texture Features for Content-Based Image Retrieval*. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Jain, N., Sharma, S., Sairam, R. M. (2013, March). Content Base Image Retrieval using Combination of Color, Shape and Texture Features. *International Journal of Advanced Computer Research*, 3(8): 70-77.
- Kamath, M., Punjabi, D., Sabnis, T., Upadhyay, D., Shrawne, S. (2012). Improving Content Based Image Retrieval using Scale Invariant Feature Transform. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*. 1(5): 19-21.
- Kebapci, H., Yanikoglu, B., Unal, G. (2010). Plant Image Retrieval Using Color, Shape and Texture Features. *The Computer Journal*. April 9, 2010. Oxford University
- Kumar, A. R., Saravanan, D. (2013). Content Based Image Retrieval Using Color Histogram. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*: 242 - 245.
- Manjunath, B. S., Ma, W. Y. (1996). Texture features for browsing and retrieval of large image data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 18(8), 1996.
- Rao, C., Kumar, S., Mohan, B. (2010). Content Based Image Retrieval using Exact Legendre Moments and Support Vector Machine. *The International Journal of Multimedia & Its Applications (IJMA)*. 2 (2): 69-79.
- Singh, S. M., Hemachandran, K. (2012, September). Content-Based Image Retrieval using Color Moment and Gabor Texture Feature. *IJCSI International Journal of Computer Science*. 9(5): 299-309.
- Suhasini, P. S., Krishna, K. S., Krishna, I. V. (2009). CBIR Using Color Histogram Processing. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 6 (1): 116-122.
- Zhang, D., Wong, A., Indrawan, M., Lu, G. (n.d.). *Content-based Image Retrieval Using Gabor Texture Features*. Diakses pada 28 Mei 2014, dari pdf.aminer.org: http://pdf.aminer.org/000/318/796/rotation_invariant_texture_features_using_rotated_complex_wavelet_for_content.pdf
- Zhang, R. F., Zhang, Z. F. (2004). A Robust Color Object Analysis Approach to Efficient Image Retrieval. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. 6: 871-885.