

다채널 이미지를 위한 수정된 Hotelling 변환

이봉규* (Bongkyu Lee)

*제주대학교 자연과학대학 전산통계학과

A modified Hotelling transform for multichannel images

Dept. of Computer & Statistics, Cheju National University

요 약

Hotelling 변환은 이미지의 통계적인 특성에 기반한 방법으로 다차원 데이터 집합에서 최대 분산 방향을 가리키면서 orthogonal한 기본 벡터를 찾는 것이다. 패턴인식에서는 이런 특성을 물체의 회전 정규화에 사용하였다. 패턴 인식에 사용되는 많은 대상들을 픽셀의 최대 분산 방향을 축으로 하는 좌표로 재 정렬함으로써 회전 정규화를 할 수 있었다. 그러나 기존의 정규화 방법은 주로 흑백이미지를 대상으로 하였고 컬러이미지에 적용하기에는 어려운 점이 많았다. 이런 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 컬러이미지의 회전 정규화에 Hotelling 변환을 사용할 수 있도록 새로운 방법을 제안한다. 제안된 방법은 RGB 각 채널 이미지에 대한 고유벡터를 얻어낸 후, 벡터들에 대한 합 벡터를 구하여 회전을 정규화시키는 방법이다. 실험을 통해 제안된 방법이 컬러이미지에 대한 회전 정규화에 유용함을 보였다.

Abstract

The Hotelling transform is based on statistical properties of an image. The principal uses of this transform are in data compression. The basic concept of the Hotelling transform is that the choice of basis vectors is made such that these vectors point in the direction of maximum variance of the data, subject to the constraint that all vectors be mutually orthogonal. This property can be used for rotation normalization. Many objects of interest in pattern recognition applications can be easily standardized by performing a rotation normalization that aligns the coordinate axes with the axes of maximum variance of the pixels in the object. However, this transform can not be used to rotation normalization of color images directly. In this paper, we propose a new method for rotation normalization of color images based on the Hotelling transform.

The Hotelling transform is performed with each of RGB channels to calculate basis vectors of each channel. Then the summation of vectors of all channels are processed. Rotation normalization is then performed using the result of summation of vectors. Experimental results showed the proposed method can be used for rotation normalization of color images effectively.

key word : rotation normalization, Hotelling transform, summation of vectors

1. 서론

패턴인식은 컴퓨터 비전에서 중요한 역할을 담당하는 중요한 분야이다. 패턴 인식의 대상이 되는 평면 이미지에는 기본적으로 4가지의 기하학적인 변형이 발생할 수 있는데, 그것들은 위치, 크기, 회전, 기울어짐 등이다. 이 중에서 회전 변형의 경우는 이미지를 구성하는 개개 객체의 방향에 관련된 변형으로 불변(invariant) 패턴인식에서 자주 다루어지는 문제이다. 이런 회전 변형을 해결하기 위한 기본의 방법으로는 Fourier descriptor[1,2,3], Hough transform [4,5,6], shape matrix[7] 그리고 Hotelling transform[8,9,10] 등이 있다. 이 중 Hotelling 변환을 이용한 회전 정규화 방법은 계산이 단순하고 쉬운 알고리즘 구현 등의 장점으로 많이 사용되어지고 있는 방법이다. 또한 Hotelling 변환은 위치, 크기 등에 대한 정규화도 쉽게 구현된다는 장점을 가지고 있다[8].

Hotelling 변환은 패턴 집합의 공분산 행렬에서 얻어진 고유 벡터(eigenvector)방향으로 패턴을 projection하는 방법으로 데이터의 차원 축소에 일반적으로 사용되는 변환으로 Karhunen-Love'v'e 변환, 인자 분석(factor analysis) 그리고 PCA(Principal Component Analysis)라고 불려진다. 입력 집합에서 추출한 상호 직교하는 일부분의 고유 벡터를 이용하여 데이터의 차원을 축소함으로써 데이터의 압축에 사용이 가능하고[11,12,13], 픽셀의 분포를

이용하여 주어진 이미지에 대한 회전에 무관한 형태를 얻는데 응용이 가능하다[8,9,10].

비록 Hotelling 변환이 패턴인식에서 필요로 하는 회전 정규화에 효율적으로 사용되고 있기는 하지만 지금까지는 주로 이진화 된 흑백 이미지를 주 대상으로 하였고, 컬러 이미지는 물론이고 그레이(Gray) 이미지에 대해서도 적용된 예가 거의 없다. 그 이유는 특성상 이 변환을 그대로 컬러 이미지나 그레이 이미지에 사용하기에는 부적합하기 때문이다. 픽셀의 값이 두 가지의 경우인 흑백 이미지와는 각 픽셀 당 8bit 정도인 그레이일 경우, 각 픽셀이 가질 수 있는 값의 범위는 256가지 ([0, 255])이다. 따라서 Hotelling 변환을 적용하기 위해서는 픽셀의 값을 두 개의 그룹으로 나누어 줄 수 있는 값(임계값, threshold value)을 선정하는 추가적인 고려가 필요하다. 이에 더하여, 컬러 이미지의 경우는 한 픽셀을 표현하기 위해 3개의 채널로 구성된 그레이 이미지가 각기 존재하게 때문에, 그레이 이미지에서와 같은 임계값 선정 방법 이외에도 채널 별 이미지 특성이 고려되어야 한다. 컬러 이미지는 3개의 채널에 의해서 각기 다른 형태의 그레이 이미지가 존재한다(3가지). 따라서 어떤 채널을 선택하여 회전 정규화를 할 것인지가 함께 고려되어야 한다. 그러나 이런 경우 채널의 선택은 주로 사람이 개입하는 형태가 되어야 하기 때문에 자동적인 회전 정규화의 장점을 사용할 수 없다. 또한 다양한 형태의 수많은 컬러 이미지들은 각기 다른 채널별 데이터를

가지고 있는 관계로 채널의 선택은 이미지의 형태에 따라 달라질 수밖에 없는데 이를 자동적으로 선택하는 기법을 구하기는 매우 어렵다. 따라서 이에 대한 보다 근본적인 방법이 마련되어야 할 것이다.

본 논문에서는 기존의 Hotelling 변환이 컬러 이미지에 적용되기 어려운 문제점을 해결하는 한 방법으로서 고유벡터의 연산을 이용하는 새로운 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 기존의 Hotelling 변환을 수정하여 이미지에 타입에 관계없이 적용될 수 있도록 할 수 있다. 제안한 방법은 다음과 같다. 먼저 주어진 컬러이미지에 대해서 각 채널별로 픽셀 값들의 평균을 구한 후 이를 각 채널별 임계값으로 설정한다. 그리고 나서 설정된 임계값을 이용하여 각 채널별 이미지에 대한 변환을 수행하여 각 이미지 별로 고유벡터를 추출한다. 그리고 나서 추출된 고유벡터(3개)에 대해 정규화된 합 벡터를 얻어내고, 얻어진 합 벡터를 이용하여 컬러이미지에 대한 회전 정규화를 구현한다. 제안된 방법은 회전 변형이 발생한 다양한 컬러이미지를 대상으로 한 정규화 실험에서 회전된 정도에 관계없이 일정한 방향으로 이미지를 정규화 시킬 수 있음을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 Hotelling 변환의 기본적인 개념과 회전 정규화 방법을 소개한다. 또한 이 방법이 컬러이미지의 경우 적용이 어려운 이유를 설명한다. 3장에서는 제안하는 수정된 Hotelling 변환을 기술하고 4장에서는 실제 회전변형이 발생한 이미지를 이용한 실험을 통해 제안한 방법이 유효함을 보이고 5장에서 결론을 맺는다.

2. Hotelling 변환과 회전 정규화

2.1 Hotelling 변환의 기본 개념

Hotelling 변환은 패턴 집합의 공분산 행렬에서 얻어진 고유 벡터(eigenvector) 방향으로 패

턴을 projection 함으로써 데이터로부터 유용한 성분을 추출할 수 있는 기법으로 입력 집합에서 추출한 상호 직교하는 일부분의 고유 벡터를 이용하여 데이터의 차원을 축소한다 [8,9,10,11,12,13]. 본 장에서는 Hotelling 변환의 기본 개념과 회전 정규화를 하는 방법을 소개한다.

$N \times N$ 크기의 이미지 $f_i(x, y)$, ($1 \leq i \leq M$)로 구성된 입력 패턴 집합에 존재하는 개개의 이미지 $f_i(x, y)$ 는 N^2 차원의 벡터 x_i 로 다음과 같이 표현된다.

$$x_i = \begin{pmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{iN^2} \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기서 x_{ij} 는 vector x_i 의 j 번째 원소를 나타낸다. 그러면 벡터 집합 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_M\}$ 에 대한 공분산 matrix C_x 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$C_x = E\{(x - m_x)(x - m_x)^{\prime}\} \quad (2)$$

$$\text{where } m_x = E\{x\} \quad (3)$$

이때 m_x 는 평균벡터이고 E 는 기대치를, (\prime)은 transposition을 의미한다. 수식 (2)와 (3)은 수식(4)와 (5)를 이용하여 샘플로부터 근사치를 구할 수 있으며 이때 평균벡터 m_x 는 N^2 의 차원을 가지고, C_x 는 $N^2 \times N^2$ 의 차원이 된다.

$$m_x \approx \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (4)$$

$$C_x \approx \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - m_x)(x_i - m_x) \quad (5)$$

C_x 는 real, symmetric 행렬이므로 orthonormal한 고유벡터의 집합을 찾는 것이 언제나 가능하다. (4)에서 얻어지는 C_x 를 이용하여 고유벡터(eigenvector)와 고유치(eigenvalue) $e_i, \lambda_i, i=1, 2, 3, \dots, N^2$ 를 구한 후, 고유치 중에서 크기가 상위인 K 개에 대응하는 고

유 벡터로 패턴 x_i 에 대한 추정 벡터 x'_i 을 (6)과 같이 구할 수 있다. 이렇게 얻어진 x'_i 는 패턴 x_i 를 구성하는 주성분 중 일부분으로 K 차원으로 구성된 패턴 x_i 의 추정 벡터이며, 이때 K 의 차원은 항상 N^2 보다 작다 [8.9.10].

$$x'_i = \sum_{j=1}^K (\lambda_j \cdot x_{ij}) \quad (6)$$

수식 (6)은 Hotelling 변환이 주어진 데이터를 보다 적은 차원의 원소만을 이용하여 나타낼 수 있음을 보이는 것으로 이 변환의 기본적인 성질을 보여준다.

2.2 Hotelling 변환을 이용한 회전 정규화

이미지 내의 객체들에 회전 변형이 발생했을 경우, 이 회전 변형된 객체들을 일정한 방향으로 회전 정규화 시키는 것은 패턴인식에서 자주 나타나는 기하학적 변형인 회전에 대해 무관하게 패턴을 인식하는데 중요한 요소이다. Hotelling 변환은 회전 변형이 발생한 이미지를 픽셀들의 최대 분포 방향으로 재구성함으로써 이런 회전 변형을 정규화하는데 사용이 가능하다. 이장에서는 Hotelling 변환을 이용한 회전 정규화 방법을 소개한다. 또한 기존의 변환 방법이 컬러이미지에는 적용될 수 없다는 예를 보인다.

그림 1. 에 나타난 좌표 시스템 (x_1, x_2) 을 이미지를 표현하는 기본 평면으로 가정할 때, 같은 원점을 사용하는 새로운 좌표 시스템 (y_1, y_2) 이 선택된다고 가정하면 이것을 평면 상에서 회전이 발생한 것으로 간주할 수 있다. 만약 기준 좌표 x_1 에서 새로운 좌표 y_1 까지의 회전된 각의 크기를 θ 라 하면 새로운 좌표 (y_1, y_2) 와 기본 좌표 (x_1, x_2) 는 다음과 같은 식으로 표현된다[8].

$$\begin{aligned} y_1 &= x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta \\ y_2 &= -x_1 \sin \theta + x_2 \cos \theta \end{aligned} \quad (7)$$

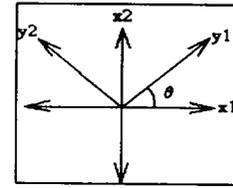


그림 1. 좌표계에서의 회전

이때 θ 의 크기를 추정할 수 있으면 이를 이용하여 회전 변형을 정규화 시킬 수 있을 것이다. Hotelling 변환이 이 θ 를 추정하는 기본적인 방법은 다음과 같다.

P 개의 픽셀로 구성된 이미지의 개개 픽셀의 기본 좌표위치는 식 (4)와 (5)로 표현되는 평균 m_x 와 공분산 행렬 C_x 를 가지는 2차원 random 변수로 간주할 수 있다. 이때 m_x 는 2차원 벡터이고 C_x 는 2×2 행렬이 된다[8].

$$m_x \cong \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P X_i \quad (8)$$

$$C_x \cong \frac{1}{P} \left[\sum_{i=1}^P X_i X_i^T \right] - m_x m_x^T \quad (9)$$

(P = 픽셀의 수, X_i = i 번째 픽셀의 위치 벡터)

Hotelling 변환에서와 같이 C_x 의 고유벡터 e_1, e_2 들은 서로 직교(orthogonal)이면서 최대 분산 방향을 가리키게 된다. 이 고유벡터를 새로운 좌표 시스템 (y_1, y_2) 에 적용하면 식 (7)은 다음과 같은 형태로 변환이 가능하다.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} \\ e_{21} & e_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

(e_{11}, e_{21} : e_1, e_2 의 x_1 방향 projection.

e_{12}, e_{22} : e_1, e_2 의 x_2 방향 projection)

따라서 식(6)과 식(10)에 의해서 식(11)의 관계를 알 수 있으며, 이것을 통해 얻어진 θ 를 이용하여 이미지내의 각 픽셀 X_i 를 새로운 좌표계 (y_1, y_2) 로 회전 이동 시킬 수 있는 것이다.

체적인 과정에 대한 알고리즘은 다음 테이블 1.과 같다[3,14].

$$\begin{aligned} \cos \theta &= e_{11}, \quad \sin \theta = e_{12} \\ -\sin \theta &= e_{21}, \quad \cos \theta = e_{22} \end{aligned} \quad (11)$$

테이블 1. Rotation normalization

step 1. Compute the mean vector and the covariance matrix of the original image

$$\begin{aligned} m_x &\cong \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P X_i \\ C_x &\cong \frac{1}{P} \left[\sum_{i=1}^P X_i X_i^T \right] - m_x m_x^T \end{aligned}$$

step 2. Align the coordinates with eigenvectors of C_x

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} \\ e_{21} & e_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

이렇게 Hotelling 변환은 2×2 크기의 공분산 행렬을 구하고 여기에서 얻어지는 고유벡터를 이용하여 간단하게 회전을 정규화 할 수 있는 유용한 수단이다. 그러나 이 변환 기법을 그대로 칼라 이미지에 적용시키는 것은 어렵다. 일반적으로 이 정규화 방법은 흑백 이미지에 적합한 방법으로 그레이 이미지나 칼라 이미지에 적용할 때에는 문제점이 있다. 그 이유는 다음과 같다. 칼라 이미지인 경우(RGB 채널을 가정)는 그레이 이미지와는 달리 3개의 채널로 구성되는 복합요소로서 이미지에 따라서 채널별로 모양이 다를 수 있다. 즉, 서로 다른 채널에 대해서 각기 다른 고유벡터를 얻어낼 수 있다(그림 2). 따라서 선택되는 채널에 따라서 상이한 회전 정규화가 이루어짐으로 단일한 모양의 이미지를 얻을 수 없다. 또한 선택되는 채널에 따라서 회전 정규화 후의 이미지 크기가 달라질 수 있어 실제 패턴 인식 등의 응용에서 사용하기 어렵고, 회전된 칼라 이미지를 복원하는 것이 불가능해지는 경우도 있어 이 문제점은 반드시 해결되어야 한다. 더욱이 변환을 통해 공분산을 얻어내려 할 때 픽셀 중 일부를 선택적으로 사용하여야 하는 관계로 임계값을 설정해주어야 하지만 이 임계값을 찾는 것이 어려운 일이다. 본

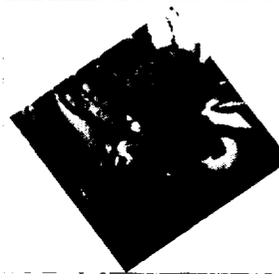
논문에서는 이런 문제점을 해결하는 방법으로 픽셀 평균값을 이용한 임계값과 벡터 연산을 통한 단일 고유벡터를 찾는 방법을 제안하여 컬러 이미지를 효과적으로 회전 정규화시키는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 컬러 이미지에 대해서 고유한 형태의 회전 정규화 된 이미지를 얻을 수 있으며, 각 채널마다의 크기 문제도 발생시키지 않는다. 제안된 방법은 3장에서 소개한다.



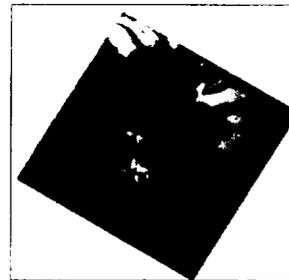
(a) 원 컬러이미지



(b) 정규화결과(red 채널)



(c) 정규화 결과(green채널)



(d) 정규화결과(blue 채널)

그림 2. 선택된 채널에 따른 정규화 패턴의 변이

3. 칼라 이미지를 정규화를 위한 수정된 Hotelling 변환

2장의 그림 2.에서 보듯이 기존의 Hotelling 변환은 칼라 이미지인 경우 회전 정규화에 사용하기 어려운 단점이 있다. 이장에서는 본 논문에서 제안하는 새로운 고유치 찾는 방법을 제안하여 이런 문제점을 해결한다.

$M \times N$ 크기의 컬러이미지 $f(x, y)$ 에 대한 각 RGB 채널 별 성분을 $f_R(x, y)$, $f_G(x, y)$, $f_B(x, y)$ 라 정의하면 각 채널 이미지들을 구성하고 있는 픽셀 (x_i, y_j) ($1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$)는 $[0, 255]$ 의 값을 가지는 그레이 이미지로 간주 할 수 있다. 이들 각 그레이 이미지에 대해서 픽셀의 평균값을 구한 후 이 값을 각 채널에 대한 임계값 t_R, t_G, t_B 로 간주하면 다음과 같은 알고리즘을 통해 평균 벡터 $m_{f_R(x, y)}, m_{f_G(x, y)}, m_{f_B(x, y)}$ 와 $C_{f_R(x, y)}, C_{f_G(x, y)}, C_{f_B(x, y)}$ 를 구할 수 있다 (알고리즘은 Red 채널이미지에 대한 operation을 가정).

```

for each position  $(x_i, y_j)$  in an image  $f_R(x, y)$ 
    if value of  $(x_i, y_j)$  is less than  $t_R$ 
        Compute the mean and covariance matrix
        using this pixel position
    if
od
    
```

구해진 공분산을 이용하여 각 채널에 해당되는 고유벡터 $(e_{R1}, e_{R2}), (e_{G1}, e_{G2}), (e_{B1}, e_{B2})$ 를 얻을 수 있다. 대부분의 경우 채널에 따른 고유벡터는 서로 다른 값을 가질 수 있는데 이 다른 값을 가짐으로써 회전 정규화를 할 때 여러 가지 문제점이 발생하게 되는 것이다. 이런 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서 제안하는 방법이 구해진 3개의 고유벡터에 대한 합 벡터를 산출하는 방법이다.

채널에서 나온 3개의 고유벡터 $(e_{R1}, e_{R2}), (e_{G1}, e_{G2}), (e_{B1}, e_{B2})$ 을 그림 1의 기본 좌

표에 표시할 경우 이들은 특정 방향을 가지는 새로운 좌표시스템을 구성할 것이다. 이때 이들 3가지의 상이한 좌표를 나타내는 고유벡터 (e_{R1}, e_{G1}, e_{B1}) 과 (e_{R2}, e_{G2}, e_{B2}) 에 대해서 합 벡터를 구하면 회전에 무관한 새로운 고유벡터 (e_{C1}, e_{C2}) 를 얻을 수 있고 이것을 이용하여 원 컬러이미지를 회전정규화 시킬 수 있는 것이다. 그림 3.은 (e_{R1}, e_{G1}, e_{B1}) 에 대한 합 벡터 e_{C1} 을 구하는 과정을 보여주고 있다. (e_{R2}, e_{G2}, e_{B2}) 에 대한 합 벡터도 같은 방법을 통해 쉽게 구할 수 있을 것이다.

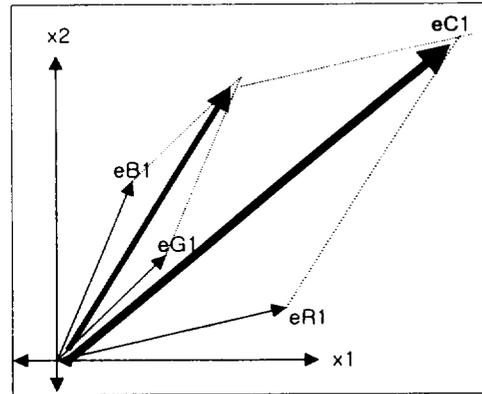


그림 3. (e_{R1}, e_{G1}, e_{B1}) 에 대한 합 벡터 구하는 방법

4. 실험 및 실험 결과

본 논문에서 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위해 256×256 크기의 컬러 이미지(RGB 타입)를 이용하여 실험을 수행하였다. 실험에 이용된 플랫폼은 PC에서 windows visual c++을 이용하였고, 사용된 이미지는 JPG 형태로 저장된 72DPI의 해상도를 가진다. 아래 그림 4.는 실험에 사용된 원 이미지를 보여준다. 이들 컬러이미지에 대해서 $(0 - 360)$ 로 10° 씩 시계 방향으로 회전시키면서 얻어지는 각각의 영상을 제안한 방법을 통해 회전 정규화를 시켜보았다.



(a) bottle 이미지 (b) man 이미지 (c) rockies 이미지

그림 4. 실험에 사용된 원 컬러이미지들

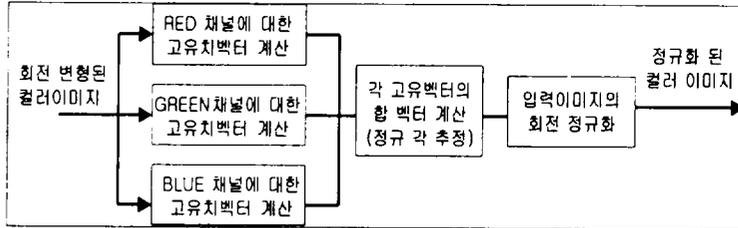


그림 5. 회전 정규화 과정

현재 패턴인식, 영상인식 등에 사용되는 패턴의 형식들이 대부분 그레이 이미지나 흑백 이미지를 사용하고 있는데 이 경우 채널에 따라 정

보의 손실은 불가피한 것이다. 따라서 이 실험을 통해 얻어지는 결과는 컬러이미지 정보를 그대로 패턴인식에 사용하는 방법의 기초로 활용될 수 있다.

회전 정규화 단계는 다음과 같다. 먼저 회전에 발생한 이미지에 대해서 각 채널 별로 픽셀의 평균값을 구하고 구해진 픽셀의 평균값을 임계값으로 설정하여 각각의 채널 이미지에 대해서 회전 정규화를 위한 고유벡터를 추출한다. 그리고 나서 추출된 벡터들에 대한 벡터 합을 산출하여 이 결과 벡터를 이용하여 정규화에 필요한 회전각

θ 를 추정하고 입력 컬러이미지를 θ 만큼 회전시켜서 정규화 된 이미지를 출력한다. 전체적인 처리 과정을 요약한 것이 그림 5.이다.

그림 6. 에서는 각 원 이미지를 회전시킨 실

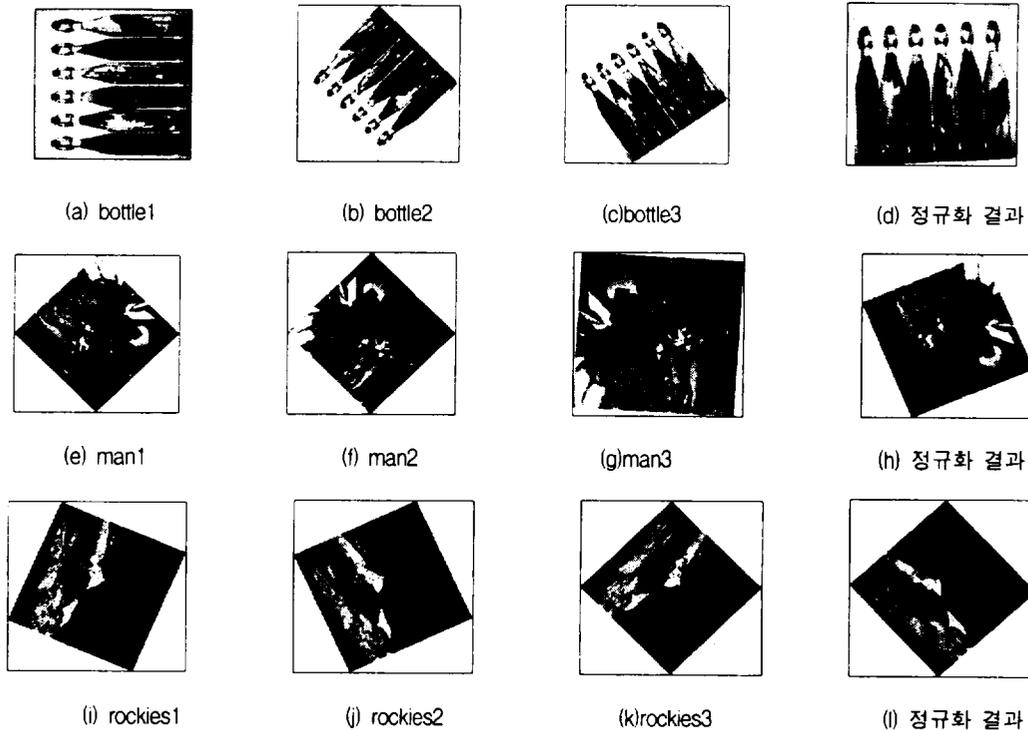


그림 6. 정규화 결과들

테이블 2. 계산 과정

회전 영상번호	채널	픽셀평균	고유벡터	추정된 θ	벡터의 합	추정된 θ
Bottle 3	R	159	$\begin{bmatrix} -0.831244 & -0.555908 \\ 0.555908 & -0.831244 \end{bmatrix}$	146	$\begin{bmatrix} -0.83523 & -0.5499 \\ 0.5499 & -0.83523 \end{bmatrix}$	146
	G	176	$\begin{bmatrix} -0.837121 & -0.547018 \\ 0.547018 & -0.837121 \end{bmatrix}$	146		
	B	177	$\begin{bmatrix} -0.837289 & -0.546761 \\ 0.546761 & -0.837289 \end{bmatrix}$	146		
man 1	R	174	$\begin{bmatrix} -0.009440 & -0.999955 \\ 0.999955 & -0.009440 \end{bmatrix}$	90	$\begin{bmatrix} 0.089987 & -0.99594 \\ 0.99594 & 0.089987 \end{bmatrix}$	85
	G	159	$\begin{bmatrix} 0.085497 & -0.996338 \\ 0.996338 & 0.085497 \end{bmatrix}$	85		
	B	144	$\begin{bmatrix} 0.194745 & -0.980854 \\ 0.980854 & 0.194745 \end{bmatrix}$	78		
sky 2	R	159	$\begin{bmatrix} 0.986680 & -0.162617 \\ 0.162617 & 0.986680 \end{bmatrix}$	9	$\begin{bmatrix} 0.996946 & -0.07809 \\ 0.07809 & 0.996946 \end{bmatrix}$	4.5
	G	176	$\begin{bmatrix} 0.999057 & -0.043412 \\ 0.043412 & 0.999057 \end{bmatrix}$	2		
	B	177	$\begin{bmatrix} 0.999613 & -0.027817 \\ 0.027817 & 0.999613 \end{bmatrix}$	1		

험용 이미지를 정규화 과정을 통하여 처리한 결과를 보여주고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 제안된 방법은 회전에 무관하게 컬러영상을 정규화 할 수 있음을 알 수 있다.

테이블 2.는 그림 6.에 나타난 각 컬러 영상 중 일부의 각 단계별 처리 결과 값을 나타내고 있다. bottle 이미지인 경우 분석 결과 RGB채널에 대해서 모두 같은 고유벡터가 만들어지고 추정된 θ 도 같은 값을 보였다. 반면에 man 이미지와 sky 이미지의 경우는 RGB에서 각기 다른 θ 에 대한 추정치를 보였다. 실험 결과는 이미지의 종류에 따라서 RGB 채널별 이미지는 서로 다른 특성을 가지며, 본 논문에서와 같이 θ 를 다시 추정해 주는 과정이 있어야 컬러이미지를 효과적으로 회전정규화 시킬 수 있다는 사실을 보여주고 있다. 이런 분석이 가능한 것은 바로 Hotelling변환이 이미지의 통계적인 특성을 이용하는 변환이기 때문에 이미지의 픽셀 값의 변화에 민감하게 반응하기 때문이다. 따라서 제안한 방법은 컬러이미지에 대한 회전 정규화 뿐만 아니라, 각 채널별 이미지의 픽셀 분포 특성을 파악하는데 사용할 수도 있는 부가적인 특성을 가지고 있다.

5. 결론

본 논문에서는 회전에 무관한 이미지를 얻기 위해 사용되는 Hotelling 변환을 컬러이미지의 회전 정규화에도 사용이 가능하도록 하는 새로운 방법을 제시하였다. 제안한 방법은 컬러이미지의 각 채널 별로 얻은 고유벡터들을 후 처리하여 얻은 결과 벡터를 이용하여 Hotelling 변환에 컬러이미지를 사용할 수 있도록 하였다. 실험을 통해 다양한 컬러이미지의 회전 정규화를 제안한 방법이 잘 할 수 있음을 보였다. 제안된 방법은 또한 일반성이 있어 이미지의 종류에 관계없이 적용이 가능하기 때문에 흑백이나 그레이 이미지보다 많은 정보를 가진 컬러이미지를 이용한 패턴인식에 잘 활용될 수 있다.

실제 많은 패턴 인식 시스템에서 Hotelling변환은 단순함과 효율성으로 인하여 전처리에 많이 사용되어 왔다. 그러나 지금까지는 주로 흑백이미지에 국한되어 사용되었으며, 그레이 이미지에 적용한 예로 별로 없었다. 본 논문에서는 이런 문제점을 해결하여 흑백이미지 뿐만 아니라, 그레이, 컬러 이미지에도 적용이 가능한 형태를 제안하였다. 이는 패턴인식 분야의 연구에 중요한 역할을 할 수 있는 성과라 할 수 있을 것이다.

〈참고 문헌〉

- [1] C. T. Zahn & R.S. Roskies. (1972) Fourier descriptors for plane closed curves. IEEE Trans. Computer C-21, pp. 269-281.
- [2] E. Persoon & K.S. Fu. (1977). Shape discrimination using Fourier descriptors. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. vol 7, no. 3, pp. 170-179.
- [3] Pei, S. C. & Lin, C. N. (1992). Normalization of Rotationally symmetric shapes for pattern recognition. Pattern Recognition, v. 25, pp. 913-920.
- [4] D.H. Ballard. (1981). Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shape. Pattern Recognition, vol 13, 111-112.
- [5] 김병오 & 권오석. (2000). 손으로 설계한 서식문서의 문자 영역 분리 및 서식 벡터화. 한국정보처리학회 논문지, 제 7권, 10호, pp. 3086-3097.
- [6] Jeng, S. C. & Tasi, W. H. (1991). Scale- and orientation-invariant generalized Hough transform- A New approach. Pattern Recognition, v. 24, pp. 1037-1051.
- [7] A. Taza & C.Y. Suen. (1989). Discrimination of planar shapes using shape matrix. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. vol 19, no. 5, pp. 1281-1289.
- [8] Gonzales, R.C. & Wiatz, P. (1987). Digital Image Processing. Addison-Wesely.
- [9] Bow, S.T. (1992). Pattern recognition and image preprocessing. NewYork, NY: Marcel Dekker, Inc.
- [10] A. K. Jain. (1989). fundamentals of digital image processing. Prentice Hall.
- [11] Sudhanva, D. & Gowda, K. (1992). Dimensionality reduction using geometric projections : A New Technique. Pattern Recognition, v. 25, pp. 809-817.
- [12] Anthony, D., Hines, E., Barham, J. & Taylor, D. (1991). A comparison of image compression by neural networks and principal component analysis. Proc. of IJCNN, v. 1, pp. 339 - 344.
- [13] Hertz, J., Krogh, A. & Palme, R.G. (1991). Introduction to the Theory of Neural Computation. Addison-Wesely.
- [14] B. Lee, S. Cho & Y. Cho. (1995). Translation, scale and rotation invariant pattern recognition using PCA and reduced second-order neural network. vol 3, no. 3, pp. 417-431.