

2차원 얼굴 인식을 위한 Convolutional RBFNNs 패턴 분류기 설계

김종범*, 오성권*
수원대학교 전기공학과*

Design of Convolutional RBFNNs Pattern Classifier for Two dimensional Face Recognition

Jong-Bum Kim*, Sung-Kwun Oh*

Department of Electrical Engineering, The University of Suwon*

Abstract - 본 논문에서는 Convolution기법 기반 RBFNNs 패턴 분류기를 사용한 2차원 얼굴인식 시스템을 설계한다. 제안된 방법은 특징 추출과 차원축소를 하는 컨볼루션 계층과 부분추출 계층을 교대로 연결하여 2차원 이미지를 1차원의 특징 배열로 만든다. 그 후, 만들어진 1차원의 특징 배열을 RBFNNs 패턴 분류기의 입력으로 사용하여 인식을 수행한다. RBFNNs의 조건부에는 FCM 클러스터링 알고리즘을 사용하며 연결가중치는 1차 선형식을 사용하였다. 또한 최소 자승법(LSE : Least Square Estimation)을 사용하여 다항식의 계수를 추정하였다. 제안된 모델의 성능을 평가하기 위해 CMU PIE Database를 사용한다.

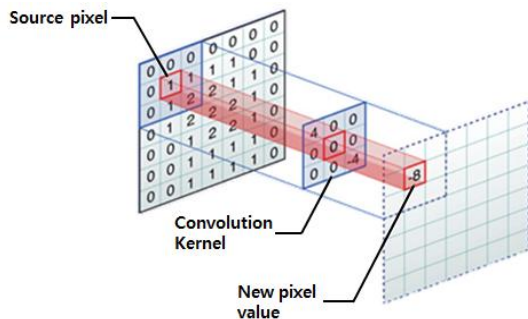
1. 서 론

지문, 홍채, 정맥, 음성, 얼굴 등 개인의 독특한 신체적 특징을 이용해 개인을 식별하는 생체 인식 기술은 열쇠나 비밀번호처럼 타인의 도용이나 복제에 의하여 이용될 수 없을 뿐만 아니라, 변경되거나 분실할 위험성이 없어, 보안 분야에 활용도가 뛰어나 네트워크 및 금융 서비스 등 많은 분야에서 사용되고 있다. 이 밖에도 2~3개의 인식방법을 함께 사용해 각 인식방법의 단점을 보완하고 정확도를 높이는 다중생체인식 또한 개발되고 있다. 그 중 얼굴인식의 경우 사람이 눈을 통하여 사람을 보고, 그가 누구인지를 인식해 가는 과정과 닮아있어 사람에게 가장 익숙하고 물품을 가지고 다니지 않아도 신원을 확인할 수 있어 번거롭지 않고 또한 지문 인식처럼 특정 물건에 접촉할 필요가 없어 위생적이다. 그러나 주위 조명, 포즈의 변화 또는 모자나 마스크 등의 장애물 요소에 의해 영향을 많이 받아 매우 다른 영상으로 표현되기 때문에 인식 성능 저하의 문제점으로 나타난다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 특징 추출에 강한 컨볼루션을 사용하여 2차원 이미지의 특징을 추출하고 이를 RBFNNs 패턴분류기의 입력으로 사용하여 인식을 수행하고 성능을 확인한다. 본 논문 2장에서는 컨볼루션을 이용한 특징 추출 방법과 Pooling layer의 부분 추출방법 그리고 인식을 위한 RBFNNs 패턴분류기에 대해 설명하고 다음 실험에 쓰인 데이터와 실험 방법에 대해 설명한다. 그리고 마지막 3장에서 결론에 대하여 설명한다.

2. 본 론

2.1 Convolution Layer의 특징 추출 방법

2차원 이미지에 컨볼루션을 수행하는 것은 영상의 특징을 추출하는 과정으로써 2차원 이미지에 일정 크기의 커널(Kernel)을 슬라이드하며 컨볼루션 연산을 하여 특징을 추출한다.[2][3] 다양한 커널을 사용하여 이미지의 다양한 특징을 추출할 수 있다. 연산 방법은 아래 그림과 같다.



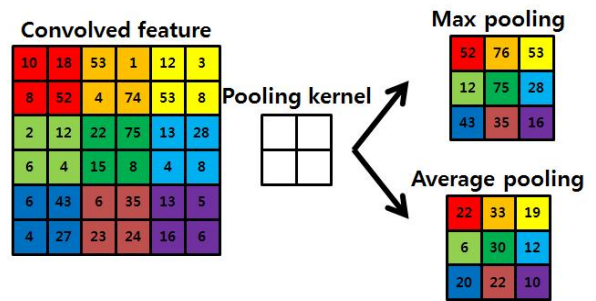
〈그림 1〉 컨볼루션 연산의 예

그림 1과 같이 홀수 배 크기 커널의 중심이 영상의 픽셀에 놓인 상태

에서 이미지와 커널이 겹쳐진 부분들만 곱하고 더하여 이를 새로운 영상의 픽셀값으로 사용한다.

2.2 Pooling layer의 부분 추출 방법

Pooling layer 단계에서는 영상의 크기를 자연수 배로 축소시키는 과정으로 크게 Max pooling과 Average pooling이 있다. Max pooling은 축소 배수와 동일한 크기의 커널에 대응되는 픽셀의 값 중 최대값을 갖는 값을 사용하여 크기가 감소된 영상을 얻는다. Average pooling은 커널에 대응되는 픽셀의 평균값을 사용하여 크기가 감소된 영상을 얻는다. 이러한 부분추출 과정은 일정 영역을 그 영역의 대표적인 값을 갖는 1x1 크기로 축소함으로써 영상의 크기를 감소시켜 연산량을 줄이고 영상의 이동, 회전, 크기변화에 불변성을 갖도록 하여 출력의 영향을 줄이는 역할을 한다.



〈그림 2〉 부분 추출의 예

2.3 RBFNNs 패턴 분류기 구조

신경회로망은 주어진 패턴의 반복 학습을 통하여 스스로 지식을 획득할 뿐만 아니라 규칙이 알려지지 않은 상황에서의 패턴과 특성을 발견하기 위해 대량의 데이터를 분석할 수 있는 능력을 가진다. 본 실험에 사용하는 RBFNNs 패턴 분류기는 신경 회로망의 구조를 기반으로 기능적 모듈로서 조건부, 결론부, 추론부로 나뉜다. 조건부에서는 기준에 적합함수로 쓰이는 가우시안 함수 대신 FCM(Fuzzy C-Means) 알고리즘을 사용하여 각 규칙에 대한 적합도를 구하고 결론부에서 연결 가중치는 상수항에서 1차식, 2차식, 변형된 2차식으로 확장하여 사용한다.

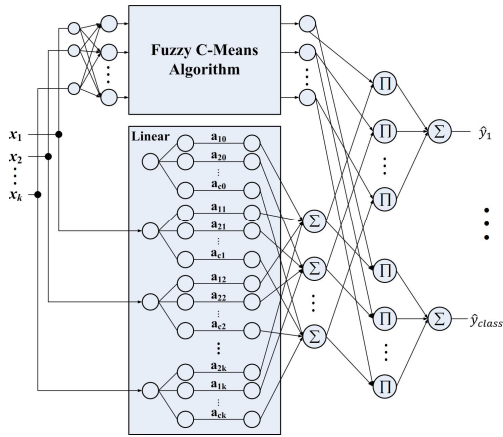
〈표 1〉 다항식 타입(2입력)

Type	Polynomial Type
Linear	$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + \sum_{i=1}^k a_{ji} x_i$
Quadratic	$k=2 : f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + \sum_{i=1}^k a_{ji} x_i + \sum_{i=1}^k a_{j(k+1)} x_i^2 + a_{(2k+1)} x_1 x_2$
Modified Quadratic	$k=2 : f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + \sum_{i=1}^k a_{ji} x_i + a_{(2k+1)} x_1 x_2$

사용하는 다항식의 계수는 최소 자승법(LSE)를 이용하여 추정하고[1] 추론부에서 모델의 출력은 아래 식에 의해 구해진다.

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^c u_j f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (1)$$

그림 3은 실험에 사용한 RBFNNs 패턴 분류기의 전체적인 구조를 보여준다.



〈그림 3〉 실험에 사용한 RBFNNs 패턴 분류기 구조

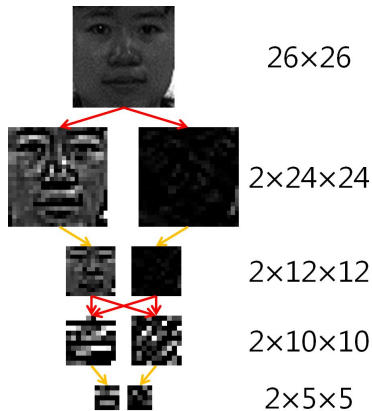
2.4 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 시스템의 인식 성능을 확인하기 위해 CMU PIE Database를 사용한다. PIE는 Pose Illumination Expression의 약자로 다양한 포즈, 조명, 표정의 이미지로 구성되어 있으며 구성원의 수는 68명이다. 본 실험에서는 정면 이미지에 대한 조명과 표정 변화에 대한 이미지만을 사용하여 실험한다. 재구성한 이미지의 개수는 총 68명을 한 사람당 49장으로 구성하여 총 3332장이다. 그림 4는 한 사람당 구성한 49개 이미지의 예를 보여준다.



〈그림 4〉 한 사람당 구성한 이미지의 예

이렇게 구성한 이미지를 8:2비율로 Training과 Testing로 나누어 성능을 확인한다. 이때, 5-Fold Cross Validation을 사용하여 나온 성능들의 평균을 최종 인식 성능으로 정한다. Convolution layer에서 쓰인 커널은 기존 영상 처리에서 많이 쓰이는 3×3크기의 엣지 추출 커널, 경계선 검출 커널등 6가지의 커널을 사용하였고 Average pooling방법을 사용하여 부분 추출하였다. 이때 쓰인 커널 사이즈는 2×2를 사용하였고 원활한 실험을 위해 이미지의 크기는 26×26으로 리사이즈 하여 실험하였다.



〈그림 5〉 특징 추출 단계별 이미지

그림 5는 특징 추출 단계별 이미지와 이미지 크기를 보여준다. 이와 같은 과정을 거쳐 마지막 이미지로 추출된 2장의 5×5사이즈의 이미지가 RBFNNs 패턴분류기의 입력으로 사용된다.

〈표 2〉 RBFNNs 파라미터 설정

Parameter	Value
No. of inputs	50
Polynomial Type	Linear
Fuzzification coefficients	2
No. of rules	[4 6 8 10 14]

표 2와 같이 RBFNNs 패턴 분류기의 파라미터를 설정 후 룰의 개수를 늘려가며 인식 성능을 확인한다.

〈표 3〉 실험 결과

No. of Rules	Pattern Classifier Rate(%)	
	TR	TE
4	96.50±0.43	94.41±0.76
6	98.61±0.18	96.12±1.09
8	99.46±0.05	97.03±0.64
10	99.91±0.03	97.21±0.99
14	100±0.00	97.91±0.81

표 3은 규칙 수에 따른 학습과 테스트의 인식 성능을 보여준다. 규칙의 개수가 15개부터 Overfitting이 발생하여 더 이상 규칙을 늘려가며 실험하지 않았다.

3. 결 론

본 논문에서는 2차원 얼굴 인식을 위한 Convolution기법 기반 RBFNNs 패턴 분류기를 설계한다. 제안된 모델의 성능을 확인을 하기 위해 CMU PIE Database를 사용하였고 5-FCV를 사용하여 평균 성능을 확인하였다. 실험 결과 14개의 규칙에서 가장 좋은 Test 성능을 보였고 그 이상부터는 Overfitting이 발생하였다. 본 실험에서는 기존 영상 처리에서 많이 사용하는 커널값을 사용하여 실험하였지만, 향후 CNN처럼 컨볼루션 커널도 학습하는 방법에 대한 연구를 수행하고자 하며, 또한 정면 이미지 말고 다양한 포즈 변화 이미지를 사용하여 실험을 할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음 [GRRC 수원2015-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 한국 산업단지공단 10차년도 산업집적지경쟁력강화산업계획의 생산기술사업화 지원사업으로 연구를 수행하였음(NTIS-1415136442)

[참 고 문 헌]

[1] W. D. Kim, S. K. Oh, H. K. Kim, "Structural Design of FCM-based Fuzzy Inference System : A Comparative Study of WLSE and LSE", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 59, No. 5, pp. 981-989, 2010
 [2] S. Lawrence, C. L. Giles, A. C. Tsoi, and A. D. Back, "Face Recognition: A Convolutional Neural-Network Approach", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 8, No. 1, pp. 98-113, 1997.
 [3] C. Nebauer. "Evaluation of convolutional neural networks for visual recognition", Neural Networks, IEEE Transactions on 9.4, pp. 685-696, 1998