

논문 2011-48CI-3-6

SURF 특징점 추출 알고리즘을 이용한 얼굴인식 연구

(Face Recognition based on SURF Interest Point Extraction Algorithm)

강민구*, 추원국*, 문승빈**

(Minku Kang, Wonkook Choo, and Seungbin Moon)

요약

본 논문에서는 대표적인 특징점 추출 알고리즘인 SURF (Speeded Up Robust Features)를 이용한 얼굴 인식 방법을 소개한다. 일반적으로, SURF를 이용한 물체 인식은 특징점 추출 및 정합만을 수행하지만, 본 논문에서 제안하는 SURF를 이용한 얼굴 인식 방법은 특징점 추출 및 정합뿐만 아니라 얼굴 영상 회전 및 특징점 검증을 추가로 수행한다. 얼굴 영상 회전은 특징점의 수를 증가시키기 위해 수행되며, 특징점 검증은 정확하게 정합된 특징점들을 찾기 위해 수행된다. 비록 본 논문에서 제안한 SURF를 이용한 얼굴 인식 방법은 PCA를 이용한 방법보다 연산 시간이 더 요구되었지만, 인식률은 보다 더 높았다. 이러한 실험 결과를 통해, 특징점 추출 알고리즘도 얼굴 인식에 적용할 수 있음을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper proposes a SURF (Speeded Up Robust Features) based face recognition method which is one of typical interest point extraction algorithms. In general, SURF based object recognition is performed in interest point extraction and matching. In this paper, although, proposed method is employed not only in interest point extraction and matching, but also in face image rotation and interest point verification. image rotation is performed to increase the number of interest points and interest point verification is performed to find interest points which were matched correctly. Although proposed SURF based face recognition method requires more computation time than PCA based one, it shows better recognition rate than PCA algorithm. Through this experimental result, I confirmed that interest point extraction algorithm also can be adopted in face recognition.

Keywords : face recognition, SURF, face image rotation, interest point extraction, matching, verification

I. 서론

2차원의 얼굴 영상을 이용하는 얼굴 인식은 크게 전역 방식 (holistic methods)과 지역 방식 (local methods)으로 나뉘어진다^[1].

먼저, 전역 방식은 얼굴 영상의 전체 지역에 해당하는 화소들로 구성된 벡터를 이용한다. 대부분의 얼굴 영상은 많은 수의 화소로 구성되기 때문에, 전역 방식

에서 사용하는 벡터의 차원 수는 높게 된다. 이렇게 높은 차원의 벡터는 연산 시간을 증가시킬 뿐만 아니라, 인식률을 감소시키는 차원의 저주 (curse of dimensionality)와 같은 문제를 유발하기도 한다. 이를 해결하기 위해, 벡터의 차원을 축소시키는 PCA (Principal Component Analysis)^[2], LDA (Linear Discriminant Analysis)^[3] 및 ICA (Independent Component Analysis)^[4] 등의 방법이 소개되었다.

반면에 지역 방식은, 얼굴 영상의 일정 지역에 해당하는 화소들로 구성된 벡터를 이용한다. 전체 지역이 아닌 일정 지역에 해당하는 화소들을 이용하기 때문에, 지역 방식에서 사용하는 벡터의 차원 수는 전역 방식보다 상대적으로 낮게 된다. 이렇게 낮은 차원의 벡터는

* 학생회원, ** 정회원-교신저자, 세종대학교 컴퓨터공학과

(Dept. of Computer Engineering, Sejong University)

※ 본 논문은 지식경제부 전략기술개발사업의 지원에 의한 논문임.

접수일자: 2010년12월13일, 수정완료일: 2011년5월12일

연산 시간이나 차원의 저주 같은 문제에 상대적으로 영향을 덜 받는다. 하지만 그만큼 변별력이 떨어지기 때문에, 서로 다른 다수의 벡터를 함께 이용해야 한다.

한편, 특징점 추출 알고리즘 (interest point extraction algorithm)은 2차원 영상의 일정 지역에 해당하는 화소를 이용하여, 영상의 특징이 될 수 있는 특징점을 추출하는 알고리즘이다. 이때 특징점은 코너 (corner) 및 블랍 (blob)을 의미한다. 특징점 또한 마찬가지로 벡터이지만, 각자 고유의 스케일과 방향이 할당된다. 이 스케일과 방향에 상대적으로 특징점이 구성되기 때문에, 스케일이나 회전 변화에도 강인할 수 있다.

대표적인 특징점 추출 알고리즘으로는 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[5]와 SURF (Speeded Up Robust Feature)^[6] 등이 있으며, 이들은 물체 인식^[7-8], 위치인식^[9-10], SLAM (Simultaneous Localization And Mapping)^[11-12] 등에 응용되고 있다. 그리고 최근에는, 얼굴 인식과 관련된 연구^[13-14]에도 응용 되고 있다.

본 논문에서는 대표적인 특징점 추출 알고리즘 중 하나인 SURF를 얼굴 인식에 적용하는 방법을 설명한다. 일반적으로, 특징점 추출 알고리즘은 물체를 인식하는데 더 많이 응용되었다. 서로 다른 물체의 경우에는 형태 및 구조에 많은 차이가 있는 반면에, 서로 다른 사람의 경우에는 얼굴의 형태 및 구조가 유사하다. 이러한 점에서, 특징점 추출 알고리즘을 이용한 얼굴 인식은 물체 인식보다 상대적으로 불리하다. 이를 해결하기 위해, 본 논문에서는 특징점 추출 알고리즘을 이용한 물체 인식 방법에서 사용하는 특징점 추출 및 정합 (matching)에 얼굴 영상 회전 및 특징점 검증 (verification)을 추가하였다.^[15]

얼굴 영상 회전은 실험에서 사용되는 시험 영상 및 학습 영상을 90°씩 360°회전 시켜 4배수로 늘리는 과정이다. 이렇게 늘어난 시험 영상과 학습 영상으로 특징점 정합을 수행하기 때문에, 정합된 특징점 수가 증가하게 된다. 특징점 검증은 정합된 특징점의 위치 및 방향 차이를 이용하여 특징점이 올바르게 정합되었는지 확인 하는 과정이다. 이 과정을 통해 올바르게 정합된 특징점의 수가 계산이 되며, 이를 이용하여 얼굴 인식 결과를 결정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, II장에서 SURF가 특징점을 추출하는 과정을 설명하고, III장에서 SURF를 이용한 얼굴 인식 방법을 단계 별로 설명한다. 그리고 IV장에서는 실험에 사용되는 얼굴 영상들과 이

를 이용한 실험 결과를 설명 한다. 마지막으로, V장에서 결론을 맺는다.

II. SURF (Speeded Up Robust Feature)

특징점 추출 알고리즘인 SURF는 크게 특징점 추출과 특징점 서술로 나누어진다. 먼저, 특징점 검출에서는 식 1과 같은 근사 헤시안 행렬 (approximated hessian matrix)의 행렬식 (determinant)을 이용하여 코너의 여부를 판단한다. 이때 코너는 행렬식의 값이 0보다 큰 경우이며, 극값 (maximum)이라고도 한다.

$$H_{\approx} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (1)$$

근사 헤시안 행렬을 구성하는 D 는 가우시안 커널 (gaussian kernel)의 2차 편도 함수 (second order partial derivative)의 근사식을 의미하며, 각각의 근사식은 그림 1과 같이 필터 (filter)의 형태로 영상에 회전 (convolution)된다. 이때 필터의 흑색 영역은 -2, 백색 영역은 1, 그리고 회색 영역은 0의 가중치가 적용 된다.

필터들은 그림 2와 같이 스케일이 일정하게 증가되기 때문에 다양한 스케일의 코너가 검출될 수 있다.

특징점 서술에서는 검출된 특징점의 위치 주변의 화소 값을 이용하여 특징점의 방향을 계산한다. 이는 그

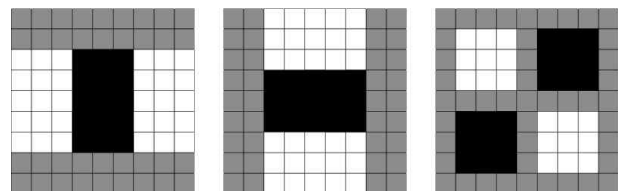


그림 1. 근사 헤시안 행렬의 필터 (D_{xx} , D_{yy} , D_{xy})
Fig. 1. Filters of approximated hessian matrix. D_{xx} , D_{yy} , D_{xy} .

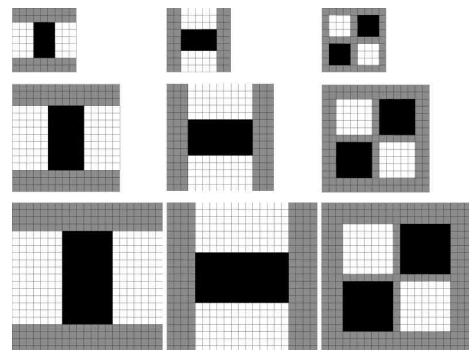


그림 2. 필터들의 스케일 변화 (D_{xx} , D_{yy} , D_{xy})
Fig. 2. Scale change of filters (D_{xx} , D_{yy} , D_{xy}).

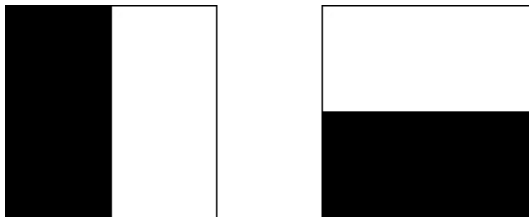


그림 3. 하르 웨이블릿 필터 (x 방향, y 방향)
Fig. 3. Haar wavelet filters (x direction, y direction).

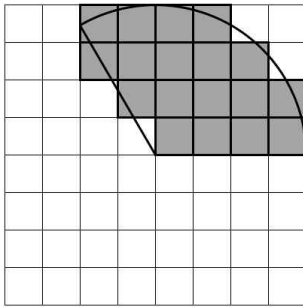


그림 4. 기울기와 슬라이딩 윈도우를 이용한 특징점의 방향 계산
Fig. 4. Orientation calculation of interest points using gradients and sliding window.

림 3과 같이 x 방향과 y 방향으로의 1차 도함수에 해당하는 하르 웨이블릿 필터 (haar wavelet filter)로 회전한 결과인 기울기 (gradient)의 크기 (magnitude)와 방향 (orientation)을 이용한다. 근사 헤시안 행렬의 필터와는 다르게 흑색 영역은 1 그리고 백색 영역은 -1의 가중치가 적용되며, 스케일이 2 x 2로 고정된다.

기울기가 계산되는 화소 값들의 범위는 특징점의 스케일에 따라 다르며, 계산된 기울기들은 그림 4의 사각형에 해당 한다. 그리고 특징점의 위치를 중심으로 하는 부채꼴 모양의 슬라이딩 윈도우 (sliding window)가 360° 회전하면서 윈도우 내부의 기울기들을 모두 더하여 다수의 벡터를 생성한다. 이 벡터들 중에서 가장 크기가 큰 벡터의 방향이 특징점의 방향이 된다.

방향이 계산된 특징점은 최종 단계인 벡터 형태의 서술자 (descriptor)로 구성된다. 이는 그림 5와 같이 특징점의 위치와 방향을 기준으로, 주변의 화소 값들을 이용해 20 x 20의 기울기들을 다시 계산한다. 이때 화살표는 특징점의 방향을 의미한다. 그런 다음, 계산된 기울기들은 5 x 5의 기울기 16개로 분할된다.

5 x 5의 기울기는 표 1과 같이 분류된 다음 합이 계산된다. 이때 dx 는 x 방향의 기울기이며 dy 는 y 방향의 기울기를 의미한다. 즉, x 방향과 y 방향에 따라 기울기를 나눈 다음, 모두 합한 값과 절댓값을 취한 후 합한

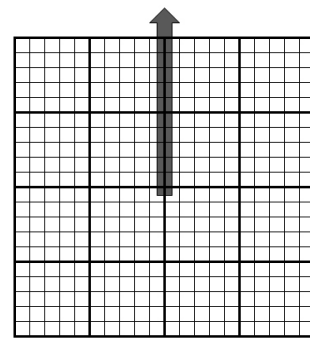


그림 5. 서술자 구성을 위한 기울기 분할
Fig. 5. Gradient partition for descriptor configuration.

표 1. 64차원 서술자의 기울기 구성
Table 1. Gradient configuration of 64 dimension descriptor.

| dx | | dy | |
|-----------|-------------|-----------|-------------|
| $\sum dx$ | $\sum dx $ | $\sum dy$ | $\sum dy $ |

표 2. 128차원 서술자의 기울기 구성
Table 2. Gradient configuration of 128 dimension descriptor.

| $dx \geq 0$ | | $dx < 0$ | | $dy \geq 0$ | | $dy < 0$ | |
|-------------|-------------|-----------|-------------|-------------|-------------|-----------|-------------|
| $\sum dy$ | $\sum dy $ | $\sum dy$ | $\sum dy $ | $\sum dx$ | $\sum dx $ | $\sum dx$ | $\sum dx $ |

값을 계산함으로써 총 4개의 값이 계산된다. 나머지 5 x 5 기울기에서도 이를 동일하게 적용하면 총 64개의 값이 계산되며, 이를 이용해 64차원의 서술자를 구성하게 된다.

표 2와 같이, 방향과 절댓값뿐만 아니라 값의 크기도 고려하여 분류하게 되면 총 8개의 값이 계산된다. 이를 이용하여 구성된 서술자는 128차원이 된다.

SURF의 특징점 검출 및 서술에서 가장 많이 반복되는 회전 작업은 화소 값의 합을 계산하는 연산이 주를 이룬다. 때문에 식 2와 같이 원본 영상을 이용하여 계산한 적분 영상 (integral image)^[16]에서 회전을 수행하면, 필터의 크기와 상관없이 빠른 속도로 계산할 수 있게 된다.

$$I_{\Sigma}(x,y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(x,y) \tag{2}$$

III. SURF를 이용한 얼굴 인식 방법

본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 방법에서는 그림 6과 같이 학습 영상과 입력 영상을 회전시켜 영상의 수를 증가시킨 다음, SURF를 이용해 특징점을 추출한다.

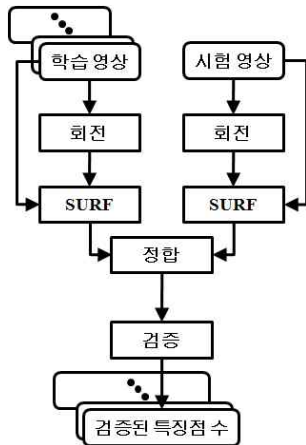


그림 6. SURF를 이용한 얼굴 인식 방법
Fig. 6. Face recognition based on SURF.

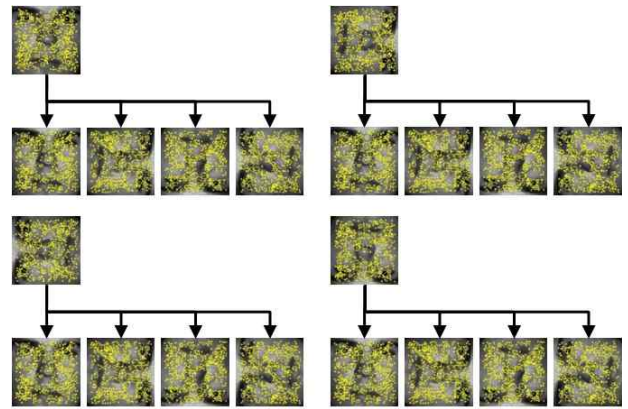


그림 8. 회전된 얼굴 영상들의 특징점 정합 과정
Fig. 8. Interest point matching of rotated face images.

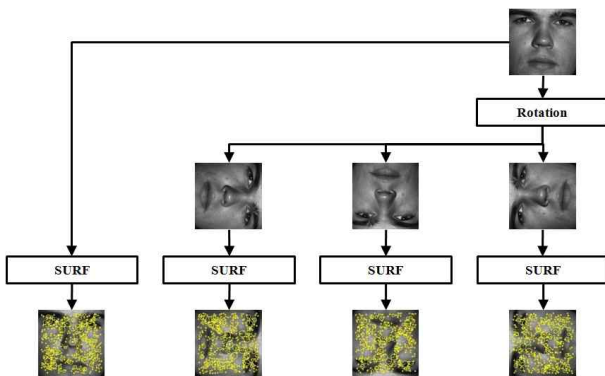


그림 7. 얼굴 영상 회전 및 SURF를 이용한 특징점 추출 과정
Fig. 7. Face image rotation and interest point extraction using SURF.

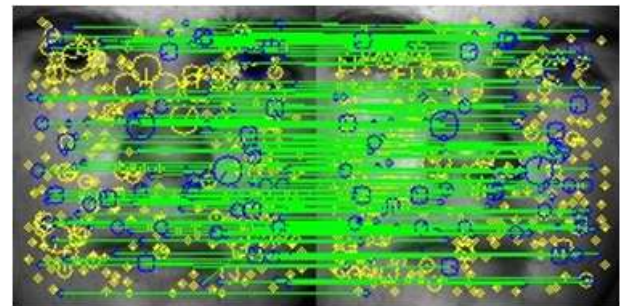


그림 9. 특징점 정합 결과 (학습 영상, 시험 영상)
Fig. 9. Result of interest point matching (training image, test image).

추출된 특징점은 정합된 특징점을 계산하는 특징점 정합에 이용되며, 정합된 특징점은 검증된 특징점 수를 계산하는 특징점 검증에 이용된다. 마지막으로, 가장 큰 검증된 특징점 수에 해당하는 학습 영상이 얼굴 인식 결과가 된다.

얼굴 영상 회전 및 SURF를 이용한 특징점 추출 과정은 그림 7과 같이 얼굴 영상을 90°, 180° 및 270°로 회전시킨 다음 SURF를 통해 특징점을 추출한다. 이때, 얼굴 영상에 표시된 원들은 추출된 특징점을 의미한다.

얼굴 영상 회전을 통해 4장으로 늘어난 학습 영상과 시험 영상은 그림 8과 같이 각각 한번씩, 총 16번의 정합을 통해 정합된 특징점이 계산된다. 회전을 통해 얼굴 영상의 수를 늘린 다음 특징점을 추출하기 때문에 회전을 하지 않고 추출하는 것보다 더 많은 수의 특징점을 추출할 수 있으며, 결과적으로 정합된 특징점의 수를 증가시킴으로써 인식률을 상승시킬 수 있게 된다.

특징점 정합은 학습 영상에서 추출된 특징점들을 시험 영상에서 추출된 특징점들과 비교하여, 가장 유사한 특징점끼리 정합시키는 과정이다. 이때 특징점은 k 차원의 벡터이기 때문에, 특징점간의 유사도를 측정하여 가장 유사한 특징점을 찾는 최근접 이웃 탐색 (nearest neighbor search)을 수행한다. 실험에서는 유클리디언 거리 (euclidean distance)를 사용하여 특징점 간의 유사도를 측정하며, 유사도가 일정 임계값보다 작다면 정합에 실패하게 된다. 특징점 정합 결과는 그림 9와 같으며, 선으로 서로 연결된 두 개의 원이 정합된 특징점을 의미한다.

학습 영상과 시험 영상의 인물이 동일한 경우의 정합된 특징점 수는 동일하지 않은 경우 보다 높은 경향을 보인다. 하지만 그림 10과 같이 조명 조건이 악화된 경우에는 정합된 특징점 수가 전체적으로 감소할 뿐만 아니라, 잘못 정합된 특징점이 차지하는 비율이 높아진다. 정합된 특징점 수는 얼굴 영상 회전을 통해 증가시킬 수 있지만, 잘못 정합된 특징점 수 또한 증가하기 때문에 인식률은 감소하게 된다.

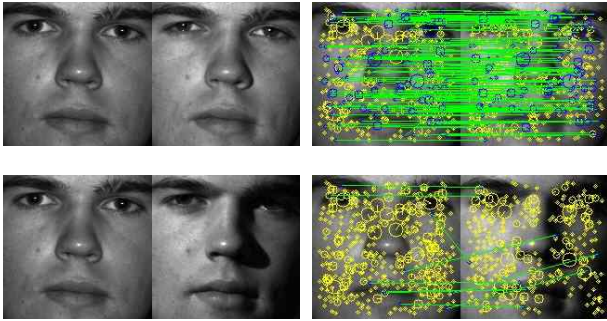


그림 10. 조명 조건에 따른 정합된 특징점 수의 감소
 Fig. 10. Decrease of interest points by illumination condition.

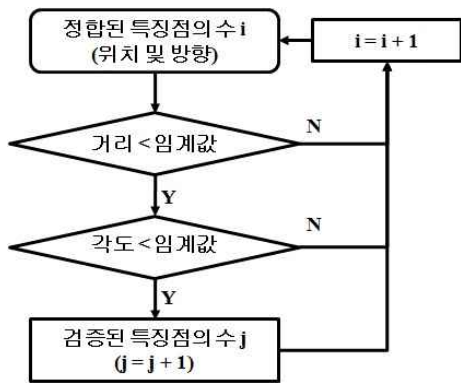


그림 11. 특징점 검증 과정
 Fig. 11. Interest point verification.

잘못 정합된 특징점을 제거하기 위해선 그림 11과 같이 정합된 특징점이 올바르게 정합되었는지의 여부를 확인하는 검증 과정이 필요하다. 이는 정합된 특징점 간의 위치 차이인 거리와 방향 차이인 각도를 이용한다. 즉, 정합된 특징점 간의 거리와 각도가 일정 임계값보다 작다면 올바르게 정합된 특징점이라고 간주하게 된다. 이를 정합된 특징점 전체에 적용하면 올바르게 정합된 특징점 수, 즉 검증된 특징점 수가 계산되며 검증된 특징점 수가 가장 높은 학습 영상에 해당하는 인물이 인식 결과가 된다.

IV. 실험 및 결과

Extended Yale Face Database B^[17]는 서로 다른 28명의 사람이 9개의 포즈(Pose)와 64가지의 조명 조건(illumination condition)에서 촬영된 640 x 480의 그레이 스케일 영상 16128장으로 구성되어 있다. 이 중에서, 20명이 정면을 바라보는 1개의 포즈와 37가지 조명 조건에서 촬영된 영상 740장이 실험에 사용된다. 표 3은 실험에 사용되는 얼굴 영상들의 조명 범위이다.

표 3. 실험을 위한 얼굴 영상의 조명 범위
 Table 3. Illumination range of face images for experiments.

| 양각 | 방위각 |
|-------------|-------------|
| -40° ~ +45° | -60° ~ +60° |

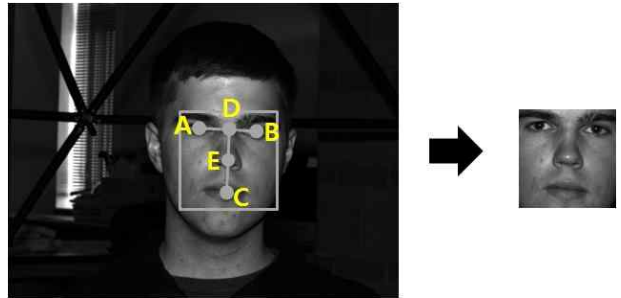


그림 12. 얼굴 영상의 전처리 과정
 Fig. 12 Preprocessing of face images.

표 4. 실험에 사용되는 학습 및 시험 영상의 수
 Table 4. Number of training and test images in experiments.

| 1인당 학습 영상의 수 | 1인당 시험 영상의 수 |
|--------------|--------------|
| 1 | 36 |
| 3 | 34 |
| 5 | 32 |
| 7 | 30 |

표 5. 학습 영상의 조명 범위
 Table 5. Illumination range of training images.

| 양각 | +10 | | 5 | | 5 | |
|----|-----|-----|----|---|----|-----|
| | +5 | | | | | |
| | 0 | 3 | | 1 | | 3 |
| | -5 | | | | | |
| | -10 | | 7 | | 7 | |
| | | -10 | -5 | 0 | +5 | +10 |
| | | 방위각 | | | | |

740장의 얼굴 영상들은 그림 12와 같이 전처리가 수행된다. 이를 위해 두 눈의 위치에 해당하는 A, B와 입의 위치에 해당하는 C를 임의로 정한 다음 D와 E의 위치를 구한다. 이때 D는 A와 B의 중간 위치이며 E는 C와 D의 중간 위치이다. 마지막으로 구해진 E를 중심으로 하는 160 x 160의 사각형 내부의 화소 값들이 전처리된 얼굴 영상이 된다.

전처리된 얼굴 영상은 표 4와 같이 학습 영상과 시험 영상으로 나누어진 다음 실험에 사용된다.

1인당 사용되는 학습 영상의 조명 범위는 표 5와 같다. 예를 들어 1인당 사용되는 학습 영상의 수가 5일 때는 1, 3 그리고 5에 해당하는 5장이 학습 영상이며 나머

표 6. 특징점 정합을 이용한 얼굴 인식 결과
Table 6. Results of face recognition using interest point matching.

| 서술자 차원 수 | 인식률 |
|----------|---------|
| 64 | 57.50 % |
| 128 | 60.28 % |

표 7. 얼굴 영상 회전 및 특징점 정합을 이용한 얼굴 인식 결과
Table 7. Results of face recognition using face image rotation and interest point matching.

| 서술자 차원 수 | 인식률 |
|----------|---------|
| 64 | 72.22 % |
| 128 | 74.31 % |

표 8. 특징점 정합 및 검증을 이용한 얼굴 인식 결과
Table 8. Results of face recognition using interest point matching and verification.

| 서술자 차원 수 | 거리 임계값 | 각도 임계값 | 인식률 |
|----------|--------|--------|---------|
| 64 | 10 | 10 | 71.81 % |
| 128 | 10 | 10 | 69.31 % |

지 32장은 시험 영상이 된다.

가장 간단한 SURF 기반 얼굴 인식 방법은 표 6과 같이 특징점 정합 결과인 정합된 특징점 수를 이용하는 것이다. 이때 인식률은 서술자의 차원수가 128일 때 약 3% 정도 높았다.

표 7은 얼굴 영상 회전을 통해 얼굴 영상의 수를 증가시킨 다음, 특징점 정합 결과를 이용했을 때의 인식률을 보여주고 있다. 얼굴 영상 회전을 적용한 결과, 인식률이 약 14% 이상 상승한 것을 확인할 수 있었다.

표 8은 얼굴 영상 회전을 적용하지 않는 대신, 특징점 정합 후 검증한 결과를 이용했을 때의 인식률을 보여주고 있다. 거리 및 각도 임계값으로 5, 10 및 15를 사용하면서 64 및 128차원의 서술자를 사용하는 총 18번의 실험을 수행하였다. 특징점 검증을 적용한 결과, 인식률이 약 11% 이상 상승했으며, 표 6 및 7과는 반대로 서술자가 64차원 일 때의 인식률이 가장 높았다.

표 9는 본 논문에서 제안한 방법을 이용했을 때의 인식률을 보여주고 있다. 이는 얼굴 영상 회전, 특징점 정합 및 검증을 모두 적용한 것이며, 표 8과 동일한 방식으로 총 18번의 실험을 수행하였다. 앞서 수행한 실험 결과들과 종합한 결과에 따르면, 얼굴 영상 회전과 특징점 검증을 모두 사용하는 방법이 가장 높은 인식률을 얻을 수 있으며 이때 사용되는 거리 및 각도 임계값은

표 9. 얼굴 영상 회전, 특징점 정합 및 검증을 이용한 얼굴 인식 결과

Table 9. Results of face recognition using face image rotation, interest point matching and verification.

| 서술자 차원 수 | 거리 임계값 | 각도 임계값 | 인식률 |
|----------|--------|--------|---------|
| 64 | 10 | 10 | 85.83 % |
| 128 | 10 | 10 | 82.36 % |

표 10. 1인당 사용되는 학습 영상 수에 따른 SURF 기반 얼굴 인식 결과

Table 10. Results of face recognition based on SURF according to number of training images per person.

| 1인당 학습 영상 수 | 인식률 | 수행 시간 |
|-------------|---------|---------|
| 1 | 85.83 % | 1.27 s |
| 3 | 93.09 % | 4.62 s |
| 5 | 94.22 % | 7.47 s |
| 7 | 94.50 % | 10.75 s |

10이고 서술자의 차원 수는 64임을 확인할 수 있었다.

표 10은 1인 당 사용되는 학습 영상의 수에 따른 SURF 기반 얼굴 인식의 인식률 및 수행 시간을 보여주고 있다. 이때 얼굴 인식 방법은 표 9의 방법과 동일하다. 1인당 3장의 학습 영상을 사용했을 때의 수행 시간은 3배 이상 증가 하였지만 인식률은 8% 이상 상승하였다. 반면에, 5장 이상을 사용했을 때는 수행 시간에 비해 증가하는 인식률의 폭이 낮았다.

마지막 실험으로, PCA (pricipal component analysis)¹⁸⁾를 이용한 얼굴 인식을 수행하였다. PCA는 고차원의 벡터를 저차원으로 축소시키기 때문에, SURF와는 정반대 방법으로 벡터를 구성하며, 대표적인 전역 방식의 얼굴 인식 방법에 사용 된다. PCA를 이용한 것을 제외하고는 표 10과 동일한 조건에서 실험을 수행 하였으며, 차원을 축소하기 위해 사용되는 고유 벡터에 따라 인식률이 크게 달라지기 때문에¹⁹⁾ 고유 벡터를 다양하게 구성하여 표 11과 같이 인식률 및 수행 시간을 측정 하였다. 실험 결과를 통해, 지역 방식의 얼굴 인식 또한 전역 방식 못지않은 인식률을 보일 수 있지만, 수행 시간 측면에서는 개선이 필요함을 확인할 수 있었다.

수행 시간에 가장 큰 영향을 미치는 원인은 특징점 정합 시 수행되는 최근접 이웃 탐색의 유클리디언 거리 계산이다. 예를 들어 학습 영상의 특징점 수가 m 이고 시험 영상의 특징점 수가 n 이라고 할 때, 거리 계산은 mn 회 수행된다. 즉, 특징점 정합의 평균 수행 시간은 $O(n^2)$ 가 될 수밖에 없다. 때문에 SURF⁶⁾에서는 식 3과

표 11. 1인당 사용되는 학습 영상 수에 따른 PCA 기반 얼굴 인식 결과

Table 11. Results of face recognition based on PCA according to number of training images per person.

| 1인당 학습 영상 수 | 인식률 | 수행 시간 |
|-------------|---------|----------|
| 1 | 65.83 % | 1.70 ms |
| 3 | 83.53 % | 5.05 ms |
| 5 | 84.84 % | 8.37 ms |
| 7 | 91.17 % | 11.06 ms |

같이 근사 헤시안 행렬의 고유값 (eigenvalue)의 합인 대각합 (trace)의 부호가 동일한 경우에만 거리 계산을 수행함으로써 계산량을 감소시킨다.

$$\nabla_{norm}^2 D = D_{xx} + D_{yy} \quad (3)$$

마찬가지로, 본 논문에서 소개한 얼굴 인식의 수행 시간을 개선하기 위해서는 거리 계산량을 최소화해야 한다. 이를 위한 가장 간단한 방법은 본 논문에서 제시한 방법을 역으로 적용하는 것이다. 다시 말해, 특징점 정합에서 두 특징점 간의 위치 및 방향 차이가 임계값 보다 작은 경우에만 거리 계산을 수행하는 것이다. 위치 및 방향 차이 계산은 거리 계산 보다 수행 속도가 빠르고 임계값을 통해 거리 계산량 자체를 줄여주기 때문에 전체적인 수행 시간을 감소시킬 수 있을 것이다. 게다가 두 특징점 간의 위치 및 방향 차이는 특징점 검증과 동일하기 때문에 인식률을 감소시키지 않을 것이다.

IV. 결 론

본 논문에서는 특징점 추출 알고리즘인 SURF를 이용한 얼굴인식 방법을 제안하였다. 이는 SURF를 통해 특징점을 추출한 다음, 특징점 정합을 통해 계산된 정합된 특징점을 이용하여 얼굴 인식을 수행하게 된다.

조명 조건이 나쁜 영상에서 특징점을 추출하게 되면, 추출되는 특징점의 수가 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 이는 정합된 특징점 수 또한 감소시키며, 결국에는 인식률을 감소시키는 원인이 된다. 이를 해결하기 위해 학습 영상과 시험 영상을 90°씩 360°회전시켜 얼굴 영상의 수를 4배로 늘리는 얼굴 영상 회전을 적용하여 추출 되는 특징 점의 수를 증가시킬 수 있었다.

추출된 특징점은 정합을 통해 각 학습 영상에 해당하는 정합된 특징점이 계산된다. 그러나 특징점 정합 또한 조명 조건이 나쁜 상태에서 수행되면 정합된 특징점

의 수가 감소하게 될 뿐만 아니라, 정합된 특징점 중 잘못 정합된 특징점의 비율이 증가 하면서 인식이 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 이를 해결하기 위해 정합된 특징점 간의 위치 차이 및 방향 차이를 이용하여 특징점이 올바르게 정합되었는지 확인하는 특징점 검증을 적용하여 잘못 정합된 특징점을 제거 할 수 있었다.

실험 결과를 통해 얼굴 영상 회전 및 특징점 검증을 추가로 적용하면 인식률이 더 높아짐을 확인할 수 있었으며, 1인 당 사용되는 학습 영상의 수를 늘리면 인식률을 보다 더 향상시킬 수 있었다.

향후에는 PCA를 이용한 얼굴인식 방법을 1단계로 수행한 다음, SURF를 이용한 얼굴인식 방법을 2단계로 수행하는 혼합형 얼굴인식 방법^[20~21]을 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] Tan, X., Chen, S., Zhou, Z., and Zhang, F., "Face recognition from a single image per person: A survey," Pattern Recognition, Vol. 39, No. 9, pp. 1725-1745, Sep. 2006.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [3] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 19, no. 7, pp. 711 - 720, Jul.1997.
- [4] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "Face recognition by independent component analysis," IEEE Trans. Neural Netw., vol.13, no. 6, pp. 1450 - 1464, Jun. 2002.
- [5] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, 60, 2, pp. 91-110, 2004.
- [6] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Surf: Speeded up robust features", Computer Vision and Image Understanding (CVIU), vol. 110 no. 3, pp. 346-359, 2008.
- [7] D. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features", In ICCV, 1999.
- [8] H. Bay, Beat Fasel, and Luc Van Gool, "Interactive museum guide: Fast and robust recognition of museum objects", In First international workshop on mobile vision, 2006.
- [9] H. Tamimi, H. Andreasson, A. Treptow, T.

Duckett, and A. Zell, "Localization of mobile robots with omnidirectional vision using particle filter and iterative SIFT, in Proc. 2nd European Conf. on Mobile Robots - ECMR'05, Ancona, Italy, September 2005.

[10] A.C. Murillo, J.J. Guerrero, and C. Sagüés, "SURF Features for Efficient Robot Localization with Omnidirectional Images", Proc. 2007 IEEE Int'l Conf. Robotics and Automation, IEEE Press, pp. 3901 - 3907, 2007.

[11] S. Se, D. Lowe, and J. Little. Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant features. In Proc. of the International Conference on Robotics & Automation (ICRA), 2001.

[12] M. Cummins, P. Newman, "FAB-MAP: Probabilistic Localization and Mapping in the Space of Appearance", International Journal of Robotics Research, Vol. 27, No. 6, pp. 647-665, 2008.

[13] M. Bicego, A. Lagorio, E. Grosso, M. Tistarelli, "On the Use of SIFT Features for Face Authentication", CVPR Workshop, pp. 35 - 35, 2006.

[14] Shan An, Xin Ma, Rui Song and Yibin Li, "Face detection and recognition with SURF for human-robot interaction", ICAL, pp. 1946-1951, 2009.

[15] M. Kang, W. Choo and S. Moon, "Improved face recognition algorithm employing SURF descriptors," in Proc. SICE Annual Conf., pp. 2511-2513, Aug. 2010.

[16] P.A. Viola and M.J. Jones. "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", In CVPR (1), pages 511 - 518, 2001.

[17] Extended Yale Face Database B, <http://vision.ucsd.edu/~leekc/ExtYaleDatabase/ExtYaleB.html>

[18] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.

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

[20] 조현중, 강민구, 문승빈, "조명 변화 환경에서 PCA 기반 얼굴인식 알고리즘의 신뢰도에 대한 연구", 전자공학회논문지, 162-169쪽, 2009년 3월

[21] 조현중, "PCA와 Gabor Wavelet을 이용한 조명변화에 강인한 혼합형 얼굴인식 시스템", 세종대학교 석사 학위논문, 2010.02.

저 자 소 개



강 민 구(학생회원)
2008년 세종대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업
2010년 세종대학교 컴퓨터 공학과
석사 졸업
<주관심분야 : 얼굴인식, 위치인
식, 영상처리>



추 원 국(학생회원)
2009년 세종대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업
2009년~현재 세종대학교 컴퓨터
공학과 석사과정 재학.

<주관심분야 : HRI, 얼굴인식, 영상처리>



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