

영상처리를 이용한 얼굴 인식 및 연령 분류에 대한 연구

강성욱*, 정진동*, 서홍일*, 이해연*
*금오공과대학교 컴퓨터소프트웨어공학과
e-mail: haeyeoun.lee@kumoh.ac.kr

Face Recognition and Age Classification Study using Image Processing

Sung-wook Kang*, Jin-dong Jeong*, Hong-il Seo*, Hae-Yeoun Lee*
*Dept of Computer Software Engineering, Kumoh National Institute of Technology

요 약

영상에서 사람의 얼굴 영상을 추출하여 성별 및 연령대를 자동으로 분석하는 시스템은 광고판 등을 이용한 마케팅, 보안, 통계 분야 등 여러 가지 적용이 가능하다. 이러한 시스템의 개발을 위해서는 얼굴 인식 알고리즘과 특성 분류 알고리즘이 요구된다. 그러나 기존 알고리즘의 경우 문제점이 존재한다. 얼굴 인식 알고리즘으로 가장 많이 사용되는 HAAR 특징은 오답률이 높으며, 특성 분류 알고리즘으로 사용하는 Fisherface 기법의 경우 분류 Class가 3가지 이상시 분류 성공률이 현저히 떨어지는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이 두 알고리즘의 문제점을 개선한 새로운 알고리즘을 제안한다. 얼굴 인식을 위해 기존 HAAR 특징과 LBP 특징을 결합하여 오답률을 크게 감소시켰다. 또한 특성 분류를 위하여 3 Class 이상의 분류를 대체할 방법으로 2 Class-multi-level 반복 분류방식을 사용하였다. 대량의 데이터에 대한 실험을 통하여 제안한 방법이 기존 방법들보다 성능이 향상되었음을 보인다.

1. 서론

객체 인식은 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 과제로 자리 잡아 왔다. 그 중에서 영상으로부터 성별 및 연령대 정보를 추출하는 기술은 HCI(Human-Computer Interaction)나 HRI(Human-Robot Interaction)에서 성별 및 연령대별로 다른 인터페이스를 제공하는데 이용될 수 있다. 또한 공공장소에서 그 장소를 지나치는 사람들에게 대해 분석하여 적절한 광고를 보여주고 이에 대한 마케팅 자료를 제공하는 등 많은 응용이 가능한 분야이다.

본 연구에서는 컴퓨터 비전을 이용하여 대상물의 성별 및 연령대 판별을 위한 기술을 제안한다. 이를 위해서는 먼저 얼굴 영역을 검출하기 위한 얼굴 인식 알고리즘이 필요하고, 추출한 각 얼굴 영역에 대하여 성별 및 연령대를 분류하기 위한 분류 알고리즘이 필요하다.

얼굴 인식을 위해 사용되는 주요 알고리즘으로는 HAAR 특징, LBP(Local Binary Pattern), SVM(Support Vector Machine) 분류기, ICA (Independent Component Analysis) 등이 있다. 그 중에 가장 많이 사용 것은 HAAR 특징 기반의 Adaboost 알고리즘이다. 하지만 HAAR 특징은 얼굴영역 오답률이 높은 단점이 있다. 본 연구에서는 HAAR 특징 단점을 보완하여 HAAR와 LBP를 함께 사용하여 얼굴영역 오답률을 감소시켰다.

성별 및 연령대를 분류하기 위한 주요 알고리즘으로는 Fisherface 방법, Eigenface 방법, SVM 분류기 등이 있다. 그 중에서 가장 많이 사용하는 것은 Eigenface 방법으로,

PCA(Principal Component Analysis)를 이용하여 구현이 간단하며 많은 학습 데이터가 존재하기 때문이다. 하지만 PCA는 구현이 쉬운 반면, 조명이나 표정 변화에 따라 분류 결과가 크게 변화되기 때문에 신뢰도는 낮은 편이다. 따라서 본 연구에서는 PCA에 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 이용한 Fisherface 방법을 이용하여 성별 및 연령대를 분류하였다. 특히 Fisherface 방법은 2 Class 분류에 있어서는 분류 성공률이 높지만 3 Class 이상의 분류에서는 분류 성공률이 낮다는 단점이 있어서 3 Class 이상의 분류 대신 2 Class 분류를 반복적으로 적용함으로써 분류 성공률을 높게 향상시켰다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 제안하는 방법과 관련된 기술들에 대하여 설명하고, 3절에서는 제안하는 성별 및 연령 판별 알고리즘을 소개한다. 실험 결과는 4절에서 제시하고 5절에서 결론짓는다.

2. 관련 연구

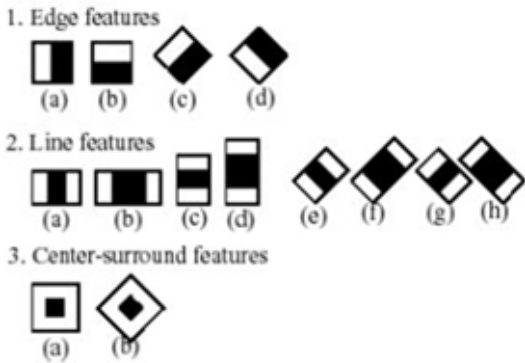
제안하는 방법에서 얼굴 인식 알고리즘은 HAAR 특징과 LBP를 적용했으며, 성별 및 연령대 분류 알고리즘에는 PCA와 LDA가 적용된 Fisherface 방법을 도입하였다.

2.1. HAAR 특징

Papageorgiou et. al.[1]가 제안한 HAAR 특징은 사람의 특정 얼굴 부위에서 픽셀 값들의 합의 평균이 특정 임계치를 초과하면 그 영역을 HAAR 특징라고 가정하였다.

하지만 단일 HAAR 특징만으로 얼굴 영역을 판단하기에는 오탐률이 높아 (그림 1)과 같이 여러 개의 HAAR 특징을 사용하고 다음과 같이 각각 특징에 가중치를 부여한 합을 사용하는 AdaBoost 방법을 많이 이용한다. 그러나 이를 이용하면 분류의 성능은 개선되지만 줄무늬나 글자와 같은 이미지들을 얼굴로 검출하는 문제점이 발생한다.

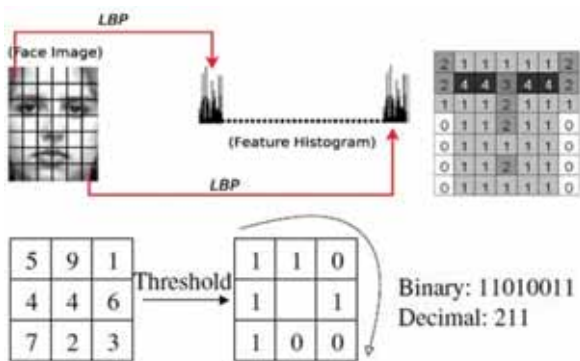
$$C(x_i) = \alpha_1 k_1(x_i) + \alpha_2 k_2(x_i) + \dots + \alpha_{11} k_{11}(x_i),$$



(그림 1) HAAR 특징의 영역 검출 집합

2.2. LBP(Local Binary Pattern)

Ojala et. al.[2]가 제안한 LBP는 얼굴 영상에 대하여 (그림 2)와 같이 변환할 점을 중앙으로 하여 주위 8픽셀의 밝기 값과 중앙점에서의 밝기 값을 비교하여 더 크면 1, 더 작으면 0을 부여한다. 후에 일정한 순서로 이 값들을 나열하여 2진수 값으로 읽으면 중앙 점에서의 LBP값을 얻을 수 있다. 이러한 변환을 모든 픽셀에 대하여 적용하면 영상을 LBP 영상으로 변환 할 수 있다.



(그림 2) LBP 변환 예제

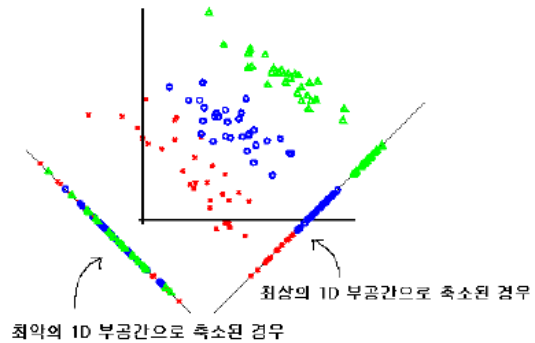
2.3. PCA(Principle Component Analysis)

PCA는 다차원 특징 벡터로 이루어진 데이터에 대하여 높은 차원에서의 정보를 최대한 유지하면서 낮은 차원으로 차원을 축소시키는 다변량 데이터 처리 방법이다. 다변량 데이터의 주성분에 해당하는 주축을 통계적인 방법에 의하여 구하고, 구해진 주축의 방향으로 특징 벡터 x를 행렬의 내적을 이용하여 투영시킴으로 차원을 축소한다.

2.4. LDA (Linear Discriminant Analysis)

LDA는 클래스간 분산(Between-class scatter)과 클래스내 분산(Within-class scatter)의 비율을 최대화 하는 방식으로 데이터에 대한 특징 벡터의 차원을 축소하는 방법이다. 특징 공간 상에서 클래스 분리를 최대로 하는 주축을 기준으로 사영시켜 차원을 축소한다.

(그림 3)과 같이 3개의 클래스를 형성하는 2차원 데이터가 있을 경우 1차원 부분공간으로 사영시키되 최상의 부분공간으로 사영시키는 방법을 사용한다.



(그림 3) LDA 변환을 통한 차원의 축소

2.5. Fisherface 방법

Fisherface 방법은 분류 알고리즘의 일종으로, PCA만을 이용한 Eigenface 방법보다 더 많은 신뢰성을 제공한다[3]. 얼굴 영역의 영상을 미리 학습시킬 때, PCA 변환을 통하여 데이터 차원수를 줄이고 LDA변환을 이용하여 클래스간의 분리를 최대화한다.

다음 식에서 M_i 를 각 클래스들의 평균값으로 가정하고, M 을 PCA 부분공간의 총 평균이라고 가정할 때, LDA 변환을 통해 within-class S'_w 과 between-class S'_b 를 생성할 수 있다.

$$S'_b = \sum_{i=1}^C N_i (M_i - M)(M_i - M)^T = W_{pca}^T S_b W_{pca}$$

$$S'_w = \sum_{i=1}^C \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (Y_{ij} - M_i)(Y_{ij} - M_i)^T = W_{pca}^T S_w W_{pca}$$

여기서 W 는 특징 공간에서 특징 벡터들의 사영들 중에서 클래스 분리를 최대화하는 선형 부분공간을 의미하며, 이는 곧 다른 클래스에 속하는 영상들 간의 분산은 최대로, 같은 클래스에 속하는 영상간의 분산은 최소로 변환한 것이라고 할 수 있다. 이는 클래스간의 특징을 부각시키는 효과를 나타내어 추상적인 차이를 통계적으로 분석하는데 매우 유용한 알고리즘으로 사용한다.

3. 제안하는 알고리즘

본 절에서는 향상된 얼굴 인식 알고리즘과 Fisherface 방법을 이용하여 성별 및 연령대 분류를 위한 알고리즘을 제안한다.

3.1. 얼굴 인식 알고리즘

기준에 가장 많이 쓰는 HAAR 특징은 오탐률이 상당히 높다는 문제가 있다. 본 연구에서 제안하는 알고리즘은 HAAR 특징으로 검출된 각각의 얼굴영역에 대하여 LBP를 사용하여 얼굴인지 여부를 재검증 하는 것이다.

(그림 4)는 본 알고리즘에서 핵심 부분만을 C++코드로 보여 주고 있다. 맨 처음 HAAR 특징을 추출한 뒤, 각각의 얼굴 영역에 대하여 LBP를 이용하여 얼굴 개수를 구한다. 해당 얼굴 개수가 1개일 경우에만 HAAR와 LBP 모두를 통과한 것이므로 얼굴 영역으로 간주한다.

```
haar.detectMultiScale( frame , haarFaces );
for ( i = 0 ; i < haarFaces.size() ; i++ )
{
    Mat singleFace = frame ( haarFaces[i] );
    lbp.detectMultiScale ( singleFace , lbpFaces );
    if ( lbpFaces.size() != 1 ) { continue; }
}
```

(그림 4) HAAR 검출 후 LBP 재검증 과정

(그림 5)는 샘플 단체 사진에 HAAR 특징만을 추출한 것이다. 사진의 상단을 비롯한 여러 부분이 HAAR 특징으로 잘못 인식 하는 것을 확인 할 수 있다. 반면에 (그림 6)에서는 본 알고리즘에서 사용한 방식으로 HAAR 특징을 추출 한 후, LBP를 이용하여 재검증 한 것으로, 제대로 얼굴만을 인식 하는 것을 볼 수 있다.



(그림 5) HAAR 특징만 적용한 얼굴 추출



(그림 6) HAAR 특징에 LBP검증을 적용한 얼굴 추출

3.2. 연령대 분류 알고리즘

본 연구에서 연령대 및 성별 분류 알고리즘으로 Fisherface 방법을 사용하였다. 하지만 Fisherface 방법은 성별을 비롯한 2 Class 분류에는 분류성공률이 비교적 높지만 3 Class 이상의 분류에서는 분류성공률이 매우 낮아지는 단점이 존재하였다. 제안하는 알고리즘은 3 Class 이상의 분류의 단점을 개선하여 2 Class 분류를 반복 적용하는 것이다.

(그림 7)은 기존의 3Class 분류이다. 얼굴 영상에 대하여 바로 10대, 20대, 중년의 3가지로 분류를 수행한다. (그림 8)은 제안하는 알고리즘으로, 얼굴 영상에 대하여 먼저 가장 멀리 떨어져 있는 Class에 대한 이진 분류를 수행하고(Level1), 분류된 결과에 대하여 다시 이진 분류를 수행한 값(Level2) 최종 분류 결과가 된다.



(그림 7) 기존의 3 Class 연령대 분류



(그림 8) 제안하는 2 Class-2 Level 연령대 분류

4. 실험 결과

기존 알고리즘들과 제안하는 알고리즘들에 대한 실험 결과를 요약한다. 먼저 HAAR 특징방법과 제안하는 HAAR 특징-LBP재검증 알고리즘에 대한 비교 실험 결과를 소개하고, 기존 3 Class 연령대 분류와 2 Class-2 Level 연령대 분류 실험 결과를 제시한다.

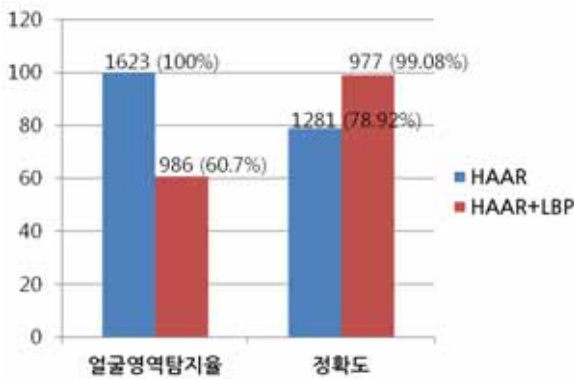
4.1. HAAR 특징 vs. HAAR 특징-LBP

실험에서는 얼굴 인식율과 오탐률을 실험하기 위해

1500개의 얼굴이 포함된 47장의 단체사진을 이용하여 각각의 알고리즘으로 얼굴 영역 추출을 시도했다. 이 때, 추출한 얼굴 영역 중에 눈, 코, 입이 모두 나와 있을 경우를 얼굴 인식 성공으로 판정하며, 실험 결과에서 HAAR 특징의 얼굴 추출 개수를 100%로 한다.

(그림 9)의 실험결과를 따르면, HAAR 특징만 사용할 경우 1,623개의 얼굴이 추출되지만 그 중 얼굴 인식 성공의 개수는 1,281개로 78.92%의 수준이다. 하지만 제안하는 알고리즘의 경우 얼굴 인식 개수는 986개이고 그 중 얼굴 인식 성공의 개수는 977개로 99.08%의 정확도를 보인다.

실험 결과, HAAR 특징만 사용할 경우에는 원래 영상들의 얼굴 개수인 1,500개보다 적어도 123개의 얼굴이 잘못 판정된 것을 볼 수 있다. 제안하는 알고리즘은 얼굴 추출 개수는 적지만 얼굴 인식 성공률은 매우 높다



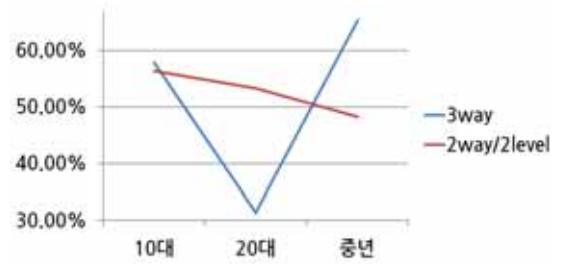
(그림 9) 탐지율 및 정확도 실험 결과

4.2. 3 Class vs. 2 Class-2 Level

연령대 분류시 3 Class로 분류할 때와 제안하는 2 Class-2 Level로 분류 시의 성공률을 실험하기 위해 900개의 대상 얼굴 이미지를 미리 Fisherface classifier에 학습시켰다. 이 때, 900개의 이미지는 10대, 20대, 중년 각각 300개씩 학습시켰으며 각각의 그룹에 대해 남겨 비율은 동일하다. 분류한 정보가 실제 영상의 연령대와 같으면 성공이라고 판정하며, 성공률은 (그림 10)과 같이 계산한다.

$$\text{성공률} = \frac{\text{성공 개수}}{\text{연령대 이미지 개수}} \times 100$$

(그림 10)의 실험 결과에 따르면, 기존 3Class 분류에서는 10대와 20대 혹은 20대와 중년의 분류 성공률이 매우 크게 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 제안하는 알고리즘은 기존 3Class 분류보다 분류 성공률의 편차가 낮고 분류 성공률의 평균도 높다. 비록 분류 성공률의 평균이 큰 차이를 보이지 않지만, 편차가 크게 줄어들었기 때문에 제안하는 알고리즘이 기존 방법보다 더욱 우수하다.



- 3way 평균 판별율 : 51.56%
- 2way/2level 평균 판별율 : 52.66%

(그림 10) 연령 판별 결과 분석

5. 결론

본 연구에서는 얼굴 인식을 통한 성별 및 연령 판별을 위한 두 가지 알고리즘을 제안하였다. 그 중 첫 번째인 HAAR 특징-LBP 알고리즘은 기존 HAAR 특징만을 사용한 알고리즘 보다 얼굴 인식 오탐률이 현저하게 낮아 앞으로 영상처리 분야에서 많은 응용이 가능할 것이다.

두 번째인 Fisherface method를 이용한 연령대 분류시의 2Class-2Level 분류 알고리즘은 기존 알고리즘보다 더 나은 성능을 보이고 있으며, 연구에 따라 많은 발전 가능성을 지니고 있다.

따라서 본 연구에서 제안한 두 가지 알고리즘은 앞으로 통계 정보 수집, 마케팅, HCI/HRI 분야에서 폭 넓게 쓰일 것으로 기대한다.

감사의 글

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2010-0007789)

참고문헌

- [1] C. P. Papageorgiou, M. Oren and T. Poggio, "A general framework for object detection", Proc. of Int. Conf. on Computer Vision, 1998, pp. 555-562.
- [2] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood, "Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions", Proc. of the 12th IAPR Int. Conf. on Pattern Recognition, vol. 1, 1994, pp. 582 - 585.
- [3] 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, 1997, pp. 711-720.