

논문 2008-45CI-3-15

# 조명변화에 강인한 MCT와 프레임 연관성 기반 실시간 얼굴인식 시스템

(Real-Time Face Recognition System Based on Illumination-insensitive  
MCT and Frame Consistency)

조 광 신\*, 박 수 경\*, 심 동 규\*\*, 이 수 연\*\*

(Gwang-Shin Cho, Su-Kyung Park, Dong-Gyu Sim, and Soo-Youn Lee)

## 요 약

본 논문은 조명 변화에 강인한 실시간 얼굴인식 시스템을 제안한다. 이를 위하여 제안한 알고리즘에서는 다양한 조명 조건에서도 강인한 얼굴 영상의 지역적 구조 특징을 추출하고, 추출된 특징을 이용하여 외형기반 얼굴인식 방법을 수행하였다. 또한 실시간 얼굴인식 시스템의 경우 연속적으로 영상을 획득하는 동안 발생하는 블러링 된 영상, 측면영상 등 얼굴 인식에 적합하지 않은 영상에 대한 인식 결과를 출력하게 된다. 따라서 이러한 잘못된 인식 결과들을 제거하고, 프레임 사이의 연속된 인식 결과를 고려하여 인식결과를 출력함으로써 결과의 안정성을 확보할 수 있는 방법을 함께 제안한다. 실험 결과에서는 제안한 알고리즘의 조명변화에 대한 성능을 평가하기 위해 Yale database를 사용하여 기존 외형기반 알고리즘과 비교하였다. 그 결과 다양한 조명 조건에서의 인식률이 기존 방법보다 20% 정도 향상 되었다. 또한 연속적으로 영상을 취득하는 시스템에서 제안한 방법의 얼굴 인식 성능을 평가한 결과 매 프레임 결과를 출력하는 방법에 비해 안정적인 성능을 보였다.

## Abstract

In this paper, we propose a real-time face recognition system that is robust under various lighting conditions. The Modified Census Transform algorithm that is insensitive to illumination variations is employed to extract local structure features. In a practical face recognition system, acquired images through a camera are likely to be blurred and some of them could be side face images, resulting that unacceptable performance could be obtained. To improve stability of a practical face recognition system, we propose a real-time algorithm that rejects unnecessary facial picture and makes use of recognition consistency between successive frames. Experimental results on the Yale database with large illumination variations show that the proposed approach is approximately 20% better than conventional appearance-based approaches. We also found that the proposed real-time method is more stable than existing methods that produces recognition result for each frame.

**Keywords :** Face, recognition, illumination, MCT, frame

## I. 서 론

전통적으로 개인 식별을 위한 대표적인 수단으로 주민등록증, 운전면허증, 학생증 등과 같은 물리적 매체를 이용하여 왔다. 그러나 물리적 매체를 이용한 식별의

경우 식별 매체를 소지하지 않은 경우 신원확인을 할 수 없고, 매체만 소지할 수 있다면 타인이 악용할 수 있다는 단점이 있다. 이런 문제점을 보완하기 위해서 지문인식, 홍채인식, 얼굴인식 등의 생체 인식 시스템의 개발이 진행되고 있다. 생체 인식은 사용자가 가지고 있는 식별 가능한 생리적 특징이나 행동상의 특징을 미리 저장한 뒤, 이를 근거로 개인을 식별하는 패턴 인식의 한 분야이다. 특히, 얼굴 인식 분야는 그 활용 가치를 인정받으면서, 여러 응용 분야에서 관련 연구들이 활발하게 진행되고 있다. 얼굴 인식의 응용 연구에서

\* 학생회원, \*\* 정회원, 광운대학교 컴퓨터공학과  
(Dept. of Computer Engineering, Kwangwoon University)

※ 이 논문은 2007년도 광운대학교 교내.학술연구비 지원에 의해 연구되었음  
접수일자: 2007년8월20일, 수정완료일: 2008년4월24일

가장 중요한 실용화 기술은 실제 환경의 다양한 조건 변화에도 강인한 얼굴인식을 수행하기 위한 필수적인 기술이다.

기존 얼굴인식 알고리즘에서는 주변 조명효과를 제거하여 인식성을 높이거나<sup>[1~2]</sup>, 얼굴의 피부색상 정보를 이용하여 얼굴인식 성능을 높이는 방법<sup>[3]</sup> 등이 있었다. 그리고 얼굴인식 알고리즘의 개선을 통한 성능 개선 알고리즘들이 제안되어 왔다<sup>[4~6]</sup>. 그러나 이러한 논문들의 경우 단일 프레임에서 고려할 수 있는 특징들을 이용하여 성능을 향상시키는 방법이었다. 즉, 얼굴인식에 적합한 안면 영상이 알고리즘의 입력으로 들어왔다는 가정 하에 얼굴인식 성능을 높이기 위한 방법 개발에 초점을 맞추었다. 따라서 다수의 프레임이 입력으로 들어오는 실시간 얼굴인식 시스템에서 발생하는 객체의 모션에 의한 블러링이나 얼굴인식에 적합하지 않은 측면 영상 등에 대한 고려를 충분히 하지 못하였다.

본 논문에서는 실시간 인식 시스템에서 발생할 수 있는 영상 간의 관련성을 고려하여 인식결과를 개선함으로써 실시간 인식 시스템에 보다 적합한 인식결과를 도출하는 법을 제안한다. 또한, 실제 환경에서 인식객체에 대한 영상을 획득하는 경우 주변 조명이 다양하게 변화하기 때문에, 본 논문에서는 조명변화에 강인한 객체의 특징을 추출하여 얼굴인식에 사용함으로써 조명변화에 대한 문제를 극복하고자 한다. 이를 위해 영상의 지역적 구조 특징을 추출하는 Modified Census Transform (MCT)을 이용하였다. MCT 변환으로 추출한 지역적 구조특징을 이용하여 외형기반 알고리즘을 수행함으로써 영상의 지역적 특징과 전체적인 특징을 모두 고려하는 얼굴인식 방법을 제안한다. 실시간 얼굴 인식 시스템에서는 초당 수십 프레임의 영상을 취득한다. 본 논문에서는 이러한 영상들 중 인식대상이 이동하는 과정에서 발생하는 블러링 된 영상과 측면영상 등 얼굴인식에 적합하지 않은 영상들을 효과적으로 제거함으로써 잘못된 인식결과를 출력하지 않도록 한다. 매 프레임에 대한 얼굴인식 결과를 출력하는 기존의 얼굴인식 방법의 경우, 인식 대상의 움직임이나 조명, 그리고 객체의 주변 환경 등 다양한 파라미터의 작은 변화에도 얼굴인식 결과가 다르게 출력되어 시스템의 안정을 저해한다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 제안한 실시간 얼굴인식 시스템에서는 연속된 프레임들의 인식결과를 고려하여 인식결과를 출력하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존에 제안된 얼굴인식 알고리즘에 대해서 설명하고, III장에

서는 제안한 조명변화에 강인한 얼굴인식 방법과 프레임사이의 연관성을 고려하여 얼굴인식을 수행하는 방법에 대해서 설명한다. IV장에서는 실험환경과 실험결과에 대한 분석을 하고, 마지막으로 V장에서는 결론 및 향후 연구 계획에 대해 논한다.

## II. Modified Census Transform (MCT)과 외형기반 얼굴인식 방법

본 장에서는 제안한 얼굴인식 시스템에서 조명변화에 강인한 특징을 추출하기 위해 사용한 MCT와 차원을 감소하고 얼굴의 전체적인 특징을 추출하기 위해 사용한 기존의 외형기반 얼굴인식 알고리즘인 PCA와 LDA에 대해서 기술한다.

### 1. Modified Census Transform 과 지역적 구조특징

얼굴인식을 수행하는 과정에서 사용하는 특징은 조명에 의한 영향은 고려하지 않고, 인식하려는 객체의 반사성질에 의한 영향만이 고려된 특징이 가장 이상적이라고 할 수 있다. 그러나 영상에서 객체의 밝기값  $I(X)$ 은 조명에 의한 값,  $L(X)$ 과 객체가 반사하는 성질에 의한 값,  $R(X)$ 의 곱으로 정의된다. 또 영상을 취득할 때 카메라의 Gain ( $g$ )과 바이어스 값,  $b$ 도 밝기값,  $I(X)$ 에 영향을 준다. 따라서 밝기값,  $I(X)$ 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$I(X) = gL(X)R(X) + b \quad (1)$$

여기서,  $X$ 는 각 픽셀의 위치  $(x, y)$ 를 나타낸다. 식 (1)에 의해 조명  $L(X)$ 에 대한 어떤 가정이나 지식 없이  $R(X)$ 을 구하는 것은 불가능하다. 본 논문에서는 영상의 특징으로  $R(X)$ 만을 이용하기 위해 매우 작은 크기의 윈도우내에서  $L(X)$ 의 값은 변하지 않는다는 가정을 사용하여 지역적 구조특징이  $R(X)$ 에 의한 영향만을 받는다는 가정을 하였다. 이것은 다음에 설명할 MCT에 의한 변환이 조명  $L(X)$ 에 의한 영향은 받지 않고, 오직 객체의 반사성질  $R(X)$ 만을 반영한다는 것을 의미한다. 따라서 MCT변환에 의한 객체의 구조를 나타내는 윈도우내의 밝기값 순서는 조명이 변화하여도 변하지 않는다.

Census Transform은 비 변수화적인 지역 변환 (non-parametric local transform)으로 [7]에서 처음 소개되었다. CT는 중심 픽셀을 기준으로 일정 크기의 윈도우 내에서 주변 픽셀과의 밝기값의 크기를 비교하는

방법으로, 변환의 결과값으로 비트 스트링을 얻게 된다. 여기서 주변 픽셀의 범위는 지역적 구조특징이  $R(X)$ 에 의한 영향만을 받는다는 가정하기 위해  $3 \times 3$  크기의 윈도우를 사용하였다. CT는 다음과 같은 식에 의해 정의될 수 있다.

$$C(X) = \otimes_{Y \in N} \zeta(I(X), I(Y)) \quad (2)$$

여기서,  $X$ 는 각 픽셀의 위치  $(x, y)$ 를 나타내고,  $N(X)$ 은  $X$ 를 중심으로  $3 \times 3$  크기를 갖는 윈도우 내의 주변 픽셀들의 밝기값 집합이다. 또한,  $I(X)$ 는 윈도우의 중심픽셀의 밝기값을 의미하고,  $I(Y)$ 는 주변픽셀의 밝기값을 의미한다. 위 식에 의해  $I(X) < I(Y)$  면 1, 아니면 0 으로 구조특징의 값을 정의하게 된다.  $\otimes$ 는 연결연산자로서 윈도우내의 주변 픽셀들의 구조특징 값을 연결해주는 연산자라고 정의한다. CT의 경우 중심 픽셀의 밝기값을 기준으로 비교하기 때문에 중심 픽셀은 항상 0값을 가지게 되고, 따라서 표현가능한 구조특징의 개수는  $28 = 256$ 개가 된다. 결과적으로 CT는  $3 \times 3$  크기의 윈도우에서 발생할 수 있는 구조 특징 511가지를 모두 표현하지 못한다는 단점이 있다.

CT의 단점을 보완하기 위해 [8]에서 변형된 CT를 제안하였다. Modified Census Transform은 중심 픽셀의 밝기값을 기준으로 하지 않고, 그 윈도우내의 픽셀들의 평균 밝기값을 기준으로 윈도우 내의 각 픽셀 밝기값과 비교함으로써 모든 가능한 구조특징을 표현할 수 있다. MCT는 다음과 같은 식으로 정의할 수 있다.

$$\Gamma(X) = \otimes_{Y \in N} \zeta(\bar{I}(X), I(Y)) \quad (3)$$

여기서,  $\bar{I}(X)$ 는 윈도우내 픽셀들의 평균 밝기값을 의미한다. 그림 1은 CT가 표현하지 못하는 구조 특징에 대한 예를 보여준다. 그림 1에서 볼 수 있듯이 실제 영상에서 나타나는 구조적 특징이 CT로 변환함으로써 없어지는 것을 알 수 있지만, MCT로 변환하게 되면 원

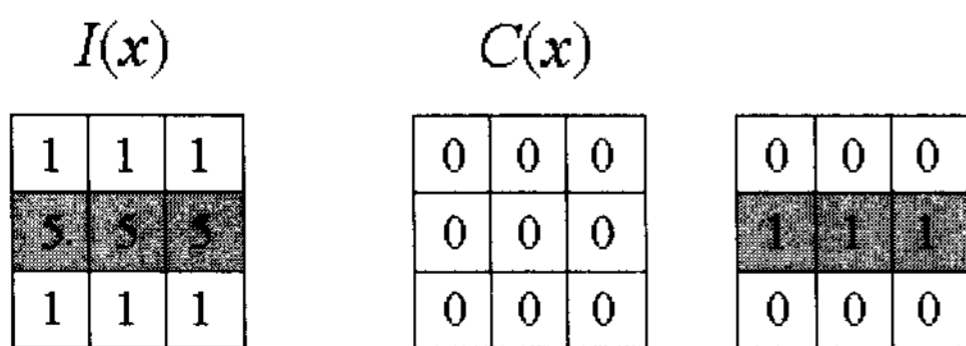


그림 1. 윈도우 내의 구조특징을 결정하는 CT와 MCT의 비교  
 Fig. 1. comparison of CT and MCT to decide the structural feature of a  $3 \times 3$  window.

영상이 가진 구조적 특징을 잘 표현할 수 있음을 확인할 수 있다.

## 2. 주성분 분석 (Principal Component Analysis)

주성분 분석 방법 (PCA)은 Karhunen-Loeve 방법으로도 불리며, 고차원의 신호를 낮은 차원으로 줄여 데이터를 처리하기 용이하게 해주는 통계적 방법이다. 특히 얼굴인식 분야에서는 영상의 차원이 높기 때문에 PCA를 이용하여 차원을 줄여 얼굴인식을 수행함으로써 데이터 처리를 간편하게 할 수 있다. PCA는 모든 데이터들의 분산을 최대화 하는 새로운 축을 구함으로써 차원감소를 수행한다.

예를 들어  $M$ 개의 영상  $\{I_1, I_2, I_3, \dots, I_M\}$ 이 있고, 각 영상은  $n$ -차원이라고 가정하자. 그리고 영상을  $n$ -차원에서  $n$ 보다 작은  $m$ -차원으로 선형적으로 변형시키는 변환  $W$ 가 존재한다면, 새로운  $m$ -차원의 특징 벡터  $y_k \in R^m$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y_k = W^T x_k \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

여기서,  $W$ 는 영상의 차원을 줄이기 위해 PCA를 통해 구한 새로운 축이다.  $W$ 는 전체 데이터의 분산을 최대화 하는 축이다. 따라서 이러한  $W$ 를 구하기 위해 전체 데이터의 분산을 이용한다. 전체 데이터의 분산을 나타내는 행렬을  $S_T$ 라 한다면 이 행렬은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$S_T = \sum_{k=1}^M (I_k - \mu)(I_k - \mu)^T \quad (5)$$

$M$ 은 총 영상의 개수이고,  $\mu$ 는 전체 영상의 평균 영상이다. 따라서 새로운 축  $W$ 는  $S_T$ 를 최대화 하는 새로운 프로젝션으로 다음과 같이 나타난다.

$$W = \arg \max_w |W^T S_T W| \quad (6)$$

$W$ 는  $S_T$ 의 고유값 중 큰 값을 시작으로  $m$ 개의 고유값에 대응하는 고유벡터이다. 이러한 고유벡터는 실제 영상의 차원과 같은 차원을 갖기 때문에 이를 '고유얼굴'이라고 부른다. 그러나 PCA의 경우 전체 데이터의 분산을 최대화 하는 축을 구하기 때문에 전체 데이터를 구분하기에는 적합하지만 얼굴인식과 같이 객체별 분류를 목적으로 하는 경우에는 같은 객체에 대한 영상에 대해서도 잘 구분하는 축을 구하는 성질이 있기 때문에 객체를 구분하기에는 적합하지 않은 경우가 있다.

3. 선형 판별 분석 (Linear Discriminant Analysis)

주성분 분석 (PCA)은 그 고유의 성질상 중요한 몇 가지 제약을 지닌다. 그 중 가장 큰 제약은 데이터를 잘 축약하지만 객체 사이를 잘 분리해서 나타내지 못한다는 점이다. 얼굴 인식은 객체사이의 구분을 하는 것이 목적이기 때문에 객체 간 구분이 중요하다. 따라서 얼굴 영상의 변화가 객체의 변화 때문인지 아니면 조명이나 표정의 변화 때문인지 구분할 필요가 있다. 선형판별분석 (LDA)은 성분이 서로 다른 집단을 집단 간의 분리가 잘 되게 표현하도록 만들어진 방법으로 얼굴 구성성분의 변화와 그 밖의 다른 요인에 의한 변화를 잘 구분할 수 있다. 이를 위해 LDA는 객체 간 분산과 전체 영상의 분산을 동시에 고려하여 새로운 축을 구한다.

LDA는 객체사이의 분산은 최대로 하고, 객체 내의 분산은 최소로 하는  $W$ 를 선택한다. 객체 사이의 분산은 다음과 같이 정의한다.

$$S_B = \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (7)$$

여기서,  $C$ 는 객체의 개수를 나타내고,  $\mu_i$ 는 각 객체 별 평균영상을 의미한다. 또  $\mu$ 는 전체 영상에 대한 평균영상을 나타낸다. 다음으로 객체 내의 분산은 다음과 같이 정의한다.

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{K_j} (I_j^i - \mu_i)(I_j^i - \mu_i)^T \quad (8)$$

여기서  $K_j$ 는  $i$ 번째 객체의 영상 개수이고,  $I_j^i$ 는  $i$ 번째 객체의  $j$ 번째 영상을 의미한다. 따라서  $S_B$ 가 최대가 되고,  $S_W$ 가 최소가 되는  $W$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$W = \arg \max_w \left| \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \right| \quad (9)$$

$W$ 는  $S_W^{-1} S_B$ 의 고유값 중 큰 값을 시작으로  $m$ 개의 고유값에 대응하는 고유벡터이다. 따라서  $W$ 를 구하기 위해서는  $S_W$ 의 역행렬을 구해야 하는데, 실제 영상의 차원이 사용하는 학습영상의 개수보다 크기 때문에  $S_W$ 는 singular 행렬이 된다. 따라서 대부분의 실제 얼굴인식 환경에서는 LDA를 사용할 수 없는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하고자 LDA를 수행하기 전에 PCA를 수행함으로써 영상의 차원을 줄인 후 LDA를 수행하는 방법이 제안되었다. Fisher's Linear Discriminant

(FLD)라고 불리는 이 방법은 LDA의 단점을 극복하고, PCA보다 높은 인식률을 갖고 있다고 알려져 있다.

III. 조명변화에 강인한 MCT 기반 얼굴인식 방법과 프레임의 연관성을 이용한 얼굴인식 시스템

본 장에서는 제안한 실시간 얼굴인식 시스템에 대하여 기술한다. 그림 2는 제안한 실시간 얼굴인식 시스템의 블록도를 나타낸다.

제안한 실시간 얼굴인식 시스템은 첫 번째로 인식하고자 하는 영상을 획득하고, 다음으로 획득한 영상 내에서 인식하고자 하는 객체의 얼굴을 검출한 후 눈 좌표를 추출한다. 추출한 눈 좌표는 이 후 객체의 움직임 유무를 판단하기 위해 사용된다. 그 다음 조명변화에 강인한 얼굴인식을 수행하기 위해 검출한 얼굴영역을 MCT 변환하고, 외형기반 얼굴인식 알고리즘을 수행한다. 이렇게 수행된 얼굴인식 결과는 눈 좌표에 의해 판단되어진 객체의 움직임 유무에 따라 결과의 신뢰성이 판단되어진다. 또한 보다 안정된 인식결과를 얻기 위해 이전에서 출력된 인식결과를 이용하여 다시 프레임 사이의 연관성을 고려한 얼굴인식을 수행한 후 그 결과를 최종 인식결과로 출력한다. 다음 절에서는 조명변화에 강인

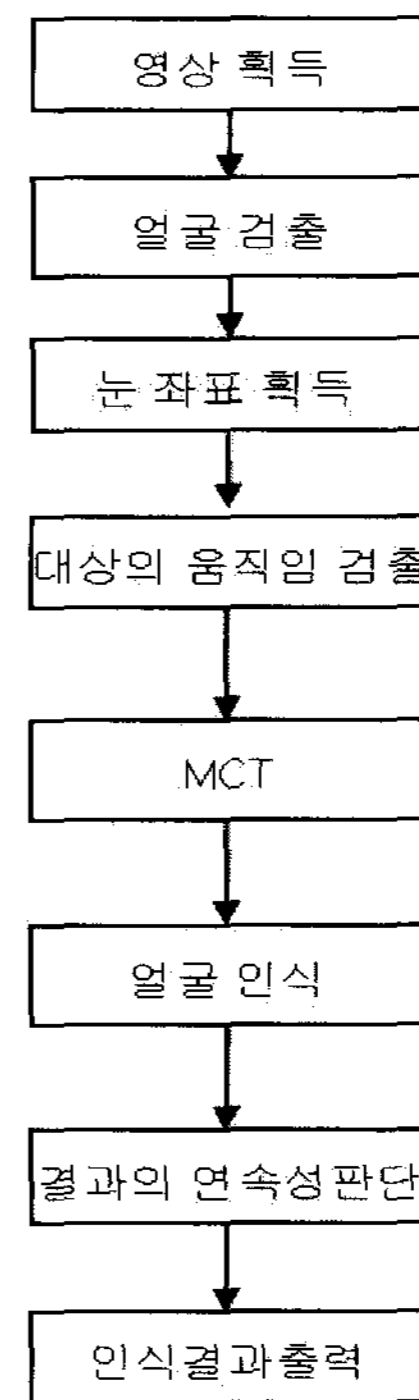


그림 2. 얼굴 인식 시스템의 블록도  
Fig. 2. Block diagram for face recognition system.

한 얼굴인식 방법과 프레임의 연관성을 고려한 얼굴인식 방법에 대해 자세히 설명한다.

1. 조명변화에 강인한 MCT 기반 얼굴인식

본 논문에서는 다양한 조명변화 환경에서 보다 높은 인식 성능을 도출하기 위한 MCT기반의 얼굴인식을 수행하였다. MCT를 기반으로 한 얼굴인식방법은 다음과 같은 장점을 가지고 있다. 첫째, 복잡도가 낮기 때문에 구현상 용이하고, 두 번째로 영상의 지역적 구조정보를 추출하기 때문에 조명변화에 덜 민감한 얼굴인식이 가능하게 해준다. 세 번째 지역적 특징을 추출하면서도 영상의 전체적인 특징을 손상시키지 않는다. 따라서 MCT변환 이후에 영상의 전체적인 특징을 이용하는 얼굴인식 방법도 사용할 수 있다는 장점이 있다.

그림 3은 MCT 기반의 얼굴인식 방법을 나타내었다. 우선, 카메라를 통해 획득된 영상은 얼굴 검출 과정을 통해  $m \times n$  크기로 정규화 된다. 제안한 방법에서는 이러한 정규화 된 영상을 기반으로 조명변화에 덜 민감한 지역적 구조 특징을 얻기 위해 MCT변환을 수행한다. 본 논문에서 사용한 영상의 지역적 구조특징은 [8]에서 정의한 구조특징을 이용하였다. 이 지역적 구조특징은  $3 \times 3$ 크기의 윈도우를 이용하여 윈도우 내의 구조특징에 대한 정보를 MCT변환을 통해  $\{0, 1\}$ 로 표현하는 것으로서, 이러한 구조특징들은 윈도우내의 모서리, 선, 면, 교차점 등의 정보를 나타낸다. 변환된 영상의 각 픽셀 값들은 얼굴영상의 지역적 구조를 나타내는 9비트로 표현되고, 따라서  $m \times n$  크기의 영상이  $m \times n \times 9$  크기로 증가하게 된다. 증가된 영상의 차원을 어떠한 처리 없이 그대로 이용할 경우 연산의 복잡도가 매우 커지기 때문에 연산 속도 및 안정성이 떨어진다. 따라서 본 논

1	2	3
4	5	6
7	8	9

그림 4. 지역적 구조특징의 인덱스를 결정하기 위한  $3 \times 3$  윈도우 스캔 순서  
 Fig. 4. Window canning order to decide index of local structural feature in a  $3 \times 3$  window.

문에서는 이러한 9비트를 다음 식을 이용해 10진수로 변환하여 얼굴인식에 이용하였다.

$$\Gamma(X) = B(X,0)B(X,1)B(X,2) \cdots B(X,8),$$

$$\Lambda(X) = \sum_{i=0}^8 B(X,i) \times 2^{8-i} \tag{10}$$

여기서  $X$ 는 윈도우  $N(X)$  내의 중심 픽셀의 좌표,  $i$ 는 주변 픽셀의 좌표, 그리고  $B(X,i)$ 는 식 (3)에서 정의한 함수  $\zeta(\bar{I}(X), I(Y(i)))$ 에 의한 0 혹은 1의 값을 의미한다. 즉, MCT에 의해 변환된 9비트를 일정 순서로 스캔하여 하나의 비트스트링으로 구성한 후 이를 10진수로 변환하는 것이다. 이때 윈도우 내의 각 비트는 모두 같은 중요도를 갖기 때문에 스캔순서는 고려하지 않아도 된다. 본 논문에서는 그림 4와 같은 순서로 윈도우를 스캔하여 비트 스트링을 구성하였다.

마지막으로 비트스트링을 10진수로 변환한 후, 영상의 전체적인 특징을 고려하기 위해 외형기반 얼굴인식 알고리즘인 PCA 또는 FLD를 수행하여 영상의 특징벡터를 추출하였다. 추출된 특징벡터는 데이터베이스에 있는 인식 후보자들의 특징벡터들과 유클리안 거리(Euclidean distance)를 통해 비교되어지고, 거리가 가장 가까운 특징벡터를 갖는 인식 후보를 결과로 출력한다.

2. 프레임의 연관성을 고려한 얼굴인식

지금까지의 일반적인 얼굴인식 방법은 정지영상의 얼굴사진으로 트레이닝을 하고 다른 정지영상으로 테스트를 하는 방식이었다. 하지만 실시간 얼굴인식 과정에서는 초당 여러 프레임의 영상을 획득하고, 매 프레임 별로 얼굴인식결과를 출력한다. 그러나 이렇게 매 프레임에 대해 인식결과를 출력하면, 조명변화나 대상에 움직임에 따라 같은 사람의 영상이더라도 결과가 다르게 출력되는 경우가 발생한다. 또한 실제 카메라에 사람이 입장하여 정확히 카메라를 바라보며 서게 되는 과정까

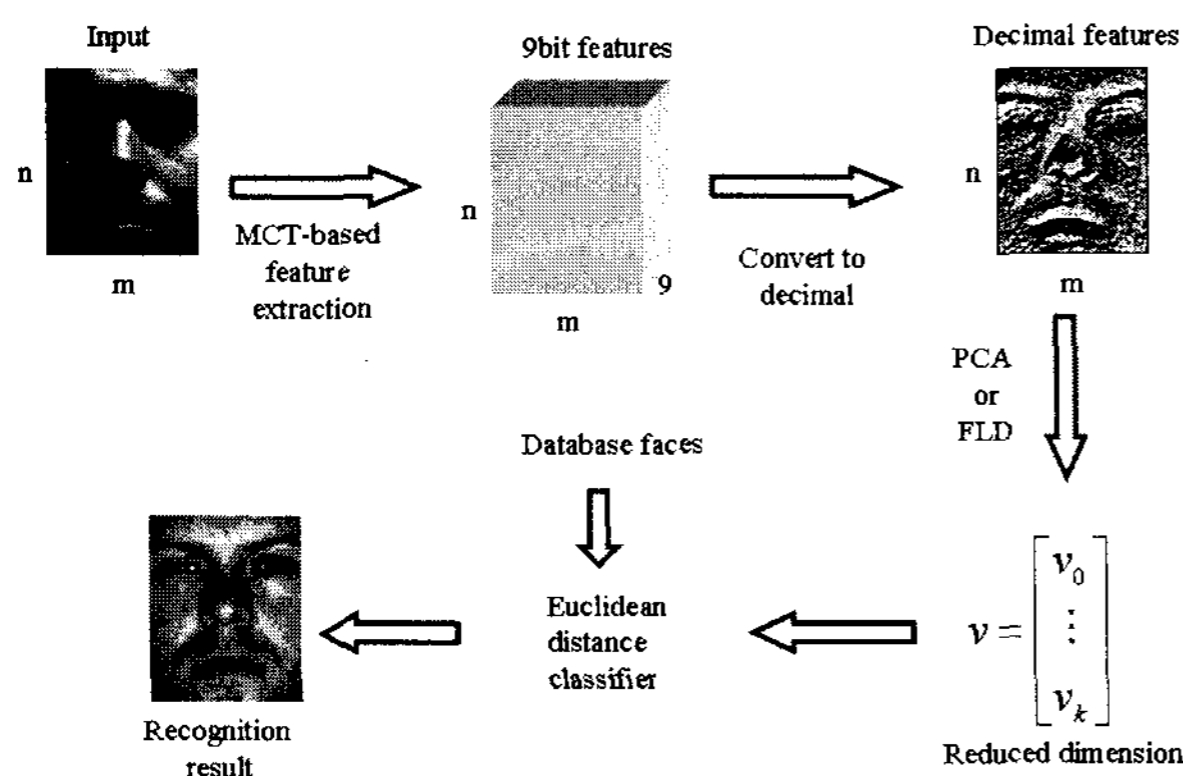


그림 3. 제안한 MCT기반의 얼굴인식 알고리즘  
 Fig. 3. Proposed face recognition algorithm based on MCT.

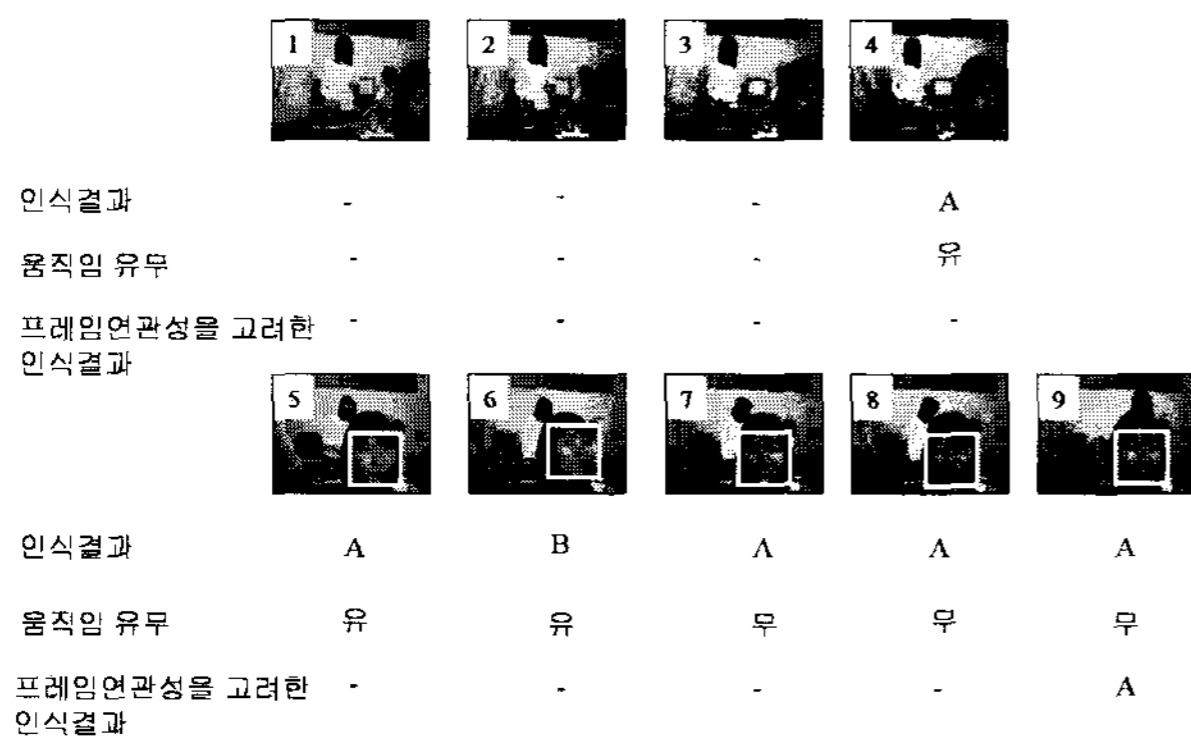


그림 5. 프레임 연관성을 고려한 얼굴인식 결과 출력 예

Fig. 5. Example of face recognition system based on frame consistency.

지는 약간의 시간이 걸리게 되는데, 이때 이동하는 과정에서 획득되어지는 영상은 얼굴인식에 적합하지 않은 측면영상이거나 혹은 블러링된 영상들이 대부분이다.

본 논문은 이러한 문제점을 보완하기 위하여 얼굴인식에 적합하지 않은 영상들을 효과적으로 제거하고, 연속된 프레임간의 인식결과를 고려함으로써 보다 안정된 인식결과를 얻어 내는데 목적을 두고 있다.

그림 5는 프레임 사이의 연관성을 고려한 얼굴인식의 예를 보여준다. 그림 5를 보면 우선 첫 번째 프레임과 두 번째, 세 번째 프레임은 얼굴검출이 이루어지지 않았기 때문에 인식결과가 나오지 않는다. 4번째 프레임에서 얼굴이 검출되고, 인식결과가 나오게 된다. 그러나 영상의 움직임 유무를 체크해 본 결과 인식대상이 움직였다고 판단되어져 최종적인 인식결과는 출력되지 않는다. 본 논문에서 사용한 눈 좌표의 획득 방법은 일반적인 얼굴검출 알고리즘과 마찬가지로 여러 장의 눈 영상들을 학습데이터로 이용하여 학습된 영상들과의 유사도를 이용하여 검출하였다. 이렇게 획득된 눈 좌표를 이용하여 인식대상의 이동여부는 다음과 같은 식에 의해 정의될 수 있다.

$$(r_i - r_{i-1})^2 < Th, \quad (l_i - l_{i-1})^2 < Th \quad (11)$$

여기서,  $r_i$ 은  $i$  번째 프레임의 오른쪽 눈 좌표이고,  $l_i$ 은 왼쪽 눈 좌표, 그리고  $Th$ 는 좌표의 이동 허용 오차를 나타낸다. 즉, 현재 프레임에서의 눈 좌표와 주변 프레임의 눈 좌표의 거리를 측정하여 그 거리가 어느 임계값 이상인 경우 객체가 이동하였다고 판단하는 것이다. 5번째와 6번째 프레임 또한 객체가 움직였다고 판단되어져 얼굴인식 결과를 출력하지 않게 된다. 제안한 알고리즘에서는 매 프레임 획득된 결과를 전부 출력하

지 않고 특정 인식결과가 연속적으로 나타날 경우에만 인식결과를 출력함으로써 인식결과의 안정성을 보장한다. 프레임사이의 연관성은 다음과 같은 식에 의해 정의될 수 있다.

$$f_i = f_{i-1} = f_{i-2} = \dots = f_{i-k+1} \quad (12)$$

여기서,  $f_i$ 는  $i$  번째 프레임의 인식결과이고,  $k$ 는 연관성을 고려하고자 하는 프레임의 개수이다. 따라서 7번째 프레임의 경우 객체가 움직이지 않았다고 판단은 되었지만 실제 최종 인식결과로는 출력되지 않는다. 9번째 프레임의 경우 인식대상이 일정시간 고정되어 있고, 7번째 프레임과 8번째 프레임에서 같은 인식결과를 출력하였기 때문에 인식결과의 신뢰도가 보장되었다고 판단하고 최종적으로 인식결과를 출력하게 된다.

#### IV. 실험 조건 및 결과

본 논문에서는 제안한 조명변화에 강인한 MCT 기반의 얼굴인식 방법과 프레임의 연관성을 이용한 얼굴인식 시스템의 성능을 평가하기 위해 다음과 같은 실험을 진행하였다. 우선, 제안된 MCT기반의 얼굴인식 알고리즘의 조명에 대한 인식률을 평가하기 위해 기존의 데이터베이스를 이용하여 얼굴인식 성능을 평가하였다. 다음으로 조명변화에 대한 영향과 프레임 사이의 연관성을 모두 고려한 제안한 얼굴인식 시스템의 성능을 평가하기 위해 다양한 조명변화가 있는 실제 환경에서 인식 성능을 평가하였다.

##### 1. 조명변화에 강인한 MCT 기반의 얼굴인식

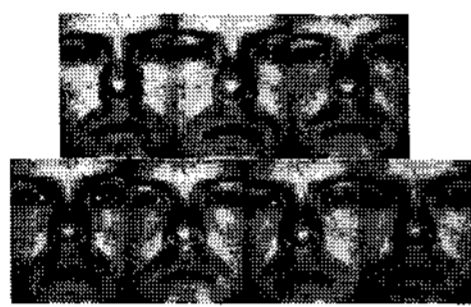
조명변화에 대한 얼굴인식 성능을 평가하기 위해 본 논문에서는 2개의 데이터베이스를 이용하였다. 얼굴인식 알고리즘의 성능 평가 방법으로는 유클리안 거리를 이용해 가장 가까운 거리를 갖는 영상을 선택하는 방법을 사용하였다. 제안한 알고리즘의 성능과 다른 얼굴인식 알고리즘과의 성능을 비교하기 위하여 기존 외형기반 알고리즘인 PCA, FLD와 조명 변화를 극복하기 위해 사용되는 대표적인 방법인 histogram equalization<sup>[9]</sup>, log 변환<sup>[10]</sup>을 PCA와 FLD에 적용하여 인식률을 평가하였다. PCA의 경우 조명변화에 약하다는 단점을 극복하기 위해 제안되었던 가장 큰 고유값에 대응하는 3개의 고유얼굴을 제외한 나머지를 이용하여 얼굴인식을 수행하는 방법(PCA without 1st 3)도 함께 수행하였다. 또한 조명변화에 강인한 얼굴인식을 수행하기 위해

2006년 [2]에서 제안한 log 변환과 DCT를 결합한 방법과 2005년 [6]에서 제안한 DCT와 FLD를 결합한 방법

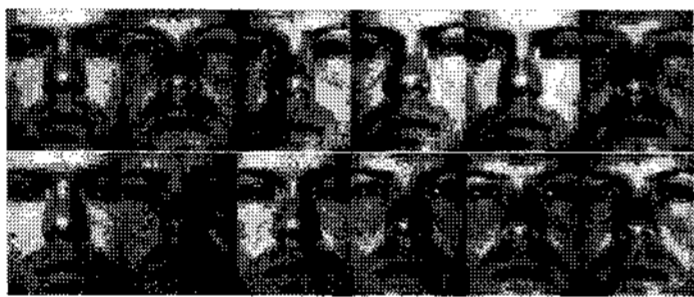
표 1. 조명 각도에 따라 5가지 그룹으로 나눈 실험영상의 기준표

Table 1. Experimental image conditions of 5 subsets divided by light source directions.

Subset	1	2	3	4	5
Lighting angle(°)	0~12	13~25	26~50	51~77	> 77
Number of images	70	120	120	140	190



subset 1



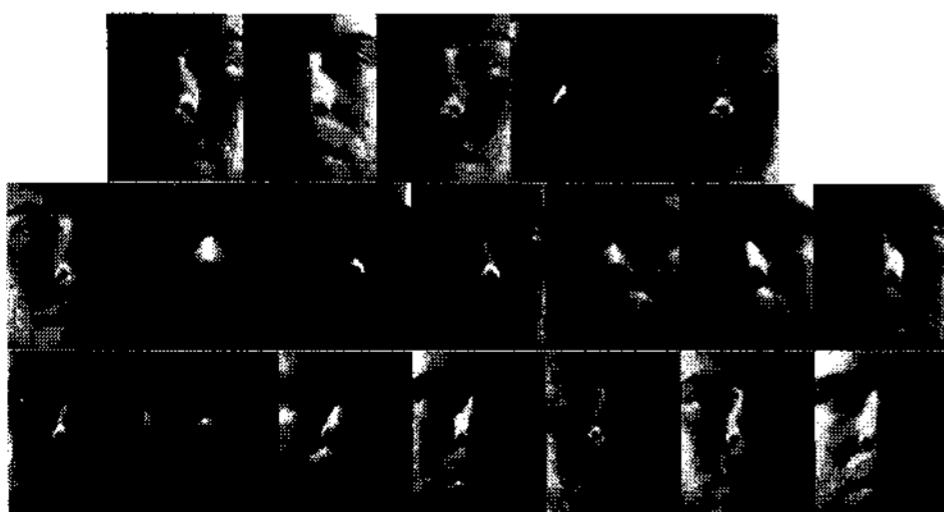
subset 2



subset 3



subset 4



subset 5

그림 6. Yale database B영상에서 한 사람에 대한 영상을 조명방향에 따라 5가지 그룹으로 나눈 영상의 예

Fig. 6. Sample images of an individual divided into 5 subsets.

도 함께 비교하였다.

첫 번째로 조명변화에 따른 얼굴 인식률에 대한 평가를 하기 위하여 조명변화가 다양한 Yale B 데이터베이스를 사용하였다<sup>[1]</sup>. Yale B 데이터베이스는 총 640장으로 한 사람당 조명변화가 다른 영상 64장씩 10명의 영상으로 구성되어.

표 1은 데이터베이스를 조명의 방향과 카메라의 축 사이의 각도에 따라 5가지로 분류한 기준을 나타낸다. 실험에서는 Yale B 데이터베이스의 영상을 얼굴만 나오도록 자르고, 눈의 위치를 정렬하였다. 자른 영상의 크기는 92×112 이고, 눈의 위치는 오른쪽의 경우 (18,30), 왼쪽은 (74,30)로 정렬하였다.

그림 6은 한 사람의 영상 64장을 조명의 방향을 기준으로 나눈 5가지 영상 그룹에 대한 예를 나타내었다. Yale B 데이터베이스를 이용한 실험은 크게 2가지로 실행되었다. 첫 번째 실험은 위 Subset 1을 학습

표 2. subset 1을 이용하여 학습한 경우 조명의 방향에 따른 인식률 비교

Table 2. Performace comparison of various alogorithms in case of learning to use subset 1. of Yale database B.

Method	Reduced Space	Error Rate (%)			
		Subset 2	Subset 3	Subset 4	Subset 5
PCA	70	8.33	53.33	80.71	88.42
PCA w/o 1st 3	70	4.16	20.00	66.42	88.31
Histogram equalization + PCA	70	0.00	16.66	65.71	54.73
Log transform + PCA	70	5.00	46.66	72.14	85.79
FLD	9	0.83	6.66	71.42	90.00
Histogram equalization + FLD	9	0.00	5.83	50.72	55.26
Log transform + FLD	9	0.83	10.00	53.57	78.42
DCT + FLD w/o 1 <sup>st</sup> 3	9	1.66	13.33	73.57	90.00
Log transform + DCT	w/o 1st 20	0.00	2.50	23.57	26.84
MCT + PCA	70	0.83	2.50	17.14	28.94
MCT + FLD	9	0.00	4.16	29.28	39.47

데이터로 사용하고, 나머지 subset 각각을 테스트 영상으로 사용하여 조명 방향에 따른 얼굴인식 성능을 평가하였다.

표 2는 각 알고리즘별로 조명 방향에 따른 인식률을 나타내었다. 표 2를 보면 PCA의 경우 상위 주성분 3개를 제거하고 얼굴인식을 하는 것이 조명변화에 더 강인한 것을 확인할 수 있다. 그리고 PCA를 기반으로 한 알고리즘들 중에서 histogram equalization이나 log 변환을 이용하여 조명효과를 제거한 것 보다 MCT를 이용한 경우가 얼굴인식률이 더 높은 것을 볼 수 있다. Logarithm domain에서 DCT를 수행한 후 상위 20개의 DCT 계수를 제거한 알고리즘<sup>[2]</sup>의 경우 subset 2와 subset 5에서 MCT + PCA보다 최대 2% 정도 높은 인식률을 가졌고, Subset 4에서는 MCT + PCA 보다 6% 정도 낮은 인식률을 가졌다. 또한, FLD를 기반으로 한 알고리즘 중에서도 MCT + FLD가 histogram equalization 이나 log 변환을 이용한 경우보다 우수한 얼굴인식 성능을 나타내었다. 즉, MCT를 기반으로 지역적 구조 특징을 추출하여 PCA나 FLD를 수행하는 제

표 3. Yale database B를 이용한 인식률 비교  
Table 3. Performance comparison fo the Yale database B.

Method	Reduced Space	Error Rate (%)		
		$E_{\min}$	$E_{\max}$	$E_{ave}$
PCA	70	51.22	67.01	57.17
PCA w/o 1st 3	70	30.00	43.68	34.86
Histogram equalization + PCA	70	33.68	57.19	41.72
Log transform + PCA	70	47.02	67.72	55.51
FLD	9	22.10	44.38	31.71
Histogram equalization + FLD	9	5.26	32.11	14.18
Log transform + FLD	9	2.98	23.51	11.93
DCT + FLD w/o 1 <sup>st</sup>	9	28.25	47.54	34.74
Log transform + DCT	w/o 1st 20	18.07	38.77	28.42
MCT + PCA	70	9.82	21.75	14.73
MCT + FLD	9	5.08	20.17	11.68

안한 방법을 이용하는 것이 조명 변화가 심한 환경에서도 강인하게 얼굴인식을 수행하는 것을 확인할 수 있다.

두 번째로 subset의 구분 없이 한 사람당 64장의 영상에서 7장의 영상을 임의로 추출하여 총 70장의 영상을 학습에 사용하고, 나머지 학습 영상과 겹치지 않는 570장의 영상을 테스트로 사용하여 실험하였다. 실험은 총 10번 수행되었으며 평균 에러율은 다음 식에 의해 계산되었다.

$$E_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^s n_{mis}^i}{sn_t} \quad (13)$$

여기서,  $s$ 는 시뮬레이션 실행 횟수를 나타내고 (본 논문에서는 10회),  $n_{mis}^i$ 은 각 실행 마다 잘못 인식한 경우의 횟수를 나타낸다. 또한  $n_t$ 는 총 테스트 영상의 개수를 의미한다. 표 3은 각 알고리즘별로 얼굴인식률을 나타내었다. 표 3을 보면 log transform + FLD와 MCT + FLD 알고리즘이 성능이 가장 높은 것을 확인할 수 있다. log transform + DCT의 경우 앞의 실험에서는 조명변화가 가장 심한 Subset 5에서도 좋은 인식 성능을 보였지만 임의로 추출한 영상을 이용하여 학습하고, 인식을 수행한 경우 histogram이나 log transform을 사용한 것보다도 성능이 낮은 것을 확인할 수 있다. MCT의 경우 PCA와 FLD 둘 다 좋은 인식성능을 나타내었다.

두 번째로 조명변화 이외에 얼굴표정과 안경 등의 변화에 대한 인식률을 평가하기위해 Yale 데이터베이스를 사용하여 평가하였다<sup>[11]</sup>. Yale 데이터베이스는 총 165장으로 구성되어 있고, 한 사람당 얼굴표정, 안경, 그리고 조명이 변화하는 영상 11장씩 15명에 대한 영상으로 이

표 4. Yale database를 이용한 인식률 비교  
Table 4. Performance comparison fo the Yale database.

Method	Reduced Space	Error Rate (%)		
		$E_{\min}$	$E_{\max}$	$E_{ave}$
PCA	75	23.33	32.22	28.77
PCA w/o 1st 3	75	23.33	32.22	29.00
FLD	14	10.00	17.77	13.55
MCT + PCA	75	14.44	28.88	20.00
MCT + FLD	14	7.77	18.88	12.55



루어져 있다. 실험에서 사용한 Yale 데이터베이스는 얼굴의 위치를 정렬하지 않고, 영상의 얼굴부분만을 92×112 크기로 잘라서 사용하였다. 실험은 한 사람당 5장의 영상 총 75장을 이용하여 학습하였고, 나머지 학습영상과 겹치지 않는 90장을 사용하여 테스트 하였다. 앞의 실험과 마찬가지로 총 10번의 시뮬레이션을 수행하였고, 그 평균을 구하였다.

표 4는 각 알고리즘별 인식률을 비교하였다. 표 4에서 볼 수 있듯이 PCA의 경우 조명변화가 두드러지지 않는 영상에서 상위 3개의 고유얼굴에 대한 특징을 제거하고 얼굴인식을 수행한 경우 얼굴인식률이 더 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 조명변화가 있는 경우 상위 3개의 고유얼굴이 조명효과를 나타내는 특징을 표현하지만 조명변화가 없는 경우에는 얼굴을 구분하는 중요한 특징을 나타내기 때문이다. 제안한 알고리즘인 MCT + PCA의 경우 기존의 PCA보다 높은 인식률을 볼 수 있다. 또한 MCT + FLD도 기존의 FLD보다 높은 인식률을 나타내었다. 즉, 제안한 알고리즘이 얼굴을 구분하는 중요한 특징은 제거하지 않고, 조명에 대한 영향만을 제거하기 때문에 조명의 영향이 있는 환경에서 뿐만 아니라 조명변화가 없는 환경에서도 좋은 인식 성능을 나타내었다.

2. 프레임의 연관성을 고려한 얼굴인식

조명변화에 대한 영향과 프레임 사이의 연관성을 고려한 얼굴인식 시스템의 평가하기 위해 실제 환경에서 특정위치에 카메라를 설치하고 실험을 위한 대상들이 카메라에 입장하면서 퇴장할 때까지의 영상들을 취득하여 얼굴인식과정을 수행하였다. 다양한 조명환경에 따른 결과비교를 위해 카메라와 대상을 기준으로 -45°, 0°, 45° 위치에 약 300lux의 조명을 설치하고 각 조명에 따른 실험환경 세 가지와 조명을 설치하지 않은 보통의



그림 7. 각 조명환경에 따른 얼굴영상(92×112). 왼쪽부터 순서대로 -45°, 0°, 45°, 기본 조명 순  
Fig. 7. Face picture examples of different illumination environment light source directions.

형광등만 설치된 방안에서의 환경을 구성하여 각 조명 환경에서 실험을 진행하였다. 그림 7은 네 가지 조명 환경에서 획득한 얼굴영상의 예이다.

얼굴검출은 MCT변환을 이용한 얼굴 검출 알고리즘을 사용하였다. 이때 얼굴 검색창의 크기는 22×22의 크기를 사용하였고, 학습 얼굴영상도 22×22영상을 사용하였다. 얼굴검출과 같은 방법으로 검출된 영역 내에서 좌, 우 눈 좌표를 검출하고 눈 좌표를 토대로 얼굴인식 과정에 사용될 영상으로 정규화 하였다. 얼굴인식 알고리즘으로는 PCA, FLD, 그리고 MCT + FLD방법을 사용하였고, 이때 학습 및 인식에 사용된 데이터들은 92×112크기의 영상으로 좌, 우 눈 좌표를 각 (25, 23), (25, 68)에 정규화 하였다. 프레임의 연속성을 고려한 인식결과 산출은 연속된 3개의 영상에서 식(10)의  $Th = 2$ 일 경우를 만족하고, 연속된 세 개의 영상의 결과가 같을 경우 안정한 결과로 판단하여 인식결과를 출력하였다.  $Th$ 의 값이나 연속된 같은 결과의 개수는 카메라의 fps (frame per second)나 사용 환경에 따라 적합한 수치가 바뀔 수 있으나 본 논문에서는 위와 같은 값을 사용하였다. 실험을 위해 실험에 참여한 인식 대상에게 얼굴인식 카메라의 위치를 인지시켜주고, 카메라를 응시하도록 지시하였다.

그림 8, 9, 10은 매 프레임마다 인식결과를 출력한 결과와 프레임사이의 연관성을 고려하여 인식결과를 출

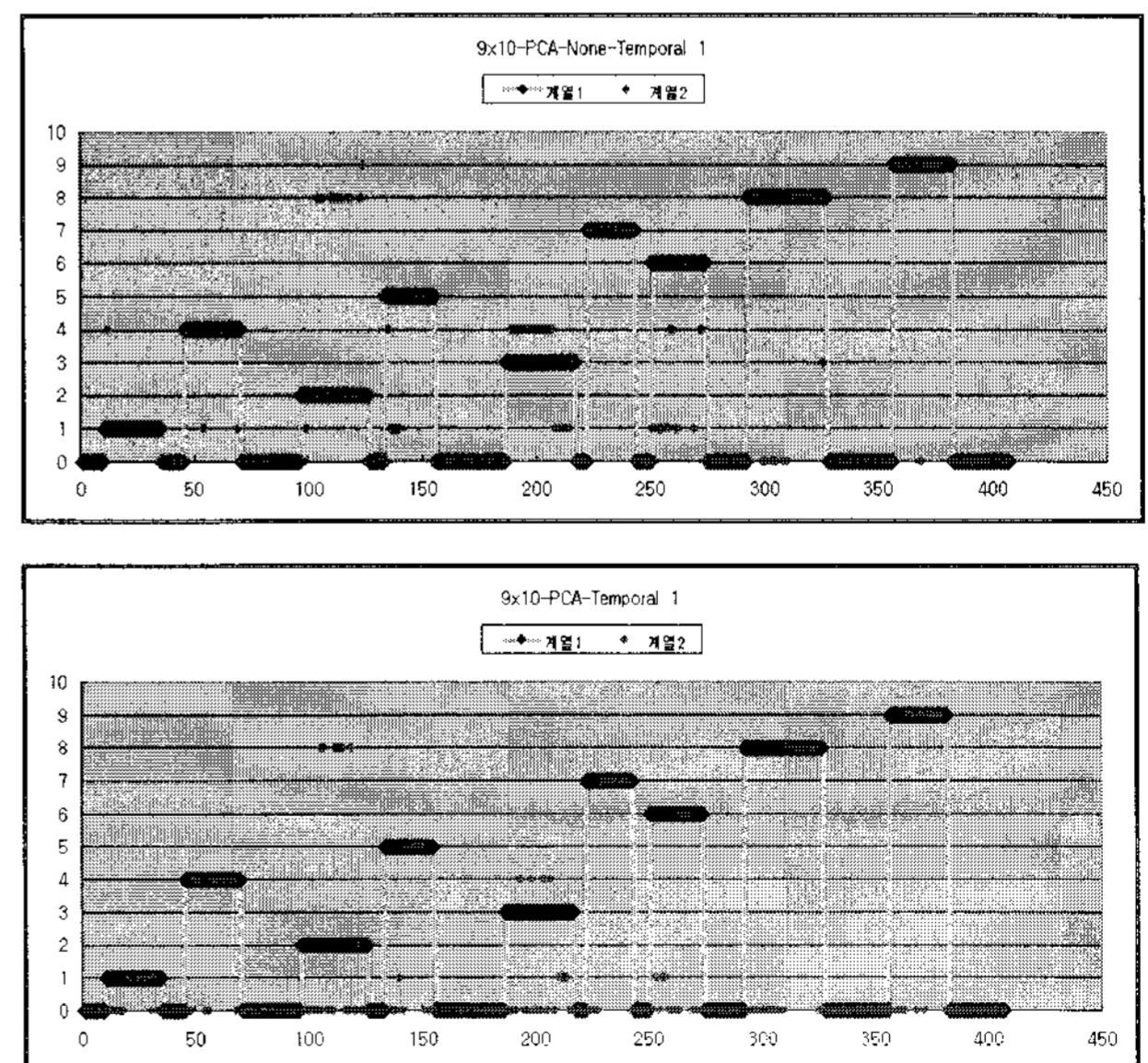


그림 8. PCA 알고리즘을 사용한 매 프레임 인식결과를 출력한 그래프(상)와 프레임 연관성을 고려한 인식 결과 그래프(하)  
Fig. 8. Performance comparison of conventional algorithm and proposed using PCA algorithm.

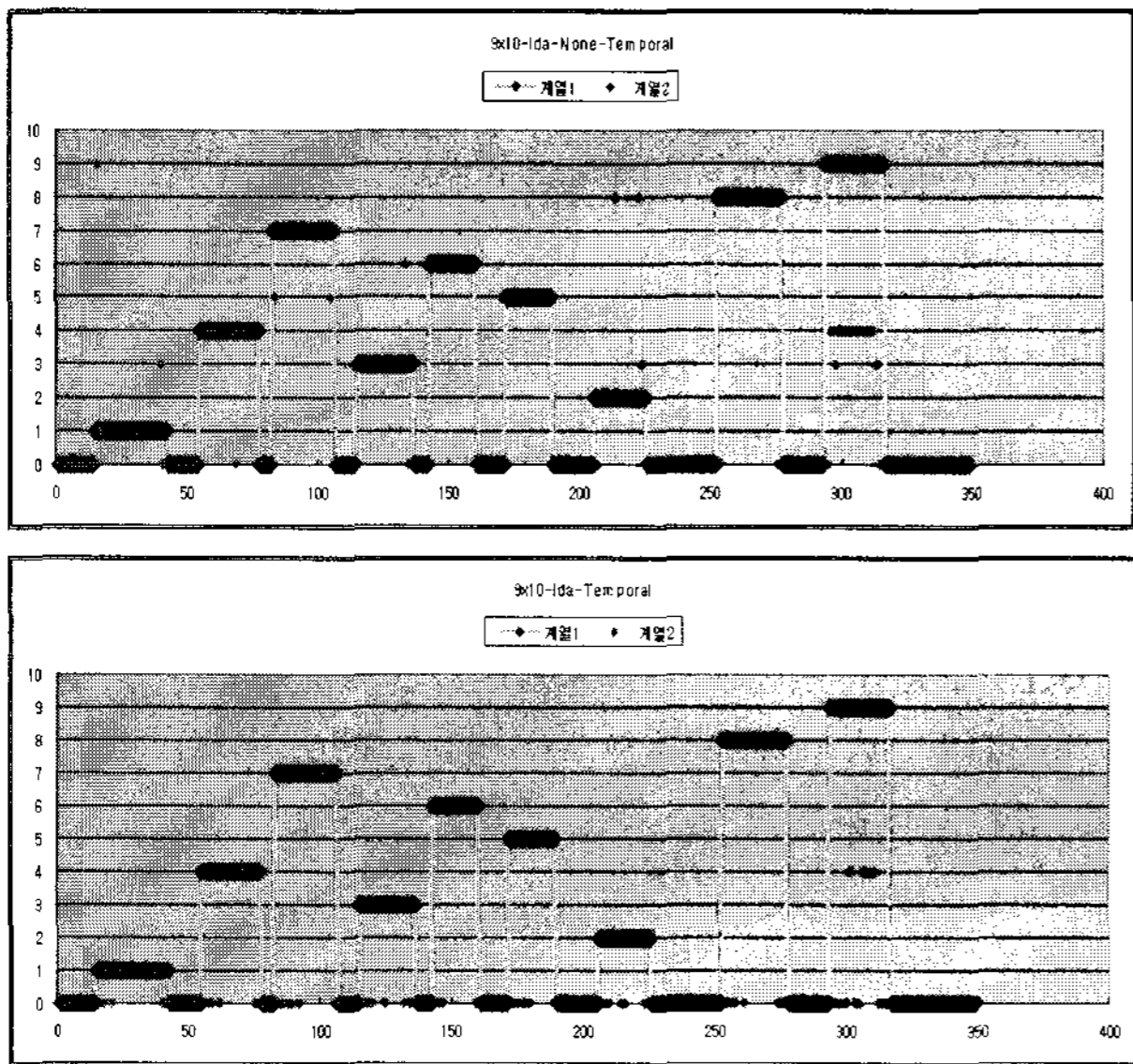


그림 9. FLD 알고리즘을 사용한 매 프레임 인식결과를 출력한 그래프(상)와 프레임 연관성을 고려한 인식 결과 그래프(하)

Fig. 9. Performance comparison of conventional algorithm and proposed using FLD algorithm.

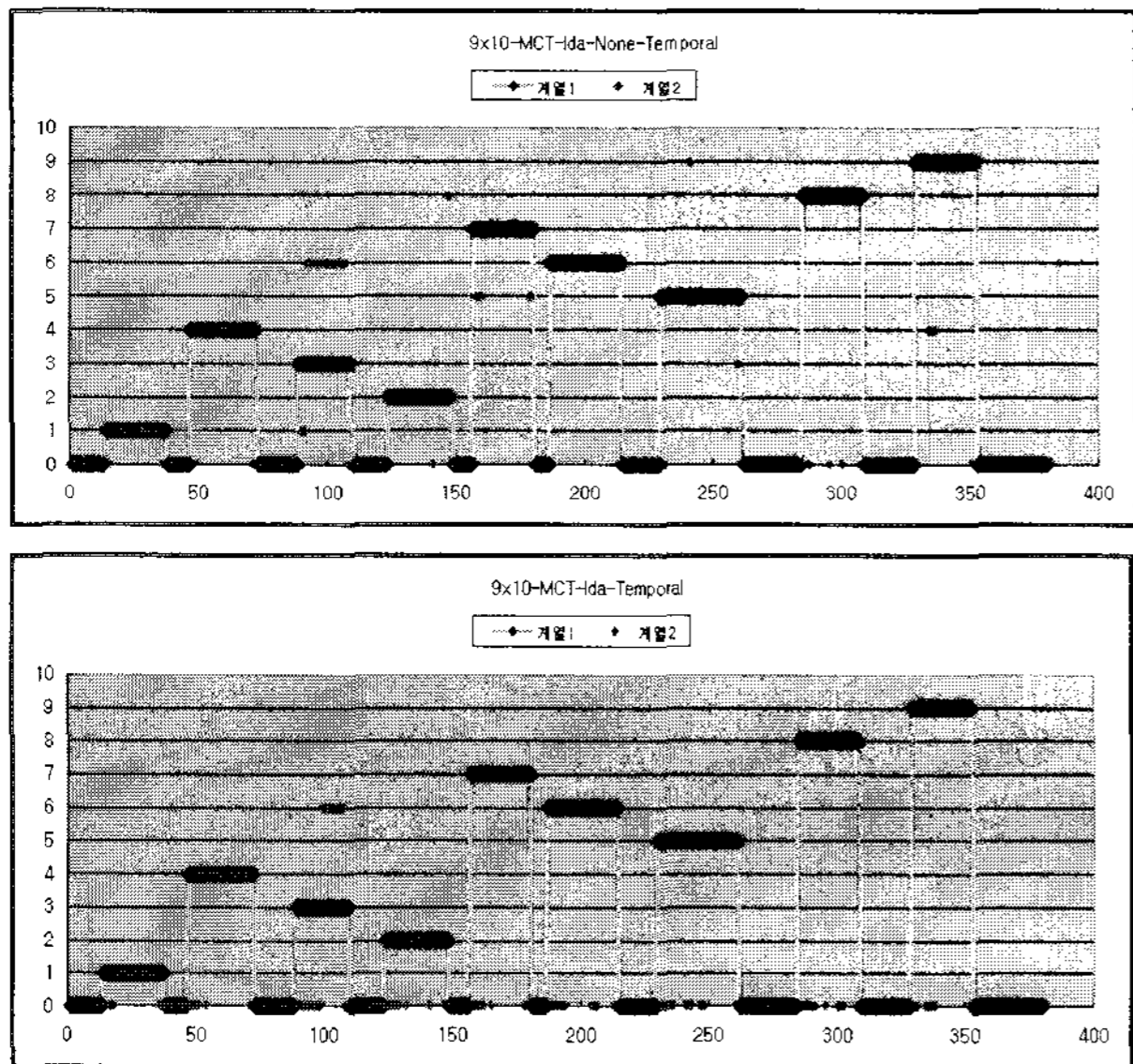


그림 10. MCT+FLD 알고리즘을 사용한 매 프레임 인식 결과를 출력한 그래프(상)와 프레임 연관성을 고려한 인식 결과 그래프(하)

Fig. 10. Performance comparison of conventional algorithm and proposed using MCT+FLD algorithm.

력한 결과를 나타낸 그래프이다. 그림 8의 경우 얼굴인식 방법으로 PCA를 사용하였고, 그림 9는 FLD, 그림 10은 MCT + FLD 알고리즘을 사용한 경우를 각각 나타낸다. 그림 8, 9, 10의 각 그래프에서 x축은 영상의 프레임 번호이고, y축의 1~9는 데이터 셋에 포함된 실험 대상에 대한 각 인덱스 번호를 나타낸다. 0은 출력

결과가 없거나 얼굴이 검출되지 않은 상태를 나타낸다. 그래프에서 진한 색으로 나타난 부분은 1에서부터 9까지의 대상이 입장순간부터 퇴장한 순간까지의 모든 프레임을 표시하였다. 테스트 결과 제안한 알고리즘을 사용하여 얼굴인식을 수행한 경우 매 프레임 인식결과를 출력하는 방법에 비해 객체를 오 인식 하는 비율이 상당히 줄어든 것을 확인할 수 있었다. 즉, 사람이 입장하고 퇴장하는 과정에 있어서 인식 결과 자체를 도출해 내는 빈도수는 줄어들었지만 줄어든 인식 결과 중에서 객체를 오 인식하는 비율이 줄어들었다. 따라서 실제 결과를 분석해 보면, 제대로 인식한 결과가 도출되는 경우가 대부분이고, 사람이 입장해서 퇴장할 때까지 신뢰 가능한 빈도의 인식 결과를 도출하기 때문에 실시간 얼굴인식에 있어서 해당 알고리즘이 보다 나은 성능을 나타낸다.

### V. 결 론

본 논문에서는 실시간 얼굴인식 시스템에서 발생할 수 있는 다양한 조명변화 환경에서 정확한 얼굴인식을 수행하기 위한 얼굴인식 알고리즘과 연속된 영상들의 사이의 연관성을 고려하여 얼굴인식 결과를 도출함으로써 좀 더 안정적인 얼굴인식 결과를 얻는 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 조명변화에 강인한 특징을 추출하기 위하여 MCT를 기반으로 한 영상의 지역적 구조 특징을 사용하였다. 또한 추출된 특징을 이용하여 외형 기반 알고리즘인 PCA 혹은 FLD를 수행함으로써 영상의 지역적 특징과 전체적인 특징을 모두 고려한 얼굴인식을 수행하였다. 그 결과 제안한 알고리즘이 조명변화가 심한 환경에서 뿐만 아니라 표정변화나 안경의 착용 변화가 있는 경우에도 높은 인식률을 나타내었다. 또한, 본 논문에서는 프레임사이의 연관성을 고려하여 얼굴인식을 수행함으로써 기존의 매 프레임마다 얼굴인식 결과를 출력하는 시스템보다 실시간 얼굴 인식에 적합한 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해 인식대상이 이동하면서 발생하는 왜곡된 영상이나 좌, 측면 영상들을 효과적으로 제거하고, 인식결과가 일정 프레임이상 같게 유지될 경우 안정적인 결과라고 판단하여 인식결과를 출력하도록 하였다. 그 결과 인식결과를 도출하는 빈도수는 줄어들었지만 객체를 오 인식 하는 비율이 상당히 낮아진 것을 확인할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] A.S. Georghiades and P.N. Belhumeur, "From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 23, no. 2, pp. 643-660, Jun. 2001.
- [2] W. Chen, M. J. Er, and S. Wu, "Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain," *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, vol. 36, no. 2, pp. 458-466, Apr. 2006.
- [3] Monwar, M.M., Paul, P.P., Islam, M.W. and Rezaei, S., "A Real-Time Face Recognition Approach from Video Sequence using Skin Color Model and Eigenface Method," *In Proc. Canadian Conf. Electrical and Computer Engineering*, pp. 2181-2185, Ottawa, May. 2006.
- [4] Chengjun Liu, "Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 26, no. 5, pp. 572-581, May. 2004.
- [5] Liu, Y.-H. and Chen, Y.-T., "Face Recognition Using Total Margin-Based Adaptive Fuzzy Support Vector Machines," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 18, no. 1, pp. 178-192, Jan. 2007.
- [6] M. J. Er, W. Chen, and S. Wu, "High-speed face recognition based on discrete cosine transform and RBF Neural Networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 16, no. 3, pp. 679-691, May. 2005.
- [7] R. Zabih and J. Woodfill, "Non-Parametric Local Transform for Computing Visual Correspondence," *In Proc. Euro-pean Conf. Computer Vision*, vol. 2, pp. 151-158, Stockholm, Sweden, May. 1994.
- [8] B. Froba and A. Ernst, "Face detection with the modified census transform," *IEEE International Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition(AFGR)*, pp. 91-96, Seoul, Korea, May. 2004.
- [9] G. Finlayson, S. Hordley, G. Schaefer and G.Y. Tian "Illuminant and device invariance using histogram equalisation," *In Proc. 11th Color Imaging Conf. Color Science, Systems, and Applications*, pp. 205-211. Scottsdale, AZ, Nov. 2003.
- [10] M. Savvides and V. Kumar, "Illumination normalization using logarithm transforms for face authentication," *In Proc. of 4th Intl. Conf. on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA), LNCS 2688*, pp. 549-556, Guildford, UK, Jun. 2003.
- [11] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, Jul. 1997.

— 저 자 소 개 —



조 광 신(학생회원)  
 2007년 광운대학교 컴퓨터공학과  
 학사.  
 2007년~현재 광운대학교 컴퓨터  
 공학과 석사과정  
 <주관심분야 : 영상압축, 컴퓨터  
 비전>



박 수 경(학생회원)  
 2006년 광운대학교 컴퓨터공학과  
 학사.  
 2008년 광운대학교 컴퓨터공학과  
 석사.  
 2008년~현재 광운대학교 컴퓨터  
 공학과 박사과정  
 <주관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터 비전>



심 동 규(정회원)  
 1999년 서강대학교 전자공학과  
 공학박사.  
 1999년~2000년 (주) 현대 전자.  
 2000년~2002년 (주) 바로 비전.  
 2002년~2005년 Univ. of  
 Washington  
 2005년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 (부교수)  
 <주관심분야 : 영상신호처리, 영상압축, 컴퓨터  
 비전>



이 수 연(정회원)  
 1983년 교토대학 공학 박사  
 1973년~현재 광운대학교 컴퓨터  
 공학과 (정교수)  
 2005년~현재 광운대학교  
 일반대학원 대학원장  
 <주관심분야 : 정보공학, XML,  
 영상압축, 컴퓨터 비전>