

역전파가 제거된 CNN과 LDA를 이용한 얼굴 영상 해상도별 얼굴 인식률 분석

(Performance Analysis of Face Recognition by Face Image resolutions using CNN without Backpropagation and LDA)

문해민*, 박진원**, 반성범***

(Hae-Min Moon, Jin-Won Park, Sung Bum Pan)

요약

높은 수준의 지능형 영상 감시 시스템을 만족하기 위해서는 단순히 객체를 검출해서 분류하는 것뿐만 아니라 대상에 대한 정확한 신원 정보까지 확인할 수 있어야 한다. 사람을 구별하는 대표적인 얼굴 인식은 얼굴 자체의 가변성뿐만 아니라 조명, 배경, 카메라의 각도와 같은 외적요인에 따라 인식률의 변화가 발생한다. 본 논문에서는 다양한 실험을 통해 거리 변화에 의한 얼굴 영상의 크기 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 분석한다. 얼굴 인식 실험은 1m~5m에서 추출한 실제 거리별 얼굴 영상으로 이루어졌다. 실험결과, 1인당 학습 영상의 수가 많을 경우는 얼굴 특징 추출 방법으로 LDA를 사용한 방법이 전체 평균 75.4%로 가장 우수한 성능을 나타냈다. 하지만 1인당 학습 영상의 수가 5장 이하가 될 때는 CNN을 사용한 방법이 69.8%로 가장 우수한 성능을 나타냈다. 또한, 저해상도 얼굴 인식의 경우 얼굴 영상의 크기가 15×15보다 작아지면 인식률이 급격히 감소함을 확인했다.

■ 중심어 : 저해상도 얼굴 영상, 원거리 얼굴 인식, LDA, CNN

Abstract

To satisfy the needs of high-level intelligent surveillance system, it shall be able to extract objects and classify to identify precise information on the object. The representative method to identify one's identity is face recognition that is caused a change in the recognition rate according to environmental factors such as illumination, background and angle of camera. In this paper, we analyze the robust face recognition of face image by changing the distance through a variety of experiments. The experiment was conducted by real face images of 1m to 5m. The method of face recognition based on Linear Discriminant Analysis show the best performance in average 75.4% when a large number of face images per one person is used for training. However, face recognition based on Convolution Neural Network show the best performance in average 69.8% when the number of face images per one person is less than five. In addition, rate of low resolution face recognition decrease rapidly when the size of the face image is smaller than 15×15.

■ keywords : Low resolution face image ; Long distance face recognition ; Linear Discriminant Analysis ; Convolution Neural Network

I. 서론

최근 범죄예방, 행정편의, 교통단속 등을 목적으로 영상 감시 시스템의 활용이 증가하고 있다[1,2]. 전통적인 영상 감시 시스템은 카메라를 통하여 획득된 영상을 사람이 직접 감시하거나

DVR(Digital Video Recorder) 등을 이용해 저장된 영상을 검색한 후 대응하는 수동적인 시스템이었다. 이러한 구조는 영상 감시 시스템 증가에 따라 감시 인력의 수가 따라갈 수 없고, 감시 인력이 모니터를 통해 감시하기 때문에 능동적인 감시 및 효율성이 낮은 문제점을 나타냈다[3]. 이를 해결하기 위해 최근 영상 감시 시스템은 영상 분석 기술을 기반으로 스스로 판단하

* 일반회원, 조선대학교 제어계측로봇공학과

** 정회원, 홍익대학교 게임학부

*** 정회원, 조선대학교 전자공학과

본 연구는 2015년 교육부와 한국연구재단의 지역혁신창의인력양성사업의 지원(2015H1C1A1035823)과 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 지역특화산업육성사업으로 수행된 연구결과임.

접수일자 : 2015년 11월 23일

수정일자 : 2016년 02월 23일

게재확정일 : 2016년 03월 29일

교신저자 : 반성범 e-mail : sbpan@chosun.ac.kr

고 능동적 대응이 가능한 지능형 시스템으로 진화하고 있다. 높은 수준의 지능형 영상 감시 시스템을 만족하기 위해서는 단순히 객체를 검출해서 분류하는 것뿐만 아니라 대상에 대한 정확한 신원 정보까지 확인할 수 있어야 한다.

영상 감시 시스템에서 신원을 확인 하는 대표적인 방법은 얼굴 인식이다. 최근 얼굴 인식이 범죄수사, 미아 찾기, HRI(Human Robot Interaction) 등 폭 넓은 응용 분야에서 이용되고 있기 때문에 근거리뿐만 아니라 원거리 얼굴 인식에 대한 요구도 증가하고 있다. 기존 얼굴 인식 방법은 크게 기하학적 특징을 기반으로 하는 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)[4]이 있고, 얼굴 전체의 통계적인 값을 특징으로 인식하는 PCA(Principal Discriminant Analysis)[5]나 LDA(Linear Discriminant Analysis)[6] 등이 있다. CNN(Convolution Neural Network)은 컨벌루션 단계와 서브 샘플링 단계를 통해 특징을 추출하고, 이동과 크기, 방향에 내성을 갖도록 하기 때문에 필기체 숫자 인식, 행동 인식, 표정 인식 등에 응용되고 있다[7,8]. 기존 얼굴 인식 시스템은 근거리 얼굴 인식을 기반으로 하기 때문에 고해상도 얼굴 영상에 강인한 성능을 나타내고 있다. 반면, 카메라와 대상의 멀어 질수록 발생하는 저해상도 원거리 얼굴 영상에 대해서는 만족할 만한 성능을 기대할 수 없다[9].

본 논문에서는 학습 영상의 수와 얼굴 특징 추출 방법에 따라 저해상도 얼굴 인식률의 변화를 통해 저해상도 얼굴 인식에 적합한 방법을 분석한다. 저해상도 얼굴 인식 실험을 위해 실제 거리를 이동하며 다양한 크기의 얼굴 영상을 획득하여 실험을 진행했다. 얼굴 인식을 위한 얼굴 특징 추출 방법은 LDA, CNN, CNN+LDA를 이용했고 유사도 측정 방법으로는 유클리디언 디스턴스를 사용했다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 얼굴 인식에 사용되는 관련 연구를 소개한다. III장에서는 원거리 얼굴인식률 분석을 위한 실험 조건 및 얼굴인식 결과를 분석하고, IV장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

1. 얼굴 크기 정규화

PCA 및 LDA와 같이 얼굴의 전영역 특징을 이용한 얼굴 인식은 학습 영상 샘플의 차원이 검증 영상 샘플의 차원보다 크거나 작다면 클래스내 분산 행렬의 특이점에 의해 소표본 문제가 발생할 수 있다. 즉, 다양한 거리에서 추출된 얼굴 영상은 거리에 따라 추출되는 얼굴 영상의 크기가 다르게 추출되기 때문에 소표본 문제에 따른 영상의 차원을 정규화 해주어야 한다. 영상 크기를 정규화하는 대표적인 방법으로는 보간법이 있다[10]. 양선형 보간법은 가장 일반적인 보간 알고리즘

으로 그림 1과 같이 새롭게 생성될 픽셀에 대해 맵핑되는 원본 영상의 인접한 4개의 픽셀과 각각의 픽셀에 대한 가중치를 곱한 값의 합을 이용하는 방법이다. 이때, 가중치들은 각각의 인접한 픽셀로부터의 거리에 반비례하고, 확대되는 영상의 비율에 따라 선형적으로 결정된다. 1차원 선형 보간법은 다음 식 1과 같다.

$$C = (1 - x)A + xB \tag{1}$$

여기서 C 는 픽셀 A 와 픽셀 B 사이에 존재하는 보간 하고자 하는 픽셀이며 x 는 픽셀 A 와 B 사이의 거리이다.

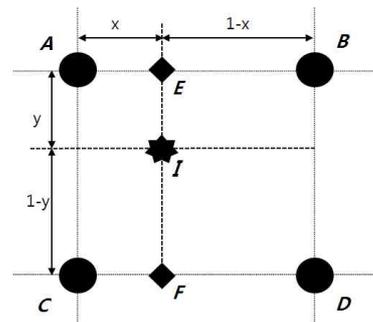


그림 1. 양선형 보간법의 동작

2. CNN

과거 CNN은 필기체 인식에 제한적으로 이용된 반면 최근 CNN은 물체 인식에 뛰어난 성능이 검증되면서 다양한 분야에서 응용되고 있다. CNN은 정보를 보다 손쉽게 분류하기 위하여 저차원의 정보를 고차원으로 확장하여 이용하는 방법이다. 이때, 영상의 확장을 통해 특징을 추출하는 과정에 convolution이 사용된다[11]. 2차원 영상에서 CNN은 홀수 배 크기의 커널의 중심이 영상의 픽셀에 놓인 상태에서 영상과 커널이 겹쳐진 부분들만 곱한 후 더하여 출력 영상을 구하는 방법이다.

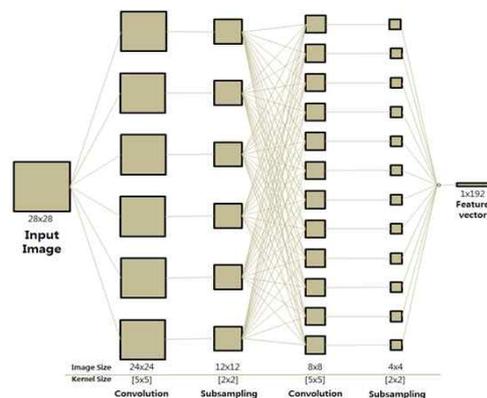


그림 2. CNN의 구조

그림 2는 일반적인 CNN의 구조를 나타낸다. 현재 CNN은 총 5 layers으로 설계되어 있다. 1층은 영상을 입력 입력 단계이고, 2층은 1차 컨볼루션 단계, 3층은 1차 서브샘플링 단계, 4층은 2차 컨볼루션 단계, 5층은 2차 서브 샘플링 단계의 구조를 가지고 있다. 초기 커널 값들은 특정 영역의 임의 값으로 설정된다. 1층에서 한 장의 영상이 입력으로 들어가면 2층에서는 이 영상으로부터 컨볼루션 되어 6개 맵으로 특징이 추출된다. 6개의 맵은 3층에서 서브샘플링을 거쳐 사이즈가 축소된다. 이와 같은 과정의 반복을 통해 마지막 층에서 영상을 단일 벡터로 구성하고, 12개의 맵을 모두 이어 붙이면 한 입력에 대한 특징벡터가 구해진다. 이때, CNN의 구조는 다양하게 설계가 가능하다. 예를 들어 컨볼루션 층 또는 서브샘플링 층의 수를 늘리거나 줄일 수 있고, 컨볼루션 층의 특징 맵의 개수도 변경이 가능하다.

3. LDA

PCA는 고유의 성질상 중요한 몇 가지 제약을 지닌다. 그 중 가장 큰 제약은 데이터를 축약하지만 객체 사이를 잘 분리해서 나타내지 못한다는 점이다. 얼굴 인식은 객체 사이의 구분을 하는 것이 목적이기 때문에 객체 간 구분이 중요하다. 따라서 얼굴 영상의 변화가 객체의 변화 때문인지 아니면 조명이나 표정의 변화 때문인지 구분할 필요가 있다. 이를 보완한 LDA는 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. LDA는 between-class scatter matrix와 within-class scatter matrix의 비율이 최대가 되는 선형 변환법으로 데이터에 대한 특징벡터의 차원을 축소하는 방법이다. between-class scatter matrix S_B 와 within-class scatter matrix S_W 는 각각 다음과 같다.

$$S_B = \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (2)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{K_j} (I_j^i - \mu_i)(I_j^i - \mu_i)^T \quad (3)$$

여기서, C 는 객체의 개수를 나타내고, μ_i 는 각 객체 별 평균영상을 의미하고, μ 는 전체 영상에 대한 평균영상을 나타낸다. K_j 는 i 번째 객체의 영상 개수를 나타낸다. 따라서 S_B 가 최대가 되고, S_W 가 최소가 되는 w 는 다음과 같이 표현된다. 식 2와 3에서 구해진 고유벡터와 고유 값을 식 4에 적용하면, 집단의 판별 정도를 나타낼 수 있는 최적의 고유 벡터를 구할 수 있다. 이 과정을 새로운 영상이 들어왔을 때에도 반복하여 가중치를 구하고

데이터베이스 내 영상들의 가중치와 새로운 영상의 가중치를 비교하여 얼굴 인식을 수행한다. LDA 변환은 각 집단의 특징을 정확히 분류해주는 특성을 가지고 있기 때문에, 얼굴 인식관련 연구에서 많이 사용되고 있다.

$$W = \operatorname{argmax}_w \left| \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \right| \quad (4)$$

III. 얼굴 인식 방법과 얼굴 영상 크기에 따른 인식률 분석

그림 3은 다양한 거리에서 획득된 얼굴 영상 크기별 얼굴 인식률 분석을 위한 실험 방법을 나타내고 있다. 얼굴 인식 알고리즘은 크게 학습 영역과 검증 영역으로 나뉜다. 학습 과정은 다음과 같다. 학습으로 사용되는 얼굴 영상은 1m에서 취득된 얼굴 영상이다. 얼굴 영상이 입력되면 양선형 보간법에 의해 얼굴 영상 크기가 정규화 되고 정규화된 영상은 히스토그램 평활화에 의해 밝기가 정규화 된다[11]. 얼굴 특징 검출 방법으로는 LDA, CNN, CNN+LDA를 각각 사용한다. 일반적으로 CNN은 역전파 과정을 통해 출력데이터의 오차율을 낮추지만 본 논문에서는 역전파 과정을 사용하지 않는다[12]. 즉, 한번의 피드포워드 과정을 사용해 특징을 검출한다. CNN+LDA는 CNN을 통해 생성된 특징을 다시 한번 LDA를 통해 데이터를 축소하는 방식이다. 검증 과정은 다음과 같다. 검증 과정의 경우 학습과 다르게 실제 거리에서 획득된 다양한 크기의 얼굴 영상을 입력으로 한다. 얼굴 영상 크기 정규화와 밝기 정규화는 학습 과정과 동일하다. 최종적으로 검증 과정의 특징과 학습 DB의 특징을 비교해 가장 유사한 값을 가지는 얼굴 영상을 찾아낸다. 이때, 유사도 측정 방법으로는 유클리디언 디스턴스 방법을 사용한다[13].

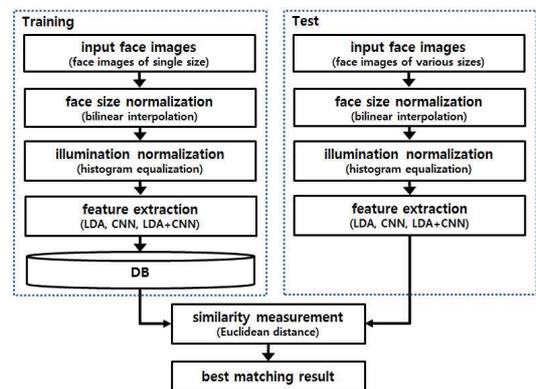


그림 3. 얼굴 영상 크기별 얼굴 인식률 분석을 위한 시스템 흐름도

전통적으로 얼굴 인식 실험에는 Yale DB, MIT Face DB,

FERET DB 등과 같이 주로 사용되는 얼굴 DB가 있다 [14-16]. 이와 같은 DB들을 살펴보면 외부 변화로써 조명, 얼굴 틀어짐, 얼굴 표정 변화 등을 포함하고 있지만 거리 변화에 따른 얼굴 변화, 즉 얼굴 영상 크기를 고려한 DB는 존재하지 않는다. 그러므로 본 논문에서는 얼굴 인식 실험을 위한 거리별 얼굴 DB를 직접 구성하여 사용한다. 표 1은 ETRI 얼굴 DB의 구성으로 u-로봇 테스트 베드 환경에서 취득한 10명의 후보에 대한 얼굴 영상으로 구성되어 있다. 각 후보들은 조명 변화와 거리 변화를 포함하고 있다. 조명 변화는 실내조명을 이용해 연출했고, 거리는 1m-5m까지 변화한다. 후보 1인당 검증 영상은 거리 당 30장씩 총 150장이고, 전체 후보에 대한 검증 영상은 1500장이다. 이때, 학습용 영상은 전체 검증 영상에 포함되지 않는다. 그림 4는 후보 1인에 대해 1m-5m까지의 실제 거리별 얼굴 영상으로 1m 얼굴 크기를 기준으로 정규화된 영상이다.

표 1. ETRI 얼굴 DB

사용 DB	ETRI DB
취득 환경	<ul style="list-style-type: none"> 실내 환경 - 조명 변화 - 거리 변화 - 얼굴 변화
취득 방법	<ul style="list-style-type: none"> 동영상을 통한 프레임 분할
영상 해상도	<ul style="list-style-type: none"> 320(W) × 240(H)
취득 거리	<ul style="list-style-type: none"> 1m-5m
총 후보 수	<ul style="list-style-type: none"> 10명
1인당 얼굴 수 (평균 얼굴 크기)	<ul style="list-style-type: none"> (50×50) : 30장 (25×25) : 30장 (16×16) : 30장 (12×12) : 30장 (10×10) : 30장

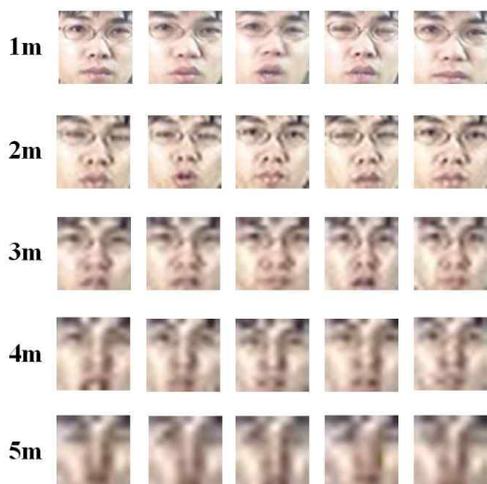


그림 4. ETRI DB의 예

본 논문에서 사용한 얼굴 인식을 판단 방법은 1:1 인증이 아

닌 1:N 검색방법으로써 DB에 저장된 얼굴영상들 중 가장 유사도가 높은 본인 얼굴영상이 Top Rank에 존재할 경우를 인식성공으로 한다. 또한 본 실험에서는 거리에 관계없이 입력 영상에서 얼굴이 모두 검출된다는 가정 하에 실험을 진행하고, 얼굴의 틀어짐이나 회전은 고려하지 않고 그대로 입력으로 사용한다.

표 2. 얼굴 인식 실험 방법

방법 1	1인당 학습영상 - (50×50) : 각 3장 1인당 검증영상 - (50×50)~(10×10) : 각 30장
방법 2	1인당 학습영상 - (50×50) : 각 5장 1인당 검증영상 - (50×50)~(10×10) : 각 30장
방법 3	1인당 학습영상 - (50×50) : 각 10장 1인당 검증영상 - (50×50)~(10×10) : 각 30장

* 얼굴 크기 정규화 : 양선형 보간법
 * 얼굴 밝기 정규화 : 히스토그램 평활화
 * 얼굴 특징 검출 방법 : LDA, CNN, CNN+LDA
 * 유사도 측정 방법 : 유클리디언 디스턴스

다양한 조건에서 인식률의 변화를 분석하기 위해 표 2와 같은 방법으로 실험을 진행한다. 실험 방법에 따라 학습에 사용하는 1인당 영상의 수는 각각 3장, 5장, 10장이다. 이때, 얼굴 영상의 크기는 모두 50×50으로 동일하다. 검증으로는 원본 해상도의 영상에서 추출된 50×50에서 10×10의 다양한 크기의 얼굴 영상을 사용한다. 학습과 검증 과정에서 얼굴 크기 정규화를 위해 양선형 보간법을 사용하고 얼굴 밝기 정규화를 위해 히스토그램 평활화를 사용한다. 학습 영상의 수에 따른 인식률 분석을 위해 얼굴 특징 검출 방법으로는 LDA, CNN, CNN+LDA 방법을 사용한다.

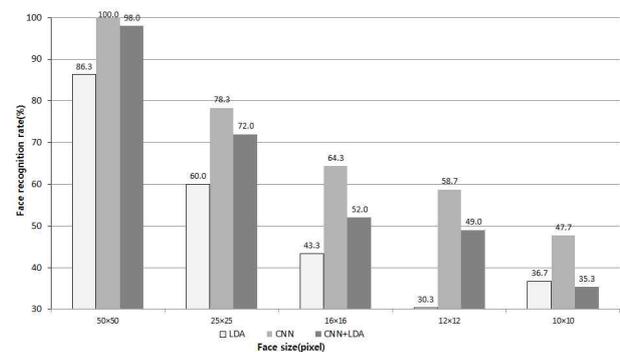


그림 5. 학습 영상 수에 따른 얼굴 인식률 변화(1인당 3장)

그림 5는 실험 방법 1로 1인당 학습 영상을 3장만 사용했을 때 얼굴 인식률의 변화를 나타낸다. 실험결과 얼굴 인식 방법에 따라 LDA, CNN, CNN+LDA 방법이 각각 평균 51.33%, 69.8%, 61.27%로 얼굴 영상 크기가 작아질수록 얼굴 인식률이 크게 감

소한 특징을 나타냈다. 전체 평균 인식률은 CNN을 이용한 방법이 가장 우수했다.

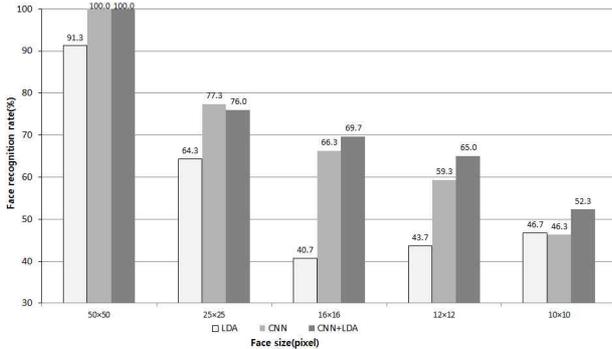


그림 6. 학습 영상 수에 따른 얼굴 인식률 변화(1인당 5장)

그림 6은 실험 방법 2로 1인당 학습 영상을 5장만 사용했을 때 얼굴 인식률의 변화를 나타낸다. 실험결과 얼굴 인식 방법에 따라 LDA, CNN, CNN+LDA 방법이 각각 평균 57.33%, 69.86%, 72.60%의 성능을 나타냈다. 학습 영상의 수가 증가함에 따라 LDA와 CNN+LDA를 이용한 방법은 평균 인식률이 크게 증가한 반면 CNN을 사용한 방법은 인식률의 차이가 크게 발생하지 않았다.

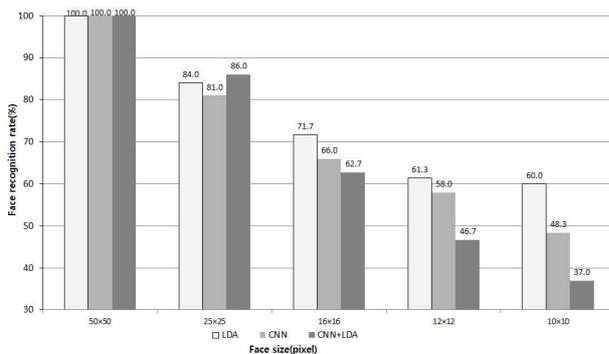


그림 7. 학습 영상 수에 따른 얼굴 인식률 변화(1인당 10장)

그림 7은 실험 방법 3로 1인당 학습 영상을 10장 사용했을 때 얼굴 인식률의 변화를 나타낸다. 실험결과 얼굴 인식 방법에 따라 LDA, CNN, CNN+LDA 방법이 각각 평균 75.40%, 70.67%, 66.47%의 성능을 나타냈다. 학습 영상의 수가 계속 증가함에 따라 LDA를 사용한 방법이 다른 방법들에 비해 인식률이 크게 증가함을 확인할 수 있다.

본 논문에서는 전체 실험을 통해 학습 영상의 수가 많을 경우에는 LDA 방법을 사용하지만 학습 영상의 수가 적을 경우에는 CNN을 사용했을 때 가장 우수한 인식성능을 나타냄을 확인했다. 또한, 얼굴 영상의 크기가 15x15보다 작은 경우는 얼굴 인식

성능이 급격히 떨어짐을 확인할 수 있었다.

IV. 결 론

기존 얼굴 인식의 경우 근거리 고해상도 얼굴 영상에서 우수한 성능을 나타내지만 원거리 저해상도 얼굴 영상에 취약한 문제점을 나타냈다. 본 논문에서는 학습 영상의 수 및 다양한 얼굴 특징 검출 알고리즘을 이용해 저해상도 얼굴 인식에 적합한 방법을 분석한다. 본 논문에서는 다양한 거리에서 추출된 거리별 얼굴 영상 크기 정규화를 위해 양선형 보간법을 사용했고, 조명 밝기 정규화를 위해 히스토그램 평활화를 사용했다. 얼굴 특징 추출 방법으로는 LDA, CNN, CNN+LDA 방법을 사용했다. 이때, CNN은 시간 단축을 위해 역전파 과정을 사용하지 않고 한번의 피드포워드만 수행했다. 실험결과, 학습 영상의 수가 많은 경우 LDA를 사용한 방법이 가장 우수했지만, 학습 영상의 확보가 용이하지 않는 경우 CNN을 사용하는 것이 좋다. 또한, 15x15 크기 이하의 얼굴 영상은 얼굴 인식에 적합하지 않다.

References

- [1] 전범중, “국내의 지능형 CCTV 영상감시 산업동향,” 정보통신표준정책실식, 제142권, 50-55쪽, 2012년 8월
- [2] 정치운, 한종욱, “지능형 영상 분석 이벤트 탐지 기술동향,” 전자통신동향분석, 제27권, 제4호, 66-73쪽, 2012년 8월
- [3] 문현찬, “지능형 CCTV 기술 및 시장 동향,” 정보통신연구진흥원 주간기술동향, 통권1361호, 13-27쪽, 2008년 8월
- [4] L. Wiskott, J.M. Fellous, N. Krueger, and C. von der Malsburg, “Face recognition by elastic bunch graph matching,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 776-779, July 1997.
- [5] M.A. Turk and A.P. Pentland, “Eigenfaces for recognition,” *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [6] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, “Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition using class specific linear projection,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, July 1997.
- [7] X.X. Niu and C.Y. Suen, “A novel hybrid CNN-SVM classifier for recognizing handwritten digits,” *Pattern Recognition*, vol. 45, No. 4, pp. 1318-1325, 2012.

- [8] G. Lv, "Recognition of multi-fontstyle characters based on convolutional neural network," *International Symposium on Computation Intelligence and Design*, vol. 2, pp. 223-225, 2011.
- [9] Z. Wang, Z. Miao, Q.M.J. Wu, Y. Wan, and Z. Tang, "Low-resolution face recognition: a review," *The Visual Computer*, vol. 30 no. 4, pp.359-386. Aug. 2014.
- [10] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital image processing*, Prentice Hall, 2008.
- [11] M. Abdullah-Al-Wadud, M.H. Kabir, M.A.A. Dewan, and O. Chae, "A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 53, vol. 2, pp. 593-600, 2007.
- [12] 문해민, 반성범, "역전파가 제거된 CNN을 이용한 저해상도 얼굴 인식에 관한 연구," 한국스마트미디어학회 2015 추계학술대회, pp. 361-362, 2015.
- [13] R.O. Duda, P.E. Hart and D.G. Stork, *Pattern Classification*, Second Edition, Wiley-interscience, 2001.
- [13] A.S. Georghiadis, P.N. Belhumeur, and D.J. Kriegman, "From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 643-660, June 2001.
- [14] B. Weyrauch, B. Heisele, J. Huang, and V. Blanz, "Component-based face recognition with 3D morphable models," *Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, pp. 85-89, June 2004.
- [15] P.J. Phillips, H. Moon, P.J. Rauss, and S. Rizvi, "The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 10, Oct. 2000.

 저자 소개



문해민(일반회원)

2009년 조선대학교 공학사 졸업
 2010년 조선대학교 공학석사 졸업
 2015년 조선대학교 공학박사 졸업
 <주관심분야 : 영상압축, 영상처리, 워터마킹>



박진원(정회원)

1987년 미국 오하이오 주립대학교 산업시스템공학과 석사, 박사
 1988년~1999년 한국전자통신연구원 책임연구원
 2000년~현재 홍익대학교 게임학부 게임소프트웨어전공 교수
 <주관심분야 : 모델링&시뮬레이션, 시뮬레이션을 이용한 시스템 최적화, 공학교육>



반성범(정회원)

1999년 서강대학교 공학박사 졸업
 2005년~현재 조선대학교 전자공학과 교수
 <주관심분야 : 바이오인식, 영상처리, VLSI 신호처리>