

얼굴 패턴 검출 문제에서 FMM 모델 기반의 특징 선정기법

조일국⁰ 김호준

한동대학교 전산전자공학부

cik0225@.com⁰, hjkim@handong.edu

FMM Model-based Feature Selection Technique for Face Detection

Il Gook Cho⁰, Ho Joon Kim

School of Computer Science and Electronic Engineering, Handong Global University

요 약

본 연구에서는 다단계 필터와 복합형 신경망을 사용하는 얼굴 검출 시스템에서 FMM 모델을 이용한 특징 선정 기법을 소개한다. 색상, 모션 및 명암을 이용한 다단계 필터는 검출 대상 영역의 개수를 줄임으로써 시스템의 실시간 검출기능을 가능하게 한다. 신경망을 이용한 특징추출 단계에서는 대상영역의 기본 특징으로부터 일련의 특징지도를 생성하게 된다. 이 과정에서 패턴 분류 신경망의 입력으로 사용되는 특징집합이 지나치게 커짐으로써 신경망의 규모와 계산량이 방대해지는 단점을 갖는다. 이에 본 논문에서는 FMM 모델의 수정된 특성으로부터 특징과 각 클래스에 대한 상호 연관도 요소를 정의 하고, 이로부터 특징의 상대적 중요도를 평가함으로써 성능의 저하 없이 최적의 특징집합을 선정하는 방법론을 소개한다.

1. 서 론

얼굴패턴 검출 문제는 다양한 응용분야를 갖는 전통적인 컴퓨터 시각 분야의 핵심기술로서, 국내외의 최근의 연구에서 이를 위한 많은 방법론과 응용기술이 발표된 바 있다[1-5]. 그 예로 지역적 샘플링과 자기구조화 지도를 상호 결합한 형태의 복합형 신경망이 얼굴 패턴 인식 문제에 적용된 바 있다. 이 모델에서는 부분적으로 목표물의 이동, 회전 및 크기 변화에 강한 인식기능을 위하여 CNN(Convolutional Neural Network)을 사용하였다[1]. CNN모델은 생물학적인 시각신경계의 구조로부터 유추된 다층구조를 갖는 인공 신경망 모델이다. 본 연구에서 대상으로 하는 얼굴패턴 검출 시스템에서 CNN 모델은, 입력영상에서 기본특징을 추출하고 이를 연속되는 여러 계층을 통하여 조합, 확장함으로써 일련의 특징지도를 생성하게 된다.

FMM(Fuzzy Min-Max) 신경망은 일종의 뉴로퍼지 신경망으로 하이퍼박스 기반의 패턴 분류 모델이다[2]. 그러나 특징값과 하이퍼박스 간의 관계를 항상 균일한 가중치로 유지함으로써 특징값의 발생 빈도와 분포정보를 효과적으로 반영할 수 없다. 이는 노이즈등 비정상적 데이터에 대하여 왜곡된 학습효과를 보일 수 있다. 이에 본 연구에서는 기존의 학습 모델의 동작특성에 빈도요소를 추가하고 이로부터 학습을 통하여 가중치값이 조정되도록 하는 모델을 소개하며, 이어서 제안된 모델의 활용으로서 특징의 중요도 분석 기법을 제시한다.

제안된 얼굴패턴 검출시스템에서 조명변화의 보정 및 필터링 과정이 전처리기로서 구현된다. 이는 대상영역의 수를 줄임으로써 검출 성능을 향상시킬 수 있게 한다.

얼굴 검출 모듈은 특징추출 과정과 분류과정으로 구분된다. 특징추출 과정에서 사용된 신경망은 CNN모델로서 그 첫번째 계층에 가보(Gabor)변환을 이용하여 기본 특징을 추출하도록 하였다. 또한 분류과정에서 사용된 FMM 신경망 구조는 학습데이터에서 특징값의 발생빈도와 분포를 고려하는 모델로 확장 수정하였으며, 이로부터 특징의 중요도를 평가하는 방법론을 지원한다. 본 연구에서는 이들에 대한 이론적 정리와 실제 실내영상에 적용한 얼굴 검출 실험결과를 고찰한다.

2. 대상 시스템 개요

본 연구는 그림.1과 같은 구조의 얼굴패턴 검출 시스템을 대상으로 한다. 이는 그림에 보인 바와 같이 전처리 모듈과 패턴 검출 모듈의 2 단계로 이루어 지는 시스템이다. 전처리 모듈에서는 다단계의 필터링 과정이 조명변화에 대한 보정과정을 연동하여 수행된다. 이는 얼굴패턴 검출을 위한 대상 후보영역의 수를 줄임으로써 시스템의 계산량을 개선한다. 패턴 검출 단계에서는 두 종류의 신경망이 사용되는데 이들은 각각 특징지도 생성과정과 패턴 분류과정을 수행하게 된다. 본 연구에서는 특징지도생성과정을 위하여 기존의 CNN모델[1]에서 최초 샘플링 계층을 가보 필터(Gabor filter) 계층으로 변형하였다. 또한 패턴 분류 신경망으로 수정된 형태의 FMM 신경망, 이른바 WFMM(Weighted Fuzzy Min-Max) 신경망 구조를 사용하였다. 이는 패턴 분류기능 뿐만 아니라, 학습된 신경망으로부터 특징과 하이퍼박스간의 상호 연관도 요소를 분석할 수 있게 한다. 이에 본 연구에서는 이러한 신경망으로부터 특징과 분류기능과의 연관도 요소의 분석

결과로부터 특징을 선별적으로 추출함으로써 특징의 개수를 줄이고 최적화된 구조의 분류기 설계를 가능하게 한다.

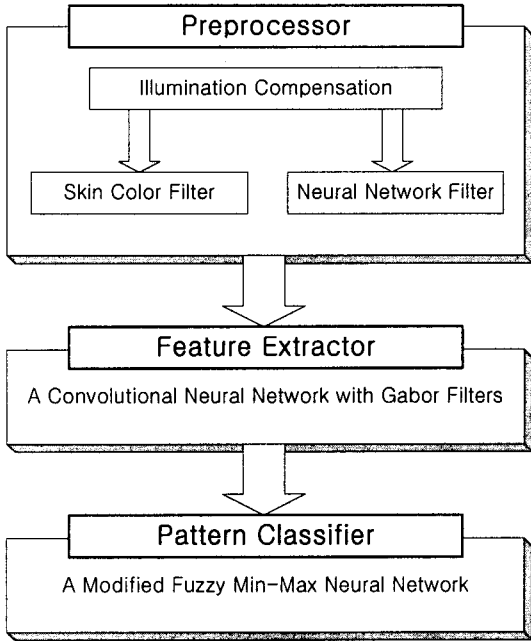


그림. 1 얼굴패턴 검출 시스템의 구조

3. 수정된 FMM 신경망 및 특징의 연관도 요소

본 연구의 얼굴 검출 시스템에서 패턴 분류모델에 사용된 신경망 모델은 가중치를 갖는 FMM 모델이다. 이는 다음 식으로 표현되는 하이퍼박스 멤버십 함수로서 그 활성화 특성이 정의된다.

$$b_i(A_h) = \frac{1}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \bullet \sum_{j=1}^n w_{ji} [\max(0, 1 - \max(0, \gamma \min(1, a_{hj} - v_{ji}))) + \max(0, 1 - \max(0, \gamma \min(1, u_{ji} - a_{hj}))) - 1.0] \quad (1)$$

식에서 $A_h = (a_{h1}, a_{h2}, \dots, a_{hn})$ 은 입력패턴으로 총 n 개의 특징값이고 각 특징에 대한 최소점과 최대점은 $U_j = (u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jn})$, $V_j = (v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jn})$ 로 표현된다. w_{ji} 는 j 번째 하이퍼박스와 i 번째 특징사이의 연결 가중치를 의미하며 γ 는 특징범위의 가장자리에서 퍼지 소속함수의 기울기를 결정하는 매개변수로 $[0, 1]$ 사이의 값을 갖는다.

본 연구에서는 학습된 신경망으로부터 특징과 클래스와의 관계를 분석하기 위하여 다음과 같이 4종류의 연관도 요소(relevance factor)를 정의 하였다.

- $RF1(x_i, B_j)$: 특징값 x_i 와 하이퍼박스 B_j 와의 연관도 요소
- $RF2(x_i, C_k)$: 특징값 x_i 와 클래스 C_k 와의 연관도 요소
- $RF3(X_i, C_k)$: 임의의 특징타입과 클래스간의 연관도 요소

• $RF4(X_i)$: 주어진 패턴 분류 문제에서 임의의 특징에 대한 상대적 중요도

제안된 모델의 활성화 함수 및 학습기법의 특성으로부터 위 4가지 척도를 다음과 같은 식으로 정의 할 수 있다. 다시 말해서 특징값과 하이퍼박스의 관계는 식 (2)와 같이 그들 상호간의 가중치 값으로 표현되며, 특징값과 클래스와의 관계는 식 (3)과 같이 이들 가중치로부터 산출될 수 있다.

$$RF1(x_i, B_j) = w_{ij} \quad (2)$$

$$RF2(x_i, C_k) = \left(\frac{1}{N_k} \sum_{B_j \in C_k} S(x_i, (u_{ji}, v_{ji})) \right) \cdot w_{ij} - \frac{1}{(N_B - N_k) \sum_{B_j \in C_k} S(x_i, (u_{ji}, v_{ji})) \cdot w_{ij}} / \sum_{B_j \in C_k} w_{ij} \quad (3)$$

이로부터 식 (4)와 같이 특징 유형과 클래스의 관계를 정의 할 수 있으며, 궁극적으로 주어진 패턴 분류 문제에서 특징의 중요도는 식 (5)의 연관도 요소로 평가할 수 있다.

$$RF3(X_i, C_k) = \frac{1}{L_i} \sum_{x_j \in X_i} RF2(x_j, C_k) \quad (4)$$

$$RF4(X_i) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M RF3(X_i, C_j) \quad (5)$$

식 (3)에서 함수 $S()$ 는 하이퍼박스에 나타나는 두 퍼지 구간 데이터의 유사도 척도를 의미한다.

4. 특징 추출 및 특징지도 생성

얼굴 검출을 위한 특징추출에 사용된 신경망은 그림.2와 같은 구조의 CNN 모델이다. 이는 최초의 계층에서 8가지유형의 가변변환을 통하여 기본 특징을 추출한다. 추출된 특징지도는 연속적으로 다음 계층에서 좀 더 확장 및 조합된 특징을 정진적으로 추출하며 이 과정에서 뉴런간의 지역적 연결구조와 수용영역(receptive filed)의 형태로 샘플링되어 영상에서 특징의 크기, 위치 및 회전 등의 왜곡을 보완할 수 있게 한다. 상위계층으로 갈수록 특징지도의 크기와 해상도는 작아지지만 추출되는 특징의 종류는 많아지게 된다. 예컨대, 대상영역의 기본 크기를 (38X42)로 설정했을 때, 3단계의 샘플링을 통해 최종적으로 생성되는 출력은 총 (6X7) 크기의 특징지도 44개를 생성하게 된다. 이들 특징지도의 개별 특징값이 모두 분류 신경망의 입력이 되려면 분류 신경망의 입력 노드수는 1,848개가 필요하다. 이는 신경망의 규모가 커지고 계산량이 많아질 뿐만 아니라, 다량의 불필요한 특징을 포함함으로써 분류 성능을 저하시킬 가능성이 있다. 이에 본

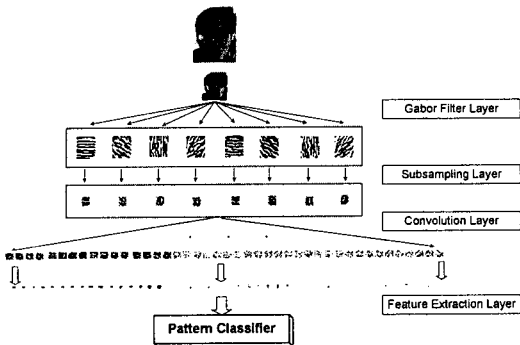


그림. 2 특징추출 신경망의 구조

연구에서 제안하는 기법은 앞 절에서 설명한 특징의 연관도 요소로부터 효과적인 특징을 선별하는 방법이다. 다시 말해서 식 (5) 에 정의된 바와 같이 주어진 분류 문제에 어떤 특징의 중요도를 상대적인 값으로 평가할 수 있다면, 이 값을 기준으로 선별하여 최적의 특징집합을 생성할 수 있다. 이와 같은 과정은 주어진 학습데이터로부터 분류 성능의 기대치를 유지하면서 낮은 연관도를 갖는 특징을 순차적으로 제거함으로써 이루어진다.

5. 실험 결과

제안된 이론을 적용한 얼굴패턴 검출 시스템을 구현하였다. 이는 로봇시각의 응용을 전제로 실내 영상에서 얼굴패턴의 실시간 검출 기능을 실험하였다. 그림.3은 제안된 이론에 적용한 시스템 출력의 예이다

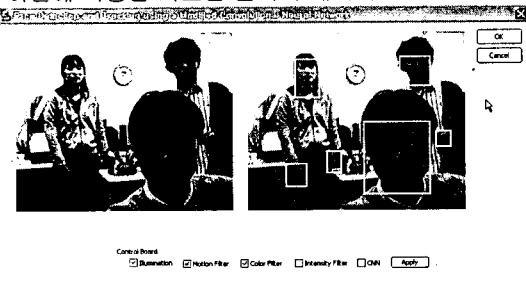


그림.3 얼굴검출 시스템 출력의 예

그림. 4는 특징 수 감소에 따른 성능 변화를 보인 것이다. 실험 결과 실내영상에서 얼굴패턴 추출기능의 성능을 유지하면서 입력특징의 수를 최초 1,848개에서 약 1000개까지 감소시킬 수 있었다.

6. 결론

본 연구에서는 얼굴 검출 신경망에서 CNN 모델을 사용하여 특징지도 생성할 때 분류 신경망의 입력을 위한 특징집합이 과다하게 커지는 문제를 개선하기 위한 방법

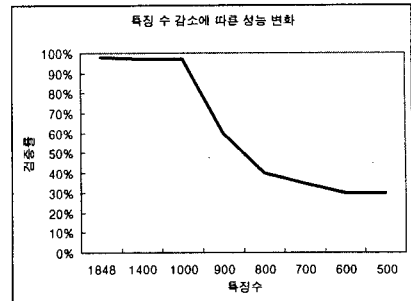


그림. 4 특징 수 감소에 따른 변화 그래프

론을 고찰하였다. 수정된 구조의 FMM모델은 학습된 신경망으로부터 특징과, 하이퍼박스 및 패턴 클래스 간의 연관도 요소를 서로 다른 값으로 평가할 수 있게 한다. 주어진 패턴 분류 문제에서 입력 특징의 종류는 분류 성능을 결정하는 중요한 요소일 뿐만 아니라 신경망의 크기 및 계산량에 영향을 준다. 실시간 얼굴검출 시스템과 같이 응답시간이 매우 중요한 응용에서 분류성능의 저하 없이 계산량을 줄이는 기술은 매우 필요하다. 따라서 본 연구에서 제안하는 특징선정 기법은 입력 특징의 수를 줄임으로써 신경망의 규모를 최적화 하고, 효과적인 특징을 선별함으로써 분류 시스템의 성능을 향상시킬 수 있게 한다. 향후 연구에서는 제안된 이론을 얼굴패턴의 인식 시스템에 확장적용하기 위하여, 좀더 다양하고 고차원적 특징집합을 고려하여 연관도를 평가 분석하는 연구가 필요하다.

* 이 연구는 산업자원부 뇌과학 연구개발사업으로 수행되었음

7. 참고 문헌

[1] Steve Lawrence, C. Lee Giles, Ah Chung Tsoi and Andrew D. Back, " Face Detection: A Convolutional Neural-Network Approach," IEEE Transaction n Neural Networks, Vol.8, No.1, pp.98-113, 1997.
 [2] P. Simpson, " Fuzzy Min-Max Neural Networks-Part 1:Classification," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.3, No.5,pp.776-786,1992.
 [3] Rein-Lien Hsu, Mohamed Abdel-Mottaleb and Anil K. Jain, " Face Detection in Color Images," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.5, pp. 696-706, 2002.
 [4] Moritz Storrang, Tomas Kocka, Hans J. Andersen, Erik Granum, " Tracking Regions of Human Skin Through Illumination Changes," Pattern Recognition Letters, Vol.24, pp.1715-1723, 2003.
 [5] Mark S. Drew, Jie Wei, Ze-Nian Li, " Illumination-Invariant Image Retrieval and Video Segmentation," Pattern Recognition, Vol.32. pp.1369-1388, 1999.