

MODEL GENERATIF WAJAH BERPOTENSI “FITNAH” MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN ADALINE

Fadlisyah, Bustami

Teknik Informatika Universitas Malikussaleh Lhokseumawe
Jl. Cot Tgk Nie-Reulet, Aceh Utara, 141 Indonesia
email : Fadlisyahxp@gmail.com

ABSTRAK

Wajah merupakan perwakilan informasi dari sifat atau karakter seseorang, dan satu-satunya fitur yang dapat secara langsung digunakan untuk menilai seseorang berdasarkan database statistik wajah. Salah satu informasi yang dapat digali dari wajah adalah potensi seseorang dalam melakukan perilaku fitnah, untuk itu paper ini bertujuan mengajukan sebuah model generatif pemodelan wajah eigen yang dibangun dari berbagai wajah yang berpotensi melakukan fitnah. Perangkat komputasi yang sesuai digunakan pada lingkungan waktu-nyata adalah jaringan ADALINE, dan hasil unjuk kerja sistem mampu menggeneratif dan mengenali wajah berpotensi fitnah hingga mencapai 90%. Penelitian disarankan tidak terbatas hanya penggunaan komputasi yang terbatas pada wajah, tetapi juga menekankan interaksi wajah terhadap background wajah ataupun interaksi wajah terhadap cahaya.

Kata kunci : Wajah, Fitnah, ADALINE

Pendahuluan

Banyak informasi yang dapat diambil dari karakter wajah seseorang, diantaranya : identitas, usia, perilaku emosi, gender, suku, dan lain-lain. Peramalan sifat atau informasi yang dapat diperoleh dari wajah sangat dipengaruhi oleh keadaan perilaku dari berbagai wajah yang terdapat sebelumnya atau dengan kata lain, seorang manusia akan menggali informasi dari wajah seseorang berdasarkan pengetahuan wajah dan

karakter sifat si pemilik wajah yang telah tertanam dalam sistem memori otak manusia tersebut. Berdasarkan teori ini, maka penilaian terhadap wajah akan cenderung relatif dipengaruhi oleh riwayat Interaksi si penilai dengan si pemilik wajah yang akan dinilai. Berdasarkan permasalahan ini maka paper ini mengajukan sebuah sistem yang yang mampu men-generatif sebuah model wajah berdasarkan kebiasaan prilaku tertentu pada manusia.

Fitnah adalah jenis prilaku manusia menebarkan keburukan terhadap seseorang yang tidak dilakukannya sebagai wujud rasa tidak puas atau tersisih, atau sifat iri yang terdapat pada si pembuat kabar palsu. Fenomena fitnah sudah menjadi trend di era informasi ini, dan menjadi prilaku buruk yang menggairahkan dengan indeks rate 0,97 di dunia dewasa saat ini. Indeks menyatakan bahwa hampir semua manusia pernah melakukan fitnah. Jika faktanya indeks menyatakan demikian, maka penelitian pembangunan model wajah generatif tidak perlu dilakukan, oleh karena itu pengkajian pada data wajah perlu dibatasi hanya pada lingkungan sekitar kampung di mana penulis berdomisili dan berinteraksi. Data-data wajah dan sifat fitnah diperoleh penulis dari diskusi, pengaduan masyarakat, data-data wajah dan kasus dari kepolisian, dan lain-lain.

Untuk membangun model maka penulis cenderung menggunakan sistem memori asosiasi wajah dan jaringan ADALINE, karena metode ini lebih cocok dan ekonomis secara pemakaian memori bila pengembangan sistem memasuki lingkungan waktu-nyata.

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 :

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

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

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

$$W_{k+1} = W_k + \eta (-\widehat{\nabla}_k) = W_k - \eta \frac{\partial v_k^2}{\partial W_k}$$

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

$$W_{k+1} = W_k + 2\eta v_k X_k$$

jika $2\eta = y$

$$W_{k+1} = W_k + y v_k X_k$$

keterangan:

η adalah konstanta belajar.

v_k adalah error pada iterasi ke- k .









y adalah konstanta belajar yang bernilai 2η .

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.

Untuk mensimulasikan proses komputasi jaringan ADALINE untuk mengenal wajah, maka vektor pola wajah yang akan dilatih

terlebih dahulu diketahui. Untuk pembentukan vektor pola wajah maka dapat digunakan proses belajar Hebbian, misalkan tiap vektor pola dibangun dengan menggunakan ciri pada 2.1.

Tabel 2.1. Vektor pola ciri wajah manusia.

Ciri utama	+1	-1	Elemen pemroses
Rambut			1
Mata			2
Hidung			3
Mulut			4

Setiap elemen berhubungan dengan satu ciri pola, misalkan vektor pola pertama adalah $x_1^T = [+1 \ +1 \ +1 \ -1]$. Untuk menyimpan satu pola wajah di dalam memori asosiatif, setiap elemen dalam vektor pola wajah x_k digunakan sebagai masukan pada satu elemen pemroses di memori dan setiap elemen pemroses dihubungkan ke setiap elemen pemroses lainnya pada memori. Nilai kekuatan hubungan antara elemen pemroses disimpan ke dalam matriks $[W]$ ukuran 4x4. Untuk memudahkan bobot interkoneksi awal, kita pilih matriks 0 sebagai berikut:

$$W_{[0]} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Langkah 1: Pola pertama disimpan dalam memori dengan memodifikasi nilai bobot interkoneksi menurut aturan Hebbian berdasarkan persamaan $w_{ij}^{baru} = w_{ij}^{lama} + a_{ki} b_{kj}$.

$$\begin{aligned}
 w_1 = w_0 + x_1 x_1^T &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 \\ +1 \\ +1 \\ -1 \end{bmatrix} \times [+1 \quad +1 \quad +1 \quad -1] \\
 &= \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & +1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & +1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

dengan memperhatikan matriks bobot yang diperoleh, pola pertama menunjukkan bahwa setiap dua ciri utama yang memiliki nilai yang sama baik +1 atau -1, akan memiliki kekuatan hubungan antara dua elemen memori yang berhubungan dengan ciri, sama dengan +1, sebaliknya, setiap dua ciri utama mempunyai nilai berbeda, baik +1 dan -1 atau -1 dan +1, akan memiliki kekuatan hubungan antara dua elemen memori yang berhubungan dengan ciri, sama dengan -1. dengan kata lain, bobot matriks akan sebanding dengan kovariansi antar ciri utama.

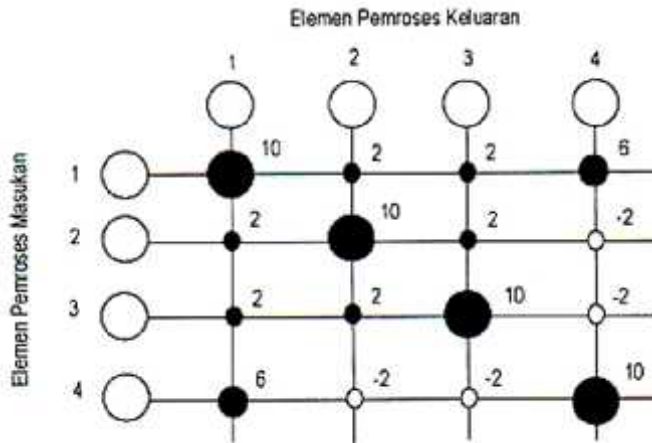
Langkah 2: Misalkan, pola kedua yang dicirikan dengan

$$x_2^T = [-1 \quad -1 \quad +1 \quad -1].$$

$$w_2 = w_1 + x_2 x_2^T = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & +1 & -1 \\ +1 & +1 & +1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & +1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ +1 \\ -1 \end{bmatrix} \times [-1 \quad -1 \quad +1 \quad -1]$$

$$= \begin{bmatrix} +2 & +2 & 0 & 0 \\ +2 & +2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & +2 & -2 \\ 0 & 0 & -2 & +2 \end{bmatrix}$$

langkah dilanjutkan hingga misalkan langkah sepuluh, sehingga diperoleh matriks interkoneksi pola dalam memori asosiatif.



Gambar 2.2 Pola interkoneksi suatu memori asosiatif pengenalan sepuluh pola wajah yang dibangun dari ciri utama.

Pada Gambar 2.2, bobot interkoneksi antara elemen pemroses 1 dan 2, 1 dan 3, dan 2 dan 3 mempunyai nilai 2, hal ini mencerminkan bahwa nilai-nilai ciri utama yang berhubungan dengan elemen pemroses adalah sama, +1 dan +1 atau -1 dan -1, dalam enam pola, tetapi berbeda untuk empat pola, $6 \times (+1) + 4 \times (-1) = 2$. Bobot interkoneksi antara elemen pemroses 1 dan 4 mempunyai nilai 6, yang menunjukkan bahwa nilai-nilai ciri utama 1 dan 4 sama dalam delapan pola dan berbeda dalam 2 pola, $8 \times (+1) + 2 \times (-1) = 6$. Bobot interkoneksi antara elemen pemroses 2 dan 4, dan 3 dan 4 mempunyai nilai -2, yang menunjukkan nilai-nilai ciri utama yang berhubungan dengan elemen

pemroses adalah sama, +1 dan +1 atau -1 dan -1, dalam empat pola, tetapi berbeda untuk enam pola, $4 \times (+1) + 6 \times (-1) = -2$.

Tinjau kembali hasil dari Gambar 2.2, ambil vektor masukan 2 dan 4 yang menghasilkan keluaran yang tidak kuat (karena tidak ortogonal). Selanjutnya kita mencoba membuat matriks bobot dengan algoritma belajar Widrow-Hoff. Vektor pola masukan 2 dan 4 adalah sebagai berikut:

$$X = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan algoritma Widrow-Hoff, langkah pertama kita adalah menentukan nilai konstanta belajar, misalkan 0,2. Matriks bobot awal ditetapkan matriks 0 dan iterasi dapat dilakukan.

$$W_{[0]} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Langkah 1: Pemanggilan kembali vektor pola.

$$X_{[0]} = W_{[0]}X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Langkah 2: Perhitungan error.

$$V_{[0]} = X - X_{[0]} = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

Langkah 3: Perhitungan matriks koreksi.

$$y \times V_{[0]} X^T = \Delta w_{(0)} = 0,2 \times \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,4 & 0 & -0,4 & 0,4 \\ 0 & 0,4 & 0 & 0 \\ -0,4 & 0 & 0,4 & -0,4 \\ 0,4 & 0 & -0,4 & 0,4 \end{bmatrix}$$

Langkah 4: Memperbarui matriks bobot.

$$W_{[1]} = W_{[0]} + \Delta w_{[0]} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,4 & 0 & -0,4 & 0,4 \\ 0 & 0,4 & 0 & 0 \\ -0,4 & 0 & 0,4 & -0,4 \\ 0,4 & 0 & -0,4 & 0,4 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,4 & 0 & -0,4 & 0,4 \\ 0 & 0,4 & 0 & 0 \\ -0,4 & 0 & 0,4 & -0,4 \\ 0,4 & 0 & -0,4 & 0,4 \end{bmatrix}$$

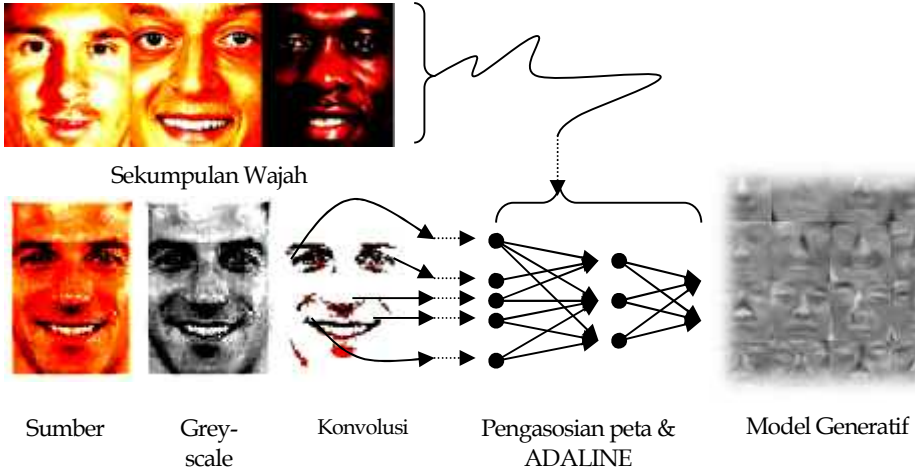
Pada iterasi ke-24:

$$\begin{aligned}
 X_{[23]} = W_{[23]} X &= \begin{bmatrix} 0,333 & 0 & -0,333 & 0,333 \\ 0 & 1,0 & 0 & 0 \\ -0,333 & 0 & 0,333 & -0,333 \\ 0,333 & 0 & -0,333 & 0,333 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \\
 v_{[23]} = X - X_{[23]} &= \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\
 y \times v_{[23]} X^T = \Delta w_{(23)} &= 0,2 \times \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Error minimum diperoleh pada iterasi ke-24. Jumlah iterasi sangat dipengaruhi oleh konstanta belajar.

Skema Sistem

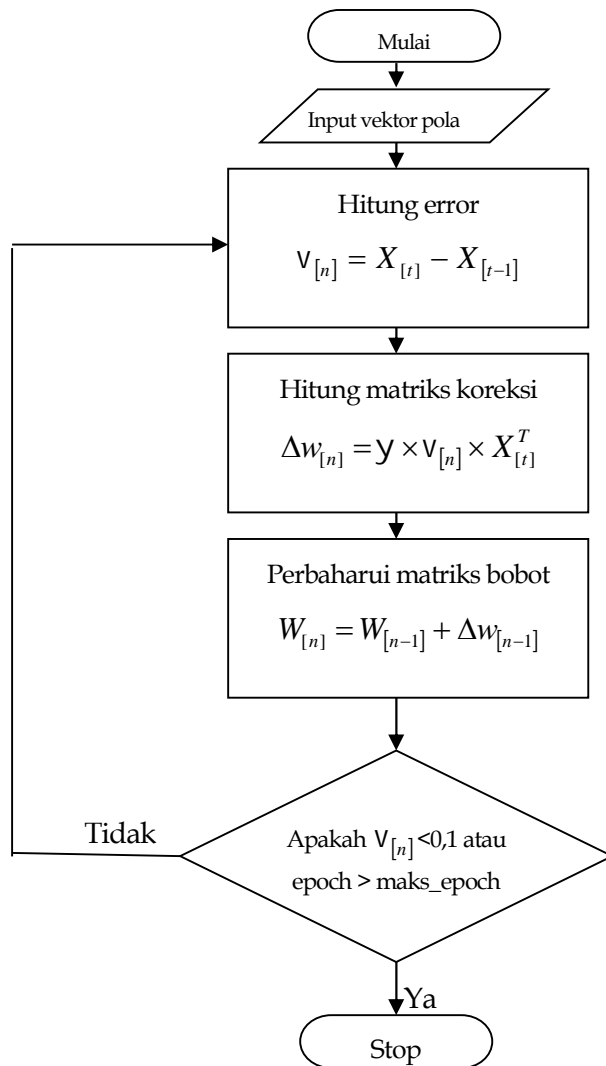
Skema sistem pendeteksi wajah yang dibangun dalam penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Skema sistem model generatif 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 peta asosiasi wajah Eigen.

Model Jaringan syaraf yang digunakan pada sistem ini adalah jenis ADALINE dengan menggunakan algoritma belajar Widrow-Hoff, diagram alir dari algoritma belajar Widrow-Hoff ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 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 tercapat error minimum atau telah memenuhi batas iterasi maksimum.

Hasil Unjuk Kerja Sistem

Model generatif dibangun beberapa tahap berdasarkan jumlah pelatihan generatif wajah pelaku fitnah. Model generatif wajah pelaku fitnah dibangun dengan 25 data wajah yg peneliti dapatkan langsung melalui arsip, dokumen, dan wawancara dengan pihak korban fitnah, hasil menunjukkan rate 0,65 dengan misklasifikasi yang besar dan beberapa data yang tidak dapat dideteksi.

Model generatif atau Eigen Face dilanjutkan dengan dibangun dari 50 data tambahan yang telah diasosikan secara Haralick, dan dengan menggunakan data uji yang sama, hasil unjuk kerja memperoleh rate 0,77. Pengembangan model dibangun kembali dengan 75 sampai 100 sampel, dan hasil mulai signifikan hingga mencapai 0,95 rate.

Tabel 4.1. Hasil unjuk kerja sistem pengenalan wajah berpotensi fitnah berdasarkan beberapa keadaan model generatif wajah pelaku fitnah

Jumlah Citra Asosiatif	Jumlah Citra Pengujian	Jumlah Pendeteksian yang benar	False Positive Rate	Detection Rate
25	100	65	0,4	0,65
50	100	77	0,33	0,77
75	100	85	0,15	0,85
100	100	90	0,1	0,9

Kesimpulan dan Saran

Sistem Generatif dan pengenalan wajah berpotensi fitnah menggunakan ADALINE mampu bekerja dengan baik pada citra yang memiliki latar belakang yang tidak kompleks, sebaliknya pada citra yang memuat latar belakang yang kompleks dengan orientasi wajah yang beragam, sistem pendeteksian wajah menggunakan pendekatan ADALINE memiliki *false positive rate* yang tinggi, atau memiliki peluang error berkisar 35%.

Untuk peningkatan kualitas unjuk kerja sistem, penelitian Generatif dan pengenalan wajah berpotensi fitnah menggunakan ADALINE dapat mengintegrasikan sistem dengan salah satu dari : uji kekompleksitan citra dalam video, segmentasi warna kulit, uji statistika, dan lain-lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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.
- [2] Rowley, Henry A. 1999. *Neural Network-Based Face Detection*. Thesis : School of Computer Science, Computer Science Department Carnegie Mellon University, Pittsburgh.
- [3] Rowley, H., Baluja, S., Kanade, T. 1998. *Neural Network-Based Face Detection*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 1.
- [4] 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.
- [5] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. 1992. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, USA.
- [6] Heeger, David. 2000. *Handout Signals, Linear Systems, and Convolution*. Center for Neural Science, New York University.

-
- [7] Fadlisyah dan Rizal. 2011. *Pemrograman Computer Vision pada Video*, Penerbit Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [8] Haykin, Simon. 1999. *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, New Jersey United States of America.
- [9] Hajek, M. 2005. *Handout NeuralNetworks*. School of Mathematics, Statistics and Computer Science, University of KwaZulu-Natal.
- [10] 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.
- [11] Viola, Paul., Jones, Michael J. 2004. *Robust Real-Time Face Detection*. Kluwer Academic Publishers. International Journal of Computer Vision 57(2), 137-154.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.