



TESIS - KI092361

TEMU KEMBALI CITRA MENGGUNAKAN MULTI TEXTON CO-OCCURRENCE DESCRIPTOR

AGUS EKO MINARNO
NRP.5112201024

DOSEN PEMBIMBING
Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19710428 199412 2 001

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTASI CERDAS DAN VISUALISASI
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA-2014



THESIS - KI092361

IMAGE RETRIEVAL USING MULTI TEXTON CO- OCCURRENCE DESCRIPTOR

AGUS EKO MINARNO
NRP.5112201024

SUPERVISOR
Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19710428 199412 2 001

MAGISTER PROGRAM
INTELLIGENCE COMPUTATIONAL AND VISUALIZATION
DEPARTMENT OF INFORMATICS ENGINEERING
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA-2014

Image Retrieval Using Multi Texton Co-Occurrence Descriptor

Name : Agus Eko Minarno
NRP : 5112201024
Supervisor : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

ABSTRACT

Image retrieval system is one of a challenging topic and is not yet finalized. A number of features extraction methods has been proposed, for example Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), Texton Co-Occurrence Histogram (TCM), Multi Texton Histogram (MTH), Micro Structure Descriptor (MSD), Enhanced Micro Structure Descriptor (EMSD) and Color difference Histogram (CDH). However, the precision rate of those methods are relatively low, between 40% and 60%. Therefore, there is a need of a new approach to improve the results.

Looking to those methods, in term of computational complexity, MTH is the simplest. The problem is that there is weakness in representing image features. First, MTH using local features to representate the image. Second, The weakness occurs in the proces of detecting pairs of pixel using texton for color quatization and edge orientation quantization.

This study proposes a new approach to perform features extraction in image retrieval systems. Contribution of this study is to add new types of Texton to detect pairs of pixels and adding GLCM features. The method in this study is called Multi Texton Co-Occurrence Descriptor (MTCD). MTCD works by extracting color features, texture features and shape features simultaneously using Texton, then calculates the global image representations with GLCM. Texton detects concurrency of pairs of pixels on each RGB component and the edge orientation of image, while GLCM represents the image as global viewpoint by the value of energy, entropy, contrast and correlation. Features that are detected by MTCD are presented as histogram. The data used in this study is a 300 batik data and a 10,000 Corel data. In order to measure image similarity, Canberra Distance is used. For performance measurement, precision and recall are used.

Test data randomly selected consists of 50 Batik data, 2,500 for Corel 5.000 and 5.000 for Corel 10.000. Based on the results of the testing that has been done, the addition of 2 new texton and GLCM features can improve the precision 2.86%, 3,40% and 3,06% on Batik, Corel 5.000 and Corel 10.000 respectively. MTCD is superior than MTH for image retrieval.

Keywords: Batik, image retrival, Texton, Gray Level Co-Occurrence Matrix

Temu Kembali Citra Menggunakan Multi Texton Co-Occurrence Descriptor

Nama Mahasiswa : Agus Eko Minarno

NRP : 5112201024

Dosen Pembimbing : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

ABSTRAK

Sistem temu kembali citra masih menjadi topik penelitian yang belum terselesaikan. Beberapa metode ekstraksi fitur untuk temu kembali citra telah dikerjakan sebelumnya, diantaranya Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), Texton Co-Occurrence Histogram (TCM), Multi Texton Histogram (MTH), Micro Structure Descriptor (MSD), Enhanced Micro Structure Descriptor (EMSD) dan Color difference Histogram (CDH). Namun, penelitian tersebut masih memiliki *precision* rata-rata 40%-60%, sehingga masih perlu dikembangkan lebih lanjut.

Dibandingkan dengan TCM, MSD, EMSD dan CDH, pendekatan menggunakan MTH memiliki kompleksitas komputasi yang lebih sederhana, sehingga untuk melakukan temu kembali citra menjadi lebih cepat. Namun demikian MTH memiliki kekurangan dalam merepresentasikan fitur. Pertama, MTH hanya menggunakan fitur lokal dalam merepresentasikan citra. Kedua, dalam pendeteksian pasangan piksel menggunakan Texton, ada informasi pasangan piksel yang terlewatkan sehingga dapat mengurangi representasi citra.

Penelitian ini mengusulkan pendekatan baru untuk melakukan ekstraksi fitur pada sistem temu kembali citra. Kontribusi penelitian ini yaitu menambahkan jenis Texton baru untuk mendeteksi pasangan piksel dan menambahkan fitur GLCM. Metode yang diusulkan pada penelitian ini dinamakan Multi Texton Co-Occurrence Descriptor (MTCD). MTCD melakukan ekstraksi fitur warna, tekstur dan bentuk secara simultan menggunakan Texton, kemudian menghitung representasi citra secara global dengan GLCM. Texton mendeteksi konkurensi pasangan pixel pada setiap komponen RGB dan orientasi tepi citra, sedangkan GLCM merepresentasikan citra dengan sudut pandang global yang dihasilkan dari *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation*. Fitur akhir MTCD berupa histogram hasil dari deteksi Texton dan GLCM. Data yang digunakan untuk temu kembali citra menggunakan 300 data Batik dan 10.000 data Corel. Pengukuran kemiripan citra menggunakan Canberra dan pengukuran performa MTCD menggunakan *precision* dan *recall*.

Data uji dipilih secara acak terdiri dari 50 data Batik, 2.500 untuk data Corel 5.000 dan 5.000 untuk data Corel 10.000. Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan, penambahan 2 texton baru dan fitur GLCM dapat meningkatkan *precision* 2,86% pada data Batik, 3,40% pada data Corel 5.000 dan 3,06% pada data Corel 10.000. MTCD lebih unggul daripada MTH untuk temu kembali citra.

Kata kunci: *Batik, Temu kembali citra, Texton, Gray Level Co-Occurrence Matrix*

TEMU KEMBALI CITRA MENGGUNAKAN MULTI TEXTON CO-OCCURRENCE DESCRIPTOR

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Magister
Komputer (M.Kom)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
Agus Eko Minarno
5112201024

Tanggal Ujian : 30 Juni 2014
Periode Wisuda : September 2014

Mengetahui/menyetujui:

1. Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
NIP.19710428 199412 2 001


.....
(Pembimbing)

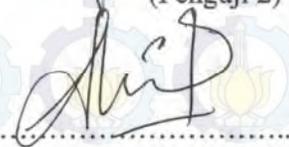
2. Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.
NIP.19751220 200112 2 002


.....
(Penguji 1)

3. Victor Hariadi, S.Si, M.Kom.
NIP.19691228 199412 1 001

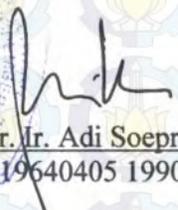

.....
(Penguji 2)

4. Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom, M.Sc.
NIP.19860312 201212 2 004


.....
(Penguji 3)

Direktur Program Pasca Sarjana




Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT
NIP. 19640405 199002 1001

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Temu kembali citra merupakan salah satu topik penelitian di dalam pengenalan pola dan visi computer. Penelitian sebelumnya telah banyak dilakukan terhadap sistem temu kembali citra namun sampai saat ini masih menjadi topik penelitian yang belum terselesaikan. Temu kembali citra berbasis isi dimulai sejak tahun 1970-an ketika pencarian citra berdasarkan teks tidak lagi efektif (Rui et al., 1999). Hal ini dikarenakan setiap citra yang disimpan membutuhkan label. Masalah baru hadir ketika jumlah citra yang ada dalam jumlah besar maka akan membutuhkan pelabelan oleh manusia. Hal ini tentu saja sangat tidak efektif dan label yang diberikan bersifat subjektif, karena ada kemungkinan perbedaan perspektif atau penilaian terhadap sebuah citra. Awal tahun 1990-an sistem kembali citra lebih banyak diteliti. Sampai dengan saat ini telah dikembangkan beberapa sistem temu kembali diantaranya Query By Image Content (QBIC) yang dikembangkan oleh IBM, Netra yang dikembangkan oleh UC Santa Barbara, Blobworld dikembangkan oleh UC Berkeley, MARS oleh University of Illinois, Image Rover oleh Boston University dan sebagainya (Liu, 2011).

Pada umumnya sistem temu kembali citra dibangun menggunakan fitur warna, tekstur dan bentuk baik secara terpisah maupun dengan kombinasi. Fitur warna merupakan fitur yang paling dominan dan paling mudah dalam membedakan citra. J. Huang telah mengusulkan tentang pengindekan citra menggunakan tabel tiga dimensi berdasarkan warna dan jarak antar pixel. Tabel tersebut menggambarkan hubungan spasial pada perubahan warna citra. Tujuan pengindekan warna adalah sistem dapat membedakan sebuah citra dengan citra yang ada pada basis data (J Huang et al., 2001). Penelitian tentang tekstur juga telah banyak usulkan, baik dalam bidang pengenalan pola pengelompokan, klasifikasi maupun pendeteksian objek. Julesz, dalam penelitiannya melakukan analisa tentang interaksi texton untuk melakukan diskriminasi tekstur. Sebuah texton dapat terdiri dari beberapa pixel. Hasil penelitiannya mengungkapkan bahwa texton hanya dengan menggunakan metode statistik sederhana mampu memberikan persepsi visual

secara signifikan untuk membedakan tekstur (B Julesz, 1981). Penelitian tentang tekstur juga telah dikerjakan oleh Haralick menggunakan Gray Co-Occurrence matrix (GLCM). GLCM menggunakan metode statistik orde satu dan dua untuk menghasilkan 14 fitur. Diantaranya *mean*, *variance*, *correlation*, *energy*, *homogeneity* dan sebagainya (Haralick et al., 1979).

Jain et al, telah mengusulkan temu kembali citra menggunakan fitur bentuk yang dikombinasikan dengan fitur warna untuk melakukan temu kembali citra logo. Percobaan yang dilakukan Jain menggunakan 400 citra logo sebagai data untuk menguji performa metode yang diusulkan. Hasil temu kembali pada citra logo dengan 2 data termirip diperoleh akurasi 99% (Jain, 1996). Guang Hai Liu, mengembangkan penelitian tentang temu kembali citra menggunakan texton yang diusulkan oleh Julesz. Metode yang diusulkan dikenal dengan nama Texton Co-Occurrence Matrix (TCM). TCM menggunakan 5 jenis texton sebagai kernel untuk melakukan ekstraksi fitur yang menghasilkan peta struktur mikro. Data yang digunakan sebanyak 2.000 citra berasal dari Corel Dataset dan Vistex MIT. Hasil yang diperoleh TCM dalam melakukan temu kembali citra 41% sampai dengan 43% (Liu et al., 2008).

Multi texton Histogram (MTH) telah diusulkan oleh Liu untuk memperbaiki performa dari TCM. Perbedaan antara TCM dan MTH terletak pada jenis texton yang digunakan dan pergeseran texton. MTH menggunakan 4 jenis texton yang berbeda dari TCM dan berpindah per dua pixel, sementara TCM menggeser texton-nya per pixel. Pengujian MTH menggunakan Corel dataset 5.000 dan 10.000 citra. Pengujian MTH menggunakan Corel 5.000 MTH mampu mencapai *precision* 49.98% dan *recall* 6.00% dibandingkan dengan TCM *precision* dan *recall* yang dicapai adalah 27.36% dan 3.28%. Sedangkan pengujian menggunakan Corel 10.000 MTH mencapai *precision* 40.87% dan *recall* 4.91% dan TCM mencapai *precision* 20.42% dan *recall* 2.45% (Liu et al., 2010).

Guang Hai Liu et al. kembali mengusulkan perbaikan sistem temu kembali citra menggunakan pendekatan berbeda dari MTH. Metode yang diusulkan dinamakan Micro Structure Descriptor (MSD). MSD menggunakan variasi kernel 3x3 untuk melakukan ekstraksi fitur. MSD membandingkan nilai tengah dari kernel dengan 8 tetangganya. Hanya nilai tetangga yang sama dengan nilai tengah

kernel yang diakumulasikan menjadi histogram. Pengujian MSD menggunakan Corel dataset 5.000 dan 10.000 citra. Pada saat menggunakan Corel 5.000 MSD mampu menghasilkan *precision* 55.92% dan *recall* 6.71% Sedangkan pengujian menggunakan Corel 10.000 MSD mencapai *precision* 45.62% dan *recall* 5.48% (Liu et al., 2011).

Pada dasarnya visual manusia dapat dengan mudah membedakan orientasi tepi citra dan perbedaan warna pada citra. Hal ini melatarbelakangi Guang hai Liu mengusulkan *Color difference histogram* (CDH) untuk mengembangkan sistem temu kembali citra menggunakan teori psikologi berdasarkan persepsi visual manusia. CDH merupakan perbaikan dari MTH dan menggunakan data yang sama dengan MTH untuk pengujian. Hasil yang diperoleh CDH lebih baik dalam memberikan hasil temu kembali. Selisih *precision* dari MTH sebesar 7.39% dan *recall* sebesar 0.89% (Liu et al., 2013).

Perbaikan MSD telah diusulkan oleh Minarno et al. dalam penelitiannya menggunakan Enhanced Micro Structure Descriptor (EMSD). EMSD menambahkan fitur orientasi tepi pada histogram MSD. Pengujian performa temu kembali menggunakan 300 data Batik, Corel 5.000 dan Corel 10.000. Hasil yang diperoleh EMSD memberikan performa lebih baik dari MSD dengan selisih *precision* sebesar 5% dan *recall* 1% pada saat menggunakan Corel 5.000. Sedangkan pada pengujian menggunakan Corel 10.000 selisih *precision* 3% dan *recall* 1% (Minarno et al., 2014).

Permasalahan dari penelitian sebelumnya performa dari sistem temu kembali yang telah dikerjakan masih perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk meningkatkan hasil temu kembali. Dibandingkan dengan TCM, MSD, EMSD dan CDH, pendekatan menggunakan MTH memiliki kompleksitas komputasi yang lebih sederhana, sehingga untuk melakukan temu kembali citra menjadi lebih cepat. Namun demikian MTH memiliki kekurangan dalam merepresentasikan fitur. Pertama, MTH hanya menggunakan fitur lokal dalam merepresentasikan citra. Kedua, dalam pendeteksian pasangan piksel menggunakan Texton, ada informasi pasangan piksel yang terlewatkan sehingga dapat mengurangi representasi citra.

Metode yang diusulkan untuk memperbaiki Multi Texton Histogram dengan penambahan Texton baru untuk menghindari kehilangan informasi pasangan piksel. Tahapan yang diusulkan adalah melakukan ekstraksi fitur warna, tekstur dan bentuk secara simultan menggunakan Texton, kemudian menghitung GLCM sebagai representasi global dari citra. Texton mendeteksi konkurensi pasangan pixel pada setiap komponen RGB dan orientasi tepi citra, sedangkan GLCM merepresentasikan citra dengan sudut pandang global yang dihasilkan dari *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation*. Metode ekstraksi fitur yang diusulkan dinamakan Multi Texton Co-Occurrence Descriptor (MTCOD).

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan permasalahan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana melakukan ekstraksi fitur menggunakan Multi Texton dan GLCM serta mengkombinasikan kedua fitur tersebut.
2. Seberapa besar pengaruh penambahan Texton baru dalam menemukan kembali citra berdasarkan *query*.
3. Berapa kuantisasi optimal pada ruang warna dan orientasi tepi agar proses deteksi menggunakan Texton dapat menghasilkan fitur yang signifikan.
4. Bagaimana pengaruh *precision* dan *recall* ketika fitur GLCM dikombinasikan dengan fitur Texton.

1.3 Batasan Masalah

1. Data Corel yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari <http://www.ci.gxnu.edu.cn/cbir/Dataset.aspx>.
2. Data Batik yang digunakan diperoleh dari Labolatorium Vision, Image Processing, dan Graphics (VIP-G) Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
3. Ukuran data Batik memiliki dimensi 128 x 128 piksel.
4. Ukuran data Corel memiliki dimensi 126 x 187 piksel.
5. Pengujian citra yang di rotasi hanya kelipatan 90 derajat.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah memperbaiki metode temu kembali citra Multi Texton Histogram dengan cara menambahkan dua texton baru sebagai pendeteksi pasangan piksel yang memiliki intensitas yang sama, serta menambahkan fitur GLCM sebagai deskriptor fitur global pada citra. Manfaat penelitian ini menghasilkan sistem temu kembali yang diharapkan dapat membantu dalam pencarian citra yang relevan.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi penelitian ini adalah:

1. Menambahkan Texton baru pada Multi Texton Histogram untuk meningkatkan akurasi pada saat deteksi *co-occurrence* piksel. Dengan penambahan Texton baru diharapkan tidak ada informasi *co-occurrence* piksel yang terlewatkan pada saat deteksi, sehingga representasi fitur Texton menjadi lebih optimal.
2. Menambahkan fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix pada Multi Texton Histogram untuk meningkatkan performa temu kembali citra.

BAB 2 KAJIAN PUSTAKA

2.1 Batik

Batik adalah teknik melukis ornament pada kain menggunakan cara pewarnaan dengan lilin untuk menutupi bagian yang tidak diwarnai. Etimologi kata "batik" berasal dari gabungan dua kata bahasa Jawa: "amba", yang bermakna "menulis" dan "titik" yang bermakna "titik" (Kuswadji, 1981). Selain itu batik bisa mengacu pada dua pengertian. Pengertian pertama adalah teknik pewarnaan kain dengan menggunakan malam untuk mencegah pewarnaan sebagian dari kain. Dalam literatur internasional, teknik ini dikenal sebagai *wax-resist dyeing*. Pengertian kedua adalah kain atau busana yang dibuat dengan teknik tersebut, termasuk penggunaan motif-motif tertentu yang memiliki kekhasan. Batik Indonesia, sebagai keseluruhan teknik, teknologi, serta pengembangan motif dan budaya yang terkait, oleh UNESCO telah ditetapkan sebagai Warisan Kemanusiaan untuk Budaya Lisan dan Nonbendawi (*Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity*) sejak 2 Oktober, 2009.

2.2 Gray level Co-Occurrence Matrix

Tekstur merupakan salah satu karakter penting didalam mengidentifikasi objek atau bagian penting dari citra (*region of interest*). Tekstur berisi informasi tentang permukaan suatu citra. GLCM diusulkan oleh Haralick pada tahun 1973 tentang teori probabilitas terjadinya piksel bertetangga yang memiliki intensitas warna yang sama (*co-occurrence*). Keadaan probabilitas tersebut ditentukan berdasarkan orientasi sudut θ dan jarak d . Haralick merumuskan empatbelas fitur pada GLCM diantaranya *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation*.

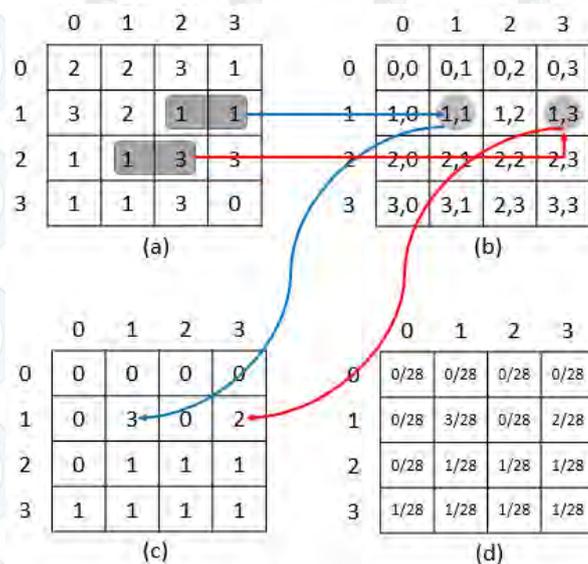
Energy atau yang biasa disebut *Angular Second Moment (ASM)* mengukur homogenitas citra. Jika nilai *energy* tinggi maka hubungan piksel citra tersebut bersifat homogen. *Energy* menggambarkan distribusi keseragaman intensitas warna pada citra. *Entropy* merupakan kebalikan dari fitur *energy*, fitur ini merepresentasikan keacakan suatu citra. Semakin acak hubungan antar piksel maka akan semakin tinggi nilainya. *Contrast* mengukur variasi level keabuan citra. *Contrast* akan bernilai rendah apabila citra yang diukur memiliki tekstur

yang halus dan akan bernilai tinggi apabila citra yang diukur memiliki tekstur yang kasar. *Correlation* mengukur hubungan ketergantungan linier antar piksel.

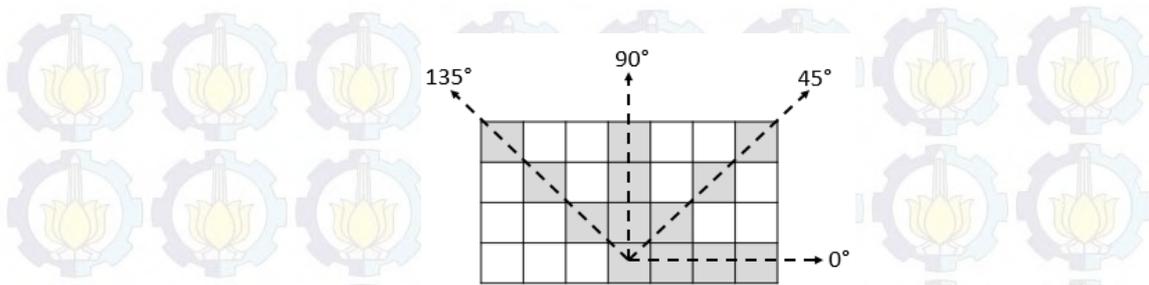
Orientasi sudut yang dimiliki GLCM adalah 0° , 45° , 90° dan 135° . Sedangkan jarak yang digunakan bisa sangat bervariasi mulai dari 1 sampai batas yang ditentukan. Nilai jarak yang paling sering yang digunakan dalam penelitian adalah

1. Ilustrasi ekstraksi fitur GLCM dan orientasi sudut GLCM tampak pada Gambar 2.1 dan Gambar 2.2. Tahapan untuk melakukan ekstraksi fitur GLCM terdiri dari :

1. Transformasi citra *RGB* ke ruang warna *grayscale*.
2. Mendefinisikan ukuran matrik referensi berdasarkan jumlah intensitas warna sebagai penampung nilai *co-occurrence*.
3. Menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga. Parameter yang ditentukan adalah nilai sudut θ dan jarak d .
4. Mensimetriskan matrik dengan cara menjumlahkan matrik referensi dengan matrik *transpose*-nya.
5. Normalisasi matrik dengan cara menghitung probabilitas tiap elemen matrik.
6. Menghitung fitur GLCM.



Gambar 2.1 Ilustrasi ekstraksi fitur GLCM (a) citra grayscale; (b) pendefinisian matrik referensi; (c) matrik referensi; (d) normalisasi matrik

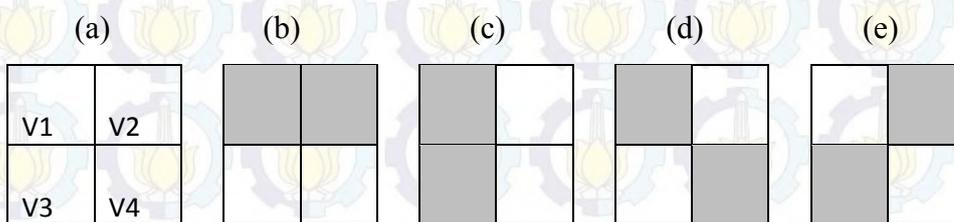


Gambar 2.2 Ilustrasi orientasi sudut GLCM

2.3 Multi Texton Histogram

Ide yang melatar belakangi MTH adalah teori texton yang diusulkan oleh Julesz. MTH menggunakan empat jenis texton untuk mendeteksi struktur mikro dari citra. Gambar 2.3 menunjukkan empat jenis texton MTH. Pendekatan yang dilakukan tanpa melibatkan proses segmentasi dan training data. MTH mengekstraksi fitur citra memanfaatkan histogram warna pada ruang warna RGB dan mendeteksi orientasi tepi citra menggunakan operator sobel. Tahapan yang dilakukan MTH dijelaskan menjadi beberapa bagian. Pertama, melakukan deteksi orientasi tepi citra menggunakan operator Sobel. Hasil dari pendeteksian orientasi tepi kemudian dikuantisasi menjadi 18 bin. MTH menggunakan 1-180 derajat dalam merepresentasikan orientasi tepi, sehingga jika dikuantisasi menjadi 18 bin dengan orientasi 180 derajat maka nilai kuantisasi memiliki kelipatan 10. Kedua MTH melakukan kuantisasi citra pada ruang warna RGB. Nilai kuantisasi yang diterapkan pada masing-masing komponen RGB adalah R=4 bit G=4 bit dan B=4 bit. Tahap ketiga adalah proses deteksi texton pada hasil kuantisasi orientasi tepi dan warna menggunakan empat texton yang berbeda. Proses pendeteksian dilakukan dari arah kiri ke kanan dan dari atas ke bawah, dengan langkah dua piksel setiap pergeserannya. Hasil dari deteksi texton berupa histogram warna dan histogram orientasi tepi. Tahapan ke empat adalah menggabungkan histogram warna dengan histogram orientasi tepi. Karena kuantisasi warna menggunakan 4x4x4 pada masing-masing komponen RGB maka jumlah fitur yang dihasilkan sebanyak 64 fitur. Sedangkan histogram orientasi tepi menggunakan kuantisasi sebanyak 18. Jadi total fitur yang terdapat pada histogram MTH adalah $64+18=82$ fitur.

Pengujian yang dilakukan untuk mengukur performa temu kembali citra menggunakan data Corel 5.000 dan 10.000 dengan dimensi citra 126 x 187 piksel dalam bentuk *portrait* dan *landscape*. Data Corel 10.000 memiliki 100 kategori dan setiap kategori memiliki 100 citra, sedangkan data Corel 5.000 memiliki 50 kategori dan setiap kategori memiliki jumlah data yang sama dengan Corel 10.000. Hasil pengujian MTH mampu memperbaiki penelitian yang diusulkan sebelumnya menggunakan TCM.



Gambar 2.3 Empat jenis texton pada MTH. (a) 2x2 Grid; (b) $T1$; (c) $T2$; (d) $T3$; (e) $T4$.

BAB 3 METODE PENELITIAN

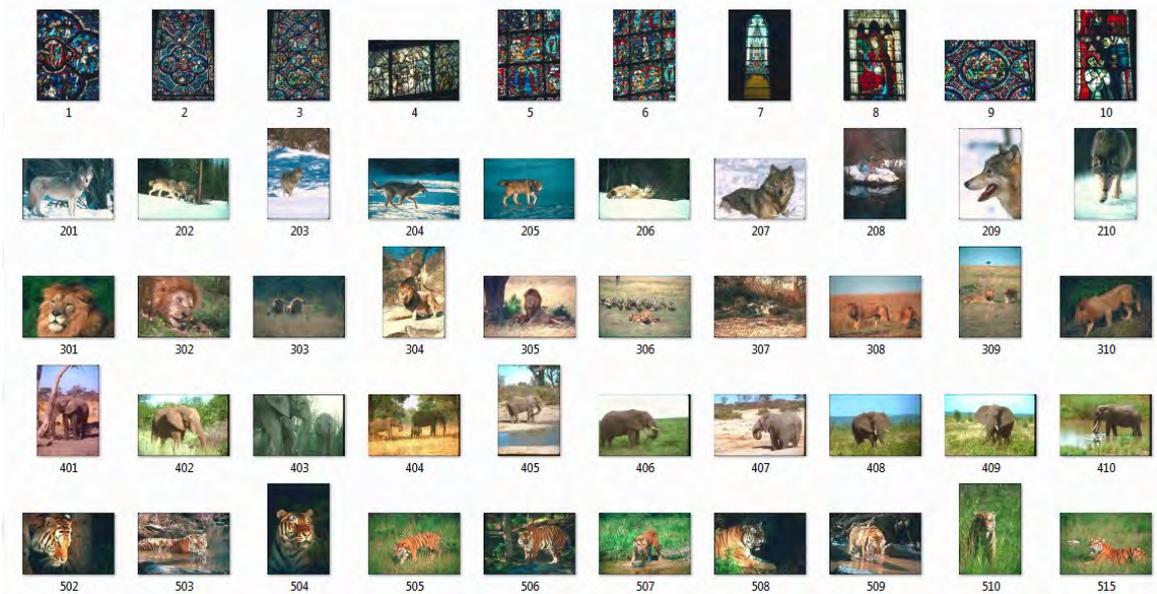
3.1 Analisis Data

Data untuk menguji performa sistem temu kembali citra sangat beragam dan memiliki tujuan masing-masing. Beberapa data yang sering digunakan untuk temu kembali citra dan analisis tekstur adalah Brodatz, OUTex, Vistex, Corel, Batik dan sebagainya. Penelitian ini menguji performa MTCD menggunakan data Corel dan Batik. Diantara variasi data diatas, data Corel merupakan data yang paling banyak digunakan untuk menguji performa temu kembali. Data Corel sebagian besar berupa citra natural yang merepresentasikan fitur bentuk dan warna. Sementara data Batik dipilih karena Batik pada umumnya terdapat perulangan yang dapat merepresentasikan fitur tekstur. Data Corel yang digunakan pada penelitian ini menggunakan Corel 5.000 terdiri dari 50 kategori, setiap kategori terdiri dari 100 citra dan Corel 10.000, terdiri dari 100 kategori, setiap kategori terdiri dari 100 citra. Kategori yang digunakan antara lain *Bus, Stained Glass, Stamps, F1, Wolf, Horse, Lion, Tiger, Elephant, Mountain, Butterfly, Roses, Tennis player, Fractal, Bonsai* dan sebagainya. Sedangkan data Batik terdiri dari 50 kategori setiap kategori terdiri dari 6 data. Data Corel memiliki dimensi 126 x 187 piksel sedangkan data Batik memiliki dimensi 128 x 128 piksel. Gambar Corel dan Batik tampak pada Gambar 3.1 dan Gambar 3.2.

3.2 Multi Texton Co-Occurrence Descriptor

Ide dasar yang menjadi inspirasi penelitian ini terdiri dari dua metode. Pertama, metode ekstraksi fitur Multi Texton yang diusulkan Liu. Kedua, metode Gray level Co-Occurrence Matrix yang diusulkan oleh Haralick. Pendekatan Multi Texton pada saat deteksi intensitas warna masih terdapat informasi piksel yang hilang. Oleh karena itu penelitian ini diusulkan untuk memperbaiki MTH. Perbaikan yang dilakukan adalah dengan menambahkan jenis Texton untuk mendeteksi piksel agar tidak ada lagi piksel yang terlewatkan pada proses pendeteksian. Tantangan utama dari MTCD adalah menentukan kuantisasi warna

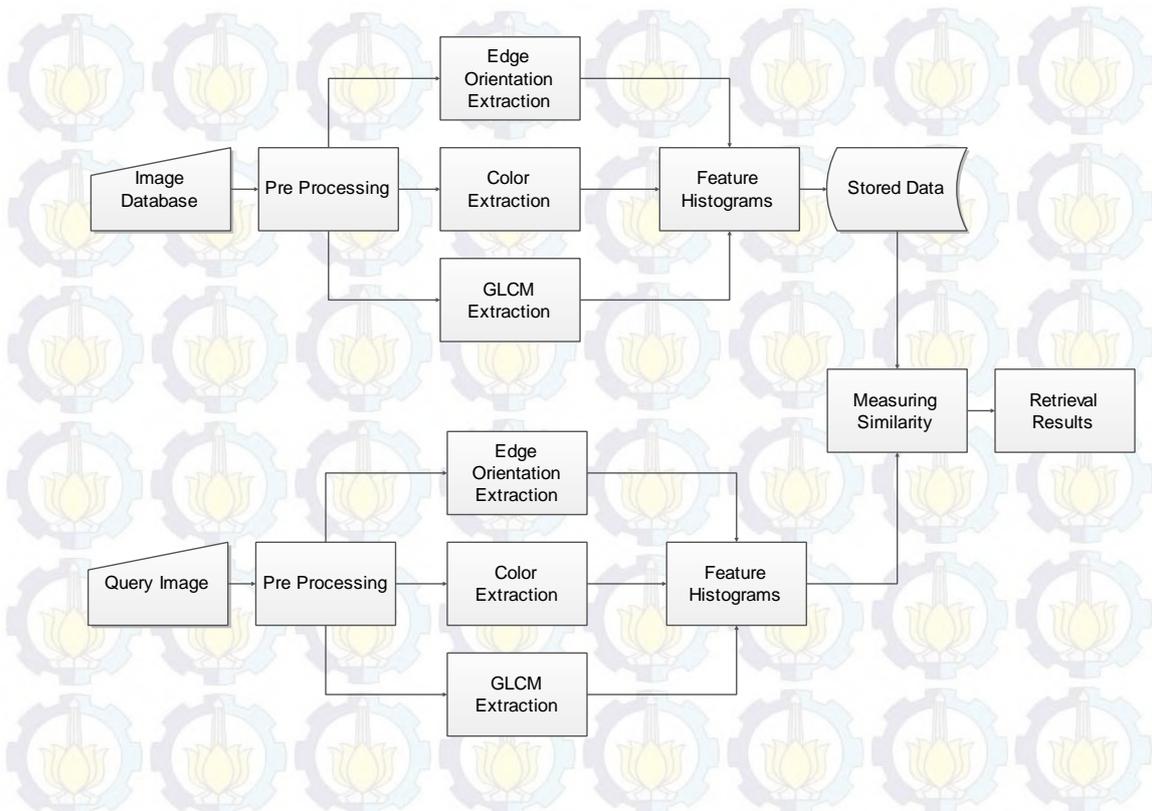
dan orientasi tepi terbaik untuk merepresentasikan fitur. Tahapan ekstraksi fitur MTCD terdiri dari lima bagian utama. Pertama, deteksi dan kuantisasi orientasi tepi. Kedua, Melakukan kuantisasi warna. Ketiga, pendeteksian pasangan piksel menggunakan Texton. Keempat, menghitung fitur GLCM dan kelima adalah representasi fitur. Alur MTCD tampak pada Gambar 3.3.



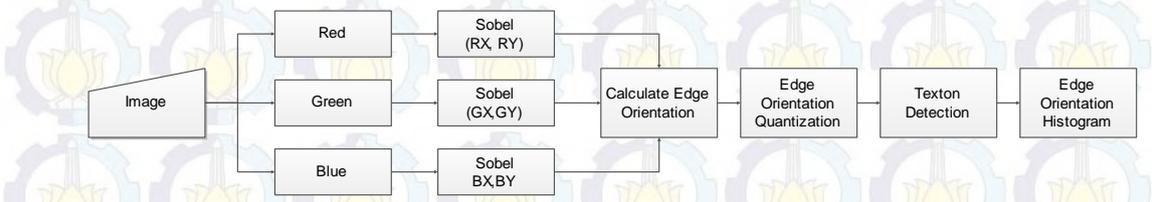
Gambar 3.1 Contoh Data Corel.



Gambar 3.2 Contoh Data Batik.



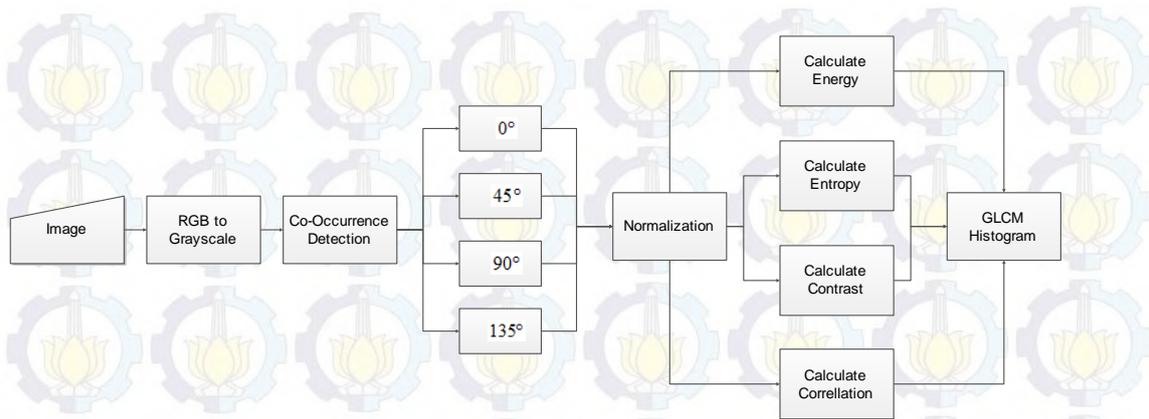
Gambar 3.3 Alur temu kembali citra menggunakan MTCD



Gambar 3.4 Alur ekstraksi fitur orientasi tepi



Gambar 3.5 Alur ekstraksi fitur warna



Gambar 3.6 Alur ekstraksi fitur GLCM

3.2.1 Ekstraksi Fitur Orientasi Tepi

Orientasi tepi mempunyai peranan penting dalam mempengaruhi persepsi penglihatan manusia terhadap citra. Orientasi tepi mampu memberikan gambaran batasan objek dan struktur tekstur yang menyediakan informasi semantik dari citra. Dengan orientasi tepi dapat memberikan informasi fitur bentuk dan tekstur secara bersamaan. Pada penelitian ini deteksi orientasi tepi menggunakan komponen dari ruang warna *RGB*. Jika menggunakan citra *grayscale* akan banyak informasi kromatik yang hilang.

Penelitian Zeno menjelaskan tentang bagaimana mendapatkan gradien dari citra berwarna (S.D Zeno, 1986). Pada tahapan ini, masing-masing komponen *RGB* dideteksi orientasi horisontal (g_{xx}), vertikal (g_{yy}) dan gabungan dari g_{xx} dan g_{yy} (g_{xy}) menggunakan operator Sobel. Gradien terdiri dari komponen magnitude dan arah. Untuk mendapatkan perubahan arah maksimum pada gradien menggunakan persamaan (3.1):

$$\varphi(x, y) = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2g_{xy}}{g_{xx} - g_{yy}} \right) \quad (3.1)$$

Sedangkan magnitude dari arah $\varphi(x, y)$ dihitung menggunakan persamaan (3.2) dan (3.3).

$$G1(x, y) = \left\{ \frac{1}{2} [(g_{xx} + g_{yy}) + (g_{xx} - g_{yy}) \cos 2\varphi + 2g_{xy} \sin 2\varphi] \right\}^{1/2} \quad (3.2)$$

$$G2(x, y) = \left\{ \frac{1}{2} [(g_{xx} + g_{yy}) + (g_{xx} - g_{yy}) \cos 2(\varphi + \frac{\pi}{2}) + 2g_{xy} \sin 2(\varphi + \frac{\pi}{2})] \right\}^{1/2} \quad (3.3)$$

Berikutnya adalah mencari nilai gradien maksimum (F_{max}):

$$F_{max} = \max(G1, G2) \quad (3.4)$$

Dimana:

$$\varphi = \begin{cases} \varphi & \text{jika } F_{max} = G1(x, y) \\ \varphi + \frac{\pi}{2} & \text{jika } F_{max} = G2(x, y) \end{cases} \quad (3.5)$$

Setelah setiap pixel dihitung orientasi tepinya $\varphi(x, y)$ tahap selanjutnya adalah melakukan kuantisasi dengan m bins. Misal orientasi tepi dikuantisasi dengan 6 bin maka keseluruhan orientasi tepi memiliki interval nilai 0, 60, 120, 180. Ilustrasi ekstraksi fitur orientasi tepi terdapat pada Gambar 3.4.

3.2..2 Ekstraksi Fitur Warna

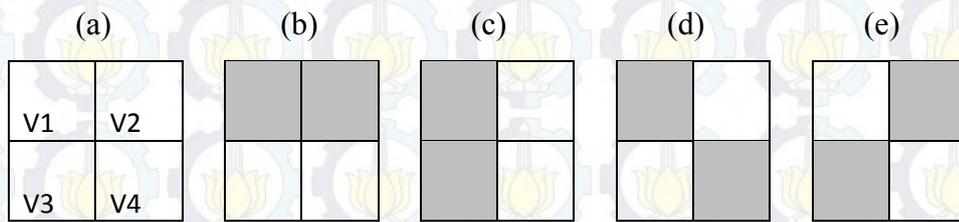
Warna dalam citra menyediakan informasi spasial yang sangat handal untuk temu kembali citra dan pengenalan objek. Histogram warna banyak digunakan sebagai fitur untuk temu kembali citra. Pada penelitian ini menggunakan ruang warna RGB . Komponen dari ruang warna RGB dikuantisasi dengan variasi m bins. Misal dikuantisasi menggunakan 4 bins, maka $R=4$, $G=4$, $B=4$ sehingga intensitas pixel masing-masing komponen akan bernilai antara 0-63. Ilustrasi ekstraksi fitur warna terdapat pada Gambar 3.5.

3.2.3 Deteksi Texton

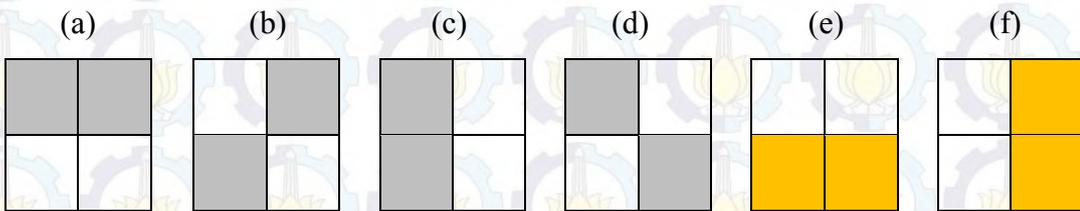
Tahapan berikutnya setelah kuantisasi warna dan deteksi orientasi tepi adalah melakukan deteksi Texton. Pada penelitian sebelumnya Liu menggunakan empat jenis Texton yang berbeda untuk membentuk histogram pada MTH. Texton yang digunakan MTH seperti pada Gambar 3.7, dimana $T1$, $T2$, $T3$ dan $T4$ merupakan jenis Texton. Pendekatan MTCD menambahkan 2 Texton untuk mendeteksi keberadaan piksel yang sama dalam satu Texton, sehingga jumlah total texton yang digunakan pada MTCD adalah 6 jenis Texton. Jenis Texton yang ditambahkan adalah *Horisontal Bottom* dan *Vertical Right*. Tujuan penambahan Texton ini agar tidak ada informasi *co-occurrence* piksel yang terlewatkan pada saat ekstraksi fitur. Texton yang digunakan pada MTCD dapat dilihat pada Gambar 3.8, dimana $T1$, $T2$, $T3$, $T4$, $T5$ dan $T6$ merupakan jenis Texton.

Proses ekstraksi fitur pada MTCD menggunakan 6 jenis Texton yang dikonvolusikan pada hasil kuantisasi warna dan hasil kuantisasi deteksi orientasi tepi dari arah kiri menuju ke kanan dan dari atas menuju ke bawah dengan langkah 2 piksel per deteksi. Dimensi grid yang digunakan adalah 2×2 pixel yang ditandai dengan $V1$, $V2$, $V3$ dan $V4$. Jika terdapat dua piksel yang sama berada pada daerah yang ditandai maka *grid* akan dihitung sebagai Texton. Perhitungan jumlah hasil deteksi Texton berdasarkan nilai kuantisasi. Misalkan, pada saat pendeteksian Texton menggunakan $T1$ terdapat 2 piksel yang sama pada nilai kuantisasi 10 maka, nilai kuantisasi 10 nilainya ditambah 1. Nilai hasil deteksi texton akan disimpan sebagai histogram yang akan menjadi fitur Texton.

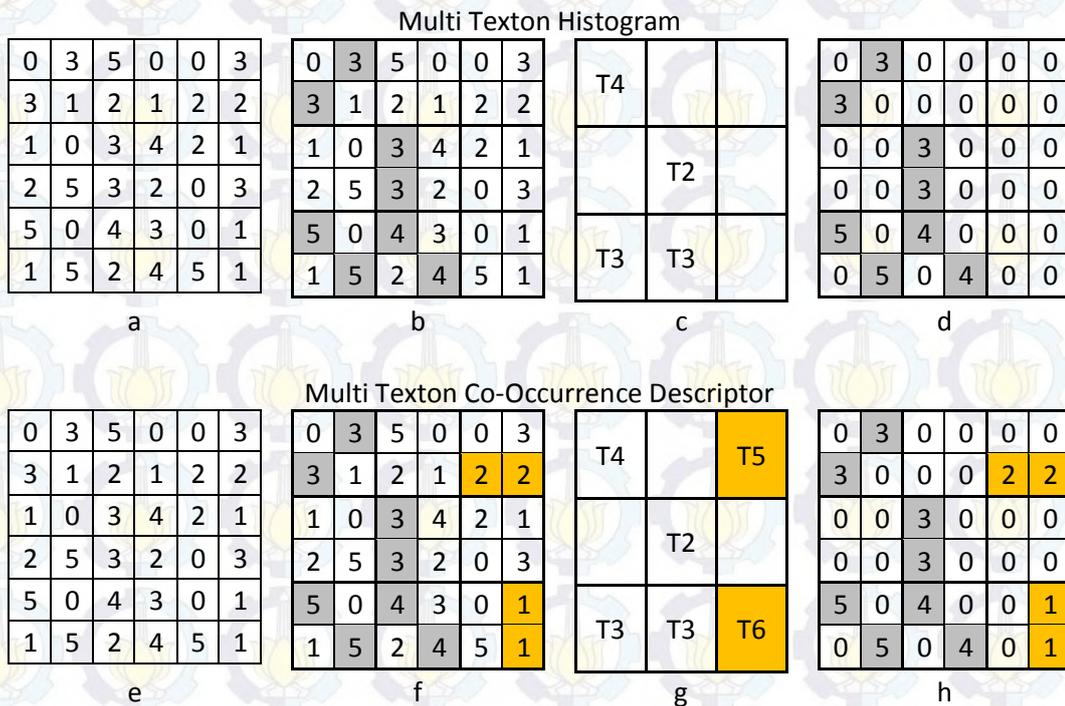
Proses pendeteksian Texton sangat dipengaruhi oleh hasil kuantisasi dari warna dan orientasi tepi. Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan percobaan untuk mencari nilai kuantisasi terbaik menggunakan variasi dari kuantisasi warna dan orientasi tepi. Hasil kuantisasi terbaik akan ditunjukkan dengan hasil temu kembali yang relevan. Karena hasil temu kembali tidak hanya dipengaruhi oleh kuantisasi warna ataupun kuantisasi orientasi tepi maka pada saat pengujian akan dilakukan beberapa scenario untuk melakukan kombinasi antar komponen yang mempengaruhi pada hasil temu kembali. Ilustrasi deteksi Texton pada Gambar 3.9.



Gambar 3.7 Empat jenis texton pada MTH. (a) 2x2 Grid; (b) $T1$; (c) $T2$; (d) $T3$; (e) $T4$.



Gambar 3.8 Enam jenis texton pada MTCD. (a) $T1$; (b) $T2$; (c) $T3$; (d) $T4$; (e) $T5$; (f) $T6$.



Gambar 3.9 Ilustrasi Perbandingan deteksi Texton MTH dengan MTCD menggunakan grid 2x2 piksel. (a) citra asli; (b) deteksi 4 texton; (c) jenis texton; (d) hasil deteksi 4 texton; (e) citra asli; (f) deteksi 6 texton; (g) jenis texton; (h) hasil deteksi 6 texton

3.2.4 Ekstraksi Fitur *Gray level Co-Occurrence Matrix*

Penambahan fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix pada MTCD diusulkan menggunakan 4 fitur yaitu *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation*. Tahapan pertama untuk menghitung fitur GLCM adalah melakukan transformasi citra *RGB* ke *Grayscale*. Tahapan kedua adalah membuat *co-occurrence matrix*. Tahapan ketiga adalah menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga. Parameter yang ditentukan adalah nilai sudut (θ) dan jarak (d). Tahapan keempat adalah mensimetriskan matrik dengan cara menjumlahkan *co-occurrence matrix* dengan *matrix transpose*-nya. Tahapan kelima adalah normalisasi matrik dengan cara menghitung probabilitas tiap elemen matrik. Tahapan terakhir menghitung fitur GLCM. Ilustrasi ekstraksi fitur orientasi tepi terdapat pada Gambar 3.6.

Masing-masing fitur menggunakan jarak 1 piksel dan 4 arah untuk mendeteksi *co-occurrence*, yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Jika GLCM memiliki matrik ukuran $L \times L$, dimana (L) adalah jumlah derajat keabuan citra asli dan jika jumlah kejadian atau probabilitas (P) satu piksel bertetangga (i) dengan satu piksel lain (j) dalam jarak (d) dan pada orientasi sudut (θ) tertentu terjadi bersama, maka fitur *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation* dapat dihitung menggunakan persamaan (3.6), (3.7), (3.8) dan (3.9).

Angular Second Moment atau yang biasa disebut *energy* mengukur homogenitas citra. Jika nilai *energy* tinggi maka hubungan piksel citra tersebut homogen. Energy dihitung menggunakan persamaan 3.6.

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{L-1} P^2(i,j,d,\theta) \quad (3.6)$$

Entropy merupakan kebalikan dari fitur *energy*. fitur ini merepresentasikan keacakan suatu citra. Semakin acak hubungan antar piksel maka akan semakin tinggi nilainya. *Entropy* dihitung menggunakan persamaan (3.7).

$$Ent = \sum_{i,j=0}^{L-1} P(i,j,d,\theta) \cdot \log P(i,j,d,\theta) \quad (3.7)$$

Contrast mengukur variasi level keabuan citra. *Contrast* akan bernilai rendah apabila citra yang diukur memiliki tekstur yang halus dan akan bernilai tinggi apabila citra yang diukur memiliki tekstur yang kasar. *Contrast* diukur menggunakan persamaan 3.8.

$$Cont = \sum_{i,j=0}^{L-1} (i-j)^2 \cdot P(i,j,d,\theta) \quad (3.8)$$

Correlation mengukur hubungan ketergantungan linier antar piksel.

Correlation dihitung menggunakan persamaan (3.9).

$$Corr = \sum_{i,j=0}^{L-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)P(i,j,d,\theta)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.9)$$

Dimana :

$$\mu_x = \sum_{i,j=0}^{L-1} i \cdot P(i,j,d,\theta), \quad \mu_y = \sum_{i,j=0}^{L-1} j \cdot P(i,j,d,\theta), \quad \sigma_x = \sum_{i,j=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \cdot P(i,j,d,\theta), \quad \sigma_y = \sum_{i,j=0}^{L-1} (j - \mu_y)^2 \cdot P(i,j,d,\theta)$$

3.2..5 Representasi Fitur

Keseluruhan fitur MTCDF berasal dari kuantisasi warna RGB, kuantisasi orientasi tepi dan fitur GLCM. Nilai kuantisasi warna RGB yang dideteksi menggunakan Texton merepresentasikan struktur spasial warna pada citra. Sedangkan nilai kuantisasi orientasi tepi yang dihitung menggunakan operator Sobel ketika dideteksi menggunakan Texton merepresentasikan tekstur dan bentuk. Jika kuantisasi warna pada komponen R=4, G=4 dan B=4 maka diperoleh 64 fitur yang dihasilkan dari warna. Dan jika kuantisasi orientasi tepi ditentukan

18 bins maka diperoleh 18 fitur. Sedangkan Jika 4 fitur GLCM memiliki 4 arah sudut 0° , 45° , 90° dan 135° maka jumlah fitur yang diperoleh adalah 16 fitur. Jadi total keseluruhan fitur MTCDD adalah $64 + 18 + 16 = 98$ fitur. Fitur inilah yang dimiliki setiap citra *query* dan citra di *database* untuk diukur kemiripannya dalam bentuk histogram.

3.3 Pengukuran Kemiripan

Pengukuran kemiripan citra *query* dengan citra *database* menggunakan modifikasi jarak Canberra (Liu, 2013) Jika citra pada *database* $T=[T1, T2, \dots Tn]$ dan citra *query* $Q=[Q1, Q2, \dots Qn]$ maka jarak D antara T dan Q adalah:

$$D(T, Q) = \sum_{i=1}^k \frac{|T_i - Q_i|}{|T_i + \mu T| + |Q_i + \mu Q|} \quad (3.10)$$

Dimana k adalah jumlah fitur MTCDD, $\mu T = \sum_{i=1}^M \frac{T_i}{M}$ dan $\mu Q = \sum_{i=1}^M \frac{Q_i}{M}$. Hasil temu kembali citra akan ditampilkan berdasarkan pengukuran dengan jarak terdekat.

3.4 Pengukuran Performa Temu Kembali

Untuk mengukur performa dari percobaan digunakan *precision* dan *recall* yang didefinisikan sebagai berikut:

$$Precision = I / N \quad (3.11)$$

$$Recall = I / M \quad (3.12)$$

Dimana I adalah jumlah citra relevan yang ter-*retrieve*, N adalah jumlah data yang di-*retrieve* (*top-ranked*). M adalah jumlah citra relevan yang ada di *database*. *Precision* melakukan evaluasi performa temu kembali dengan menampilkan *top-ranked* dari citra yang paling relevan dan jarak yang paling dekat dengan citra *query*. *Recall* melakukan evaluasi terhadap kemampuan sistem temu kembali citra dalam mencari dan menemukan citra yang paling relevan dari koleksi *database*.

3.5 Perancangan Skenario Pengujian

Untuk menguji performa sistem temu kembali yang diusulkan disusun rencana pengujian menggunakan data Batik, data Corel 5.000 dan data Corel 10.000. Skenario pengujian untuk data Batik menggunakan 4, 6 dan 8 data *retrieve*. Sedangkan skenario pengujian untuk Corel 5.000 dan Corel 10.000 menggunakan 12 data *retrieve*. Skenario pengujian terdiri dari dua skenario utama yaitu pengujian MTCD dan pengujian perbandingan MTCD dengan MTH.

3.5.1 Pengujian MTCD

Pengujian MTCD bertujuan mencari kuantisasi orientasi tepi dan kuantisasi warna yang paling sesuai dengan enam texton. Disamping itu pengujian ini bertujuan melihat pengaruh penambahan dua texton pada empat texton yang digunakan oleh MTH. Pengujian terakhir untuk MTCD adalah penambahan fitur GLCM. Hasil dari kombinasi kuantisasi yang paling sesuai pada orientasi tepi dan warna, penambahan fitur GLCM dan penambahan texton akan digunakan sebagai pembandingan dengan MTH. Secara berurutan pengujian MTCD sebagai berikut:

3.5.1.1 Pengujian variasi kuantisasi orientasi tepi

Pengujian kuantisasi orientasi tepi bertujuan mencari kuantisasi terbaik dan mengetahui pengaruh kuantisasi orientasi tepi pada proses deteksi enam texton.

3.5.1.2 Pengujian variasi kuantisasi warna

Pengujian ini bertujuan untuk mencari kuantisasi warna terbaik pada proses deteksi enam texton. Indikator kuantisasi yang optimal akan terlihat pada pengukuran performa menggunakan *precision* dan *recall*.

3.5.1.3 Pengujian Texton

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh penambahan dua jenis texton dibandingkan tanpa penambahan texton.

3.5.1.4 Pengujian GLCM

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui performa MTCD dengan penambahan fitur GLCM dan tanpa fitur GLCM

3.5.2 Pengujian perbandingan MTCD dengan MTH

Perbedaan utama MTCD dengan MTH adalah penggunaan jenis dan jumlah texton serta penggunaan fitur global. Pada MTCD menggunakan enam jenis texton dan menggunakan fitur GLCM sementara MTH menggunakan empat jenis texton tanpa fitur GLCM. Data yang digunakan untuk perbandingan adalah data Batik 300, Corel 5.000 dan Corel 10.000 dan dievaluasi menggunakan *precision* dan *recall*.

3.5.2.1 Pengujian Temu Kembali Data Batik

Pengujian temu kembali citra menggunakan koleksi 300 data Batik dan 50 *query* yang dipilih secara acak dari 300 koleksi data Batik.

3.5.2.2 Pengujian Temu Kembali Data Corel 5.000

Pengujian menggunakan koleksi 5.000 data Corel yang terdiri dari 50 kategori, setiap kategori memiliki 100 data. Data *query* dipilih secara acak sejumlah 50 citra pada masing-masing kategori. Total data *query* yang digunakan 2.500 data.

3.5.2.3 Pengujian Temu Kembali Data Corel 10.000

Pengujian menggunakan koleksi 10.000 data Corel yang terdiri dari 100 kategori, setiap kategori memiliki 100 data. Data *query* dipilih secara acak sejumlah 50 citra pada masing-masing kategori. Total data *query* yang digunakan 5.000 data.

3.5.2.4 Pengujian Temu Kembali Citra Yang Dirotasi

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah metode yang diusulkan invarian terhadap rotasi. Pada pengujian ini dibatasi hanya menggunakan rotasi basis 90 derajat.

3.5.2.5 Pengujian Temu Kembali Citra Dengan Ukuran Berbeda

Pengujian dengan ukuran berbeda bertujuan untuk mengetahui apakah metode yang diusulkan invarian terhadap perubahan dimensi citra.

BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Pada sub bab ini akan membahas tentang implementasi, pengujian dan pembahasan terkait penelitian yang diusulkan. Tahapan implementasi yang dilakukan sesuai dengan alur MTCD pada Gambar 3.3 yang terdiri dari data uji (*query image*) yang digunakan, pra proses (*preprocessing*), ekstraksi fitur (*feature extraction*), pengukuran kemiripan citra (*distance similarity*), dan hasil temu kembali citra (*retrieved images*). Tahap berikutnya adalah pengujian dari implementasi yang telah dilakukan. Skenario pengujian sesuai dengan skenario yang telah direncanakan sebelumnya pada sub bab 3.5 tentang perancangan pengujian. Tahapan terakhir dari bab ini adalah pembahasan tentang hasil dan evaluasi MTCD untuk temu kembali citra.

4.1 Perangkat Pengujian

Untuk melakukan implementasi dan pengujian MTCD penulis menggunakan beberapa perangkat yang terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak.

4.1.1 Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan untuk implementasi dan pengujian adalah satu buah laptop dengan spesifikasi processor Intel Core i5 2.3 GHz, RAM 4 Gb.

4.1.2 Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan pada tahapan implementasi dan pengujian adalah Sistem operasi Windows 7 32 bit dan aplikasi Matlab R2013a.

4.2 Ruang Warna

Pemilihan ruang warna akan sangat mempengaruhi persepsi terhadap citra. MTCD menggunakan ruang warna RGB. Pemilihan ruang warna RGB didasari atas penelitian MTH. Liu pada Multi texton Histogram telah membandingkan penggunaan ruang warna RGB dengan HSV. Hasil yang diperoleh dari perbandingan tersebut menyatakan bahwa ruang warna RGB lebih baik daripada

menggunakan ruang warna HSV. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *precision* pada saat menggunakan ruang warna RGB dengan *precision* 48-50% sedangkan ketika menggunakan HSV *precision* yang diperoleh berkisar 47-49% (Liu 2010). Oleh karena itu penulis menggunakan ruang warna RGB pada MTCD. Disamping itu pengujian perbandingan MTH dengan MTCD akan *fair* jika menggunakan ruang warna yang sama.

4.3 Ekstraksi Fitur

Tahapan awal sistem temu kembali citra menggunakan Multi Texton Co-Occurrence Descriptor adalah melakukan ekstraksi fitur. Citra RGB baik yang ada di *database* maupun yang digunakan sebagai data uji (*image query*) akan melalui tahapan ini. Tahapan ini terdiri dari tiga bagian utama yaitu ekstraksi fitur orientasi tepi, ekstraksi fitur warna dan ekstraksi fitur GLCM. Fitur GLCM yang dijadikan fitur adalah fitur *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation*. Keempat fitur ini merupakan fitur yang paling berpengaruh (Haralick, 1979).

4.3.1 Ekstraksi Fitur Orientasi Tepi

Fitur orientasi tepi dapat memberikan gambaran tekstur dan bentuk yang dimiliki oleh citra. Orientasi tepi memberikan gambaran tentang informasi semantik berdasarkan struktur tekstur dari citra. Setiap perubahan struktur tekstur akan tampak sebagai batas dari objek yang terdapat pada citra sehingga dapat memberikan gambaran bentuk dari objek. Pada penelitian ini ekstraksi fitur orientasi tepi menggunakan bantuan operator Sobel. Operator ini dipilih karena Sobel tidak sensitif terhadap noise daripada operator lain (Liu, 2010).

Operator Sobel diimplementasikan pada citra RGB. Proses deteksi orientasi tepi dilakukan pada masing-masing komponen RGB. Hal ini dilakukan untuk mempertahankan informasi kromatik yang dimiliki citra. Jika citra di transformasi kedalam bentuk *grayscale*, maka akan banyak informasi kromatik yang hilang (Liu, 2010). Oleh karena itu proses deteksi orientasi tepi dilakukan pada masing-masing komponen RGB. Potongan kode program untuk ekstraksi fitur orientasi tepi terdapat pada Kode 4.1.

Hasil dari tahapan ini berupa nilai orientasi tepi yang memiliki gradien maksimum. Nilai tersebut kemudian dikuantisasi menjadi 18 bin (18 fitur), nilai ini diperoleh berdasarkan penelitian sebelumnya. Pada tahapan pengujian akan dicari nilai kuantisasi terbaik untuk deteksi menggunakan enam jenis Texton. Kuantisasi terbaik adalah nilai kuantisasi yang paling memberikan representasi fitur orientasi tepi ketika dideteksi menggunakan enam Texton. Tolak ukur nilai kuantisasi terbaik adalah nilai *precision*. Nilai *precision* tertinggi pada setiap percobaan menggunakan variasi kuantisasi akan dipilih sebagai nilai kuantisasi pada MTCD. Rentang nilai kuantisasi yang digunakan untuk mencari nilai kuantisasi terbaik akan dijelaskan pada sub bab pengujian kuantisasi orientasi tepi.

4.3.2 Ekstraksi Fitur Warna

Tahapan ini merupakan salah satu tahapan penting pada proses ekstraksi fitur. Kemampuan merepresentasikan citra pada MTCD sangat bergantung pada hasil kuantisasi warna. Jika kuantisasi warna terlalu kecil maka akan semakin rapat nilai *co-occurrence* ketika proses deteksi texton, jika kuantisasi warna terlalu besar maka akan sangat jarang nilai *co-occurrence*. Nilai *co-occurrence* yang terlalu rapat dan terlalu jarang akan mengacaukan proses pengukuran, hal ini dapat mengurangi sensitivitas terhadap kategori yang memiliki histogram warna yang hampir sama, sehingga akan menurunkan performa temu kembali. Kode program ekstraksi fitur warna tampak pada Kode 4.2.

Tahapan awal sebelum dilakukan pencarian kuantisasi terbaik pada warna, proses kuantisasi akan dilakukan pada ruang warna RGB. Kuantisasi 64 dijadikan acuan berdasarkan penelitian sebelumnya pada MTH. Kuantisasi terbaik ketika dideteksi menggunakan 4 jenis texton adalah 64 yang dihasilkan dari masing-masing komponen $R=4$ $G=4$ $B=4$ (Liu, 2010). Oleh karena itu inisialisasi awal untuk kuantisasi warna menggunakan kuantisasi 64. Pencarian rentang nilai kuantisasi terbaik akan dijelaskan pada sub bab pengujian kuantisasi warna. Hasil dari proses ekstraksi fitur warna adalah citra yang telah dikuantisasi dari 256 warna menjadi 64 warna, sehingga kombinasi warna pada citra berjumlah 0 - 63. Dengan demikian jumlah fitur warna dalam histogram adalah 64 fitur.

4.3.3 Deteksi Texton

Proses deteksi texton sangat bergantung pada hasil kuantisasi orientasi tepi dan hasil kuantisasi warna. Proses berikutnya setelah kuantisasi orientasi tepi dan warna adalah pendeteksian hasil kuantisasi orientasi tepi dan warna. Proses pendeteksian menggunakan enam jenis texton untuk mengurangi kehilangan informasi *co-occurrence* piksel dengan tetangganya yang dapat mengurangi performa temu kembali. Texton yang digunakan berukuran 2x2 piksel dengan langkah pergeseran per dua piksel dari arah kiri ke kanan. Titik awal deteksi adalah bagian kiri atas dari citra berakhir pada bagian kanan bawah.

Setiap texton mendeteksi dua kemungkinan piksel yang terjadi secara bersamaan. Enam jenis texton yang digunakan untuk mendeteksi *co-occurrence* terdapat pada Gambar 3.8. Ilustrasi proses pendeteksian dengan texton terdapat pada Gambar 3.9.

Proses pendeteksian texton pada hasil kuantisasi orientasi tepi memiliki rentang 0-17 sedangkan pada hasil kuantisasi warna adalah 0-63. Dengan demikian fitur orientasi tepi berjumlah 18 fitur dan fitur warna memiliki 64 fitur. Jadi total histogram untuk fitur orientasi tepi dan warna adalah $18 + 64 = 82$ fitur.

Nilai pada histogram orientasi tepi akan bertambah jika piksel memiliki nilai yang sama dengan tetangganya berdasarkan hasil deteksi 6 jenis texton. Demikian pula pada proses pendeteksian texton fitur warna, jika terdapat piksel yang memiliki nilai warna yang sama dengan tetangganya berdasarkan ke enam texton maka nilai histogram piksel tersebut akan ditambah 1. Kode program deteksi texton terdapat pada Kode 4.3.

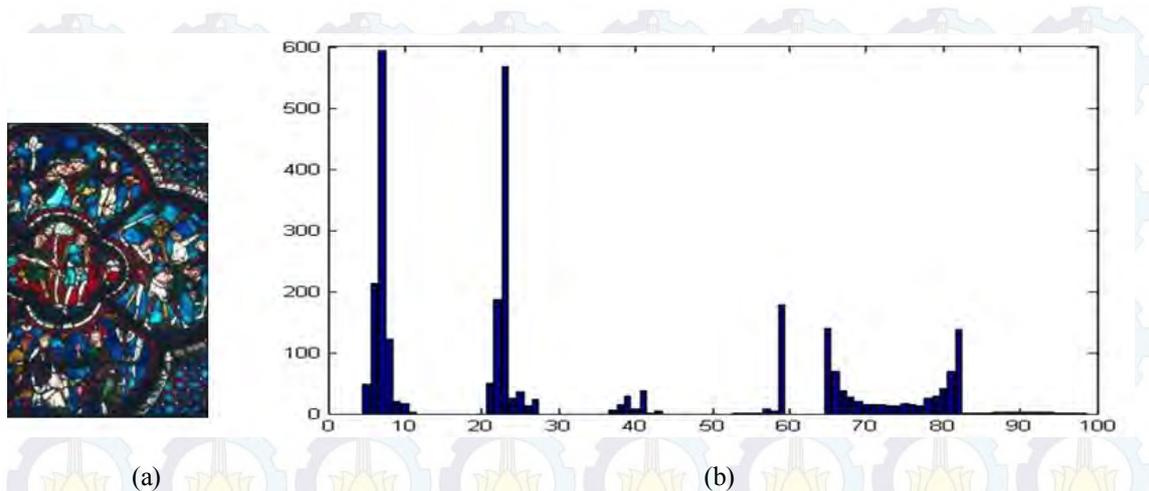
4.3.4 Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix

Setelah memperoleh histogram dengan 82 fitur dari hasil ekstraksi fitur orientasi tepi dan warna tahapan selanjutnya adalah melakukan ekstraksi fitur GLCM. Fitur GLCM secara keseluruhan memiliki 16 fitur yang terdiri dari 4 fitur GLCM (*energy, entropy, contrast, correlation*) yang memiliki 4 orientasi *co-occurrence*.

Tahapan ekstraksi fitur GLCM adalah melakukan transformasi citra RGB ke *grayscale*, kemudian menghitung *co-occurrence* piksel pada citra *grayscale*, setelah diperoleh matrik *co-occurrence* langkah selanjutnya adalah melakukan normalisasi matrik dengan cara membagi masing-masing nilai *co-occurrence* dengan hasil penjumlahan keseluruhan nilai *co-occurrence*. Tahap terakhir adalah menghitung fitur *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation* dengan jarak (d) dan sudut (θ). Jarak yang digunakan pada MTCD adalah $d=1$ dengan variasi sudut 0° , 45° , 90° dan 135° . Persamaan untuk menghitung fitur *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation* terdapat pada persamaan 3.6 sampai dengan persamaan 3.9. Potongan kode program untuk ekstraksi fitur GLCM terdapat pada Kode 4.4.

4.3.5 Representasi Fitur MTCD

MTCD memiliki dua fitur utama yaitu fitur lokal dan fitur global. Fitur lokal merupakan histogram yang diperoleh dari hasil pendeteksian texton. Histogram fitur lokal terdiri dari dua histogram. Histogram pertama merupakan hasil pendeteksian texton pada fitur orientasi tepi dan histogram kedua merupakan hasil pendeteksian texton pada fitur warna. Sedangkan fitur global merupakan histogram yang diperoleh dari perhitungan *energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation* pada GLCM. Jadi terdapat 3 histogram pada MTCD yaitu histogram fitur orientasi tepi, histogram warna dan histogram GLCM. Histogram orientasi tepi berjumlah 18 fitur hasil dari kuantisasi theta, histogram warna berjumlah 64 fitur hasil dari kuantisasi masing-masing komponen $R=4$ $G=4$ $B=4$ dan histogram GLCM berjumlah 16 fitur hasil dari 4 fitur GLCM (*energy*, *entropy*, *contrast* dan *correlation*) dengan 4 arah (0° , 45° , 90° dan 135°). Jadi total keseluruhan fitur pada MTCD adalah $18 + 64 + 16 = 98$ fitur. Penggabungan 3 histogram orientasi tepi, warna dan GLCM dengan cara menggabungkan secara berurutan seperti yang tampak pada Kode 4.5. Representasi fitur citra dalam bentuk histogram disajikan pada Gambar 4.1. Contoh citra pada Gambar 4.1 (a) adalah citra dari data Corel (*stained glass*) sedangkan Gambar 4.1 (b) adalah contoh histogram untuk citra (a) berjumlah 98 fitur secara berurutan terdiri dari fitur orientasi tepi 1-18, fitur warna 19-82 dan 83-98 fitur adalah GLCM.



Gambar 4.1 Contoh representasi histogram MTCD. (a) Contoh citra ; (b) Histogram dari citra a.

4.4 Pengukuran Kemiripan Citra

Pengukuran kemiripan citra pada MTCD menggunakan modifikasi dari Canberra dengan menambahkan nilai rata-rata pada pembagi. Pemilihan metode pengukuran ini berdasarkan penelitian Guang Hai Liu karena dari hasil percobaan yang dilakukan pada temu kembali citra menggunakan *Corel dataset* modifikasi Canberra lebih sensitif dari pada metode pengukuran lain seperti L1, L2, Histogram Intersection, Cos Correlation, Canberra (Liu 2013). Kode program untuk pengukuran kemiripan citra terdapat pada Kode 4.6.

4.5 Pengukuran Performa

Performa MTCD dalam menemukan kembali citra diukur menggunakan *precision* dan *recall*. *Precision* akan menghitung temu kembali citra berdasarkan jumlah citrayang relevan dibagi dengan jumlah keseluruhan hasil temu kembali. Sedangkan *recall* akan menghitung performa MTCD dengan menghitung citra relevan yang ditemukan dibagi dengan citra relevan yang ada di *database*. Semakin tinggi nilai dari *precision* dan *recall* maka semakin baik performa dari MTCD. Potongan kode program untuk pengukuran performa temu kembali menggunakan MTCD terdapat pada Kode 4.7.

4.6 Hasil Skenario Pengujian

Untuk mengetahui performa temu kembali citra menggunakan MTCD penulis melakukan beberapa uji coba . Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui seberapa besar kontribusi MTCD dalam temu kembali citra. Karena MTCD merupakan pengembangan dari MTH maka perlu dilakukan perbandingan performa antara MTH dengan MTCD. Bagian penting dari perbandingan performa adalah kemampuan dalam menemukan kembali citra yang relevan dalam *database*.

Perbedaan utama antara MTH dengan MTCD adalah MTH menggunakan fitur lokal dalam merepresentasikan citra sementara MTCD menggunakan fitur lokal dan global. Fitur lokal MTH dihasilkan dari proses pendeteksian 4 texton pada fitur orientasi tepi dan fitur warna sedangkan MTCD menggunakan 6 jenis texton untuk mendeteksi fitur orientasi tepi dan fitur warna. Perbedaan lain adalah MTH hanya menggunakan fitur lokal untuk merepresentasikan citra sedangkan MTCD menggunakan fitur global yang dihasilkan dari perhitungan fitur GLCM yaitu *energy, entropy, contrast dan correlation*. Beberapa perbedaan tersebut yang mendasari beberapa pengujian sehingga dengan melihat hasil dari perbandingan performa MTH dengan MTCD akan dapat diketahui apakah penambahan 2 jenis texton pada MTH mempunyai pengaruh terhadap performa temu kembali, dan apakah penambahan fitur global GLCM juga akan meningkatkan *precision* dan *recall* pada MTCD. Perbandingan performa temu kembali akan dilakukan menggunakan 12 citra yang paling mirip dengan citra uji (*image query*). Pemilihan nilai 12 berdasarkan penelitian MTH yang dilakukan oleh Liu. MTH menggunakan total 15.000 kategori data Corel yang terdiri dari Corel 5.000 dan Corel 10.000. MTCD juga diuji menggunakan data Batik sebagai pembandingan dengan data Corel. Hal ini dilakukan karena Batik memiliki warna, tekstur dan bentuk motif yang khas untuk diteliti. Dalam satu jenis motif Batik dapat menghasilkan banyak variasi warna, tekstur, bentuk dan atau ukuran yang sangat beragam. Oleh karena itu kemampuan MTCD dalam membedakan warna, tekstur, bentuk dan atau ukuran dapat dilihat dari performa temu kembali menggunakan data Batik. Skenario pengujian pada penelitian ini terdiri dari 2 skenario utama yaitu :

1. Pengujian Multi Texton Co-Occurrence Descriptor

Pengujian MTCD bertujuan untuk mengetahui beberapa hal yang diusulkan dalam penelitian ini yaitu :

- a. Mengetahui kuantisasi orientasi tepi terbaik
- b. Mengetahui kuantisasi warna terbaik
- c. Mengetahui pengaruh penambahan dua jenis texton
- d. Mengetahui pengaruh fitur GLCM terhadap performa temu kembali berdasarkan nilai *precision* dan *recall*.

2. Pengujian perbandingan Multi Texton Histogram dengan Multi Texton Co-Occurrence Descriptor

Pengujian pada skenario kedua adalah untuk melihat perbandingan MTH dengan MTCD. Pengujian ini terdiri dari beberapa sub pengujian yaitu :

- a. Pengujian perbandingan performa MTH dengan MTCD menggunakan data Batik, Corel 5.000 dan Corel 10.000.
- b. Pengujian perbandingan temu kembali citra yang dirotasi.
- c. Pengujian perbandingan temu kembali citra dengan ukuran yang berbeda.

4.6.1 Pengujian MTCD

Pada dasarnya kemampuan merepresentasikan citra menggunakan texton tidak hanya pada jenis texton yang digunakan, tapi hasil kuantisasi orientasi tepi dan warna merupakan bagian penting dalam menentukan performa temu kembali pada MTCD. Jika nilai kuantisasi terlalu rapat maka probabilitas co-occurrence piksel sangat tinggi, sehingga terdapat kemungkinan kesamaan fitur antar kategori. Demikian pula sebaliknya jika terlalu lebar nilai kuantisasi maka probabilitas akan rendah, hal ini juga akan menurunkan performa temu kembali.

Perbedaan MTH dengan MTCD terletak pada jenis texton yang digunakan. Pada MTH dengan 4 jenis texton, performa *precision* tertinggi diperoleh ketika menggunakan kuantisasi 18 pada orientasi tepi dan 64 pada kuantisasi warna. Oleh karena itu perlu dilakukan uji coba ketika menggunakan 6 jenis texton apakah nilai kuantisasi orientasi tepi dan warna juga sama seperti 4 texton. Pengujian MTCD berikutnya adalah untuk mengetahui apakah penambahan dua

jenis texton akan mempengaruhi nilai *precision* dan *recall* dan apakah fitur global GLCM memberikan kontribusi dalam peningkatan *precision* dan *recall*.

4.6.1.1 Pengujian Kuantisasi Orientasi Tepi

Pengujian kuantisasi orientasi tepi bertujuan untuk mencari nilai kuantisasi yang paling sesuai ketika dideteksi menggunakan enam jenis texton. Variasi nilai kuantisasi yang akan dilakukan berdasarkan penelitian sebelumnya yang digunakan oleh Liu pada MTH (Liu, 2010). Jika nilai kuantisasi orientasi adalah m , maka $m = \{6,12,18,24,36\}$. Data uji coba menggunakan data Batik berjumlah 50 data, diambil 1 data dari 50 masing-masing kategori Batik. Pengujian kuantisasi orientasi tepi menggunakan 4,6 dan 8 data *retrieval*. Hasil perbandingan kuantisasi dengan performa terbaik diukur menggunakan *precision* dan *recall* terdapat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Rata-rata perbandingan kuantisasi orientasi tepi pada data Batik

<i>Retrieval</i>	Performa	Kuantisasi orientasi tepi				
		6	12	18	24	36
4	<i>Precision</i>	99,50	99,50	99,50	99,50	98,50
	<i>Recall</i>	66,33	66,33	66,33	66,33	65,67
6	<i>Precision</i>	96,67	97,33	97,67	97,00	94,00
	<i>Recall</i>	96,67	97,33	97,67	97,00	94,00
8	<i>Precision</i>	74,25	74,00	74,00	74,00	73,50
	<i>Recall</i>	99,00	98,67	98,67	98,67	98,00
Rata-rata	<i>Precision</i>	90,14	90,28	90,39	90,17	88,67
	<i>Recall</i>	87,33	87,44	87,56	87,33	85,89

4.6.1.2 Pengujian Kuantisasi Warna

Pengujian kuantisasi warna bertujuan untuk mengetahui kuantisasi terbaik pada fitur warna ketika dideteksi menggunakan enam jenis texton. Pemilihan kuantisasi terbaik dipilih berdasarkan nilai *precision* tertinggi. Jika nilai kuantisasi warna adalah n , maka $n = \{16,32,64,128\}$. Data uji coba menggunakan data Batik yang berjumlah 50 data, pada setiap kategori data diambil masing-masing satu data. Pengujian kuantisasi warna menggunakan 4, 6 dan 8 data *retrieval*. Rentang nilai kuantisasi yang akan dilakukan berdasarkan penelitian sebelumnya yang

digunakan oleh Liu pada MTH (Liu, 2010). Tabel hasil perbandingan kuantisasi warna terbaik terdapat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Rata-rata perbandingan kuantisasi warna pada data Batik

<i>Retrieval</i>	Performa	Kuantisasi warna				
		16	32	64	96	128
4	<i>Precision</i>	98,50	99,00	99,50	99,00	98,50
	<i>Recall</i>	65,67	66,00	66,33	66,00	65,67
6	<i>Precision</i>	95,00	94,67	97,67	96,33	96,00
	<i>Recall</i>	95,00	94,67	97,67	96,33	96,00
8	<i>Precision</i>	72,75	72,25	74,00	73,25	73,00
	<i>Recall</i>	97,00	96,33	98,67	97,67	97,33
Rata-rata	<i>Precision</i>	88,75	88,64	90,39	89,53	89,17
	<i>Recall</i>	85,89	85,67	87,56	86,67	86,33

4.6.1.3 Pengujian Texton

Tujuan dari pengujian texton adalah untuk mengetahui seberapa besar pengaruh dari penambahan 2 jenis texton dalam merepresentasikan citra. Kuantisasi yang digunakan adalah 18 untuk orientasi tepi dan 64 untuk kuantisasi warna. Data uji coba menggunakan data Batik yang berjumlah 50 data, pada setiap kategori data diambil masing-masing satu data. Pengujian texton menggunakan 4, 6 dan 8 data *retrieval*. Perbandingan MTH dengan empat jenis texton dan MTCD dengan enam jenis texton terdapat pada Tabel 4.3.

4.6.1.4 Pengujian GLCM

Tujuan dari pengujian GLCM adalah untuk mengetahui seberapa besar kontribusi fitur global GLCM dalam MTCD. Pengujian ini akan membandingkan MTCD tanpa GLCM (82 fitur) dan MTCD dengan GLCM (98 fitur). Fitur texton merupakan hasil deteksi menggunakan enam jenis texton, fitur orientasi tepi (18 fitur) dan fitur warna (64 fitur). Data uji coba menggunakan data Batik yang berjumlah 50 data, pada setiap kategori data diambil masing-masing satu data. Pengujian GLCM menggunakan 4, 6 dan 8 data *retrieval*. Tabel hasil perbandingan antara MTCD tanpa GLCM dan MTCD dengan GLCM terdapat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Pengaruh texton dan fitur GLCM pada data Batik

Retrieval	Data	Performa	Metode				
			GLCM	MTH 4 Texton	MTCD 6 Texton	MTCD GLCM+4 Texton	MTCD GLCM+6 Texton
4	Batik	Precision	78,00	99,00	99,00	99,50	99,50
		Recall	52,00	66,00	66,00	66,33	66,33
6	Batik	Precision	67,33	92,33	94,33	96,67	97,67
		Recall	67,33	92,33	94,33	96,67	97,67
8	Batik	Precision	54,50	71,25	72,25	73,25	74,00
		Recall	72,67	95,00	96,33	97,67	98,67
Rata-rata		Precision	66,61	87,53	88,53	89,81	90,39
		Recall	64,00	84,44	85,55	86,89	87,56

4.6.2 Pengujian Perbandingan MTH dengan MTCD

MTCD diusulkan untuk memperbaiki MTH dengan penambahan dua jenis texton dan fitur GLCM. Tujuan dari MTCD adalah mendapatkan hasil temu kembali yang lebih relevan yang ditandai dengan meningkatnya nilai *precision* dan *recall* dari hasil MTH. Untuk membandingkan secara seimbang antara MTH dengan MTCD pengujian akan dilakukan menggunakan data yang sama yaitu Corel 5.000 dan Corel 10.000. Kode program MTH diperoleh dari http://www.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/code/MTH_C_Code.txt, dan data Corel diperoleh dari <http://www.ci.gxnu.edu.cn/cbir/Dataset.aspx>.

4.6.2.1 Perbandingan Data Batik 300, Corel 5.000 dan Corel 10.000

Pengujian ini bertujuan untuk membandingkan performa MTH dengan MTCD menggunakan data dan algoritma pengukuran kemiripan yang sama. Hasil dari perbandingan ini akan menunjukkan pengaruh kontribusi yang diusulkan pada penelitian ini. Data pengujian perbandingan MTH dengan MTCD terdiri dari tiga jenis data uji. Data uji pertama adalah data Batik yang berjumlah 300 citra Batik yang terdiri dari 50 kategori Batik. Setiap kategori memiliki 6 data. Dari 6 data dipilih 1 data secara acak dari 50 kategori. Jadi jumlah data Batik yang digunakan sebagai data uji adalah 50 data. Data uji kedua adalah data Corel 5.000 yang terdiri dari 50 kategori. Setiap kategori memiliki 100 data. Dari 100 data

dipilih 50 data secara acak dari seluruh kategori. Jadi jumlah keseluruhan data uji Corel 5.000 adalah 2.500 data. Data uji ketiga adalah data Corel 10.000 yang terdiri dari 100 kategori. Setiap kategori memiliki 100 data. Dari 100 data dipilih 50 data secara acak dari seluruh kategori. Jadi jumlah keseluruhan data uji Corel 10.000 adalah 5.000 data. Seluruh data uji akan diukur kemiripan fiturnya dengan citra yang ada di *database*. Citra yang paling dekat jaraknya dengan citra uji akan ditampilkan sebagai hasil temu kembali. Hasil perbandingan Multi Texton Histogram dengan Multi Texton Co-Occurrence Descriptor terdapat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Rata-rata perbandingan MTH dengan MTHCD menggunakan data Batik 300, Corel 5.000 dan Corel 10.000

Retrieval	Data	Performa	Metode				
			GLCM	MTH	6 Texton	4 Texton + GLCM	Proposed (MTHCD)
Avg 4,6,8	Batik	<i>Precision</i>	66,61	87,53	88,53	89,81	90,39
		<i>Recall</i>	64,00	84,44	85,55	86,89	87,56
12	Corel 5.000	<i>Precision</i>	11,19	49,99	50,41	53,34	53,39
		<i>Recall</i>	1,34	6,00	6,05	6,40	6,41
12	Corel 10.000	<i>Precision</i>	18,85	40,91	41,58	43,65	43,97
		<i>Recall</i>	2,26	4,91	4,99	5,24	5,28

4.6.2.2 Pengujian Temu Kembali Citra yang Dirotasi

GLCM merupakan fitur global yang mampu mendeskripsikan citra berdasarkan *co-occurrence* piksel pada sudut tertentu. Jika citra uji dirotasi kelipatan 90 derajat seharusnya memberikan *precision* yang lebih baik daripada MTH. Pengujian perbandingan citra uji yang dirotasi pada MTH dan MTHCD menggunakan kelipatan 90 derajat. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menguji apakah MTHCD memiliki performa yang lebih baik daripada MTH pada citra uji yang dirotasi. Data uji coba menggunakan data Batik berjumlah 50 data, diambil 1 data dari 50 masing-masing kategori Batik. Jika citra uji adalah $C=50$, dan rotasi adalah $r = \{90,180,270\}$ maka C_r adalah $50 \times 3 = 150$ data uji. Hasil perbandingan citra yang dirotasi terdapat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Rata-rata perbandingan citra uji yang dirotasi menggunakan Batik

Retrieval	Performa	Metode							
		MTH	MTCD	MTH	MTCD	MTH	MTCD	MTH	MTCD
		90	90	180	180	270	270	Rata-rata	Rata-rata
4	Precision	63,50	71,00	65,50	82,00	61,00	71,50	63,33	74,83
	Recall	42,33	47,33	43,67	54,67	40,00	47,67	42,00	49,89
6	Precision	58,00	66,00	59,33	75,33	55,33	66,33	57,55	69,22
	Recall	58,00	66,00	59,33	75,33	55,33	66,33	57,55	69,22
8	Precision	47,00	53,75	48,25	62,00	46,25	56,50	47,17	57,42
	Recall	62,67	71,67	64,33	82,67	61,67	75,33	62,89	76,56
Rata-rata	Precision							56,02	67,16
	Recall							54,15	65,22

4.6.2.3 Pengujian Temu Kembali Citra Batik Dengan Ukuran Berbeda

Pengujian terakhir adalah menguji kemampuan MTCD dibandingkan dengan MTH pada citra uji dengan ukuran yang berbeda dengan citra yang terdapat pada *database*.

Data uji coba menggunakan data Batik berjumlah 50 data, diambil 1 data dari 50 kategori Batik. Jika citra adalah $C=50$ dan perubahan dimensi adalah $d=\{0.7, 0.8, 0.9\}$, maka Cd adalah $50 \times 3 = 150$ data uji. Hasil perbandingan citra uji dengan ukuran yang berbeda terdapat pada Tabel 4.6.

Table 4.6 Rata-rata performa dengan ukuran citra yang berbeda menggunakan Batik

Retrieval	Performa	Metode							
		MTH	MTCD	MTH	MTCD	MTH	MTCD	MTH	MTCD
		0.7	0.7	0.8	0.8	0.9	0.9	Rata-rata	Rata-rata
4	Precision	19,50	37,00	38,50	56,50	62,25	76,96	40,08	56,82
	Recall	13,00	24,67	25,67	37,67	41,50	51,31	26,72	37,88
6	Precision	18,67	37,00	35,67	52,33	55,56	68,63	36,63	52,65
	Recall	18,67	37,00	35,67	52,33	55,56	68,63	36,63	52,65
8	Precision	16,75	33,50	31,00	46,25	46,57	57,60	31,44	45,78
	Recall	22,33	44,67	41,33	61,67	62,09	76,80	41,92	61,05
Rata-rata	Precision							36,05	51,75
	Recall							35,09	50,53

4.7 Pembahasan

Pengujian pada kuantisasi orientasi tepi dilakukan dengan tujuan mengetahui apakah kuantisasi orientasi tepi mempengaruhi performa temu kembali ketika dideteksi menggunakan 4 jenis texton dan 6 jenis texton. Pengujian telah dilakukan dengan lima percobaan kuantisasi orientasi tepi yaitu 6, 12, 18, 24, 36. Pengujian menggunakan data Batik dengan variasi jumlah hasil temu kembali 4, 6 dan 8. Hasil rata-rata *precision* yang diperoleh dari pengujian kuantisasi orientasi tepi pada sub bab 4.6.1.1 terdapat pada Tabel 4.1 yang menunjukkan bahwa nilai kuantisasi terbaik ketika menggunakan kuantisasi 18. Artinya nilai kuantisasi orientasi tepi yang paling optimal untuk pendeteksian 4 jenis texton maupun 6 jenis texton memiliki nilai kuantisasi yang sama. Nilai kuantisasi orientasi tepi 18 bin menjadi optimal karena memiliki komposisi piksel yang paling sesuai dengan texton berdimensi 2x2. Namun jika texton mendeteksi dengan *co-occurrence* lebih dari satu piksel tetangganya kemungkinan ada perubahan nilai kuantisasi.

Tidak hanya kuantisasi orientasi yang diuji coba untuk mengetahui pengaruh kuantisasi. Pengujian juga dilakukan pada kuantisasi warna untuk mengetahui kuantisasi warna yang paling sesuai dengan 6 jenis texton. Pengujian ini juga berguna untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan nilai kuantisasi jika menggunakan 6 jenis texton yang diusulkan. Pengukuran nilai kuantisasi warna yang paling sesuai ditandai dengan nilai *precision* yang paling tinggi diantara semua variasi kuantisasi warna yang digunakan yaitu 16, 32, 64, 96, 128. Berdasarkan hasil pengujian kuantisasi warna pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai kuantisasi yang paling sesuai dengan 6 jenis texton yang diusulkan ketika menggunakan kuantisasi 64. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan nilai kuantisasi warna baik menggunakan 4 jenis texton maupun 6 jenis texton, karena nilai kuantisasi yang paling optimal adalah sama. Hal serupa dengan kuantisasi orientasi tepi nilai kuantisasi warna yang paling optimum pada posisi 64 bin dikarenakan texton yang digunakan memiliki grid 2x2 sehingga jika terdapat perubahan grid texton kemungkinan besar nilai kuantisasi akan berubah menyesuaikan dengan jarak *co-occurrence* pada texton.

Pengujian berikutnya adalah membandingkan temu kembali citra menggunakan 4 dan 6 jenis texton. Tujuan dari pengujian ini untuk mengetahui seberapa besar pengaruh penambahan 2 jenis texton baru yang diusulkan tanpa menggunakan fitur GLCM. Hasil pengujian perbandingan 4 dan 6 jenis texton terdapat pada Tabel 4.3. Berdasarkan Tabel 4.3 penggunaan 6 jenis texton memberikan kontribusi sebesar 1% dibandingkan hanya dengan menggunakan 4 texton. Hal ini dapat disimpulkan bahwa penambahan 2 jenis texton pada MTH tidak memberikan kontribusi secara signifikan dalam peningkatan performa temu kembali. Jika ditinjau dari kompleksitas komputasi penambahan 2 texton baru akan meningkatkan waktu ekstraksi fitur. Meski penambahan 2 texton baru memberikan kontribusi terhadap performa temu kembali yang lebih baik, namun jika peningkatan hanya menghasilkan kenaikan performa 1 % hal ini menjadi usaha yang mahal untuk dilakukan. Hal ini menunjukkan bahwa pasangan piksel yang hilang pada saat pendeteksian menggunakan empat jenis texton tidak terlalu banyak sehingga tidak terlalu mempengaruhi nilai *precision*.

Multi Texton Histogram hanya memanfaatkan fitur lokal dalam mendeskripsikan citra. Usulan kontribusi pada penelitian ini adalah memberikan kemampuan tambahan pada MTH dapat meningkatkan *precision*. Kontribusi yang diusulkan adalah dengan menambahkan fitur global menggunakan GLCM. Pengaruh penambahan fitur GLCM telah diuji pada sub bab 4.6.1.4 dan hasil dari pengujian tersebut terdapat pada Tabel 4.3. Berdasarkan data yang ditampilkan pada Tabel 4.3 menggunakan data Batik dengan jumlah *retrieval* rata-rata dari 4, 6 dan 8, penambahan fitur GLCM meningkatkan nilai *precision* sebesar 2,28% dan *recall* 2,45%. Fitur GLCM akan meningkatkan kompleksitas komputasi dan jumlah fitur sehingga pada saat proses pengukuran kemiripan akan semakin banyak fitur yang diukur. Jika MTH hanya menggunakan 82 fitur, dengan penambahan fitur GLCM maka jumlah fitur meningkat menjadi 98 fitur, artinya ada penambahan jumlah fitur sebesar 16% untuk meningkatkan performa *precision* sebesar 2,28%. Dengan meningkatnya nilai *precision* ketika penambahan 2 jenis texton baru dan fitur GLCM maka berikutnya adalah pengujian dengan menggabungkan keseluruhan fitur (MTCD) yaitu 18 fitur

orientasi tepi, 64 fitur warna dan 16 fitur GLCM. Total keseluruhan fitur = 98 fitur. Hasil pengujian penggabungan semua fitur terdapat pada Tabel 4.3. Berdasarkan hasil pengujian, menggunakan data Batik MTCD lebih unggul dari MTH dengan nilai *precision* sebesar 2,86% dan *recall* 3,11%.

MTH menggunakan data Corel 5.000 dan Corel 10.000 untuk pengujian melakukan temu kembali citra dengan mengukur performa menggunakan *precision* dan *recall*. Untuk mengetahui perbandingan performa MTCD dengan MTH maka dilakukan pengujian untuk mengetahui apakah penambahan 2 jenis texton dan fitur GLCM dapat meningkatkan performa ketika menggunakan Corel 5.000 dan Corel 10.000. Hasil pengujian perbandingan MTCD dengan MTH terdapat pada Tabel 4.4. Perbandingan yang diuji adalah penambahan texton, penambahan fitur GLCM dan gabungan dari keduanya. Hasil perbandingan pertama, dengan dan tanpa penambahan 2 texton membuktikan bahwa penambahan 2 texton lebih baik. Pada saat menggunakan data Corel 5.000, peningkatan *precision* sebesar 0,42%, sedangkan pada Corel 10.000 peningkatan *precision* sebesar 0,67%.

Pengujian kedua, penambahan fitur GLCM pada MTCD memberikan kontribusi pada saat menggunakan data Corel 5.000 sebesar 3,35% sedangkan pada data Corel 10.000 sebesar 2,78%. Pengujian ketiga menggunakan gabungan dari keseluruhan fitur. Hasil perbandingan MTH dengan MTCD pada saat menggunakan data Corel 5.000, *precision* MTCD meningkat sebesar 3,40% sedangkan pada Corel 10.000 *precision* MTCD lebih unggul daripada MTH sebesar 3,06%.

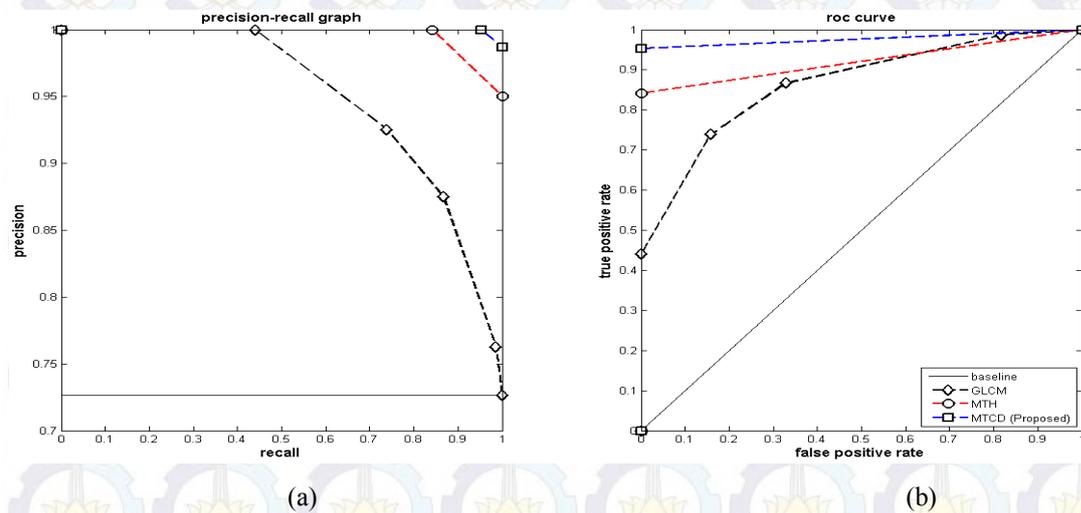
Hal ini menunjukkan bahwa penambahan texton dan fitur global GLCM dapat meningkatkan nilai *precision*. Jika diamati dari hasil Tabel 4.4 jumlah MTCD cukup handal baik untuk jumlah data yang sedikit seperti data Batik maupun dalam jumlah yang besar seperti data Corel. Penambahan jumlah fitur belum tentu memberikan peningkatan performa temu kembali. Namun, penambahan 2 jenis texton dan fitur GLCM memberikan dampak positif terhadap performa temu kembali.

Fitur GLCM yang terdapat pada MTCD merupakan representasi dari citra secara global. Untuk mengetahui seberapa handal MTCD terhadap citra yang dirotasi maka pengujian ini dilakukan. Meski demikian pengujian citra yang dirotasi hanya menggunakan rotasi kelipatan 90. Pengujian rotasi telah dilakukan dan disajikan pada Tabel 4.5. Derajat rotasi yang digunakan pada pengujian ini adalah 90, 180, 270. Berdasarkan pengujian perbandingan dengan citra yang dirotasi menunjukkan bahwa MTCD lebih handal dari MTH dengan selisih *precision* rata-rata adalah 11,14%. Pengujian terakhir adalah pengujian pada citra dengan ukuran yang berbeda dari citra yang ada di *database*. Hasil pengujian dengan citra yang dirotasi disajikan pada Tabel 4.6. Pengujian ini menggunakan perubahan dimensi menjadi 0,9, 0,8 dan 0,7. Berdasarkan hasil pada Tabel 4.6 perubahan citra dengan dimensi yang berbeda akan sangat mempengaruhi proses deteksi *texton*. Sementara fitur GLCM lebih handal terhadap citra dengan perubahan dimensi sehingga *precision* yang dihasilkan oleh MTCD jauh lebih baik dari MTH. Selisih *precision* MTCD dengan MTH sebesar 15,70%.

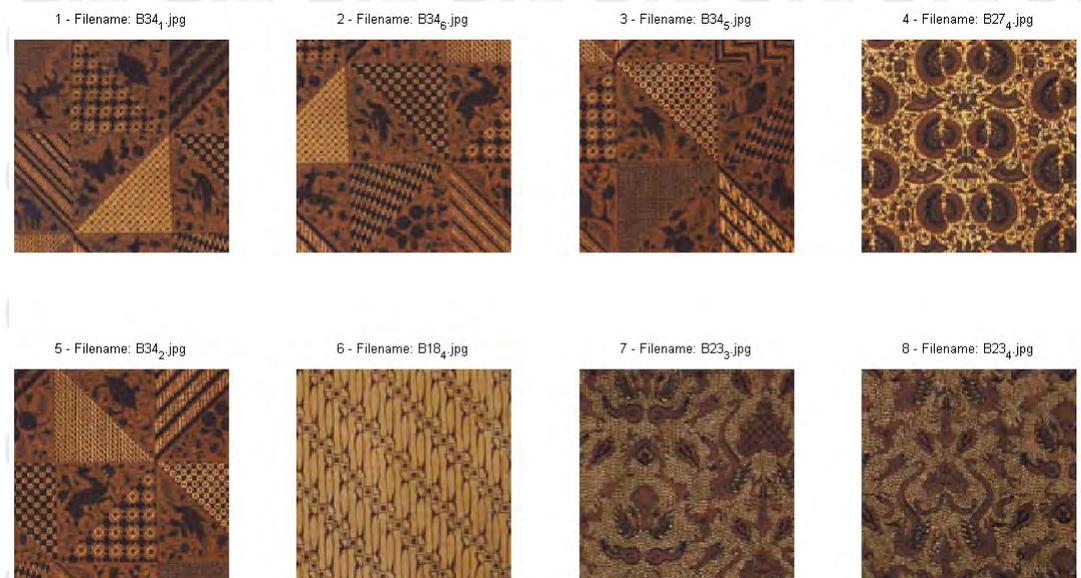
Penulis juga telah mencoba mempertimbangkan menggunakan histogram yang dinormalisasi yang memiliki rentang nilai 0 hingga 1 untuk semua fitur, baik fitur warna, tekstur dan GLCM. Namun berdasarkan uji coba normalisasi histogram nilai *precision* turun hingga 2%. Hal ini disebabkan kemiripan jarak antar kategori menjadi semakin dekat sehingga kategori yang memiliki histogram yang mirip dengan dimungkinkan sistem menampilkan citra dari kategori yang berbeda. Hal inilah yang menurunkan nilai *precision*. Oleh karena itu histogram MTCD tidak dinormalisasi.

Berdasarkan serangkaian pengujian yang telah dilakukan dari citra normal, penambahan *texton*, penambahan fitur GLCM hingga pengujian citra dengan ukuran berbeda, performa secara keseluruhan MTCD lebih unggul dari MTH. Penambahan *texton* dan fitur GLCM memberikan kontribusi *precision* rata-rata sebesar 1-15% untuk citra Batik, Corel 5.000 dan Corel 10.000. Perbandingan performa MTH dan MTCD disajikan pada Gambar 4.2 hingga Gambar 4.6. Waktu yang dibutuhkan untuk melakukan ekstraksi fitur sebuah citra pada GLCM selama 0.067 detik, MTH selama 0.118 detik, sedangkan MTCD 0.157 detik. Jika n

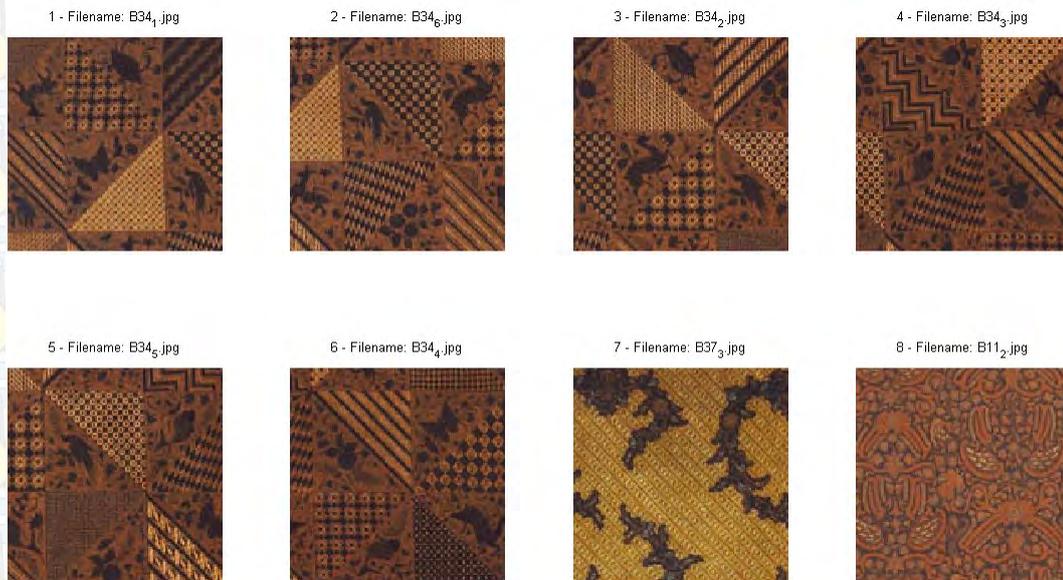
adalah level kuantisasi dari *gray co-occurrence matrix* maka kompleksitas komputasi GLCM $O(n^2)$, dan jika m adalah matrik dengan dimensi $(p \times l)$ maka kompleksitas komputasi MTH dan MTCD adalah $O(m^2)$.



Gambar 4.2 Kurva perbandingan GLCM, MTH dan MTCD menggunakan data Batik (a) *precision* dan *recall* dan (b) *receiver operating characteristic (ROC)*.



Gambar 4.3 Contoh hasil temu kembali MTH data Batik dengan 8 *retrieval*. Citra *query* adalah citra no 1 (kiri atas). 4 citra relevan dari 8 *retrieval*.



Gambar 4.4 Contoh hasil temu kembali MTCD data Batik dengan 8 *retrieval*. Citra *query* adalah citra no 1 (kiri atas). 6 citra relevan dari 8 *retrieval*.



Gambar 4.5 Contoh hasil temu kembali MTH data Corel 10.000 dengan 12 *retrieval*. Citra *query* adalah citra no 1. 10 citra relevan dari 12 *retrieval*.



Gambar 4.6 Contoh hasil temu kembali MTCD data Corel 10.000 dengan 12 retrieval . Citra query adalah citra no 1. 12 citra relevan dari 12 retrieval.

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah memaparkan tentang temu kembali citra menggunakan pendekatan Multi Texton Co-occurrence Descriptor. MTCD mengusulkan penambahan 2 jenis texton baru untuk mendeteksi pasangan piksel yang memiliki intensitas yang sama dalam sebuah texton dan memanfaatkan fitur GLCM untuk membantu merepresentasikan fitur citra secara global. Perancangan, analisa dan uji coba telah dilakukan pada penelitian ini dengan tujuan meningkatkan performa temu kembali citra menggunakan data Batik dan Corel. Pada bab ini akan dipaparkan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan dan saran untuk pengembangan penelitian tentang temu kembali citra menggunakan data Batik dan data Corel.

5.1 Kesimpulan

1. Nilai kuantisasi orientasi tepi dan nilai kuantisasi warna pada saat menggunakan 4 texton dan 6 texton memiliki nilai kuantisasi yang sama yaitu 18 untuk kuantisasi orientasi tepi dan 64 untuk kuantisasi warna.
2. Penambahan 2 jenis texton memberikan peningkatan *precision* dibandingkan hanya menggunakan 4 texton. Berdasarkan beberapa uji coba yang telah dilakukan, peningkatan rata-rata penambahan 2 texton pada data Batik dan data Corel hanya 1%.
3. Penambahan fitur GLCM berupa *energy*, *entropy*, *contras* dan *correlation* pada Multi Texton Co-Occurrence Descriptor mampu meningkatkan nilai rata-rata *precision* hingga 2,28% pada data Batik, 3,35% pada data Corel 5.000 dan 2,78% pada data Corel 10.000.
4. Penggabungan penambahan 2 texton baru dan fitur GLCM dapat meningkatkan *precision* 2,86% pada data Batik, 3,40% pada data Corel 5.000 dan 3,06% pada data Corel 10.000.
5. Penambahan texton dan fitur GLCM untuk citra Batik, Corel 5.000 dan Corel 10.000 memberikan peningkatan *precision* rata-rata hingga 11% pada citra yang dirotasi dengan kelipatan 90 derajat dan 15% untuk citra dengan ukuran yang berbeda.

5.2 Saran

Penelitian ini telah memaparkan tentang mendeskripsikan citra menggunakan texton dan GLCM. Dari beberapa pengujian yang telah dilakukan penambahan 2 jenis texton belum mampu menambah secara signifikan nilai *precision*. Untuk pengembangan lebih lanjut tidak hanya menggunakan texton 2x2 namun dapat menggunakan *co-occurrence kernel* $m \times n$, dimana m adalah jumlah baris dan n adalah jumlah kolom *kernel*.

Peningkatan fitur global masih perlu dioptimalkan secara spesifik dengan melakukan ekstraksi fitur global pada domain spektral. Beberapa metode pada domain spektral seperti Fourier dan Wavelet dapat digunakan untuk mendapatkan fitur global pada daerah frekuensi rendah dan frekuensi tinggi. Dengan fitur yang lebih spesifik diharapkan metode yang diusulkan memiliki kemampuan mengenali citra yang lebih baik untuk meningkatkan nilai *precision*.

Meskipun MTCD menghasilkan nilai *precision* yang lebih baik dari MTH pada saat pengujian rotasi dan skala, namun MTCD tidak dirancang untuk *invariant* terhadap rotasi dan skala. Pengujian MTCD terbatas pada rotasi kelipatan 90 dan skala yang diperkecil hanya untuk melihat pengaruh fitur GLCM pada MTCD, sehingga perlu penelitian lebih lanjut. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan metode yang *invariant* terhadap beberapa operasi citra seperti pengkaburan, penajaman, rotasi, skala, *skewness* dan iluminasi.

DAFTAR PUSTAKA

- "Haralick, Robert M. "Statistical and structural approaches to texture." Proceedings of the IEEE 67, no. 5 (1979): 786-804."
- "Huang, Jing, Shanmugasundaram Ravi Kumar, Mandar Mitra, and Wei-Jing Zhu. "Image indexing using color correlograms." U.S. Patent 6,246,790, issued June 12, 2001."
- "Jain, Anil K., and Aditya Vailaya. "Image retrieval using color and shape." Pattern recognition 29, no. 8 (1996): 1233-1244."
- "Julesz, Bela. "Textons, the elements of texture perception, and their interactions." Nature 290, no. 5802 (1981): 91-97."
- Kuswadi. *"Mengenal Seni Batik di Yogyakarta"*. Yogyakarta, 1981.
- "Liu, Guang-Hai, and Jing-Yu Yang. "Content-based image retrieval using color difference histogram." Pattern Recognition 46, no. 1 (2013): 188-198."
- "Liu, Guang-Hai, and Jing-Yu Yang. "Image retrieval based on the texton co-occurrence matrix." Pattern Recognition 41, no. 12 (2008): 3521-3527."
- "Liu, Guang-Hai, Lei Zhang, Ying-Kun Hou, Zuo-Yong Li, and Jing-Yu Yang. "Image retrieval based on multi-texton histogram." Pattern Recognition 43, no. 7 (2010): 2380-2389."
- "Liu, Guang-Hai, Zuo-Yong Li, Lei Zhang, and Yong Xu. "Image retrieval based on micro-structure descriptor." Pattern Recognition 44, no. 9 (2011): 2123-2133."
- "Minarno, Agus Eko, Munarko, Yuda, Bimantoro, Fitri, Kurniawardhani, Arrie, Suciati, Nanik. "Batik Image Retrieval Based on Enhanced Micro Structure Descriptor."." *Asia-Pacific Conference on Computer Aided System Engineering IEEE-APCASE*. Bali: IEEE, 2014. 91-96.
- "Rui, Yong, Thomas S. Huang, and Shih-Fu Chang. "Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues." Journal of visual communication and image representation 10, no. 1 (1999): 39-62."

BIODATA PENULIS



Agus Eko Minarno penulis lahir di Pangkalan Bun Kalimantan Tengah. Pada tahun 2005 penulis menempuh pendidikan S1 di Universitas Muhammadiyah Malang dan melanjutkan kejenjang S2 di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya pada tahun 2012. Sejak tahun 2010 hingga sekarang penulis menjadi staf pengajar di Universitas Muhammadiyah Malang. Penulis

dapat dihubungi melalui email: agoes.minarno@gmail.com / aguseko@umm.ac.id.

Lampiran

1. Kode 4.1 Kode program ekstraksi fitur orientasi tepi

```
function [KuantisasiTheta] = MTCD(citRGB, binsR, binsG, binsB,
binsTheta)
R = citRGB(:,:,1);
G = citRGB(:,:,2);
B = citRGB(:,:,3);
%% texture orientation detection
[ RX, RY ] = SobelEdgeDetection(R);
[ GX, GY ] = SobelEdgeDetection(G);
[ BX, BY ] = SobelEdgeDetection(B);
% |a| dan |b|
a = sqrt( RX.^2 + GX.^2 + BX.^2 );
b = sqrt( RY.^2 + GY.^2 + BY.^2 );
% ab
ab = (RX .* RY) + (GX .* GY) + (BX .* BY);
%% image orientasi
[bar, kol] = size(a);
% binsTheta = 18;
theta = zeros(bar,kol);
for i = 1:bar
    for j = 1:kol
        if (a(i,j) == 0 || b(i,j) == 0)
            cosabl= 0;
        else
            cosabl= ab(i,j)/(a(i,j)*b(i,j));
        end
        thetal = acosd(cosabl);
        theta(i,j) = floor(thetal * (binsTheta/180));
        if (theta(i,j) >= binsTheta-1)
            theta(i,j) = binsTheta-1;
        end
    end
end
KuantisasiTheta = theta;
end
```

2. Kode 4.2 Kode program ekstraksi fitur warna

```
KuantisasiR = kuantisasi(binsR, R,255);
KuantisasiG = kuantisasi(binsG, G,255);
KuantisasiB = kuantisasi(binsB, B,255);
KuantisasiColor = (binsB*binsG*KuantisasiR)+(binsB+KuantisasiG)
+ KuantisasiB;
maxKuantisasi = binsR*binsG*binsB;
function KuantisasiO = kuantisasi(bins, data, maxdata)
KuantisasiO = data * (bins/maxdata);
KuantisasiO = floor(KuantisasiO);
KuantisasiO(KuantisasiO >= (bins -1)) = (bins -1);
end
```

3. Kode 4.3 Kode program deteksi texton

```
function [H, HH, HV, HLD, HRD, HHB, HVR] =  
FeatureRepMTHNew(KuantisasiColor, KuantisasiTheta, MaxColor,  
MaxTheta)  
  
[bar kol] = size(KuantisasiColor);  
HH = zeros(1, MaxColor+MaxTheta);  
HV = HH;  
HLD = HH;  
HRD = HH;  
HHB = HH;  
HVR = HH;  
% H = HH;  
for i = 1 : 2 : bar-1  
    for j = 1 : 2 : kol-1  
        % HH  
        if isequal(KuantisasiColor(i,j),  
KuantisasiColor(i,j+1))  
            HH(KuantisasiColor(i,j)+1) =  
HH(KuantisasiColor(i,j)+1) + 1;  
        end  
        if isequal(KuantisasiTheta(i,j),  
KuantisasiTheta(i,j+1))  
            HH(KuantisasiTheta(i,j)+1+MaxColor) =  
HH(KuantisasiTheta(i,j)+1+MaxColor) + 1;  
        end  
        % HV  
        if isequal(KuantisasiColor(i,j),  
KuantisasiColor(i+1,j))  
            HV(KuantisasiColor(i,j)+1) =  
HV(KuantisasiColor(i,j)+1) + 1;  
        end  
        if isequal(KuantisasiTheta(i,j),  
KuantisasiTheta(i+1,j))  
            HV(KuantisasiTheta(i,j)+1+MaxColor) =  
HV(KuantisasiTheta(i,j)+1+MaxColor) + 1;  
        end  
        % HLD  
        if isequal(KuantisasiColor(i,j),  
KuantisasiColor(i+1,j+1))  
            HLD(KuantisasiColor(i,j)+1) =  
HLD(KuantisasiColor(i,j)+1) + 1;  
        end  
        if isequal(KuantisasiTheta(i,j),  
KuantisasiTheta(i+1,j+1))  
            HLD(KuantisasiTheta(i,j)+1+MaxColor) =  
HLD(KuantisasiTheta(i,j)+1+MaxColor) + 1;  
        end  
        % HRD  
        if isequal(KuantisasiColor(i,j+1),  
KuantisasiColor(i+1,j))
```

```

        HRD(KuantisasiColor(i,j)+1) =
        HRD(KuantisasiColor(i,j)+1) + 1;
    end
    if isequal(KuantisasiTheta(i,j+1),
    KuantisasiTheta(i+1,j))
        HRD(KuantisasiTheta(i,j+1)+1+MaxColor) =
        HRD(KuantisasiTheta(i,j+1)+1+MaxColor) + 1;
    end
    % HHBottom
    if isequal(KuantisasiColor(i+1,j),
    KuantisasiColor(i+1,j+1))
        HHB(KuantisasiColor(i+1,j)+1) =
        HHB(KuantisasiColor(i+1,j)+1) + 1;
    end
    if isequal(KuantisasiTheta(i+1,j),
    KuantisasiTheta(i+1,j+1))
        HHB(KuantisasiTheta(i+1,j)+1+MaxColor) =
        HHB(KuantisasiTheta(i+1,j)+1+MaxColor) + 1;
    end
    % HVRright
    if isequal(KuantisasiColor(i,j+1),
    KuantisasiColor(i+1,j+1))
        HVR(KuantisasiColor(i,j+1)+1) =
        HVR(KuantisasiColor(i,j+1)+1) + 1;
    end
    if isequal(KuantisasiTheta(i,j+1),
    KuantisasiTheta(i+1,j+1))
        HVR(KuantisasiTheta(i,j+1)+1+MaxColor) =
        HVR(KuantisasiTheta(i,j+1)+1+MaxColor) + 1;
    end
end
end
H = (HH + HV + HLD + HRD + HHB + HVR)/6;
end

```

4. Kode 4.4 Kode program ekstraksi fitur GLCM

```

filename = dirDataTest(i).name;
testImage = imread(filename);
testImage = rgb2gray(testImage);
dataGray = graycomatrix(testImage,'Offset',[0 1;-1 1;-1 0;-1 -
1]);
fiturGLCM = GLCM(dataGray);
HTest(i,:) = [fiturGLCM.energ fiturGLCM.entro fiturGLCM.contr
fiturGLCM.corm];

```

5. Kode 4.5 Representasi fitur MTCD

```

[histIntensitas] = MTCD(testImage, binsR, binsG, binsB,
binsTheta);
testImage = rgb2gray(testImage);
dataGray = graycomatrix(testImage,'Offset',[0 1;-1 1;-1 0;-1 -
1]);
fiturGLCM = GLCM(dataGray);

```

```
HTest(i,:) = [histIntensitas fiturGLCM.energ fiturGLCM.entropi  
fiturGLCM.contr fiturGLCM.corrml];
```

6. Kode 4.6 Kode program pengukuran kemiripan fitur citra

```
deltaTQ = (abs(HTrain(i,:) - HTest(j,:)));  
uT = HTrain(i,+)/size(HTrain,2);  
uQ = HTest(j,+)/size(HTest,2);  
absTuT = abs(HTrain(i,+) + uT);  
absQuQ = abs(HTest(j,+) + uQ);  
penyebut = absTuT + absQuQ;  
Bagi = deltaTQ ./ penyebut;  
Bagi(isnan(Bagi)) = 0;  
DC(i) = sum(Bagi);
```

7. Kode 4.7 Kode program untuk pengukuran *precision* dan *recall*

```
[val idx] = sort(DC);  
DCRetrieve = (kelasTrain(idx(1:jumDataRet)));  
jumDCRetrieve = sum(DCRetrieve == kelasTest(j,1));  
precDC_MTCD(j,1) = jumDCRetrieve/jumDataRet ;  
recallDC_MTCD(j,1) = jumDCRetrieve/jumTrainPerKelas;  
MprecDC = mean(precDC_MTCD)*100;  
MrecallDC = mean(recallDC_MTCD)*100;  
fprintf('Canberra Precision : %.0f\n', MprecDC);  
fprintf('Canberra Recall : %.0f\n\n', MrecallDC);
```

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji bagi Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis bisa menyelesaikan Tesis yang berjudul ***“Temu Kembali Citra Menggunakan Multi texton Co-occurrence Descriptor”*** dengan tepat waktu.

Pengerjaan Tesis ini merupakan suatu kesempatan yang sangat berharga bagi penulis, karena dengan pengerjaan Tesis ini, penulis bisa memperdalam, meningkatkan, serta mengimplementasikan apa yang telah didapatkan penulis selama menempuh perkuliahan di Teknik Informatika ITS.

Terselesainya buku Tesis ini, tidak terlepas dari bantuan dan dukungan semua pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada:

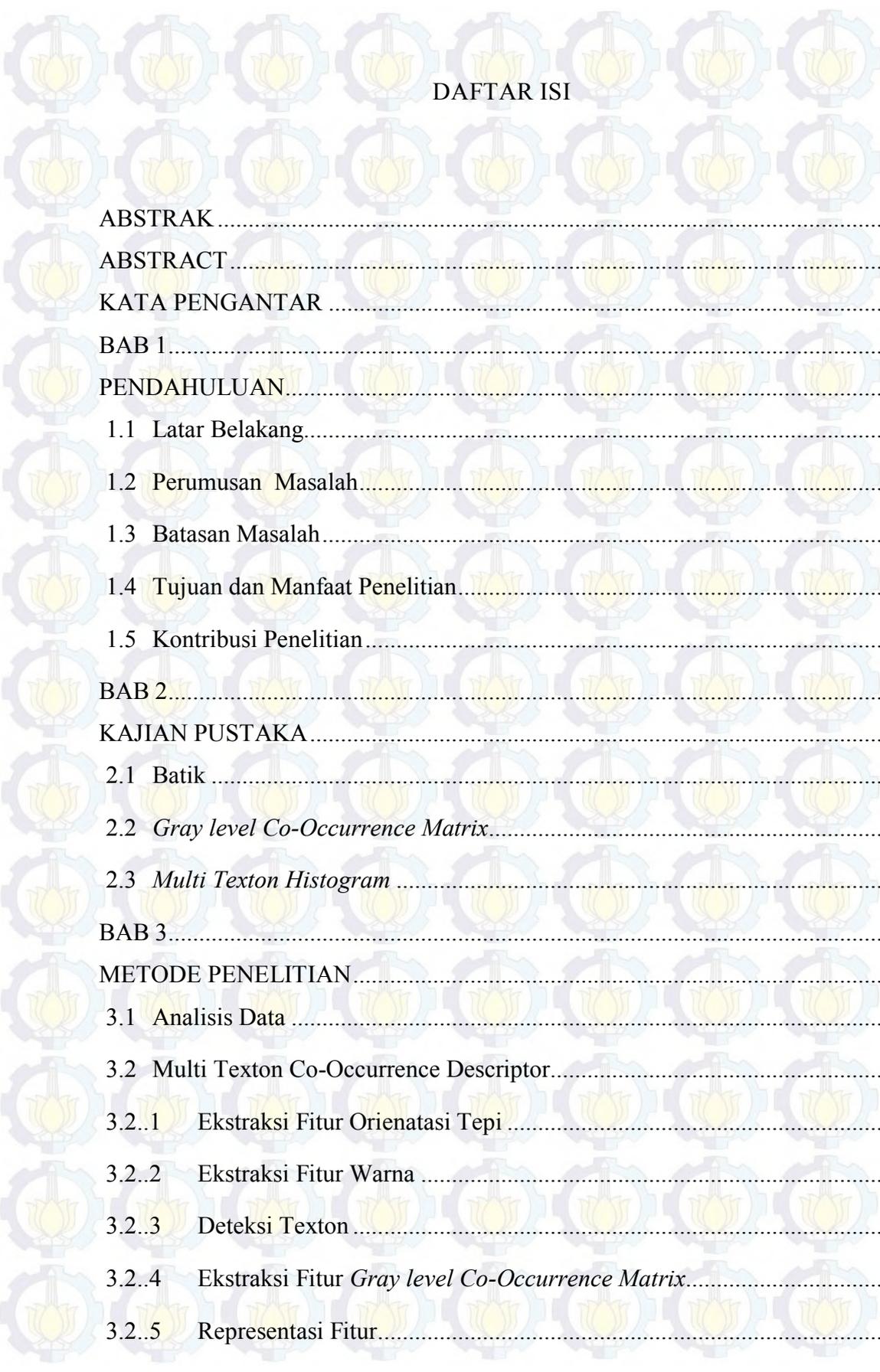
1. Allah SWT atas limpahan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis ini dengan baik.
2. Rasulullah Muhammad SAW sebagai penyampai risalah dan sumber inspirasi bagi penulis untuk selalu memberikan yang terbaik.
3. Istriku tercinta Neni Wulandhayani S.Psi dan anakku tersayang Kiara Adhity Shaqina yang selalu sabar memberikan do'a dan dukungannya.
4. Bapak dan ibu nomor satu sedunia, yang telah memberikan semangat, kasih sayang, perhatian serta dukungan dan doa untuk penulis. Semoga Allah membalas beribu kebaikan dan mengasihi mereka sebagaimana mereka mengasihi penulis di waktu kecil.
5. Adikku Fitri Bimantoro dan Arrie Kurniawardhani you are the best, masih banyak keinginan yang belum tercapai, mas Daniel Swanjaya thanks printernya, Michael thanks for TOEFL comprehension.
6. Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan Tesis ini.
7. Dr. H. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom, selaku Dekan Fakultas Teknologi Informasi ITS.

8. Waskitho Wibisono, S.Kom., M.Eng., Ph.D., selaku Koordinator S2 Jurusan Teknik Informatika ITS.
9. Dr Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom., Victor Hariadi, S.Si, M.Kom., M.Comp.Sc., Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc. selaku penguji tesis yang telah memberikan banyak masukan.
10. Teman-teman S2 Teknik Informatika angkatan 2010, 2011, dan 2012 yang meramaikan Lab dan membantu penulis memahami makalah ilmiah.
11. Juga tidak lupa kepada semua pihak yang belum sempat disebutkan satu per satu disini yang telah membantu terselesaikannya Tesis ini.

Sebagai manusia biasa, penulis menyadari bahwa Tesis ini masih jauh dari kesempurnaan dan memiliki banyak kekurangan. Sehingga dengan segala kerendahan hati, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun dari pembaca.

Surabaya, 10 Juli 2014

Penulis



DAFTAR ISI

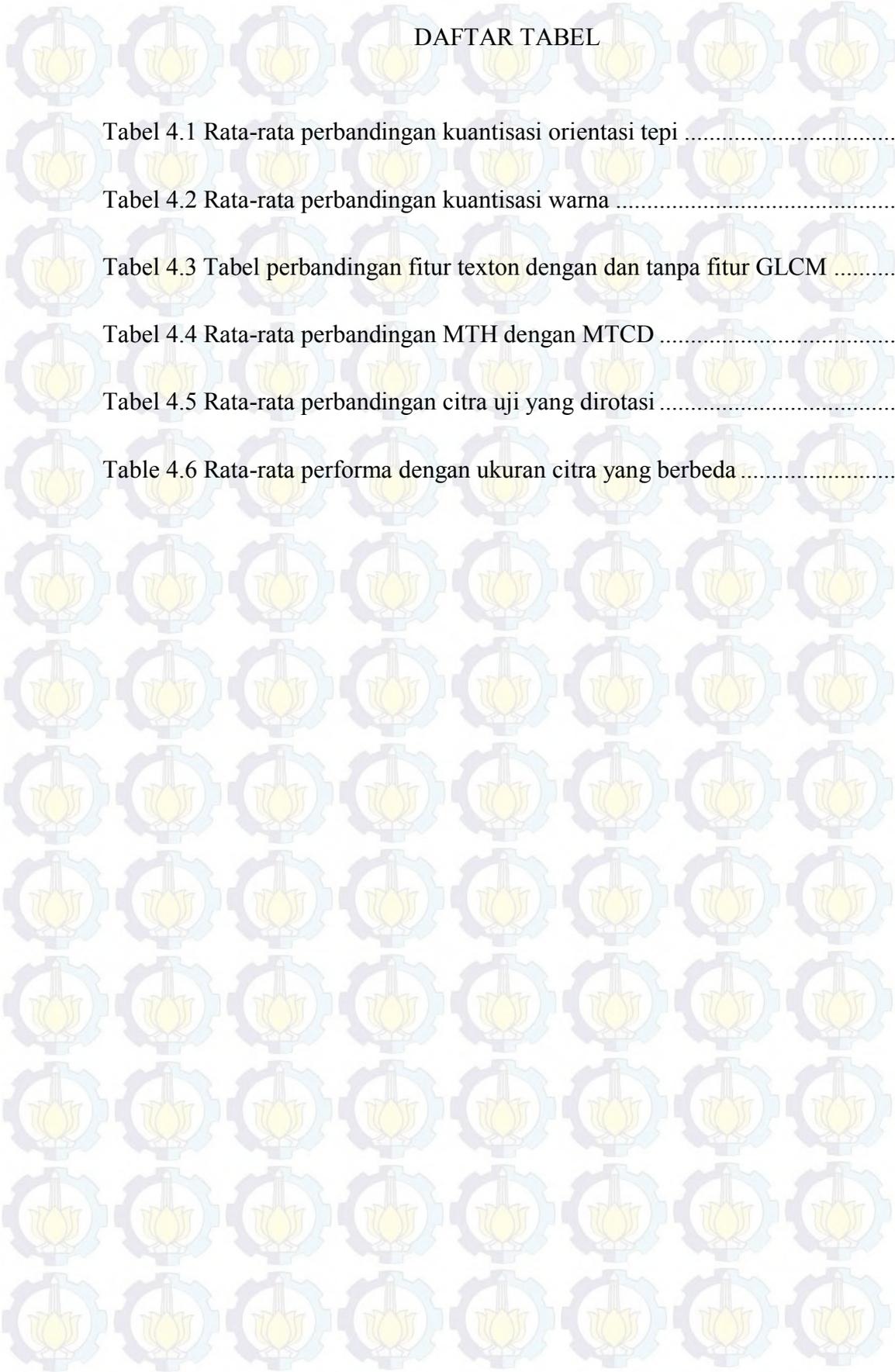
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
BAB 1	1
PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian	5
1.5 Kontribusi Penelitian	5
BAB 2	7
KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Batik	7
2.2 <i>Gray level Co-Occurrence Matrix</i>	7
2.3 <i>Multi Texton Histogram</i>	9
BAB 3	11
METODE PENELITIAN	11
3.1 Analisis Data	11
3.2 Multi Texton Co-Occurrence Descriptor	11
3.2.1 Ekstraksi Fitur Orientasi Tepi	14
3.2.2 Ekstraksi Fitur Warna	15
3.2.3 Deteksi Texton	16
3.2.4 Ekstraksi Fitur <i>Gray level Co-Occurrence Matrix</i>	18
3.2.5 Representasi Fitur	19

3.3	Pengukuran Kemiripan.....	20
3.4	Pengukuran Performa Temu Kembali.....	20
3.5	Perancangan Skenario Pengujian.....	21
3.5.1	Pengujian MTCD.....	21
3.5.1.1	Pengujian variasi kuantisasi orientasi tepi.....	21
3.5.1.2	Pengujian variasi kuantisasi warna.....	21
3.5.1.3	Pengujian Texton.....	21
3.5.1.4	Pengujian GLCM.....	21
3.5.2	Pengujian perbandingan MTCD dengan MTH.....	22
3.5.2.1	Pengujian Temu Kembali Data Batik.....	22
3.5.2.2	Pengujian Temu Kembali Data Corel 5.000.....	22
3.5.2.3	Pengujian Temu Kembali Data Corel 10.000.....	22
3.5.2.4	Pengujian Temu Kembali Citra Yang Dirotasi.....	22
3.5.2.5	Pengujian Temu Kembali Citra Dengan Ukuran Berbeda.....	22
BAB 4	23
IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	23
4.1	Perangkat Pengujian.....	23
4.1.1	Perangkat Keras.....	23
4.1.2	Perangkat Lunak.....	23
4.2	Ruang Warna.....	23
4.3	Ekstraksi Fitur.....	24
4.3.1	Ekstraksi Fitur Orientasi Tepi.....	24
4.3.2	Ekstraksi Fitur Warna.....	25
4.3.3	Deteksi Texton.....	26
4.3.4	Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix.....	26
4.3.5	Representasi Fitur MTCD.....	27

4.4 Pengukuran Kemiripan Citra	28
4.5 Pengukuran Performa	28
4.6 Hasil Skenario Pengujian	29
4.6.1 Pengujian MTCD	30
4.6.1.1 Pengujian Kuantisasi Orientasi Tepi	31
4.6.1.2 Pengujian Kuantisasi Warna	31
4.6.1.3 Pengujian Texton	32
4.6.1.4 Pengujian GLCM	32
4.6.2 Pengujian Perbandingan MTH dengan MTCD	33
4.6.2.1 Perbandingan Data Batik 300, Corel 5.000 dan Corel 10.000	33
4.6.2.2 Pengujian Temu Kembali Citra yang Dirotasi	34
4.6.2.3 Pengujian Temu Kembali Citra Batik Dengan Ukuran Berbeda	35
4.7 Pembahasan	36
BAB 5	43
KESIMPULAN DAN SARAN	43
5.1 Kesimpulan	43
5.2 Saran	44
DAFTAR PUSTAKA	45

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Ilustrasi ekstraksi fitur GLCM.....	8
Gambar 2.2	Ilustrasi orientasi sudut GLCM	9
Gambar 2.3	Empat jenis texton pada MTH.....	10
Gambar 3.1	Contoh Data Corel.....	12
Gambar 3.2	Contoh Data Batik.....	12
Gambar 3.3	Alur temu kembali citra menggunakan MTCD.....	13
Gambar 3.4	Alur ekstraksi fitur orientasi tepi.....	13
Gambar 3.5	Alur ekstraksi fitur warna.....	13
Gambar 3.6	Alur ekstraksi fitur GLCM	14
Gambar 3.7	Empat jenis texton pada MTH.....	17
Gambar 3.8	Enam jenis texton pada MTCD.....	17
Gambar 3.9	Ilustrasi Perbandingan deteksi Texton MTH dengan MTCD.....	17
Gambar 4.1	Contoh representasi histogram MTCD.....	28
Gambar 4.2	Kurva perbandingan GLCM, MTH dan MTCD.....	40
Gambar 4.3	Contoh hasil temu kembali MTH data Batik dengan 8 <i>retrieval</i>	40
Gambar 4.4	Contoh hasil temu kembali MTCD data Batik dengan 8 <i>retrieval</i>	41
Gambar 4.5	Contoh hasil temu kembali MTH data Corel 10.000	41
Gambar 4.6	Contoh hasil temu kembali MTCD data Corel 10.000.....	42



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Rata-rata perbandingan kuantisasi orientasi tepi	31
Tabel 4.2 Rata-rata perbandingan kuantisasi warna	32
Tabel 4.3 Tabel perbandingan fitur texton dengan dan tanpa fitur GLCM	33
Tabel 4.4 Rata-rata perbandingan MTH dengan MTCD	34
Tabel 4.5 Rata-rata perbandingan citra uji yang dirotasi	35
Table 4.6 Rata-rata performa dengan ukuran citra yang berbeda	35