

Identifikasi Ras Manusia Berdasarkan Citra Wajah Berbasis *Discrete Wavelet Transform* Dan *Learning Vector Quantization-Neural Networks*

Anak Agung Ayu Aryasti Purnama Dewi¹⁾, Bambang Hidayat²⁾, Johan Arif³⁾

^{1),2)} Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi Terusan Buah Batu Bandung 40257

³⁾Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumian, Institut Teknologi Bandung

Jl. Tamansari 64 Bandung 40116

Email : ayuaryasti@gmail.com

Abstrak. Teknologi pengenalan wajah terus berinovasi dari sistem autentifikasi yang lebih cepat dan akurat mampu mendorong perkembangan dalam dunia Antropologi yang sangat berpengaruh besar pada kebutuhan data forensik. Data primer yang dibutuhkan pada kebutuhan forensik yakni: umur, jenis kelamin, ras dan tinggi badan. Wajah manusia menyediakan banyak informasi, salah satu penelitian yang berkaitan dengan pengenalan wajah adalah pengklasifikasian yang dapat dikelompokkan berdasarkan ras, gender, bentuk dan lainnya. Pada penelitian kali ini, terfokus pada pengolahan citra pada wajah manusia untuk mengidentifikasi ras manusia menjadi 3 kelas yaitu Mongoloid, Kaukasoid dan Negroid. Fitur demografis, seperti ras dan gender, mempengaruhi proses pengenalan wajah manusia. Semakin berkembangnya zaman, populasi manusia semakin heterogen dan sangat sulit untuk membedakan ras manusia satu dengan yang lainnya hanya melalui ciri khusus rasnya. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu teknologi yang dapat digunakan sebagai solusi dalam pengklasifikasian ras manusia secara akurat dan efektif. Metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) serta klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) digunakan dalam pengolahan citra wajah. Pada sistem digunakan 90 citra sampel untuk training yang disimpan pada database dan 90 citra uji yang tidak disimpan pada database, digunakan sebagai citra pengujian. Hasil dari penelitian ini membuktikan bahwa metode DWT dan klasifikasi LVQ cocok digunakan dalam mengklasifikasi dan mengidentifikasi 3 kelompok ras manusia dengan akurasi sebesar 94,4% dan waktu komputasi sebesar 6,467 sekon.

Kata kunci: Ras Manusia, DWT, LVQ-NN

1. Pendahuluan

1.1. Latar belakang

Teknologi pengenalan wajah yang terus berinovasi dari sistem autentifikasi yang lebih cepat dan akurat mampu mendorong perkembangan dalam dunia Antropologi terutama dalam bidang forensik. Perkembangan identifikasi wajah manusia tersebut mendorong kemajuan sistem keamanan berbasis biometrik. Pengenalan wajah merupakan salah satu sistem identifikasi yang dikembangkan berdasarkan perbedaan ciri wajah seseorang berbasis biometrik yang memiliki keakuratan tinggi.

Ras manusia merupakan salah satu metode dalam sistem klasifikasi yang digunakan untuk mengkategorikan manusia dalam populasi atau kelompok besar dan berbeda melalui ciri fenotipe, asal usul geografis, tampang jasmani dan kesukuan yang terwarisi. [1] Hal tersebut menjadikan perbandingan biologis masyarakat prasejarah dengan keturunan manusia sekarang. Faktanya wajah manusia menyediakan banyak informasi, salah satu penelitian yang berkaitan dalam dunia forensik membutuhkan data primer berupa ras, jenis kelamin, umur dan tinggi badan. [2] Hal ini menyebabkan keterkaitan antara teknologi identifikasi wajah seseorang melalui ras dengan bidang Antropologi.

Fitur demografis, seperti ras dan gender, mempengaruhi proses pengenalan wajah manusia. Namun, semakin berkembangnya zaman, manusia sudah semakin heterogen yang memungkinkan sangat sulit untuk membedakan ras manusia berdasarkan ciri khas ras yang dimiliki. Oleh karena itu, sangat diperlukan suatu teknologi akurat yang mampu mengklasifikasikan manusia berdasarkan rasnya.

Penelitian kali ini merupakan kolaborasi riset dari dua institusi yaitu Institut Teknologi Bandung (Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumian) dan Universitas Telkom dengan anggota Dr.Ir. Johan Arif,M.T. dan Dr.Ir. Bambang Hidayat,DEA. Simulasi yang dilakukan yakni mengidentifikasi ras

untuk citra wajah berdasarkan fitur domain transformasi *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan klasifikasi *Learning Vector Quantization Neural Networks* (LVQ-NN). Parameter keberhasilan simulasi ini adalah akurasi (ACC) terhadap identifikasi ras pada citra wajah menggunakan metode DWT dan LVQ-NN yang memiliki ACC yang baik yaitu 94,4% dan waktu komputasi sebesar 6,647 sekon.

1.2. Rumusan masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah dari penelitian ini adalah Perlunya analisis dalam perancangan sistem mengenai efektivitas penggunaan metode *Discrete Wavelet Transform* dan klasifikator *Learning Vector Quantization-Neural Networks* dalam mengidentifikasi ras manusia dengan tingkat performansi yang tinggi.

1.3. Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, maka tujuan dari penelitian ini adalah Mampu menghasilkan sistem yang dapat mengklasifikasi dan mengidentifikasi ras manusia dengan performansi yang tinggi dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* dan klasifikator *Learning Vector Quantization-Neural Networks*.

1.4. Tinjauan Pustaka

1.4.1. Ras

Pengertian ras secara umum adalah golongan bangsa menurut ciri-ciri fisik. Adapula pengertian lain dari ras yaitu, ras adalah suatu sistem klasifikasi yang digunakan untuk mengkategorikan manusia dalam populasi dan berbeda melalui ciri fenotipe, asal-usul dan penampilan jasmani dan kesukuan yang terwarisi [1]. Menurut A.L. Kober [3], macam-macam jenis ras di dunia, dibedakan menjadi 4 yaitu: Ras Mongoloid, Ras Kaukasoid, Ras Negroid serta Ras Khusus. Selain itu, pengenalan wajah manusia lebih baik dilakukan pada wajah dari ras yang sama daripada wajah dari ras yang berbeda. Proses pelatihan wajah pada ras yang sama menghasilkan proses penyimpanan pada memori yang lebih baik terkait dengan pengenalan wajah [4].

1.4.2. Pandangan Frontal Wajah



Gambar 1. Pandangan Frontal Wajah.^[5]

Pandangan Frontal Wajah sangat diperlukan dalam menganalisis proporsi wajah, simetri wajah serta konveksivitasnya. Faktanya, karakteristik wajah merupakan fitur biometrik yang paling sering digunakan untuk mengenali manusia antara yang satu dengan lainnya. [5] Citra wajah frontal kemudian akan dianalisis dan diekstraksi menggunakan teknik pengolahan citra digital sehingga sistem akan mampu mengklasifikasi ras manusia ke dalam 3 kelas. Pandangan Frontal Wajah dapat dilihat pada Gambar 1.

1.4.3. Discrete Wavelet Transform

Analisis sinyal dilakukan terhadap hasil filterisasi highpass filter dan lowpass filter di mana highpass filter digunakan untuk menganalisis frekuensi tinggi dan lowpass filter digunakan untuk menganalisis frekuensi rendah. Analisis terhadap frekuensi dilakukan dengan cara menggunakan resolusi yang dihasilkan setelah sinyal melewati filterisasi. [6]

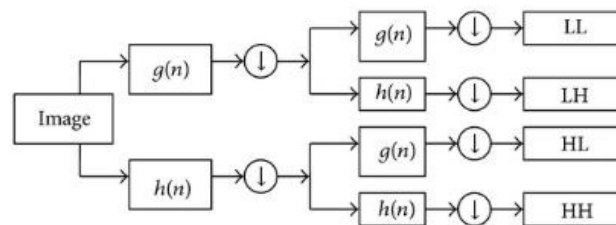
Dalam melewati highpass filter dan lowpass filter ini, rentang frekuensi di-subsample menjadi dua, sehingga rentang frekuensi tertinggi pada masing-masing subsample menjadi $\frac{\pi}{2}$ rad/s. Setelah filterisasi, setengah dari sample atau salah satu subsample dapat dieliminasi berdasarkan aturan Nyquist. [7] Sehingga sinyal dapat selalu di-subsample oleh 2 dengan cara mengabaikan setiap sample yang kedua.

Proses dekomposisi ini dapat melalui satu atau lebih tingkatan. Dekomposisi satu tingkat ditulis dengan ekspresi matematika pada persamaan $Y_{tinggi}[k]$ dan $Y_{rendah}[k]$.

$$Y_{tinggi}[k] = \sum_n x[n]h[2k - n]$$

$$Y_{rendah}[k] = \sum_n x[n]g[2k - n] \quad (1)$$

Contoh penggambaran dekomposisi ditunjukkan pada Gambar 2 dengan menunjukkan dekomposisi tiga tingkat [8].

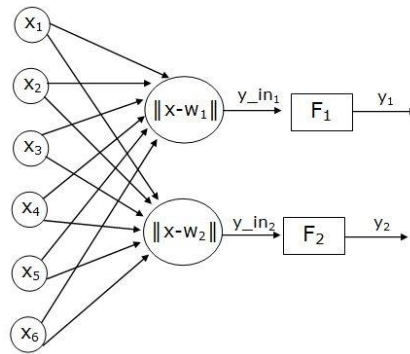


Gambar 2. Proses Dekomposisi Wavelet [8]

1.4.4. Learning Vector Quantization

LVQ digunakan untuk mengelompokkan yang sudah ditentukan arsitekturnya (target/kelas sudah ditentukan). Lapisan kompetitif akan belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input ke dalam beberapa kelas [9], dimana pola-pola data akan disajikan dalam bentuk vektor. Tujuan akhir proses pembelajaran LVQ adalah untuk mencari nilai bobot akhir yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor input ke dalam kelas tujuan yang telah diinisialisasi saat pembentukan awal jaringan LVQ.

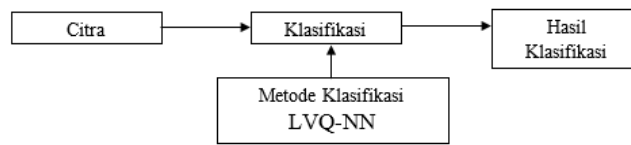
Arsitektur LVQ terdiri dari lapisan input, lapisan kompetitif dan lapisan output. Lapisan input dihubungkan ke lapisan kompetitif oleh bobot. Pada lapisan kompetitif terdapat proses pengklasifikasian vektor input ke dalam sejumlah kluster/kelas berdasarkan jarak yang terdapat diantara vektor input dan bobot. [10] Lapisan kompetitif dihubungkan ke lapisan output oleh sebuah fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi ini akan memetakan kelas yang didapatkan oleh lapisan kompetitif ke dalam kelas yang telah didefinisikan sebelumnya oleh pengguna. Bentuk jaringan LVQ dapat dilihat pada Gambar 3.

Gambar 3. Jaringan LVQ dengan 6 Input dan 2 vektor bobot ^[10]

2. Pembahasan

2.1. Deskripsi Sistem

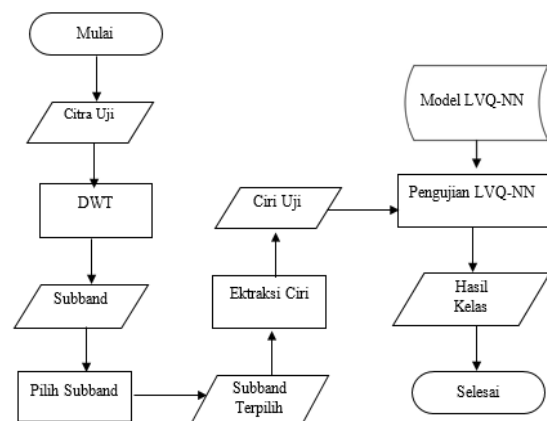
Deskripsi sistem dimulai dengan memilih citra wajah yang akan dilakukan klasifikasi ras. Sistem klasifikasi yang dirancang akan mengolah citra tersebut dan memberikan hasil apakah citra tersebut termasuk kelas ras Kaukasoid, Mongoloid atau Negroid. Sebuah citra diproses dalam identifikasi berdasarkan klasifikasi model LVQ-NN yang sudah dilatih dan menghasilkan kelas ras Kaukasoid, Mongoloid atau Negroid. Proses lebih lanjut dijelaskan pada Gambar 4.



Gambar 4. Blok Diagram Sistem

2.2. Perancangan Sistem

Sistem klasifikasi terdiri dari dua bagian yaitu: proses pelatihan dan pengujian. Pelatihan LVQ-NN terhadap ciri acuan yang dikelompokkan menjadi kelas Kaukasoid, kelas Mongoloid dan kelas Negroid. Setelah dilakukan pemilihan citra tahapan selanjutnya yaitu melakukan proses transformasi *wavelet* sejumlah level yang ditentukan. Satu level DWT akan menghasilkan 4 *subband* kemudian dihitung nilai *mean*, standar deviasi, variansi, *skewness*, kurtosis dan entropi sebagai ekstraksi cirinya yang akan diset sebagai ciri pembeda masing-masing kelas citra. Semua ciri dari citra dikumpulkan untuk menjadi data ciri acuan dan target acuan. Selanjutnya dilakukan proses pelatihan LVQ-NN untuk mendapatkan *database* model LVQ-NN. *Database* tersebut akan digunakan pada proses pengujian. Dimana proses pengujian dapat dijelaskan pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram Arah Pengujian

2.3. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan performansi sistem terbaik. Pada bagian ini akan dilihat pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi yang di peroleh.

2.3.1. Hasil Pengujian Skenario 1

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter *subband* DWT. *Subband* yang digunakan pada pengujian tahap ini yaitu LL,LH,HL,HH degan menggunakan parameter *default* DWT yakni level 1 dan *mother wavelet* “haar” serta menggunakan ciri statistik orde pertama yaitu nilai *mean*. Dari keempat *subband* tersebut, maka diperoleh hasil akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 1 di bawah.

Tabel 1. Hasil Pengujian dengan analisis Pengaruh Parameter Jenis *Subband* DWT

No.	Jenis Subband	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sekon)
1	LL	85,56	6,7439
2	LH	54,44	4,3858
3	HL	27,78	4,4315
4	HH	33,33	4,4514

Pada tabel di atas dapat dilihat bahwa parameter jenis *subband* LL menghasilkan akurasi tertinggi dibandingkan parameter lainnya yakni sebesar 85,56% dan waktu komputasi sebesar 6,7439 sekon.

2.3.2. Hasil Pengujian Skenario 2

Pada tahap ini, dilakukan pengujian dengan menggunakan 6 ciri statistik orde pertama dan kombinasi 2 ciri, 3 ciri, 4 ciri, 5 ciri dan gabungan 6 ciri berdasarkan parameter DWT terbaik pada skenario satu yakni pada *subband* LL, level 1 dan *mother wavelet* tipe “haar”. Berikut adalah tabel hasil pengujian penggunaan ciri statistik orde pertama.

Tabel 2. Hasil Pengujian dengan Kombinasi Ciri Statistik Orde Pertama

No.	Jenis Ciri	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sekon)
1	<i>Mean</i>	85,56	6,7624
2	Standar Deviasi	34,44	4,5985
3	Variansi	33,33	4,9142
4	<i>Skewnes</i>	33,33	4,5516
5	Kurtosis	33,33	4,6588
6	Entropy	33,33	4,5292
7	<i>Mean</i> , Standar Deviasi	85,56	4,7459
8	<i>Mean</i> , <i>Skewness</i>	84,44	4,7499
9	<i>Mean</i> , Standar Deviasi, <i>Skewness</i>	86,67	4,6736
10	Standar Deviasi, Variansi, <i>Skewness</i>	33,33	4,6060
11	<i>Mean</i> , Variansi, Standar Deviasi, <i>Skewness</i>	33,33	4,7153
12	<i>Mean</i> , Variansi, Standar Deviasi, <i>Skewness</i> , Kurtosis	33,33	4,6024
13	Gabung	33,33	4,6498

Pada tabel diatas, didapat hasil bahwa terdapat 4 parameter ciri statistik dengan nilai baik yakni *Mean* dengan akurasi sebesar 85,56% dan waktu komputasi sebesar 6,7624 sekon, kombinasi ciri statistik *Mean* dan Standar Deviasi dengan nilai akurasi 85,56% dan waktu komputasi sebesar 4,7459 sekon, kombinasi *Mean* dan *Skewness* dengan akurasi 84,44% dan waktu komputasi sebesar 4,7499 sekon, kombinasi *Mean*, Standar Deviasi dan *Skewness* dengan akurasi 86,67% dengan waktu komputasi sebesar 4,6736 sekon. Oleh karena itu, dipilih ciri statistik dengan nilai tertinggi yakni *Mean*, Standar

Deviasi dan *Skewness*. Parameter terbaik ciri statistik tersebut akan digunakan dalam analisis selanjutnya.

2.3.3. Hasil Pengujian Skenario 3

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap parameter LVQ yakni pengaruh jumlah *hidden layer*. Jumlah *hidden layer* yang dianalisis yakni sebanyak 10, 20, 50, 100, 200 dengan menggunakan parameter kombinasi 3 ciri statistik yakni *Mean*, Standar Deviasi dan *Skewness* pada hasil pengujian skenario 2. Berikut adalah tabel hasil pengujian parameter jumlah *hidden layer*.

Tabel 3. Hasil Pengujian dengan Pengaruh Parameter Jumlah *Hidden Layer* LVQ

No.	Jumlah Hidden Layer	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sekon)
1	10	85,56	4,8135
2	50	94,44	7,2109
3	100	94,44	12,1936
4	200	94,44	17,7389

Berdasarkan tabel di atas, maka performansi terbaik yakni pada parameter *hidden layer* berjumlah 50 dengan akurasi sebesar 94,4 % dan waktu komputasi sebesar 7,2109 sekon. Parameter 50 *hidden layer* akan digunakan pada analisis selanjutnya.

2.3.4. Hasil Pengujian Skenario 4

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap parameter LVQ yakni pengaruh nilai *learning rate* bernilai 0,01;0,05;0,1;0,2;0,5 dengan menggunakan parameter 50 *hidden layer*, kombinasi 3 ciri statistik *Mean*, Standar Deviasi dan *Skewness*. Berikut adalah tabel hasil pengujian parameter nilai *learning rate*.

Tabel 4. Hasil Pengujian dengan Pengaruh Parameter Nilai *Learning Rate* LVQ

No.	Nilai Learning Rate	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sekon)
1	0,01	93,33	6,6622
2	0,05	94,44	6,467
3	0,1	93,33	6,5344
4	0,2	91,11	6,6465
5	0,5	85,56	6,9175

Berdasarkan tabel di atas, maka didapat performansi parameter *learning rate* LVQ yakni pada nilai 0,05 dengan akurasi sebesar 94,4 % dan waktu komputasi sebesar 6,467 sekon.

3. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi dan klasifikasi ras manusia melalui pengolahan citra *digital*, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Dalam merancang dan merealisasikan sistem terdapat beberapa parameter yang mempengaruhi sistem yaitu pada proses ekstraksi ciri, proses *training* dan proses *testing*. Sistem ini secara umum dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasi ras manusia dalam 3 kelas yakni Kaukasoid, Mongoloid dan Negroid melalui pengolahan citra digital dengan metode DWT (*Discrete Wavelet Transform*) dan klasifikasi LVQ-NN (*Learning Vector Quantization-Neural Networks*).
2. Akurasi sistem yang lebih optimal di dapatkan pada saat ekstraksi ciri *Mean*, Standar Deviasi dan *Skewness* dikombinasikan, penggunaan parameter DWT *subband* LL, level 1, *mother wavelet* tipe “haar” serta penggunaan parameter LVQ pada *epoch* 50, *hidden layer* 50, dan *learning rate* 0,05 didapatkan performansi sistem yang baik dengan akurasi 94,4% dengan waktu komputasi sebesar 6,467 sekon.

Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih penulis ucapkan terhadap semua pihak yang telah mendukung penelitian ini terutama tim kolaborasi riset Institut Teknologi Bandung dan Universitas Telkom dan teman-teman anggota penelitian untuk kelancaran penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1]. Brigham, J. C., & Barkowitz, P, 2006. Do “They all look alike?” The Effect of Race, Sex, Experience, and Attitudes on the Ability to Recognize Faces. *Journal of Applied Social Psychology*, 306-318.
- [2]. Wade, N, 2014. *A Troublesome Inheritance: Genes, Race and Human History*. New York: The Penguin Press HC.
- [3]. Kroeber, A. L, 2011. *Antropology: Biology and Race*. United States: Harcourt, Brace and World.
- [4]. Golby, A. J., Gabrieli, J. D., & Chiao, J. Y. 2001. Differential responses in the fusiform region to same-race and other-race faces. *Nature Neuroscience* 4, 845–850.
- [5]. Eleyan, A. A, 2009. Face Recognition from Still Images and Video Sequences. *Face Recognition*, 17-19.
- [6]. Hu, Haifeng, 2011. Variable Lighting Face Recognition using Discrete Wavelet Transform. *Pattern Recognition Letters*, 1526-1534.
- [7]. Sutarno, 2010. *Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Citra Wajah*, Jurnal Generic, Vol. 5 No. 2, Universitas Brawijaya,.
- [8]. Zaki, S, 2011. *Program Aplikasi Keamanan Citra dengan Algoritma DES dan Transformasi Wavelet Diskrit*. Semarang.
- [9]. Fausett, L., 1994. *Fundamentals of Neural Network:Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall,Inc., New Jersey.
- [10]. Bashyal, S., & Venayagamoorthy, G. K, 2008. Recognition of Facial Expressions using Gabor wavelets and Learning Vector Quantization. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1056-1064.