

Klasifikasi Citra Menggunakan Metode Minor Component Analysis pada Sistem Temu Kembali Citra

Vera Yunita, Yeni Herdiyeni

Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor, Jl. Meranti Wing 20 Lv.V, Bogor, Jawa Barat, 16680

Abstract—This paper presents a method for image classification. In content-based image retrieval (CBIR) system, retrieving process is done by comparing a query image to all images from image database. This process is not effective because spends much times besides the retrieved images are not always match with the query image particularly for large databases. To solve this problem, image classification is proposed. In this research, minor component analysis (MCA) is used for images classification. For each image, a feature vector describing color, shape and texture. MCA vector will be formed as a representative pattern for each images class. In classification process, image database divided for image training and testing. Train data used to build classification model while test data used for test the accuracy of classification model. From this research it can be concluded that usage of MCA can improve the accuracy about 33.20%. This improvement shows that MCA can be applied in CBIR system, especially for large images database.

Keywords: content-based image retrieval, minor component analysis, principal component analysis.

PENDAHULUAN

Sistem temu kembali citra berdasar pada informasi citra atau yang lebih dikenal dengan *content-based image retrieval* (CBIR) tidak selalu memberikan hasil yang memuaskan. Hal ini disebabkan karena dalam proses pencarian, kueri citra harus dibandingkan dengan semua citra yang terdapat dalam basis data citra. Cara pencarian seperti ini tentunya membutuhkan waktu terutama pada basis data citra yang sangat besar. Permasalahan ini dapat diatasi dengan cara mengklasifikasikan citra yang terdapat pada basis data sehingga sebuah citra kueri hanya akan dibandingkan dengan kelas-kelas citra, bukan dengan semua citra yang terdapat dalam basis data citra.

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra di antaranya adalah *support vector machines* (SVM), *fuzzy logic*, *k-nearest neighbor* (KNN) dan *minor component analysis* (MCA). Untuk teknik klasifikasi citra menggunakan MCA sebelumnya telah diteliti oleh Jancovic *et al.* (2006). Dalam penelitian tersebut, Jancovic *et al.* menerapkan teknik klasifikasi dalam sistem CBIR dengan tujuan untuk meningkatkan keakuratan hasil temu kembali citra dan mempercepat proses pencarian terhadap suatu kueri. Hasil penelitian tersebut akan diterapkan pada basis data citra yang berukuran sangat besar.

Pada penelitian ini, klasifikasi citra dilakukan dengan menggunakan metode yang sama dengan penelitian Jancovic *et al.* (2006) yaitu *minor component analysis* (MCA). Metode ini dipilih karena dari penelitian tersebut diketahui bahwa MCA dapat mempertahankan informasi yang fokus terhadap objek citra melalui proses *learning*. Sedangkan *principal component analysis* (PCA) lebih fokus terhadap informasi citra secara global yang tentu saja melibatkan *background* citra. Pada proses temu kembali, citra kueri hanya akan dibandingkan dengan pola representatif dari setiap kelas citra, sehingga proses pencarian akan lebih cepat dan hasil temu kembali yang diperoleh akan lebih akurat (Jancovic *et al.* 2006).

METODOLOGI

2.1 Minor Component Analysis (MCA)

Minor component analysis (MCA) atau yang disebut juga dengan *minor subspace analysis* (MSA) merupakan suatu metode statistika yang digunakan untuk menentukan ragam terkecil pada suatu data. Sedangkan menurut Luo *et al.* (1997) yang dimaksud dengan komponen minor adalah vektor *eigen* yang bersesuaian dengan nilai *eigen* terkecil dari sebuah matriks input (matriks korelasi). Pada pemrosesan MCA, vektor bobot dimodifikasi menggunakan metode *learning rule* agar menghasilkan sebuah vektor *eigen* yang bersifat konvergen (memusat) terhadap sebaran data (Moller & Konies 2003). Menurut Jancovic (2005), algoritme MCA mengekstrak N komponen minor dari vektor K -dimensi melalui proses acak stationer $N < K$.

Target dari MCA adalah mengekstrak komponen minor dari data input dengan *update* vektor bobot secara adaptif. Misalkan matriks korelasi $R = x(t)x^T(t)$ merupakan matriks dari input $x(t)$. Karena matriks R merupakan sebuah matriks persegi, maka dari matriks ini dapat dihitung sejumlah nilai *eigen* (λ). Banyaknya nilai *eigen* yang dihasilkan akan sama dengan jumlah dimensi (baris atau kolom) dari matriks R . Nilai *eigen* yang dihasilkan akan beragam yaitu, $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n \geq 0$ dan vektor *eigen* v_1, v_2, \dots, v_n dapat dibentuk dari setiap nilai *eigen* tersebut, sehingga :

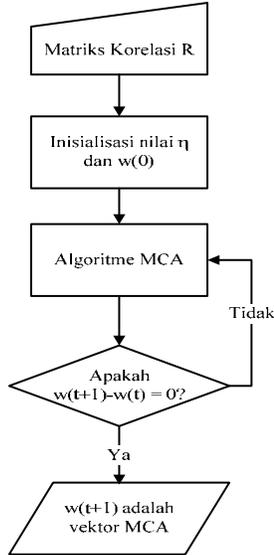
$$R = \sum_{i=1}^n \lambda_i v_i v_i^T$$

Perhitungan MCA dilakukan dengan menggunakan algoritme *learning* dengan iterasi t yang sangat besarsehingga menghasilkan sebuah vektor bobot yang nilainya konvergen. Algoritme untuk menghitung MCA

secara deterministik yang diperkenalkan oleh Luo *et al.* (1997) adalah:

$$w(t+1) = w(t) - \eta [Rw(t)w^T(t)w(t) - w(t)w^T(t)Rw(t)]$$

dengan $\eta > 0$ merupakan koefisien *learning rate*. Algoritme tersebut menghasilkan vektor w yang konvergen pada iterasi t yang sangat besar. Proses pembentukan vektor MCA dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses pembentukan vektor MCA.

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra *California Institute of Technology (Caltech)*. Citra yang digunakan sebagai data *training* berjumlah 250 citra yang dibagi ke dalam sepuluh kelas, sehingga masing-masing kelas memiliki 25 citra. Sepuluh kelas citra yang digunakan dalam basis data citra adalah kelas matahari terbenam, sapi, gajah, pohon, burung, mobil, singa, sepeda motor, helikopter

dan beruang. Contoh citra database *Caltech* yang digunakan pada percobaan dapat dilihat pada Gambar 2.

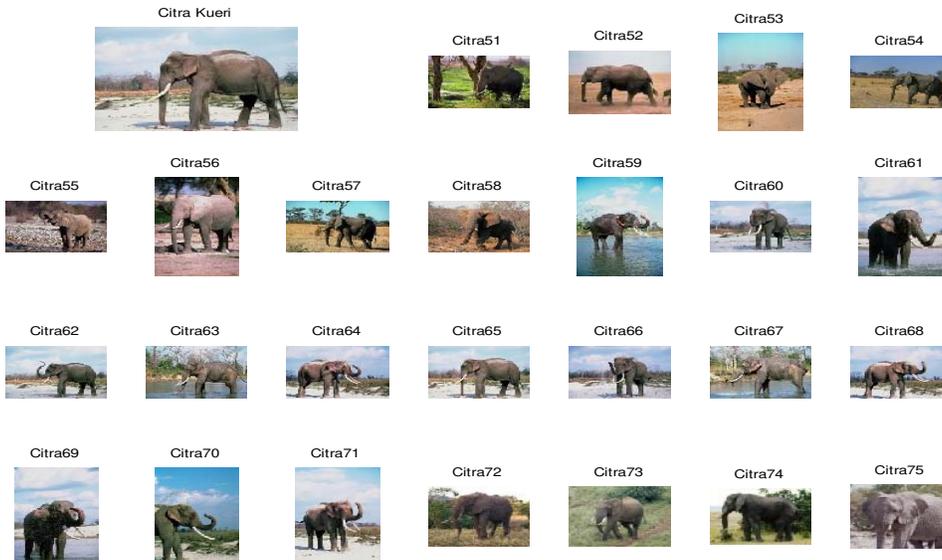


Gambar 2. Contoh citra *Caltech* yang digunakan pada percobaan.

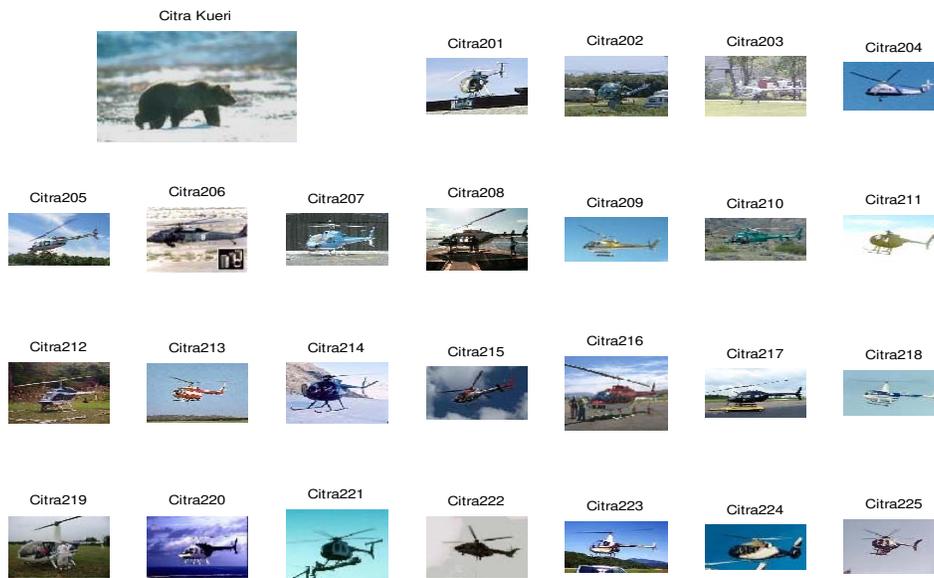
Vektor fitur yang akan digunakan untuk membentuk vektor MCA merupakan kombinasi dari fitur warna, bentuk dan tekstur. Untuk fitur warna digunakan 162 komponen, fitur bentuk 72 komponen dan fitur tekstur 7 komponen. Kombinasi ini menghasilkan vektor fitur berukuran 241×1 untuk setiap citra, sehingga untuk setiap kelas terdapat matriks fitur yang berukuran 241×25 .

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebuah citra kueri diklasifikasikan ke dalam sebuah kelas apabila panjang vektor hasil proyeksi fiturnya pada vektor MCA kelas tersebut lebih kecil daripada kelas lainnya. Apabila sebuah citra kueri diklasifikasikan ke dalam suatu kelas, maka semua citra yang berada dalam kelas tersebut akan menjadi citra hasil temu kembali. Hasil temu kembali untuk citra kueri yang diklasifikasikan dengan benar sesuai dengan kelasnya dapat dilihat pada Gambar 3, sedangkan untuk citra kueri yang diklasifikasikan ke dalam kelas yang salah dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 3. Hasil temu kembali untuk klasifikasi yang benar.



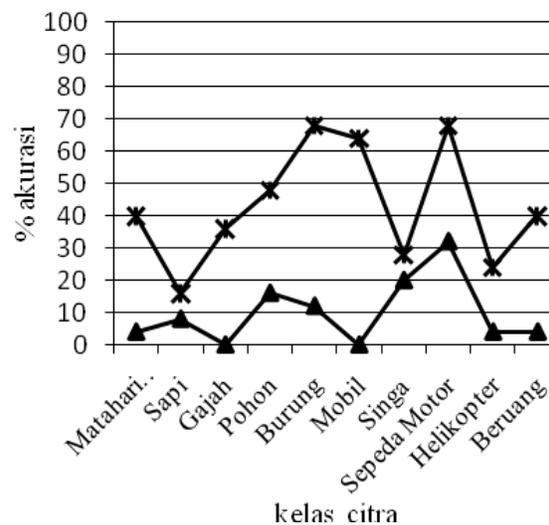
Gambar 4. Hasil temu kembali untuk klasifikasi yang salah.

Perbandingan hasil klasifikasi yang diperoleh menggunakan *classifier* MCA dan PCA dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan akurasi klasifikasi menggunakan MCA dan PCA

| Kelas Citra | Akurasi MCA | Akurasi PCA |
|-------------------|-------------|-------------|
| Matahari terbenam | 36% | 4% |
| Sapi | 8% | 8% |
| Gajah | 36% | 0 |
| Pohon | 32% | 16% |
| Burung | 56% | 12% |
| Mobil | 64% | 0 |
| Singa | 8% | 20% |
| Sepeda Motor | 36% | 32% |
| Helikopter | 20% | 4% |
| Beruang | 36% | 4% |

Rataan akurasi yang diperoleh pada pengujian data *testing* untuk seluruh kelas adalah 33.20%. Sedangkan akurasi rata-rata untuk hasil pengujian ini adalah 10%. Perbandingan hasil akurasi antara MCA dan PCA dalam pengujian klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Perbandingan akurasi PCA dan MCA pada pengujian klasifikasi. * MCA, ▲ PCA.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil menerapkan metode *minor component analysis* (MCA) pada proses klasifikasi citra dalam sistem temu kembali citra. Secara umum, penggunaan MCA sebagai *classifier* dapat meningkatkan nilai akurasi. Nilai rata-rata akurasi yang diperoleh pada pengujian klasifikasi menggunakan MCA lebih tinggi dari pada PCA. Dengan menerapkan proses klasifikasi pada sistem temu kembali citra, diperoleh hasil temu kembali yang sangat akurat apabila sebuah citra kueri diklasifikasikan dengan benar. Selain itu, proses pencarian menjadi lebih efisien karena citra kueri hanya dibandingkan dengan sepuluh vektor MCA yang merupakan representasi fitur dari setiap kelas.

DAFTAR PUSTAKA

- Chung, KP. 2007. Intelligence Content Based Image Retrieval Framework Based on Semi-Automated Learning and Historic Profile [tesis]. Australia: Murdoch University. 2007.
- Jancovic, M & Reljin, B. 2005. A New Minor Component Analysis Method Based on Douglas-Kung-Amari Minor Subspace Analysis Method. IEEE Signal Processing Letters. Vol. 12. 2005.
- Jankovic, M et al. 2006. Minor Component Analysis (MCA) Applied to Image Classification in CBIR Systems. IEEE Transactions on Neural Network. Volume 06. 2006.
- Leon, SJ. 1998. Aljabar Linear dan Aplikasinya. Erlangga: Jakarta.
- Luo FL, Unbehauen R, Cichocki A. 1997. A Minor Component Analysis Algorithm. Vol. 10, No. 2, p. 291-297. 1997.
- Moller, R & Konies, A. 2003. Couple principal Component Analysis. IEEE Transactions on Neural Network. Volume 03. 2003.
- Mueen A, Sapiyan M, Zainuddin R. 2007. Multilevel Feature Extraction and X-ray Image Classification. Journal of Applied Science 7(8). 1224-1229. 2007.
- Pebuardi R. 2008. Pengukuran Kemiripan Citra Berbasis Warna, Bentuk dan Tekstur Menggunakan Bayesian Network [skripsi]. Bogor : Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor.
- Smith, LI. 2002. A Tutorial on Principal Component Analysis. 12-20. 2002.

