

초기 뇌졸중 검출을 위한 머신러닝 기반 시진분석모델

Machine Learning Based Analysis Model for Early Stroke Detection

김재승¹, Umirzakova Sabina², 황보택근^{3*}

Jae-Seoung Kim¹, Umirzakova Sabina², Taeg-Keun Whangbo^{3*}

요약

본 논문에서는 초기 뇌졸중 증상을 판단하기 위하여 얼굴의 좌/우 대칭 정도와 양 팔의 움직임을 시진 정보를 통하여 자동으로 분석할 수 있는 모델을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 모델은 환자의 얼굴 영상과 팔의 움직임 동영상을 분석하여 뇌졸중 초기 증상 여부를 판단하고 의사에게 이러한 정보를 제공 하여 빠른 판단이 필요한 뇌졸중 진단에 보조적인 도움을 줄 수 있으며, 뇌졸중 환자 100명을 대상으로 한 실험 결과 90%이상의 검출 정확도를 보였다.

핵심어 : 뇌졸중 검출, AAM, 머신러닝, 얼굴 특징 검출

Abstract

In this paper, we propose a model that can automatically analyze the degree of left / right symmetry of the face and both arms. The proposed model analyzes the patient's facial image and motion video of the arm to determine whether it is an early symptom of stroke and provides this information to the physician to assist in the diagnosis of stroke requiring quick judgment. The results of experiments on 100 subjects showed detection accuracy of more than 90%

Keyword : Stroke Detection, AAM, Machine Learning, Face Feature Detection

1 Department Computer Science, Gachon University, Seongnam, Korea [Graduate Student]
e-mail: mpmkjs85@gmail.com,

2 Department Computer Science, HanKok University, Seoul, Seongnam [Graduate Student]
e-mail: sabina.umirzaqova@mail.ru

3 Department Computer Science, HanKok University, Seoul, Seongnam [Professor]
e-mail: tkwhangbo@gachon.ac.kr (Corresponding author)

* 본 연구는 2018년도 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단 바이오·의료기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(2017M3A9E2072689).

Received(January 22, 2019), Review Result(1st: February 07, 2019), Accepted(March 08, 2019), Published(March 31, 2019)

1. 서론

뇌졸중은 흔히 중풍이나 풍을 말하는 것으로, 뇌경색이나 뇌출혈로 뇌신경에 변성이 오면 어떤 치료(침술, 약물치료, 물리치료 등)에도 완전 회복은 불가능하며, 이로 인한 심각한 후유증이 남게 되고 또한, 환자와 가족의 고통은 물론이고 사회적 경제적 손실이 매우 크다[1].

뇌졸중으로 인한 사망률은 증상 발병 후 조기 치료의 영향을 받으며 뇌졸중 환자의 70 % 이상이 3시간 이내에 병원에 입원하지 않는 것으로 알려져 있다[2].

이 제한된 시간 내에 적절한 치료를 제공하기 위해서는 환자는 치료 초기에 뇌졸중 증상의 조기 진단을 포함하여 병원에 도착할 수 있어야하며, 단계의 시간을 단축하는 것이 중요하다[3].

미국뇌졸중협회(American Stroke Association)에 따르면 한 쪽 얼굴의 처진 정도와 미소를 지었을 때의 비대칭 정도의 판단이 초기 뇌졸중 증상을 판단할 수 있는 중요한 요인 중 하나라고 발표하였으며, 뇌졸중에 미칠 수 있는 요인에 대한 분석 연구[4]에서는 안면 비대칭 정보와 좌우 손의 움직임에 대한 정보가 초기 뇌졸중 증상을 판단하는데 큰 요인으로 적용된다고 발표하였다.

본 논문은 이러한 초기 뇌졸중 증상을 효과적으로 판단하기 위하여 머닝러닝 기술을 적용하여 안면에 대한 비대칭 정보와 양 팔에 대한 움직임 정보를 자동으로 분석 해 주는 시진분석 모델을 제안한다.

2. 관련연구

2.1 FAST

FAST 기술은 뇌졸중의 가장 흔한 증상을 기억하고 식별하는 쉬운 뇌졸중 판단의 대표적인 방법이다[5]. FAST는 뇌졸중 의사, 구급차 요원 및 응급실 의사 그룹에 의해 1998 년 영국에서 개발되었으며 구급차 직원을위한 훈련 패키지의 필수 부분으로 설계되었다. 급성 뇌졸중 증상 발현 후 3 시간 이내에 환자에게 정맥 내 조직 plasminogen 활성화제 투여를 촉진시키기 위해 FAST를 만들었다 [3].

본 논문에서는 FAST의 여러 요인 중 시각적으로 빠르게 판단할 수 있는 얼굴의 좌/우 대칭과 양 팔의 움직임의 시진과 관련한 요소들을 자동화 시키는 것을 목적으로 한다.

2.2 AAM(Active Appearance Model)

AAM을 활용한 컴퓨터 비전 연구는 15년 이상 진행되어 졌다[6]. AAM은 형상과 외형 변화를

제어하는 모델 파라미터의 일부가 주어진 특정 객체 클래스의 인스턴스를 생성 할 수 있는 형상 및 모양의 통계 모델이다.

AAM을 새로운 이미지에 적용하는 것은 모델 인스턴스를 주어진 이미지에 일반적으로 최소 충분히 가깝도록 모델 매개 변수를 추정하는 것을 수반한다. 새 이미지에서 랜드 마크 세트의 위치가 감지되었음을 의미하기 때문에 모양 매개 변수를 복구하는 것이 중요하다.

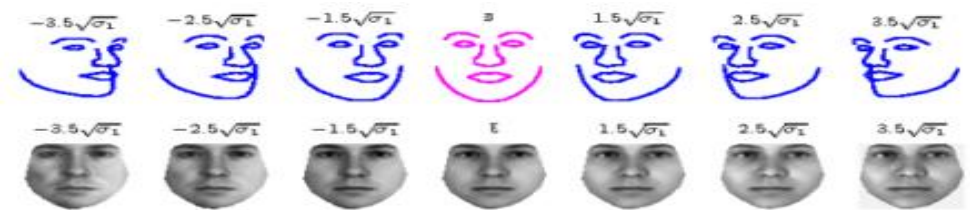
AAM 알고리즘은 외형과 운동 모델로 구성된다[7][8]. 형상 모델을 학습하기 위해서는 I 트레이닝 이미지 전체에 주석 표식 집합이 필요하며 이 점들은 객체의 모양을 정의한다. 정체성의 주요 정보를 유지하기 위해 형상 변화에 대한 포즈 및 표현은 주성분 분석 (PCA)을 적용한다. 그런 다음 N 개의 특징점 $s = (x_1, y_1, x_n, y_n)^T$ 및 모양 모델을 갖는 모양 모델 S에 대해 다음과 같이 표시한다.

$$s = s_0 + s_p, p = ST(s - s_0) \tag{1}$$

여기서 s는 형상 데이터베이스의 고유 벡터이고, s_0 는 S의 평균 형상이다. 모양 모델을 학습하려면 텍스처에서 모양 변형을 제거해야 한다.

식(2)에서 각각의 I를 모션 모델 W를 사용하여 평균 형상 s_0 에 의해 정의된 참조 프레임으로 워핑하여 모양없는 texture I을 얻고, PCA의 선형 형태로 표현된다.

$$I = A_0 + A_c, c = AT(I - A_0) \tag{2}$$



[그림 1] AAM의 Shape 모델(위)과 Texture 모델(아래)
[Fig. 1] AAM Shape Model(Up) & Texture Model(Bottom)

모델 인스턴스 구조의 형상을 고려할 때, shape모델의 구조는 texture모델과의 관계를 이용하여 입력 영상과 모델 인스턴스 간의 L2 오차를 최소화함으로써 얻어진다. 모델 파라미터 p, c의 최적화는 식(3)에서 다음과 같이 증명된다[9].

$$\min \|I(W(x,p)) - A_0 - A_c\|_2 \tag{3}$$

3. 뇌졸중 초기 분석을 위한 시진분석 모델

본 논문에서 제안하는 시진분석 모델은 AAM 알고리즘을 통하여 학습된 1)얼굴 특징 추출, 2)머신러닝 학습을 통한 양볼 주름 대칭 비교, 3)양팔의 움직임 정도 분석, 4) 해당 정보를 종합적으로 판단하여 뇌졸중을 결정하는 가중치 모델의 5단계로 구성된다.

3.1 AAM기반의 얼굴 특징 검출

뇌졸중 판단을 위한 시진모델의 첫 단계로 입력 영상에 대한 얼굴 특징을 추출한다. 이미지에 레이블이 붙은 얼굴 표식의 훈련 세트를 사용하여 각 얼굴 구조를 둘러싼 영역의 특징 (x, y) 좌표를 지정하여 수동으로 레이블이 지정된 이미지를 생성하고, 이를 학습하여 특징 추출 모델을 생성한다.

입력 픽셀 쌍 간의 거리에 대한 확률. 훈련 데이터로부터, 회귀 트리로부터 픽셀 강도 자체로 얼굴 표식 위치를 직접 추정하도록 훈련된다. 최종적으로 학습된 데이터는 아래 [그림 2]와 같이 68개의 특징점으로 시각화 할 수 있다.



[그림 2] 얼굴 특징검출 모델 시각화

[Fig. 2] Visualization of Face Feature Detection Model

본 논문에서는 공개 데이터베이스인 iBUG 300 데이터셋의 3000개 이미지와 길병원에서 수집한 100장의 뇌졸중 환자 이미지를 학습하여 특징 정보를 추출하였다.

뇌졸중 환자의 경우 일반인들 보다 좌우 대칭 정도가 심하며, 특징점의 위치가 다르기 때문에 일반적인 사람 얼굴에 대한 데이터 만으로 학습하면 정확한 얼굴 특징점 추출이 어렵다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 실제 뇌졸중 환자 데이터를 수집하였고, 얼굴 특징에 대한 레이블 데이터를 만들어 추가적으로 학습시켰다. [그림 3]은 실제 뇌졸중 환자를 대상으로한 얼굴 특징 검출 결과를 보여준다.



[그림 3] 얼굴특징 검출 결과
[Fig. 3] Result of Face Feature Detection

3.2 AAM기반의 양볼 주름 검출

얼굴 영상에서의 뇌졸중 판단을 위한 척도들은 다양하게 있지만, 그 중에서도 가장 뚜렷한 특징을 나타내는 것이 양 볼의 주름에 대한 대칭 정도를 분석하는 것이다.

이는 실제 신경외과에서 뇌졸중을 판단하는 가장 큰 척도로, 환자에게 이-소리를 내며 양쪽 입가를 올렸을 때 뇌졸중 환자의 경우 양 볼의 주름을 보면 정도에 따라 미세하거나 뚜렷하게 좌우 비대칭인 것을 볼 수 있다.

이러한 비대칭 정도는 뚜렷한 차이를 보이는 경우 쉽게 판단할 수 있지만, 미세한 차이를 보이는 경우 뇌졸중 판단이 어렵기 때문에 본 논문에서 제안하는 모델은 이러한 미세한 차이까지 자동으로 검출하는 것을 목표로 한다.

사람 얼굴의 주름을 검출하기 위한 방법으로서 다양한 연구들이 진행되어 왔는데, 초기 주름 정보를 검출하기 위하여 hybrid Hessian Filter[9][10], Gabor Filter[11]등을 통한 얼굴 영역 내의 edge 정보를 추출하고자 하였다.

하지만 이런 Filter 기반의 edge검출 알고리즘들은 조명이나 잔주름 등의 잡음에 영향을 많이 받기 때문에 정확도가 떨어진다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 2.2절에서 기술한 AAM알고리즘을 사용하여 조명이나 잡음에 영향을 받지 않는 주름 검출 모델을 제안한다.



[그림 4] 주름 레이블링 구조

[Fig. 4] Labeling Process of Winkle Structure

[그림 4]는 주름 검출을 위한 레이블링 정보를 시각화 한 것으로 좌측 10개, 우측 10개 총 20개의 point를 양볼 주름에 랜드마크로 지정하였다. 좌우 주름의 미세한 검출을 위하여 본 연구에서는 일반 공개 데이터인 MUCT, FEI Face 데이터베이스 500장 외에 길병원에서 수집한 뇌졸중 환자의 안면 영상 500장을 더하여 총 1,000 장의 이미지를 학습하였다. 학습에 사용된 데이터셋은 [그림 5]와 같다.



[그림 5] 주름 검출을 위한 학습 데이터

[Fig. 5] Learning Dataset for Detecting Winkle

[그림 6]은 학습 데이터 개수에 따른 주름 검출 결과를 보여준다. 맨 왼쪽부터 100장, 500장, 1000장의 이미지를 학습하였을 때, 초기 100장을 학습했을 때는 비대칭인 한쪽 주름을 잘 검출하지 못한 결과를 볼 수 있지만 500장, 1000장을 학습함에 따라 양 볼 주름 위치에 정확히 특징점을 추출하는 것을 볼 수 있다.



[그림 6] 학습 데이터에 따른 정확도 분석

[Fig. 6] Accuracy Analysis based on Learning Data

뇌졸중 환자의 경우 한쪽 볼의 주름이 다른 쪽보다 급격히 변하기 때문에 이러한 변화를 감지하기 위하여 추출한 주름 특징으로부터의 좌우 기울기 벡터에 대한 그라디언트를 계산하여 뇌졸중 유무를 판단하였다.

[그림 7]은 양볼 주름의 벡터에 대한 평균 그라디언트 계산 결과와 그 차이를 보여준다. 왼쪽은 정상인을 대상으로 한 주름 정도 분석 결과를 나타내며, 오른쪽은 뇌졸중 환자를 대상으로 한 주름 정도를 나타내며 이를 분석한 결과, 뇌졸중 환자들의 주름 대칭성과 일반인의 주름 대칭 정도를 정확하게 구분할 수 있었다.

Not Stroke			Stroke			Not Stroke	Stroke
img	Left Av	Right Av	img	Left Av	Right Av		
	229,4	204,6		241,6	114	24,8	127,6
	238,3	197,9		244	130,6	40,4	113,4
	45,5	64,2		220,9	126,8	18,7	94,1
	229,2	100		234,8	114,7	28,2	120,1
	121,2	121,8		213,1	102,2	0,6	110,9
						24,6	115,7
						45,6	100,1
						16,1	122,9
						22,1	131,2
						50,5	128
						22,8	95,3
						46,8	128,8
						13,1	111,5
						35,8	118,1
						42,6	102,6
						20,29	113,46

[그림 7] 양볼 주름의 기울기 변화 분석

[Fig. 7] Analysis of Gradient Change of Winkle

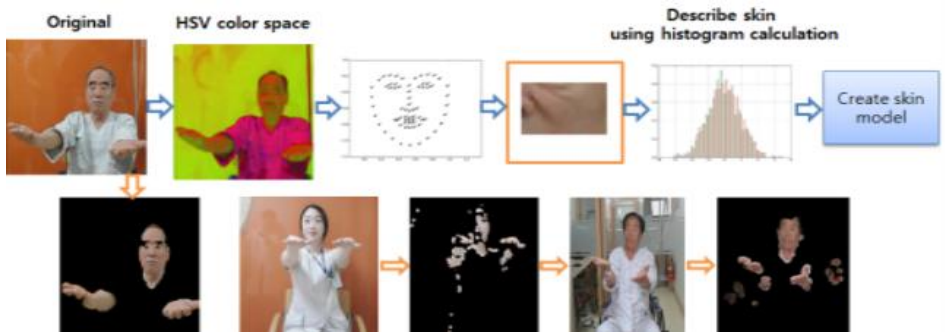
3.3 팔의 약화 정도 검출

뇌졸중을 판단하기 위한 척도로 안면 주름에 대한 정보도 중요하지만, 팔의 약화에 대한 정보도 뇌졸중 판단에 있어서 중요한 척도로 구분된다.

양 팔을 앞으로 90도 들었을 때 일반인의 경우 좌우 변화가 없지만, 뇌졸중 환자의 경우 한쪽 손이 흔들리거나 팔을 편 자세를 유지 못하고 한쪽 팔이 아래로 떨어지는 현상이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 팔의 약화에 대한 정도를 자동으로 분석하였으며, 팔의 약화를 분석하기 위하여 10초 동안 팔을 앞으로 들었을 때 좌우 움직임 정보에 대한 대칭 유무를 판단하였다.

영상 내에서 정확한 양 팔의 움직임 정보를 검출하기 위해선 조명이나 화면의 흔들림 등에 대한 영향을 최소화 하여야 한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 적응형 피부색상 검출 알고리즘[12]을 적용하였다.

[그림 8]은 팔의 약화를 검출하기 위한 전체 흐름도를 나타내며 다음과 같은 단계로 진행된다.



[그림 8] 팔의 약화 검출 흐름도

[Fig. 8] Arm Weakness Detection Flow Chart

- 1) 입력영상에 대하여 피부색을 검출하기 쉬운 HSV 색상 공간으로 변환
- 2) 3.1절에 기술한 얼굴 검출 알고리즘을 사용하여 영상 내 얼굴 영역을 검출.
- 3) 검출된 얼굴 특징 정보를 사용하여 한쪽 뺨의 위치를 ROI로 설정하여 해당 영역에서의 색상 히스토그램을 획득.
- 4) 3)단계에서 획득한 색상 히스토그램과 영상 내에서의 히스토그램을 비교하여 피부 색상과 유사한 영역을 검출하고 얼굴 영역 제외.
- 5) 4)단계에서 획득한 영역 중 움직임 벡터가 큰 영역을 팔의 움직임 영역으로 설정

이와 같은 단계로 획득한 팔 영역에 대한 검출 결과는 [그림 9]와 같이 바운딩 박스로 최종 영

역을 설정하여 10초 동안의 좌우 움직임 벡터에 대한 누적 변화량을 계산하여 뇌졸중을 판단한다.



[그림 9] 팔의 움직임 검출 결과

[Fig. 9] Results of Arms Moving Detection

[표 1]은 뇌졸중 환자 50명, 정상인 50명을 대상으로한 총 100명의 팔의 약화에 대한 좌우 움직임 누적 평균을 나타낸다. 해당 표를 보면, 정상군의 경우 좌우 대칭 정도가 크지 않은 반면 뇌졸중 환자군의 경우 한쪽 팔의 떨림과 치우침에 의해 큰 움직임 변화를 확인할 수 있다. 이러한 좌우 움직임 정보의 차이를 통계하여 임계치 값을 설정함으로써 효과적으로 뇌졸중 환자를 판단할 수 있다.

[표 1] 팔의 약화 분석 결과

[Table 1] Arm Weakness Analysis Result

정상군		뇌졸중 환자군	
왼손	오른손	왼손	오른손
1387.41	1523.19	5006.43	541.17
388.81	558.88	387.81	6428.67

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 측정 대상의 얼굴과 양팔의 움직임에 대한 영상 정보를 분석하여 뇌졸중 초기 증상을 판단할 수 있는 모델을 제안하였다.

뇌졸중 분석을 위하여 1)AAM기반의 얼굴 특징 검출, 2)AAM기반의 양볼 주름 특징 검출, 3)팔의 약화를 측정하기 위한 움직임 정보 분석 기술을 제안하였으며 정상군 50명, 뇌졸중 환자군 50명을 대상으로 제안하는 시진분석 모델을 적용하였을 때, 얼굴 검출의 경우 97%, 주름 분석을 통

한 뇌졸중 판단의 경우 90%, 팔의 약화 검출에 의한 뇌졸중 환자 판단의 경우 95% 이상의 검출 정확도를 보였다.

본 논문에서 제안하는 뇌졸중 검출 결과에 대한 정확도는 [표 2]와 같이 길병원 정신의학과에서 제공한 실제 뇌졸중 환자에 대한 가이드라인을 기준으로 분석하였으며, 본 논문의 목표는 이러한 진단 가이드라인을 자동화 하여 뇌졸중 진단의 정확도 및 빠른 판단에 보조적으로 도움이 될 수 있는 수단으로 활용 할 수 있다.

[표 2] 시진분석 진단 가이드라인
 [Table 2] Diagnostic Guidelines for Diagnosis

Exam	Description			Score
Gaze	<input checked="" type="checkbox"/> 양측 눈이 수평적 안구운동을 수행할 수 있음 (0점) <input type="checkbox"/> 주시 방향에 제한이 있음 (1점)			0
Face “이, 해보세요” “웃어보세요” “눈 꼭 감으세요” “눈썹 치켜 떠보세요”	(Side:R ■ L ■) <input checked="" type="checkbox"/> 정상 대칭적 움직임 (0점) <input type="checkbox"/> 코입술주름이 편평하거나 비대칭임 (1점) <input type="checkbox"/> 한쪽 입가가 전혀 움직이지 않음 (2점) <input type="checkbox"/> 한쪽 이마, 눈가, 입가가 전혀 움직이지 않음 (3점)			0
Motor - Arm “팔을 앞으로 나란히 들어보세요” 90도(누워 있으면 45도)로 들어올리게 함.		R	L	
	10초 이상 팔을 앞으로 든 상태 유지 (0점)	■	■	0
	팔을 들긴 하나 10초가 되기 전에 내려오기 시작, 침상을 건드리지 않음 (1점)	□	□	
	팔을 90도(45도)까지 들지 못하거나 유지하지 못하고 침상까지 내려옴 (2점)	□	□	
	팔을 들지 못하고 바로 내려옴 (3점)	□	□	
	움직임이 없음 (4점)	□	□	
Dysarthria 첨부된 단어 리스트를 큰 소리로 읽게 하거나 따라 말하게 함.	<input checked="" type="checkbox"/> 정상적으로 알아들을 수 있음 (0점) <input type="checkbox"/> 일부 단어가 불분명하나 알아들을 수 있음 (1점) <input type="checkbox"/> 거의 모든 단어를 알아들을 수 없고 불명확함 (2점)			0
Total Score				0

실제 뇌졸중 환자의 데이터를 수집하는 데는 상당한 시간과 비용, 노력이 소요된다. 본 연구는 2년 동안 수집된 데이터를 활용하였으며, 향후 더 많은 환자 데이터를 수집하여 정확도를 향상시킬 수 있을 것으로 사료된다.

References

- [1] Ju-Won Lee, Won-Geun Jung, Seong-Rok Park, Ick-Tae Kang, Young-il Kim, Gun-Ki Lee, A Design of Expert Systems for Stroke in the Early Diagnosis, KIICE (2004), Vol.8, No.4, pp.873-878.
- [2] Doh HB, Lee BC, Lee IH, Kim JH, Kim SM, Kwon KH., Presentation time to hospital and recognition of stroke in patients with ischemic stroke, J Korean Neurol Assoc, (2008), Vol.18, No.2, pp.125-131.
- [3] N Engl J Med., Tissue plasminogen activator for acute ischemic stroke, The National Institute of Neurologic Disorder and Stroke t-PA Stroke Study Group, (1995), Vol.333, pp.1581-1587.
- [4] F.Gotoh, Y.Terayama, T.Amano., Development of a novel, weighted, quantifiable stroke scale: Japan stroke scale, Stroke Scale Committee of the Japan Stroke Society, Stroke, (2002), Vol.33, No.4, pp.1171.
- [5] Oi-MeanFoong, Kah-WingHong, Suet-PengYong., Droopy Mouth Detection Model in stroke warning, 2016 3rd International Conference on Computer and Information Sciences ,(2016), August 15-16; Kuala Lumpur, Malaysia.
- [6] T.Cootes, G.Edwards, and C.Taylor., Active appearance models, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, (2001), Vol.6, No.23, pp.681 - 685.
- [7] G.Tzimiropoulos, M.Pantic., Optimization problems for fast AAM fitting in-the-wild, IEEE Transactions on Image Processing, (2003), Vol. 26 No. 2, pp.593-600.
- [8] I.Matthews, S.Baker., Active appearance model revisited, International Journal of Computer Vision, (2004), Vol.60, No.2, pp.135-164.
- [9] C.Ng, M.Yap, N.Costen and B.Li., Wrinkle detection using Hessian line tracking, IEEE Access, (2015), Vol.3, No.4, pp.1079-1088.
- [10] C.Ng, M.Yap, N.Costen and B.Li., Automatic wrinkle detection using hybrid Hessian filter, Asian Conference on Computer Vision, (2015), April 16; Springer, Cham.
- [11] N.Batool and R.Chellappa., Fast detection of facial wrinkles based on Gabor features using image morphology and geometric constraints, Pattern Recognition, (2015), Vol.48, No.3, pp.642-658.
- [12] F.Dadgostar, A.Sarrafzadeh. "An adaptive real time skin detector base on Hue thresholding: A comparison on two motion tracking methods", ICIAR'05 Proceedings of the Second international conference on Image Analysis and Recognition, (2005), September 28-30; Toronto, Canada.

