

오류-역전파 신경망 기반의 얼굴 검출 및 포즈 추정

이 재 훈[†] · 전 인 자[†] · 이 정 훈[†] · 이 필 규^{††}

요 약

얼굴 검출은 디지털화 된 임의의 정지 영상 혹은 연속된 영상으로부터 얼굴 존재 유무를 판단하고, 얼굴이 존재할 경우 영상 내 얼굴의 위치, 방향, 크기 등을 알아내는 기술로 정의된다. 이러한 얼굴 검출은 얼굴 인식이나 표정인식, 헤드 제스처 등의 기초 기술로서 해당 시스템의 성능에 매우 중요한 변수 중에 하나이다. 그러나 영상 내의 얼굴은 표정, 포즈, 크기, 빛의 방향 및 밝기, 안경, 수염 등의 환경적 변화로 인해 얼굴 모양이 다양해지므로 정확하고 빠른 검출이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 오류-역전파 신경망을 사용하여 몇 가지 환경적 조건을 극복한 정확하고 빠른 얼굴 검출 방법을 제안한다. 제안된 방법은 표정과 포즈, 배경에 무관하게 얼굴을 검출하면서도 빠른 검출이 가능하다. 이를 위해 신경망을 이용하여 얼굴 검출을 수행하고, 검색 영역의 축소와 신경망 계산 시간의 단축으로 검출 응답 시간을 빠르게 하였다. 검색 영역의 축소는 영상 내 피부색 영역의 분할과 차영상을 이용하였고, 주성분 분석을 통해 신경망의 입력 벡터를 축소시킴으로써 신경망 수행 시간과 학습 시간을 단축시켰다. 또, 추출된 얼굴 영상에서 포즈를 추정하고 눈 영역을 검출함으로써 얼굴 정보의 사용에 있어 보다 많은 정보를 추출할 수 있도록 하였다. 얼굴 검출 실험은 마할라노비스 거리를 사용하여 검출된 영상의 얼굴 여부를 판정하고, 성공률과 시간을 측정하였다. 정지 영상과 동영상에서 모두 실험하였으며, 피부색 영역의 분할을 사용할 경우 입력 영상의 칼라 설정의 유무에 따른 검출 성공률의 차를 보였다. 포즈 실험도 같은 조건에서 수행되었으며, 눈 영역의 검출은 안경의 유무에 따른 실험 결과를 보였다. 실험 결과 실시간 시스템에 사용 가능한 수준의 검출률과 검색 시간을 보였다.

Back-Propagation Neural Network Based Face Detection and Pose Estimation

Jae-Hoon Lee[†] · In-Ja Jun[†] · Jung-Hoon Lee[†] · Phill-Kyu Rhee^{††}

ABSTRACT

Face Detection can be defined as follows : Given a digitalized arbitrary image or image sequence, the goal of face detection is to determine whether or not there is any human face in the image, and if present, return its location, direction, size, and so on. This technique is based on many applications such face recognition, facial expression, head gesture and so on, and is one of important quality factors. But face in a given image is considerably difficult because facial expression, pose, facial size, light conditions and so on change the overall appearance of faces, thereby making it difficult to detect them rapidly and exactly. Therefore, this paper proposes fast and exact face detection which overcomes some restrictions by using neural network. The proposed system can be face detection irrelevant to facial expression, background and pose rapidly. For this, face detection is performed by neural network and detection response time is shortened by reducing search region and decreasing calculation time of neural network. Reduced search region is accomplished by using skin color segment and frame difference. And neural network calculation time is decreased by reducing input vector size of neural network. Principle Component Analysis (PCA) can reduce the dimension of data. Also, pose estimates in extracted facial image and eye region is located. This result enables to use more informations about face. The experiment measured success rate and process time using the Squared Mahalanobis distance. Both of still images and sequence images was experimented and in case of skin color segment, the result shows different success rate whether or not camera setting. Pose estimation experiments was carried out under same conditions and existence or nonexistence glasses shows different result in eye region detection. The experiment results show satisfactory detection rate and process time for real time system.

키워드 : 얼굴 인식(Face Recognition), 얼굴 추출(Face Detection), 생체 인식(Biometric Recognition), 생체 보안(Biometric Security), 신경망(Neural Network)

1. 서 론

최근 컴퓨터 관련 산업의 화두는 인간이 보유하고 있는 지능과 감각 능력을 가장 인간에 가까운 형태로 컴퓨터에 이식하는 것이다. 인간이 가진 감각 능력 중에서도 특히 시각과 청각은 그러한 관심의 중심이 되고 있으며, 그 중에서

도 시각을 컴퓨터에 이식하는 분야인 인공지능은 잠재적인 응용분야와 상업성, 인공지능의 중심이 되는 기술임을 고려해 볼 때 매우 중요한 연구과제 중에 하나다.

얼굴 정보의 인식과 분석은 이러한 인공지능의 중요한 부분을 차지하고 있으며, 다양한 연구들이 오랫동안 진행되어 온 분야 중에 하나다. 얼굴 정보의 사용은 사람과 컴퓨터간의 인터페이스(Human-Computer Interaction)를 획기적으로 개선시켜 줄 수 있으며, 높은 수준의 보안 시스템에도 적용할 수 있기 때문이다. 예로서, 컴퓨터가 사용자의 표정

[†] 준 회원 : 인하대학교 대학원 전자계산공학과

^{††} 종신회원 : 인하대학교 전자계산공학과 교수

논문접수 : 2002년 8월 31일, 심사완료 : 2002년 9월 27일

을 분석해서 현재 정보에 대한 사용자의 관심정도나 사용자의 기분 등을 파악할 수 있다면 사용자 모델링(User Modeling)이나 지능형 에이전트(Intelligent Agent)로서의 활용이 가능해진다. 또, 열쇠나 카드 같은 불편한 보조 장치 없이, 출입자의 얼굴을 인식하여 허가된 사람만 출입하도록 하는 보안장치로 사용될 수도 있다.

그러나 이렇게 얼굴 정보를 이용하는 시스템에서 가장 근본적으로 해결 되어야 할 문제는 주어진 영상에서 얼굴 영역의 위치를 정확히 추정하고, 나아가 눈, 코, 입과 같은 얼굴 구성 정보의 위치와 포즈 등의 추가적인 정보들을 정확히 추출해야 하는 것이다. 또한, 대부분의 얼굴 정보를 이용한 시스템들은 온라인에서 동작하거나 수 초내의 처리 결과를 요구하는 것들이 대부분이므로 이러한 작업은 실시간으로 이루어져야 한다. 이는 얼굴 정보를 이용하는 시스템의 성능을 좌우하는 매우 중요한 요인이 되므로, 정확하고 빠른 얼굴 검출 및 얼굴 구성 정보의 추출에 관한 연구는 매우 중요하며 필수적이다.

본 논문에서 제안하는 얼굴 검출은 디지털화 된 임의의 정지 영상 혹은 연속된 영상으로부터 얼굴의 존재 유무를 판단하고, 얼굴이 존재 할 경우 영상 내에 존재하는 얼굴의 위치, 방향, 크기 등을 알아내는 기술로 정의 할 수 있다. 또한 얼굴 구성정보의 추출은 앞서 찾아진 얼굴에서 눈이나, 코, 입 등의 위치를 정확히 추정하는 기술로 정의할 수 있다. 그러나 사람의 얼굴은 표정, 포즈, 크기, 빛의 방향 및 밝기, 안경, 수염 등의 환경적 요인으로 인해 그 모습이 아주 다양하게 변화하기 때문에 사람의 얼굴을 정확하고 빠르게 검출하는 것은 쉽지 않은 문제이다. 이와 같이 얼굴검출에 장애가 되는 요인은 크게 내적 요인과 외적 요인으로 나눌 수 있다. 내적 요인은 얼굴 자체의 특성상 가지게 되는 표정의 변화, 포즈의 변화, 크기의 변화 등이 이에 속하고, 외적요인에는 주변의 조명에 의해 발생하는 변화, 안경 및 수염 등에 의한 변화가 이에 속한다. 이중에서 특히 조명은 빛의 세기, 색상, 물체에 대해 놓인 위치 등에 의해 인식하고자 하는 대상에 무수히 많은 변화를 주며 또한 물체의 모양은 포즈에 의해서도 무수히 많은 변형을 갖는다. 그러나 급격한 조명의 변화는 인간의 눈으로도 구별하기 힘들며, 동일 물체라도 매우 달라 보이게 마련이다. 따라서 대부분의 얼굴 검출 시스템은 적당한 조명 변화를 가정으로 한다. 다만, 조명을 제외한 대부분의 변화는 수용하고, 어떠한 배경영상에서도 빠른 시간 안에 얼굴을 검출해 낼 수 있는 시스템이어야 한다.

본 논문에서는 신경망을 기반으로 복잡한 배경의 영상에서 빠르고 정확하게 얼굴의 위치를 검색하고, 아울러 포즈 정보와 눈 영역의 위치 정보를 추출하는 방법을 제안한다. 단, 얼굴의 기울어짐은 10° 이내로 한정하였고, 한 영상에 하나의 얼굴만 검출하는 것으로 한다.

영상이 입력되면 칼라 정보, 움직임 정보 등을 이용하여 얼굴이 위치한 근처 영역을 빠른 시간 안에 찾아낸다. 얼굴 영역의 대략적인 위치가 추정되면, 신경망을 적용하여 정

한 얼굴의 위치 및 크기 정보를 추출한다. 또, 추출된 얼굴의 위치 및 크기 정보를 이용하여 추가적으로 얼굴의 포즈 정보와 눈 영역의 위치 정보를 추출한다. 수행 시간 단축을 위해 주성분 분석(Principle Component Analysis)을 통한 신경망 입력 벡터의 차원 감소를 수행한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 얼굴 검출에 대한 기존 연구방향을 기술하고 3장에서는 신경망과 주성분 분석의 기본 개념을 설명한다. 4장에서는 얼굴 영역의 검출과 검출된 얼굴의 포즈를 판별하는 방법을 기술하고, 5장에서는 앞서 추정된 얼굴에서 눈 영역을 추출하는 방법에 대해 설명한다. 6장은 제안된 방법의 실험 결과, 7장에서는 실험 결과를 바탕으로 결론 및 향후 연구과제에 대해 기술한다.

2. 관련 연구

얼굴 영역 검출에 관한 기존 연구들을 종합해 보면 다음과 같이 4가지로 분류할 수 있다.

- ① 지식 기반의 하향식 모델
(knowledge-based top-down Model)
- ② 특징 기반의 상향식 모델
(Feature-based Bottom-up Model)
- ③ 형판 정합 모델(Template Matching Model)
- ④ 외형 기반 모델(Appearance-based Model)

우선 지식 기반의 하향식 모델은 얼굴에 대한 일반적인 선행 지식을 바탕으로 일정한 모델 혹은 규칙을 정한 후, 이를 바탕으로 얼굴 검출을 수행한다.

특징 기반의 상향식 모델은 지식 기반의 하향식 모델과 달리 인간의 얼굴들에서 공통적인 특징들을 추출해 내고, 이를 기반으로 얼굴 검출을 수행한다.

형판 정합 모델은 표준적인 얼굴의 패턴(Pattern)을 미리 구성하고, 입력 영상과의 상관관계를 비교하여 얼굴을 찾아내는 방법이다.

끝으로, 외형 기반 모델은 통계적이고 수학적 방법으로 얼굴 패턴(Pattern)을 추출하고, 이를 바탕으로 얼굴 검출을 수행하며, 신경망(Neural Network), 고유 얼굴(Eigen Face), SVM(Support Vector Machine), HMM(Hidden Markov Model) 등을 이용한 얼굴 검출이 이에 해당된다.

3. 신경망 및 주성분 분석

3.1 신경망

일반적으로 말하는 인공 신경망은 인간 두뇌의 학습 기능을 컴퓨터에 이식하기 위해 고안되었다. 학습의 기능을 갖는 사람의 두뇌는 다수의 뉴런이 서로 연결된 신경망으로 구성되어 있는데, 인공 신경망은 이러한 생물학적 신경망에서 아이디어를 얻어 사람의 두뇌를 그래프 형태와 수학적 알고리즘으로 모델링한 것이다. 신경망은 생물학적 뉴

련을 모델링한 유닛(unit)들과 그 유닛 사이의 가중치 연결(weighted-connection)들로 이루어지며 각 신경망 모델에 따라 다양한 구조와 각기 독특한 학습 규칙을 갖는다[1].

본 논문에서 사용된 신경망 모델은 다층 퍼셉트론(multi layer perceptron)으로, 오류역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 사용하였다. 역전파 신경망은 Rumelhart 등에 의해 구체화된 알고리즘으로, 직감적이 이해가 가능하며 비교적 쉬운 프로그래밍 때문에 주로 패턴인식, 제어 등에서 많이 사용된다.

3.2 주성분 분석

주성분은 패턴 집합의 공분산 행렬에서 얻어진 고유 벡터(Eigen Vector)방향으로 패턴을 사영(Projection)하는 방법으로, 정규 직교 기저 벡터(orthonormal base vector)로 이루어진 주성분(principle component)들의 집합으로 이루어진다. 주성분(principal component, PC)은 가능한 한 최대 분산을 갖도록 한 서로 상호 관련성이 없는 다변량들의 선형결합이다. 따라서 이러한 주성분의 특징은 크게 두 가지로 볼 수 있는데, 하나는 데이터들의 고유한 특징들을 분리해 낼 수 있다는 것과, 이러한 고유의 특징들을 선별함으로써 원시 데이터의 데이터 량을 크게 축소할 수 있다는 것이다. 특히 각 주성분이 갖는 변이의 크기를 기준으로 그 중요도의 순서를 생각할 수 있는데, 그들 중 몇 개의 주성분에 원 데이터에 내재하는 전체 변이 중 가능한 한 많은 부분이 보유되도록 변환시킴으로써 정보의 손실을 최소화하는 동시에 차원의 축소(dimension reduction)를 기할 수 있게 된다[2].

4. 얼굴영역의 검출 및 포즈의 추정

4.1 전처리

본 논문에서는 기본적인 영상 개선 알고리즘으로 알려진 히스토그램 평활화(Histogram Equalization)를 전처리 과정으로 수행 하였고, 이렇게 추출된 영상을 1차원 벡터로 변형하였다

4.1.1 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 영상의 히스토그램이 평탄하게 되도록 명암값의 재분배를 통해 농도를 조절하는 것이다.



(a) 히스토그램 평활화 수행 전 (b) 히스토그램 평활화 수행후
(그림 1) 히스토그램 평활화

4.1.2 벡터의 정규화

외부 영향에 의한 변화를 상쇄시키기 위하여, 신경망의 학습 벡터를 생성하기 전, 정규화 과정을 거친다. 정규화 과정은 추출된 이미지 각각의 픽셀값을 0과 1 사이의 값으로 변환시킴으로써 수행된다. 본 논문에서 사용한 정규화식을 아래에 나타냈다.

$$\text{if } (\max = \min) \text{ then } N_i = \frac{\max - C_i}{\max - \min} \quad (1)$$

$$\text{else } N_i = 0$$

4.1.3 영상의 1차원 벡터 변환

영상은 x와 y의 좌표를 갖는 2차원 데이터이다. 따라서 이를 신경망의 입력 벡터 사용하기 위해서는 1차원 벡터 형태로 바꾸어 줄 필요가 있다.

일반적으로 영상을 1차원 벡터화 하는 경우, 영상의 좌측 상단에서 우측 하단의 방향으로 1차원 벡터화 하나, 본 논문에서는 얼굴 영상의 대칭적 특성을 강조하기 위해 영상을 단위 셀(Cell)로 나누어 1개의 셀, 4개의 셀, 16개의 셀에 의한 3가지 다른방법으로 벡터화를 시도하였다.

4.2 신경망의 학습 및 데이터의 수집

신경망 학습에서 가장 중요한 것은 학습 데이터의 구성이다. 학습 데이터의 구성에 따라 시스템의 성능이 좌우되며, 최종 결과물 또한 달라진다.

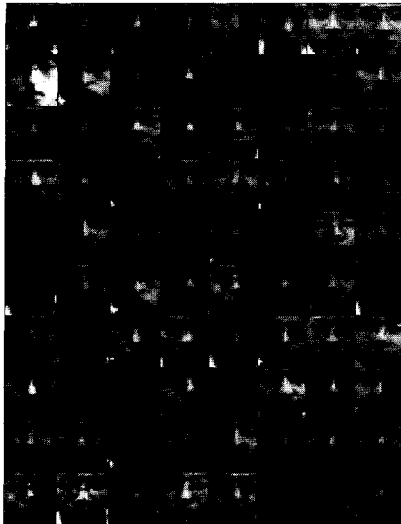
본 논문에서 사용한 얼굴의 학습 데이터와 얼굴이 아닌 영상의 학습데이터를 다음 (그림 2)에 나타냈다.

학습 데이터는 얼굴 영상의 경우, 얼굴이 포함된 다양한 영상에서 얼굴 영역만을 수작업으로 떼어 내고, 이를 20×20의 크기로 재조정하였다. 또한, 포즈 검출을 고려하여 다양한 포즈를 얼굴 데이터 영상으로 선정하였다. 비 얼굴(non-face) 영상의 경우, 1차적으로는 임의의 영상의 배경이나, 기타 얼굴이 아닌 부분을 임의로 잘라 20×20의 영상 크기로 재조정하였다. 또한, 1차 학습 후 신경망을 통해 추출된 얼굴 영상 중, (그림 2)(b) 아랫부분 영상과 같이 얼굴 영역이라도 정확하게 눈썹과 눈, 코, 입이 모두 포함되어 있지 않았을 경우도 비 얼굴 영상 데이터로 분류하여 재학습한다. 이렇게 얼굴 영역이 완전히 포함되지 않은 학습 데이터들은 신경망의 검출 결과들을 사용한다.

완전한 얼굴 영역만을 중심으로 학습시킨 신경망으로 얼굴 영역을 검색하면, 얼굴 근처의 영역까지 모두 얼굴 영역으로 판정한다. 즉, 눈이나 코, 입 등의 얼굴 구성 요소가 완전히 포함되지 않았어도 얼굴 영역으로 판정하게 되는데, 이러한 영상들을 비 얼굴 데이터로 분류하여, 이전의 비 얼굴 데이터와 함께 재학습 시켜야 한다. 이는 정확한 얼굴 영역 검출을 위해 반드시 필요한 과정이며, 반복적으로 수행해야 한다. 본 논문에서는 4번의 반복적인 학습을 수행하였다.

학습 시 중요한 또 하나의 요소는 학습 데이터의 수이며, 이는 검출의 성공률과 밀접한 관계가 있다. 학습 데이터의 수가 많을수록 검출 오차가 적어지며, 잘못 추출되는 오 검

출의 경우도 줄어든다. 본 논문에서는 총 3800개의 학습 데이터틀 사용하였다.



(a) 얼굴영상



(b) 비얼굴 영상

(그림 2) 신경망 학습 데이터

이렇게 추출된 학습 데이터는 히스토그램 평활화와 정규화를 수행하고 이를 1차원 벡터화 한다. 이 벡터는 신경망의 입력 노드를 구성하게 되며, 따라서 신경망의 입력 노드는 400개가 된다. 영상의 1차원 벡터화 방법은 앞서 언급한 4개의 셀과 16개의 셀에 의한 2가지 방법을 사용하며, 따라서 최종 얼굴 영역의 판정은 두 가지 방법으로 학습된 두 개의 신경망을 통과하여 모두 얼굴 영역으로 판정되었을 경우만 얼굴 영역으로 인정한다.

출력 노드의 수는 수렴속도를 높이기 위해 1(Face)과 0(Non-Face)이 아닌 0.95와 0.05로 설정하였다. 시그모이드 함수의 특성이 정확히 0과 1에 수렴하지 않기 때문에, 해당 값보다 약간 작은 값을 택함으로써 학습시간을 단축시킬 수 있다.

학습 시 중요한 요소 중에 하나는 은닉 노드의 개수를 정하는 것이 매우 중요하다. 그러나 은닉 노드의 개수를 정하는 것은 특별한 규칙이 없기 때문에, 네트워크를 형성시킬 수 있는 가장 최소의 개수를 응용하는 분야에 맞게 실험을 통하여 결정하였다. 본 논문에서는 입력 노드 개수의 반으로 정했다. 또, 모멘텀 상수는 0.9로 학습 상수는 0.45로, 오차는 0.1로 지정했다.

4.3 얼굴 영역의 검색

본 논문에서는 얼굴 검출 시스템의 전체적인 수행 시간을 단축할 수 있는 방법들을 제안한다.

4.3.1 칼라정보를 이용한 검색영역의 축소

본 논문에서는 일반적인 RGB방식의 칼라 표현을 HSI 칼라 모델로 변환하여 피부색을 표현하고, 이를 바탕으로 복잡한 배경 영상에서 얼굴이 가질 수 있는 최소한의 영역만을 신경망으로 검색하도록 하여 수행시간을 단축한다. HSI 공간에서 피부색의 범위는 인하대학교 지능 미디어 연구실에서 연구했던 HSI 칼라 모델[4]을 이용하였다.

RGB 칼라 영상이 입력되면, 이를 HSI 공간으로 변형하여 피부색 영역만을 이진 영상으로 나타낸다. 이 이진영상은 잡음이 많으므로, 연결성이 약한 픽셀을 제거하고 모폴로지 연산을 수행하여 이후에 수행할 연결 요소 분할에서 너무 많은 분할 요소들이 나오지 않도록 하며, 동시에 잡음영역을 제거해 준다. 모폴로지 연산을 마치면 최종적으로 연결 요소 분할을 수행하여 실제 얼굴검출이 수행될 1차 얼굴영역을 구한다. 연결 요소 분할(Connected Components Labelling)은 이진화 된 이미지에서 화소의 연결 상태를 추적하여 연결되어 있는 영역으로 분할하는 방법이다[5].

4.3.2 차영상을 이용한 검색영역의 축소

차영상은 연속된 영상 프레임들의 차를 표현한 것으로, 일정한 배경으로부터 움직이는 물체를 추출하기 위한 방법으로 사용된다. 차영상에 의한 움직임 검출 방법은 매우 간단하며 따라서 처리 속도가 빠르다는 장점을 갖기 때문에 빠른 검색 영역의 추출에 적합하다.

본 논문에서는 연속된 두 장의 프레임 차에 의한 움직임 검출 방법을 사용한다

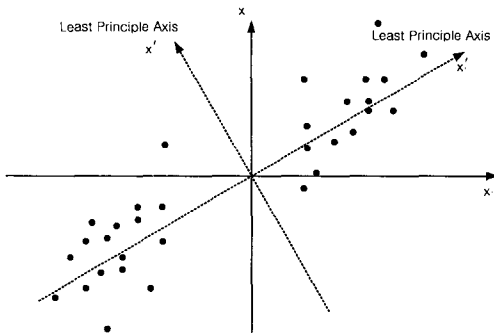
4.3.3 주성분 분석에 의한 신경망 속도개선

본 논문에서는 주성분 분석이 갖는 차원 감소 효과를 이용하여 신경망 입력 벡터의 수를 줄임으로써, 학습 속도의 개선하고 검색 수행시간을 단축하였다.

● 고유 얼굴(Eigenface)의 생성

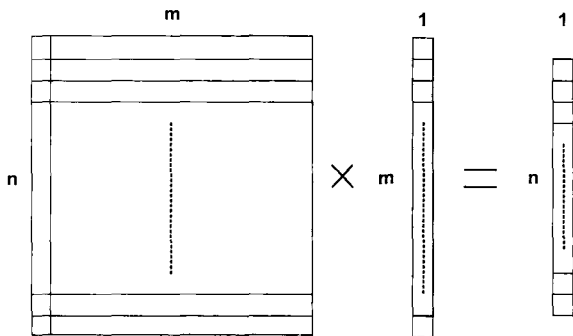
고유 얼굴은 얼굴만이 존재하는 낮은 차원의 영상공간을 구성하는 좌표계에 해당하는 벡터들을 말한다. 즉, 얼굴 영상을 $n \times n$ 크기의 1차원 열벡터로 표현할 때, 모든 얼굴이 공통적으로 표현 될 수 있는 차원이 존재 하며, 이에 해당

하는 좌표계 벡터들이 고유 얼굴이다.



(그림 3) 고유 벡터

본 논문에서는 1,200개의 얼굴 데이터로부터 고유 얼굴을 생성하였다. 생성된 고유 벡터는 400×400의 정방행렬이 되고, 이 중에서 유효한 고유값을 적절히 선택하면 (그림 4)와 같이 차원을 줄일 수 있다[6].



(그림 4) 차원의 감소

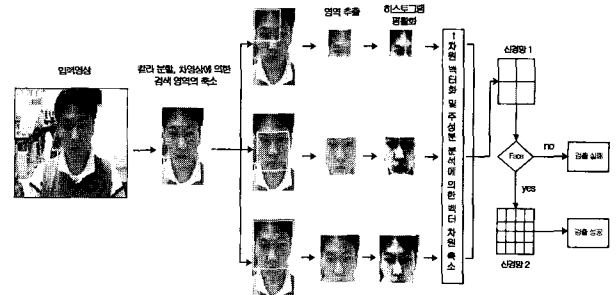
고유 얼굴들 중에서 몇 개만을 사용할 것인지, 또 선별적으로 사용되어 어떤 고유 얼굴을 사용할 것인지, 즉 고유 얼굴의 선택 등은 얼굴 검출의 성공률과 매우 밀접한 관계가 있다. 또, 신경망의 학습 시간에도 많은 영향을 끼친다. 본 논문에서는 여러 번의 실험을 통하여 속도와 정확도 면에서 가장 좋은 고유 얼굴을 선택하고 그 수를 정하였으며, 그 과정은 실험결과에 명시하였다.

4.3.4 신경망의 적용

(그림 5)에 얼굴 검출 흐름도를 나타냈다. 영상이 입력되면 칼라 분할과 차영상에 의해 검색 영역을 축소한다. 검색 영역을 축소 할 때는 칼라 분할과 차영상에 의해 추출된 영역을 약간 확장하여 검색 영역의 축소 시 오류를 최소화 한다.

검색은 영상의 좌측 상단부터 우측 하단의 순서로 이루어지며, 시간의 감소를 위하여 2픽셀의 간격으로 좌에서 우로, 위에서 아래로 이동하며 20×20의 서브 이미지(sub image)를 생성하고, 히스토그램 평활화와 정규화, 1차원 벡터화 및 주성분 분석에 의한 차원 감소를 수행한다. 이렇게 추출된 1차원 벡터를 학습된 신경망에 통과시켜 얼굴 여부를 판단한다.

신경망은 (그림 5)에서 나타난 두 가지 방법의 일차원 벡터화 방법으로 학습되어 있으므로 이 두개의 신경망 모두의 결과가 얼굴 영역으로 인정할 경우만 얼굴 영역으로 판정한다.

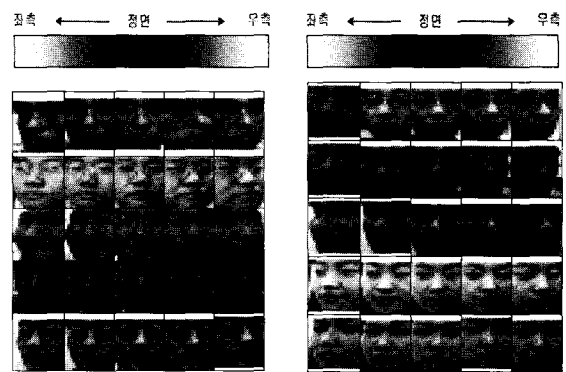


(그림 5) 신경망의 적용

얼굴 영역으로 판정되면, 영역의 위치 정보와 크기 정보를 저장하고 검색을 종료한다. 만약, 최종 검색 영역까지 얼굴 영역이 추출되지 않으면 얼굴 검출에 실패한 것으로 한다.

4.4 포즈 추정

포즈 추정 단계를 위한 학습의 경우 정면과 왼쪽, 오른쪽 얼굴을 구별해야 하므로 출력 노드의 개수가 앞선 얼굴 검출을 위한 신경망보다 많다. 본 논문에서는 출력 노드의 값을 -0.95, 0.05, +0.95의 3단계로 구분하고, 각각을 좌측, 정면, 우측으로 지정하였다. 기타 학습 상수는 동일하게 하였으며, 학습 데이터는 각 1,000개씩 총 3,000개의 얼굴 데이터를 사용하였다.



(그림 6) 포즈 구별 학습데이터

포즈의 추정은 얼굴 영역의 정보가 결정된 다음 수행된다. 얼굴 영역이 검출되면, 신경망에 의한 포즈 추정을 위해 해당 얼굴 이미지를 20×20의 영상으로 변환한다. 변환된 얼굴 영역의 이미지는 얼굴 검출의 방법과 동일하게 히스토그램 평활화와 정규화, 1차원 벡터 변환, 주성분 분석을 통한 차원의 축소를 통해 포즈 검출을 위한 신경망의 입력으로 사용한다.

입력 영상에서 얼굴이 검출되면 4.1절에서 언급한 전처리를 수행하고, 4.2절의 주성분 분석에 의해 차원이 감소된 1

차원 벡터를 신경망에 입력하여 포즈를 추정한다. 포즈 검출에서도 1차원 벡터화 방법을 달리하여 두 개의 신경망을 구성한다. 포즈의 최종 결정은 두 신경망이 동일한 포즈로 추정하였을 때로 하며, 두 신경망의 결과가 다를 경우 포즈 추정에 실패한 것으로 한다.

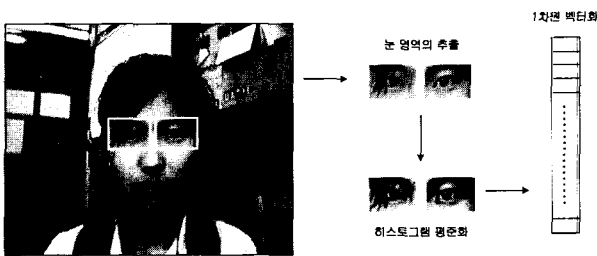
5. 눈 영역의 검출

5장에서는 신경망에 의한 눈 영역의 검출에 대해 기술한다.

5.1 학습데이터 수집 및 신경망 학습

눈 영역의 검출을 위한 신경망 학습 데이터의 수집은 얼굴 검출을 위한 학습 데이터의 수집과 유사하다. 본 논문에서 학습에 사용한 눈의 크기는 15×10으로 설정하였다. 눈의 경우 일반적으로 13×9보다 작아질 경우, 해상도의 문제로 인해 눈만이 갖는 고유한 특성이 사라진다[7]. 따라서, 13×9보다 약간 큰 15×10의 크기를 최소 눈의 크기로 설정하고 학습 및 검출을 수행한다.

눈 영역 검출을 위한 신경망 학습에 사용된 학습 데이터들은 얼굴 영역이 포함된 영상에서 눈 영역만을 30×20의 크기로 잘라 낸 후, 영역의 크기를 15×10으로 줄여서 얻는다. 이때 눈이 추출하는 영역의 중심에 오도록 하며, 눈이 중심에 있지 않는 영상은 눈 영역의 학습 데이터로 사용하지 않는다. 이렇게 추출된 눈 영역의 이미지는 얼굴 영역과 같은 방법으로 히스토그램 평준화와 정규화 과정에 의한 전처리 작업을 수행하고, 1차원 벡터화 하여 신경망의 입력으로 사용한다



(그림 7) 눈 영역 학습 데이터

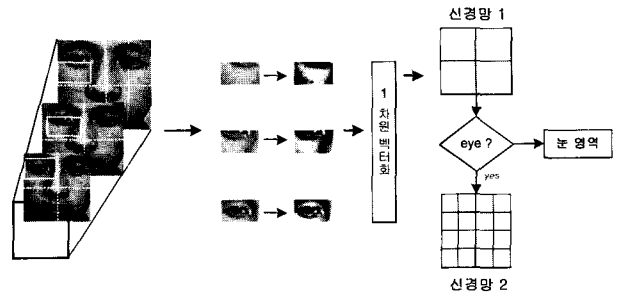
5.2 눈 영역 검색 알고리즘

눈 영역의 경우, 얼굴과는 달리 외적인 변화 요인이 비교적 심하다. (그림 7)과 같이 여자들의 경우, 머리카락이 눈을 가리는 경우가 매우 많다. 또한, 다른 곳에 비해 어둡게 나타나기 때문에, 조명에 취약하며, 안경 등의 영향을 매우 심하게 받는다. 그러나 안경의 경우는 지속적인 학습으로 해결이 가능하고, 조명은 앞서 언급한 바와 같이 사물이 심하게 변하지 않는 적당한 조명 상태, 혹은 조명 변화에서 수행하게 된다. 따라서 머리카락이 눈을 가리는 경우만 제외하면 눈 영역의 검출은 효과적으로 수행 될 수 있다.

눈 영역의 검출시 오류를 발생하는 요인 중에 하나는 눈썹과 눈의 혼동이다. 눈썹은 눈과 비슷한 모양과 위치 때문

에 눈으로 오인하기 쉽다. 실질적인 응용 시스템들에 있어 이는 시스템의 성능과 신뢰도를 저하시키는 요인 중에 하나다. 입력되는 영상의 해상도가 낮을수록 눈썹과 눈의 구별이 어려워지며, 특히 얼굴 영역이 잘못 추출되었을 경우 오류 가능성은 더욱 높아진다.

따라서 본 논문에서는 이를 방지하기 위해서는 영역의 아래부터 우측으로 검색을 수행한다. 이는 눈썹보다 눈을 먼저 검색하도록 함으로써 눈썹이 눈으로 오인될 확률을 줄이고자 함이다.



(그림 8) 눈영역 검색 알고리즘

6. 실험 결과

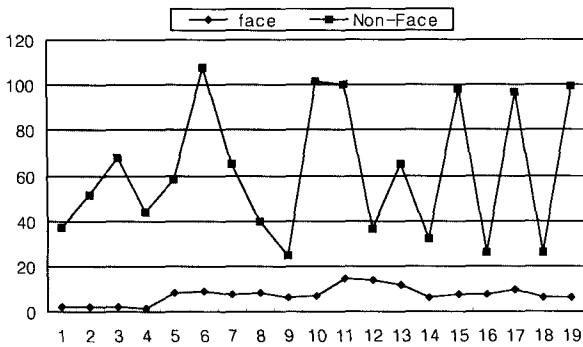
본 장에서는 제안한 얼굴 검출, 포즈 추정 및 눈 영역의 검색 성공률과 각 단계 수행에 소요된 시간 등에 대한 실험 결과를 기술한다. 본 논문의 실험은 펜티엄 800MHz CPU 프로세서를 장착한 MS Windows 2000 운영체제 하에서 구동되었으며, 알고리즘 및 시스템의 구현은 Visual C++ 6.0 컴파일러를 사용하였다. 실험에 사용된 데이터는 정지 영상의 경우 일반 화상 회의용 PC 카메라를 사용하여 수집되었으며, 데이터 수집 시 영상의 조명은 실내조명으로 그 변위가 크지 않도록 제한을 두었으며 배경과 얼굴의 위치 등은 무작위로 하였다. 동영상의 경우 화상 회의용 PC 카메라 앞에서 직접 검출 실험을 수행하였으며, 조명과 배경은 정지 영상의 조건과 같게 하였다.

6.1 마할라노비스 거리 기반의 얼굴검출 검증

마할라노비스 거리(Squared Mahalanobis Distance) [11]는 임의의 모델 m 과 임의의 패턴 x 의 유사도를 측정하는 유용한 방법들 중에 하나로 사용된다. 식 (2)에 마할라노비스 거리의 식을 나타냈다.

$$r^2 = (x - m_x)' C_x^{-1} (x - m_x) \quad (2)$$

본 논문에서는 3,000개의 얼굴 영상으로 모델 군집을 형성하고, 본 논문에서 제안한 방법에 의해 검출된 영상을 이와 비교하여 마할라노비스 거리를 계산하였다. 계산된 마할라노비스 거리값에 따라 얼굴 검출 성공 여부를 판정하였으며, 임계값은 다음과 같이 실험에 의해 결정하였다.



(그림 9) 얼굴과 비얼굴의 마할라노비스 거리

(그림 9)에서 보면 얼굴과 비 얼굴 영상의 마할라노비스 거리가 20 이상의 값으로 형성되는데 비해 얼굴 영상의 경우 20을 넘지 않는다. 따라서 본 논문에서는 얼굴 영상과 비 얼굴 영상의 마할라노비스 거리의 임계값을 20으로 설정하고 검출 성공률을 측정하였다. 영상이 검출되면 얼굴 영역을 추출하고, 얼굴 검출 시스템에서 추출된 얼굴 영역과 미리 수작업에 의해 정의된 얼굴 영역간의 유사도를 비교하여, 임계치 이상이 되면 얼굴 영상이 바르게 추정 된 것으로 한다.

6.2 고유 얼굴의 개수

<표 1>은 정지 영상 252개의 동일한 실험 데이터를 각기 다른 고유 얼굴(Eigen Faces, EF)로 검출한 결과이다. 칼라 분할로 검색 영역을 축소하여 실험하였으며, 연구실에서 자체적으로 보유한 얼굴 데이터를 사용하였다.

<표 1> 고유 얼굴의 수와 검출 성공률 및 검색 시간에 대한 실험 결과

성능	고유얼굴개수					
	EF10	EF30	EF50	EF70	EF100	PCA 선
검출 성공	192	232	217	218	215	225
검출 실패	60	30	35	34	37	27
검출 성공률(%)	76.19	88.09	86.11	86.50	85.31	89.28
평균 검색 시간(초)	0.75	0.85	1.82	1.85	1.96	3.07
신경망 학습 소요시간	2분	3분	15분	17분	20분	5~6H

실험 결과 고유 얼굴의 수는 너무 적게 사용하거나 많게 사용할 경우 검출률이 좋지 않다. 특히, 적정 고유 얼굴의 수 이상을 사용할 경우, 평균 검색 시간이 길어질 뿐만 아니라 실질적인 검출률 또한 좋지 않았다.

일반적으로 신경망을 사용할 경우, 많은 학습 데이터를 사용하므로, 학습 시간은 신경망의 효용성에 있어 매우 중요한 요소라 할 수 있다. 따라서 시간과 검출률의 측면에서 30개 정도의 고유 얼굴의 수가 가장 적절하다.

6.3 얼굴 영역의 검출

얼굴 영역의 검출은 정지 영상과 동영상의 두 가지 조건

에서 실험하였다. 정지영상의 경우는 카메라에 입력된 영상을 캡처 한 화면으로, 영상간에 연관성이 없기 때문에 차영상에 의한 검색 영역의 축소 효과는 거둘 수 없다. 따라서 이는 동영상에서 실험하였다.

6.3.1 정지영상에서의 얼굴영역 검출

<표 2>와 <표 3>에 검출 성공률의 실험 결과를 보였다. 실험 결과 연구실 보유 DB의 경우 89.43%의 성공률을 보였고, 외국 DB[12]의 경우 79.53%의 성공률을 나타냈다.

<표 2> 사용얼굴 DB별 성공률

성능	사용DB	연구실 DB	외국 DB[12]
검출 성공		237	816
검출 실패		28	210
이미지 개수		265	1026
성공률		89.43%	79.53%

<표 3> 성별 검출 성공률

성별	사용DB	연구실 DB	외국 DB[12]
남자 성공률		95.32%	80.18%
여자 성공률		86.73%	79.82%

전체적으로 남자의 성공률의 여자 보다 높았으며, 이는 여자의 얼굴 데이터들 중 머리카락에 의해 얼굴이 가려진 경우가 많았기 때문이다. 또한 연구실 보유 데이터의 성공률이 비교적 높았는데, 이는 신경망의 학습 데이터가 연구실 자체 DB에서 추출한 것이기 때문이다. 또, 성공된 데이터를 보면 <표 4>와 같이 카메라의 칼라 설정이 된 영상의 성공률은 95.59%로 카메라의 칼라 설정을 고려하지 않은 경우의 84.25% 보다 훨씬 높았다. 따라서 칼라 분할의 사용은 카메라의 칼라 설정이 추가적으로 필요하다.

<표 4> 카메라 설정 유무에 따른 성공률

성능	사용DB	연구실 보유 얼굴 DB			합계
		성공	실패	성공률	
설정 유		130	6	95.59%	136
설정 무		107	20	84.25%	127

<표 5>는 칼라 분할 사용 여부에 따른 검색 시간의 결과를 보여 준다. 칼라 분할을 사용했을 경우, 사용 전 보다 검색 시간의 월등히 감소되었으며, 이러한 경향은 특히 얼굴 검출에 성공한 경우에 두드러진다. 실패한 경우, 모든 검색 영역을 검색한 후에, 실패 여부를 판정하게 되므로 수행시간이 상대적으로 길다.

칼라 분할에 의한 검색 영역의 축소를 사용한 전후의 시간을 보면 검출 성공시 외국 얼굴 데이터와 연구실 얼굴 데이터에서 평균 약 40%의 시간 단축을 볼 수 있으며, 검

출에 실패하였을 경우에는 평균 77%의 검색시간 단축 효과를 볼 수 있었다. 평균 검색시간의 경우 70% 정도의 개선 효과가 있었다.

<표 5> 칼라 분할 사용여부에 따른 검색시간

	연구실 DB		외국 DB[12]	
	적용 전	적용 후	적용 전	적용 후
성공 시 수행 시간(초)	2.04	1.22	1.64	1.01
실패 시 수행 시간(초)	8.18	1.84	6.58	1.52
평균 수행 시간(초)	10.23	3.07	8.23	2.54

<표 5>에서 보면 외국 DB의 경우 전체적으로 수행시간이 연구실 보유 DB보다 낮을 것 같을 수 있는데, 이는 외국 DB의 영상 크기가 180×200으로 연구실 보유 DB의 크기인 320×240 보다 작기 때문이다.

6.3.2 동영상에서의 얼굴영역 검출

본 논문에서는 10명의 사람을 실험 데이터로 하였으며, 각 사람이 카메라 앞에서 100장의 영상이 추출될 때까지 얼굴의 검출 여부를 실험하였다. 실험은 각기 다른 4가지의 배경으로 수행되었으며, 얼굴이 크기와 표정 등은 자유롭게 하였다.

우선 동일 배경에서의 실험 결과를 <표 6>에 나타냈다. 100 프레임을 기준으로 10명의 사람을 실험한 결과 얼굴 검출의 평균 성공률은 97.50%, 평균 검색시간은 0.026초로 정지 영상보다 월등한 검색 성공률과 검색시간의 감소를 보인다. <표 7>은 영상의 배경을 바꾸었을 때의 실험 결과를 나타낸다. 실험 결과 배경 1과 3, 4에서는 95%이상의 성공률을 보이나, 배경 2에서는 성공률이 저하되었다. 이는 배경 영상에 피부색과 유사한 영역이 존재하기 때문에 칼라 분할에 잡음 영역이 생기고 얼굴 영역의 분할이 잘못 되어졌기 때문이다. 따라서 검색 영역의 설정에 오류가 생기고, 이는 성공률 저하의 원인이 된다.

<표 6> 동일 배경 동영상에서의 얼굴 검출 실험

	영상 수	검출 성공	검출 실패	검출 성공률(%)	평균 검색 시간(초)
사람 1	100	98	2	98	0.012048
사람 2	100	96	4	96	0.145631
사람 3	100	98	2	98	0.009524
사람 4	100	100	0	100	0.019417
사람 5	100	96	4	96	0.009709
사람 6	100	95	5	95	0.019048
사람 7	100	98	2	98	0.009709
사람 8	100	97	3	97	0.015021
사람 9	100	98	2	98	0.016598
사람 10	100	99	1	99	0.009935
평균	100	97.5	2.5	97.5	0.026664

<표 7> 배경 변화에 따른 검출 성공률

	배경 1		배경 2		배경 3		배경 4	
	성공률	검색시간	성공률	검색시간	성공률	검색시간	성공률	검색시간
사람 1	96	0.012	85	0.022	97	0.012	97	0.011
사람 2	97	0.014	84	0.025	98	0.013	96	0.013
사람 3	95	0.019	84	0.029	98	0.015	97	0.017
사람 4	97	0.019	82	0.029	97	0.011	98	0.013
사람 5	96	0.011	83	0.025	97	0.012	96	0.012
사람 6	97	0.014	84	0.025	95	0.015	97	0.013
사람 7	97	0.013	85	0.022	96	0.014	98	0.013
사람 8	96	0.019	84	0.026	98	0.011	98	0.014
사람 9	95	0.011	84	0.025	96	0.014	96	0.015
사람 10	96	0.017	85	0.026	97	0.011	95	0.012
평균	96.2	0.0149	84	0.0254	96.9	0.0128	96.8	0.0133

얼굴 검출과 관련된 기존의 연구 결과들은 하나의 영상에서 여러 개의 얼굴 검출을 실험하였고, 또 사용된 얼굴 데이터도 흑백 영상이므로 직접적인 실험 결과의 비교는 할 수 없으나 유사한 방법의 다른 연구결과와 단순히 수치적인 성공률과 시간만 비교해 보면 다음과 같다. 칼라와 신경망만을 이용한 Son Lam Phung은 91.6%의 검출 성공률과 2초의 검색 시간을 보였으며[8], 비슷한 방법으로 Rein-Lien Hsu는 96.6%의 검색성공률과 3초의 검색소요시간을 필요로 한다[9]. Raphael Feraud는 피부색과 신경망의 사용으로 최고 85%의 검색성공률에 1.26초의 검색소요시간을 필요로 한다[10]. 따라서 본 논문에서 제안한 방법에 의한 얼굴 검출은 기존의 연구들에 비해 검색 시간과 성공률의 측면에서 효과적이다.

6.4 포즈 추정

포즈의 추정은 연구실 보유 DB중 정면과 우측, 좌측의 3 단계로 구분된 총 2,783개의 얼굴 데이터로 실험하였으며, 실험된 모든 데이터는 눈이 보이는 범위까지의 포즈 데이터로 한정하였다.

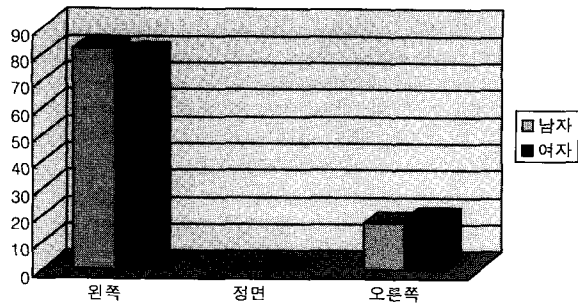
<표 8> 포즈 추정 성공률

왼 쪽	정 면	오른쪽	전체 성공률
81.53%	81.8%	78.76%	80.69%

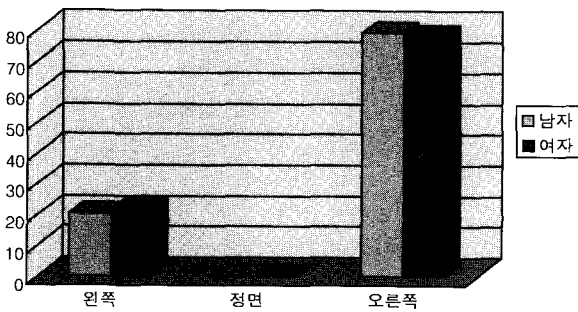
<표 9> 성별 포즈 추정 성공률

사용된 포즈	왼 쪽			정 면			오른쪽			
	추정된 포즈	왼쪽	정면	오른쪽	왼쪽	정면	오른쪽	왼쪽	정면	오른쪽
남 자	559	0	119	57	581	74	138	0	532	
비율(%)	82.45	0	17.55	8.01	81.60	10.39	20.60	0	79.40	
여 자	129	0	31	13	206	31	35	0	125	
비율(%)	80.63	0	19.37	5.20	82.40	12.40	21.88	0	78.12	

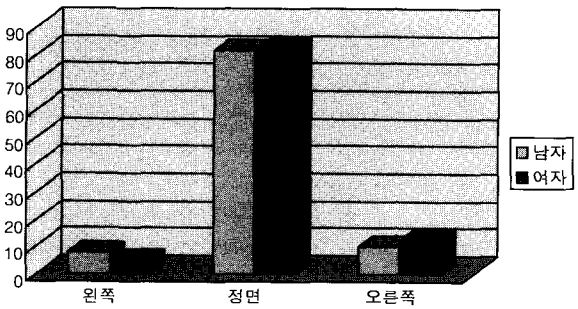
각 포즈 별로 오인식된 데이터들을 분석해 보면 다음과 같다.



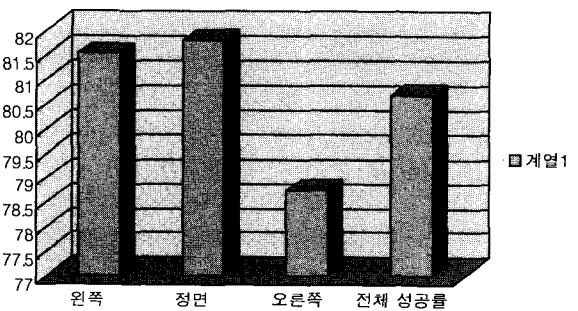
(a) 왼쪽 포즈 추정 성공률



(b) 오른쪽 포즈 추정 성공률



(c) 정면 포즈 추정 성공률



(d) 포즈 추정 성공률

(그림 10) 포즈 추정 실험 결과

(그림 10)을 보면 왼쪽이나 정면 포즈의 추정을 보면 오른쪽으로 오인식된 경우가 많다. 이는 신경망 학습시 정면과 오른쪽의 구분이 명확하지 않았기 때문이다. 따라서 이는 추가적인 학습이 필요하다. 또, 왼쪽이나 오른쪽의 포즈를 추정할 경우를 보면 정면으로 추정한 경우는 전혀 없다. 정면과 비 정면의 구분이 명확하기 때문이다.

6.5 눈영역 검출

실험은 연구실 보유 얼굴 데이터에서 안경을 쓴 사람과 안경을 쓰지 않은 사람으로 분류하여 실험하였으며, 실험에 사용된 총 영상의 수는 694개로 안경을 쓴 얼굴 데이터가 465개, 안경을 쓰지 않은 얼굴 데이터가 229개이다.

<표 10> 왼쪽 눈 영역의 검출

	안경	무안경
검출 성공	412	218
검출 실패(오검출/실패)	51(16/37)	11(5/6)
왼쪽 눈 성공률(%)	88.60	95.19

<표 11> 오른쪽 눈 영역의 검출

	안경	무안경
검출 성공	449	224
검출 실패(오검출/실패)	16(0/16)	5(0/5)
오른쪽 눈 성공률(%)	96.55	97.81

실험결과 안경을 쓴 경우가 쓰지 않은 경우보다 약 7% 정도 낮은 성공률을 보였으며 왼쪽 눈과 오른쪽 눈의 성공률 차이가 명확히 드러났다. 전체적으로는 94.54%의 검출 성공률을 나타냈으며, 검출 오류는 왼쪽 눈이 오른쪽 눈보다 압도적으로 많았고, 검출에 실패한 경우는 왼쪽 눈과 오른쪽 눈에 차이가 없었다.

기존의 연구 결과와 동일한 영상에 의한 실험 결과가 아니므로 본 논문에서 제안한 눈 영역의 검출 실험 결과와 기존 연구 결과를 직접적으로 비교는 할 수 없다

7. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 얼굴 인식, 표정 인식, 인공 시각 등의 얼굴 정보를 사용하는 실시간 시스템을 위해 영상 내 얼굴의 위치 및 포즈 정보, 눈 영역의 정보를 빠르게 검출할 수 있는 방법을 제안하였다. 실시간 시스템을 위한 검출 응답 속도에 중점을 두고 시스템을 구성하였으며, 검색 영역의 축소와 수행 시간의 단축으로 검출 반응 속도를 빠르게 하였다.

사람의 피부색 정보와 움직임 정보를 이용하여 영상내의 검색 영역을 축소하고, 축소된 영역에서 신경망을 이용하여 정확한 얼굴의 위치를 검색해 낸다. 신경망의 입력 벡터는 주성분 분석을 통해 축소시킴으로써, 신경망의 학습 시간과 응답시간을 빠르게 하였다. 또, 검출된 얼굴 영역에서 추가적으로 포즈를 추정하고 눈 영역의 위치와 크기정보를 추출해 낸다.

실험은 마할라노비스 거리에 의해 검출의 성공 여부를 판정하였으며, 실험 결과 정지 영상의 경우 89.43%의 검출 성공률과 3.07초의 검색응답 시간을 보였다. 그러나 칼라 설정을 한 카메라 입력 영상의 경우 95.59%의 검출 성공률과 1.22초의 검색시간을 보여, 좀더 높은 검출 성능을 위해서는 칼라 정보의 사용에 있어 부가적인 카메라의 칼라 설정을 필요하다. 동영상의 경우 97.5%의 검출 성공률과 0.026

초의 검색 응답을 보여, 차영상과 칼라 분할에 의한 검색 영역의 축소 효과와 주성분 분석에 의한 신경망 응답 시간 축소 효과가 큰 것으로 나타났다. 포즈 추정 의 경우 80.69%의 전체 성공률을 보였으며, 눈 영역의 경우 94.54%의 검출 성공률을 보였다. 눈의 경우 안경의 효과로 인해 안경을 쓰지 않은 얼굴 데이터 보다 7%정도 낮은 검출 성공률을 나타냈다.

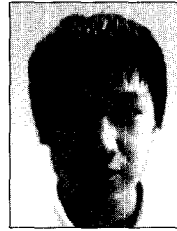
얼굴 정보를 사용하는 시스템들이 실시간으로 동작하며 빠른 검출 응답 시간을 요구하므로, 본 논문의 실험 결과에서 동영상에서의 검출 결과는 매우 고무적이다.

본 시스템의 성능 향상을 위해서는 환경 변화에 민감하지 않도록 해야한다. 특히 조명의 문제는 컴퓨터 비전 분야에서 가장 어려운 문제들 중에 하나이나, 좀더 안정적인 검출 시스템을 위해서는 반드시 해결해야 할 선결과제다. 또, 부가적인 카메라 설정의 불편을 없애기 위해서는 피부색의 공통점을 포괄할 수 있는 칼라 모델의 개발이 필요하다. 또, 검출 과정에 있어 사용자의 불편을 최소화하기 위해서는 다양한 포즈의 추가 적용이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] Joey Rogers, "Object-Oriented Neural Networks in C++," Academic Press, 1997.
- [2] 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, 1997.
- [3] Kin Choong Yow and Roberto Cipolla, "Feature-based human face detection," *Image and Vision Computing*, Vol.15, No.9, pp.713-735, 1997.
- [4] 김상현, "칼라 정보와 고유 얼굴을 이용한 복잡한 배경에서의 얼굴 검출," 인하대학교 공학 석사논문, 2000.
- [5] K. Sung and T. Poggio, "Example-based Learning for View-based Human Face Detection," *Technical Report A. I. Memo 1521, CBCL Paper 112, MIT, December, 1994.*
- [6] M. Kirby, *Dimensional Reduction and Pattern Analysis : an Empirical Approach.* Wiley (in Press), 2000.
- [7] R. J. Qian and T. S. Huang, "Object detection using hierarchical MRF and MAP estimation," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.186-192, 1997.
- [8] Son Lam Phung, Douglas Chai and Abdesselam Bouzerdoum, "A Universal and Robust Human Skin Color Model Using Neural Networks," *IEEE*, 2001.
- [9] Rein-Lien Hsu, Mohamed Abdel-Mottaleb, and Anil K. Jain, "Face Detection in Color Images," *IEEE*, 2001.
- [10] Raphael Feraud, Olivier J. Bernier, Jean-Emmanuel Vaillat, and Michel Collobert, "A Face and Accurate Face Detector Based on Neural Networks," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, No.1, January, 2001.
- [11] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stock, *Pattern Classification 2nd Edition*, Wiley-Interscience 2001.

[12] Vision Group of Essex University Face Database, "Description of Libor Spacek's Collection of Facial Images," <http://cswwww.essex.ac.uk/allfaces>.



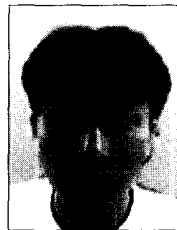
이 재 훈

e-mail : lune@im.inha.ac.kr
 2002년 인하대학교 컴퓨터공학과(공학학사)
 2002년~현재 인하대학교 전자계산공학과 석사과정
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체정보 인식



전 인 자

e-mail : juninja@im.inha.ac.kr
 1999년 동양대학교 전자계산공학과(공학학사)
 2001년 인하대학교 전자계산공학과(공학석사)
 2001년~현재 인하대학교 전자계산공학과 박사과정
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체정보인식



이 정 훈

e-mail : huble@im.inha.ac.kr
 1999년 인하대학교 전자공학과(공학학사)
 2002년 인하대학교 멀티미디어공학과(공학석사)
 2002년~현재 국방과학연구소 연구원
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체정보 인식



이 필 규

e-mail : pkrhee@inha.ac.kr
 1975년~1982년 서울대학교 전기공학과(학사)
 1982년~1985년 KIST 시스템구조 데이터 통신실 연구원
 1985년~1986년 East Texas State University 전산학 석사
 1987년~1990년 University & Louisiana 전산학 박사
 1991년~1992년 한국전자통신연구소 컴퓨터 연구단 선임연구원
 1992년~2000년 인하대학교 전자계산공학과 부교수
 1993년~1994년 IBM T. J. Watson Research Center 객원연구원
 2000년~현재 바이오메트릭 연구회 운영위원
 2000년~현재 한국컴퓨터산업교육학회 편집이사
 2000년~현재 전자상거래 편집 기술 위원
 2000년~현재 멀티미디어 학회 부위원장
 2001년~현재 인하대학교 전자계산공학과 교수
 2001년~현재 정보처리학회 편집위원
 2001년~현재 정보보호진흥원 표준화분과 자문위원
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 지능시스템