

2차 텐서 기반 유사도 함수를 이용한 영상 데이터 분류

(Image Data Classification using a Similarity Function
based on Second Order Tensor)

윤 동 우 ^{*} 이 관 용 ^{**} 박 혜 영 ^{***}
(Dongwoo Yoon) (Kwanyong Lee) (Hyeyoung Park)

요 약 최근 영상 데이터의 효율적인 표현 및 처리를 위해 텐서를 사용하는 연구가 관심을 모으고 있다. 본 연구에서는 2차 텐서로 표현된 데이터를 효과적으로 분류하기 위한 시스템을 개발하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 먼저 일반적인 벡터 데이터에 대해 개발되어진 클래스 요인과 환경 요인으로 이루어진 데이터 생성 모델을 확장하여 2차 텐서로 표현된 영상에 적합한 데이터 생성 모델을 정의하고, 이에 적합한 유사도 함수를 제안하였다. 제안하는 유사도 함수는 행렬정규분포를 이용하여 환경 요인의 확률분포를 추정함으로써 얻을 수 있다. 여러 벤치마크 데이터들을 이용하여 실험한 결과 2차 텐서를 사용함으로써 벡터 형태의 표현방식을 사용하는 것에 비해 분류율이 향상되었음을 확인하였다. 또한 제안하는 유사도 함수가 다른 기존의 유사도 함수에 비해 영상 데이터에 적합함을 확인할 수 있었다.

키워드 : 데이터 생성 모델, 텐서 분석, 유사도 함수, 영상 데이터 분류

Abstract Recently, studies on utilizing tensor expression on image data analysis and processing have been attracting much interest. The purpose of this study is to develop an efficient system for classifying image patterns by using second order tensor expression. To achieve the goal, we propose a data generation model expressed by class factors and environment factors with second order tensor representation. Based on the data generation model, we define a function for measuring similarities between two images. The similarity function is obtained by estimating the probability density of environment factors using a matrix normal distribution. Through computational experiments on a number of benchmark data sets, we confirm that we can make improvement in classification rates by using second order tensor, and that the proposed similarity function is more appropriate for image data compared to conventional similarity measures.

Key words : Data generation model, Tensor analysis, Similarity function, Image data classification

- 이 논문은 2007년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 부분지원을 받아 수행된 연구임(No. R01-2007-000-20792-0)
- 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 부분지원을 받아 수행된 연구임(No. 2009-0065229)

* 비 회 원 : 메디오피아테크 멀티미디어연구소
dongwoo0926@hanmail.net

** 종신회원 : 한국방송통신대학교 컴퓨터학과 교수
kylee@knou.ac.kr

*** 종신회원 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 교수
hypark@knu.ac.kr
(Corresponding author)

논문접수 : 2009년 2월 2일

심사완료 : 2009년 6월 10일

Copyright©2009 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제36권 제8호(2009.8)

1. 서 론

영상 데이터란 넓은 의미에서 시각적으로 정보를 기록하고 표현하는 하나의 방식으로 그림이나 사진을 말하며, 최근 이를 컴퓨터 시스템 내에 저장하고 특정 목적을 위해 이용하고자 하는 요구가 높아지고 있다. 대표적인 예로는 다양한 생체정보를 이용하는 생체인식과 우편번호나 문서 등을 자동 분리 하는 사무자동화, 그리고 환자의 정보를 효율적으로 관리하기 위한 의료정보시스템 등이 있다.

본 논문은 영상 데이터를 목적에 맞게 식별하고 분류하는 방법에 대해 논의한다. 하나의 영상은 일반적으로 많은 수의 화소들로 이루어지므로, 영상 데이터는 다른 데이터들에 비해 입력 차원이 매우 높은 것이 일반적이다. 또한 생체인식이나 객체인식과 같은 문제에서는 개

개의 클래스로부터 얻을 수 있는 데이터의 수가 제한적인 경우가 많다. 영상 데이터가 가지는 이러한 특성은 분류 및 인식시스템의 성능을 떨어뜨리는 주요한 원인이 된다. 따라서 이러한 영상 데이터의 특성에 맞는 분류방법을 개발할 필요가 있다.

전형적인 분류 시스템의 처리 과정을 그림 1에 나타내었다. 일반적으로 분류 시스템은 크게 학습 과정과 인식 과정으로 나뉜다. 학습 과정에서는 학습 데이터를 획득하여 전처리한 후, 분류에 핵심이 되는 정보를 분석하여 특징을 추출한다. 추출된 특징은 분류기의 입력으로 사용되는데, 학습 과정에서 분류기는 데이터의 분포 특성을 분석하여 적절한 결정 함수나 유사도 함수를 찾는다. 인식 과정에서는 새로운 실험 데이터를 받아 전처리하고 특징을 추출한 후 분류기에서 이미 학습된 결정 경계에 의하여 적절한 클래스로 분류된다.

그림 1을 보면 전처리와 특징 추출은 두 과정에 공통적으로 포함되어 있는 모듈로서, 전처리는 입력받은 영상 데이터의 조명이나 잡영(noise)등 여러 가지 요인으로 인해 시스템의 성능을 떨어뜨리는 것을 방지하기 위한 절차이고 특징 추출은 영상 데이터에서 분류의 결정적인 정보를 가지고 있는 특징을 추출하는 과정이다. 또한 영상 데이터의 경우에는 고차원의 입력을 저차원으로 줄이는 차원 축소 과정도 함께 수행한다. 잘 알려진 차원축소 방법으로 PCA(Principal Component Analysis) [1,2]와 LDA(Linear Discriminant Analysis)[3]등이 있다. 이와 같은 전처리와 특징 추출 단계를 거치면 분류하기 용이한 표준 패턴이 완성되고 분류기로 전달된다.

분류를 위해서는 학습 데이터 집합의 분포 특성을 분석하여 결정 함수를 찾는 다양한 방법들이 개발되었다. 가장 널리 사용되는 방법으로는 데이터간의 정합을 통한 분류 방법이 있는데 K개의 가장 가까운 데이터를 찾아 가장 많은 수의 데이터가 속하는 클래스에 할당하는 K-근접이웃방법(K-NN: K-nearest neighbors)이 있다 [4]. K-NN 분류기를 사용하는 경우 데이터에 적합한 유사도 함수를 사용함으로써 분류성공률을 높이는 방법들도 연구되었다[5].

본 논문에서는 영상 데이터에 보다 적합한 특징 추출 방법을 사용하고, 그에 맞는 유사도 함수를 개발함으로써 영상 데이터를 위한 분류기를 개발하고자 한다. 이를 위해 최근 영상 데이터로부터 의미 있는 정보를 추출하기 위한 새로운 접근 방법으로 주목 받고 있는 텐서 개념[6]을 활용한 방법들을 적용할 수 있다. 최근에 텐서 개념을 영상 데이터에 적용하여 텐서 분석[7], 텐서 특징 추출 기법[8-13] 등이 개발되었다. 텐서 분석은 주어진 영상 데이터가 가지는 다양한 특징을 이용하는데, 각각의 특징을 하나의 차원으로 활용하는 분석방법이다. 텐서 특징 추출 방법으로는 기존의 PCA를 2차 텐서로 확장한 텐서PCA[8]와 2DPCA[9], LDA를 확장한 텐서LDA[8,12]와 2DLDA[10], 그리고 2DCCA[11] 등이 있다. 이러한 방법들은 영상 데이터를 벡터 형태로 바꾸지 않고 행렬 형태로 그대로 활용함으로써 영상 데이터가 가지고 있는 여러 가지 특징을 유지하면서 특징을 추출할 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서는 그 중에서도 가장 널리 사용되고 있는 텐서PCA와 2DPCA방법을 이용하여 특징을 추출함으로써, 2차원 영상의 특징을 유지한 행렬 형태의 특징을 얻는다.

본 논문에서는 이러한 2차 텐서 형태로 주어지는 특징들에 보다 적합한 분류기를 설계하기 위하여 2차 텐서를 위한 유사도 함수를 제안하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해, 분류의 대상이 되는 데이터에 적합한 생성 모델을 먼저 가정하고 이를 기반으로 유사도 함수를 정의하고자 한다[14]. 벡터 형태의 데이터에 대한 기존 연구[14]에서는 데이터는 각 클래스의 특성을 가지고 있는 클래스 요인과 전체 환경에 의한 변화를 나타내는 환경 요인으로 이루어진다고 가정하고, 주어진 데이터로부터 분류에 방해가 되는 환경 요인을 제거하고 클래스의 특성을 나타내는 클래스 요인을 추정함으로써 보다 효율적인 분류 시스템을 개발하였다. 본 논문에서는 [14]의 데이터 생성 모델에 텐서 개념을 적용하여 2차 텐서로 표현된 영상 데이터의 생성 모델을 정의한다. 이를 바탕으로 분류에 핵심적인 정보를 추출하여 유사도 함수를 만들고, 영상 데이터에 적합한 분류기를 개발하고자 한다.

2장에서는 본 연구에서 제안하는 분류기의 바탕이 되는 텐서 기반 특징 추출 방법 및 데이터 생성 모델에 기반한 유사도 함수에 대해 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 텐서 기반 유사도 함수와 이를 적용한 분류기에 대하여 설명한다. 4장에서는 제안하는 유사도 함수의 성능을 평가하기 위한 실험 및 그 결과를 소개하고, 5장에서 결론을 맺는다.

2 관련연구

먼저 제안하는 방법에 대해 기술하기에 앞서 기존의

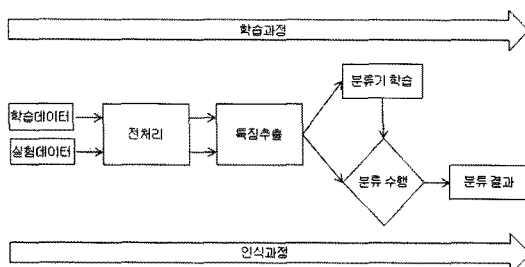


그림 1 분류 시스템의 처리 과정

관련된 연구에 대해 간략히 기술한다. 2.1절에 최근 영상 데이터에 대한 새로운 접근 방법으로 연구 되고 있는 텐서 분석 및 특징 추출 방법과 이를 이용한 영상 분석 방법에 대해 설명하고, 2.2절에 기존에 연구된 데이터 생성 모델과 이를 기반으로 한 유사도 함수에 대해 설명한다.

2.1 텐서 분석

텐서는 스칼라와 벡터를 일반화한 것으로 간주할 수 있다. 0차 텐서를 스칼라, 1차 텐서는 벡터, 2차 텐서는 행렬, 그 이상의 경우를 n차 텐서라고 부른다. 최근이고차 텐서를 이용한 영상 데이터 분석 방법[7,15,16]과 특징 추출 방법[8-13]이 활발히 연구되고 있다.

본 논문에서는 2차 텐서를 사용하여 영상 데이터를 표현하고 이에 적합한 특징추출 및 차원 축소 방법[8,9]을 적용한다. X 가 $m_1 \times m_2$ 크기의 영상 데이터라고 할 때, 일반적인 방법의 경우 이 행렬 형태의 영상정보를 1차 텐서, 즉 $m_1 m_2 \times 1$ 의 크기의 열벡터 \mathbf{x} 로 바꾸어 사용한다. 그러나 2차 텐서를 사용하는 방법에서는, X 를 $m_1 \times m_2$ 의 행렬 형태로 사용한다. 기존의 PCA와 같은 선형 변환에 의한 차원 축소 방법이 \mathbf{x} 에 대해 $\mathbf{y} = W\mathbf{x}$ 를 이용하여 한 방향으로 데이터를 투사하여 저차원 특징 \mathbf{y} 를 얻는 반면, 텐서를 이용한 차원 축소는 X 에 대해 행과 열의 두 방향으로 데이터를 투사한다고 할 수 있고, 이는 아래의 식 (1)으로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Z} = U^T X V \quad (1)$$

이때 U 는 $m_1 \times l_1$ 의 행렬을 나타내고 V 는 $m_2 \times l_2$ 의 행렬을 나타낸다고 할 때, 얻어지는 특징 \mathbf{Z} 는 $l_1 \times l_2$ 의 행렬이 된다.

2차원 텐서 데이터의 특징을 추출하는 방법으로 텐서 PCA[8], 2DPCA[9]를 비롯한 다양한 방법들이 제안되었다. 텐서PCA와 2DPCA는 2차 텐서를 사용하므로 2개의 직교변환행렬이 필요한데 이를 구하기 위해 먼저 공분산행렬을 다음 식과 같이 계산하여야 한다.

$$\Sigma_x = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{X}_k - \mathbf{M})(\mathbf{X}_k - \mathbf{M})^T \quad (2)$$

$$\Sigma^x = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{X}_k - \mathbf{M})^T (\mathbf{X}_k - \mathbf{M}) \quad (3)$$

여기서 \mathbf{M} 는 전체 데이터의 평균행렬이고, $m_1 \times m_1$ 크기의 행렬 Σ_x 는 X 의 각 열을 하나의 데이터로 보고 각 행벡터들 간의 공분산을 계산한 행렬이고, $m_2 \times m_2$ 크기의 행렬 Σ^x 는 X 의 각 행을 하나의 데이터로 보았을 때의 열벡터들 간의 공분산행렬이다. 텐서PCA에서는 Σ_x , Σ^x 각각에 대해 고유치 분석을 수행하여 각각의 고유벡터행렬 U_x 와 V_x 를 얻고, 이를 선형변환행렬로

하여 식 (1)을 이용하여 데이터 X 에 대한 저차원의 행렬 특징 \mathbf{Z} 를 구한다. 이렇게 얻어진 \mathbf{Z} 는 1차 PCA로부터 얻어지는 특징과 마찬가지로 데이터 집합 $X = \{\mathbf{X}_k\}_{k=1 \dots N}$ 에 대해 제곱복원오차(squared error of reconstruction)를 최소화한다.

본 논문에서는 영상 데이터의 분류를 위하여 먼저 텐서PCA를 사용하여 특징을 추출한다. 식 (1)에서 알 수 있듯이 이렇게 추출된 특징은 여전히 2차 텐서 형태를 가지게 되고, 이를 분류에 적용함에 있어서도 행렬 형태를 그대로 유지할 수 있는 방법이 보다 효과적일 수 있다. 따라서 본 연구에서는 분류기의 성능을 좌우하는 핵심 요소 중의 하나인 유사도 함수에 주목하여, 2차 텐서 데이터에 적합한 유사도 함수를 개발하고자 한다.

2.2 데이터 생성 모델에 기반한 유사도 함수

유사도 함수에 대한 통계적 접근으로, 데이터 집합의 특성을 보다 잘 반영한 유사도 함수를 찾기 위해 데이터 생성 모델에 기반한 방법이 개발되어 좋은 성능을 보였다[14]. 본 논문에서는 이 방법에 기반하여 텐서 데이터를 위한 새로운 유사도 함수를 정의하고자 한다. 여기서는 [14]에서 개발된 데이터 생성 모델과 유사도 함수를 설명한다.

데이터 \mathbf{x} 는 각 클래스의 특성을 가지고 있는 클래스 요인 ξ 와 전체 환경에 의한 변화를 나타내는 환경 요인 δ 로 이루어진다고 가정한다. 여기서 환경 요인이라, 같은 대상에 대해 촬영하는 카메라 조명 등으로 인해 가해지는 환경적인 변화요인을 말하는데 이러한 요인들의 통계적 특성을 분석하여 제거한다면, 촬영 대상의 고유특징인 클래스 요인을 분리해 낼 수 있을 것이다. 이러한 가정 하에 [5]에서는 각 클래스 C_i 에 속한 데이터 \mathbf{x}_i 에 대한 생성 모델을 다음과 같이 정의하였다.

$$\mathbf{x}_i = \xi_i W + \delta \quad (4)$$

각 클래스 별로 팩터 분석 모델[17]과 유사한 선형 모델을 만들지만, 클래스 요인 ξ_i 는 각 클래스별로 다르고 환경 요인은 모든 클래스에 공통되는 것으로 가정한다는 점에서 기존의 팩터 분석 모델과는 차이점이 있다.

환경 요인을 추정하기 위해 같은 클래스로부터 얻어지는 두 데이터 \mathbf{x} 와 \mathbf{x}' 의 차로 이루어진 새로운 변수 \mathbf{y} 를 사용한다. \mathbf{y} 는 동일한 클래스에 속하는 두 데이터의 차로 얻어지는 값으로, 같은 클래스의 클래스 요인 ξ 는 거의 동일하다고 가정하면 \mathbf{y} 는 주로 환경 요인 δ 에 의한 변형정보를 가지고 있다고 할 수 있다. [14]에서는 데이터 \mathbf{y} 의 분포 특성을 분석하여 확률밀도함수 $p_y(\mathbf{y})$ 를 추정함으로써 두 입력 \mathbf{x} 와 \mathbf{x}' 사이의 유사도를 계산하는 유사도 함수 $S_C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 를 정의하였다. 만약 두 데이터 \mathbf{x} 와 \mathbf{x}' 가 같은 클래스에 속하면 $\mathbf{y} = \mathbf{x} - \mathbf{x}'$ 의 분

또는 추정된 확률밀도 $p_y(\mathbf{y})$ 를 따르게 될 것이므로 $p_y(\mathbf{x}-\mathbf{x}')$ 의 값이 커질 것이다. 이를 바탕으로 두 데이터의 유사도 $S_G(\mathbf{x},\mathbf{x}')$ 는 $\mathbf{x}-\mathbf{x}'$ 가 $p_y(\mathbf{y})$ 를 따를 확률, 즉 $p_y(\mathbf{x}-\mathbf{x}')$ 에 비례하는 값으로 정의할 수 있다.

유사도 함수를 구하기 위해 먼저 \mathbf{y} 의 확률분포 $p_y(\mathbf{y})$ 를 추정해야 하는데, 기존 연구[14]에서는 많은 수의 외부요인이 통합되어 나타나는 환경 요인은 중심 극한 정리에 기반하여 가우시안 분포를 따르고, 따라서 그 차이로 나타낼 수 있는 \mathbf{y} 도 가우시안 분포를 따른다고 가정하였다. 따라서 최우추정법에 의해 가우시안 분포의 파라미터인 평균과 분산을 추정하여 $p_y(\mathbf{y})$ 를 식 (5)와 같이 추정할 수 있다.

$$p_y(\mathbf{y}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |\Sigma_y|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu}_y)^T \Sigma_y^{-1}(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu}_y)\right\} \quad (5)$$

여기서 $\boldsymbol{\mu}_y$ 는 데이터 \mathbf{y} 의 평균, Σ_y 는 \mathbf{y} 의 공분산행렬이고 m 은 벡터 \mathbf{y} 의차원이다. 유사도 함수 $S_G(\mathbf{x},\mathbf{x}')$ 는 $p_y(\mathbf{x}-\mathbf{x}')$ 에 비례하는 값으로 간단히 정의하면 다음식과 같다.

$$S_G(\mathbf{x},\mathbf{x}') = (\mathbf{x}-\mathbf{x}'-\boldsymbol{\mu}_y)^T \Sigma_y^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{x}'-\boldsymbol{\mu}_y) \quad (6)$$

[5]에서는 Σ_y 를 그대로 사용하는 대신 그 대각성분만을 취한 대각행렬을 사용하여 추정오차에 의한 불안정성을 배제하였다. 이렇게 정의된 유사도 함수를 적용한 다양한 응용문제에서 그 우수성이 입증되었다[5,14]. 본 논문에서는 이를 2차 텐서로 확장하기 위하여, 먼저 텐서 데이터에 대한 생성 모델을 만들고, 이를 바탕으로 텐서 데이터에 적합한 새로운 유사도 함수를 제안한다.

3 제안하는 방법

3.1 텐서 기반 데이터 생성 모델

본 연구에서는 영상 데이터 분류를 위한 유사도 함수를 개발하기 위하여 먼저 [14]에서 개발된 환경 요인과 클래스 요인을 가지는 데이터 생성 모델을 텐서 형태로 확장한다. 특히 영상 데이터가 가진 특성을 표현하도록 2차 텐서를 사용하여 데이터 생성 모델을 정의하면 다음 식과 같다.

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{U}^T \boldsymbol{\Xi}_k \mathbf{V} + \boldsymbol{\Delta} \quad (7)$$

여기서 \mathbf{X}_k 는 클래스 C_k 에 속하는 하나의 영상 데이터를 행렬 형태 그대로 두고 2차 텐서로 본 것이며, 이에 맞게 클래스 요인 $\boldsymbol{\Xi}_k$ 와 환경 요인 $\boldsymbol{\Delta}$ 도 2차 텐서 즉 행렬로 주어진다. 클래스 요인 $\boldsymbol{\Xi}_k$ 는 클래스에 의존하여 고유하게 정해지는 값이며, 환경 요인 $\boldsymbol{\Delta}$ 는 클래스에 의존하지 않고, 데이터를 획득할 때 가해지는 다양한 노이즈를 결정하는 것으로, 모든 클래스에 공통적인 분포 특성을 가진다고 가정할 수 있다.

이어서 같은 클래스로부터 얻어지는 두 개의 영상 데이터 차로 만들어지는 새로운 랜덤변수 \mathbf{Y} 를 정의하면, 이는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_k - \mathbf{X}'_k = \mathbf{U}^T(\boldsymbol{\Xi}_k - \boldsymbol{\Xi}'_k) \mathbf{V} + \boldsymbol{\Delta} - \boldsymbol{\Delta}' \approx \boldsymbol{\Delta} - \boldsymbol{\Delta}' \quad (8)$$

이 때 같은 클래스로부터 얻어진 데이터의 차를 구하게 되면 같은 클래스 내에서는 그 변화가 상대적으로 미미한 클래스 요인에 비해 환경 요인이 지배적인 영향을 준다고 볼 수 있다. 이렇게 얻어진 새로운 데이터 집합 \mathbf{Y} 를 이용하여 환경 요인 $\boldsymbol{\Delta}$ 의 분포를 추정함으로써 유사도 함수를 얻어낼 수 있다.

3.2 유사도 함수

본 논문에서는 [5,14]에서와 마찬가지로 \mathbf{Y} 의 확률밀도함수 $p_Y(\mathbf{Y})$ 를 추정하여 유사도 함수를 정의한다. 추정된 $p_Y(\mathbf{Y})$ 는 같은 클래스에 속하는 데이터 쌍의 차에 대한 분포를 나타내므로, $p_Y(\mathbf{X}-\mathbf{X}')$ 의 값이 클수록 \mathbf{X} 와 \mathbf{X}' 가 같은 클래스에 속할 확률이 높다고 볼 수 있다. 따라서 두 텐서 데이터의 유사도 함수 $S_{TG}(\mathbf{X},\mathbf{X}')$ 는 $p_Y(\mathbf{X}-\mathbf{X}')$ 에 비례하는 값으로 정의할 수 있다.

[5,14]에서와 마찬가지로 환경 요인 $\boldsymbol{\Delta}$ 가 정규분포를 따른다고 가정하면, 그 차로 이루어진 확률변수 \mathbf{Y} 도 정규분포를 따르게 되므로, $p_Y(\mathbf{Y})$ 를 쉽게 추정할 수 있다. 그러나 이 경우에는 1차원 벡터의 경우[5,14]와 달리 2차 텐서 형태의 확률변수 \mathbf{Y} 에 대한 정규분포를 사용하므로 다음 식 (9)와 같은 행렬정규분포(matrix normal distribution)의 확률밀도함수 $G(\mathbf{Y}|\mathbf{M}_Y, \Sigma^Y, \Sigma_y)$ 로 나타내어야 한다.

$$P(\mathbf{Y}) = G(\mathbf{Y}|\mathbf{M}_Y, \Sigma^Y, \Sigma_y) \quad (9)$$

$$= (2\pi)^{-\frac{np}{2}} |\Sigma^Y|^{-\frac{p}{2}} |\Sigma_y|^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}\left[\Sigma^{Y^{-1}}(\mathbf{Y}-\mathbf{M}_Y)^T \Sigma_y^{-1}(\mathbf{Y}-\mathbf{M}_Y)\right]\right\}$$

식 (9)에서 \mathbf{M}_Y 은 \mathbf{Y} 의 평균행렬이고, Σ_y 는 \mathbf{Y} 의 각 행을 하나의 데이터로 보았을 때의 공분산행렬, Σ^Y 는 \mathbf{Y} 의 각 열을 하나의 데이터로 보았을 때의 공분산행렬이다. 여기서 우리가 추정해야 하는 파라미터는 $\mathbf{M}_Y, \Sigma_y, \Sigma^Y$ 이다.

평균행렬 \mathbf{M}_Y 은 단순히 \mathbf{Y} 의 데이터 집합으로부터 계산되는 표본평균으로 추정할 수 있다. 공분산행렬에 대해서는 \mathbf{Y} 의 각 행을 하나의 데이터로 보았을 때의 표본분산 Σ_y 과 각 열을 하나의 데이터로 보았을 때의 표본분산 Σ^Y 를 이용하여 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\Sigma_y = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{Y}_k - \mathbf{M}_Y)(\mathbf{Y}_k - \mathbf{M}_Y)^T \quad (10)$$

$$\Sigma^y = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (Y_k - M_y)^T (Y_k - M_y) \quad (11)$$

본 논문에서는 이를 그대로 사용하는 대신, [5]에서 제안한 방법과 유사하게, Y 에 대한 직교변환행렬 U_y 와 V_y 를 각각 구하여 이에 의해 변환된 값 $Z = U_y^T Y V_y$ 를 얻어 사용한다. 이렇게 하면 Z 의 공분산행렬 Σ_z 와 Σ^z 는 각각 공분산행렬 Σ_y 와 Σ^y 의 고유치를 대각 원소로 가지는 대각 행렬로 얻어지므로, 역행렬의 계산이 간단해지고, 또한 추정 파라미터의 수가 줄어들어 추정오차에 의한 불안정성을 줄이는 효과를 얻는다. 이렇게 추정된 파라미터를 이용하면 두 데이터 X 와 X' 의 유사도 $S_{TC}(X, X')$ 는 정규분포 $G(U_y^T(X-X')V_y | M, \Sigma^z, \Sigma_z)$ 를 이용하여 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$S_{TC}(X, X') = \text{tr} \{ \Sigma^z^{-1} V_y^T (X-X') U_y \Sigma_z^{-1} U_y^T (X-X') V_y \} \quad (12)$$

정의된 유사도 함수를 이용하여 분류를 수행하기 위해, 본 논문에서는 [5]에서 사용한 방법과 마찬가지로 영상 데이터를 그대로 사용하지 않고 먼저 텐서PCA를 사용하여 데이터 행렬(텐서)의 크기를 줄인 특징 행렬 X 를 얻은 후에 그에 대하여 제안하는 방법의 유사도 함수 계산법을 적용한다. 유사도 함수를 이용한 분류를 위해서는 K-근접이웃분류기를 사용한다.

3.3 분류 시스템

본 논문에서 제안하는 텐서 기반 데이터 생성 모델과 유사도 함수를 이용한 분류 시스템의 전체 과정을 그림 2에 나타내었다. 학습 단계에서는 우선 학습 데이터에 텐서PCA를 적용하여 2차 텐서 형태의 저차원 특징을 추출한다. 그리고 축소된 저차원 데이터 집합에서 데이터의 차로 이루어진 확률변수 Y 를 만든다. 다음으로 확

률변수 Y 에 텐서PCA를 적용하여 공분산행렬 Σ_y 와 Σ^y 의 고유값과 고유벡터를 찾아 유사도 함수를 정의한다. 분류 단계에서는 새로 입력 받은 데이터를 학습 데이터와 마찬가지로 방법으로 차원을 축소한다. 그리고 학습 단계에서 구한 유사도 함수를 이용하여 K-근접이웃방법으로 분류하여 결과를 얻는다.

4 실험 및 결과

4.1 실험 데이터 및 실험 방법

본 논문에서 제안하는 텐서 기반 데이터 생성 모델과 유사도 함수의 성능을 확인하기 위한 실험을 하였다. 실험 데이터는 세 가지를 사용하였다. 첫 번째 FERET 데이터[18]로 부터 50명의 서로 다른 사람으로부터 각각 9개의 데이터로 추출하여 사용하였다. 그림 3에서 보이는 바와 같이 이 데이터는 왼쪽으로 60도 고개를 돌린 방향부터 오른쪽으로 60도까지 하나당 15도씩의 각도 변화가 있다. 하나의 이미지의 크기는 70×50으로 입력차원은 3500픽셀이다. 이 데이터를 이용하여 사람과 포즈

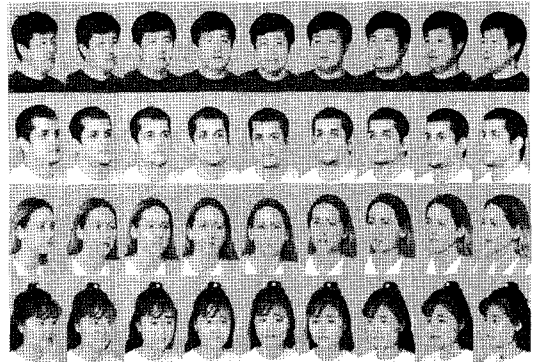


그림 3 FERET 데이터

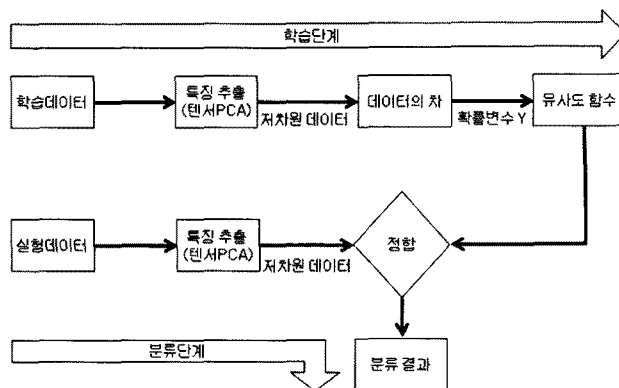


그림 2 제안하는 영상 데이터 분류 시스템

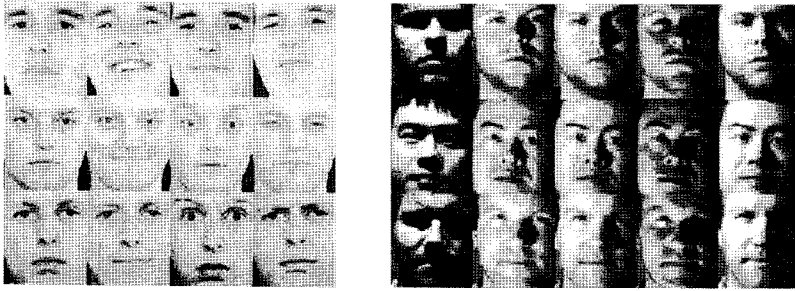


그림 4 PICS 데이터(왼쪽)과 YALE 데이터(오른쪽)

를 인식하였는데, 먼저 사람인식을 위해서는 개인당 3개의 데이터를 학습 데이터로 사용하고, 나머지 데이터로 분류기의 성능을 평가하였고, 포즈를 인식하기 위해서 25명에 대한 데이터를 학습 데이터로 사용하고, 나머지 데이터로 분류기의 성능을 평가했다.

두 번째 PICS 데이터[19]는 69명의 서로 다른 사람의 4가지(슬픈, 기쁜, 놀란, 화난)표정에 대한 영상으로 총 276개의 데이터로 이루어진다(그림 4(왼쪽) 참조). 하나의 데이터는 90×80의 7200픽셀의 이미지이다. PICS 데이터를 이용하여 표정인식을 하기 위해 20명의 데이터로 학습하고 나머지 49명의 데이터로 실험하였다.

마지막으로 YALE 데이터[20]는 10명의 서로 다른 사람으로부터 조명이 다른 영상으로 총 200개의 데이터를 추출하여 사용하였다(그림 4(오른쪽) 참조). 하나의 데이터는 60×50의 3000픽셀의 이미지이다. YALE 데이터를 이용하여 얼굴인식을 하기 위해 한 사람당 5개의 데이터로 학습하고 나머지 15개의 데이터를 이용하여 실험하였다. 이상의 데이터들을 이용하여 얼굴, 포즈, 표정을 인식하는 실험을 통해 제안하는 방법의 성능을 확인하고자 한다.

먼저, 기존의 PCA를 이용하여 얻어지는 특징과 텐서 PCA를 이용하여 얻어지는 특징을 비교하기 위하여, 각 방법에 의해 얻어지는 특징들을 K-근접이웃 분류기의 입력하여 분류 성능을 비교하였다. 이 때 유사도 함수로는 두 특징에 대해 동일한 유클리디안 거리함수를 적용

함으로써 오직 텐서를 사용함으로써 얻는 효과를 확인할 수 있도록 하였다. 이 때 특징의 수는 최대 인식률을 내는 값으로 선택하였다. 그림 5에 네 가지 분류 문제에 대한 인식률과 그때 사용된 특징 수가 나타나 있다. YALE 데이터를 이용한 얼굴인식의 경우를 제외한 모든 실험에서 텐서PCA를 사용한 경우가 더 좋은 성능을 보였으나, 그 차이는 크지 않았다. 만약 텐서PCA에 의해 얻어지는 2차 텐서 형태의 특징에 적합한 유사도 함수를 사용한다면 보다 큰 성능향상을 기대할 수 있을 것이다.

따라서 두 번째 실험으로는 유사도 함수를 달리한 비교실험을 수행하였다. 즉, 기존의 PCA로부터 얻어지는 특징에 대해서는 기존 연구[5]에서 개발된 데이터 생성 모델에 기반한 유사도 함수 S_G 를 적용하고, 텐서PCA로부터 얻어지는 특징에 대해서는 본 연구에서 제안하는 유사도 함수 S_{TG} 를 적용하여 분류를 수행하였다. 첫 번째 비교실험과 마찬가지로 특징의 수는 최대 인식률을 주는 값으로 선택하였다. 그림 6에 네 가지 분류 문제에 대한 결과가 나타나 있다. 네 가지 문제 모두에 대해서 제안하는 유사도 함수를 사용한 경우가 인식률이 향상되었으며, 특히 인식률이 전체적으로 좋지 못한 표정인식 문제에서는 월등히 좋은 결과를 보였다. 또한 그림 5의 유클리디안 함수를 사용한 경우와 비교하면, 전체적으로 데이터 생성 모델에 기반한 유사도 함수를 사용하는 것이 인식률의 향상을 가져옴을 확인할 수 있다.

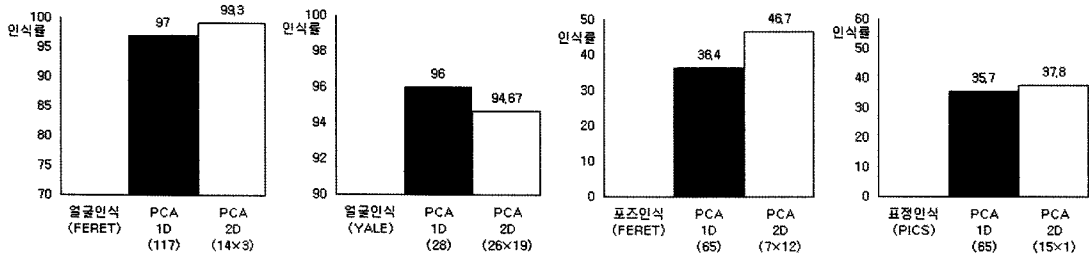


그림 5 기존의 PCA와 텐서 PCA의 성능 비교 (괄호 안의 값은 사용된 특징 수를 나타냄)

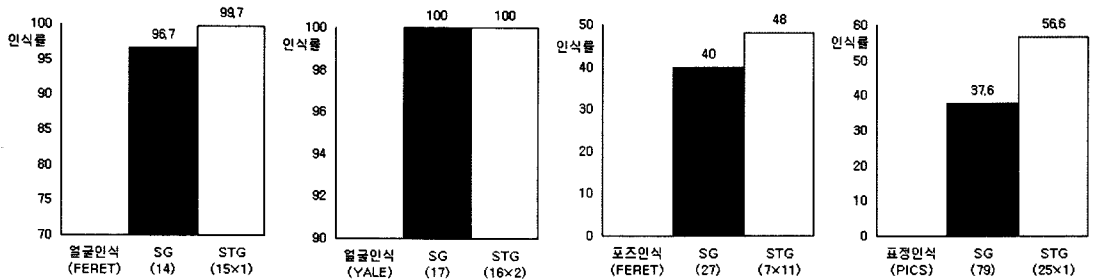


그림 6 데이터 생성 모델에 기반한 유사도 함수의 성능 비교 (괄호 안의 값은 사용된 특징 수를 나타냄)

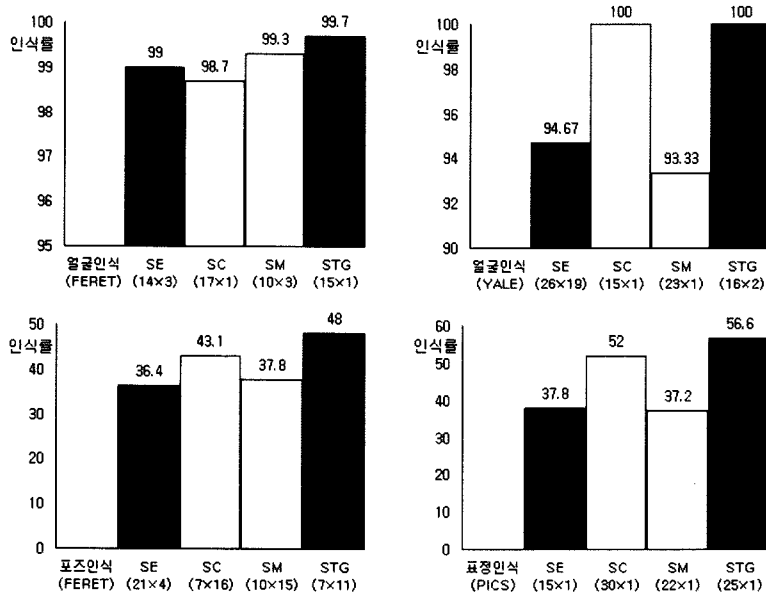


그림 7 기존의 유사도 함수와 제안하는 유사도 함수의 성능 비교 (괄호 안의 값은 사용된 특징 수를 나타냄)

마지막으로, 기존에 널리 사용되는 다른 유사도 함수들과 제안하는 유사도 함수의 성능을 비교하였다. 비교 대상으로 사용된 유사도 함수는 유클리디안 거리함수 (SE), 코사인 계수함수(SC), 마하라노비스 거리함수(SM), 그리고 제안하는 유사도 함수(STG)이고, 특징은 텐서 PCA에 의해 추출된 것을 사용하였다. 앞의 두 비교실험과 마찬가지로 특징의 수는 최대 인식률을 주는 값으로 선택하였다. 네 가지 분류 문제에 대한 결과가 그림 7에 나타나 있다. 그림으로부터 모든 실험에서 제안하는 유사도 함수가 가장 좋은 성능을 나타냄을 확인할 수 있다. 이 밖에 코사인 계수함수도 비교적 좋은 성능을 보였으나, FERET 데이터의 얼굴인식의 경우에는 가장 나쁜 성능을 보였다. 사용한 특징 수의 측면에서 볼 때, 제안하는 방법이 대체로 적은 수의 특징을 사용하고 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 영상 데이터의 분류 및 특징 추출 분야에서 관심을 모으고 있는 텐서 개념과 데이터 생성 모델을 결합하여, 2차 텐서로 표현된 영상의 데이터 생성 모델을 제안하였다. 또한 텐서 기반 데이터 생성 모델을 바탕으로, 같은 클래스로부터 얻어지는 두 개의 데이터 텐서의 차로 만들어지는 랜덤변수를 이용하여 환경분포를 추정함으로써 유사도 함수를 정의하였다. 제안하는 유사도 함수를 영상분류에 적용하기 위하여, 먼저 기존의 텐서 특징 추출 방법인 텐서PCA를 이용하여 저차원의 2차 텐서특징을 이 특징들의 환경분포를 추정함으로써 유사도 함수를 찾아 K-근접이웃 분류기에 적용한다.

제안하는 유사도 함수의 유용성을 검증하기 위해 영상 데이터를 이용하여 얼굴, 포즈, 표징인식을 하는 실

험을 하였다. 먼저 기존의 PCA와 텐서PCA를 비교함으로써 텐서 정보의 유용성을 확인 할 수 있었으나 그 효과는 크지 않았다. 이어서 특징 추출 방법과 그에 적합한 유사도 함수를 결합하는 실험을 통하여, 벡터 기반 PCA와 벡터 기반 데이터 생성 모델에 의한 유사도 함수를 결합한 경우에 비해 텐서PCA와 제안하는 유사도 함수를 결합한 경우가 보다 더 큰 성능 향상을 보임을 확인하였다. 마지막으로 기존의 다른 유사도 함수들과도 비교 실험을 수행한 결과, 제안하는 방법이 가장 좋은 성능을 보임을 확인하였다.

본 연구에서는 최대 인식률을 내는 특징 수에 대한 인식률을 비교하였으나, 추후 특징 수 변화에 따른 분류 성능의 변화 등 보다 면밀한 분석을 수행함으로써 텐서 데이터가 가지는 장점을 더욱 살릴 수 있을 것이다. 또한 데이터 생성 모델을 비선형으로 확장하여 보다 일반적인 데이터 생성 모델을 정의할 수 있을 것이다. 또한 환경 요인 Δ 가 정규분포가 아닌 경우에 대해 보다 정교한 분포 추정 방법을 사용함으로써 새로운 유사도 함수를 개발할 수 있을 것이다. 마지막으로 제안하는 방법은 K-근접이웃방법을 사용하였는데, 이후 다양한 분류방법을 이용하여 분류 시스템의 성능을 향상시킬 수 있을 것이다. 또한 연구에서 제안하는 유사도 함수는 특징 추출 방법과 독립적으로 2차 텐서 형태로 표현된 데이터에 대해 적용할 수 있는 방법으로, 본 연구에서 사용된 텐서PCA뿐 아니라 텐서LDA, 2DLDA, 2DCCA 등 다양한 텐서특징 추출과 결합하는 것도 가능할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] T. Chen, Y. J. Hsu, X. Liu, and W. Zhang, "Principle Component Analysis and its Variants for Biometrics," *Image Processing* 1, pp.61-64, 2002.
- [2] M. Turk and A. P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces," *Proc. of CVPR1991*, pp.586-5131, 1991.
- [3] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Classification*, Academic Press, San Diego, California, USA, 1990.
- [4] E. Alpaydin, *Introduction to Machine Learning*, MIT Press, 2004.
- [5] K. Lee and H. Park, "A New Similarity Measure Based on Intra-class Statistics for Biometric Systems," *ETRI Journal*, 25(5), pp.401-406, 2003.
- [6] J. Dauxois, Y. Romain, and S. Viguier-Pla, "Tensor Products and Statistics," *Linear Algebra Appl.*, pp.59-88, 1994.
- [7] M. A. O. Vasilescu and D. Terzopoulos, "Multi-linear Subspace Analysis of Image Ensembles," *Proc. of CVPR2003*, 2, pp.93-99, 2003.
- [8] D. Cai, X. He, and J. Han, "Subspace learning based on tensor analysis," Tech. Rep. (UIUCDCS-R-2005-2572), Department of Computer Science, University of Illinois at Urbana-Champaign, Champaign, Ill, USA, 2005.
- [9] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J. Yang, "Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition," *IEEE Trans. on PAMI*, 26(1), pp.131-137, 2004.
- [10] M. Li, B. Yuan, "2D-LDA: A Statistical Linear Discriminant Analysis for Image Matrix," *Pattern Recognition Letters*, 26, pp.527-532, 2004.
- [11] S. H. Lee and S. Choi, "Two-dimensional canonical correlation analysis," *IEEE Signal Processing Letters*, 14(10), pp.735-738, 2007.
- [12] S. Yan, D. Xu, Q. Yang, L. Zhang, X. Tang and H. Zhang, "Discriminant Analysis with Tensor Representation," *Proc. of CVPR2005*, 1, pp.526-532, 2005.
- [13] X. He, D. Cai, P. Niyogi, "Tensor Subspace Analysis," *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2005.
- [14] 조민국, 박혜영, "변형된 팩터 분석 모델을 이용한 생체데이터 분류 시스템", *정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용*, 34(7), pp.667-680, 2007.
- [15] M. A. O. Vasilescu and D. Terzopoulos, "Multi-linear Analysis of Image Ensembles : Tensor-Faces," *Proc. of ECCV2002*, pp.447-460, 2002.
- [16] M. A. O. Vasilescu and D. Terzopoulos, "Multi-linear Image Analysis for Facial Recognition," *Proc. of 16th International Conference on Pattern Recognition*, 2, pp.511-514, 2002.
- [17] R. L. Gorsuch, *Factor Analysis*, Erlbaum, 1983.
- [18] http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret_master.html
- [19] <http://pics.psych.stir.ac.uk/>
- [20] <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>



윤 동 우

2006년 고신대학교 인터넷미디어학과 졸업(학사). 2009년 경북대학교 컴퓨터학과 졸업(석사). 2009년 4월~현재 메디오 피아테크 멀티미디어연구소 연구원. 관심 분야는 기계학습, 패턴인식



이 관 용

1985년 연세대학교 전산학과(학사)
 1989년 연세대학교 컴퓨터학과(석사)
 1994년 연세대학교 컴퓨터학과(박사)
 1997년~1999년 일본 동경대학 전자정보
 공학부 방문연구원. 1999년~2000년 한
 국전자통신연구원 선임연구원. 2003년~

현재 한국방송통신대학교 컴퓨터학과 부교수. 관심분야는
 패턴인식, 기계학습, 컴퓨터 시각 등



박 혜 영

1994년 연세대학교 컴퓨터학과(학사)
 1996년 연세대학교 컴퓨터학과(석사)
 2000년 연세대학교 컴퓨터·산업시스템공
 학과(박사). 2000년~2004년 일본 이화학
 연구소 뇌과학연구센터 연구원. 2004
 년~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학

부 부교수. 관심분야는 패턴인식, 기계학습, 뇌과학 등