논문 2009-46CI-2-3

조명 변화 환경에서 PCA 기반 얼굴인식 알고리즘의 신뢰도에 대한 연구

(Study on The Confidence Level of PCA-based Face Recognition Under Variable Illumination Condition)

조 현 종*, 강 민 구*, 문 승 빈**

(Hyunjong Cho, Minkoo Kang, and Seungbin Moon)

요 약

본 논문은 PCA기반 얼굴인식 알고리즘에서 조명 변화에 따른 인식율의 변화 및 Cumulative Match Characteristic을 이용한 누적 식별 값 측정을 통해 알고리즘의 신뢰도를 확인하였다. 이를 위해 본 논문에서는 한 사람당 하나의 학습 영상만을 사용하는 경우뿐만 아니라 조명 조건이 다른 다중 학습 영상을 사용하여 실험하였고, 입력 영상 또한 다양한 조명 조건의 영상을 사용함으로서 학습 영상의 선택과 입력 영상의 조명 변화에 따른 알고리즘의 신뢰도에 관해 연구하였다. 실험 결과, 한 사람 당 하나의 정면조명조건 학습 영상을 사용한 방식에 비하여 다중 학습 영상 사용 시 인식율은 떨어졌다. 그러나 학습 영상의 개수와 입력 영상의 조명 변화 범위에 관계없이 상위 유사도군에 들어가는 비율은 높은 양상을 보임으로서 조명 변화 환경에서 PCA 알고리즘의 인식 결과에 대한 신뢰도를 확인 할 수 있었다.

Abstract

This paper studies on the recognition rate change with respect to illumination variance and the confidence level of PCA(Principal Component Analysis) based face recognition by measuring the cumulative match score of CMC(Cumulative Match Characteristic). We studied on the confidence level of the algorithm under illumination changes and selection of training images not only by testing multiple training images per person with illumination variance and single training image and but also by changing the illumination conditions of testing images. The experiment shows that the recognition rate drops for multiple training image case compared to single training image case. We, however, confirmed the confidence level of the algorithm under illumination variance by the fact that the training image which corresponds to the identity of testing image belongs to upper similarity lists regardless of illumination changes and the number of training images.

Keywords : face recognition, PCA, illumination change, confidence level, Cumulative Match Characteristic (CMC)

I. 서 론

사람의 생리학적 또는 행동적 특성을 이용하는 생체 인식 기술의 발전에 따라 얼굴, 지문, 망막, 음성 등을 이용한 신원 인증 방법은 기존의 열쇠나 번호 등을 이용하는 방법을 대체해 가고 있는 실정이다. 그 중 얼굴 인식은 표정 변화, 얼굴 회전, 나이 등의 가변적 요소가 커서 다른 생체 특성을 이용한 신원 인증 방법에 비해 상대적으로 인식율이 낮다는 단점을 갖고 있지만, 비접촉식의 편의성과 상대적으로 저렴한 설치 및 유지비용 등의 장점을 기반으로 많은 노력과 연구가 진행 중이다. 이를 바탕으로 현재 공항의 입국관리시설, 정부 기관 등의 공공시설뿐만 아니라 디지털 카메라, 엔터테인

* 학생회원, ** 정회원, 세종대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Computer Engineering, Sejong University)

※ 이 논문은 2008년도 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문임
접수일자: 2009년2월20일, 수정완료일: 2009년3월6일

먼트용 장난감 로봇, 노트북 등 개인 생활에서도 그 활용 분야가 점점 늘어나고 있는 추세이다[1].

하지만 최근의 이런 빠른 기술 성장과 연구에도 불구하고 조명, 얼굴 회전, 표정 등의 변화로 인한 인식율 저하 문제는 여전히 해결해야 할 어려운 문제로 남아있다. 이런 변화는 얼굴 외모를 크게 왜곡시키기 때문에 환경 변화에 강인한 얼굴 인식 시스템을 만들기 위해서는 이런 변화들에 따른 문제들을 반드시 해결해야만 한다[2]. 이 중에서 얼굴 회전이나 표정 변화 등은 사용자가 얼굴 인식 시스템에 협조적(cooperative) 일 때 인식율에 미치는 영향력이 줄어들 수 있지만, 조명 변화의 경우는 실내외 등의 장소, 시간, 빛의 반사 등 인위적으로 제어가 어려운 요소들에 의해 발생하는 경우가 많기 때문에 여전히 어려운 문제로 남아 있다. 이런 조명 문제들을 해결하기 위해서, 조명 보상을 통해 조명 효과를 제거하는 방법[3], 얼굴 3차원 모델을 이용하는 방법[4], 근적외선(near-infrared)을 이용하는 방법[5] 등 다양한 방법들이 제시되고 있다.

한편 PCA(Principal Component Analysis)는 패턴인식, 통계학, 신호처리 분야 등에서 많이 쓰이는 패턴 분류 방법으로, 고차원의 입력 데이터를 분산을 고려한 선택적인 몇 개의 축으로 투영(projection) 시켜서 저차원의 데이터로 줄이는 방법이다[6]. 이렇게 PCA에 의해 축소 표현된 입력 데이터는 PCA에 의해 같은 축에 미리 투영되어 있던 학습 데이터들과 각각 유사도 측정(similarity measures) 후 입력 데이터와의 유사도가 가장 큰, 즉 거리(distance)가 가장 작은 학습 데이터가 인식의 결과로 선택된다. 얼굴 인식에 적용 된 PCA는 일반적으로 고차원인 얼굴 영상 데이터를 저차원의 데이터로 줄임으로서 수행 시간과 데이터 저장 공간을 절약하고 이와 동시에 높은 인식율을 보임으로서 얼굴 인식 분야에서 가장 많이 사용되고 있는 방법 중의 하나이다.

이런 PCA는 학습과 입력 영상이 주로 정면 얼굴 영상일 때 높은 인식율을 보이지만 조명 변화가 심한 영상을 인식하고자 할 경우엔 인식율이 크게 떨어지는 단점이 있다. 이것은 PCA가 하나의 얼굴 영상을 이루는 고차원의 데이터들을(intra-class data) 저차원의 데이터로 줄이기는 하지만, 서로 다른 영상을 이루는 각각의 데이터 집합(inter-class data)을 구분하는 성능은 상대적으로 떨어지기 때문이다. 이런 단점을 극복하기 위해 LDA (Linear Discriminant Analysis) 등 다른 알고리즘과 결합을 통해 PCA 알고리즘만 사용할 때 보다 인식율을 높이고자 하는 노력이 있어 왔다[7].

본 논문은 이전 연구를 확장하여[15~16] 조명 환경 변화와 학습 영상의 선택이 PCA기반 얼굴 인식의 인식율에 미치는 영향과, 인식 결과에 대한 신뢰도의 변화를 확인하고자 한다. 인식율과 신뢰도를 확인하기 위해 Cumulative Match Characteristic (CMC)을 이용해 유사도 순서에 따른 누적 식별율을 사용함으로서 조명 변화 환경에서 PCA를 사용한 인식 결과가 얼마나 신뢰할 만한지를 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서 인식 결과에 대한 신뢰도 및 이를 검증하기 위해 사용되는 Cumulative Match Characteristic에 대해 기술하고 Ⅲ장에서 본 논문에서 사용된 얼굴 데이터베이스와 그 중에서 실험에 사용될 영상의 선택 기준 및 선택된 영상에 수행 된 전처리 과정에 대해 설명한다. Ⅳ장에서는 PCA의 세부 설정 사항을 기술하며 Ⅴ장에서 실험 및 실험 결과를 나타내고, Ⅵ장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 신뢰도 및 Cumulative Match Characteristic

얼굴 인식은 크게 인증 (verification)과 식별(identification)로 구분할 수 있다. 얼굴 인증 시스템에서는 먼저 사용자가 자신의 신원 및 그 신원을 증명할 수 있는 얼굴 정보를 입력 데이터로 인식 시스템에 제공한다. 시스템은 DB에 미리 저장되어 있던 데이터 중 사용자가 스스로 주장한 신원자에 해당하는 학습 데이터를 사용자가 제시한 입력 데이터와 일대일 비교를 통해서 신원의 일치 여부를 결정한다. 이와 같은 인증 시스템의 성능을 측정하기 위해선 두 가지 경우에 대해서 고려해야 한다. 첫 번째는 사용자가 주장하는 신원과 입력 데이터가 일치하는 경우이다. 이 경우 시스템의 성능은 인증율(verification rate)로 측정할 수 있다. 두 번째의 경우는 사용자가 주장하는 신원이 입력 데이터와 일치하지 않는 경우로서 시스템의 성능은 False Acceptance Rate (FAR)로 측정 된다. 그러므로 인증 시스템의 성능은 FAR에 따른 인증율의 변화를 나타내는 Receiver Operator Characteristic (ROC)으로 표현한다[9].

인증과는 다르게 식별 시스템에서는 사용자가 자신의 신원은 제시하지 않고 얼굴 정보만을 입력 데이터로 제공한다. 그러므로 시스템은 입력 데이터를 미리 저장

되어 있던 모든 학습 데이터들과 각각 비교한 후 첫 번째 최대 유사도를 갖는 학습 데이터를 식별의 결과로 선택한다. 이와 같이 식별 시스템은 일대다 비교를 수행하기 때문에, 일반적으로 인증 시스템보다 성능이 낮고 학습 데이터의 양이 많아질수록 식별율이 떨어진다[8, 14]. 이렇게 인증 시스템과는 다르게 동작하는 식별 시스템의 성능을 측정하기 위해서는 인식 시스템에서 사용한 ROC를 사용하는 것이 적합하지 않다. 식별 시스템의 성능을 측정하기 위해선, 입력 데이터의 신원이 첫 번째 최대 유사도의 학습 데이터의 신원과 일치하는지 여부를 측정하기 보다는, 몇 번째 최대 유사도의 학습 데이터 안에 입력 데이터에 해당하는 신원이 있는지를 나타내는 것이 더 합리적이라고 할 수 있다[8]. 이와 같이 유사도의 순서에 따른 식별율의 누적 값을 나타낸 것이 Cumulative Match Characteristic (CMC)이다[10]. 본 논문은 CMC를 이용해 조명 변화와 학습 영상의 변화에 따른 PCA기반 얼굴인식의 인식 결과에 대한 신뢰도를 확인하고자 한다.

CMC의 계산 과정은 다음과 같다[10].

$P = \{p_1, ..., p_{|P|}\}$와 $G=\{g_1, ..., g_k\}$ 를 각각 입력 영상과 학습 영상의 집합이라 하고 $|P|$를 입력 영상의 개수라 할 때, $p_i \in P$의 $g_k \in G$에 대한 유사도 $s_i(k)$를 모두 구한 후 각각의 입력 영상 $p_i \in P$ 에 해당하는 $s_i(\cdot)$을 오름차순으로 정렬한다. 이 때, 유사도가 클수록 입력 영상과 동일한 신원일 확률이 높다고 가정한다. 또한 id(i)는 입력영상 p_i의 신원에 해당하는 학습영상의 인덱스를 반환하는 함수로서, 만약 어떤 p_i의 $g_k \in G$에 대한 $s_i[id(i)]$가 유사도 상위 n번째에 존재한다면 이 입력 영상 p_i를 T_n으로 표현하며, R_n은 $T_1 \sim T_n$에 해당하는 입력 영상의 개수를 나타낸다. CMC는 수평 축에 n번째 최대 유사도 순위를 나타내는 rank n과 수직 축에 누적 식별 값(cumulative match score) $R_n/|P|$의 관계를 갖는 그래프이다. 예를 들어 3개의 학습 영상과 5개의 입력 영상 $p_1 \sim p_5$를 이용한 유사도 측정 결과가 표 1과 같다고 할 때, 이에 대한 CMC는 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

표 1. 영상 데이터를 이용한 유사도 측정 예
Table 1. The example of similarity measure using images.

입력영상	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5
Tn	T_2	T_1	T_3	T_2	T_2

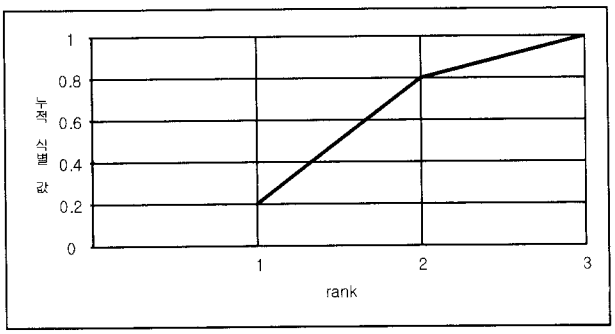


그림 1. 표 1에 해당하는 CMC
Fig. 1. CMC of the Table 1.

III. 얼굴 데이터베이스

얼굴 데이터베이스의 선택과 그에 대한 전처리는 실험 결과에 큰 영향을 미친다. 이 논문에서 사용된 Yale Face Database B[12]와 Extended Yale Face Database B[13]는 38명의 피촬영자 각각에 대해서 9개의 얼굴 포즈 변화와 64개의 조명 변화 상황에서 촬영된 것으로 총 21,888개의 영상으로 이뤄져 있다. 본 논문에서는 조명 변화가 PCA를 이용한 얼굴인식의 인식율 및 신뢰도에 미치는 영향을 알아보기 위해, 21,888개의 전체 영상 중 정면·무표정 얼굴이 아닌 영상은 제외하였고, 조명 변화는 광원의 위치가 피촬영자를 중심으로 좌우 -35° ~ +35°, 상하 -20° ~ +45°에 해당하는 831개의 영상을 선택하여 학습 영상과 입력 영상으로 사용하되, 학습 영상으로 선택한 영상은 입력영상으로 사용하지 않았다. 선택된 모든 영상들에 대해 다음과 같은 전처리 작업이 수행되었다[11].

- Face alignment - 양 눈의 위치를 기준으로 얼굴 위치 정렬
- Window resizing - 영상 크기를 30 × 30 pixel로 변환

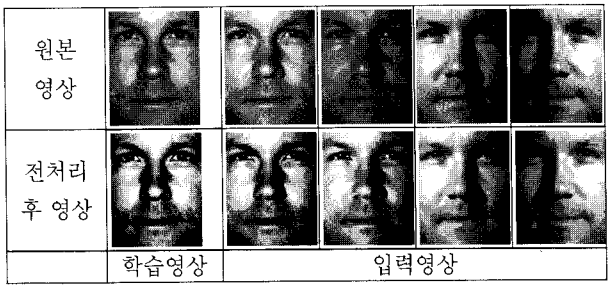


그림 2. Yale Face DB B와 전처리 과정 후 영상
Fig. 2. Yale Face DB B and it's preprocessed images.

- Image masking - 얼굴의 외각 요소를 가리기 위해 마스킹 처리
- Histogram equalization - 영상 내의 모든 픽셀 값의 에너지를 분산
- Normalization - 모든 입력 영상 벡터가 동일한 에너지를 갖도록 함

Ⅳ. PCA 변수 설정

통계적 차원 축소 기법인 PCA를 얼굴 인식에 적용하기 위해서는 설정해야 할 사항들이 몇 가지 있다. 이 설정 사항들을 어떻게 결정하느냐가 PCA기반 얼굴인식의 인식율에 큰 영향을 미치게 된다[10]. 이 실험에서는 다음과 같은 설정 사항들이 적용되었다.

- 학습 과정에서 eigenvalue를 구한 후 가장 큰 eigenvalue에 대응되는 eigenvector 제거
- eigenvalue를 내림차순으로 정렬한 후 값이 작은 하위 40%의 eigenvalue에 대응되는 eigenvector 제거
- 인식 과정에서 유사도 측정 방법으로 angle + Mahalanobis distance 적용

이런 설정 사항은 사용되는 얼굴 데이터베이스와 전처리 과정 등에 따라 변할 수 있다. 본 논문에서는 이 실험을 위해 선택된 데이터베이스에 적합한 설정을 찾기 위해 가장 큰 2개의 eigenvalue에 대응되는 eigenvector 1과 2를 i) eigenvector 1 제거, ii) eigenvector 2 제거, iii) eigenvector 1과 2 동시 제거의 세 가지 경우로 나누어 실험 하였고 유사도 측정 방법에서는 angle + Mahalanobis 외에 Euclidean distance, Mahalanobis distance를 이용하여 실험하였다. 그 결과 위와 같은 설정을 했을 때 가장 높은 인식율을 얻게 된다는 것을 알 수 있었다.

Ⅴ. 실험 및 결과

본 논문에서는 Yale Face Database B[12]와 Extended Yale Face Database B[13]의 38명의 피촬영자에 대한 총 21,888개의 영상 중 831개를 선택해서 실험을 진행하였다. set 1에서는 831개의 전체 영상 중 38명의 사람 각각에 대해 상하 좌우 ±0°의 정면 조명을 갖는 1장씩을 학습 영상으로 선택하고 나머지 793장을 입력영상으로 사용했으며, 이 입력 영상을 이용해 총 5번의 실험을 수행하였다. 실험 1은 793장의 입력 영상을 모두 사용하였고 실험 2는 실험 1에서 사용된 입력 영상 중 조명 변화 범위가 큰 영상을 제외한 나머지 영상을 사용하였으며, 실험 3, 4, 5도 마찬가지로 이전 단계의 실험에서 사용되었던 입력 영상 중 조명 변화 범위가 큰 영상을 제외한 나머지 영상을 사용하였다. 즉 실험 1에서 5로 진행될수록 사용되는 입력영상의 조명 변화 범위가 작아짐으로서 조명 조건에 따른 인식율의 변화를 알 수 있다.

또한 set 2는 각 사람당 2장, set 3에서는 3장의 학습 영상을 선택하였으며, 입력 영상의 경우 set 1과 마찬가지로 전체 영상 중 학습영상으로 선택되지 않은 영상을 사용하였다. 이렇게 선택된 입력영상을 이용해 각각 5번의 실험을 동일하게 수행하였으며 각 실험에서 사용되는 입력영상의 선택 기준은 set 1과 마찬가지로 이전 단계의 실험에서 사용된 입력 영상 중 일부를 선택해서 현재 단계의 실험에서 사용하였다. 다만 set 2, 3에서 선택한 학습 영상들은 set 1의 학습영상과는 다르게 정면 조명 조건 이외에 측면 조명이 적용된 학습 영상도 사용하였다. 이렇게 학습 영상의 개수와 입력 영상의 조명 범위가 서로 다른 15번의 실험을 통해서 학습 영상의 선택과 조명 변화에 따른 PCA 기반 얼굴인식의 인식율 및 신뢰도를 확인하였다. 각 실험에서 사용된 학습 영상과 입력 영상의 조명 범위는 표 2, 3과 같다.

표 2. 학습 영상의 조명범위
Table 2. Light source direction of training images.

set	조명 방향	조명범위
set 1	좌우	±0°
	상하	±0°
set 2	좌우	-15°, +15°
	상하	+20°
set 3	좌우	-15°, ±0°, +15°
	상하	+20°

표 3. 입력 영상의 조명범위
Table 3. Light source direction of testing images.

실험	조명방향	조명범위
1	좌우	-35 ~+35°
	상하	-20° ~+45°
2	좌우	-25° ~+25°
	상하	-20° ~+20°
3	좌우	-20 ~+20°
	상하	-20 ~+20°
4	좌우	-20 ~+20°
	상하	-10° ~+10°
5	좌우	-10° ~+10°
	상하	-10° ~+10°

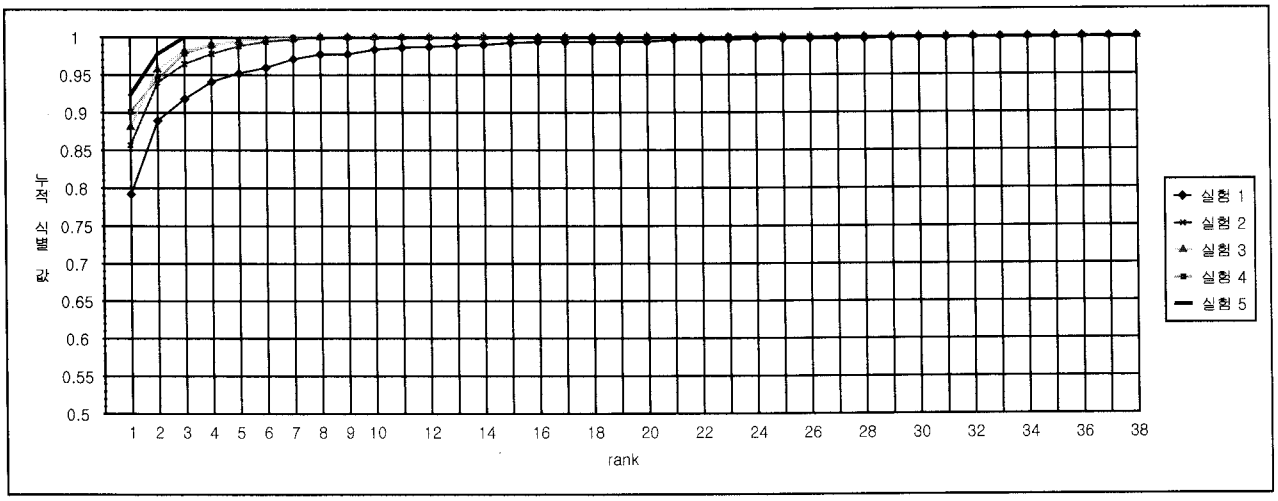


그림 3. 한 사람 당 1개의 학습 영상을 사용한 set 1의 Cumulative Match Characteristic
Fig. 3. Cumulative Match Characteristic of set 1 using 1 training image per person.

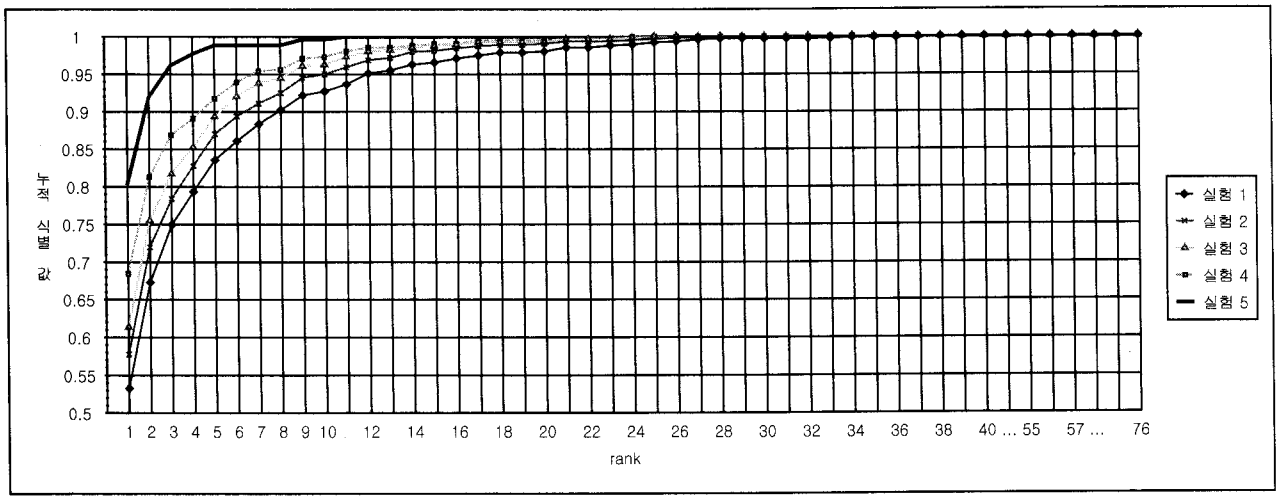


그림 4. 한 사람 당 2개의 학습 영상을 사용한 set 2의 Cumulative Match Characteristic
Fig. 4. Cumulative Match Characteristic of set 2 using 2 training images per person.

표 4의 rank 1은 CMC의 $R_1/|P|$에 해당하는 것으로, 입력 영상 $p_i \in P$의 $g_k \in G$에 대한 $s_i[id(i)]$가 유사도 상위 1번째에 존재하는 확률이다. 각 set 마다 실험이 1에서 5로 진행될수록 rank 1의 값이 증가한다. 이것은 조명 변화가 작아질수록 식별율이 증가하는 자연스러운 현상을 나타낸다.

표 4의 set 1과 set 2, 3의 rank 1을 비교하면, 정면 조명 조건을 갖는 단일 학습 영상을 사용하는 set 1의 경우에 비해 조명 효과가 적용된 다중 학습 영상을 사용하는 set 2, 3의 rank 1이 상대적으로 낮은 것을 볼 수 있다. 이것은 비록 한 사람당 2장 혹은 3장의 다중 학습 영상을 사용해서 학습하였더라도, 이 학습영상이 조명에 의해 왜곡되었기 때문이라고 생각할 수 있다. 즉 n명의 사람에 대해 한 사람당 2장의 조명 변화를 갖는 학습영상을 사용하는 것은 n+1~2n명의 사람에 대해 단일 학습영상을 사용하는 것과 비슷한 경우가 되므로, 단일 학습 영상 사용시 학습 영상의 개수가 증가할 경우 식별율이 떨어지는 사실[8, 14]과 일치하는 것이다.

또한 표 4의 set 2와 set 3의 결과를 비교하면, set 3에서는 비록 set 2보다 한 사람당 1장씩 총 38장의 학습 영상이 더 사용됐지만, rank 1은 오히려 set 2에 비해 증가한 것을 볼 수 있다. 이것은 set 3에 좌우 ±0°, 상하 +20°의 정면 조명에 가까운 학습 영상이 사용되었기 때문이다. 이와 같은 결과를 통해, PCA를 이용한 얼

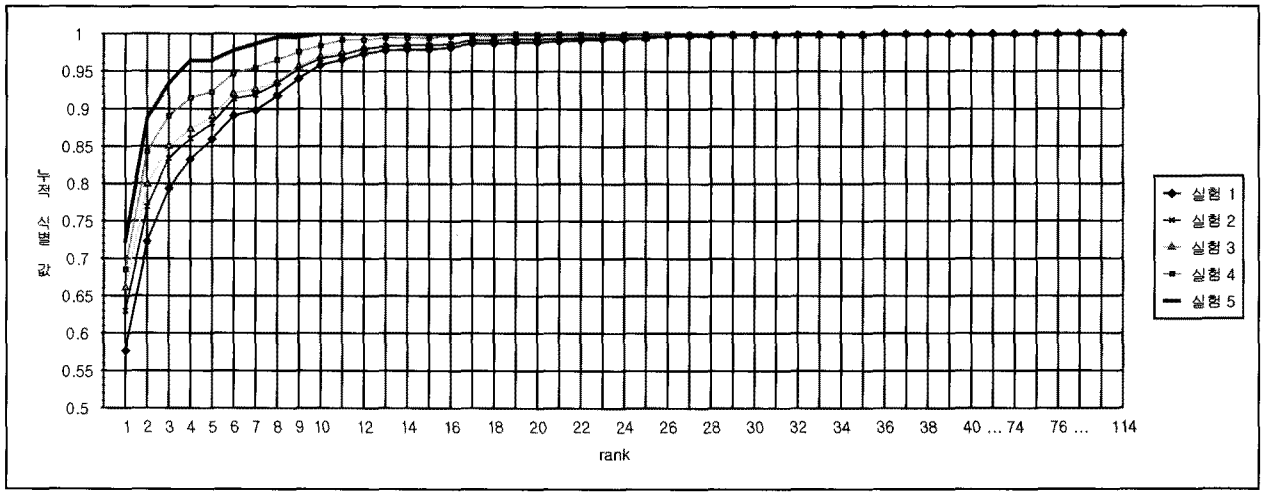


그림 5. 한 사람 당 3개의 학습 영상을 사용한 set 3의 Cumulative Match Characteristic
Fig. 5. Cumulative Match Characteristic of set 3 using 3 training images per person.

굴인식에서 학습 영상은 최대한 조명 변화가 적용되지 않은 영상을 선택하는 것이 식별율을 높일 수 있는 방법이 되며, 한 사람당 다중 학습 영상을 사용하더라도 그 학습 영상에 조명 변화가 적용되어 있다면 오히려 식별율이 감소된다는 것을 알 수 있다.

그림 3~5는 각 set의 CMC를 나타낸 것으로, 표 4에 나와 있는 rank 1의 변화 경향을 동일하게 볼 수 있다. 즉 set 1에 비해 set 2, 3의 누적 식별 값 (cumulative match score)이 전체적으로 낮으며, set 3의 누적 식별 값이 set 2보다 상대적으로 높다. 또한 각 set에서 실험 1에서 5로 진행될수록 그래프가 위에 존재하며 먼저 1에 수렴한다.

그림 3~5에서 각 set의 실험 5를 비교해보면, set 1의 실험 5는 rank 2, set 2는 rank 3 그리고 set 3은 rank 4에서 각각 누적 식별 값이 95%를 넘는다. 각 set에서 사용된 학습 영상의 개수가 서로 다르기 때문에 비율로 비교한다면, set 1은 약 5.3%(2/38), set 2 3.9%(3/76), set 3 3.5%(4/114) 정도이다. 이것은 입력영상의 조명 변화가 실험 5처럼 크지 않다면, 유사도 순으로 정렬된 학습영상의 상위 약 4% 내에 입력 영상의 신원에 해당하는 학습 영상이 존재할 확률이 95%이상이라는 것을 의미한다. 또한 각 set의 실험 1의 경우 set 1은 rank 5, set 2는 rank 12, set 3은 rank 10에서 95%를 넘기 시작한다. 실험 1처럼 좌우 -35 ~+35°, 상하 -20 ~+45°의 큰 조명 변화를 갖는 입력 영상의 경우도 학습 영상이 적절하게 선택되어 있다면(set 1, 3의 경우), 전체 학습 영상의 개수 대비 약 6.9%(10/144) ~ 13.2%(5/38) 정도 순서의 최대 유사도 학습 영상 안에 식별 대상이 존재할 확률이 95% 이상이라는 사실을 알 수 있다.

표 4. 입력 영상의 개수 및 rank 1
Table 4. The number of testing images and rank 1 of each test.

	학습 영상	실험	입력 영상	rank 1 (%)
set 1	38	1	793	79.2
		2	678	85.7
		3	603	88.1
		4	375	90.1
		5	222	92.3
set 2	76	1	755	53.3
		2	639	57.8
		3	564	61.4
		4	412	68.5
		5	261	80.5
set 3	114	1	717	57.6
		2	602	63.0
		3	527	66.0
		4	375	68.6
		5	224	72.3

위의 실험 결과를 종합해보면, PCA를 이용한 얼굴인식 알고리즘은 학습 영상 선택시 정면 조명 조건의 영상을 선택하는 것이 식별율을 높이는 중요한 방법이 된다. 또한 PCA는 입력 영상의 조명 변화에 의한 식별율의 변화가 크지만, 실험 1의 입력 영상처럼 조명 변화가 커서 식별이 힘든 경우라도 유사도로 정렬된 학습 영상의 상위 13.2% 이내에 인식 대상이 존재할 확률이

95% 이상으로, PCA를 이용한 식별 결과에 대한 신뢰도가 높다는 것을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 PCA기반 얼굴인식의 결과가 조명이 다양하게 변하는 환경에서 얼마나 신뢰할 수 있는가를 실험을 통해 확인하였다. 여기서 그 신뢰도는 인식율이 아니라, CMC를 통한 누적 식별 값으로 측정하였다. V장의 실험 결과를 통해, 학습 영상 선택 시 정면 조명 조건 영상을 선택해야하는 이유와, 입력 영상의 큰 조명 변화에도 PCA기반 얼굴 인식 결과의 신뢰도가 높다는 것을 확인할 수 있었다. 앞서 언급되었듯이, PCA는 조명변화에 민감하기 때문에 다른 얼굴인식 알고리즘과의 결합을 통해 조명변화에 강건한 시스템을 만들고자 하는 노력이 계속되고 있다.

위와 같은 사실을 근거로, PCA를 통해 얼굴인식을 하고 인식 결과를 바로 결정하는 것이 아니라 우선 PCA 알고리즘으로 인식하고자 하는 사람일 가능성이 높은 유사도 상위 후보군을 선택함으로서 인식 대상을 좁힌다. 그 후 이렇게 좁혀진 인식 대상 영상들에 대해 조명에 강인하다고 알려진 특징 기반 얼굴 인식 알고리즘을 사용해서 집중적으로 얼굴 인식을 함으로써 조명 변화에 강인하게 동작하는 하이브리드형 얼굴인식 시스템을 현재 연구 중이다.

참 고 문 헌

[1] Samir Nanavat, Michael Thieme and Raj Nanavati. "Biometrics", Wiley, pp.63-75, 2002.

[2] Kuang-Chih Lee, Jeffrey Ho, David Kriegman, "Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 27, pp. 1-15, 2005.

[3] A.S. Georghiades and P.N. Belhumeur, and D.J. Kriegman, "From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," IEEE Trans. Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 23, 2001.

[4] T. hong, H. Kim, H. Moon, Y. Kim, J. Lee, and S. Moon, "Face representation method using Pixel-to-Vertex Map(PVM) for 3D model based face recognition,"in lecture notes in Computer Science 3979, pp. 21-28, 2006.

[5] Stan Li, RuFeng Chu, ShengCai Liao, Lun Zhang, "Illumination invariant face recognition using near-infrared images", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 29, pp. 627-639, 2007.

[6] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", J. Cong. Neurosic., vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.

[7] A. M. Martinez and A. C. Kak, "PCA versus LDA", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 23, no. 2, pp. 228-233, Feb. 2001.

[8] Duane M. Blackburn, Mike Bone and P. Jonathon Phillips, "Face Recognition Vendor Test 2000 evaluation report", NIST, http://face.nist.gov/frvt/ frvt2000, Feb. 2001.

[9] P.J. Phillips, P. Grother, R. J. Micheals, D. M. Blackburn, E. Tabassi, and M. Bone. "Face Recognition Vendor Test 2002 Evaluation Report, NIST, http://face.nist.gov/frvt/frvt2002, March. 2003.

[10] Hyeonjoon Moon, P Jonathon Phillips, "Computational and performance aspects of PCA-based face-recognition algorithms", Perception, vol. 30, pp. 303-321, 2001.

[11] Javier Ruiz-del-Solar, Pable Navarrete, "Eigenspace-based face recognition: A comparative study of different approaches", IEEE Trans. Systems, Man, And Cybernetics, vol. 35, pp. 315-325, 2005.

[12] Yale Face Database B: http://cvc.yale.edu/ projects/yalefacesB/ yalefacesB.html

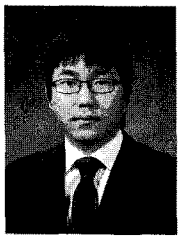
[13] Extended Yale Face Database B: http://vision. ucsd.edu/~leekc/ExtYaleDatabase/ExtYaleB.htm

[14] Johnson, A.Y., Sun, J., Bobick, A.F., June 2003a. "Predicting large population data cumulative match characteristic performance from small population data". In: Proc. Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Guildford, UK, pp. 821-829.

[15] 조현종, 강민구, 문승빈, "PCA를 이용한 얼굴인식 기법의 신뢰도에 관한 분석", 대한전자공학회 정보 및 제어 심포지엄, pp. 101-102, 건국대학교, 대한민국, 2008.

[16] 조현종, 강민구, 문승빈,, "다중 학습 영상을 이용한 PCA 기반 얼굴인식 알고리즘의 신뢰도에 대한 연구", 대한전자공학회 추계학술대회, pp. 853-854, 연세대학교, 대한민국, 2008.

저 자 소 개



조 현 종(학생회원)
2008년 세종대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.
2008년~현재 세종대학교 컴퓨터 공학과 석사과정 재학.
<주관심분야 : 컴퓨터 비젼, 얼굴인식, 영상처리, 임베디드시스템>

문 승 빈(정회원)-교신저자
1985년 명지대학교 전기공학과 학사
1988년 Univ. of Michigan, EECS 석사
1993년 Purdue Univ EE 박사
1993년~1999년 삼성전자 수석연구원
1999년~현재 세종대학교 컴퓨터 공학과 부교수
<주관심분야: 로보틱스, 컴퓨터비젼>

강 민 구(학생회원)
2008년 세종대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.
2008년~현재 세종대학교 컴퓨터 공학과 석사과정 재학.
<주관심분야 : 컴퓨터 비젼, 얼굴인식, 위치인식, 영상처리>