

PERBANDINGAN DTCWT DAN NMF PADA FACE RECOGNITION MENGUNAKAN EUCLIDEAN DISTANCE

David; Ferdinand Ariandy Luwinda

Computer Science Department, School of Computer Science, Binus University
Jl. K.H. Syahdan No. 9, Palmerah, Jakarta Barat 11480
dang@binus.edu; fluwinda@binus.edu

ABSTRACT

Dual tree complex wavelet transform (DTCWT) is widely used for representation of face image features. DTCWT is more frequently used than Gabor or Discrete Wavelet Transform (DWT) because it provides good directional selectivity in six different directions. Meanwhile, non-negative matrix factorization (NMF) is also frequently used since it can reduce high dimensional feature into smaller one without losing important features. This research focused on comparison between DTCWT and NMF as feature extraction and Euclidean Distance for classification. This research used ORL Faces database. Experimental result showed that NMF provided better results than DTCWT did. NMF reached 92% of accuracy and DTCWT reached 78% of accuracy.

Keywords: *Dual Tree Complex Wavelet transform (DT-CWT), Non-negative Matrix Factorization (NMF), face recognition, euclidean distance*

ABSTRAK

Dual tree complex wavelet transform (DTCWT) sering digunakan untuk merepresentasikan fitur pada gambar wajah. DTCWT lebih sering digunakan dibandingkan dengan Gabor atau Discrete Wavelet Transform (DWT) karena DTCWT memberikan keunggulan dalam segi pemilihan arah pada enam arah yang berbeda. Non-negative Matrix Factorization (NMF) juga sering digunakan karena dapat mereduksi fitur yang besar menjadi fitur yang lebih kecil tanpa mengurangi fitur yang penting. Penelitian ini berfokus pada perbandingan antara DTCWT dan NMF sebagai fitur ekstraksi dan Euclidean Distance sebagai classifier. Penelitian ini menggunakan ORL Faces database. Hasil penelitian menunjukkan bahwa NMF memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan DTCWT. NMF mencapai akurasi sebesar 92%, sedangkan DTCWT mencapai akurasi sebesar 78%.

Kata kunci: *Dual Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT), Nonnegative Matrix Factorization (NMF), face recognition, euclidean distance*

PENDAHULUAN

Klasifikasi adalah salah satu bidang Artificial Intelligence yang paling sering ditemui dalam bidang kehidupan manusia. Klasifikasi dibutuhkan karena adanya beberapa objek yang harus dikelompokkan berdasarkan karakteristik yang diamati dari objek itu (Zhang, 2000). Salah satu penggunaan klasifikasi ada pada aplikasi *face recognition*. *Face recognition* merupakan bagian dari Artificial Intelligence dalam bidang *biometric* yang menarik banyak perhatian para peneliti terutama pada bagian *computer vision* dan *pattern recognition*. *Face recognition* banyak digunakan dalam berbagai aplikasi seperti untuk keamanan informasi, pengawasan, dan sebagainya. Banyak algoritma yang dikembangkan untuk melakukan pengenalan wajah dan masing-masing memiliki kelebihan tersendiri dalam algoritma. Hal ini dikarenakan banyak faktor yang dapat mempengaruhi pengenalan wajah seperti cahaya, pose, jarak, resolusi dan sebagainya.

Masalah yang sering dihadapi pada saat ingin melakukan pengenalan wajah adalah fitur gambar yang sangat besar. Sehingga jika gambar yang dimasukkan terlalu besar, hal ini dapat membuat proses pengenalan wajah menjadi lebih berat dan memakan waktu yang cukup lama. Untuk mencegah hal tersebut, kita dapat menggunakan teknik ekstraksi fitur. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan dua teknik ekstraksi fitur, sehingga dapat diketahui teknik ekstraksi fitur yang lebih baik dalam pengenalan wajah.

Ekstraksi fitur digunakan untuk mengekstraksi fitur atau beberapa informasi dari sebuah gambar dengan menggunakan algoritma tertentu untuk mendapatkan fitur yang unik yang dapat merepresentasikan keseluruhan gambar. Fitur yang unik tersebut akan digunakan untuk melakukan pendeteksian terhadap sekumpulan gambar, sehingga untuk melakukan pengenalan gambar pada wajah, tidak perlu memasukkan seluruh informasi atau fitur yang ada pada gambar tersebut. Beberapa algoritma yang bisa digunakan sebagai ekstraksi fitur adalah *discrete wavelet transform* (DWT), *dual tree complex wavelet transform* (DTCWT), dan *non-negative matrix factorization* (NMF). Menurut Kingsbury (1998), DTCWT memiliki kelebihan dibanding DWT karena memiliki ketergantungan terhadap pergeseran serta memiliki tingkat selektivitas yang jelek.

Pada tahun 2006, Ioan Buciu et al melakukan perbandingan ekstraksi fitur terhadap NMF, DNMF dan LNMF untuk melakukan pengenalan wajah. *Database* wajah yang digunakan diambil dari *ORL database* dan *YALE database*. Pada penelitian ini, didapatkan bahwa LNMF memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan NMF dan DNMF. Sedangkan pada *YALE database*, NMF memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan DNMF dan LNMF. Sebagai *classifier* untuk mengklasifikasi fitur yang telah diekstrak, digunakan CSM, MCC dan SVM.

Pada tahun 2008, Yuehui Sun and Minghui Du melakukan penelitian dengan menggabungkan Empirical Mode Decomposition (EMD) dan DTCWT untuk *face recognition*. Hasil penggabungan 2 metode tersebut memberikan hasil yang lebih bagus dibandingkan dengan menggunakan Improved Orthogonal Neighborhood Preserving Projections (IONPP).

Pada tahun 2009, Buciu dan gascadi melakukan penelitian klasifikasi mammogram dengan membandingkan hasil ekstraksi fitur yang dihasilkan oleh ICA, PCA dan NMF. Dari hasil penelitian ini, didapati bahwa NMF memiliki hasil ekstraksi fitur yang lebih baik untuk klasifikasi dibandingkan dengan ICA dan PCA. PCA dan ICA memiliki kelemahan dalam melakukan ekstraksi fitur seperti fitur yang diekstrak bersifat keseluruhan dari gambar (tidak per bagian) (Li et al, 2001) (Zhang, 2005).

Pada tahun 2011, Ramesha dan Raja melakukan penelitian pada *face recognition* menggunakan DTCWT sebagai metode ekstraksi fitur dan fitur yang dihasilkan digabungkan dengan menggunakan Random Forest, Euclidean Distance dan Support Vector Machine sebagai *classifier*. Pada tahun yang sama, Jaya Priya melakukan penelitian pada *face recognition* menggunakan DTCWT sebagai ekstraksi fitur dan dibandingkan dengan menggunakan metode gabor wavelet dan PCA.

Penelitian yang kami lakukan kali ini berfokus pada perbandingan antara DTCWT dan NMF sebagai fitur ekstraksi dan Euclidean Distance sebagai classifier. DTCWT yang digunakan pada penelitian ini memisahkan fitur yang dihasilkan dalam beberapa blok. Penggabungan Gabor dan PCA memberikan hasil yang lebih rendah dibandingkan menggunakan DTCWT berbasis blok.

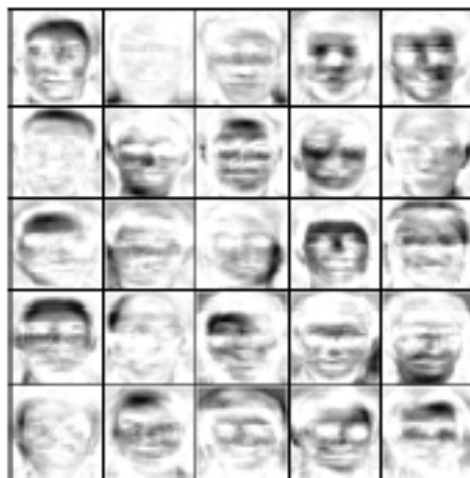
METODE

Metodologi di dalam penelitian ini akan menggunakan NMF sebagai ekstraksi fitur dan classifier. Setelah itu hasilnya akan dibandingkan dengan DTCWT sebagai ekstraksi fitur dan classifier juga. Pada tahap NMF, pertama kali semua gambar yang akan dijadikan *database* gambar, dijadikan menjadi satu matriks yang bisa disebut sebagai matriks X yang berukuran $m \times n$. matriks X tersebut akan dipecah menjadi matriks W yang berukuran $m \times r$ dan H yang berukuran $r \times n$. Pada awalnya matriks W dan H akan diberikan nilai random sesuai dengan ukuran matriks masing-masing. Matriks X berisi seluruh gambar yang ingin dijadikan *database* gambar, dengan syarat 1 gambar, dijadikan 1 kolom matriks. Sehingga jika matriks X berisi 20 gambar dengan masing-masing gambar berukuran 50×50 pixel, ukuran matriks X menjadi 2500×20 pixel.

Setelah mendapatkan matriks X , matriks W dan H dapat dibentuk dengan menentukan nilai r . pada penelitian ini nilai r yang dipakai adalah 30. Proses pembentukan matriks W dan H dilakukan berkali-kali agar jika matriks W dan H dikalikan, akan mendekati matriks X . Perulangan dilakukan dengan menggunakan *cost function* sebagai berikut:

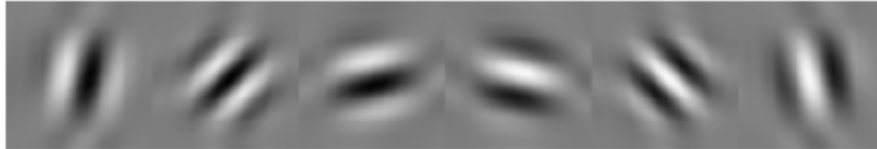
$$KL(X||WH)_{NMF} = \left(\sum_i (x_i \log \frac{x_i}{\sum_k W_{ik} h_k}) \right) - x_i + \sum_k W_{ik} h_k$$

Pada tahap pengujian, klasifikasi dapat dilakukan dengan cara mengubah gambar yang akan diklasifikasi menjadi matriks satu kolom, kemudian mencari nilai H_{test} dengan cara melakukan perhitungan pseudoinvers dari matriks $W_{training}$ dikalikan dengan matriks X_{input} . *Euclidian distance* akan dilakukan terhadap hasil H_{test} yang didapatkan dengan $H_{training}$. Jarak yang paling dekat merupakan hasil dari klasifikasi. Berikut adalah contoh gambar dari matriks W (Gambar 1).



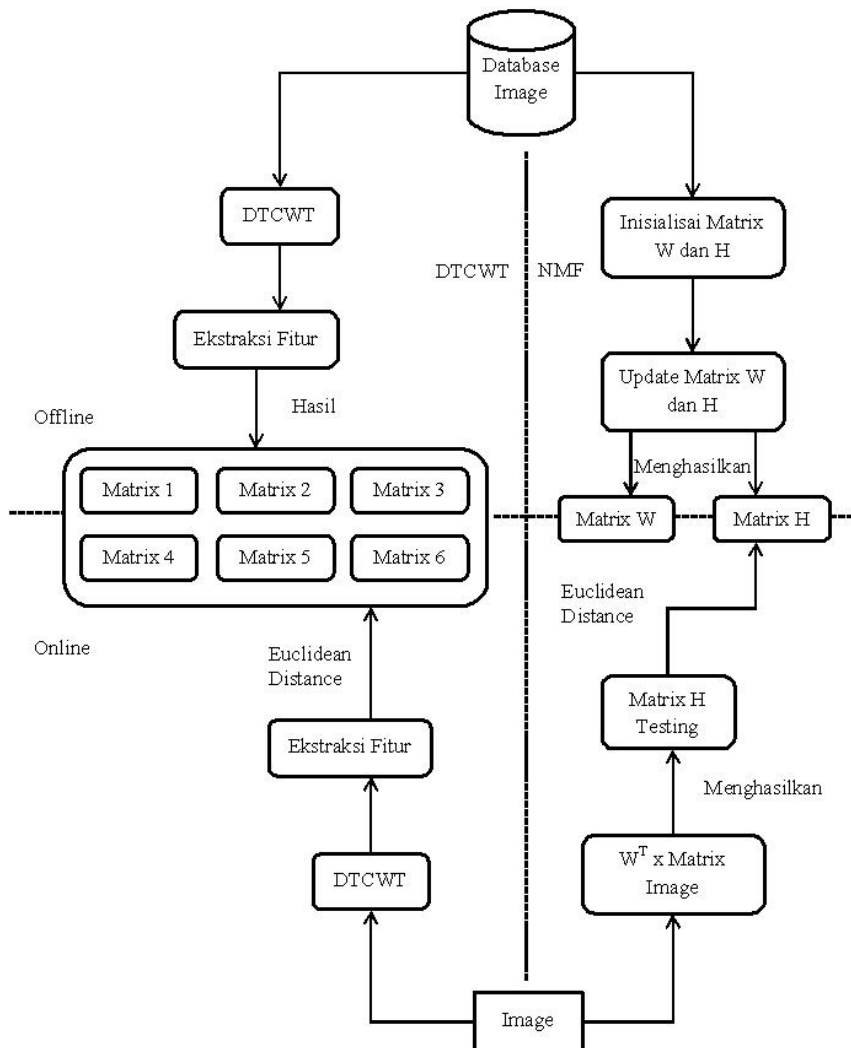
Gambar 1 Basis Image Dari NMF

Pada tahap DTCWT, gambar akan dilakukan proses ekstraksi fitur. Proses DTCWT ini dapat dilakukan untuk beberapa tahap. Setiap tahap untuk proses DTCWT ini akan menghasilkan empat buah gambar dengan ukuran masing-masing gambar sebesar seperempat dari gambar asli. Selain menghasilkan empat buah gambar, DTCWT akan menghasilkan enam buah matriks dengan orientasi sudut sebesar -75° , -45° , -15° , $+15^\circ$, $+45^\circ$, $+75^\circ$ (Gambar 2).



Gambar 2 Orientasi arah pada DTCWT

Di bawah ini adalah skema dari metode penelitian DTCWT dan NMF pada *face recognition* (Gambar 3).



Gambar 3 Metode face recognition menggunakan DTCWT dan NMF

Hasil enam buah matriks tersebut akan dimasukkan pada sebuah matriks yang akan digunakan sebagai data training. Data training inilah yang akan digunakan pada saat tahap *online* dimana terdapat sebuah gambar yang ingin dilakukan klasifikasi. Pada tahap *online*, sebuah gambar akan dilakukan proses DTCWT dan akan menghasilkan 6 buah matriks. Matriks tersebut akan dibandingkan dengan matriks pada data training menggunakan rumus *Euclidean Distance* untuk mendapatkan jarak antara dua buah vektor. Vektor yang memiliki *distance* terkecil akan menjadi hasil klasifikasi dari *face recognition*.

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

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan ORL-Faces *database* sebagai objek penelitian pengenalan wajah. Gambar yang digunakan dibagi menjadi 10 class atau 10 orang, di mana satu orang memiliki lima wajah dengan pose yang berbeda-beda untuk diolah menjadi *database* gambar pada DTCWT dan NMF. Masing-masing gambar berukuran 112 x 92 pixel. Pada tahap pengujian, gambar yang ingin diklasifikasi diambil dari lima pose yang berbeda dengan orang yang sama dengan *data training*.

Pada NMF, gambar-gambar tersebut diubah menjadi matriks satu kolom, sehingga matriks X akan berukuran 10304 x 50. Nilai *r* yang digunakan pada penelitian ini adalah 20,30 dan 40. Matriks X akan dibagi menjadi 3 berdasarkan pengujian *r* yang digunakan. Matriks X akan dipecah menjadi matriks W yang berukuran 10304 x 20 dan matriks H yang berukuran 20 x 50 untuk nilai *r* = 20. Matriks X akan dipecah menjadi matriks W yang berukuran 10304 x 30 dan matriks H yang berukuran 30 x 50 untuk nilai *r* = 30. Matriks X akan dipecah menjadi matriks W yang berukuran 10304 x 40 dan matriks H yang berukuran 40 x 50 untuk nilai *r* = 40. Pembentukan matriks W dan H pada penelitian ini menggunakan iterasi sebanyak 1000 kali dengan harapan eror 10^{-6} . Pada tahap pengujian, gambar yang ingin diklasifikasi akan dibentuk menjadi matriks 1 kolom *X_{test}* yang berukuran 10304 x 1. Matriks W yang didapatkan sebelumnya dilakukan operasi *pseudoinvers* dan dikalikan dengan matriks *X_{test}* sehingga menghasilkan matriks *H_{test}*. Setelah itu lakukan Euclidean distance matriks *H_{test}* dengan matriks H yang didapatkan sebelumnya. Berikut adalah tabel dari hasil pengujian setiap *r* terhadap NMF (Tabel 1).

Tabel 1 Hasil Pengujian NMF pada r=20, r=30 dan r=40

NMF R=20			NMF R=30			NMF R=40		
	benar	salah		benar	salah		benar	salah
orang 1	4	1	orang 1	4	1	orang 1	4	1
orang 2	5	0	orang 2	5	0	orang 2	5	0
orang 3	4	1	orang 3	4	1	orang 3	5	0
orang 4	5	0	orang 4	5	0	orang 4	5	0
orang 5	5	0	orang 5	5	0	orang 5	5	0
orang 6	5	0	orang 6	5	0	orang 6	5	0
orang 7	5	0	orang 7	5	0	orang 7	5	0
orang 8	5	0	orang 8	5	0	orang 8	5	0
orang 9	4	1	orang 9	5	0	orang 9	5	0
orang 10	5	0	orang 10	4	1	orang 10	2	3
total	47	3	total	47	3	total	46	4

Dari hasil di atas, pengujian NMF dengan setiap r memiliki hasil yang cukup merata. Untuk $r = 20$ dan $r = 30$, NMF berhasil mengklasifikasi 47 gambar dari total 50 gambar dan memiliki akurasi sebesar 94%. Sedangkan untuk $r = 40$, NMF berhasil mengklasifikasi 46 gambar dari 50 gambar dan tingkat akurasi yang dihasilkan adalah 92%. Dapat disimpulkan NMF menghasilkan fitur paling baik pada $r = 20$ dan $r = 30$ pada pengenalan wajah menggunakan ORL *database*.

DTCWT yang digunakan untuk proses ekstraksi fitur dilakukan 2 kali, yaitu dua tahap dan tiga tahap (Tabel 2). Hal ini dilakukan untuk mereduksi fitur yang akan digunakan. Pada DTCWT 2 tahap, proses ekstraksi fitur akan menghasilkan gambar baru dengan ukuran 28×24 dan didapat 672 fitur yang digunakan. Pada DTCWT 3 tahap, gambar dilakukan proses DTCWT akan menghasilkan gambar baru dengan ukuran 14×12 sehingga terdapat 168 fitur yang bisa digunakan. Karena proses DTCWT menghasilkan 6 buah matriks dengan orientasi yang berbeda, maka jumlah fitur yang bisa digunakan adalah 4032 fitur untuk dua tahap dan 1008 fitur untuk tiga tahap. Masing-masing matriks akan dijadikan matriks satu kolom dan akan disimpan ke dalam *data training*. Pada tahap eksperimen, fitur yang dihasilkan akan dibandingkan dengan masing-masing matriks pada *data training*. Setelah semua matriks sudah dibandingkan, hasil dari masing-masing matriks akan menentukan apakah data yang dites termasuk dalam klasifikasi yang benar atau salah.

Tabel 2 Hasil Pengujian DTCWT 2 Tahap dan 3 Tahap

DTCWT LV 2			DTCWT LV 3		
	benar	salah		benar	salah
orang 1	1	4	orang 1	4	1
orang 2	5	0	orang 2	5	0
orang 3	5	0	orang 3	5	0
orang 4	0	5	orang 4	4	1
orang 5	5	0	orang 5	5	0
orang 6	1	4	orang 6	3	2
orang 7	3	2	orang 7	5	0
orang 8	4	1	orang 8	5	0
orang 9	5	0	orang 9	5	0
orang 10	2	3	orang 10	5	0
total	31	19	total	46	4

Dari tabel di atas, pengujian DTCWT menghasilkan hasil yang cukup signifikan. Pada DTCWT dua tahap, hanya 31 gambar yang berhasil diklasifikasi dengan benar dari total keseluruhan 50 gambar dan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 62%. Sedangkan DTCWT tiga tahap berhasil mengklasifikasi 46 gambar dari total 50 gambar yang diujikan atau akurasi sebesar 92%. Hal ini terjadi karena pada DTCWT dua tahap masih menghasilkan gambar baru sebesar 28×24 dan total fitur sebesar 672. Fitur tersebut masih banyak untuk dilakukan proses perbandingan sehingga hasil yang didapat tidak maksimal. Dari tabel di atas dapat dilihat pada DTCWT dua tahap, pada percobaan orang ke 4 tidak menghasilkan klasifikasi dengan benar. Sedangkan pada DTCWT 3 tahap, proses ekstraksi fitur menghasilkan gambar 14×12 dengan total 168 fitur. Hal ini dapat dilihat dengan meningkatnya tingkat akurasi yang dihasilkan dari 62% menjadi 92% dengan total 46 gambar yang berhasil diklasifikasi dengan benar.

PENUTUP

Penelitian ini membahas mengenai pengenalan wajah dengan menggunakan NMF dan DTCWT. Pada penelitian ini NMF dan DTCWT digunakan sebagai ekstraksi fitur dan sebagai classifier digunakan teknik Euclidean distance. Berdasarkan penelitian yang dilakukan terhadap 50 gambar, NMF dengan $r=20$ dan 30 berhasil mengklasifikasi 47 gambar yang benar atau akurasi mencapai 94%. NMF dengan $r=40$ berhasil mengklasifikasi 46 gambar dengan benar dan mencapai 92% tingkat akurasi. Untuk DTCWT, pada 2 tahap DTCWT berhasil mengklasifikasi 31 gambar atau akurasi 62%, sedangkan untuk 3 tahap DTCWT, gambar yang berhasil diklasifikasi dengan benar adalah 46 gambar atau akurasi mencapai 92%. Melalui hasil yang didapatkan, dapat ditarik kesimpulan bahwa NMF memiliki hasil yang lebih baik dalam proses klasifikasi wajah pada ORL-Faces database dengan menggunakan *Euclidean distance*.

DAFTAR PUSTAKA

- Buciu, I., & Gascadi, A. (2009). Non-negative dimensionality reduction for mammogram classification. *Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 2 (1), 121 – 124.
- Buciu, I., Nikolaidis, N., Pitas, I. (2006). A comparative Study of NMF, DNMF, and LNMF algorithms applied for face recognition. *2nd IEEE-EURASIP Int. Symposium on Control, Communications, and Signal Processing*. Marrakech, Morocco, 13-15 March, 2006.
- Kingsbury, N. G. (1998). The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters. *IEEE Digital Signal Processing Workshop, DSP 98*, Bryce Canyon.
- Li, S.Z., Hou, X.W., & Zhang, H.J. (2001). Learning spatially localized, parts-based representation. *Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 207 – 212.
- Priya, K Jaya and Rajesh. R.S. (2011). Dual Tree Complex Wavelet Transform based Face recognition with Single View. *Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, 601-605.
- Ramesha, K. dan Raja, K.B. (2011). Dual Transform based Feature Extraction for Face recognition. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 8 (5).
- Yuehui Sun and Minghui Du. (2008). Robust Face recognition For Illumination Removal Using DT-CWT and EMD. *11th IEEE International Conference on Communication Systems*, 357 – 361.
- Zhang, D, Chen, S & Zhou, Z (2005). Two-dimensional non-negative matrix factorization for face representation and recognition. *Proc Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures (AMFG'05)*, 350-363.
- Zhang, P. (2000). Neural network for classification: a survey. *Int. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 30 (4), 451 – 462.