p-ISSN: 1979-5661
e-ISSN: 2622-321X

Sistem Perolehan Citra *Piercing* Berdasarkan Pendekatan *Codebook* Dan *Keyblock*

I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Udayana
Bukit Jimbaran, Indonesia
gungde@unud.ac.id

Abstract

Makalah ini menyajikan pengembangan sistem perolehan citra *piercing* berdasarkan pendekatan *codebook* dengan fitur tekstur dengan *keyblock*. Di dalam upaya membangun suatu *platform* pengembangan sistem perolehan citra warisan budaya, diperlukan suatu pendekatan yang handal untuk membangun berbagai sistem perolehan citra seperti batik dan lukisan. *Keyblock* merupakan generalisasi sistem temu kembali berbasis konten pada domain citra. *Codebook* dibangun berdasarkan pengelompokan nilai *keyblock* yang mewakili karakteristik citra pada data yang digunakan. Untuk data eksperimen, digunakan 41 pola *piercing* asli dan divariasikan menjadi 9 orientasi dan skala sehingga menjadi berjumlah 369 citra, dengan rincian sejumlah 328 citra untuk *training data* dan 41 citra untuk *testing data* atau kueri. Hasil yang optimal dicapai pada penggunaan ukuran *keyblock* 2x2 dan ukuran *codebook* 300 dengan rata-rata *distorsi* sebesar 19.07 tingkat keabuan dan *RMS_error* rata-rata sebesar 6.65 tingkat keabuan. Tingkat keberhasilan sistem perolehan citra dinyatakan dengan grafik *precision* dan *recall*, dengan kurva terbaik dicapai pada penggunaan teknik *matching* berdasarkan *vector space* (S_{VM}).

Keywords: *keyblock*, *vektor quantization*, *codebook*, *Generalized Lloyd Algorithm*, *piercing*

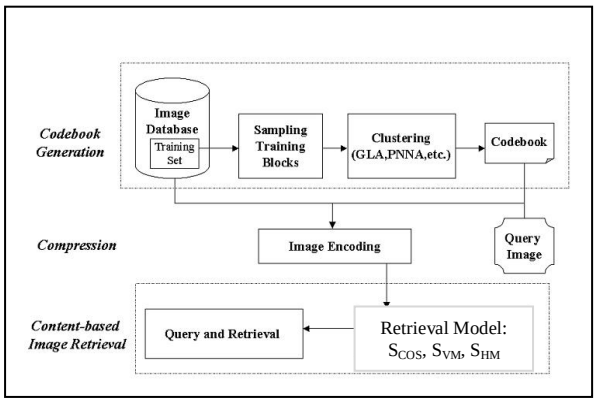
1. Introduction

Sebuah citra dapat mewakili sejuta makna, suatu ungkapan yang sangat tepat untuk merepresentasikan kemampuan yang terkandung dalam sebuah citra. Pemanfaatan citra digital dalam berbagai aplikasi menunjukkan peningkatan yang tinggi. Pengguna dengan berbagai latar belakang dapat melakukan akses dan manipulasi citra yang tersimpan didalam berbagai *server* [1]. Sistem perolehan citra dari basis data yang berbasis konten tidak selalu memberikan hasil yang memuaskan. Hal ini diakibatkan karena kompleksitas informasi yang terkandung dalam suatu citra, terutama bila basis data citra tidak dibatasi oleh suatu ranah aplikasi tertentu. Sistem perolehan citra berbasis konten menjadi sebuah area penelitian yang sangat penting saat ini, terutama karena adanya tuntutan efektivitas dan akurasi. Studi tentang sistem perolehan citra warisan budaya sebelumnya dilakukan dengan ranah aplikasi citra batik dan studi yang akan datang mungkin akan dilakukan dengan data lukisan. Makalah ini menjelaskan tentang penggunaan *platform* pengembangan sistem perolehan citra berdasarkan *keyblock* untuk citra *piercing*.

2. Metodologi Penelitian

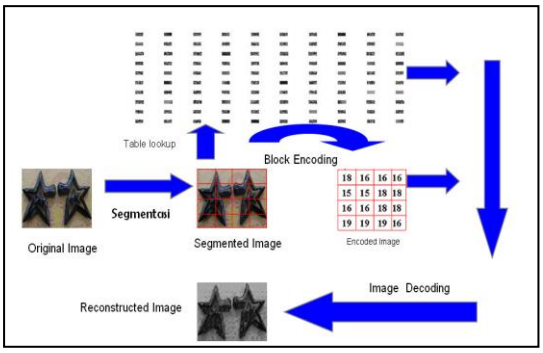
2.1. Pengertian *Keyblock*

Terinspirasi dengan sistem temu kembali informasi berbasis teks, pengusul konsep *keyblock* [5] mencoba untuk menggunakan teori-teori yang dipakai pada temu kembali teks ke dalam domain citra dengan menempatkan *codebook* sebagai *dictionary* dan *keyblock* sebagai *keyword*-nya. Pendekatan *keyblock* pertama kali diajukan untuk sistem temu kembali citra oleh L. Zhu dkk. pada tahun 2002[5]. *Keyblock* mendekomposisi ulang setiap citra menjadi blok yang sama besar lalu menggunakan *vektor quantization* (VQ) untuk mencari blok-blok kunci untuk membentuk *codebook* yang mewakili setiap blok di seluruh citra pada basis data. Gambar 1, menunjukkan diagram alir kerja *keyblock*.



Gambar 1. Diagram alir untuk ekstraksi fitur berdasarkan *keyblock* (dimodifikasi dari [5]).

Langkah pertama, berdasarkan ukuran blok yang ditentukan, setiap citra di dekomposisi ulang menjadi sejumlah blok kecil yang berisi fitur dari sub area bersangkutan. Berdasarkan blok-blok tersebut dari contoh citra di basis data, sebuah *codebook* yang berisi *keyblock* dibangun dengan algoritma pengklusteran VQ (*Vektor Quantizer*) seperti GLA (*Generalized Lloyd Algorithm)* atau PNNA (*Pairwise Nearest Neighbor Algorithm*). Langkah kedua, setiap citra di basis data di*encoding* dengan menggunakan *codebook* yang berhasil dibentuk. Dimulai dengan mendekomposisi ulang citra menjadi blok-blok dengan besaran yang sama dengan saat pembentukan *codebook* diatas. Untuk setiap blok, dicari entri terdekat pada *codebook* untuk disimpan indeksnya. Dengan cara tersebut, setiap citra dapat di representasikan sebagai sebuah vektor nilai fitur yang setiap nilainya terhubung dengan indeks *keyblock* pada *codebook*. Berikut pada gambar 2 adalah skema untuk proses *encoding* dan *decoding*:



Gambar 2. Procedure untuk proses *encoding* dan *decoding* (dimodifikasi dari [7]).

Langkah terakhir, semua citra di basis data disimpan dalam bentuk vektor nilai fitur tersebut. Rekonstruksi citra dilakukan dengan mengacu kembali ke *codebook* dan hasil rekonstruksi merupakan pendekatan dari citra aslinya. Dengan menggunakan indeks dari *keyblock*, maka citra menjadi sama dengan dokumen teks yang memiliki struktur 1- dimensi linier. Oleh karenanya, generalisasi sistem temu kembali teks berdasarkan *keyword* dapat digunakan di domain citra berdasarkan *keyblock* [6].

2.2. *Generalized Lloyd Algorithm* (GLA)

GLA adalah algoritma pengklusteran berulang yang memperkirakan kondisi optimal selama perulangan berlangsung saat mendesain vektor kuantisasi. Pada setiap perulangan, langkah pertama, himpunan vektor pelatihan dibagi menjadi beberapa kluster berdasarkan kondisi tetangga terdekat menurut *codebook* yang telah dibentuk saat perulangan sebelumnya, adapun *codebook* awalnya ditentukan secara random. Langkah kedua, *centroid* setiap sel di hitung dan menggantikan vektor *codebook* sehingga *codebook* berisi seluruh *centroid* pada tahap tersebut. Langkah ketiga, keseluruhan *distorsi* dihitung dan perubahan *distorsi* diuji. Jika

p-ISSN: 1979-5661
e-ISSN: 2622-321X

perubahan *distorsi* melebihi suatu nilai *threshold*, maka proses-proses diatas perlu diulang, jika sebaliknya maka perulangan dihentikan [7].
Adapun langkah-langkah didalam algoritma GLA dapat dijelaskan sebagai berikut [8]:

- Langkah 1 (inisialisasi):
  - Pilih *training set* $T = \{t_1, ..., t_l\}$ secara random;
  - Tentukan suatu nilai *threshold* δ;
  - Tentukan *codebook* awal, $C_l = \{c_1, ..., c_i, ..., c_N\}$ secara random;
  - Rata-rata *distorsi* awal, $D_0 = \infty$ (suatu nilai yang besar); dan
  - Tentukan jumlah iterasi, $m = 1$.
- Langkah 2 (iterasi pengklusteran)
  Untuk i=1,2, …, l, untuk j=1, 2, …, N, hitung $d(t_i, c_j)$ dan kemudian berdasarkan ciri tetangga terdekat, hitung
  $$P_k = \{t_i \in T \mid k = \arg\min_{1 \le j \le N} d(t_i, c_j)\},$$
  ……(1)
  untuk mencari klaster baru dari T dengan *distorsi* minimal
  $$p = \{p_1, \ldots, p_i, \ldots, p_N\}$$
- Langkah 3 (perhitungan *distorsi*)
  Hitung rata-rata *distorsi* pada himpunan pelatihan terhadap *codebook* saat ini C_m.
  $$D_m = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^{N} \sum_{t \in Pi} d(t, cj)$$
  ……(2)
  jika $\frac{D_{m-1} - D_m}{D_m} \le \delta$, maka iterasi selesai dan C_m sebagai *codebook* akhir, bila tidak terpenuhi maka iterasi dilanjutkan.
- Langkah 4 (perbarui *codebook*)
  Buatlah *codebook* C_{m+1} yang baru dengan menghitung *centroid* dari setiap partisi *P;*
  $$c_i = \frac{1}{|P_i|} \sum_{t \in P_i} t$$
  ……(3)
  dan ganti *codebook* C_m yang lama dengan *codebook* C_{m+1}, yang baru, perbarui $m = m + 1$ dan lanjutkan ke langkah 2.

2.3. *Root Mean Square error* (*RMS_error*)

Untuk melihat kualitas *codebook* yang dihasilkan, maka dilakukan proses *decoding*, yaitu merekonstruksi seluruh citra pelatihan hasil proses *encoding*. Selanjutnya, dihitung *RMS_error* intensitas keabuan antara citra asli dan citra hasil rekonstruksi dengan rumus berikut ini.

$$MSE = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} (x[n_1, n_2] - \hat{x}[n_1, n_2])^2 \quad \text{……(4)}$$

Dimana,

N_1 : ukuran baris
N_2 : ukuran kolom
n_1 : koordinat baris
n_2 : koordinat kolom
x : nilai keabuan piksel citra asli
$\hat{x}$: nilai keabuan piksel citra rekonstruksi

2.4 Pengukuran *Distorsi*

Dalam penelitian ini, hasil pengukuran *distorsi* juga merupakan suatu faktor pertimbangan penting dalam optimasi pembentukan *codebook*. Dalam proses ini akan dihitung jarak *Euclidean* dari tiap *vektor* pada citra *piercing* yang asli dengan *keyblock* yang terkait. Rumus penghitungan *distorsi* dapat dilihat pada Persamaan (2) yaitu pada pembahasan *Generalized Lloyd Algorithm* (GLA). Hasil perhitungan *distorsi* untuk semua ukuran blok dan jumlah *codebook* dapat dilihat pada Tabel 1.

2.5 *Precision dan Recall*

Efektifitas sebuah sistem perolehan citra berbasis konten biasanya diekspresikan dengan istilah *precision dan recall*. Berdasarkan teori perolehan informasi, *precision* didefinisikan sebagai jumlah dokumen relevan yang diperoleh hasil suatu kueri dibagi seluruh dokumen yang diperoleh, sedangkan *recall* didefinisikan sebagai jumlah dokumen yang relevan yang diperoleh hasil suatu kueri dibagi dengan total dokumen relevan yang ada. Untuk lebih tepatnya, asumsikan *himpunan yang diperoleh* sebagai himpunan citra yang diperoleh sebagai jawaban suatu kueri, dan *himpunan yang relevan* sebagai himpunan citra pada basis data yang telah ditentukan sebagai jawaban relevan bagi suatu kueri, maka rumusnya adalah:

$$precision = \frac{|\,himpunan\ yang\ diperoleh \cap himpunan\ yang\ relevan\,|}{|\,himpunan\ yang\ diperoleh\,|} \quad \text{.....(5)}$$

$$recall = \frac{|\,himpunan\ yang\ diperoleh \cap himpunanyang\ relevan\,|}{|\,himpunan\ yang\ relevan\,|} \quad \text{.....(6)}$$

2.6 Model Perolehan Citra *Piercing*

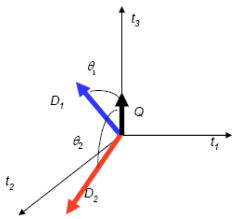
Model yang digunakan dalam perolehan citra *piercing* dengan teknik perolehan citra yaitu *quintuple* [D, K, W, Q, S] dimana:

- $D = \{d_1, \ldots, d_j, \ldots, d_n\}$ adalah daftar citra *piercing* terkompresi VQ, dan n disini merupakan jumlah citra *piercing* di basis data.
- $K = \{k_1, \ldots, k_i, \ldots, k_t\}$ adalah daftar *keyblock* pada *codebook,* dan t merupakan jumlah *keyblock di codebook.*
- $W : K \times D \rightarrow R^+$ adalah pemetaan yang memetakan pasangan *keyblock* dan citra pada sebuah angka positif. Bila $w_{i,j} = W(k_i, d_j)$, maka W direpresentasikan sebagai matrik $(w_{i,j})t \times n$ disebut bobot matrik yang tiap elemennya adalah indeks *keyblock* pada sebuah citra dimana *t* adalah jumlah *keyblock* di *codebook* dan n adalah jumlah citra di basis data . Setiap citra d_j, memiliki sejumlah vektor ciri $d_j = \{w_{1,j}, \ldots, w_{t,j}\}$.
- $Q = \{q_1, \ldots q_c, \ldots, q_l\}$ adalah himpunan citra kueri. Setiap citra kueri memiliki ciri vektor $q = \{w_{1,q}, \ldots, w_{t,q}\}$ yang sama dengan vektor ciri d_j.
- $S : Q \times D \rightarrow R^+$ ukuran kesamaan antara kueri dan citra. Nilai ini digunakan untuk membuat rangking citra yang diperoleh.

Tiga ukuran kesamaan yang dipakai pada sistem perolehan citra *piercing* pada penelitian ini yaitu: berdasarkan kesamaan *cosine* (S_{COS}), *histogram* (S_{HM}), dan *vektor space* (S_{VM}).

2.7 Kesamaan *Cosine* (S_{COS})

p-ISSN: 1979-5661
e-ISSN: 2622-321X



Gambar 3. Kesamaan *Cosine* (S_{COS}).

Kesamaan *cosine* (S_{COS}) adalah pengukuran kesamaan antara dua vektor dengan mencari nilai *cosine* (S_{COS}) dari sudut antara kedua vektor tersebut [9]. Pada perolehan citra, kesamaan *cosine* (S_{COS}) antar dua citra berkisar antara 0 – 1 dan sudut antara kedua vector tidak lebih dari 90^o. Pada dua buah vektor $\vec{d}_j$ dan $\vec{q}$, dimana $\vec{d}_j$ dan $\vec{q}$ merupakan *frekuensi* kemunculan setiap *keyblock*, maka kesamaan *cosine* (S_{COS})-nya adalah:

$$S_{\cos}(\vec{q},\vec{d}_j) = \cos\phi = \frac{\vec{d}_j.\vec{q}}{|\vec{d}_j||\vec{q}|} = \frac{\sum_{i=1}^{t} w_{i,j} * w_{i,q}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{t} w^2_{i,j}} * \sqrt{\sum_{i=1}^{t} w^2_{i,q}}} \quad \text{.....(7)}$$

2.8 Model *Vektor Space* (S_{VM}).

Metode perolehan informasi berbasis vektor merepresentasikan dokumen dan kueri dengan suatu vektor, serta menghitung kesamaannya dengan *inner product* yang dapat dilihat pada Persamaan (11). Dengan menormalisasi vektor menjadi satuan panjang, *inner product* mengukur kosinus sudut antara dua *vektor* pada ruang *vektor* [9].

Bila ada *n* citra *piercing* pada *D* dan *t keyblock* pada *K*, maka normalisasi kemunculan *keyblock* k_i pada citra d_j adalah:

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_t n_{t,j}} \quad \text{.....(8)}$$

Dimana $n_{i,j}$ adalah *frekuensi* kemunculan *keyblock* k_i pada citra d_j dan $n_{t,j}$ adalah *frekuensi* kemunculan seluruh *keyblock* pada citra d_j.

df_i adalah jumlah citra yang memiliki k_i. *Inverse* dari df_i adalah:

$$idf_i = \log\frac{n}{1+df_i} \quad \text{.....(9)}$$

Sehingga $w_{i,j}$ yaitu bobot *keyblock* i pada citra j dapat dihitung dengan:

$$w_{i,j} = tf_{i,j} idf_i = tf_{i,j} \log\frac{n}{1+df_i} \quad \text{.....(10)}$$

metode ini memberikan bobot besar pada *keyblock* yang sering muncul pada citra D. Bobot untuk kueri q yaitu $w_{i,q}$, dihitung serupa. Metode *vektor space* menghitung kesamaan dengan *inner product* antara dua vektor:

$$S_{VM}(\vec{q},\vec{d}_j) = \frac{\vec{d}_j.\vec{q}}{|\vec{d}_j||\vec{q}|} = \frac{\sum_{i=1}^{t} w_{i,j} * w_{i,q}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{t} w^2_{i,j}} * \sqrt{\sum_{i=1}^{t} w^2_{i,q}}} \quad \text{.....(11)}$$

2.9 Model *Histogram*

Perolehan citra dengan model ini menggunakan *histogram* dari *frekuensi* kemunculan seluruh *keyblock* pada suatu citra[14] yang dalam penelitian ini citra yang dimaksud adalah citra *piercing*, dimana $w_{i,j} = f_{i,j}$, yang artinya bobot *keyblock* i pada citra j sama dengan *frekuensi* k_i muncul pada d_j. Begitu juga dengan $w_{i,q} = f_{i,q}$. Nilai kesamaan dihitung dengan :

$$S_{HM}\left(\vec{q},\vec{d}_j\right) = \frac{1}{1+dis\left(\vec{q},\vec{d}_j\right)} \quad \text{.....(12)}$$

Dimana fungsi *distance* atau jarak dihitung dengan:

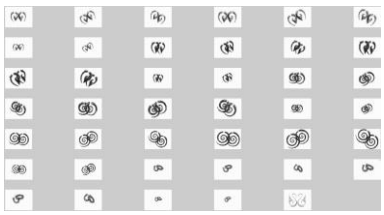
$$dis\left(\vec{q},\vec{d}_j\right) = \sum_{i=1}^{t} \frac{\left|w_{i,j} - w_{i,q}\right|}{1 + w_{i,j} + w_{i,q}} \quad \text{.....(13)}$$

3. Hasil dan Pembahasan

Dari 328 citra *piercing* yang digunakan untuk *training data,* dan sejumlah 41 citra *piercing* untuk citra kueri, secara keseluruhan memiliki dimensi citra yang sama yaitu 128 x 96. Dari hasil eksperimen ternyata blok citra dengan ukuran 2x2 yang menghasilkan akurasi yang terbaik dengan beberapa variasi jumlah *codebook* yaitu diantaranya 100, 200, 300, 400, dan 500. Pada Gambar 3 dibawah ini dapat dilihat representasi sejumlah 41 citra yang diambil secara random untuk kueri.

Gambar 4. Sejumlah 41 citra *piercing* untuk kueri yang dipilih secara random dari 369 data.

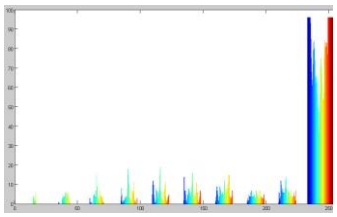
Pada Gambar 5, dapat dilihat citra *piercing* hasil rekonstruksi dari ukuran blok 2x2 dengan jumlah *codebook* yang hanya ditampilkan diantaranya 100, 300, dan 500. Dari hasil eksperimen ini menunjukkan bahwa *codebook* dapat digunakan sebagai *vector quantifier* untuk proses *encoding* dan *decoding* citra *piercing*. Selanjutnya, kualitas citra hasil rekonstruksi diuji dengan rata-rata *RMS_error* terhadap citra aslinya. Dari hasil citra rekonstruksi pada Gambar 5 diperoleh nilai rata-rata *RMS error* yang dihitung dengan Persamaan (4), yaitu masing-masing 9.42, 6.65, dan 6.57 (nilai rata-rata *RMS error* dari seluruh blok dan *codebook* dapat dilihat pada Tabel 2). Berikut adalah representasi citra rekonstruksi dari blok 2x2 dengan *codebook* 100:



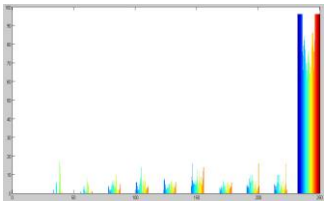
Gambar 5. Citra rekonstruksi dengan blok 2 x 2 dan *codebook* 100.

p-ISSN: 1979-5661
e-ISSN: 2622-321X

Histogram sebuah citra *piercing* merupakan representasi grafis dari *frekuensi* intensitas piksel yang ada pada citra tersebut. Pada sebuah citra keabuan 8 bit, nilai keabuan mencapai 256, sedangkan pada citra dengan 16 bit, nilai keabuan mencapai 65.536. Gambar 6 dan Gambar 7 berikut menunjukan tipikal *histogram* untuk citra asli dan citra rekonstruksi dari citra pertama:



Gambar 6. *Histogram* citra *piercing* asli pertama.



Gambar 7. *Histogram* rekonstruksi citra pertama.

Kedua *histogram* memiliki 10 *peak* dan setiap *peak* dipisahkan antara 5 – 15 tingkat intensitas keabuan. Dengan jarak antar *peak* yang mencapai 15 tingkat intensitas keabuan, ternyata nilai *RMS_error* yang hanya mencapai 9 tingkat tidak akan mengakibatkan perpindahan *peak* pada tiap piksel yang mengakibatkan perubahan citra yang signifikan.

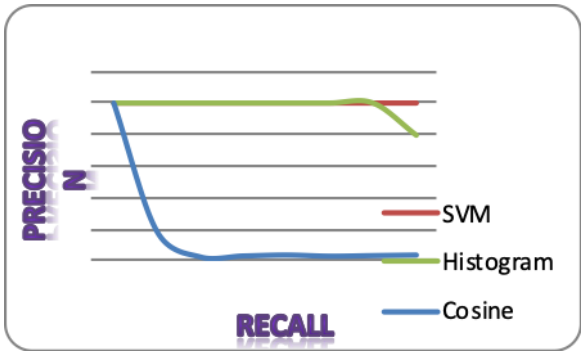
Tabel 1. Rata-rata *distorsi* pada setiap ukuran *codebook* dan blok

Ukuran blok	Ukuran *codebook*				
	100	200	300	400	500
2 x 2	30.22	22.24	19.07	21.19	23.02
4 x 4	102.08	94.42	80.85	90.77	84.33
8 x 8	307.34	259.57	239.78	232.73	239.72

Tabel 2. Rata-rata *RMS_error* pada setiap ukuran *codebook* dan blok

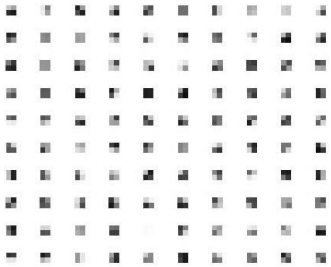
Ukuran blok	Ukuran *codebook*				
	100	200	300	400	500
2 x 2	9.42	7.52	6.65	6.92	6.57
4 x 4	15.83	14.84	14.20	14.48	13.23
8 x 8	23.58	21.20	20.44	20.23	19.77

Pada Tabel 2 diatas menunjukan nilai rata-rata *RMS_error* untuk seluruh citra *piercing* pada setiap ukuran *codebook* dan *keyblock* yang dibentuk. Dari Tabel 2 terlihat bahwa untuk satu ukuran *codebook*, semakin kecil ukuran *keyblock*, semakin kecil rata-rata *RMS_error* yang terjadi. Kinerja perolehan cenderung menurun dengan membesarnya ukuran blok. Grafik *Precission dan Recall* dapat dilihat pada gambar 8 dibawah ini:



Gambar 8. Grafik *Precission dan Recall* dengan blok 2 x 2 dan *codebook* 100.

Gambar 9 menunjukan bahwa teknik perolehan kesamaan *vector space*(S_{VM}) memiliki kinerja paling baik diantara ketiga teknik perolehan lainnya untuk semua ukuran blok dan *codebook* yang dicobakan, hal ini dapat dilihat pada ketiga grafik *Precission dan Recall* diatas.



Gambar 9. Representasi *codebook* dengan blok 2 x 2 dan jumlah *codebook* 100.

4. Kesimpulan

Hasil studi ini memberikan kesimpulan sebagai berikut:

1) Ciri tekstur citra *piercing* dapat diekstraksi dengan pendekatan *codebook* dan *keyblok*. Berdasarkan keberhasilan didalam sistem temu kembali berbasis text, dengan ini sistem temu kembali informasi berdasarkan konten pada domain citra *piercing* dapat dilakukan dengan merepresentasi citra *piercing* diubah menjadi vektor ciri 1-dimensi dengan melakukan *encoding* berdasarkan *codebook* yang telah dibentuk.
2) Akurasi terbaik diperoleh pada ukuran blok 2x2 dan *codebook* 300, dengan melihat tampilan citra *piercing* hasil rekonstruksi secara *visual* dan diperkuat dengan menghitung nilai rata-rata *RMS_error* dapat disimpulkan bahwa kerusakan citra *piercing* ketika rekonstruksi tidak terlalu signifikan karena nilai rata-rata *distorsi* 19.07 tingkat keabuan dan nilai rata-rata *RMS_error* yaitu 6.65 tingkat keabuan pada blok 2x2 masih dianggap dalam batas toleransi.

Model kesamaan *Vektor Space* (S_{VM}) menunjukan kinerja yang terbaik dibandingkan dengan dua model perolehan lainnya, hal ini dapat dilihat pada ketiga grafik *Precission dan Recall* pada gambar 8.

References

[1] J. Eakins dan M. Graham, “Content-based Image Retrieval,” *Technology Applications Programme Report 39*, University of Northumbria at Newcastle, October 1999.

[2] http://en.wikipedia.org/wiki/CBIR, Content-based image retrieval” [accessed in October 1, 2009].

[3] R. M. Haralick, K. Shanmugam, dan I. Dinstein, “Textural Feature for Image Classification,” *IEEE Transactions on Sistem, Man dan Cybernetics*, Vol SMC-3 No. 6, November 1973.

[4] P. Brodatz, *“Textures”*, New York, Dover, 1966.

p-ISSN: 1979-5661
e-ISSN: 2622-321X

[5] L. Zhu dan A. Zhang, *"Theory of Keyblock-based Image Retrieval,"* ACM Journal, pp. 1-32, March 2002.
[6] L. Zhu, A. Rao, dan A. Zhang, *"Advanced Feature Extraction for Keyblok-based Image Retrieval,"* Proceedings of International Workshop on Multimedia Information Retrieval (MIR 2000), Los Angeles, California, USA, November 4, 2000.
[7] L. Zhu, A. Rao, dan A. Zhang, 2000, *"Keyblok: An approach for content-based geographic image retrieval,"* Proceedings of First International Conference on Geographic Information Science (GIScience2000), Savannah, Georgia, USA, 286–287, 2000.
[8] L. Zhu, C. Tang, dan A. Zhang, *"Using Key blok Statistics to Model Image Retrieval,"* Advances in Multimedia Information Processing – PCM 2001, Second IEEE Pacific Rim Conference on Multimedia, Beijing, China, October 24-26, 2001, Proceedings 2001.
[9] Yates, R.B, dan B.R. Neto. *Modern Information Retrieval.* Addison Wesley, 1999.