

# *Pengenalan Ekspresi Wajah Manusia dengan Metode Local Directional Pattern dan Artificial Immune Recognition System*

Riyad Rivandi  
Telkom School of Computing  
Telkom University Bandung,  
Indonesia

Tjokorda Agung Budi W. S.T., M.T.  
Telkom School of Computing  
Telkom University Bandung,  
Indonesia

Anditya Arifianto S.T., M.T.  
Telkom School of Computing  
Telkom University Bandung,  
Indonesia

**Abstrak**— Ekspresi wajah manusia merupakan aspek yang memiliki peran besar dalam mempengaruhi konteks dalam komunikasi verbal, sehingga automasi bidang ini menjadi salah satu sasaran dalam pengembangan disiplin ilmu komputer.

Tugas akhir ini bertujuan mengimplementasikan serta menganalisis performansi dari rekognisi ekspresi wajah manusia dengan metode ekstraksi *Local Directional Pattern (LDP)* serta klasifikasi *Artificial Immune Recognition System (AIRS)*. Kombinasi kedua metode ini digunakan untuk mengklasifikasi objek berupa citra wajah tampak depan.

Pemelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun memiliki akurasi tertinggi yaitu 71.14% pada sistem yang menggunakan LDP dengan  $k=3$  dan input dipecah menjadi  $7 \times 7$  bagian serta parameter dari AIRS berupa  $clone\ rate=5$ ,  $mutation\ rate=1$ ,  $stimulation\ threshold=0.9$  dan  $resource=200$ .

**Kata Kunci:** *Local Directional Pattern (LDP)*, *Artificial Immune Recognition System (AIRS)*, *facial expression recognition*, *feature extraction*

## I. PENDAHULUAN

Studi ekspresi wajah dan physiognomy adalah bidang yang telah dipelajari sejak era Aristoteles. Studi ini mempelajari sifat seseorang melalui penampilan luar terutama ekspresi wajah [2]. Ekspresi wajah manusia merupakan aspek yang sangat berpengaruh dalam konteks komunikasi serta klasifikasi emosi bagi lingkungan dari objek. Aspek ini dinilai mampu memberi pengaruh sebesar 55% dari pesan yang disampaikan, jauh lebih besar dibanding bahasa (7%) serta intonasi (38%)[10]. Oleh karena aspek ekspresi merupakan sumber informasi yang sangat berharga dalam berbagai bentuk interaksi sosial.

Pengenalan ekspresi wajah menggunakan komputer merupakan bidang yang telah banyak dibahas sejak tahun 90-an [2], dengan berbagai jenis implementasi untuk kehidupan sehari-hari seperti keamanan, kontrol daerah perbatasan [7] hingga terapi penderita Asperger [5]. Meskipun begitu usaha pengembangan bidang ini masih terus dilakukan. Hal ini ditunjukkan oleh munculnya beberapa algoritma ekstraksi fitur serta aplikasi pengenalan ekspresi komersial yang baru. Oleh karena itu penulis mencoba mengimplementasikan dua metode

yang cukup baru untuk pengenalan ekspresi wajah manusia yaitu *Local Directional Pattern (LDP)* dan *Artificial Immune Recognition System (AIRS)*.

LDP merupakan metode ekstraksi ciri yang mampu menyimpan nilai ketetangaan dari suatu titik secara komprehensif sementara AIRS merupakan algoritma pembelajaran mesin baru yang sering digunakan dalam kasus biomedis [3]. Dengan menggabungkan kedua metode ini, diharapkan akan didapat sebuah sistem yang mampu merekognisi ekspresi wajah manusia..

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah merupakan pergerakan dari satu atau lebih otot yang berada pada wajah manusia, baik secara sadar ataupun tidak. Pergerakan ini merupakan bentuk komunikasi nonverbal yang menjadi parameter utama dalam interpretasi informasi antar manusia. Aspek ini dinilai mampu memberi pengaruh sebesar 55% dari pesan yang disampaikan, jauh lebih besar dibanding bahasa (7%) serta intonasi (38%) [10].

### B. Pengenalan Area Wajah

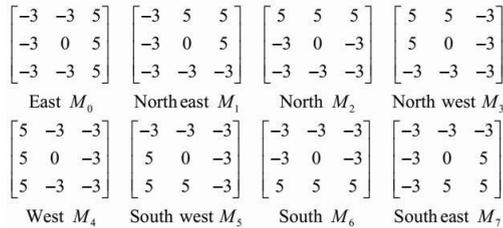
Pengambilan area wajah merupakan langkah esensial dalam proses rekognisi ekspresi. Dalam proses ini wajah manusia dalam citra dideteksi dan elemen latar belakang seperti pohon bahkan tubuh diabaikan. Dengan begitu area yang hanya akan menjadi *noise* dalam proses ekstraksi dan klasifikasi dapat tereliminasi.

Haar Cascade merupakan library openCV yang berfungsi melakukan deteksi area wajah manusia. Library ini diimplementasikan berdasarkan metode yang diajukan Viola dan Jones pada tahun 2001. Haar Cascade menyimpan data hasil pembelajaran mesin dari gambar wajah yang siap digunakan untuk melakukan deteksi.

Dalam implementasinya, Haar Cascade terdiri dari tiga komponen yaitu Haar-Like untuk ekstraksi ciri, AdaBoost untuk pembelajaran mesin serta Cascade Classifier untuk pengecekan keberadaan wajah dari beberapa classifier secara bertahap.

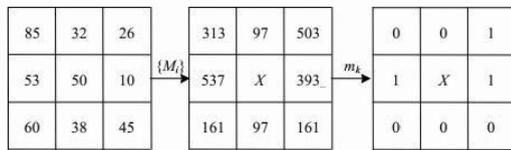
C. Local Directional Pattern

Local Directional Pattern (LDP) merupakan algoritma ekstraksi ciri yang mencatat 8 bit biner dari sebuah piksel [8]. Nilai ini didapat dari respon tepi delapan tetangga dari sebuah titik dalam citra masukan. Respon tepi ini adalah hasil dari konvolusi nilai antara piksel beserta tetangganya dengan *Kirsch mask* yang mempertimbangkan delapan kemungkinan sisi tetangga yang dimiliki oleh piksel tersebut.



Gambar.2-1 Kirsch mask, diambil dari [8]

Setelah mendapatkan nilai ketetangaan, *n* tetangga dengan nilai piksel tertinggi diubah menjadi satu, sementara lainnya menjadi nol. Nilai biner ini lalu disatukan dimulai dari tetangga kanan, bergerak berlawanan arah jarum jam.



Gambar. 2-2 Perhitungan kode LDP, diambil dari [8]

D. Artificial Immune Recognition System

*Artificial Immune Recognition System* adalah metode pembelajaran mesin tersupervisi yang terinspirasi dari sistem imun manusia [12]. Setiap hari, manusia terekspos pada berbagai jenis material patogen yang akan ditangani oleh sistem imun tubuh. Sistem imun memiliki sel limfosit yang mampu mengasosiasikan patogen baru dengan material yang

telah pernah dikenali sebelumnya dan menangani patogen tersebut dengan B-Cell yang tepat. Hal ini diadopsi AIRS dengan mencatat variasi material patogen terdahulu serta B-Cell yang tepat, serta mengeliminasi B-Cell yang memiliki kemiripan tinggi.

Teori AIRS menyatakan bahwa dengan mengetahui kondisi awal dari sel imun, sistem dapat merubah dirinya sendiri sesuai dengan kondisi lingkungan [4]. Secara konseptual, AIRS merupakan algoritma yang bertujuan membuat sebuah *memory cell* berisi data hasil latihan yang akan digunakan untuk mengklasifikasi data uji. *Memory cell* diciptakan dengan cara mengambil beberapa sampel acak dari data latihan untuk inialisasi sel, lalu setiap antigen diekspos kepada *memory cell* tersebut. Seandainya antigen ini dianggap unik maka akan dicatat oleh *memory cell*. Jika tidak, maka antigen akan diabaikan.

Terdapat tiga syarat keunikan sehingga sebuah antigen dapat menjadi anggota *memory cell* yaitu:

- Antigen memiliki kelas yang belum pernah ditemukan, atau

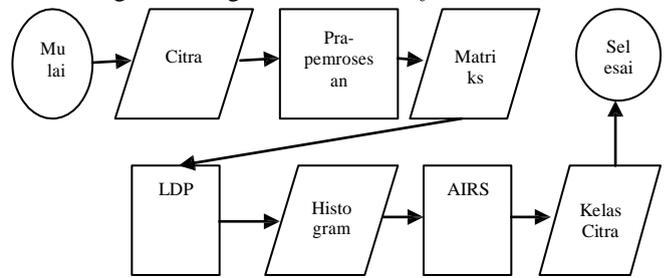
- Antigen memiliki kelas berbeda dengan sel yang paling terstimulasi, atau
- Antigen memiliki kelas yang sudah pernah ditemukan dan mampu melewati proses refinement.

Proses refinement sendiri merupakan usaha untuk memutasi sebuah antigen untuk menjaga diversifikasi anggota dari *memory cell*. Proses ini terdiri dari beberapa tahap yaitu:

- Klone sel yang paling terstimulasi (induk), mutasi seluruh hasilnya ke dalam ARB Pool.
- Buang hasil klon yang terlemah jika jumlahnya melebihi resource maksimal.
- Ulangi hingga rata-rata stimulasi melebihi threshold.
- Pilih sel dalam ARB pool dengan nilai stimulasi tertinggi.
- Masukkan sel ARB terpilih ke dalam memory cell jika nilai stimulasinya lebih dari sel induk.

E. System Design

Secara umum, sistem menerima masukan berupa citra digital, lalu akan dilakukan pra pemrosesan berupa *histogram equalisation* yang dilanjutkan dengan *cropping* area wajah. Proses ini akan menghasilkan matriks dari citra area wajah. Proses dilanjutkan dengan LDP terhadap matriks, yang menghasilkan histogram area wajah. Histogram lalu diterima oleh *instance AIRS* untuk diklasifikasi atau dijadikan data latihan. Langkah ini digambarkan dalam *flowchart* di bawah.



Gambar. 2-3 Flowchart system.

III. EKSPERIMEN

Sesuai dengan tujuan penelitian, performansi dari sistem diuji melalui perhitungan akurasi dalam menentukan ekspresi wajah manusia. Proses ini dilakukan dengan cara mencari parameter optimal untuk sistem yang nantinya akan digunakan untuk melakukan klasifikasi, yang didapatkan dengan merubah nilai setiap parameter yang diujikan dan membandingkan hasil pengenalannya terhadap label yang telah dimiliki citra dalam data uji.

Setelah parameter optimal untuk LDP dan AIRS didapatkan, proses dilanjutkan dengan mengujikan kombinasi parameter optimal terhadap dataset yang telah ditentukan beberapa kali untuk mendapat nilai rata-ratanya.

Secara detail, proses pengujian dilakukan dalam tiga tahap:

1. Pengujian fitur LDP yang terdiri dari:
  - a. Nilai *m x n* yang dipilih dalam memecah suatu citra (*reg*).
  - b. Jumlah bit signifikan dari hasil konvolusi (*k*).
2. Pengujian akurasi AIRS yang terdiri dari:
  - a. Clone rate (*cln*)

- b. Mutation rate (*mut*)
  - c. Stimulation threshold (*sti*)
  - d. Maximum resource (*res*)
  - e. Jumlah tetangga signifikan (*k*)
3. Pengujian menggunakan parameter optimal dari tiap proses.
- a. Pengujian data JAFFE
  - b. Pengujian data JAFFE

Tabel 4-1 JAFFE Dataset

No	Ekspresi	Jumlah citra
1	Marah	30
2	Jijik	29
3	Takut	32
4	Senang	31
5	Netral	30
6	Sedih	31
7	Terkejut	30

Data latih dan Data uji JAFFE terdiri dari 213 citra wajah yang berasal dari Japanese Female Facial Expression Database. Seluruh citra ini akan dibagi menjadi dua kelompok yang saling terisolasi, yakni data latih dan data uji. Data latih (L-JAFFE) terdiri dari 19 hingga 21 gambar untuk tiap ekspresi, sementara data uji (U-JAFFE) terdiri dari 10 gambar untuk tiap ekspresi. Pengisolasian ini bertujuan untuk memastikan keseragaman tingkat kesulitan saat proses pengujian dilakukan.

Pada tahap pengujian parameter optimal, terdapat skenario pengujian dengan data CK yang berisi citra wajah orang yang belum pernah dikenali sistem.

Dalam tiap skenario, parameter dapat bernilai tetap, berubah atau diambil dari nilai terbaik skenario ke-*n* (*best(n)*) dengan detail dari skenario pengujian dapat dilihat pada tabel 4-2.

Tabel III-2 Detail Skenario

No	Nama	Parameter Tetap	Parameter Berubah	Data Uji
1	LDP-area	<b>LDP</b> <i>k</i> : 3	<b>LDP</b> <i>reg</i> : 6x6, 7x7, 8x8	U-JAFFE
2	LDP-k	<b>LDP</b> <i>reg</i> : best(1)	<b>LDP</b> <i>k</i> : 3,4,5	U-JAFFE
3	AIRS-cln	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Mut</i> : 2 <i>Sti</i> : 0.9 <i>Res</i> : 150 <i>K</i> :6	<b>AIRS</b> <i>Cln</i> : 5, 10, 15	U-JAFFE
4	AIRS-mut	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Cln</i> : best(3) <i>Sti</i> : 0.9 <i>Res</i> : 150 <i>K</i> : 6	<b>AIRS</b> <i>Mut</i> : 1, 2, 3	U-JAFFE

5	AIRS-sti	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Cln</i> : best(3) <i>Mut</i> : best(4) <i>Res</i> : 150 <i>K</i> : 6	<b>AIRS</b> <i>sti</i> : 0.9, 0.8, 0.7, 0.6	U-JAFFE
6	AIRS-res	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Cln</i> : best(3) <i>Mut</i> : best(4) <i>Sti</i> : best(5) <i>K</i> : 6	<b>AIRS</b> <i>Res</i> : 100, 150, 200	U-JAFFE
7	AIRS-k	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Cln</i> : best(3) <i>Mut</i> : best(4) <i>Sti</i> : best(5) <i>Res</i> : best(6)	<b>AIRS</b> <i>k</i> : 1, 6, 8, 10	U-JAFFE
8	Opt-JAFFE	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Cln</i> : best(3) <i>Mut</i> : best(4) <i>Sti</i> : best(5) <i>Res</i> : best(6) <i>K</i> : best(7)		U-JAFFE
9	Opt-CK	<b>LDP</b> <i>Reg</i> : best(1) <i>k</i> : best(2)  <b>AIRS</b> <i>Cln</i> : best(3) <i>Mut</i> : best(4) <i>Sti</i> : best(5) <i>Res</i> : best(6) <i>K</i> : best(7)		U-CK

Hasil pengujian dijelaskan di bawah ini.

A. LDP-area

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa pembagian gambar menjadi area 7x7 menghasilkan akurasi terbaik yaitu 68.57%. Hal ini dapat disebabkan karena pembagian tersebut mampu menjaga area penting yang menunjukkan ekspresi (area AU) tidak terputus. Seandainya area ini, misalnya mata, terpotong dan berada di tepi salah satu bagian, informasi penting tadi bisa hilang dan menyebabkan berkurangnya akurasi dari klasifikasi.

Tabel 4-3 area Result

No	Parameter	Akurasi
1	6x6	65.71%
2	7x7	68.57%
3	8x8	62.86%

### B. LDP-k

Derajat LDP (k) merupakan jumlah bit tertinggi yang dianggap penting setelah sebuah piksel mengalami proses konvolusi. Nilai yang terlalu besar akan menghasilkan *noise*, sementara terlalu kecil akan menghilangkan informasi. Nilai yang umum diterima untuk parameter ini adalah 3.

Tabel 4-4 k Result

No	Parameter	Akurasi
1	3	68.57%
2	4	60%
3	5	62.86%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa derajat keanggotaan bernilai tiga menghasilkan akurasi terbaik yaitu 68.57%. Derajat terbaik ini sesuai dengan referensi yang umum.

### C. AIRS-Cln

Clone rate merupakan jumlah maksimal klon yang diciptakan sel yang bermutasi. Semakin besar nilai ini, maka semakin dominan sebuah sel yang lebih kuat dan semakin kecil peluang sebuah sel lemah untuk bertahan

Tabel 4-5 Clone rate result

No	Parameter	Akurasi
1	5	74.28%
2	10	63.57%
3	15	62.86%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa clone rate lima menghasilkan akurasi terbaik yaitu 74.28%. Nilai umum dari parameter ini adalah 10 [4], namun pada pengujian kali ini nilai 5 memberi akurasi yang lebih baik karena persaingan antar sel menjadi lebih seimbang. Clone rate yang lebih besar menyebabkan sel yang potensial tersingkir di awal dan tidak memiliki kesempatan untuk berkompetisi di iterasi refinement berikutnya.

### D. AIRS-Mut

Mutation rate, atau lengkapnya *hyper-mutation rate* merupakan jumlah sel yang dapat diterima oleh ARB Pool dalam satu kali proses refinement. Semakin besar nilai ini, maka semakin banyak nilai sel hasil clone dari induknya yang akan memasuki pool.

Tabel 4-6 Mutation Rate result

No	Parameter	Akurasi
1	1.0	71.42%
2	2.0	67.86%
3	3.0	62.14%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa mutation rate 1 menghasilkan akurasi terbaik yaitu 71.42%. Sama seperti clone rate, nilai mutation rate yang besar akan menghilangkan kesempatan sel yang awalnya lebih lemah untuk ikut berkompetisi dalam proses refinement.

### E. AIRS-Sti

Stimulation threshold merupakan batasan rata-rata nilai stimulasi yang dimiliki anggota *ARB Pool* agar dianggap pantas bergabung ke dalam *memory cell*. Nilai yang besar menunjukkan kedekatan sel tersebut dengan sel induk. Nilai umum dari parameter ini adalah 0.9 [4].

Tabel 4-7 Stimulation Threshold result

No	Parameter	Akurasi
1	0.6	71.42%
2	0.7	72.86%
3	0.8	72.86%
4	0.9	75.71%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa stimulation threshold 0.9 menghasilkan akurasi terbaik yaitu 75.71%. Berdasarkan tabel 4-8 bisa dilihat bahwa nilai ini berbanding lurus dengan akurasi. Hal ini disebabkan semakin besarnya stimulation threshold, semakin sering pula usaha untuk memutasi sel agar menjadi lebih kuat dan dapat mencapai nilai tersebut.

### F. AIRS-Res

Maximum resource merupakan nilai yang menunjukkan jumlah sumberdaya yang tersedia dalam proses seleksi sel. Semakin sedikit jumlahnya, maka semakin cepat pula sel lemah tersingkir dari proses seleksi. Nilai umum dari parameter ini adalah 150 [4].

Tabel 4-8 Resource result

No	Parameter	Akurasi
1	100	70%
2	150	72.86%
3	200	74.28%

Berdasarkan pengujian, terlihat bahwa sistem dengan resource bernilai 200 menghasilkan akurasi terbaik yaitu 74.28%. Dari sini didapatkan bahwa semakin besar parameter ini, semakin baik akurasi. Hal ini disebabkan karena dengan banyaknya resource yang tersedia, sel potensial yang tidak terlalu kuat di awal iterasi memiliki kesempatan untuk tetap hidup dan berkembang di iterasi selanjutnya.

### G. AIRS-k

Dalam k-NN, nilai k merupakan jumlah voting teratas yang menjadi penentu kelas dari sebuah objek. Jika nilai ini terlalu besar akan mengakibatkan banyaknya vote dari tetangga jauh dengan kelas berbeda dengan objek uji..

Tabel 4-9 k Result

No	Parameter	Akurasi
1	1	67.14%

2	6	68.57%
3	8	65.71%
4	10	64.28%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa  $k$  bernilai enam menghasilkan akurasi terbaik yaitu 68.57%. Dalam implementasinya, setiap nilai  $k$  dalam parameter ini mewakili satu area LDP, sehingga pada totalnya terdapat  $k \times \text{area vote}$ . Meskipun memiliki jumlah vote yang banyak, tetapi antara tiap parameter pengujian tidak memiliki selisih yang jauh. Hal ini menunjukkan kemiripan antar data dalam memory cell.

#### H. Opt-JAFFE

Skenario ini dilakukan dengan melakukan lima kali pengujian terhadap dataset menggunakan parameter maksimal pada tiap skenario sebelumnya. Data yang digunakan adalah 70 citra yang dipilih dari dataset JAFFE.

Tabel 4-10 JAFFE Result

No	Akurasi
1	71.43%
2	67.14%
3	68.57%
4	75.71%
5	72.86%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa rata-rata akurasi sistem adalah 71.14%. Nilai ini lebih rendah dibandingkan penggunaan SVM pada kasus yang sejenis [8] yang mencapai 99% untuk dataset tertentu dan dapat disebabkan oleh jumlah data latih yang relatif sedikit serta keterbatasan variasi parameter pengujian.

#### I. Opt-CK

Skenario ini dilakukan dengan melakukan lima kali pengujian terhadap 20 citra yang dipilih secara acak dari dataset Cohn-Kanade menggunakan parameter maksimal pada tiap skenario sebelumnya.

Tabel 4-11 CK Result

No	Akurasi
1	21.05%
2	31.58%
3	26.31%
4	21.05%
5	26.31%

Berdasarkan pengujian, didapatkan bahwa rata-rata akurasi adalah 25.26%. Nilai ini rendah dan sangat mungkin disebabkan oleh terbatasnya variasi data latih, yang hanya beranggotakan satu gender, satu ras dan dari satu posisi. Perbaikan nilai ini dapat dilakukan dengan meningkatkan variasi data latih.

## IV. KESIMPULAN

Setelah diuji, didapatkan bahwa sistem yang dibangun memiliki akurasi tertinggi yaitu 71.14% pada saat

menggunakan LDP dengan  $k=3$  dan citra masukan dipecah menjadi  $7 \times 7$  bagian serta parameter dari AIRS berupa  $\text{clone rate}=5$ ,  $\text{mutation rate}=1$ ,  $\text{stimulation threshold}=0.9$  dan  $\text{resource}=200$ .

Dari sisi LDP, parameter  $k$  optimal merupakan yang terbaik dalam menyimpan informasi sekaligus menghindari *noise*. Sementara itu area  $7 \times 7$  mampu membagi area mata, hidung, mulut serta bagian tubuh lainnya yang menunjukkan ekspresi dengan baik.

Untuk parameter AIRS, dengan clone rate serta mutation rate rendah dan resource yang banyak, persaingan antar sel akan lebih ketat karena semuanya bermutasi dengan lebih lambat. Selain itu threshold yang besar membantu mengeliminasi sel yang bermutasi terlalu jauh dari sel aslinya.

Sistem memiliki performansi yang buruk saat diuji dengan dataset yang berbeda dengan data latih. Hal ini dapat disebabkan oleh bentuk data latih yang monoton dan tidak variatif sehingga sistem gagal melakukan klasifikasi saat menerima citra dari wajah yang belum pernah dikenali.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Author. (no year). OpenCV wiki. (OpenCV). Accessed on Desember 25, 2014, from <http://opencv.willowgarage.com/wiki/FaceDetection>
- [2] Bettadapura, Vinay (2012) Face Expression Recognition and Analysis: The State of the Art, Georgia Institute of Technology, USA.
- [3] Bevilacqua, Vitoantonio et al (2007) Hybrid Systems and Artificial Immune Systems: Performances and Applications to Biomedical Research, Polytechnic of Bari, Italy.
- [4] Brownlee, Jason (no year) Artificial Immune Recognition System. Accessed on 1 December 2014, from <http://www.cleveralgorithms.com/nature-inspired/immune/airs.html>
- [5] Chao, C. C. et al (2011) Efficacy of a Facial Expression Recognition Training Software for Taiwanese School-Aged Children with Asperger's Disorder, International Meeting for Autism Research May 12, 2011.
- [6] Ekman, P. & Friesen, W (1978) Facial Signs of Emotional Experience. In Journal of Personality and Social Psychology (1980)
- [7] Frontex (2007) BIOPASS Study on Automated Biometric Border Crossing Systems for Registered Passenger at Four European Airports. Frontex, Poland
- [8] Javid, T., Kabir, M. H., & Chae, O. (October 2010). Robust Facial Expression Recognition Based on Local Directional Pattern. In ETRI Journal, 32 (5).
- [9] Kareem, H (2012) Color image with Dim regions Enhancement Using Modified Histogram. In Journal of AL-Nahrain University, vol.15 (3)
- [10] Lajevardi, S. M., & Hussain, Z. M. (February 15-18, 2009). Facial Expression Recognition: Gabor Filters versus Higher-Order Correlators. In international conference on communication, computer and power (icccp'09) muscat
- [11] Schapire, R (2013) Explaining AdaBoost. Accessed on Desember 25 2014, from <https://www.cs.princeton.edu/~schapire/papers/explaining-adaboost.pdf>
- [12] Watkins, A., Timmis, J.(2003) Artificial Immune Recognition System (AIRS): An Immune-Inspired Supervised Learning Algorithm, Kluwer Academic Publishers, Netherlands.

