

논문 2010-5-26

특징되먹임을 이용한 패턴인식 : 특징마스크 검증을 통한 특징되먹임 성능분석

Pattern Recognition using Feature Feedback : Performance Evaluation for Feature Mask

김수현*, 최상일**, 배성한***, 이영대****, 정구민*****

Su-Hyun Kim, Sang-Il Choi, Sung-Han Bae, Young-Dae Lee, Gu-Min Jeong

요약 본 논문에서는 특징 되먹임 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 특징되먹임 알고리즘의 성능에 가장 큰 영향을 주는 특징마스크를 검증한다. 특징 되먹임 기반 패턴 인식 방법은 PCALDA로 추출된 특징을 원 영역으로 역사상하여 인식에 중요한 부분을 추출하는 기법이다. 추출된 특징은 특징마스크의 형태로 원 영역으로 역사상 되므로, 특징마스크의 특징성능 검증에 대한 연구가 필수적이다. 본 논문에서는 Yale data 기반의 얼굴 인식에서 특징마스크를 검출하여 특징마스크에 따른 인식을 변화를 고찰하고 검출된 특징마스크의 성능을 검증한다.

Abstract In this paper, we present a performance evaluation for face recognition algorithm using feature feedback according to the Feature mask. In the face recognition method using feature feedback, important region is extracted from original data set by using the reverse mapping from the extracted features to the original space. In this paper, we evaluate the performance of feature feedback according to shape of Feature Mask for Yale data. Comparing the result using Important part and unimportant part, we show the validity and applicability of the pattern recognition method based on feature feedback.

Key Words : Pattern Recognition, Face Recognition, Feature Feedback, Feature Extracting

1. 서 론

패턴인식 기술은 다양한 형태의 데이터에 포함되어 있는 패턴정보를 자동으로 추출하여 응용하는 기술로서 넓게는 컴퓨터 응용 소프트웨어 기술, 좁게는 인공지능 기술로 분류된다^[1,2]. 패턴인식은 지난 수년간 심리학, 신경과학 등 여러 공학 분야에서 연구가 진행되어 왔다. 최근에는 보안시스템, 회원관리, 신분 증명과 같은 실생활

에 접목되어 다양한 application이 개발되었다^[3,4].

패턴인식이 다양하게 이용되고, 특히 영상의 인식분야에 쓰임 받게 됨에 따라, 데이터의 특징을 추출하여 메모리와 수행속도를 절감하는 PCALDA에 관련한 기술이 패턴인식에 접목되어 연구가 진행되고 있다^[5-8]

특징 되먹임 기반 패턴 인식 방법^[9]은 일정 데이터 중에서 패턴 인식에 중요한 부분을 추출해 내기 위해서 제안되었다. PCALDA 등으로 추출된 특징을 원 영역으로 역사상하여 패턴 인식에 중요한 부분을 추출해 낼 수 있도록 하였다. 또한 이를 통하여 데이터의 절감과 인식률 향상을 가져올 수 있음을 보였다.

특징되먹임 알고리즘의 핵심은 특징을 원 영역으로 역사상하여 데이터를 추출하는 단계에 있다. 따라서 특

*준회원, 국민대학교 전자공학과

**정회원, 서울대학교 BK21정보기술사업단

***정회원, 세종사이버대학교 게임/3D애니메이션학과

****정회원, 세명대학교 정보통신학과 교수

*****정회원, 국민대학교 전자공학부 (교신저자)

접수일자 2010.9.29 수정일자 2010.10.10

게재확정일자 2010.10.15

징되먹임의 성능을 평가하기 위해서는 특징 되먹임 기반 패턴 인식 방법을 통해 추출한 특징이 데이터를 분류하는데 효과가 있는 영역인지에 대한 검증이 필요하다.

본 논문에서는 역사상하는 특징영역의 변화에 따른 특징되먹임 기반 패턴인식방법의 인식을 변화에 대해서 연구한다. 추출된 특징영역과 그 외의 영역을 추출하고 이를 원 영역에 각각 역사상 하여 인식률의 차이 을 고찰한다. 이를 통해 특징 되먹임 기반 패턴 인식 방법^[6]에서 검출된 특징영역을 이용한 패턴인식 인식률이 가장 높음을 확인하고, 이로써 특징 되먹임 기반 패턴 인식 방법^[6]에서 제안한 알고리즘의 성능을 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존에 제시하였던 특징되먹임 알고리즘에 대한 상세한 설명을 한다. 3장에서는 제안한 특징되먹임 성능검증을 위한 실험 방법을 제안하고, 4장에서는 제안한 방법을 이용하여 인식률을 도출한다. 실험결과를 통하여 5장에서는 특징되먹임 알고리즘에 대한 성능을 검증하고 결론을 맺는다.

II . 특징되먹임

특징되먹임 알고리즘은 데이터의 특징데이터를 효율적으로 추출하기 위한 전 처리 단계에 대한 알고리즘이다.

특징되먹임에 사용되는 특징데이터는 PCALDA를 통하여 추출한 피쳐페이스를 이용한다. 이 피쳐페이스는 PCALDA 연산 시 데이터의 차원을 줄이기 위한 사영벡터들의 집합으로서 본 실험과 같이 원본데이터를 얼굴영상으로 했을 경우 얼굴의 형태를 띤다. 특징데이터 영역은 피쳐페이스를 구성하는 값을 기반으로 추출하고, 이 영역을 특징 마스크라고 부른다.

그림 1 는 특징되먹임의 순서도를 나타낸다.

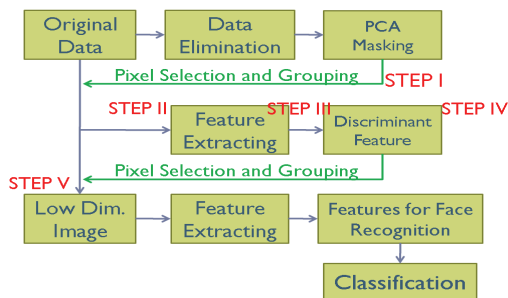


그림 1. 특징되먹임 순서도
Fig. 1. Flow chart of Feature Feedback

STEP1 : 원 데이터에 PCA하여 W_{PCA} 를 추출한다. W_{PCA} 는 평균값을 기준으로 2진화시켜 PCA마스크를 생성한다

STEP2 : PCA 마스크를 원 데이터에 역사상 하여 PCA특징 얼굴 데이터를 추출한다.

STEP3 : PCA 특징얼굴 데이터를 PCALDA하여 피쳐 페이스를 추출한다. 이 피쳐페이스는 최종 변환벡터 w 로 정의한다.

STEP4 : 최종 변환벡터 w 의 평균값에 가중치 T를 더한 값을 기준으로 2진화 시켜 특징 마스크를 추출한다.

STEP5 : 특징마스크를 원 데이터에 적용하여 특징 얼굴 데이터를 생성한다.

이상의 과정을 거쳐 데이터의 특징만 가지게 되는 특징데이터를 추출하게 된다.

Step1 과정에서 PCA를 통해 고유얼굴이라 불리는 이 변환벡터 W_{PCA} 를 식(1)에 따라 중요한 부분과 중요하지 않은 부분으로 나누어 2진 데이터 세트를 획득 할 수 있다.

$$\left\{ \begin{array}{ll} W_{PCA_i} \in EI_i, & \text{if } \|w_i\| \geq T_{PCA_i} \\ W_{PCA_i} \in EU_i, & \text{otherwise} \end{array} \right\} \quad (1)$$

(1)을 통해 얻어진 고유얼굴 마스크를 원 영역에 역사상하여 원영역의 노이즈를 제거한다.

PCA Mask를 통해 노이즈가 제거된 얼굴데이터 영역은 Step3 과정에서 Step 1 과 유사한 방법으로 PCALDA를 통해 피쳐페이스라고 불리는 최종 변환벡터 w 를 얻게 된다. 이 변환벡터 w 를 식(2)에 따라 중요한 부분과 중요하지 않은 부분으로 나누어 2진 데이터 세트를 획득 할 수 있다.

$$\left\{ \begin{array}{ll} w_i \in FI_i, & \text{if } \|w_i\| \geq T_i \\ w_i \in FU_i, & \text{otherwise} \end{array} \right\} \quad (2)$$

특징마스크는 각각의 2진화 된 피쳐페이스를 식(3)과 같은 연산을 통해 얻을 수 있다. 원 데이터에 최종적으로 쓰워지는 특징마스크는 추출한 피쳐페이스 각각의 중요한 영역의 합으로 이루어진다.

$$FI = FI_1 \oplus FI_2 \oplus FI_3 \oplus \dots \oplus FI_{m_f} \quad (3)$$

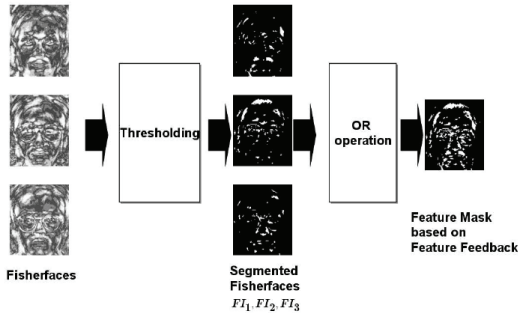


그림 2. 특징 마스크의 추출
Fig. 2. Extract Feature mask

추출한 특징 마스크를 그림 3과 같이 원 데이터에 역사상 한다. 특징 마스크를 통해 원 데이터의 얼굴 영역에서 중요한 부분만을 추출한 후 PCALDA를 이용한 패턴인식을 한다.

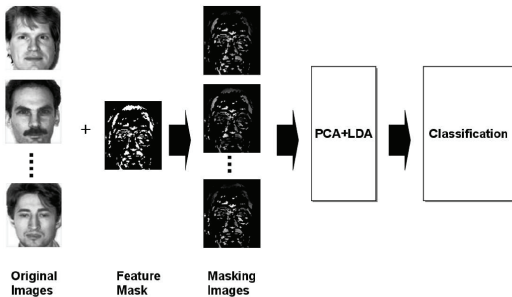


그림 3. 특징 되먹임 기반 얼굴 인식
Fig. 3. Face recognition based on Feature feedback

III. 특징되먹임 성능평가

특징되먹임 알고리즘의 핵심은 분류할 데이터의 특징을 추출하는 특징마스크를 생성하는데 있다. 따라서 특징되먹임의 성능을 평가하기 위해서는 추출된 특징마스크에 대한 영역이 데이터를 분류하는데 효과가 있는 영역인지에 대한 검증이 필요하다.

또한 PCA Mask를 통해 데이터의 노이즈를 제거함으로써 PCA Mask 되먹임이 인식률 향상에 도움이 되는지에 대한 검증이 필요하다. 따라서 W_{PCA} 의 고유값이

높은 영역을 EI , 그 외의 영역을 EU 로 정의하여 PCA 마스크를 구성한 후 인식률을 측정하여 PCA 마스크의 성능을 검증한다.



그림 4. 특징마스크의 구성
Fig. 4. component of Feature mask

특징마스크는 그림 4와 같이 데이터의 특징영역을 정의하여 원 데이터를 추출하는데 사용된다. 특징영역은 2진화된 피셔페이스를 이용하여 구한다. 2진화된 피셔페이스는 패턴인식에 중요한 영역(FI)과 중요하지 않은 영역(FU)으로 구성된다. 특징 되먹임 알고리즘에 사용되는 특징영역은 FI 부분의 합 연산을 통하여 구성되므로 “ FI 특징마스크”라고 정의한다. 그리고 특징을 포함하지 않은 영역라고 가진 특징마스크는 (4)으로 추출할 수 있다.

$$FU = FU_1 \otimes FU_2 \otimes FU_3 \otimes \dots \otimes FU_{m_f} \quad (4)$$

각 2진화된 피셔페이스의 FU 영역만을 추출하기 위하여 곱 연산을 통해 “ FU 특징 마스크”를 추출한다. 각각의 피셔페이스는 (5)와 같은 특성을 가지고, 특징마스크는 (6)와 같다. 따라서 FU 특징 마스크와 FI 특징마스크는 반전된 형태를 띤다.

$$FI_{m_f}^c = FU_{m_f}, \quad FU_{m_f}^c = FI_{m_f} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} FI^c &= (FI_1 \oplus FI_2 \oplus \dots \oplus FI_{m_f})^c \\ &= FU_1 \otimes FU_2 \otimes \dots \otimes FU_{m_f} = FU \end{aligned} \quad (6)$$

이와 같은 과정을 통하여 구한 FU 특징 마스크와 FI 특징마스크를 그림 3과 같이 각각 원 영역에 사영하여 패턴인식에 중요한 특징을 포함하는 데이터와 중요하

지 않은 데이터를 추출한다. 각 데이터는 PCALDA를 통하여 패턴인식 되고, 이에 따른 인식률 결과를 비교함으로써 [9]에서 제안한 특징마스크를 검증한다.

IV. 마스크에 따른 특징되먹임 성능실험

본 논문에서는 특징되먹임 중 원 영역에 사영되는 특징 마스크의 추출 방법에 따른 데이터 인식률의 변화를 알아보도록 한다. 사용되는 특징마스크는 PCA를 통한 *EI* 특징마스크와 *EU* 특징마스크, 그리고 PCALDA를 이용하여 패턴인식에 중요한 영역을 나타내는 *FI* 특징마스크와 그 외의 부분인 *FU* 특징마스크이다.

실험에 사용된 데이터는 Yale database를 이용하였다. Yale data는 15명의 사람이 각각 11개의 다른 표정을 하고 있는 165장의 사진으로 이루어진 데이터이다.



그림 5. Yale data base의 얼굴 이미지 예
Fig. 5. Face image of Yale data base

본 실험에서는 각 사람을 클래스로 분류하였다. 이 Yale data를 PCALDA를 통해 C (클래스의 수) - 1 개 만큼 피쳐페이스를 추출할 수 있다. 본 논문에서는 임계값은 $T = 0.011$ 로 고정하고 피쳐페이스의 수를 3으로 고정하여 [9]와 동일한 실험조건을 갖추었다.

그림 6 은 Yale data를 기반으로 한 실험에 사용되는 마스크들에 대한 그림이다. [9]와 같은 실험조건으로 인하여 동일한 마스크가 본 논문의 *FI* 특징마스크로 사용되었고, *FU* 특징 마스크는 *FI* 특징마스크에 반전된 형태를 띠고 있다.



그림 6. *EI|EU* 특징마스크와 *FI|FU* 특징 마스크
Fig. 6. *EI|EU* Feature mask and *FI|FU* feature mask

각 마스크는 데이터를 추출하는 영역이 다르므로 사용되는 마스크에 따라 패턴인식에 사용되는 데이터의 양이 달라진다. 그리고 데이터의 양이 많을수록 데이터 연산속도는 느리지만, 패턴인식의 성능향상에 유리하다.

그림 7 은 *FI* 특징마스크와 *FU* 특징 마스크를 사용하였을 때 추출된 데이터의 양에 대한 그래프이다.

표 1. 특징마스크와 특징 수에 따른 인식률 변화

Table 1. Recognition rate of Feature mask and the number of features

Feature 수	PCA+ LDA	<i>EU</i> 특징 마스크	<i>EI</i> 특징 마스크	<i>FU</i> 특징 마스크	<i>FI</i> 특징 마스크
1	38.8	36.4	39.4	33.3	40.6
2	53.9	59.4	61.8	59.4	67.9
3	70.3	73.3	78.8	72.1	80.0
4	83.0	98.8	83.0	77.0	87.3
5	85.5	84.9	87.9	83.6	90.9
6	90.9	87.3	90.3	85.5	92.7
7	92.1	98.3	91.5	89.7	95.8
8	95.2	89.1	92.7	93.3	95.8
9	93.9	89.7	93.3	91.5	95.2
10	94.6	90.3	93.3	92.1	96.4
11	95.2	89.7	93.9	93.3	97.6
12	95.8	90.9	94.6	93.3	100
13	96.4	90.3	95.8	95.1	98.8
14	97.0	90.9	95.8	95.1	99.4
평균 인식률	84.5	81.3	85.2	82.5	88.4

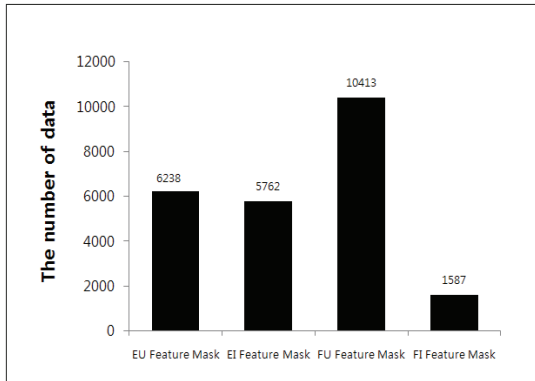


그림 7. FI 특징마스크와 FU 특징 마스크의 데이터 검출량 비교

Fig. 7. Compare of filtered data by FU feature mask with FI Feature mask

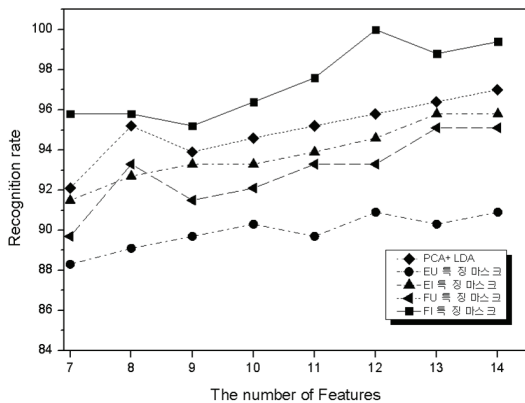


그림 8. 특징 수에 따른 방법 별 인식률 변화
Fig. 8. Recognition rate graph of the number of features

표 1에서는 특징마스크와 특징 수에 따른 인식률 변화에 대해서 정리하였다. [9]의 결과에서 PCA+LDA방법을 통해서 얻어지는 평균 인식률은 84.5%이고 FI 특징마스크를 이용한 특징되먹임방법을 통하였을 때 얻어지는 평균 인식률은 88.4%로 3.9%의 인식률 향상이 있음을 보였다.

본 연구의 결과에서는 표 1과 같이 FU 특징 마스크를 이용할 경우 평균 인식률은 82.5%가 되어 PCA+LDA에 비하여 2%의 성능 감소가 있음을 알 수 있다. 그리고 [9]의 결과에 비해서도 2.9%의 평균 인식률 향상을 가져올 수 있다. FI 특징마스크의 결과는 FU 특징 마스크를 이용하였을 때 보다 5.9%의 인식률 향상이 있음

을 알 수 있다.

그림 9에서는 특징 수에 따라서 PCA+LDA의 인식률, EU 특징 마스크, EI 특징 마스크, FU 특징 마스크, FI 특징 마스크 각각을 이용한 특징 되먹임 방법의 인식률을 비교하였다. 표 1과 그림 6에서 보는 바와 같이 FI, EI 특징 마스크의 경우가 FU, EU특징 마스크의 경우보다 전반적으로 인식률이 높음을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 특징되먹임을 이용한 패턴인식에서 특징마스크가 패턴인식에 중요한 영역을 포함하는지에 대해 고찰하였다. 제안한 방법에 따라 추출한 특징마스크를 사용하였을 경우, 중요하지 않은 영역을 포함하는 특징마스크의 경우보다 높은 인식률을 나타냄을 보였다. 본 연구에서는 T와 피셔페이스 수 N을 특징 되먹임 기반 얼굴 인식 방법에서 제안한 값으로 고정하고, 중요한 영역의 특징마스크와 중요하지 않은 영역의 특징마스크의 인식률 편차를 고찰하였다. 실험 결과에서 FI 특징마스크의 결과는 FU 특징 마스크를 이용하였을 때 보다 평균 5.9%의 인식률 향상이 있음을 보인 반면에 패턴인식에 사용되는 데이터량은 85% 절감되었음을 확인할 수 있었다. 이는 제안한 특징마스크를 사용하여 패턴인식에 사용될 데이터를 추출할 경우 인식률 향상과 연산속도의 절감을 나타낸다.

향후 PCA 마스크에 대한 성능검증 연구와 더불어 컨벡스 최적화 이론을 적용하여 파라미터 N과 T에 따르는 인식률 변화의 최적화에 대한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참고 문헌

- [1] Keinosuke Fukunaga "Introduction to statistical pattern recognition" Academic Press, 1990.
- [2] Christopher M Bishop "Neural Networks for pattern recognition" Oxford University Press, 1995.
- [3] A.K. Jain, R.P.W. Duin, and J. Mao, "Statistical pattern recognition: a review,"

- IEEE Trans. PAMI, vol. 22, no. 1, pp. 4-37, 2000.
- [4] J. Zou, "Visible models for interactive pattern recognition", Pattern Recognition Letters, Vol 28, pp 2335 - 2342, December 2007.
- [5] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," J. Cognitive Neurosci., vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [6] J.W. Lu, K.N. Plataniotis, and N. Venetsanopoulos, "Face recognition using LDA-based algorithm," IEEE Trans. Neural Network, vol. 14, no. 1, pp. 195-200, 2003.
- [7] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces : recognition using class specific linear projection," IEEE Trans. PAMI vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 1997.
- [8] C. Liu and H. Wechsler, "Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition," IEEE Trans. Image Processing, vol. 11, no. 4, pp. 467-476, 2002.
- [9] G.-M., Jeong, H.-S. Ahn, S.-I. Choi, N.-J. Kwak and C. Moon, "Pattern recognition using feature feedback: Application to face recognition", International Journal of Control, Automation, and Systems, Vol 8, pp 141-148, February 2010.

※ 본 연구는 전자통신연구원 및 한국로봇산업협회의 "정보통신표준기술력향상사업(2010-P1-22)" 의 지원으로 수행 되었습니다.

저자 소개

김 수 현 (준회원)



- 2009년 국민대학교 전자공학부 학사
- 2009년~현재 국민대학교 대학원 전자공학과 석사과정

<주관심분야 : 패턴인식, 임베디드 시스템>

최 상 일 (정회원)



- 2005년 서강대학교 전자공학부 학사
- 2010년 서울대학교 전기컴퓨터 공학부 박사
- 현재 서울대학교 BK21정보기술사업단 박사후 연구원

<주관심분야 : 패턴인식, 얼굴인식, 패턴인식 응용>

배 성 한 (정회원)



- 한양대학교 전자공학과 학사
- 뉴욕공대 석사 졸업
- 현재 세종 사이버대학교 게임/3D 애니메이션학과 교수

<주관심분야 : Computer Graphics>

이 영 대 (정회원)



- 1985 서울대학교 공학사
- 1987 서울대학교 공학석사
- 1998 서울대학교 전기공학부 공학박사
- 현재 세명대학교 정보통신학과 교수

<주관심분야 : 임베디드 시스템>

정 구 민 (정회원)



- 2001년 서울대학교 전기컴퓨터 공학부 박사
- 2001년 ~ 2004년 (주) 네오엠텔 책임연구원
- 2004년 ~ 2005년 SK 텔레콤 터미널 개발팀 과장
- 2005년 ~ 현재 국민대학교 전자공학부 부교수

<주관심분야 : 패턴인식, 임베디드 시스템, 차량 전자 제어>