

# FCM 군집화 알고리즘에 의한 얼굴의 특징점에서 Gabor 웨이블릿을 이용한 복원

## Reconstruction from Feature Points of Face through Fuzzy C-Means Clustering Algorithm with Gabor Wavelets

신 영 숙\*      이 수 용\*\*      이 일 병\*\*      정 찬 섭\*\*\*  
(Young-suk Shin) (Soo-yung Lee) (Yill-byung Lee) (Chan-sub Chung)

**요약** 본 논문은 FCM 군집화 알고리즘을 사용하여 표정영상에서 특징점들을 추출한 후 추출된 특징점으로부터 Gabor 웨이블릿들을 이용하여 표정영상의 국소영역을 복원한다. 얼굴의 특징점 추출은 두단계로 이루어진다. 1단계는 이차원 Gabor 웨이블릿 계수 히스토그램의 평균값을 적용하여 얼굴의 주요 요소성분들의 경계선을 추출한 후, 2단계에서는 추출된 경계선 정보로부터 FCM 군집화 알고리즘을 사용하여 얼굴의 주요 요소성분들의 최종적인 특징점들을 추출한다. 본 연구에서는 FCM 군집화 알고리즘을 이용하여 추출된 적은 수의 특징점들 만으로도 표정영상의 주요 요소들을 복원할 수 있음을 제시한다. 이것은 인간의 얼굴 표정인식 뿐만아니라 물체인식에도 적용되어질 수 있다.

**주제어** Gabor 웨이블릿, Gabor 웨이블릿 계수 히스토그램, FCM(Fuzzy C-Means) 군집화 알고리즘, 얼굴의 특징점 추출, 영상복원

**Abstract** This paper reconstructs local region of a facial expression image from extracted feature points of facial expression image using FCM(Fuzzy C-Means) clustering algorithm with Gabor wavelets. The feature extraction in a face is two steps. In the first step, we accomplish the edge extraction of main components of face using average value of 2-D Gabor wavelets coefficient histogram of image and in the next step, extract final feature points from the extracted edge information using FCM clustering algorithm. This study presents that the principal components of facial expression images can be reconstructed with only a few feature points extracted from FCM clustering algorithm. It can also be applied to objects recognition as well as facial expressions recognition.

### 1. 서론

심리학 분야에서 얼굴분석과 인식은 수십년간 연구되었다. 이러한 연구들은 오늘날 인간과 기계의 인터페이스를 개발하고자 하는 응용측면에 많은 공헌을 제공한다. 특히 인간과 기계와의 상호작용을 통한

감성 인터페이스를 개발하고자 하는 기대를 갖게 만든다. 감성 인터페이스는 얼굴인식에서 한 단계 발전하여 표정인식의 연구로 발전되었다. 기존의 표정인식 연구는 Ekman[1]의 기본 정서모형에 의하여 표정인식이 이루어져왔다. 기본정서 이론은 행복, 놀람, 공포, 분노, 혐오, 슬픔의 6가지를 기본정서로 보고, 이러한 기본정서는 얼굴표정을 통해 잘 표현되며 문화적 보편성이 있어 문화나 언어, 연령층에 상관없이 쉽게 인식된다고 주장한다.

표정을 인식하기 위해서는 인식에 기여하는 가장 적절한 표상을 찾아야 한다. 최근 몇 년 동안, 표정인식에 관한 연구는 여러 가지 방법으로 행해져 왔다.

\* 연세대학교 대학원 인지과학

E-mail: hellogen@csai.yonsei.ac.kr

\*\* 연세대학교 컴퓨터과학·산업시스템공학과

E-mail: lsy@csai.yonsei.ac.kr

\*\* 연세대학교 컴퓨터과학·산업시스템공학과 교수

E-mail: yblee@csai.yonsei.ac.kr

\*\*\* 연세대학교 심리학과 교수

E-mail: cschung@psylab.yonsei.ac.kr

Optic flow는 동적인 근육움직임을 추출하기 위하여 사용되어 왔다. 이러한 움직임들은 15차원의 특징벡터들을 형성하고 최소근접기법[2]을 사용하여 4가지 표정으로 범주화되었다. 또한 eigenface 접근은 한 사람에게 대한 표정들을 성공적으로 분류하는 데 사용되었다[3]. Eigenface 접근에 대한 변화로는 11명의 얼굴데이터베이스에서 6가지 기본적인 정서상태를 성공적으로 분류했다[4]. 이러한 표정인식 연구에서는 표정인식을 위한 전단계로 얼굴의 특징을 추출한다. 이러한 얼굴의 특징 추출을 위한 기본 연구들은 크게 템플릿[5]을 적용하는 방법과 기하학적인 특징[6]을 기반으로 한 연구들이 있다. 템플릿은 미리 알려진 모양 정보를 표현하는 매개변수의 집합으로 자신을 주어진 정보에 맞추기 위하여 크기 방향 등의 매개변수들의 값을 변경하여 더 이상 매개변수들의 값의 변화가 없을 때 이 매개변수들의 값을 특징으로 사용한다. 얼굴영상 전체를 대상으로 템플릿을 적용하는 연구에서는 얼굴 크기, 얼굴 위치, 그리고 머리 방향에 의하여 많은 영향을 받을 수 있다. 이에 반하여 기하학적인 특징을 기반으로 한 연구는 템플릿을 적용하는 연구보다는 얼굴크기나 얼굴위치, 머리 방향에 의한 영향을 감소시킬 수 있다. 기하학적인 특징을 기반으로 한 연구는 얼굴을 구성하고 있는 주요 요소들의 특징점간의 상대적인 거리를 계산한다. 이 방법은 얼굴을 구성하고 있는 주요 요소들의 특징점들의 위치를 정확히 추출하는 작업이 필요하다.

그러나 이러한 연구들의 대부분은 Ekman의 기본 정서 이론에 바탕을 둔 6가지 표정인식을 위한 특징 추출 방법들이며, 얼굴표정의 섬세한 변화를 반영하는 특징점들을 정확히 추출하는 데는 한계성이 존재한다. 따라서 실제상황에서 적용하기에는 많은 제한점이 따른다.

특징점들의 위치에서 추출된 표상으로부터 영상을 다시 복원하는 것은 표상에 있는 정보 내용에 대한 효과를 인지할 수 있게 하며, 또한 매개변수들의 적절한 선택을 가능하게 한다. 영상복원을 위하여 Gabor 웨이브렛을 적용하였다. 이것은 동일한 화소 위치에서 다른 주파수와 다른 방향을 갖는 다양한 Gabor 웨이브렛의 표상을 통하여 영상에 있는 하나의 주어진 화소 주변 영역을 표현하기 때문이다[7]. 또한 Gabor 웨이브렛은 시각피질에서 신경생리학적으로 발견되는 수용장의 모양과 유사하다고 한다[8].

본 연구에서는 위의 한계성을 극복하기 위하여 표정이 있는 얼굴에서 주요 요소들의 특징점들의 위치

를 추출하기 위한 방법으로 두단계 과정을 수행하였다. 1단계는, 2차원 Gabor 웨이브렛 계수 히스토그램의 평균값을 이용하여 얼굴의 주요 성분들(눈, 눈썹, 코, 입)의 경계선을 추출하였다. 2단계에서는 추출된 경계선 정보들로부터 FCM 군집화 알고리즘을 적용하여 각 군집을 이루는 소속 화소들의 위치에서 각 군집의 중심과 가장 가까운 거리에 위치하고 있는 화소를 특징점으로 추출하였다. 마지막으로, 추출된 특징점들을 중심으로 Gabor 웨이브렛을 적용하여 국소영역을 복원하였다. 복원된 국소영역은 얼굴의 주요 성분들을 잘 표상한다. 본 연구에서는 FCM 군집화 알고리즘을 이용하여 추출된 적은 수의 특징점들만으로도 표정영상의 주요 요소들을 복원할 수 있음을 제시한다.

## 2. 특징 추출

### 2.1 얼굴의 주요 성분들의 경계선 추출

얼굴의 주요 성분들의 경계선을 추출하기 위하여 640x480 해상도를 가진 8개의 표정영상을 이용하였다. 이 영상들은 행복, 놀람, 공포, 분노, 혐오, 슬픔, 다른함을 나타내는 표정영상과 무표정영상으로 이루어져 있다. 그림1은 연구에 사용된 영상들을 보이고 있다.

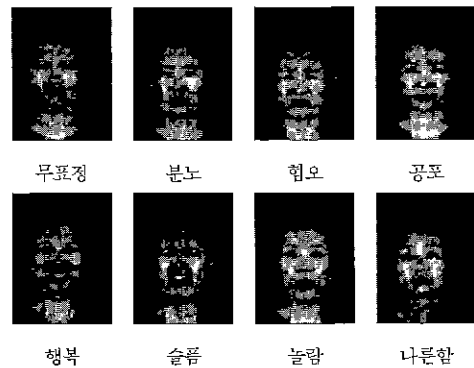


그림1. 연구에 사용된 영상들

각각의 영상은 한쌍의 Gabor 커널(kernel)과 컨볼루션(convolution)된다. Gabor 웨이브렛은 다중해상도와 다중방향으로 이루어진 필터들로 하나의 영상에 대해 여러개의 표상을 생성한다. 이차원 Gabor 웨이브렛 함수는 Daugman[7]에 의하여 제시된 형식과 동일하다.

$$\psi_{\vec{k}}(\vec{x}) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2 x^2}{2\sigma^2}\right) [\exp(i\vec{k}\vec{x}) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (2.1.1)$$

이차원 웨이브벡터  $\vec{k} = (k, \theta)$ 는 필터의 공간 주파수  $k$ 와 방향  $\theta$ 을 통제하며, 벡터  $\vec{x}(x, y)$ 는 영상을 이루는 각각의 화소를 나타낸다.  $\sigma$ 는  $k$ 에 관련하여 Gaussian 윈도우의 폭을 조절한다. 그림2는 영상에 적용된 Gabor필터 쌍이다. 이 필터들은 90도 위상관계를 이루고 있다. 필터쌍들이 위상차이에 의하여 영상에 미치는 영향을 적게 하기 위하여 각각의 필터를 영상에 적용한 후, 생성된 2개의 컨벌루션된 영상  $v_1, v_2$ 는 다음과 같이 처리된다.

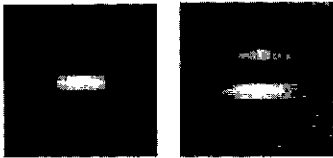


그림2 적용된 Gabor필터쌍

$$S = \sqrt{(v_1^2 + v_2^2)} \quad (2.1.2)$$

식(2.1.2)에 의하여 생성된 영상을 그림3에 보이고 있다.

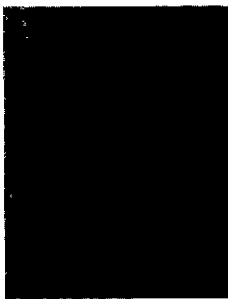


그림3

이 영상에 대한 이차원 Gabor 웨이브렛 계수 히스토그램은 그림4에 표시된다.

그림4는 명도레벨에서 Gabor 웨이브렛 계수값들의 히스토그램을 나타낸 것이다. 이것은 히스토그램의 평균값을 이용하여 일정한 주파수와 방향에 대하여 얼굴의 주요 요소성분들의 경계선을 추출할 수 있음

을 제시한다. 그림5는 Gabor 웨이브렛 계수 히스토그램의 평균값을 적용하여 얼굴의 주요 요소들의 경계선이 추출된 결과이다.

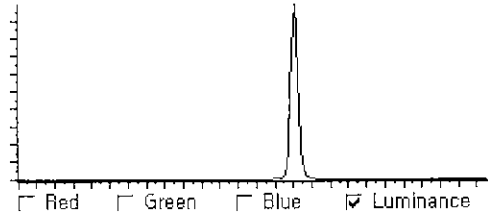


그림4. Gabor웨이브렛 계수 히스토그램

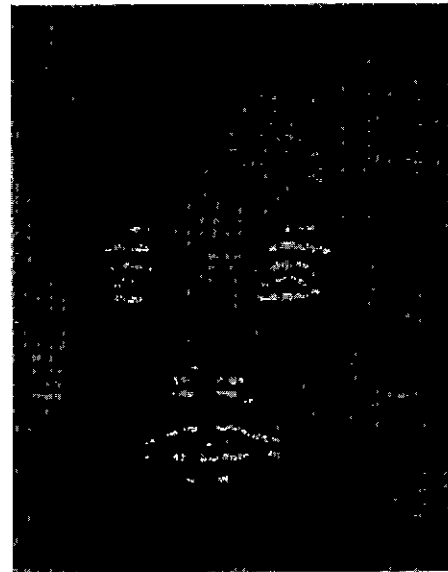


그림5. 추출된 얼굴의 주요요소성분들의 경계선(흰점=205개)

## 2.2 FCM 군집화 알고리즘을 이용한 특징점 추출

Gabor 웨이브렛 함수를 이용하여 컨벌루션된 영상들의 이웃하고 있는 화소들의 계수들은 높은 상관관계를 보이며 중복된 값들로 나타난다. 이것은 영상을 이루는 화소들이 서로 상관성을 갖지 않으며 중복되지 않는 독립적인 계수를 갖는 화소들로 다시 추출될 수 있는 가능성을 보인다. 이러한 독립적인 계수들을 갖는 화소들만을 추출하기 위해서는 화소들간의 거리간격이 필요하며, 또한 얼굴의 주요 요소성분들을 대표할 수 있는 기하학적인 특징점들을 보존할

수 있어야 한다 이러한 목적을 달성하기 위해서는 적절히 군집화되어 군집안에서 대표성 벡터들을 추출하는 것이 필요하다. FCM 군집화 알고리즘은 벡터 정량화를 기반으로 한 영상코드들을 압축하는 데 우수한 효과를 보인 사례들이 있다[9][10]. 따라서 본 연구에서는 얼굴의 주요요소들의 경계선 정보들을 기반으로 얼굴의 기하학적인 특징들을 보유하면서 화소들간의 중복된 계수값들을 제거하고 대표성 벡터들만을 특징점으로 추출하기 위하여 FCM 군집화 알고리즘을 적용하였다.

FCM 군집화 알고리즘은 각 데이터의 점과 각 군집의 중심과의 거리를 염두에 두고 유사도 측정을 기반으로 한 목적함수의 최적화 방식이다 이것은  $n$ 차원의 유클리디안 공간상에서  $N$ 개의 특징 벡터들로 이루어지는 집합  $X$ 를 기반으로 한다.

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\},$$

사용된 목적함수는 다음과 같다

$$J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_j u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (2.2.1)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (2.2.2)$$

$c_i$ 는 각 군집  $i$ 의 중심을 의미하며  $d_{ij} = \|c_i - X_j\|$ 는 각 데이터의 점과 각 군집의 중심과의 유클리디안 거리를 나타낸다 소속함수  $u_{ij}$ 는 0과 1사이의 실수값으로 각 군집에서 데이터의 소속 정도를 평가한다. 식 (2.2.1)이 최소값에 도달하기 위한 필요 조건으로 식 (2.2.3)과 식 (2.2.4)이 있다

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m X_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}, \quad (2.2.3)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \frac{d_{ij}^{2/(m-1)}}{d_{kj}^{2/(m-1)}}}. \quad (2.2.4)$$

특징점 추출은 다음 단계를 이용하여 이루어졌다[11]

**단계1:** 데이터가 각 군집에 소속될 정도는 식 (2.2.2)을 만족하는 0과 1사이의 임의의 값으로 초기화한다

**단계2:** 각 군집의 중심  $c_i$ 은 식(2.2.3)을 사용하

여 계산된다

**단계3:** 목적함수는 (2.2.1)에 의하여 계산되며, 바로 전 분류결과와 현재의 분류결과와의 여러 차이를 비교하여 반복여부를 판단한다.

**단계4:** 식 (2.2.4)를 이용하여 데이터가 각 군집에 소속될 정도를 갱신하며 단계2로 돌아간다

군집의 개수는 인간의 시각으로 얼굴의 주요요소들과 동일한 위상관계를 반영하는 범위에서 실험을 통하여 결정하였다. 그림6은 FCM 군집화 알고리즘을 적용하여 추출된 특징점들을 보이고 있다.

### 3. 영상복원

영상에서 하나의 화소 주변 영역은 동일한 화소 위치에서 서로 다른 주파수와 방향을 갖는 Gabor 웨이브렛들의 집합에 의해 표상되어질 수 있는데, 한 화소에 대한 이러한 표상을 나타내는 집합을 젯(jet)으로 부른다. 기존에 연구에 의하면 물체 혹은 얼굴인식은 이러한 젯들에 의해 나타내지는 노드들의 그래프(graph)에 의해 표상되어진다[12,13] 위에서 추출된 특징점에서 젯들에 의해 표상되어지는 정보의 양은 복원을 통하여 좀 더 분명하게 시각화되어질 수 있다

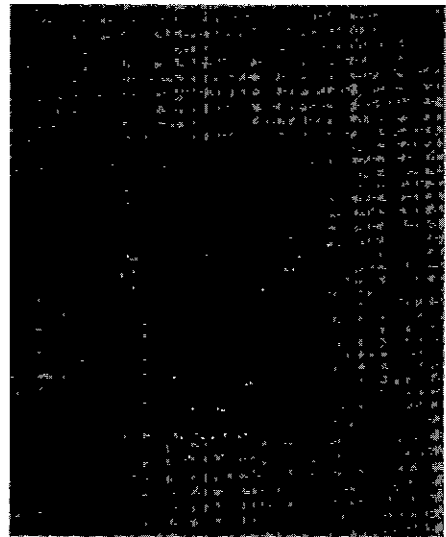


그림6. FCM을 적용하여 추출된 특징점 ( $c=60, m=2$ )

영상  $I(\vec{x})$ 는 식 (2.1.1)과 동일한 서로 다른 주파수와 방향을 갖는 Gabor 웨이브렛 함수  $\psi_{\vec{p}}(\vec{x})$ 에 의

해 여러개의 표상으로 변환된다.

$$J_k = \int I(\vec{x}) \psi_k(\vec{x}) d\vec{x}$$

영상복원은 이러한 표상들, 즉 잿들의 반응으로부터 원래 영상과 가장 가까운 최적의 값들을 갖도록하는 것이다 이것은 표상되어지는  $J$ 의 값이 선형적인 특성을 띠는 임의의 함수  $T$ 에 의하여 원래 영상에 최적으로 복원될 수 있음을 의미한다.

$$I' = TJ$$

$$I'(\vec{x}) = TJ = \sum_{\nu} J_{\nu} B_{\nu}(\vec{x})$$

$I'$  은 복원 영상을 표현한다. 만약 Gabor 웨이브렛 함수들이 직교한다면, Gabor 웨이브렛 함수들을  $J$ 의 값과 내적을 수행함으로써 복원이 가능하다 이때  $B_{\nu}(\vec{x})$ 는 Gabor 웨이브렛 함수들이다 그러나 Gabor 웨이브렛 함수들은 직교하지 않으므로, 이러한 Gabor 웨이브렛 함수들은 특별한 선형적인 결합을 고려함으로써 복원가능하다[14] 이차원 웨이브 벡터  $\vec{k}_{\nu}$  와  $\vec{k}_{\rho}$  는 수직전개의 편의를 위하여  $\nu$ 와  $\rho$ 로 표기하기로 한다.

$$\Psi_{\nu\rho} = \int \bar{\psi}_{\nu}(\vec{x}) \psi_{\rho}(\vec{x}) d\vec{x}$$

$$B_{\nu}(\vec{x}) = \sum_{\rho} (\Psi^{-1})_{\nu\rho} \bar{\psi}_{\rho}(\vec{x})$$

$\Psi_{\nu\rho}$ 는 Gabor 웨이브렛 함수들의 내적에 의한 행렬 계수이며,  $B_{\nu}(\vec{x})$ 는 선형적인 결합에 의하여 생성된다.

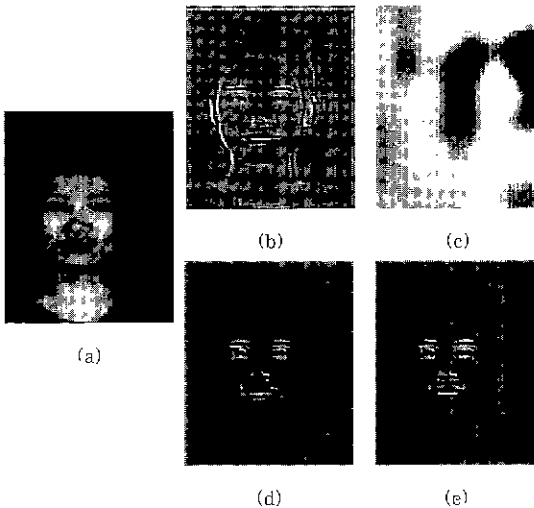


그림7. 차원이 감소된 영상의 영상복원 비교  
(a) 원래의 영상(무표점) (b) 전체영역 복원  
(c) 국소복원 (원래 영상의 표시된 위치에서 복원)

(d) 그림5의 경계선 정보론 이용한 복원

(e) 그림 6의 FCM특징점을 이용한 복원

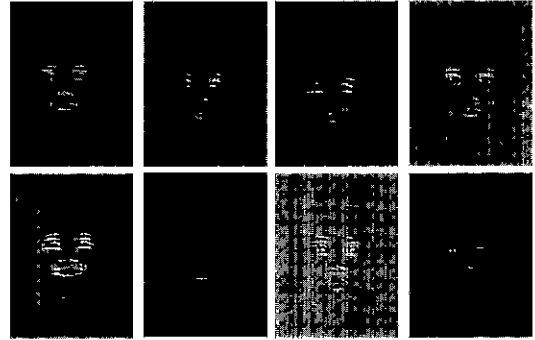


그림8. 복원된 8개의 표정영상 무표점, 분노, 혐오, 공포, 행복, 슬픔, 놀람, 나쁜함

영상복원을 위하여 3개의 다른 주파수,  $k = \left\{ \frac{\pi}{4}, \frac{\sqrt{2}\pi}{8}, \frac{\pi}{8} \right\}$ 와  $22.5^\circ$  간격의 6개의 방향으로 이루어지는 18개의 Gabor 웨이브렛들을 적용하였다 그림7은 원래영상 640 x 480개의 화소로 이루어진 명도영상에서 일정화소만을 이용하여 영상이 복원된 예를 보인다 (d)의 경우는 205개의 화소정보를 이용하여 복원된 경우이며 (e)는 FCM 군집화 알고리즘에 의하여 60개로 차원이 감소된 화소정보를 이용하여 복원된 결과이다. (e)의 영상 복원 결과를 통하여 적은 수의 특징점들을 이용하여 얼굴의 주요 요소들을 복원할 수 있음을 알 수 있다 그림8은 이러한 복원 기법을 그림1의 8개의 표정영상에 적용하여 얼굴의 주요 요소들이 복원된 예를 보인다.

#### 4. 결론 및 논의

본 논문에서는 FCM 군집화 알고리즘을 이용하여 얼굴의 주요요소성분을 나타내는 특징점들을 추출할 수 있었으며, 추출된 특징점들을 Gabor 웨이브렛들을 이용하여 국소영역을 복원하였다 복원된 영역은 얼굴의 주요 요소성분들을 잘 표상할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 Gabor 웨이브렛들의 계수에 의하여 표상되어지는 영상은 FCM 군집화 알고리즘을 이용함으로써 적은 영상정보만을 가지고도 충분히 주요성분들을 표상할 수 있음을 알 수 있다 이것은 앞으로 물체인식 뿐만아니라 표정인식을 위한 시스템에서도 유용하게 응용될 수 있을 것이다 향후 이 알고리즘을 이용하여 수행되는 표정인식 시스템을 통하여 더

욱 더 확실한 성능평가가 이루어져야 할 것이다.

### 참고문헌

- [1] Ekman, P (Ed). (1972). Universal and cultural difference in facial expressions of emotions, In J K. Cole(Ed), Nebraska symposium on motivation, 207-283, Lincoln University of Nebraska Press.
- [2] Mase, K (1991) Recognition of facial expression from optical flow. IEICE Traction, E 74, 10, 3473-3483
- [3] Turk, M. A & Pentland, A. P.(1991). Eigenfaces for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 3(1), 71-86
- [4] Pentland, A., Etocoff, N, Starner, T.(1992). Expression recognition using eigenfeatures M.I T Media Laboratory Vision and Modeling Group Technical Report No 194, August.
- [5] H. Sako and A. Smith(1996) Real-time facial expression recognition based on features' positions and dimentions, Proc ICPR. 643-648
- [6] 신영숙, 이일병(1997). 기하학적인 특징 추출을 이용한 얼굴표정 인식, '97 한국감성과학회 연차학술대회 논문집
- [7] J. Daugman(1985). Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters, J Opt Soc. Amer.,vol 2, 1160-1169
- [8] J. Jones and L Palmer(1987). An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex, J Neurophys., vol. 58, 1233-1258
- [9] N. B. Karayiannis(1994). Maximum entropy clusterings algorithms, Systems Neural Nets, and Computing Technical Report No. 94-06, University of Houston, June.
- [10] N. B Karayiannis and P. Pai(1995) Fuzzy vector quantization algorithms and their application in image compression, IEEE Transactions on Image Processing, in press
- [11] J. C. Bezdek. Fuzzy mathematics in pattern classification Ph.D. thesis Applied Math. Center, Cornell University, Ithaca, 1973.
- [12] M Lades et al(1993). Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture, IEEE Trans. Comput., 42(3) 300-311.
- [13] J Buhmann, M. Lades, and C von der Malsburg(1990) Size and distortion invariant object recognition by hierarchical graph matching, In Proc of the IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. San Diego, June, pages II 411-416
- [14] M. Potzsch et al(1996). Reconstruction from graphs labeled with responses of Gabor filters, In Proc. of the ICANN96 Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, Bochum, July, 845-850.