

PCA와 입자 군집 최적화 알고리즘을 이용한 얼굴이미지에서 특징선택에 관한 연구

김웅기, 오성권
수원대학교 전기공학과

A Study on Feature Selection in Face Image Using Principal Component Analysis and Particle Swarm Optimization Algorithms

Woong-Ki Kim, Sung-Kwun Oh
Dept. of Electrical Engineering, The Univ. of Suwon

Abstract - 본 논문에서는 PCA와 입자 군집 최적화 알고리즘을 이용한 얼굴이미지에서 특징선택 방법에 대하여 제안한다. 2차원 얼굴이미지의 히스토그램 분포값에서 정규화합 연산을 이용한 히스토그램 평활화 기법을 거쳐 대비효과를 주어 화질을 개선시켜 준다. PCA는 2차원 얼굴이미지를 이용하여 공분산 행렬을 구한 후 그것의 고유값에 따른 고유벡터를 구하여 얼굴인식에 사용될 특징 벡터들을 추출한다. 또한 추출된 특징벡터 중에서 얼굴인식 성능에 중요한 요소가 되는 특징 벡터들을 입자 군집 최적화 알고리즘을 이용하여 최적화한다. 다항식 기반 RBF 신경회로망을 사용하여 얼굴인식 성능을 평가한다. 본 논문에서 제안된 방법을 통해 최적화된 특징벡터와 얼굴인식률과의 관계를 알 수 있다.

1. 서 론

패턴인식 시스템에서 특징의 차원수를 결정하는 것은 계속되는 논의되고 있는 중요한 문제이다. 데이터의 양을 나타내고 특징벡터의 차원을 축소할 수 있는 PCA(Principal Component Analysis)는 패턴 인식과 컴퓨터 비전 분야 등에서 널리 이용되는 전통적인 특징 추출과 데이터 표현에 관한 기술이다. 특히 신경망, SVM(Support Vector Machines), Adaboost와 같은 여러 가지 대표적인 얼굴인식 방법들 중에 PCA가 포함되어 있다.

Sirovich와 Kirby[1], [2]는 얼굴 영상을 효율적으로 표현하기 위해 처음으로 PCA를 적용하였다. 그들은 하나의 얼굴 영상은 얼굴의 기저 벡터와 평균 벡터로 정의되는 적은 수의 가중치 합으로 표현하였다. Turk와 Perland는 1991년에 얼굴 인식을 위한 고유얼굴(Eigenface) 방법을 제안하였다.[3]

PCA에 기반한 얼굴 인식 방법은 1차원의 얼굴 벡터들로 변환하여 구한 공분산 행렬로부터 고유값과 고유벡터를 계산하고 크기 순서로 정렬된 고유값에 대응하는 고유벡터를 구한다. 이렇게 구한 고유벡터는 하나의 얼굴 영상을 나타내는 기저 벡터들이다. 실제 인식 단계에서는 입력 영상을 선형 변환하여 얻은 특징 벡터를 미리 구해 놓은 특징 벡터들과 비교함으로써 얼굴을 인식하게 된다.

PCA에서 구한 특징벡터는 얼굴인식에 사용되는 특징이다. 본 논문은 그 특징의 차원수에 따라 인식률에 어떠한 영향을 미치는지에 대해서 입자 군집 최적화 알고리즘을 통해 최적화 한다.[4] 본 논문에서 사용된 얼굴인식 알고리즘은 분류기로서 학습능력과 일반화 능력이 우수한 다항식 기반 RBF 신경회로망을 설계한다.[5]

본 논문의 구성은 2장에서 PCA를 이용한 얼굴인식 방법에 대하여 기술하고, 3장에서 얼굴인식을 위한 입자 군집 최적화 알고리즘과 다항식 기반 RBF 신경회로망에 대하여 설명한다. 그리고 4장에서 ORL 얼굴이미지 데이터를 가지고 실험을 통해 특징의 차원수와 인식률과의 관계를 보여준다. 마지막으로 결론을 맺는다.

2. PCA를 이용한 얼굴이미지 특징벡터 추출

2.1 얼굴 이미지 전처리

얼굴 이미지들은 각각 크기나 밝기정보, 회전각에 대한 정보에 따라 같은 얼굴이나 같은 환경이라고 할지라도 각기 다 다르다. 이러한 차이들은 얼굴인식에서 커다란 왜곡 현상이나 오류인식의 확률을 높이는데, 히스토그램 평활화와 이미지 정규화를 통해서 빛에 대한 요인을 보정해 준다.

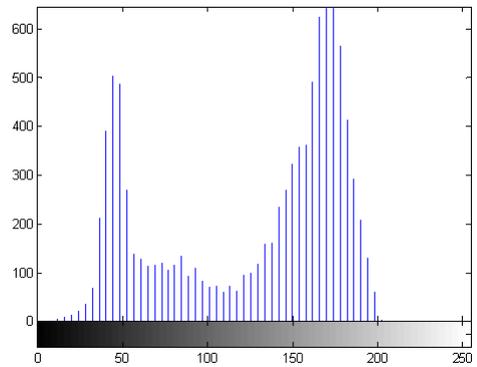
2.2.1 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화 과정은 다음과 같다.
[단계 1] 원시 입력영상의 밝기값에 대한 히스토그램을 생성
[단계 2] 생성된 히스토그램을 정규화합 히스토그램으로 변형
[단계 3] 정규화합 히스토그램을 이용하여 입력영상을 다시 매핑

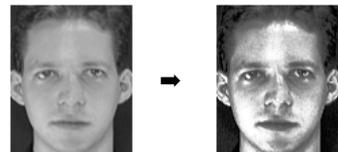
정규화합의 계산을 위한 변환식은 식(1)과 같다.

$$h(i) = \frac{G_{\max}}{N_t} H(i) \tag{1}$$

여기서, $H(i)$ 는 원본 입력영상의 누적 히스토그램, $h(i)$ 는 정규화합 히스토그램, G_{\max} 는 영상의 최대 밝기값(일반적인 흑백영상에서 255), N_t 는 입력영상 내부에 존재하는 픽셀의 개수이다.



a. 평활화한 히스토그램



b. 평활화할 이미지
<그림 1> 히스토그램 평활화 결과

2.2.2 이미지 정규화

빛과 배경에 의하여 발생하는 에러를 줄이기 위하여 임의로 설정된 평균과 분산을 기준으로 이미지를 정규화 해준다. 이미지 정규화를 계산하기 위한 식(2)와 같다.

$$N(i) = \frac{(O_i - \overline{m_i}) \overline{\sigma}}{\sigma_i + m} \tag{2}$$

여기서, $N(i)$ 는 정규화한 이미지, O_i 는 원 이미지, m_i 는 평균 이미지, σ_i 는 원 이미지 표준편차, $\overline{\sigma}$ 초기 설정된 표준편차, \overline{m} 초기 설정된 평균이다.

2.2 PCA 알고리즘

PCA를 이용한 얼굴인식 알고리즘은 다음과 같다.

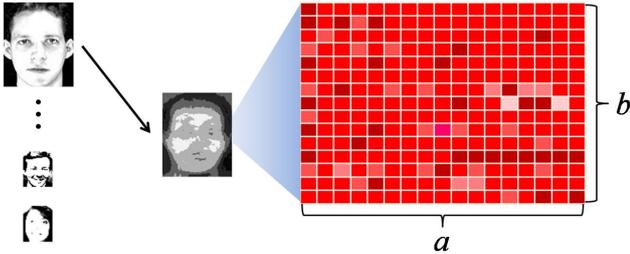
- [단계 1] 인식후보 얼굴 벡터 집합(S)의 구성
- [단계 2] 평균얼굴 벡터(Ψ) 계산
- [단계 3] 각 인식후보, 얼굴 벡터와 평균얼굴 벡터의 차 벡터(Φ_i) 계산

- [단계 4] $N^2 \times 1$ 벡터 Φ_i 로부터 공분산 행렬(C) 계산
- [단계 5] 공분산 행렬(C)로부터 고유벡터와 고유치 계산
- [단계 6] 주성분 선택을 통한 변환행렬 U 를 구함
- [단계 7] 변환행렬 U 와 인식후보 얼굴 벡터 집합(S)를 이용하여 특징벡터 추출

3. 얼굴인식을 위한 입자 군집 최적화 알고리즘과 다항식 기반 RBF 신경회로망 설계

3.1 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization)

본 논문에서는 PSO 알고리즘을 사용하여 pRBFNN의 학습률과 모멘텀 계수, 퍼지화 계수와 PCA를 통해 얻은 특징벡터를 최적 분포하여 분류기로서의 성능을 향상 시킨다.



<그림 2> 특징벡터로 이루어진 particle 구조

3.2 다항식 기반 RBF 신경회로망 설계

설계된 pRBFNNs 구조는 FCM 클러스터링에 기반한 분할 함수를 활성 함수로 사용하며, 다항식 함수로 구성된 연결가중치를 사용함으로써 기존 신경회로망 분류기의 선형적인 특성을 개선한다. pRBFNNs 구조는 언어적 해석관점에서 “If-then”의 퍼지 규칙으로 표현되며 퍼지 추론 메커니즘에 의해 구동된다. 즉 조건부, 결론부, 추론부 세 가지의 기능적 모듈로 나뉘어 네트워크 구조가 형성된다. 조건부는 FCM 클러스터링을 사용하여 입력 공간을 분할하고, 결론부는 분할된 로컬 영역을 다항식 함수로 표현한다. 마지막으로, 네트워크의 최종출력은 추론부의 퍼지추론에 의한다.

3.2.1 판별 함수

패턴분류의 문제는 2부류 분류문제와 다 부류 분류문제로 나눌 수 있다. 분류기를 표현하는 여러 방법이 있지만 일반적으로 많이 사용하는 방법으로는 두 부류 분류 문제에 대해 식(10)을 다 부류 분류문제에 대해 식(11)과 같은 규칙을 이용한다.

$$w_1 \text{으로 판정 if } g(x) > 0; w_2 \text{로 판정 otherwise} \quad (3)$$

$$w_i \text{으로 판정 if } g_i(x) > g_j(x) \text{ for all } i \neq j \quad (4)$$

여기서 $g_j(x)$, $j = 1, \dots, m$ 은 j 번째 클래스에 대한 판별 함수이고 m 은 클래스 수이다. w_j 는 j 번째 클래스를 나타낸다. 2부류 분류문제는 출력층에 1개의 출력뉴런이 존재하고, 식(3)과 같이 1개의 판별 함수만을 사용하여 해당 클래스로 패턴을 분류한다. 다 부류 분류문제인 경우 m 개의 출력 뉴런이 존재하며, 식(4)와 같이 m 개의 판별함수를 생성하고 해당 클래스로 분류한다.

3.2 Gradient Descent Method를 이용한 학습

본 논문에서는 판별함수 $g_j(x)$ 를 생성하기 위한 P-RBFNN 학습을 위해 경사 하강법과 모멘텀 방법을 통해 이루어진다. 계수 동정을 위한 학습은 식(13)으로 표현되는 오차를 모든 패턴에 대해 최소화 하도록 진행된다.

$$E_q = \frac{1}{2}(t_q - y_q)^2 \quad q = 1, \dots, N \quad (5)$$

E_q 는 q 번째 패턴에 대한 오차, N 은 입력 패턴 수이고 t_q 는 q 번째 패턴에 대한 목적 값이다. y_q 는 q 번째 패턴에 대한 네트워크의 최종 출력이다.

4. 실험 및 결과

본 논문은 얼굴 인식의 성능을 평가하기 위해 널리 잘 알려진 ORL(Olivetti Research Lab.) 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. ORL 얼

굴 데이터베이스는 총 400장의 얼굴로 구성되어 있으며, 40명에 대해 10장씩 각각 약간의 포즈 변화, 명암 변화, 표정 변화가 있는 영상뿐만 아니라 선글라스, 콧수염, 안경 등과 같이 얼굴의 구성 요소를 가리는 영상들도 존재한다. 모든 얼굴 영상들은 그레이스케일 영상으로 112×92의 크기를 갖는다.

실험에 사용된 파라미터는 아래의 표 1과 같다.

<표 1> 얼굴 인식에 사용된 실험 파라미터

		파라미터	값
pRBFNNs		학습 횟수	300
		규칙 수	2
		Training dataset 이미지수	본인 5 / 타인 78
		CV dataset 이미지수	본인 2 / 타인 39
		Test dataset 이미지수	본인 3 / 타인 273
PSO		세대수	10
		particle 수	100
	탐색범위	학습률	[1e-9, 0.01]
		모멘텀 계수	[1e-9, 0.01]
		퍼지화 계수	[1.1, 3.0]

실험의 성능 지수는 각 사람 별로 FRR(False Rejection Rate)와 FAR(False Acceptance Rate)를 구하고 최종 성능은 TER(Total Error Rate)의 평균으로 결정하며 각 사람의 TER는 다음의 식으로 표현된다.

$$TER = \frac{FRR + FAR}{2} \quad (3)$$

최초 PCA를 통해서 얻은 특징벡터의 차원수는 400개였다. 본 논문에서는 얼굴인식에 사용되는 특징으로 전체 400개와 고유치가 높은 순서대로 200개, 100개, 50개의 특징벡터의 차원수를 가져와서 실험을 하였다. 그리고 본 논문에서 제안한 입자 군집 최적화 알고리즘에는 특징벡터의 차원수 50개를 가지고 실험하였다. 실험결과는 표 1와 같다.

<표 2> ORL 얼굴 데이터의 실험 결과

No. of features	FRR	FAR	TER
400	0.942	0.045	0.4935
200	0.408	0.073	0.2405
100	0.158	0.047	0.1025
50	0.187	0.040	0.1135
PSO+50	0.092	0.037	0.0645

5. 결 론

본 논문에서는 PCA 변환을 통하여 고차원 이미지의 차원수를 줄여 특징 벡터를 얻어, 그 특징 벡터만으로도 얼굴인식이 가능함을 증명하였으며 또한 입자 군집 최적화 알고리즘을 통해 특징 벡터중에서도 얼굴 인식의 인식률에 영향을 미치는 최적화된 특징으로 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다.

감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지식협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRC 수원2009-B2, U-city 보안감시 기술협력센터].

[참 고 문 헌]

- [1] Sirovich, L. and Kirby, M., “Low-Dimensional Procedure for Characterization of Human Faces,” J. Optical Soc. Am, Vol. 4, pp. 519-524, 1987.
- [2] Kirby, M. and Sirovich, L., “Application of the KL Procedure for the Characterization of Human Faces,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 1, pp. 103-108, 1990.
- [3] Turk, M. and Pentland, A., “Eigenfaces for Recognition,” J. Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [4] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [5] M.J. Er, S.Q. Wu, J.W. Lu, H.L. Toh, “Face recognition with radical basis function (RBF) neural networks,” IEEE Trans. Neural Networks, vol. 13, No. 3, pp. 697-710, 2002.