

Pengenalan Citra Wajah dengan Pemrosesan Awal Transformasi Wavelet

Resmana Lim^{1,2)}, Marcel J.T. Reinders¹⁾ dan Thiang²⁾

¹⁾ Information and Communication Theory Group
Faculty of Information Technology and Systems
Delft University of Technology
P.O. Box 5031, 2600 GA Delft, The Netherlands
{R.Lim; M.J.T.Reinders}@its.tudelft.nl

²⁾ Electrical Engineering Department
Petra Christian University
Siwalankerto 121-131, Surabaya 60236, Indonesia
{resmana; thiang}@petra.ac.id

Abstrak

Makalah ini membahas sebuah sistem pengenalan sinyal 2D, yaitu citra wajah untuk mengenali identitas seseorang. Citra wajah diproses awal menggunakan transformasi wavelet menghasilkan representasi multi resolusi dari citra aslinya. Penggunaan transformasi wavelet ini dimotivasi oleh hasil beberapa studi biologi tentang kemiripan system retina dan simple cortical cells dengan pemrosesan wavelet. Transformasi wavelet disini digunakan sebagai metode ekstraksi feature sekaligus reduksi dimensi input citra. Eksperimen menggunakan database standar dari ORL (Oliverty Research Laboratory) yang memuat 400 citra wajah yang terdiri dari 40 individu dengan masing-masing 10 wajah per individu. Keberhasilan pengenalan menggunakan klasifikasi k-nearest-neighbour adalah 94 %. Pengujian juga dilakukan pada citra bernoise gaussian dengan SNR=10,5, 0 dan -9dB. Ternyata penambahan noise pada input citra tidak mempengaruhi keberhasilan pengenalan secara berarti.

KATA KUNCI: pengenalan wajah, transformasi wavelet, ekstraksi feature, pengenalan sinyal 2D

1. Pendahuluan

Secara umum sistem pengenalan citra wajah dibagi menjadi 2 jenis yaitu: sitem feature-based dan sitem image-based [1]. Pada sistem pertama digunakan fitur yang diekstraksi dari komponen citra wajah (mata, hidung, mulut, dll) yang kemudian dimodelkan secara geometris hubungan antara fitur-fitur tersebut. Sedangkan pada sistem ke dua menggunakan informasi mentah dari pixel citra yang kemudian direpresentasikan dalam metode tertentu (misalnya principal component analysis (PCA), transformasi wavelet, dll) yang kemudian digunakan untuk pelatihan dan klasifikasi identitas citra. Paper ini menggunakan pendekatan ke dua, dimana pixel citra wajah diproses awal menggunakan transformasi wavelet yang menghasilkan representasi multi resolusi dari citra aslinya. Penggunaan transformasi wavelet ini dimotivasi oleh hasil beberapa studi biologi tentang kemiripan sistem retina dan simple cortical cells dengan pemrosesan wavelet [2,3,4]. Disini transformasi wavelet

digunakan sebagai metode ekstraksi fitur sekaligus mereduksi dimensi input citra.

Input citra yang diambil dari database standar milik ORL (Oliverty Research Laboratory) [5] berdimensi 112x92 diproses dengan transformasi wavelet 3 level menggunakan fungsi induk keluarga Daubechies untuk menghasilkan representasi multi resolusi. Dekomposisi citra wajah menggunakan transformasi wavelet menghasilkan sejumlah sub-citra yang terdiri dari citra pendekatan dan citra detil. Hasil transformasi wavelet ini digunakan sebagai input untuk klasifikasi. Disini digunakan sistem klasifikasi dengan metode sederhana k-nearest neighbour (k-nn) untuk menentukan identitas citra wajah.

Pembahasan paper selanjutnya adalah sebagai berikut: pada bab 2 berisikan tentang dekomposisi wavelet citra wajah untuk menghasilkan representasi multi resolusi dan penjelasan tentang sistem secara keseluruhan. Hasil-hasil percobaan diberikan pada bab 3 dan terakhir ditutup dengandiskusi dan kesimpulan yang diberikan pada bab 4.

2. Dekomposisi Wavelet Sinyal Citra

Secara umum transformasi wavelet kontinu untuk sinyal $f(x)$ berdimensi 1-D didefinisikan pada persamaan (1) [6]:

$$(W_a f)(b) = \int f(x) \psi_{a,b}(x) dx \quad (1)$$

dengan

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (2)$$

Fungsi ψ disebut dengan fungsi induk wavelet yang mampu melokalisasi sinyal $f(x)$. Transformasi wavelet men-dekomposisi sinyal $f(x)$ kedalam bentuk varian sinyal induk wavelet yang ter-dilasi dan ter-translasi. Dengan kata lain sinyal $f(x)$ direpresentasikan sebagai jumlah dari kumpulan *dilated-version* dan *translated-version* fungsi induk wavelet. Fungsi induk terdilasi dengan faktor a dan ter-translasi sebesar b .

Persamaan 1 dapat dibentuk kedalam bentuk diskrit dengan memberikan a dan b nilai diskrit ($a=2^n$, $b \in \mathbf{Z}$). Umumnya beberapa batasan juga harus dipenuhi pada fungsi induk wavelet ψ agar transformasi wavelet tidak redundan (*non-redundant*), lengkap (*complete*) dan membentuk representasi multi resolusi dari sinyal aslinya. Implementasi transformasi wavelet secara efisien biasanya dilakukan menggunakan *quadrature mirror filter*. Pengembangan untuk kasus sinyal berdimensi 2-D (sinyal citra 2-D) biasanya dilakukan dengan menerapkan bank filter secara terpisah terhadap sinyal citra. Biasanya digunakan sebuah low-pass filter (H) dan band-pass filter (G). Konvolusi citra dengan low-pass filter menghasilkan sinyal yang biasa disebut dengan citra pendekatan (*approximation image*) dan konvolusi dengan band-pass filter pada arah spesifik menghasilkan citra detil (*details images*). Low-pass filter dan band-pass filter yang digunakan disini diambil sesuai dengan desain filter pada wavelet keluarga Daubechies-2 [6].

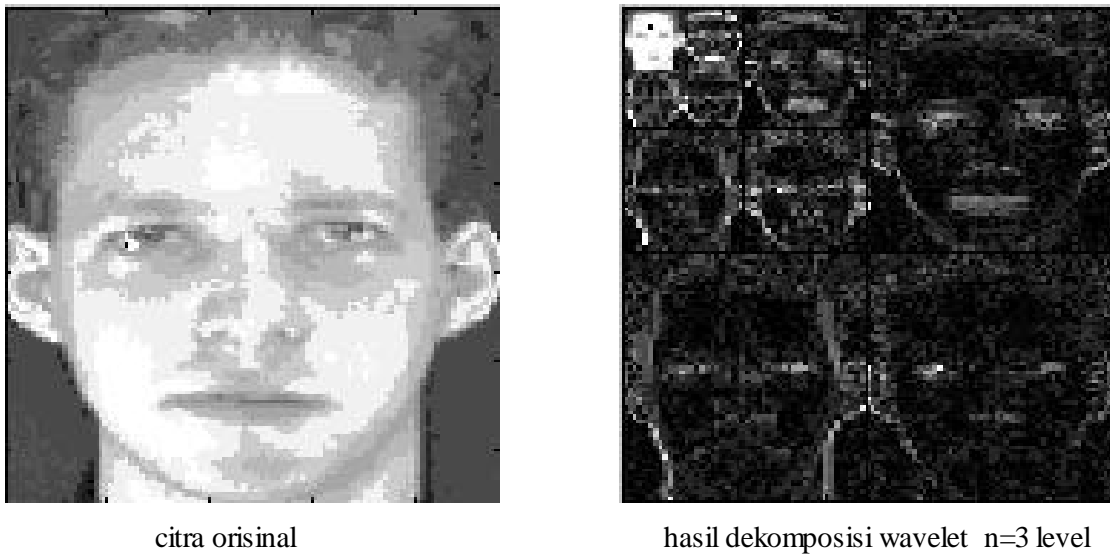
Dengan demikian dekomposisi wavelet memecah citra asli menjadi citra pendekatan dan citra detil seperti dapat dilihat pada gambar 1. Sinyal pendekatan tersebut selanjutnya dapat di-dekomposisi kembali secara hirarki pada level berikutnya menjadi sinyal pendekatan dan sinyal detil. Pada level n , sinyal di-dekomposisi dengan cara sebagai berikut:

$$\begin{aligned} A_n &= [H_x * [H_y * A_{n-1}] \downarrow_{2,1} \downarrow_{1,2}] \\ D_{n1} &= [H_x * [G_y * A_{n-1}] \downarrow_{2,1} \downarrow_{1,2}] \\ D_{n2} &= [G_x * [H_y * A_{n-1}] \downarrow_{2,1} \downarrow_{1,2}] \\ D_{n3} &= [G_x * [G_y * A_{n-1}] \downarrow_{2,1} \downarrow_{1,2}] \end{aligned} \quad (3)$$

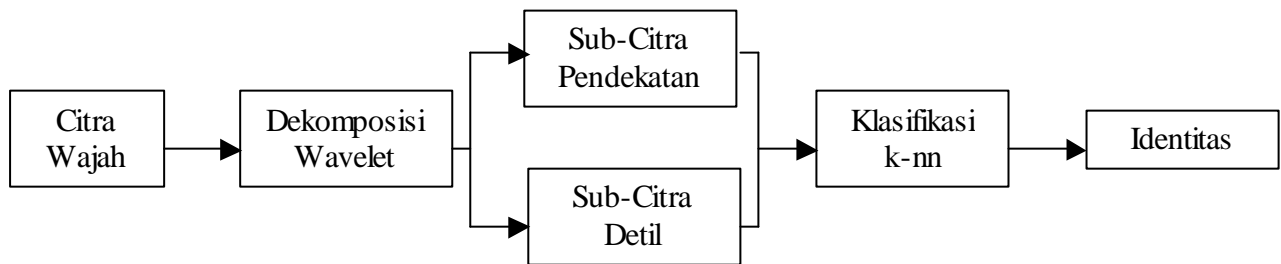
Dimana $*$ adalah tanda operasi konvolusi, $\downarrow_{2,1} \downarrow_{1,2}$ menandakan sub-sampling sepanjang sinyal baris (kolom) dan $A_0=I(x,y)$ adalah sinyal citra orisinal. A_n didapat melalui proses low-pass filter dan merupakan citra pendekatan pada skala/level n . Citra detil pada skala/level n , D_{ni} didapat melalui proses band-pass filter pada arah spesifik ($i=1,2,3$ untuk vertikal, horisontal dan diagonal). Dengan demikian citra orisinal I direpresentasikan kedalam sejumlah sub-citra (subimages) pada beberapa skala. Untuk lebih jelasnya dekomposisi wavelet 3-level dari sinyal citra wajah diberikan pada gambar 1. Di sini terlihat empat sub-citra pada pojok kiri atas adalah hasil dekomposisi pada level $n=3$. Citra paling pojok kiri atas adalah citra pendekatan, dan 3 citra sisanya adalah citra detil.

Sistem pengenalan wajah disini menggunakan input/vektor fitur (*feature vector*) yang diambil dari sub-citra $\{A_n, D_{ni}\}$ yang dihasilkan dari proses dekomposisi di atas. Vektor fitur tersebut kemudian digunakan pada proses pelatihan dan proses klasifikasi menggunakan metode sederhana k-nearest neighbour (k-nn). Sistem pengenalan wajah secara blok diagram diilustrasikan pada gambar 2.

Penggunaan input citra pendekatan A_n dan citra detil D_{ni} dimotivasi oleh bukti-bukti biologis [7] yang mengisyaratkan adanya perbedaan pemrosesan sinyal visual pada ke dua sisi otak manusia (*left/right hemispheres*). Otak kanan (*right hemisphere*) memiliki keunggulan membedakan citra wajah secara global, dalam hal ini ia memiliki kemampuan menangkap fitur global dalam membedakan wajah dari berbagai identitas. Sedangkan otak kiri (*left hemisphere*) lebih memiliki kemampuan membedakan citra wajah secara detil, misalnya ekspresi, bentuk mulut, dan lain-lain. Dengan demikian terdapat semacam spesialisasi kemampuan proses visual yang mana otak kiri lebih memiliki kemampuan proses pembedaan lokal (detil) sedangkan pemrosesan secara global dimiliki oleh otak kanan. Sistem pengenalan wajah disini menggunakan paduan ke dua kemampuan ini dan diharapkan menghasilkan kemampuan pengenalan sistem yang lebih lengkap.



Gambar 1. Dekomposisi Wavelet Sinyal Citra Wajah



Gambar 2. Blok Diagram Sistem.

3. Hasil Percobaan

Eksperimen dilakukan menggunakan database wajah standar dari ORL (Oliverty Research Laboratory) yang memuat 400 citra wajah yang terdiri dari 40 individu dengan masing-masing 10 wajah per individu. Citra wajah ini berdimensi 112×92 yang memiliki variasi ekspresi (senyum, mata terbuka/tertutup, berkacamata/tidak). Posisi pengambilan citra adalah frontal dengan toleransi *tilting & rotation* 20 derajat. Juga terdapat toleransi variasi skala sebesar 10 persen. Pada eksperimen citra wajah dibagi menjadi 2 kelompok masing-masing terdiri dari 200 citra (5 citra berbeda per individu). Satu kelompok digunakan untuk training dan kelompok yang lainnya digunakan untuk testing, dengan demikian dapat diyakinkan bahwa pada saat proses pengenalan (testing), sistem belum pernah mengenal citra tersebut sebelumnya. Implementasi sistem menggunakan pemrograman Matlab dengan memanfaatkan

toolbox Wavelet yang sudah tersedia. Input citra waja di-dekomposisi dengan level $n=3$.

Disini dilakukan beberapa percobaan dengan pemberian input sub-citra berbeda untuk klasifikasi. Percobaan pertama menggunakan input sub-citra resolusi terendah $\{A_n, D_{ni}\}$ yang dihasilkan pada level $n=3$. Masing-masing sinyal citra ini berdimensi 14×12 (seperti empat sub-citra pada pojok kiri atas gambar 1) digunakan sebagai input untuk training dan klasifikasi. Keberhasilan pengenalan yang dapat dicapai adalah 94 %. Dengan pemberian input hanya citra pendekatan saja (A_n), sistem terdegradasi sebesar 1,5%. Disini terlihat bahwa dengan menambahkan informasi citra detil, sistem dapat mengenali identitas lebih baik.

Percobaan berikutnya dilakukan dengan menambah informasi input dengan melibatkan sub-citra hasil dekomposisi pada level $n=2$ dan $n=1$. Hasil yang diperoleh terdapat peningkatan keberhasilan pengenalan sebesar 2 %.



Gambar 3. Sebagian Citra Wajah dari ORL DB

Pengujian juga dilakukan pada citra bernoise gaussian dengan SNR=10,5, 0 dan -9dB. Ternyata penambahan noise pada input citra tidak mempengaruhi keberhasilan pengenalan secara signifikan (hanya terdegradasi 0,05 %). Padahal jelas-jelas dengan SNR=-9dB sangatlah sulit bagi mata manusia untuk mengenalinya. Keberhasilan wavelet mengatasi noise karena disini input fitur terdiri dari representasi resolusi terendah (respon dari proses low-pass filter) sehingga tidak peka terhadap noise gaussian.

Pengujian terhadap citra dengan tambahan rotasi 10 derajat juga dilakukan, dan ternyata hasil pengenalan terdegradasi menjadi 75 %. Juga dicoba untuk menggunakan fungsi induk wavelet berbeda agar lebih handal terhadap variasi rotasi. Disini digunakan Gabor wavelet [8,9,10] yang ternyata menghasilkan pengenalan lebih baik. Dengan rotasi 10 derajat pengenalan sistem dapat meningkat menjadi 80%.

4. Diskusi dan Penutup

Penggunaan pemrosesan awal menggunakan transformasi wavelet adalah sangat prospektif untuk digunakan pada sistem pengenalan citra wajah. Ia memiliki keunggulan dalam mereduksi feature sambil sekaligus menyimpan fitur-fitur penting dari wajah yang direpresentasikan dalam multi resolusi. Dengan

menggunakan metode klasifikasi sederhana k-nn ternyata sistem menunjukkan hasil yang cukup memuaskan, ini membuktikan bahwa ekstraksi fitur menggunakan wavelet cukup menjanjikan. Penggunaan fungsi induk Gabor ternyata lebih unggul dalam mengatasi variasi rotasi pada input citra, namun demikian proses normalisasi terhadap input citra perlu dilakukan agar orientasi dan ukuran citra tidak bervariasi terlalu banyak sehingga keberhasilan pengenalan lebih tinggi.

Pada kerja lanjutan perlu digabungkan antara metode pemrosesan wavelet dengan metode klasifikasi yang lebih canggih, misalnya neural networks, fuzzy dan intelligent system lainnya. Juga perlu dilakukan reduksi fitur sebelum klasifikasi misalnya dengan menggunakan metode standar PCA. Penggabungan antara sistem pengenalan wajah feature-based dan image-based perlu dilakukan untuk mendapatkan keberhasilan pengenalan yang lebih tinggi disamping itu juga untuk membuat sistem lebih handal terhadap variasi rotasi, skala dan translasi dari input citra.

Daftar Pustaka

- [1]. Jain, L.C. et al. (eds.), Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition, CRC Press, NJ, 1999.

- [2]. Jones, J. and Palemer, L., An Evaluation of the Two dimensional Gabor Filter Model of Simple Receptive Fields in Cat Striate Cortex, *Journal Neurophysiology*, vol. 58, pp.1233-1258, 1987.
- [3]. Tunner, M.R., Texture Discrimination by Gabor Functions, *Biological Cybernetics*, Vol. 55, pp.71-82, 1986.
- [4]. Bell, A.J. and Sejnowski, T.J., The Independent Components of Natural Scenes Are Edge Filters, *Vision Research*, vol. 7, no. 23, pp. 3,327-3,338, 1997.
- [5]. ORL website, <http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>
- [6]. Daubechies I., The Wavelet Transform, Time Frequency Localization and Signal Analysis, *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 36, pp. 961-1004, 1990.
- [7]. Hillger L.A. and Koenig O., Separable Mechanism in Face Processing: Evidence from hemispheric Specialization, *J. of Cognitive Neuroscience*, vol.3, pp.42-58, 1991.
- [8]. Hammamoto, Y., Uchimura, S., Masamizu, K. and Tomita, S., Recognition of Handprinted Chinese Characters using Gabor Features, in *Proc. of th 3rd Intl. Conf. Document Analysis and Recognition*, pp.819-823, 1995.
- [9]. Hamamoto, Y., A Gabor Filter-based Method for Fingerprint Identification, *Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition*, eds. L.C. Jain et al., CRC Press, NJ, pp.137-151, 1999.
- [10]. Donato, G., Bartlett, M.S., Hager, J.C., Ekman, P., and Sejnowski, T.J., Classifying Facial Actions, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(10), pp.974-989, 1999.