

논문 2011-06-38

# 얼굴 특징점 추적 및 움직임 측정도구

## (A Study of Face Feature Tracking and Moving Measure Devices)

이 정 희\*, 이 영 희, 차 의 영

(Jeong-Hee Lee, Young-Hee Lee, Eui-Young Cha)

Abstract : This paper proposes facial feature tracking based on modified ART2 neural networks. And we also suggest new measurement devices such as 'Persistence Exponent' and 'Moving Space Exponent' for the criterion of input vector which consists features. The proposed methods have been applied to classify 48 students by 2-class (ADHD positive, ADHD negative). The results of the experiment have shown that the proposed methods are effective for ADHD Behavior Pattern Classification based on the Image Processing.

Keywords : Feature, Extracting, Center point tracking, Measure devices, ART2, ADHD

### 1. 서 론

최근 실시간 영상에서 얼굴 특징의 움직임을 이용한 기술들이 많이 연구 되고 있으며, 이러한 기술들은 전자, 군사, 교육, 의료등 다양한 분야에서 사용되고 있다. 일반적으로 얼굴 추출 및 추적을 하는 기술들은 4가지로 구분된다.

특징 기반 방법들은 눈, 코, 입, 외곽선, 명암도와 같은 얼굴의 불변하는 특징들의 크기와 모양, 얼굴의 색상과 질감 정보와 성분들의 상호 연관성등 혼합된 형태의 정보를 이용하여 얼굴을 추출하는 방법이다. 이러한 방법들은 얼굴의 회전, 크기 변화, 이동에 덜 민감한 특성을 가진다는 장점이 있으나 다양한 조명 조건에 대해 색상 정보를 찾기가 어려운 단점이 있어 얼굴과 비슷한 색상이 있는 영역을 얼굴로 추출하는 단점이 있어 다른 방법과 혼합하여 사용한다 [1-3].

템플릿 기반 방법들은 얼굴에 대한 몇 가지 표준 템플릿을 만들어 입력 영상에 대해 탐색 윈도우를 이용하여 얼굴을 추출하는 방법들이다. 이러한

\* 교신저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2011. 02. 09., 수정일 : 2011. 04. 26.,

채택확정 : 2011. 04. 28.

이정희 : 울산미래정보고등학교 교사

이영희 : 울산서생중학교 교사

차의영 : 부산대학교 정보컴퓨터공학부 교수

방법들은 얼굴 크기변화, 회전, 빛의 변화, 잡음 등에 민감하고 처리 시간이 많이 걸린다는 단점이 있다 [4-5].

외형 기반 방법들은 패턴 인식을 이용하여 학습 영상 집합을 이용하여 학습된 모델을 이용하여 얼굴을 추출하는 기법으로 주성분 분석(Principal Component Analysis: PCA), 선형판별식 분석(Linear Discriminant Analysis: LDA), 신경회로망(Neural Network: NN), 아다부스트(AdaBoost), 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine: SVM)을 이용하는 방법 등이 있다. 이 방법들은 데이터 베이스 학습에 많은 시간이 필요하고 또한 데이터베이스가 변하게 되면 다시 학습을 시켜야 하는 단점이 있다 [6-9].

지식 기반 방법들은 얼굴의 특징점들인 눈썹, 눈, 코, 입 등에 대한 통계적 분포에 대한 정보와 기하학적 모양 정보를 사용하여 위치를 추출한다. 이러한 방법들은 인간의 얼굴에 대해 정확한 사전 지식을 정의하기가 어렵고, 다양한 얼굴 포즈마다 새로 정의를 내려야 한다는 단점이 있고 특히 양쪽 눈을 기준으로 얼굴 특징점을 추출하기 때문에 얼굴 회전시 추적하기가 어렵게 된다. 얼굴을 좌우로 회전하면 한 쪽 눈의 소멸에 의하거나 외부 잡음의 생성으로 인해 얼굴의 특징점을 추출할 수 없게 되는 단점이 있다 [10-12].

본 논문은 신경회로망 중 ART2(Adaptive Resonance Theory II)를 사용하여 고속의 특징점

추출 및 추적 알고리즘을 제안한다. ART2를 이용하여 고속 라벨링(libeling)을 수행하고 특징점들의 추적 알고리즘에 변형된 ART2를 사용하여 고속 추적 시간을 보장한다. 기존의 신경회로망을 이용한 추출 및 추적 기법들은 많은 패턴(특징점) 학습시간과 기존의 패턴이 아닌 새로운 입력 패턴과 잡음이 들어올 경우 특징점의 추출 및 추적률이 떨어지는 단점이 있다 [3][8]. 본 논문은 ART2에서 특징점의 중심점을 이용하기 때문에 학습코드가 간단하고 고속처리가 가능하다. 그리고 ART2의 특징인 새로운 입력패턴에 강한 장점을 이용하여 특징점의 소멸과 잡음의 생성에도 얼굴의 특징점을 고속으로 추적할 수 있다. 또한, 제안한 기법을 통해 얼굴 특징점의 움직임의 정도를 측정하는 측정지수를 제안하고자 한다. 그리고 제안된 기법의 측정도구를 ADHD(attention deficit hyperactivity disorder, 주의력결핍 과잉행동장애)의 행동패턴(양성, 음성)으로 분류하기 위해 48명의 학생들을 대상으로 적용하여 보았다. 본 논문에서는 학생에게 주어진 과제를 수행하도록 지시한 다음 학생의 행동을 동영상으로 촬영하고, 학생의 움직임을 특징점으로 구성된 표적을 추출, 추적한 후, 제안한 측정지수에 의거하여 ADHD 양성과 음성의 행동패턴으로 분류함으로써 제안하는 측정도구의 유효함을 증명하고자 하였다.

**II. 얼굴 특징점 추출, 추적 및 움직임 행동패턴 분류 알고리즘**

제안하는 알고리즘은 다음과 같다.

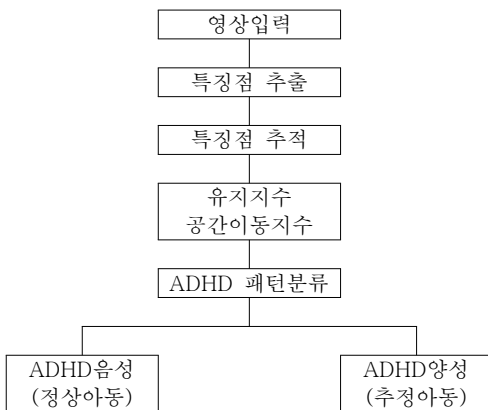


그림 1. 제안된 ADHD 분류시스템

Fig. 1. Proposed system of ADHD classification

**1. 신경회로망 기반의 특징점 추출**

**1.1 균일한 크기의 블록 분할**

카메라로부터 입력되는 320\*240 컬러동영상을 256 그레이 레벨로 전처리한 후 이진화한다. 이진화 영상을 2\*2 또는 N\*N의 균일한 크기의 블록으로 나눈다. 그리고 각 블록 내의 픽셀값이 1인 픽셀들의 수를 구한 후 (식 1)에 따라 블록내의 모든 픽셀값들을 0과 1로 세트한다.

$$BlockImage(i,j) = \begin{cases} 1 & Count_{bi(i,j)=1} > \theta \\ 0 & Count_{bi(i,j)=1} \leq \theta \end{cases} \quad (식 1)$$

$Count_{bi(i,j)=1}$  : 이진화된 영상의 픽셀값이 1인 픽셀들의 수

[그림 2],[그림 3]은  $\theta=2$ , 2\*2 크기의 블록으로 나누어 블록 내의 이진화 값이 1인 픽셀들의 수가 2보다 클 경우 블록을 1로 세트한 결과를 보여준다. 이로써 잡영에 의한 픽셀들은 대부분 사라지게 된다.



그림 2. 블록 분할 전과 후 영상(단순배경)  
Fig. 2. Images before and after block segmentation(simple background)



그림 3. 블록 분할 전과 후 영상(복잡배경)  
Fig. 3. Images from block segmentation(complex background)

[그림 2]의 왼쪽그림은 단순한 배경에 있어서 블록 분할하기 전의 영상이며, 오른쪽그림은 단순한 배경에 있어서 블록 분할을 한 후 블록화한 영상이다. [그림 3]의 왼쪽그림은 복잡한 배경에 있어서 블록 분할하기 전의 영상이며, 오른쪽그림은 블록

분할을 한 후 블록화한 영상이다.

1.2 블록 병합 및 라벨링을 이용한 영역분할

블록 분할 처리된 영상에 대해 ART2(Adaptive Resonance Theory) 신경회로망을 이용하여 병합을 수행한 후 클러스터에 라벨을 부여하여 영역을 분할한다. ART2의 네트워크 구성은 [그림 4]와 같고 알고리즘은 다음과 같다 [14].

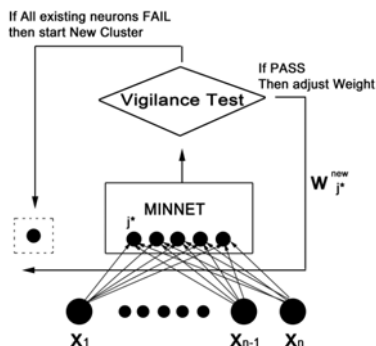


그림 4. ART2 신경회로망 구조

Fig. 4. Structure of neural networks ART2

[ART2을 이용한 블록 병합 알고리즘]

(1) 각 블록에 대하여 STEP 1~STEP 4를 반복 수행하여 1차 병합을 실행한다.

STEP 1: 새로운 블록패턴  $X$ 가 주어지면 minimum distance를 승자 클러스터로 선택한다.

$$j^* = \min \|X - W_j\| \quad (\text{식 2})$$

여기서  $W_j$ 는 승자 클러스터의 가중치(weight)를 의미한다.

STEP 2: 승자 클러스터와 입력 블록패턴의 거리가 경계값  $\rho$ (vigilance)보다 적으면 같은 표적의 영역으로 보고 STEP 4로 가고 그렇지 않으면 STEP 3로 간다.

IF(  $\|X - W_{j^*}\| < \rho$  ) Goto STEP 4

ELSE Goto STEP 3

STEP 3: 새로운 입력패턴은 아래와 같은 가중치를 가지는 클러스터를 생성한다.  $W_k$ 는 새로운 클러스터의 가중치를 의미한다.

$$W_k = X \quad (\text{식 3})$$

STEP 4: 승자 클러스터  $j^*$ 의 가중치를 조정한다.  $W_{j^*}^{new}$ 는 새로운 승자 클러스터  $j$ 의 가중치를 의미하며,  $W_{j^*}^{old}$  기존의 승자 클러스터  $j$ 의 웨이트를 의미하며,  $\|cluster_{j^*}^{old}\|$ 는 기존의 승자 클러스터의 멤버수를 의미한다.

$$W_{j^*}^{new} = \frac{X + W_{j^*}^{old} \|cluster_{j^*}^{old}\|}{\|cluster_{j^*}^{old}\| + 1} \quad (\text{식 4})$$

(2) 1차 병합 수행 후 이웃에 있는 클러스터들에 대한 상관관계를 이용한 2차 병합을 수행한다.



그림 5. 병합 후 결과영상과 라벨을 부여한 영상 (단순배경)

Fig. 5. Images after merging and labeling (simple background)



그림 6. 병합 후 결과영상과 라벨을 부여한 영상 (복잡배경)

Fig. 6. Images after merging and labeling (complex background)

[그림 5], [그림 6]은 단순한 배경과 복잡한 배경에 있어서 병합 후 결과 영상 및 라벨을 부여한 영상을 보여준다.

1.3 필터링을 이용한 얼굴 특징점 추출

얼굴에서의 특징점으로 눈썹, 눈, 코, 입을 추출하기 위해 아래와 같은 필터 조건을 적용한다.

$$(1) \quad 0.8 < \frac{Width_{cluster}}{Height_{cluster}} < 10$$

$$(2) \quad Area_{cluster} < 80$$

$$(3) \quad NP_{cluster}/Area_{cluster} > 0.2$$

여기서  $Width_{cluster}$ 는 클러스터의 가로 픽셀 길이,  $Height_{cluster}$ 는 클러스터의 세로 픽셀 길이,  $Area_{cluster}$ 는 클러스터의 면적,  $NP_{cluster}$ 는 클러스터 내에서 픽셀 값이 1인 픽셀의 수를 의미한다.

[그림 10],[그림 11]은 필터링을 수행한 후 라벨을 새로 부여한 결과를 보여준다.

2. 신경회로망 기반의 특징점 추적

본 논문에서 얼굴의 특징점 추적은 특징점 단위에서 중심점을 구하여 중심점 추적기법으로 구현한다. 중심점 추적기법은 추출된 이동 표적의 중심점과 이전 프레임에서의 표적의 중심점이 경계거리 이내에 있을 경우 같은 표적으로 보고 추적을 하게 된다 [1]. 특징점의 추출에서도 마찬가지로 동영상에서의 특징점은 시간의 흐름에 따라 생성과 소멸이 잦으므로 뉴런의 자기조직화가 가능한 ART2 신경회로망을 변형하여 네트워크를 구성한다. 이전 프레임에서 추출되어 입력된 특징점의 패턴에 의해 만들어진 클러스터는 다음 프레임에서 추출된 특징점과 정합되고, 그 결과 클러스터의 가중치를 갱신하며 다음 프레임에서 다음 프레임으로 계속 추적하게 된다. Modified ART2 알고리즘은 다음과 같다.

[Modified ART2를 이용한 특징점 추적 알고리즘]

STEP 1 : 카메라 입력 동영상에서 추출된 특징점을 입력패턴으로 입력한다.

STEP 2 : 입력패턴에 대하여 승자 클러스터를 찾는다.

STEP 3 : 정합 경계값을 비교한다.

성공하면 STEP 5로 이동한다.

STEP 4 : 새로운 클러스터를 생성한다.

STEP 5 : 경계값 테스트에서 통과되면 승자 클러스터  $j^*$ 의 가중치를 다음과 같이 조정한다.

$W_{j^*}^{NEW}$ 는 승자 클러스터  $j^*$ 의 새로운 웨이트를 의미한다.

$$W_{j^*}^{NEW} = X \quad (식 5)$$

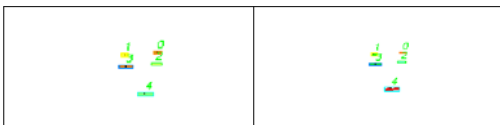


그림 7. t번째, t+1번째 프레임에 대한 추적영상  
Fig. 7. Tracking images at t th, t+1 th frames

[그림 7]는 다중 특징점 추적의 예로서, t번째 프레임이 t+1번 프레임으로 넘어갈 때 가중치를 갱신한 후의 영상이다.

3. 얼굴 특징점 움직임 측정도구 제안

본 논문에서는 특징점 움직임을 측정하는 도구로서 사람의 얼굴의 움직임의 행동패턴을 정량적으로 분류하기 위하여 ‘유지지수(Persistence Exponent)’, ‘공간이동지수(Moving Space Exponent)’라는 개념의 측정도구를 제안한다.

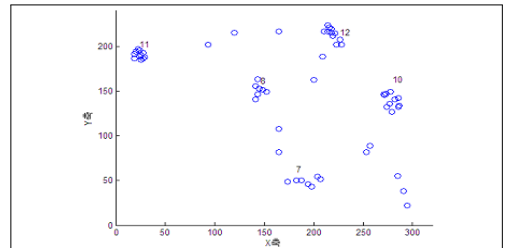
3.1 유지지수(Persistence Exponent)

유지지수는 특징점이 그 지점에서 머무르는 평균시간으로 정의하였다. 이는 특징점의 움직임을 추적함으로써 구할 수 있다. 얼굴 특징점 추적 후 생성된 모든 클러스터 내에는 최소 1이상의 특징점 유지시간이 존재하지만 본 연구에서는 특징점의 움직임을 ADHD 학생 판별에 사용하므로 학생이 한 지점을 주목해서 보았다고 할 수 있는 최소한의 유지시간(=경계값)을 실험적 경험에 의하여  $\rho=5$  이상으로 정하고 필터링을 거쳐 의미있는 클러스터를 구하였다.

유지지수는 의미있는 클러스터들의 유지시간을 합한 후 전체 클러스터의 수로 나눠 평균함으로써 구할 수 있다. 제안하는 유지 지수는 (식 6)와 같이 제안한다.

$$PE = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (식 6)$$

- N : 클러스터의 개수
- $x_i$  : 클러스터의 유지시간



예시)  
클러스터의 수 : 5  
총 유지시간 : (11+12+8+7+10) => 48  
유지지수 :  $\frac{48}{5} = 9.6$

그림 8. 유지지수의 계산의 예  
Fig. 8. Example of persistence exponent

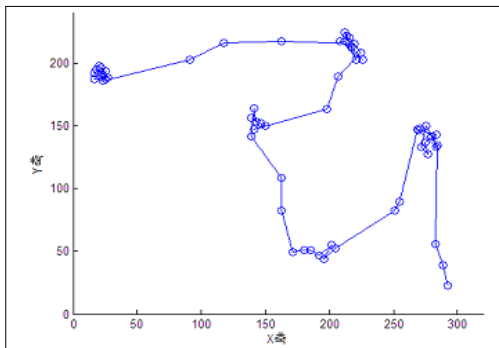
[그림 8]은 특징점의 움직임 중에서 의미있는 클러스터는 5개 있고, 총 유지시간은 48(11+12+8+7+10)이다. 따라서 유지지수는 48/5=9.6이 된다. 유지지수 9.6의 의미는 일정한 지점에 평균 9.6초 머무른다는 의미이다.

3.2 이동지수(Moving Space Exponent)

이동지수는 화면내에서 각 특징점이 1초당 이동한 평균거리(Pixel/sec)로 정의하였다. 수행과제를 시작할 때부터 끝까지 전체의 이동거리를 시간(초)으로 환산한 평균이동거리로써 평균속도와 같다. 이동지수는 이동 총거리/측정시간으로써 (식 7)으로 제안하였다.

$$ME = \frac{\sum_{t=0}^{time} \sqrt{(p_{x_t} - p_{x_{t-1}})^2 + (p_{y_t} - p_{y_{t-1}})^2}}{Time} \quad (식 7)$$

- $\sum_{t=0}^{time} \sqrt{(p_{x_t} - p_{x_{t-1}})^2 + (p_{y_t} - p_{y_{t-1}})^2}$  : 이동한 총거리
- $p(x_t, y_t)$  : t 타임에서의 점의 위치
- time : 측정 시간



예시)  
 특징점이 이동한 거리: 21312(pixel)  
 측정시간 : 300(sec)  
 이동지수:  $\frac{21312}{300} = 71.4$  (pixel/sec)

그림 9. 이동지수의 계산의 예  
 Fig. 9. Example of moving-space exponent

[그림 9]는 특징점이 이동한 거리가 21312 (pixel)이며, 300초 동안 움직임을 관찰하였다. 따라서 이동지수는 21312/300 = 71.4 (pixel/sec)이다.

III. 실험 결과 및 분석

1. 실험 환경

실험 환경은 Intel® Core(TM)2 Duo CPU P8600 2.4GHz, RAM 2GB, Windows XP에서 Visual C++ 6.0을 이용하여 알고리즘을 구현하였다. 또한 1.3 Mega Pixels CMOS Image Sensor를 통하여 해상도 320\*240, 15 frame/sec의 동영상을 획득하여 제안한 알고리즘의 추적 성능을 확인하였다.

동영상 촬영에 응한 학생들을 전체적으로 분류하면 다음과 같다. 실험을 위하여 정상학생군 (ADHD추정학생포함) 43명과 ADHD 환자군 5명을 실험대상으로 하였다. 정상학생은 초등학교, 중학교, 고등학교에서 선별하였다.

2. 신경회로망 기반의 얼굴특징점 추출 결과

본 연구에서는 블록 분할 및 신경회로망 기반의 특징점 병합 기법을 이용하여 입력 영상으로부터 특징점을 추출하고자 하였다. 동영상 촬영에 따른 비용 절감 및 얼굴 표정의 자연스러운 표현을 위해 별도의 장치를 이용한 동영상 촬영시스템을 사용하는 대신, 쉽게 구할 수 있는 노트북에 설치된 카메라를 이용하여 제안한 알고리즘의 성능을 분석하였다. 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 (식 8)와 (식 9)를 이용하여 특징점에 대한 추출 성공률과 추적 성공률을 구하였다.

$$\text{추출 성공률} = \frac{\text{특징점추출 성공수}}{\text{전체입력영상수}} \times 100(\%) \quad (식 8)$$

$$\text{추적 성공률} = \frac{\text{특징점추적 성공수}}{\text{전체프레임수}} \times 100(\%) \quad (식 9)$$



그림 10. 필터링 전 영상과 필터링 후 특징점 추출영상(단순배경)

Fig. 10. Images before and after filtering (simple background)



그림 11. 필터링 전 영상과 필터링 후 특징점 추출영상(단순배경)

Fig. 11. Images before and after filtering (complex background)

[그림 10],[그림 11]은 단순 배경과 복잡한 배경에서의 필터링 전의 결과영상과 필터링 후 다중 특징점 추출영상이다.

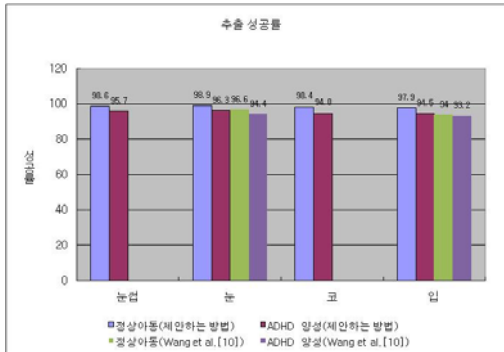


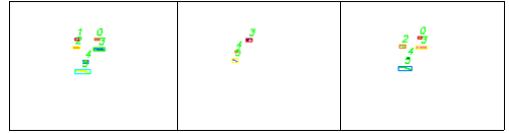
그림 12. 신경회로망을 이용한 얼굴특징점 추출결과  
Fig. 12. Result of extracting using neural networks.

[그림 12]는 얼굴 특징점 추출 결과를 보여주며 Wang et al. [10]이 제안하는 알고리즘과 성능 비교를 해보았다. 이 연구의 정상아동 눈과 입 추출 성공률은 96.6%, ADHD아동의 눈의 추출성공률은 94.4%이었다. 반면에 본 논문에서는 ART2 신경회로망을 이용하여 의미있는 얼굴특징영역(눈, 코, 입의 가로 및 세로 크기와 비율, 픽셀특징 등)을 분류 및 필터링을 적용하여 실험한 결과, 참여한 정상아동의 영상에서는 눈의 경우 98.9%, ADHD아동의 눈의 경우에는 96.3% 추출 결과를 얻었으며, 제안된 방법의 추출 성공률이 더 높았음을 알 수 있다.

아동의 움직임을 관찰하기 위해서는 눈썹, 눈, 코, 입의 모든 자료를 사용하고자 하였으나 추출률이 높은 눈만을 추출 및 추적하는 것으로도 본 연구에서 수행하고자 하는 목적을 얻을 수 있었다.

### 3. 신경회로망 기반의 얼굴 특징점 추적 결과

본 논문에서는 얼굴의 특징점 추적은 특징점 단 위에서 중심점 추적기법으로 구현하였다.



(a)특징점소멸 전 (b) 특징점 소멸 (c) 특징점 재추적  
그림 13. 얼굴 회전에 의한 특징점 소멸 및 효과적인 특징점 추적

Fig. 13. feature extinction and effective tracking at rotating the face

[그림 13]은 제안한 알고리즘에 의하여 얼굴 회전에 의한 특징점 소멸에서도 다음 프레임에서 효과적으로 특징점을 추적하고 있음을 확인할 수 있었다. 신경회로망 기반의 영상처리를 이용한 얼굴특징점 추적 결과 관찰영역 내의 이동하던 얼굴의 다중 특징점이 얼굴 회전에 의해 소멸이 일어나는 현상에서도 효과적으로 특징점을 추적할 수 있었다.

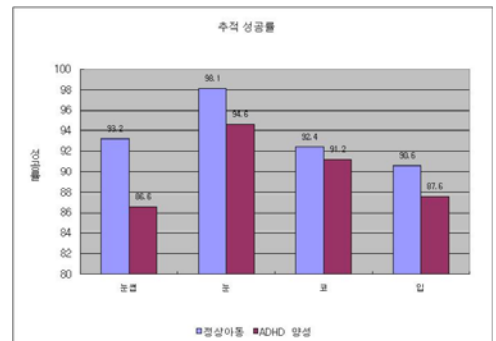


그림 14. 신경회로망을 이용한 얼굴특징점 추적결과  
Fig. 14. Result of tracking using neural networks

[그림 14]는 신경회로망을 이용한 얼굴 특징점 추적 결과를 보여주는 것으로서, 본 논문에서 제시한 정상아동의 신경회로망 기반의 얼굴 특징점 추적의 결과, 눈의 추적성공률은 98.1%에 이르렀다. 그리고 ADHD 아동의 눈의 경우에는 94.6% 추적성공률을 얻을 수 있었다.

### 4. 움직임 측정도구 분석 결과

본 연구에서는 눈의 움직임의 정도를 정량적으로 분류하기 위해 제시한 2개의 측정도구 중 특징

점이 그 지점에서 머무르는 평균시간으로 정의된 유지지수에 대한 결과를 [그림 15]와 같다.



그림 15. ADHD(-) 및 ADHD(+)  
 Fig. 15. Persistence exponent distribution of ADHD(-) and ADHD(+)

경계값이  $\rho=5$  일 때에는 유지지수가 정상아동의 경우에는 최소값 61.3, 최대값 97.1 범위내의 결과값을 보여주었고, ADHD 학생의 경우에는 최소값 31.3, 최대값 43.2의 범위 내에서 그 결과값을 보여주어 정상학생과 ADHD 학생의 움직임패턴을 정량적으로 정확하게 구분할 수 있음을 알 수 있었다. 그리고 평가를 받는 아동이 CPT 수행과제를 시작할 때부터 끝까지 전체의 이동거리를 시간(초)으로 환산한 이동거리를 이동지수라고 정의하였는데, 정의에서 알 수 있듯이 유지지수와는 달리 경계값과는 상관이 없는 측정도구이다.

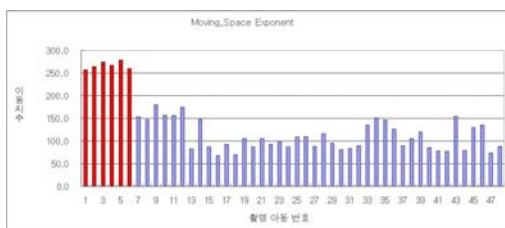


그림 16. 정상아동 및 ADHD 아동의 이동지수  
 Group 분포

Fig. 16. Moving space exponent distribution of ADHD(-) and ADHD(+)

[그림 16]에서 보는 바와 같이 이동지수의 실험 결과는 정상아동의 경우에는 최소값 69.5, 최대값 177.8 범위내의 결과값을 보여주었고, ADHD 아동의 경우에는 최소값 258.4, 최대값 277.6의 범위 내에서 그 결과값을 보여주어 정상아동과 ADHD 아동의 행동패턴을 정량적으로 정확하게 구분할 수 있었다.

## IV. 결 론

본 논문에서는 특징점의 소멸과 잡음의 생성에도 얼굴의 특징점을 추출 및 추적할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 그리고, 얼굴 특징점의 움직임의 정도를 측정하는 측정지수를 제안하고자 한다.

특징점 추출을 위하여 이진화, 블록분할 방법과 신경회로망을 기반으로 한 블록병합을 사용하였고, 제안된 신경회로망 기반의 특징점 추적기법은 얼굴의 눈썹, 눈, 코, 입을 효과적으로 추출 및 추적할 수 있음을 보여주었다. 특징점 움직임 판별도구로 ‘유지지수’, ‘이동지수’라는 측정도구를 제안한다.

본의 경우 99.4%의 높은 추출성공률과 98.1%의 추적 성공률을 얻을 수 있었다. 그리고 제안된 측정도구를 48명의 학생의 동영상을 얻어서 ADHD(+) 과 ADHD(-)으로 분류하는 문제에 적용하여 시물레이션한 결과 기존의 병원에서 분류한 결과와 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문의 제한점으로는 유지지수의 최소한의 유지시간 즉 경계값을 설정함에 있어서 여러 번의 실험에 의한 경험적 판단에 의해 설정하였다. 보다 적응적인 경계값 설정 알고리즘이 연구되어야 할 것이다.

## 참고문헌

- [1] G. Xu and T. Sugimoto, "Rits eye: a software-based system for real-time face detection and tracking using pan-tilt-zoom controllable camera", Proc. of International Conference on Pattern Recognition, Vol.2, pp. 1194-1197, 1998.
- [2] K. C. Jin and J. H. Cho, "Automatic face feature tracking", Proc. of the 1999 IEEE Region 10 Conference TENCON'99, Vol.1, pp. 68-71, Korea, 1999.
- [3] 신윤희, 강신국, 김은이, "얼굴 특징 추적을 이용한 인터페이스 구현", 한국정보과학회 학술발표논문집, pp. 274-276, 2006.
- [4] 이경미, "이질적 템플릿 매칭의 융합을 이용한 얼굴 영역 검출", 한국콘텐츠학회논문지, Vol.7, No.12, pp. 311-321, 2007.
- [5] A. Lanitis, C. J. Taylor, and T. F. Cootes, "An automatic face identification system using

flexible appearance models”, Image and Vision Computing, Vol.13, No.5, pp. 393-401, 1995.

[6] P. Viola and M. Jones, “Robust real-time object detection”, International Journal of Computer Vision, pp. 137-154, 2002.

[7] R. Lienhart and J. Maydt, “An extended set of haar-like features for rapid object detection”, IEEE ICIP, Vol.1, pp. 900-903, 2002.

[8] 주진선, 신윤희, 김은이, “다중 얼굴 특징 추적을 이용한 복지형 인터페이스”, 전자공학회 논문지 Vol.45, No.1, pp. 75-83, 2008.

[9] J. Shlens, “A Tutorial on principal component analysis”, 2005.

[10] Q. Wang, C. Zhao and J. Yang, “Robust facial feature location on gray intensity face”, PSIVT, LNCS, Springer, Heidelberg Vol.5414, pp. 542-549, 2009.

[11] M. H. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja, “Detecting faces in images: a survey”, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.1, pp. 34-58. 2002.

[12] A. L. Yuille, P. W. Hallinan and D. S. Cohen, “Feature extraction from faces using deformable templates”, International Journal of Computer Vision, pp. 99-111, 2003.

[13] C. L. Huang and C. W. Chen, “Human facial feature extraction for face interpretation and recognition”, Pattern Recognition, Vol.25, No.12, pp. 1435-1444, 2005.

[14] S. Y. Kung, “Digital neural networks”, Prentice Hall, International, Inc, 1993.

**저 자 소 개**

**이 정 회**



1990년 : 부산대학교  
 상업교육과 학사.  
 1997년 : 부산대학교  
 상업정보교육학과 석사.  
 2011년 : 부산대학교  
 멀티미디어학과 박사.

현재, 울산미래정보고등학교 교사.  
 관심분야 : 로봇비전, 신경회로망, 얼굴추적, 정보  
 영재교육, 특수아동교육, ADHD.  
 Email : ljh4multi@naver.com

**이 영 회**



1997년 : 경상대학교  
 전자재료공학과 학사.  
 2003년 : 부산대학교  
 영상정보공학과 석사.  
 2005년 : 부산대학교  
 컴퓨터공학과 박사수료.

현재, 울산서생중학교 교사.  
 관심분야 : 로봇비전, 신경회로망, 멀티미디어,  
 ADHD, 정보영재교육, 정보보안.  
 Email : goto202@mail.use.go.kr

**차 의 영**



1979년 : 경북대학교  
 전자공학과 학사.  
 1982년 : 서울대학교  
 계산통계학과 석사.  
 1998년 : 서울대학교  
 컴퓨터공학과 박사.

현재, 부산대학교 정보컴퓨터공학부 교수.  
 관심분야 : 로봇비전, 신경회로망, 신호처리,  
 정보보안 및 워터마킹.  
 Email : eycha@pnu.edu