

---

# SISTEM PENDETEKSIAN WAJAH PADA VIDEO MENGUNAKAN JARINGAN ADAPTIVE LINEAR NEURON (ADALINE)

Oleh : Fadlisyah, S.Si., MT.<sup>7</sup>

## *Abstract*

*Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications, such as face tracking, face recognition, and video surveillance. In this paper, a faster face detection system is proposed using Adaptive Linear Neuron (ADALINE). System is constructed from the enhanced image by applying sobel operator, and then use the resulted image's vector to Widrow-Hoff learning's scheme. The performance of the proposed method is evaluated by two performances parameter, detection rate and false positive rate. The result shows that performance of detection rate is range from 65% to 90%. To enhance the quality of system performance, a combination of either : video complexity test, skin color segmentation, or statistical test, should be applied to future research.*

**Keyword** : *face detection, Adaptive Linear Neuron, Widrow-Hoff learning*

---

<sup>7</sup> Dosen Teknik Informatika Universitas Malikussaleh



## Latar Belakang Masalah

Wajah merupakan fitur pembeda yang sering digunakan sebagai kunci untuk mengenal identitas seseorang[1]. Pada sistem interaksi manusia-komputer, pendeteksian wajah merupakan langkah penting dalam sistem pengenalan wajah. Sistem pendeteksian wajah merupakan hal yang rumit dilakukan karena tingkat kevariasian wajah yang kompleks, sehingga pada sistem waktu-nyata, penerapan pendekatan yang begitu kompleks akan memperlambat kinerja sistem, dan sebaliknya penerapan pendekatan yang tidak begitu kompleks akan mempengaruhi tingkat keakuratan dalam pendeteksian wajah. Sampai saat ini lebih dari 150 pendekatan yang telah diterapkan untuk membangun sistem pendeteksian wajah.

Menurut Yang, G dan Huang, T.S., pendekatan pendeteksian wajah dapat dikategorikan menjadi empat jenis: *knowledge-based*, *appearance-based*, *feature invariant*, dan *template matching*[2]. *Knowledge-Based Method*, metode ini menggunakan dasar aturan-aturan yang biasanya digunakan oleh manusia untuk menentukan apa saja yang membentuk suatu wajah. Pada pendekatan ini, metode deteksi wajah dikembangkan berdasar pada aturan (*rule*) yang didapat dari pengetahuan para peneliti tentang wajah manusia. Sebagai contoh, suatu wajah di dalam citra biasanya memiliki dua buah mata yang simetris, sebuah hidung, dan sebuah mulut. Relasi antara fitur-fitur tersebut dapat direpresentasikan sebagai jarak atau posisi. *Feature Invariant Approach*, algoritma pada metode ini bertujuan untuk menemukan fitur-fitur struktural dari wajah yang tetap eksis meskipun terdapat variasi pose, sudut pandang, dan kondisi cahaya. Pada pendekatan ini, para peneliti mencoba menemukan fitur-fitur yang tidak berubah (*invariant*) pada wajah. Asumsi ini didasarkan pada observasi bahwa manusia dapat dengan mudah mendeteksi wajah dengan berbagai pose dan kondisi cahaya, sehingga disimpulkan bahwa pasti ada sifat-sifat atau fitur-fitur yang bersifat *invariant*. *Template Matching*, pada metode ini akan disimpan beberapa pola wajah standar untuk mendeskripsikan wajah secara keseluruhan maupun bagian-bagiannya. Pada saat pendeteksian akan dihitung korelasi antara citra input dengan citra pola wajah yang tersimpan sebelumnya. *Appearance-Based Method*, pada metode ini, model wajah dipelajari melalui proses training dengan menggunakan satu set data pelatihan yang berisi contoh-contoh wajah. Kemudian hasil training ini digunakan untuk mendeteksi wajah. Secara umum metode ini menggunakan teknik-teknik dari analisa statistik dan *machine learning* untuk menemukan karakteristik-karakteristik yang relevan dari wajah maupun non wajah[2][3]. Berbagai pendekatan dan unjuk kerja dari berbagai penelitian pendeteksian wajah disajikan dalam Tabel 1.1.



Tabel 1.1. Unjuk kerja berbagai pendekatan pendeteksi wajah.

No	Metode	Peneliti	Tingkat Keakuratan Deteksi
1	<i>Support vector machines (SVM)</i> [3]	Osuna	74,2%
2	<i>Distribution-based dan clustering</i> [3]	Sung, Poggio	79,9%
3	<i>Color based System</i> [4]	Tao, Jia-Jun, Chun	83%
4	<i>Neural Networks</i> [3][5][6]	Rowley	84,5%
5	<i>Combination of Appearance-based and Feature-based</i> [7]	Tabatabaie, dkk	77,14%
6	<i>Neural Networks in Real-time Face Detection</i> [8]	Curran, dkk	67%-85%

Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,

Fadlisyah

Pada sistem waktu-nyata, pendeteksian wajah harus dibangun berdasarkan spesifikasi berikut :

1. Penggunaan komputasi yang efisien, hal ini mutlak diperlukan pada sistem untuk pengembangan lanjut seperti sistem biometriks pengenalan wajah, pengenalan ekspresi, dan lain-lain. Penggunaan komputasi yang terlalu kompleks pada sistem pendeteksian wajah akan sangat berpengaruh kepada kecepatan kinerja dalam interpretasi pola.
2. Tingkat keakuratan pendeteksian sistem yang tinggi. Di dalam penelitian ini parameter *detection rate* dan *false positive rate* digunakan sebagai acuan pengukuran unjuk kerja sistem.

Berbagai penelitian pendeteksian wajah yang telah dilakukan selalu melibatkan komputasi yang kompleks. Komputasi yang begitu kompleks pada sistem pendeteksi wajah telah diketahui dapat meningkatkan keakuratan unjuk kerja sistem, tetapi dalam sistem waktu-nyata, komputasi yang kompleks akan mempengaruhi cepat atau lambatnya kinerja video, terlebih lagi pada sistem biometriks yang berhubungan dengan jumlah record yang besar. Para peneliti berusaha menemukan komputasi yang hemat dan handal dalam sistem pendeteksian wajah, dikarenakan sistem biometriks wajah di masa mendatang akan berhubungan dengan jumlah record yang besar seiring peningkatan laju pertumbuhan penduduk dunia. Sampai saat ini para peneliti masih belum menemukan komputasi yang begitu hemat dan handal untuk pendeteksian wajah yang akan diterapkan pada sistem biometriks wajah atau sistem lainnya yang berhubungan dengan wajah. Pendekatan komputasi yang telah diterapkan masing-masing memiliki kelebihan dan kekurangan. Pemilihan penggunaan komputasi yang hemat dan handal tersebut menjadi tantangan dan konsentrasi dalam penelitian ini.

Teknologi komputasi semakin luas penggunaannya setelah ditemukannya metode komputasi Jaringan Syaraf Tiruan pada tahun 1960. Berbagai model Jaringan Syaraf Tiruan yang umum dikenal luas



diantaranya adalah model Hebb, model Perceptron, model Adaline/Madaline, dan model Hopfield. Pada penelitian ini model *Adaptive Linear Neuron* (Adaline) akan diujicobakan untuk membangun sistem pendeteksian wajah. Alasan pemilihan model *Adaptive Linear Neuron* (Adaline) adalah dikarenakan pada model ini struktur neuron yang digunakan tidak begitu kompleks dan iterasi komputasi yang diperlukan untuk menyesuaikan bobot pelatihan tidak terlalu panjang. Untuk melatih model *Adaptive Linear Neuron* (Adaline), maka algoritma pembelajaran Widrow-Hoff digunakan untuk mengenal berbagai pola wajah manusia yang akan dijadikan acuan sebelum pengujian dilakukan.

### Konvolusi

Suatu cara untuk mengkombinasikan dua buah sinyal disebut konvolusi[11]. Konvolusi 2 buah fungsi  $f(x)$  dan  $g(x)$  didefinisikan sebagai :

$$h(x) = f(x) \otimes g(x) \cong \int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da \dots\dots\dots (2.1)$$

notasi  $\otimes$  merupakan operator konvolusi. Untuk fungsi diskrit konvolusi didefinisikan sebagai,

$$h(x) = f(x) \otimes g(x) \cong \sum_{a=-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a) \dots\dots\dots (2.2)$$

di mana  $g(x)$  merupakan kernel konvolusi atau kernel filter.

Untuk fungsi dua dimensi, operasi konvolusi didefinisikan sebagai :  
(untuk fungsi kontinu)

$$h(x,y) = f(x,y) \otimes g(x,y) \cong \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(a,b)g(x-a,y-b)dadb \dots\dots\dots (2.3)$$

dan untuk fungsi diskrit, didefinisikan sebagai :

$$h(x,y) = f(x,y) \otimes g(x,y) \cong \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} f(a,b)g(x-a,y-b) \dots\dots\dots (2.4)$$

Fungsi filter  $g(x,y)$  disebut juga filter konvolusi, mask konvolusi, kernel konvolusi, atau template[12].

### Deteksi Wajah

Ada beberapa pendekatan yang telah dilakukan oleh beberapa peneliti di dalam membangun sistem pendeteksian wajah. Secara umum metode yang diterapkan pada sistem pendeteksian wajah dapat diklasifikasikan menjadi :

1. **Knowledge-based method**. Metode ini kebanyakan digunakan untuk lokalisasi wajah.



Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,

Fadlisyah

2. **Feature invariant approach**. Metode ini kebanyakan digunakan untuk lokalisasi wajah.
3. **Template matching method**. Metode ini digunakan untuk lokalisasi wajah maupun deteksi wajah.
4. **Appearance-based method**. Metode ini kebanyakan digunakan untuk deteksi wajah[2][3].

**Knowledge-Based Method**, metode ini menggunakan dasar aturan-aturan yang biasanya digunakan oleh manusia untuk menentukan apa saja yang membentuk suatu wajah. Pada pendekatan ini, metode deteksi wajah dikembangkan berdasar pada aturan (rule) yang didapat dari pengetahuan para peneliti tentang wajah manusia. Sebagai contoh, suatu wajah di dalam citra biasanya memiliki dua buah mata yang simetris, sebuah hidung, dan sebuah mulut. Relasi antara fitur-fitur tersebut dapat direpresentasikan sebagai jarak atau posisi. Pada tahap pertama fitur-fitur wajah diekstraksi lebih dulu, kemudian kandidat wajah ditentukan berdasarkan aturan yang dipakai. Masalah utama pada pendekatan ini adalah kesulitan dalam menterjemahkan pengetahuan manusia ke dalam aturan yang akan dipakai. Jika aturannya terlalu detail (*strict*), maka akan sering gagal mendeteksi wajah yang tidak memenuhi aturan tersebut. Jika aturannya terlalu umum (*general*), akan menghasilkan terlalu banyak *false positive*. Masalahnya akan bertambah sulit jika harus mendeteksi wajah dengan pose yang bervariasi karena aturan yang dipakai harus dapat menghadapi semua kemungkinan yang ada. Metode ini biasanya hanya dapat bekerja dengan baik pada wajah frontal dan tegak dengan latar belakang sederhana.

**Feature Invariant Approach**, algoritma pada metode ini bertujuan untuk menemukan fitur-fitur struktural dari wajah yang tetap eksis meskipun terdapat variasi pose, sudut pandang, dan kondisi cahaya. Pada pendekatan ini, para peneliti mencoba menemukan fitur-fitur yang tidak berubah (*invariant*) pada wajah. Asumsi ini didasarkan pada observasi bahwa manusia dapat dengan mudah mendeteksi wajah dengan berbagai pose dan kondisi cahaya, sehingga disimpulkan bahwa pasti ada sifat-sifat atau fitur-fitur yang bersifat *invariant*. Fitur wajah seperti alis, mata, hidung, mulut, biasanya diekstraksi dengan edge detector. Selanjutnya dibentuk suatu model statistik yang mendeskripsikan hubungan antara fitur-fitur tersebut untuk menentukan ada tidaknya wajah. Warna kulit manusia juga dapat digunakan untuk membantu memperkirakan area wajah. Namun biasanya deteksi warna kulit ini dikombinasikan dengan metode lainnya seperti *shape analysis* dan *motion information*.

**Template Matching**, pada metode ini akan disimpan beberapa pola wajah standar untuk mendeskripsikan wajah secara keseluruhan maupun bagian-bagiannya. Pada saat pendeteksian akan dihitung korelasi antara citra input dengan citra pola wajah yang tersimpan sebelumnya.

**Appearance-Based Method**, pada metode ini, model wajah dipelajari melalui proses training dengan menggunakan satu set data pelatihan yang berisi contoh-contoh wajah. Kemudian hasil training ini digunakan untuk mendeteksi wajah. Secara umum metode ini menggunakan teknik-teknik



dari analisa statistik dan *machine learning* untuk menemukan karakteristik-karakteristik yang relevan dari wajah maupun non wajah. Yang termasuk dalam kelompok ini antara lain adalah metode *Eigenfaces* [Kirby, Sirovich, 1990], *distribution-based* dan *clustering* [Sung, Poggio, 1994], jaringan syaraf tiruan [Rowley, 1998], *support vector machines* (SVM) [Osuna, 1997], *Sparse Network of Winnows* (SNoW) [Yang, 2000], *Naive Bayes Classifier* [Schneiderman, 1998], *Hidden Markov Model* (HMM) [Nefian, 1998], *Kullback relative information* [Colmenarez, 1997], dan *decision trees* [Huang, 1996][3].

### Jaringan Adaline dan Madaline

ADALINE singkatan dari Adaptive Linear Neuron, ADALINE menggunakan threshold dalam melakukan proses penjumlahan linier seluruh masukan pada jaringannya. Pengaturan bobot interkoneksi pada jaringan ADALINE dilakukan menggunakan Persamaan (2.5) :

$$W_{k+1} = W_k + \mu(-\hat{\nabla}_k) \dots\dots\dots (2.5)$$

Gradien  $\hat{\nabla}_k$  sesaat dihitung berdasarkan kuadrat error sesaat, dapat dilihat pada Persamaan (2.6) :

$$\hat{\nabla}_k = \frac{\partial \varepsilon_k^2}{\partial W_k} = \begin{Bmatrix} \frac{\partial \varepsilon_k^2}{\partial W_{0k}} \\ \vdots \\ \frac{\partial \varepsilon_k^2}{\partial W_{nk}} \end{Bmatrix}$$

$$W_{k+1} = W_k + \mu(-\hat{\nabla}_k) = W_k - \mu \frac{\partial \varepsilon_k^2}{\partial W_k}$$

$$W_{k+1} = W_k - 2\mu \varepsilon_k \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial W_k} = W_k - 2\mu \varepsilon_k \frac{\partial (d_k - W_k^T x_k)}{\partial W_k}$$

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu \varepsilon_k X_k$$

jika  $2\mu = \eta$

$$W_{k+1} = W_k + \eta \varepsilon_k X_k \dots\dots\dots (2.6)$$

keterangan :  
 $\mu$  adalah konstanta belajar.  
 $\varepsilon_k$  adalah error pada iterasi ke- $k$ .  
 $\eta$  adalah konstanta belajar yang bernilai  $2\mu$  [10][12][13].

Pada setiap iterasi nilai error akan selalu menurun, sehingga proses belajar yang demikian disebut juga sebagai proses belajar dengan algoritma *gradient descent*. Sistem MADALINE mempunyai satu lapisan ADALINE



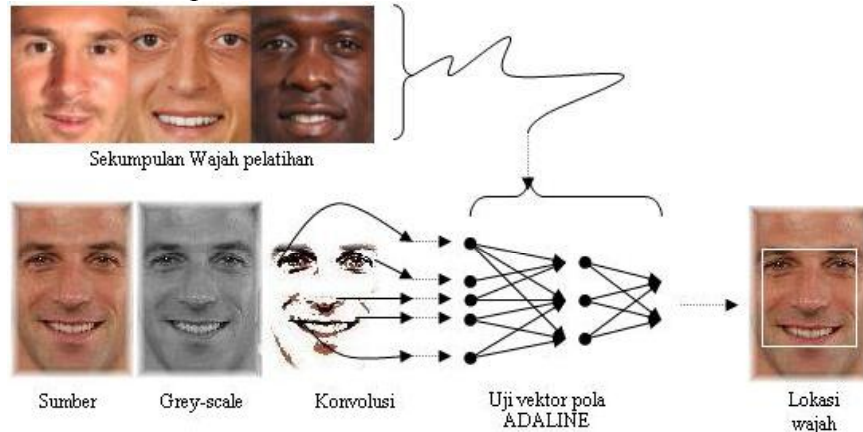
yang dihubungkan dengan satu unit MADALINE. Jika lebih dari setengah keluaran ADALINE adalah +1, maka unit keluaran MADALINE adalah +1.

Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,

Fadlisyah

## Skema Sistem

Skema sistem pendeteksi wajah yang dibangun dalam penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 1.1.

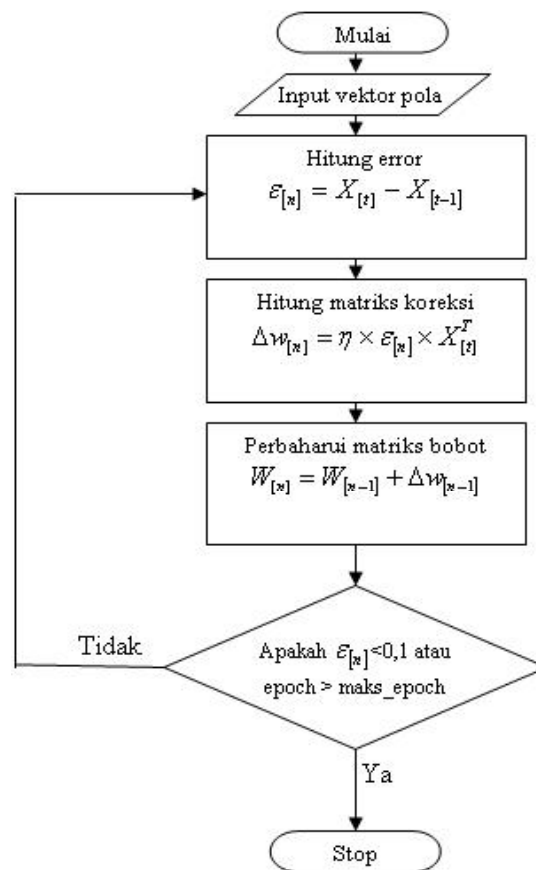


Gambar 1.1 Skema sistem pendeteksi wajah pada video.

Adapun tahapan yang dilakukan setelah sistem menerima input video adalah tahapan grey-scale, konvolusi, dan uji pengenalan pola wajah melalui jaringan ADALINE. Pada tahap *pre-processing*, Video sumber yang menjadi inputan akan di-*resize* terlebih dahulu untuk menghemat waktu dan jumlah iterasi. Setelah *resizing*, video akan direpresentasikan dalam bentuk satu kanal, dan diakhiri dengan pendeteksian tepi melalui proses konvolusi. Pada proses utama, komputasi menggunakan jaringan ADALINE, vektor pola wajah akan dilatih untuk mendapatkan sebuah matriks bobot, yang selanjutnya matriks bobot tersebut digunakan sebagai matriks pengujian.

## Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf yang digunakan pada sistem ini menggunakan jenis ADALINE dengan algoritma belajar Widrow-Hoff, dimana diagram alir dari algoritma belajar Widrow-Hoff ditunjukkan pada Gambar 3.5.



Gambar 1.2 Diagram alir algoritma belajar Widrow-Hoff.

Pada tahap ini, jaringan menerima inputan struktur pola. Struktur pola inputan merupakan sebarisan pola tepi-tepi objek yang mungkin mengandung wajah atau bukan wajah, dan selanjutnya jaringan melakukan perhitungan error. Setelah perhitungan error dilakukan, jaringan melakukan perhitungan matriks koreksi, dan diakhiri dengan pembaharuan matriks bobot. Langkah-langkah ini terus diulang hingga tercapai error minimum atau telah memenuhi batas iterasi maksimum.

### Parameter Pengukuran Evaluasi Unjuk Kerja Sistem

Pengukuran evaluasi unjuk kerja sistem pendeteksi wajah pada umumnya menggunakan dua parameter, yaitu *detection rate* dan *false positive rate*[3][19]. *Detection rate* merupakan perbandingan atau prosentase jumlah wajah yang berhasil dideteksi per seluruh jumlah wajah yang diuji, sedangkan *false positive rate* adalah jumlah objek bukan wajah yang dideteksi sebagai wajah.

### Hasil Deteksi Wajah

Pengujian sistem pendeteksi wajah dilakukan terhadap empat karakteristik citra. Karakteristik pertama adalah citra yang memuat latar belakang yang sederhana dengan wajah tanpa orientasi, karakteristik kedua





Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,

Fadlisyah

adalah citra yang memuat latar belakang yang sederhana dengan wajah memiliki orientasi, karakteristik ketiga adalah citra yang memuat latar belakang yang kompleks dengan wajah tanpa orientasi, dan karakteristik keempat adalah citra yang memuat latar belakang yang kompleks dengan wajah memiliki orientasi. Gambar 1.3 menunjukkan beberapa hasil pengujian sistem pendeteksi wajah, dan beberapa contoh hasil pendeteksian wajah *false positive rate* ditunjukkan pada Gambar 1.4.



Gambar 1.3 Beberapa hasil pendeteksian wajah.



Gambar 1.4 Beberapa hasil *false positive rate*.

### Pengukuran Unjuk Kerja Sistem Pendeteksi Wajah

Pengukuran unjuk kerja sistem dilakukan dengan pelatihan bertahap. Pada citra yang memuat latar belakang sederhana dengan wajah tanpa orientasi ( $k_1$ ), sistem pendeteksi wajah memiliki tingkat keakuratan sebesar 90%. Tabel 1.2 mengilustrasikan beberapa hasil pengukuran unjuk kerja



sistem pendeteksian wajah ( $k_1$ ). Hasil evaluasi sistem menunjukkan bahwa peningkatan *Detection Rate* sangat terkait dengan peningkatan jumlah pelatihan. Pada citra yang memuat latar belakang sederhana dengan wajah memiliki orientasi ( $k_2$ ), sistem pendeteksi wajah memiliki tingkat keakuratan sebesar 82%. Tabel 1.3 mengilustrasikan beberapa hasil pengukuran unjuk kerja sistem pendeteksian wajah ( $k_2$ ).

Tabel 1.2. Hasil unjuk kerja sistem pendeteksi wajah ( $k_1$ ).

Jumlah Citra Pelatihan	Jumlah Citra Pengujian	Jumlah Pendeteksian yang benar	False Positive Rate	Detection Rate
25	100	60	0,4	0,6
50	100	67	0,33	0,67
75	100	85	0,15	0,85
100	100	90	0,1	0,9

Tabel 1.3. Hasil unjuk kerja sistem pendeteksi wajah ( $k_2$ ).

Jumlah Citra Pelatihan	Jumlah Citra Pengujian	Jumlah Pendeteksian yang benar	False Positive Rate	Detection Rate
25	100	50	0,5	0,5
50	100	59	0,41	0,59
75	100	70	0,3	0,7
100	100	82	0,18	0,82

Pada citra yang memuat latar belakang yang kompleks, pengujian dilakukan masing-masing untuk wajah tanpa orientasi dan wajah yang memiliki orientasi. Pada citra yang memuat latar belakang yang kompleks dengan wajah tanpa orientasi ( $k_3$ ), sistem pendeteksi wajah memiliki tingkat keakuratan sebesar 70%. Tabel 1.4 mengilustrasikan beberapa hasil pengukuran unjuk kerja sistem pendeteksian wajah ( $k_3$ ). Pada citra yang memuat latar belakang yang kompleks dengan wajah yang memiliki orientasi ( $k_4$ ), sistem pendeteksi wajah memiliki tingkat keakuratan sebesar 65%. Tabel 1.5 mengilustrasikan beberapa hasil pengukuran unjuk kerja sistem pendeteksian wajah ( $k_4$ ).

Tabel 1.4. Hasil unjuk kerja sistem pendeteksi wajah ( $k_3$ ).

Jumlah Citra Pelatihan	Jumlah Citra Pengujian	Jumlah Pendeteksian yang benar	False Positive Rate	Detection Rate
25	100	45	0,55	0,45
50	100	52	0,48	0,52
75	100	61	0,39	0,61
100	100	70	0,3	0,7

Tabel 1.5. Hasil unjuk kerja sistem pendeteksi wajah ( $k_4$ ).

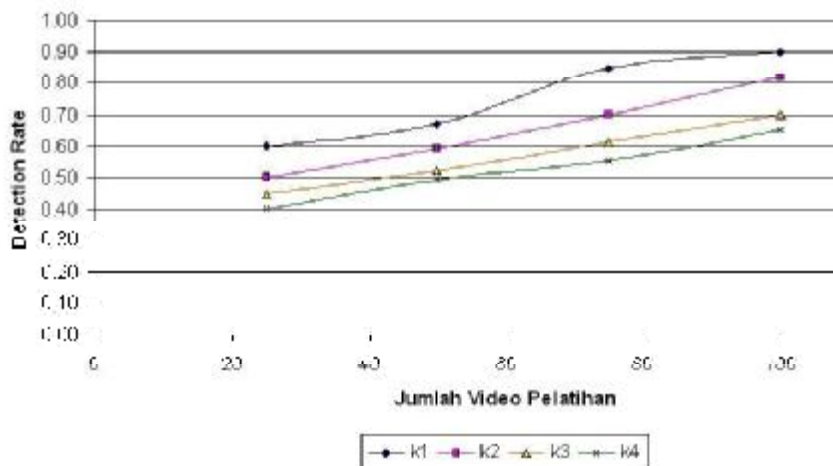
Jumlah Citra Pelatihan	Jumlah Citra Pengujian	Jumlah Pendeteksian yang benar	False Positive Rate	Detection Rate
25	100	40	0,6	0,4
50	100	49	0,51	0,49
75	100	55	0,35	0,55
100	100	65	0,25	0,65

Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,

Fadlisyah

Hasil pengujian untuk ( $k_1$ ), ( $k_2$ ), ( $k_3$ ), dan ( $k_4$ ), menunjukkan bahwa *detection rate* sangat dipengaruhi oleh kekompleksitasan citra. Untuk jumlah citra pelatihan yang sama, maka hasil unjuk kerja *detection rate* yang diperoleh adalah  $(k_1) > (k_2) > (k_3) > (k_4)$ . Gambar 1.5 menunjukkan grafik hasil unjuk kerja sistem pendeteksi wajah ( $k_1$ ), ( $k_2$ ), ( $k_3$ ), dan ( $k_4$ ).

Grafik Unjuk Kerja Sistem Pendeteksi Wajah



Keterangan:

- k1 = citra yang menjadi dasar yang sangat sederhana dengan wajah manusia normal
- k2 = citra yang menjadi dasar yang sederhana dengan wajah manusia normal
- k3 = citra yang menjadi dasar yang kompleks dengan wajah normal manusia
- k4 = citra yang menjadi dasar yang kompleks dengan wajah normal manusia

Gambar 1.5 Grafik unjuk kerja sistem pendeteksi wajah ( $k_1$ ), ( $k_2$ ), ( $k_3$ ), dan ( $k_4$ ).

## Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pendeteksi wajah menggunakan pendekatan jaringan ADALINE dengan algoritma belajar Widrow-Hoff memiliki *detection rate* berkisar dari 65% hingga 90%. Persentase *detection rate* tersebut menunjukkan bahwa jaringan ADALINE dapat digunakan sebagai salah satu pendekatan untuk pendeteksian wajah pada video. Keunggulan jaringan ADALINE adalah kemampuan pengenalan pola wajah dengan jumlah data pelatihan yang tidak terlalu besar, sangat tepat untuk diterapkan pada sistem biometriks yang membutuhkan proses pendeteksi wajah.



### Daftar Pustaka

- [1] Prakash N, Kalavdekar. 2010. *Face Detection Using Neural Network*. International Journal of Computer Applications (0975 - 8887) Volume 1 – No. 16 2010.
- [2] Anila, S dan Devarajan, N. 2010. *Simple and Fast Face Detection System Based on Edges*. International Journal of Universal Computer Sciences (Vol.1-2010/Iss.2), pp. 54-58.
- [3] Nugroho, Setyo. 2004. *Sistem Pendeteksi Wajah Manusia pada Citra Digital*. Tesis S2 Ilmu Komputer Program Pascasarjana Universitas Gadjah Mada Jogjakarta.
- [4] Wang Tao, Bu Jia-Jun, dan Chen Chun. 2003. *A Color based Face Detection System using Multiple Template*. Journal of Zhejiang University Science V.4, No. 2, p. 162-165.
- [5] Rowley, Henry A. 1999. *Neural Network-Based Face Detection*. Thesis : School of Computer Science, Computer Science Department Carnegie Mellon University, Pittsburgh.
- [6] Rowley, H., Baluja, S., Kanade, T. 1998. *Neural Network-Based Face Detection*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 1.
- [7] Tabatabaie, Zahra Sadri., Rahmat, Rahmita Wirza., Udzir, Nur Izura, dan Kheirkhah, Esmaeil. 2009. *A Hybrid Face Detection System using combination of Appearance-based and Feature-based methods*. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.9 No.5, May 2009.
- [8] Curran, Kevin., Xuelong Li., Mc Caughley, Neil. 2005. *The Use of Neural Networks in Real-time Face Detection*. Journal of Computer Sciences 1 (1): 47-62, 2005, ISSN 1549-3636.
- [9] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. 1992. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, USA.
- [10] W. Pandjaitan, Lanny. 2007. *Dasar-dasar Komputasi Cerdas*. Penerbit ANDI, Yogyakarta.



Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,

Fadlisyah

- [11] Heeger, David. 2000. *Handout Signals, Linear Systems, and Convolution*. Center for Neural Science, New York University.
- [12] Fadlisyah dan Rizal. 2011. *Pemrograman Computer Vision pada Video*, Penerbit Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [13] Haykin, Simon. 1999. *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, New Jersey United States of America.
- [14] Hajek, M. 2005. *Handout Neural Networks*. School of Mathematics, Statistics and Computer Science, University of KwaZulu-Natal.
- [15] Verma, Ragini Choudury., Schmid, Cordelia., Mikolajczyk, Krystian. 2003. *Face Detection and Tracking in a Video by Propagating Detection Probabilities*. IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 25, No. 10.
- [16] Viola, Paul., Jones, Michael J. 2004. *Robust Real-Time Face Detection*. Kluwer Academic Publishers. International Journal of Computer Vision 57(2), 137–154.
- [17] Kublbeck, Christian., Ernst, Andreas. 2006. *Face detection and tracking in video sequences using the Modified census transformation*. Image and Vision Computing 24 (2006) 564–572.
- [18] Yun, Tie., Ling, Guan. 2009. *Automatic face detection in video sequences using local normalization and optimal adaptive correlation techniques*. Elsevier, Pattern Recognition 42 (2009) 1859 – 1868.
- [19] Yang, M.H., Kriegman, D., Ahuja, N. 2002. *Detecting Faces in Images: A Survey*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24,no. 1

&



*Face detection is an important first step to many advanced computer vision, biometrics recognition and multimedia applications,*

---

JT-FTI  
V2,N1  
125-138

---