

히스토그램 기반 상관성을 이용한 모양영상 인식

Shape Image Recognition by Using Histogram-based Correlation

조용현

Yong-Hyun Cho

대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

School of Computer and Information Comm. Eng., Catholic Univ. of Daegu

E-mail : yhcho@cu.ac.kr

요약

본 논문에서는 4차원의 히스토그램 기반 상관성을 이용한 효과적인 모양영상의 인식방법을 제안하였다. 여기서 히스토그램 기반 상관성은 4개 방향을 고려한 계산으로 얻어지며, 이는 영상 사이에 대응하는 차원의 위치를 비교함으로써 유사성을 좀 더 정확하게 반영하기 위함이다. 또한 상관성 척도로 정규화된 상호상관계수를 이용함으로써 모양, 위치, 크기, 회전과 같은 기하학적 변화에 강건한 인식성능을 얻기 위함이다. 제안된 방법을 8개의 64x64 픽셀의 모양영상과 30개의 256x256 픽셀의 모양영상을 대상으로 실험한 결과, 영상의 속성을 잘 반영하는 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

Abstract

This paper presents an effective shape image recognition method using the correlation based on 4-dimensional histogram. The histogram-based correlation is accurately applied to express the similarity by comparing the positions of a corresponding dimension between the images, which is calculated by considering 4 directions of the shape image. The correlation measure by using the normalized cross-correlation is also applied to obtain the robust recognition to the geometrical variations such as shape, position, size, and rotation. The proposed method has been applied to the problem for recognizing the 8 shape images of 64*64 pixels and the 30 shape images of 256*256 pixels. The experimental results show that the proposed method has a superior recognition performance that appears the image characters well.

Key Words : Correlation coefficient, Histogram, Similarity measure, Shape recognition, Normalized cross-correlation

1. 서론

기하학적 패턴이나 모양의 정합과 분석은 컴퓨터 비전이나 패턴인식 등의 분야에서 중요하게 이용된다[1-4]. 생체 인식 기술 중에서 가장 먼저 자동화된 손 모양 인식의 경우 각 개인마다 손가락의 길이가 다르다는 점을 이용한다. 이는 손가락의 형태를 분석하여 디지털화된 시스템으로 영상 인식 기술의 발전에 따라 다양한 특징추출로 사람을 인식하고 있다. 하지만 손 모양 인식이 간단하고 계산부하가 적어 실시간 처리가 가능하지만 아직도 정확성이 떨어지는 제약이 있다[1]. 결국 계산시간과 정확도 사이는 절충관계로 최적의 해를 구하는 것이 중요하다.

모양인식은 기본적인 모양을 구별하고 명명하는 능력으로 정사각형, 원, 직사각형, 삼각형 등의 기본적인 모양들 사이에 차이만을 고려하는 이상이다[2,3]. 결국 모양인식은 개략적인 모양이나 영상을 인식하고 분류하는 기법을 개발하는 것이다. 일반적으로 모양인식 과정을 살펴보면 정합, 식별, 명명의 단계로 구성된다. 이를 위해 모양을 가지는 객체들 사이의 거리, 방향, 체적, 면적 등의 파라미터들을 측정하여 이

용하고 있다. 모양인식은 그 영상에 따라서는 2차원이나 3차원의 모양을 대상으로 하거나 응용분야에 따라서는 모양정합 또는 개체인식 등으로 나누어진다. 일반적으로 모양인식은 컴퓨터로 하여금 예측가능하며 개략적이 스타일의 모양을 검출할 수 있도록 하는 것이다. 하지만 인식을 위한 정보의 처리는 복잡하여 처리시간이 오래 걸리는 제약이 있다[1-4].

이러한 모양영상의 인식방법에는 특징기반과 영역기반 방법이 있다. 특징기반 방법은 영상들로부터 추출된 특징에 바탕을 두며, 영역기반 방법은 영상의 전체 영역을 기반으로 한다[2-4]. 일반적으로 후자에 바탕을 둔 기법이 특징검출에 소요되는 비용부담이 적어 널리 이용되며, 주로 거리 계수나 유사성 계수를 척도로 이용한다[2-12]. 하지만 거리 계수나 유사성 계수를 이용하여 유사도를 측정하는 데는 모양이 가지는 속성을 충분히 반영하지 못하거나 계산부하가 증가하는 제약은 그대로 내포하고 있다. 따라서 계산시간을 줄이면서도 모양이 가지는 특징들을 충분히 반영할 수 있는 효과적인 분류척도의 제시가 절실하다.

본 논문에서는 히스토그램(histogram)[5-8] 기반 상관성을 분류척도로 이용한 모양영상의 인식방법을 제안하였다. 여기서 히스토그램 기반 상관성은 4개 방향을 고려한 4차원의 정규상호상관계수(normalized cross-correlation : NCC)[9-11]계산으로 얻어지며, 이는 모양영상의 속성을 더

접수일자 : 2010년 5월 12일

완료일자 : 2010년 7월 29일

욱 더 잘 반영하여 영상간의 유사성을 좀 더 정확하게 계산하기 위함이다. 제안된 방법을 크기가 다른 다양한 모양영상을 대상으로 그 타당성과 성능을 고찰하였다.

2. 정규상관계수를 이용한 영상인식

영상인식에서 유사도를 비교하는 방법으로 특징기반 방법은 영상들로부터 추출될 수 있는 두드러진 구조들을 이용하여, 영역기반 방법은 영상의 전체 영역을 대상으로 특징의 검출보다는 오히려 특징의 정합에 주안점을 가진다. 일반적으로 널리 이용되고 있는 영역기반 방법에 의한 인식은 참조영상과 입력영상간의 거리나 유사도를 상관성의 척도로 이용한다[4-11]. 거리는 비교대상 영상간의 상이성 정도를 나타내는 것으로 그 값이 클수록 유사성은 떨어지므로 비유사성 계수이다. 하지만 유사도는 인식대상 영상간의 통계적 상관도를 나타내는 것으로 그 값이 클수록 유사성이 증가함으로 유사성 계수이다. 거리계수에 바탕을 둔 유사성 비교는 계산 부하는 적으나 구성성분에 대한 비교가 불가능하며, 대상 영상간의 평균값 사이에 차이가 심할 경우 분류 오차가 크다. 하지만 유사성 계수는 구성성분의 비교도 가능하며, 지역독립성(location-free)과 척도독립성(scale-free)이 있으나 계산 부하가 큰 제약이 있다.

유사성 척도로 이용되는 거리를 측정하는 방법에는 벡터 접근법과 확률적 접근법이 있다[5-7]. 벡터 접근법은 영상을 고정된 차원의 벡터로 취급하는 것으로 city block(L₁-norm) 거리나 Euclidean(L₂-norm) 거리 등이 있다. 확률적 접근법은 영상을 확률밀도함수의 판단근거로 이용하는 것이며, 거리의 측정을 두 확률밀도함수 사이의 중첩을 측정하는 것으로 Bhattacharyya 거리나 Kullback-Leibler(K-L) 거리가 이용되고 있다[5-7]. 한편 유사성 계수는 처리 중에 있는 영상이 다른 영상과 얼마나 상호관계를 가지는지를 나타내는 상호상관계수(cross-correlation)와 동일 영상에서 다른 순간에 수집된 샘플들이 서로 어느 정도 상호관계를 가지는지를 나타내는 자기상관계수(auto-correlation)로 나누어진다[9-11]. 일반적으로 유사성 계수에 바탕을 둔 상관성 측정은 어떤 공정지식을 요구하지 않아 공정 감시, 센싱, 공정모델추정, 인식이나 비전분야에 주로 이용되고 있다.

한편 상관성을 이용한 영상의 분류는 참조영상의 픽셀과 입력영상의 픽셀 각각 사이의 위치를 비교함으로써 가능하다. 하지만 상관성을 측정하기 위한 유사성 계수로 상호상관계수는 영상의 에너지가 위치에 따라 변한다면 정합이 되지 않는 경우가 발생되며, 상관성의 범위가 영상의 크기에 의존하고, 나아가 조명의 선형적인 변화에 매우 민감한 제약들이 있다. 이러한 제약들을 해결하기 위해 NCC가 제안되었다[10-12]. NCC는 두 개의 대상 영상사이의 상관성을 평가하기 위한 척도(metric)로서 가장 널리 이용되고 있다. 특히 NCC는 -1에서 1사이의 값을 가져 검출이나 판정을 위한 문턱치의 설정이 기존의 상호상관계수보다 훨씬 용이하다. 하지만 NCC도 주파수 영역으로의 표현이 불가능하여 공간영역에서의 계산만 가능하다. 특히 NCC는 영상의 크기가 증가함에 따라 계산부하가 기하급수적으로 증가하는 제약이 있다.

NxN의 픽셀크기를 가지는 2차원 참조영상과 입력영상 각각의 (i,j) 번째 픽셀의 명암값 f(i,j)와 g(i,j)가 주어질 때, i축과 j축 방향으로 각각 u와 v번 이동된 (u,v) 번째 픽셀

위치에서 두 영상사이의 NCC는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$NCC(u,v) = \frac{\sum_{i,j} (f(i,j) - \overline{f_{u,v}})(g(i-u,j-v) - \overline{g})}{\sqrt{\sum_{i,j} (f(i,j) - \overline{f_{u,v}})^2 \sum_{i,j} (g(i-u,j-v) - \overline{g})^2}} \quad (1)$$

여기서 i와 j는 각각 {0,1,...,N-1} 사이의 값을 가지며, \overline{g} 는 입력영상 g(i,j)의 평균 명암값으로 한 번에 계산된다. 또한 $\overline{f_{u,v}}$ 는 (u,v) 번째 픽셀 위치로 이동된 입력영상 영역 내에서의 참조영상 f(i,j)의 평균 명암값으로 식 (2)와 같이 계산된다.

$$\overline{f_{u,v}} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=u}^{u+N-1} \sum_{y=v}^{v+N-1} f(x,y) \quad (2)$$

한편 식 (1)의 NCC에서 분모 항은 참조영상의 영 평균(zero-mean) 명암값 $f(i,j) - \overline{f_{u,v}}$ 함수와 이동된 입력영상의 영 평균 명암값 $g(i-u,j-v) - \overline{g}$ 함수의 분산이다. 특히 정규화로 NCC는 평균값과 표준편차에 의존하는 영상의 명암이나 대비의 변화에 독립성을 가지는 지역독립성을 가진다. 또한 NCC의 값은 -1에서 1사이의 값을 가져 크거나 회전에 대해 독립성을 가지는 척도독립성을 가진다. 따라서 영상의 인식에 NCC를 이용하면 조명변화나 크기나 회전과 같은 기하학적 변화에 강건한 결과를 얻을 수 있다.

3. 히스토그램 기반 4차원 상관성 측정

히스토그램은 영상처리와 모양인식 등에서 다양하게 이용되고 있다[5-8]. 이는 주로 데이터의 통계적 분석에 이용되어 왔으나 최근에는 신호분류, 영상인식, 그리고 거리계산 등에도 이용되고 있다.

일반적으로 히스토그램의 상관성을 이용한 영상인식에서는 영상내의 각 명암값을 비롯한 측정의 정량적인 값인 척도의 빈도수에 근거하여 유사도를 비교한다. 히스토그램은 척도에 따라 공칭값(nominal value), 순서값(ordinal value), 그리고 범값(modulo value)의 3가지로 분류되며, 대부분의 영상인식에서는 회색색 명암값과 같은 크기에 따른 순서값의 형태를 가지는 히스토그램이 이용되고 있다[5-8]. 하지만 기존의 방법들에서는 척도의 증가에 따라 히스토그램의 규모가 기하급수적으로 증가하여 이에 비례한 유사도 계산 시간이 요구된다. 또한 척도의 분포에 기반을 둔 방법으로 두 히스토그램의 중첩된 영역만을 고려함으로써 정확한 유사도를 측정하는데 한계가 있다. 이러한 제약들을 해결하기 위해서 본 연구에서는 각 대응되는 차원의 위치를 비교하여 유사도를 측정하는 기법을 제안한다.

제안된 기법은 척도로 위치에 기반을 둔 2개 히스토그램 사이의 NCC를 유사성 계수로 이용하는 것이다. 이를 위해 2차원 행렬로 표현되는 영상으로부터 1차원 벡터로 표현되는 히스토그램을 생성한다. 식 (3)은 식 (1)을 바탕으로 위치가 N개인 2개의 벡터 F(k)와 G(k)에 대한 NCC를 나타낸 것이다.

$$Corr(d) = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} [(F(k) - \overline{F})(G(k) - \overline{G})]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} (F(k) - \overline{F})^2 \sum_{k=0}^{N-1} (G(k) - \overline{G})^2}} \quad (3)$$

여기서 \bar{F} 와 \bar{G} 는 각각 벡터 $F(k)$ 와 $G(k)$ 의 평균이며, d 는 $\{0,1,\dots,N-1\}$ 사이의 값을 가지는 모든 가능한 지연을 나타낸다. 특히 유사도를 극대화하기 위하여 여기에서는 식 (4)과 같이 d 에 따라 변하는 NCC 중에서 가장 큰 값의 NCC인 $\max_ncc(F,G)$ 을 이용한다.

$$\max_ncc(F,G) = \text{Max}_d(\text{Corr}(d)) \quad (4)$$

한편 영상 상호간의 상관성을 좀 더 정확하게 비교하기 위해서 4개의 방향을 고려한 4차원의 유사도 비교를 제안한다. 이를 위해 2차원 행렬의 영상을 4방향인 x축, y축, 대각선 D축, 그리고 역대각선 ID축 각각에 위치한 모든 히스토그램의 명암값을 합하여 1차원 벡터로 표현한다. 각축에 대해 표현된 1차원 벡터를 대상으로 서로 일치하는 축 사이의 $\max_ncc(F,G)$ 을 계산한다. 식 (5)은 상호 비교행렬의 유사도를 측정하기 위해 제안한 4차원 히스토그램 기반 유사성 계수 $total_ncc(F,G)$ 을 나타낸 것이다.

$$total_ncc(F,G) = \frac{1}{\sqrt{X_{\max_ncc}(F,G) \cdot Y_{\max_ncc}(F,G) \cdot D_{\max_ncc}(F,G) \cdot ID_{\max_ncc}(F,G)}} \quad (5)$$

여기서 $X_{\max_ncc}(F,G)$ 는 영상의 행렬에서 x축 상의 각 행에 위치하는 모든 명암값을 합한 1차원 벡터 $F(i)$ 와 $G(i)$ 사이의 유사도 $\max_ncc(F,G)$ 이고, $Y_{\max_ncc}(F,G)$ 는 y축 상의 각 열에 대한 상호 유사도이다. 또한 $D_{\max_ncc}(F,G)$ 는 영상의 행렬에서 각 하단 좌측에서 상단 우측방향으로의 각 대각선상에 위치하는 모든 명암값을 합한 1차원 벡터 상호간의 유사도 $\max_ncc(F,G)$ 이고, $ID_{\max_ncc}(F,G)$ 는 각 하단 우측에서 상단 좌측방향으로의 각 역대각선 상의 유사도이다. 특히 $X_{\max_ncc}(F,G)$ 와 $Y_{\max_ncc}(F,G)$ 는 기본적인 순차적 정렬상태에 의한 구조를 반영하기 위함이고, $D_{\max_ncc}(F,G)$ 와 $ID_{\max_ncc}(F,G)$ 는 각각 기울어진 대각 정렬상태에 의한 구조를 반영하기 위함이다. 따라서 제안된 4차원 히스토그램 기반 유사도 측정은 영상 상호간의 작은 구조적 차이도 잘 반영하여 좀 더 효과적인 분류가 가능하다.

4. 실험 및 결과분석

제안된 4차원 히스토그램 기반 유사성 계수의 분류척도를 이용한 인식의 성능을 평가하기 위해 64*64 픽셀의 8개 회색(gray) 모양영상과 256*256 픽셀의 30개(10모양*3가지) 서로 다른 모양영상을 대상으로 실험하였다. 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다. 모양영상은 그 각각의 평균 명암값을 임계기준으로 하여 이진화하여 실험하였다.

그림 1은 64*64 픽셀의 8개 회색(gray) 모양의 장치영상을 나타낸 것이다. 그림 1에서 보면 전체 영상 각각의 크기는 동일하나 각 영상 내 장치의 모양과 모양의 크기에는 차이가 있음을 알 수 있다.

그림 2는 그림 1(a)에서 장치 1의 회색 영상과 그 이진화된 영상을 각각 나타낸 것이다. 여기서 원 회색 영상의 평균 명암값은 55.9이며, 이를 임계기준으로 하여 0과 255의 명암값을 가지는 모양영상으로 이진화하였다. 이진화

된 영상들을 대상으로 4개 방향의 각 위치에 해당하는 상호 유사성 계수를 비교하여 인식한다. 그림 2(b)의 이진영상은 64*64 픽셀의 크기를 가져 x축과 y축의 차원은 각각 64이고, 대각선과 역대각선 축의 차원은 각각 127이다. 각 축의 차원에 해당하는 위치에서 255의 명암값을 가지는 픽셀 수를 계수하여 각 축에 대한 히스토그램을 생성한다. 따라서 참조영상과 입력영상 각각에 대하여 4차원의 히스토그램을 생성하고, 이들 상호 간의 유사성 계수 $total_ncc(F,G)$ 을 계산하여 유사도를 비교하였다.

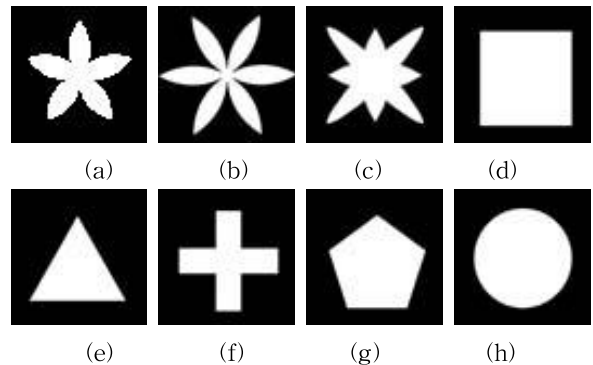


그림 1. 장치 1(a), 장치 2(b), 장치 3(c), 장치 4(d), 장치 5(e), 장치 6(f), 장치 7(g), 장치 8(h)의 64*64 픽셀 모양영상들
Fig. 1. 64*64 pixels shape images of device 1(a), device 2(b), device 3(c), device 4(d), device 5(e), device 6(f), device 7(g), and device 8(h)

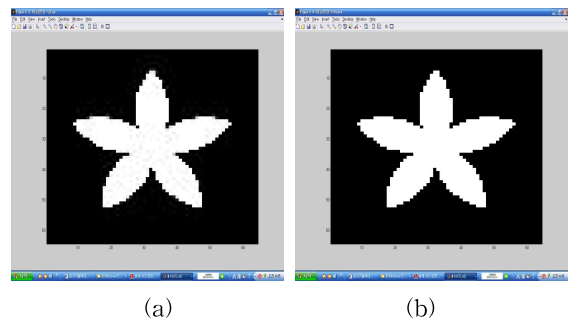


그림 2. 회색 영상(a)과 이진영상(b)
Fig. 2. Gray image(a) and binary image(b)

그림 3은 4개의 축 각각에 대한 히스토그램을 그림으로 도시한 것이다. 그림 3(a)은 x축과 y축의 차원인 64개의 위치 각각에 대하여 명암값 255의 빈도수를 나타낸 것이고, 그림 3(b)은 대각선 D축과 역대각선 ID축의 차원인 127개의 위치 각각에 대한 명암값 255의 빈도수를 나타낸 것이다. 먼저 그림 3의 히스토그램들에서 x축과 y축 사이의 각 위치별 빈도수는 서로 차이를 보이나 대각선과 역대각선 축 사이의 상호 위치별 빈도수는 서로 유사함을 알 수 있다. 이는 장치 1이 가로와 세로 상에서는 서로의 길이차이로 모양이 다르나 대각선과 역대각선 상에서는 거의 동일한 길이를 가져 유사한 모양을 가지는 영상임을 보여 준 것이다. 특히 x축의 경우는 모양이 대칭에 가까움도 알 수 있다. 따라서 얻어진 4차원의 각 축 방향에 대한 위치별 히스토그램을 이용하여 유사도를 각각 측정하면 좀 더 효과적인 모양 속성의 도출이 가능하다.

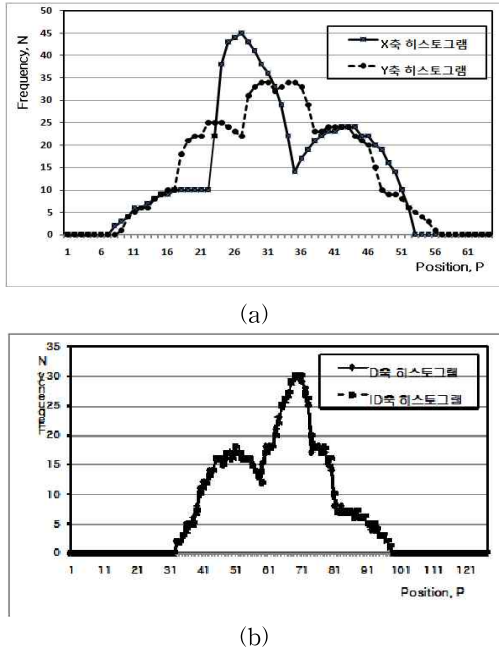


그림 3. x축과 y축(a)과 대각선 D축 및 역대각선 ID 축(b)에 대한 히스토그램

Fig. 3. Histograms of x and y axes(a) and diagonal D and inverse diagonal ID axes

표 1은 8개 모양영상의 각 장치 간 4차원 히스토그램 기반 유사성 계수 $total_ncc(F,G)$ 의 값과 그 평균을 각각 나타낸 것이다. 여기서 보면, 자기 자신을 제외하고, 장치 1, 5, 6, 8은 각각 장치 7과의 사이에 가장 큰 유사성 계수값을 가져 다른 장치들보다도 더욱 유사한 것으로 나타나며, 장치 2, 3, 4, 7은 각각 장치 8과 가장 유사한 것으로 나타난다. 이는 장치 7과 8이 다른 영상들과의 유사성 계수의 평균이 가장 높게 나타나는 것과 일맥상통한 것으로 각각 해당 장치들의 공통된 히스토그램 속성을 많이 가지기 때문으로 추측된다. 또한 장치 6은 다른 장치들과 가장 낮은 평균 유사성 계수값을 가져 육안으로도 이 모양이 다른 모양과 가장 차별성 있는 독특한 모양임을 알 수 있다. 특히 완전히 일치할 때의 유사성 계수값을 1로 할 때, 장치 7과 8에서는 적어도 다른 영상과 0.12이상의 유사성 계수값의 차이를 가지며, 평균적으로는 최소 0.19이상의 차이를 가지므로 우수한 분류능력이 있음을 알 수 있다.

표 1. 장치 간 상호 유사성 계수값과 평균
Table 1. Correlation coefficient values and averages between devices

모양 영상	장치 1	장치 2	장치 3	장치 4	장치 5	장치 6	장치 7	장치 8	유사 영상
장치1	1	0.65	0.74	0.66	0.63	0.59	0.8	0.79	장치7
장치2	0.65	1	0.66	0.63	0.51	0.56	0.72	0.75	장치8
장치3	0.74	0.66	1	0.79	0.68	0.51	0.76	0.82	장치8
장치4	0.66	0.63	0.79	1	0.62	0.52	0.81	0.87	장치8
장치5	0.63	0.51	0.68	0.62	1	0.5	0.77	0.66	장치7
장치6	0.59	0.56	0.51	0.52	0.5	1	0.71	0.69	장치7
장치7	0.8	0.72	0.76	0.81	0.77	0.71	1	0.88	장치8
장치8	0.79	0.75	0.82	0.87	0.66	0.69	0.88	1	장치7
평균	0.73	0.69	0.75	0.74	0.67	0.63	0.81	0.81	

한편 그림 4는 30개 회백색 모양영상들 중에서 5모양의 15개 영상만을 샘플로 나타낸 것이다. 그림에서 보면 전체 영상 각각의 크기는 256*256 픽셀로 동일하나 각 영상 내의 모양, 크기, 위치, 그리고 회전 등에서 차이가 있음을 알 수 있다. 그림 4(a),(f),(k)의 bat 영상들 경우, 3개의 영상 상호간에는 크기뿐만 아니라 회전, 그리고 모양과 위치가 매우 다른 영상임을 알 수 있다. 특히 그림 4(b),(g),(l)의 brick 영상들 경우에는 유사한 모양과 크기 및 회전각을 지나 위치가 brick 2,3의 영상은 brick 1과 많은 차이가 있으며, 다른 영상들과도 위치가 상하로 치우쳐 있음을 알 수 있다. 또한 그림 4(c),(h),(m)의 butterfly 영상들에서는 bat 영상들에서 나타난 속성뿐만 아니라 추가적으로 영상이 잘리고 영상내부 명암값 분포의 변화에 따른 경계선에 차이가 있음을 알 수 있다. 그림 4(d),(i),(n)의 chicken 영상들에서는 모영이나 크기의 차이뿐만 아니라 3개 영상 상호간에는 서로 다른 회전상태의 모양임을 알 수 있다. 그림 4(e),(j),(o)의 face 영상은 비교적 다른 4종류의 모양영상에 비해 위치, 모양, 크기 등에서 서로 유사한 속성이 있음을 알 수 있다.

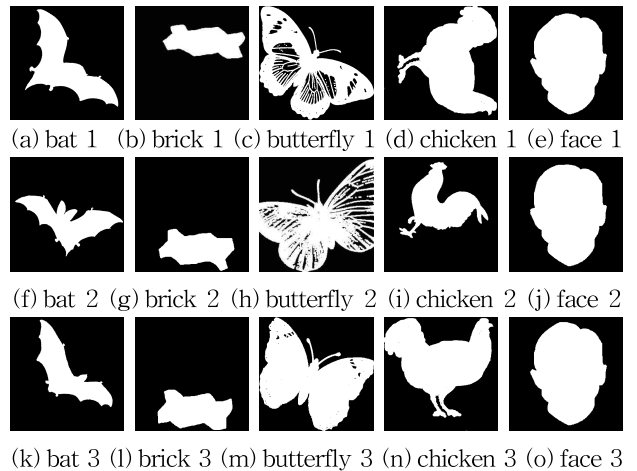


그림 4. 256*256 픽셀의 모양영상 예
Fig. 4. Shape sample images of 256*256 pixels

표 2는 그림 4의 영상을 포함한 30개 모양의 각 영상들 사이에 4차원 히스토그램 기반 유사성 계수 $total_ncc(F,G)$ 의 값과 그 평균을 각각 나타낸 것이다. 여기서 보면, bat 1과 bat 3 영상 상호간에는 자기 자신 다음으로 서로 0.83의 계수값을 가져 유사모양으로 인식됨을 볼 수 있다. 하지만 같은 bat 모양에서도 bat 2는 bat 1과 bat 3사이에 각각 0.42와 0.49의 계수값을 가져 다른 모양으로 오인식됨을 알 수 있다. 이는 그림 4에서 보는바와 같이, bat 1과 bat 3 사이에는 다소의 모양과 크기 차이는 있지만 서로 유사한 회전각을 가지나 bat 2의 경우는 모양과 크기뿐만 아니라 회전각이 서로 다름을 알 수 있다. 따라서 제안된 x축, y축, 대각선 D, 역대각선 ID의 4차원 히스토그램을 반영함으로써 회전에 대한 인식속성도 잘 반영하고 있음을 확인할 수 있다. 한편 표 2에서는 자기 자신의 인식을 제외하고, 전체 30개 영상 중에서 19개 모양이 동일모양으로 인식되어 약 63.3%의 인식률을 나타내었다. bat 1, bat 2, bat3 영상들과 brick 1, brick 2, brick 3 영상들 사이의 관계를 살펴보면, 전체적으로 영상 상호간의 계수값은 낮은

표 2. 모영영상 간 상호 유사성 계수값과 평균
 Table 2. Correlation coefficient values and averages between shape images

모양 영상	bat			beetle			brick			butterfly			camel			chicken			face			fly			ray			turtle			유사 영상	
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3		
bat	1	1	0.42	0.83	0.48	0.42	0.41	-0.07	0.09	-0.05	0.39	0.47	-0.05	0.44	0.45	0.64	0.12	0.32	0.17	0.46	0.45	0.45	0.66	0.59	0.66	0.33	0.33	0.32	0.48	0.53	0.36	bat3
	2	0.42	1	0.49	0.43	0.5	0.43	-0.1	-0.23	-0.26	-0.14	0.59	0.35	0.54	0.59	0.61	0.38	0.46	0.3	0.57	0.56	0.56	0.47	0.55	0.5	0.37	0.55	0.39	0.59	0.56	0.43	came13
	3	0.83	0.49	1	0.42	0.47	0.37	0.15	-0.18	-0.17	0.36	0.42	-0.17	0.48	0.56	0.69	0.26	0.55	0.37	0.56	0.56	0.57	0.69	0.49	0.58	0.47	0.47	0.48	0.62	0.63	0.47	bat1
bee tle	1	0.48	0.43	0.42	1	0.72	0.44	-0.07	0.09	0.03	0.34	0.68	0.23	0.54	0.45	0.56	-0.04	0.43	0.18	0.4	0.39	0.39	0.53	0.68	0.54	0.26	0.38	0.25	0.37	0.45	0.29	beetle2
	2	0.42	0.5	0.47	0.72	1	0.44	0.02	-0.15	-0.17	0.23	0.57	0.14	0.61	0.56	0.61	0.31	0.55	0.34	0.53	0.52	0.52	0.6	0.62	0.56	0.42	0.52	0.4	0.52	0.54	0.45	beetle1
	3	0.41	0.43	0.37	0.44	0.44	1	0.12	0.26	0.23	0.2	0.5	0.2	0.43	0.48	0.46	0.41	0.2	0.16	0.41	0.35	0.36	0.48	0.57	0.53	0.22	0.34	0.22	0.38	0.49	0.49	fly2
bri ck	1	-0.07	-0.1	0.15	-0.07	0.02	0.12	1	0.09	0.12	0.05	-0.11	0.03	0.3	0.39	0.17	0.34	0.4	0.4	0.42	0.41	0.41	0.16	-0.11	0.12	0.5	0.47	0.49	0.41	0.28	0.44	ray1
	2	0.09	-0.23	-0.18	0.09	-0.15	0.26	0.09	1	0.94	-0.16	0.32	0.02	-0.18	-0.1	-0.1	0.06	-0.08	-0.1	-0.2	-0.2	-0.2	-0.0	0.23	-0.05	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	-0.1	-0.1	brick3
	3	-0.05	-0.2	-0.1	0.03	-0.17	0.23	0.12	0.94	1	-0.09	-0.02	-0.02	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	-0.0	-0.0	-0.1	-0.2	-0.2	-0.2	-0.1	0.21	-0.1	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	-0.1	-0.1
but t- er fly	1	0.39	-0.14	0.36	0.34	0.23	0.2	0.05	-0.16	-0.09	1	-0.16	0.6	0.1	-0.04	0.33	-0.35	0.11	-0.04	0.09	0.1	0.1	-0.04	0.37	0.18	0.04	-0.03	0.05	-0.12	0.22	-0.1	butte rfly3
	2	0.47	0.59	0.42	0.68	0.57	0.5	-0.11	0.32	0.28	-0.16	1	0.2	0.55	0.45	0.59	0.3	0.31	-0.15	0.44	0.41	0.41	0.56	0.69	0.54	0.1	0.36	0.1	0.41	0.43	0.32	fly2
	3	-0.05	0.35	-0.17	0.23	0.14	0.2	0.03	0.02	-0.07	0.6	0.2	1	0.39	0.33	0.43	-0.2	0.14	0.21	0.27	0.27	0.26	-0.09	0.42	0.46	0.25	0.27	0.27	0.31	0.44	0.24	butte rfly1
ca mel	1	0.44	0.54	0.48	0.54	0.61	0.43	0.3	-0.18	-0.21	0.1	0.55	0.39	1	0.83	0.76	0.54	0.66	0.63	0.8	0.79	0.78	0.6	0.52	0.76	0.68	0.71	0.67	0.75	0.72	0.62	came12
	2	0.45	0.59	0.56	0.45	0.56	0.48	0.39	-0.19	-0.2	-0.04	0.45	0.33	0.83	1	0.77	0.57	0.76	0.65	0.82	0.81	0.81	0.61	0.47	0.69	0.71	0.79	0.71	0.83	0.8	0.75	came11
	3	0.64	0.61	0.69	0.56	0.61	0.46	0.17	-0.18	-0.22	0.33	0.59	0.43	0.76	0.77	1	0.37	0.65	0.51	0.72	0.71	0.71	0.67	0.56	0.72	0.58	0.66	0.57	0.75	0.79	0.64	came12
chi c- k en	1	0.12	0.38	0.26	-0.04	0.31	0.41	0.34	0.06	-0.06	-0.35	0.3	-0.2	0.54	0.57	0.37	1	0.38	0.35	0.62	0.6	0.6	0.48	0.23	0.42	0.42	0.46	0.46	0.58	0.45	0.61	face1
	2	0.32	0.46	0.55	0.43	0.55	0.2	0.4	-0.08	-0.09	0.11	0.31	0.14	0.66	0.76	0.65	0.38	1	0.6	0.72	0.72	0.72	0.54	0.25	0.5	0.65	0.71	0.66	0.72	0.73	0.64	came12
	3	0.17	0.3	0.37	0.18	0.34	0.16	0.4	-0.15	-0.17	-0.04	-0.15	0.21	0.63	0.65	0.51	0.35	0.6	1	0.56	0.58	0.58	0.34	-0.27	0.78	0.36	0.63	0.73	0.62	0.59	0.48	ray1
fac e	1	0.46	0.57	0.56	0.4	0.53	0.41	0.42	-0.27	-0.27	0.09	0.44	0.27	0.8	0.82	0.72	0.62	0.72	0.58	1	0.98	0.99	0.63	0.38	0.64	0.81	0.83	0.83	0.75	0.73	0.73	face3
	2	0.45	0.56	0.56	0.39	0.52	0.35	0.41	-0.28	-0.28	0.1	0.41	0.27	0.79	0.81	0.71	0.6	0.72	0.59	0.98	1	1	0.62	0.35	0.62	0.82	0.82	0.84	0.74	0.72	0.71	face3
	3	0.45	0.56	0.57	0.39	0.52	0.36	0.41	-0.28	-0.28	0.1	0.41	0.26	0.78	0.81	0.71	0.6	0.72	0.58	0.99	1	1	0.62	0.35	0.62	0.82	0.82	0.84	0.74	0.72	0.71	face2
fly	1	0.66	0.47	0.69	0.53	0.6	0.48	0.16	-0.07	-0.12	-0.04	0.56	-0.09	0.6	0.61	0.67	0.48	0.54	0.34	0.63	0.62	0.62	1	0.57	0.68	0.46	0.52	0.46	0.68	0.6	0.58	bat3
	2	0.59	0.55	0.49	0.68	0.62	0.57	-0.11	0.23	0.21	0.37	0.69	0.42	0.52	0.47	0.56	0.23	0.25	-0.27	0.38	0.35	0.35	0.57	1	0.67	-0.07	0.31	-0.07	0.43	0.53	0.4	butte rfly2
	3	0.66	0.5	0.58	0.54	0.56	0.53	0.12	-0.05	-0.11	0.18	0.54	0.46	0.76	0.69	0.72	0.42	0.5	0.36	0.64	0.62	0.62	0.68	0.67	1	0.48	0.54	0.48	0.68	0.69	0.62	came11
ray	1	0.33	0.37	0.47	0.26	0.42	0.22	0.5	-0.2	-0.21	0.04	0.1	0.25	0.68	0.71	0.58	0.42	0.65	0.78	0.81	0.82	0.82	0.46	-0.07	0.48	1	0.86	0.95	0.65	0.69	0.63	ray3
	2	0.33	0.55	0.47	0.38	0.52	0.34	0.47	-0.21	-0.21	-0.03	0.36	0.27	0.71	0.79	0.66	0.46	0.71	0.63	0.83	0.82	0.82	0.52	0.31	0.54	0.86	1	0.85	0.7	0.76	0.68	ray1
	3	0.32	0.39	0.48	0.25	0.4	0.22	0.49	-0.2	-0.21	0.05	0.1	0.27	0.67	0.71	0.57	0.46	0.66	0.73	0.83	0.84	0.84	0.46	-0.07	0.48	0.95	0.85	1	0.65	0.7	0.65	ray1
turt le	1	0.48	0.59	0.62	0.37	0.52	0.38	0.41	-0.23	-0.2	-0.12	0.41	0.31	0.75	0.83	0.75	0.58	0.72	0.62	0.75	0.74	0.74	0.68	0.43	0.68	0.65	0.7	0.65	1	0.77	0.74	came12
	2	0.53	0.56	0.63	0.45	0.54	0.49	0.28	-0.13	-0.15	0.22	0.43	0.44	0.72	0.8	0.79	0.45	0.73	0.59	0.73	0.72	0.72	0.6	0.53	0.69	0.69	0.76	0.7	0.77	1	0.81	turtle3
	3	0.36	0.43	0.47	0.29	0.45	0.49	0.44	-0.13	-0.12	-0.12	0.32	0.24	0.62	0.75	0.64	0.61	0.64	0.48	0.73	0.71	0.71	0.58	0.4	0.62	0.63	0.68	0.65	0.74	0.81	1	turtle2
평균	0.40	0.42	0.45	0.39	0.45	0.39	0.24	-0.01	-0.04	-0.04	0.12	0.39	0.24	0.56	0.57	0.56	0.36	0.50	0.38	0.57	0.56	0.56	0.48	0.40	0.52	0.48	0.53	0.48	0.54	0.57	0.50	

값을 가져 서로 사이에 유사성이 떨어짐을 알 수 있다. 또한 bat 1은 brick 1 및 brick 3과, bat 2는 brick 1, brick 2, brick 3 모두와, bat 3은 brick 2 및 brick 3과 각각 음의 계수값을 가짐을 알 수 있다. 이는 bat 1에 비해 brick 1과 brick 3은 각각 상단과 하단에 치우쳐 위치하기 때문이고, bat 2를 중심으로 brick 1은 상단에 brick 2와 brick 3은 각각 하단에 치우쳐 위치하기 때문이며, bat 3과 brick 2 및 brick 3은 하단에 위치하기 때문이다. 특히 brick 모양의 경우, 유사성 계수가 다른 모양영상에 비해 상대적으로 많은 음수값을 가짐을 알 수 있다. brick 1, brick 2, brick 3의 경우 각각 30개 영상 중에서 5개, 20개, 23개의 다른 영상과 음수의 유사성 계수값을 가진다. 이는 brick 영상의 위치가 다른 영상에 비해 한 곳으로 치우쳐 있기 때문이다. 특히 brick 2와 brick 3의 경우는 다른 모양들에 비해 영상 중에서 하단에 위치하기 때문이다. 또한 brick 1과 brick 2 및 brick 3사이에도 상단과 하단으로 구분되어 brick 1이 바르게 인식되지 않음을 알 수 있다. 이 또한 영상 상호간의 위치 차가 인식에 매우 많은 영상을 미침을 잘 반영하였음을 알 수 있다. 하지만 face 영상의 경우는 상호간에 0.99 이상의 유사성 계수값을 가져 아주 정확하게 인식됨을 알 수 있다. 이는 전술한 것처럼 대상이 되는 face 영상 3개 상호간에는 유사한 기하학적 특징이 있기 때문이다. 한편 표 2에서 각 모양영상에 대한 평균 계수값은 전체적으로 0.6미만 값을 가져 실험의 대상으로 이용된 모영영상 상호간에는 크기, 모양, 회전, 위치 등과 같은 기하학적 차이가 현저함을 알 수 있다. 따라서 제안된 4차원의 히스토그램 기반 NCC의 유사성 계수를 이용하면 영상 상호간의 크기나 모양, 위치, 회전 등의 속성을 잘 반영하여 좀 더 정확한 인식이 가능함을 알 수 있다.

이상의 표 1과 표 2의 실험결과들에서 제안된 4차원 히스토그램 기반 NCC를 분류적으로 이용하면 우수한 성능의 인식이 가능함을 확인할 수 있다. 특히 모양영상이 가지는 상호간의 모양차이보다는 위치나 회전 및 크기에 민감한 인식성능이 있음도 확인하였다. 이는 영상의 x축, y축, 대각선 D, 역대각선 ID의 4차원 속성을 함께 반영하여 영상이 가지는 좀 더 고차원적인 속성을 이용하기 때문이다. 따라서 다양한 모양영상을 대상으로 제안된 분류척도를 이용하면 각 모양이 가지는 속성을 잘 반영하면서도 상호간의 유사도가 고려된 좀 더 정확한 인식이 가능하다.

5. 결론

본 논문에서는 4차원의 히스토그램 기반 상관성을 이용한 모양영상의 인식방법을 제안하였다. 여기서 히스토그램 기반 상관성은 4개 방향을 고려한 4차원의 계산으로 얻어지며, 이는 영상 사이의 유사성을 좀 더 정확하게 반영하기 위함이다. 또한 상관성은 정규화된 상호상관계수를 이용함으로써 위치나 크기 및 회전과 같은 기하학적 변화에 강건한 인식성능을 얻기 위함이다.

제안된 방법을 8개의 64x64 픽셀의 모양영상과 30개의 256x256 픽셀의 모양영상을 대상으로 실험한 결과, 위치, 크기, 회전, 모양 등의 속성을 잘 반영한 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다. 향후 제안된 방법을 좀 더 큰 규모의 다양한 인식문제에 적용하는 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다

참고 문헌

- [1] 박호식, 배철수, "수화인식을 위한 얼굴과 손 추적 알고리즘," *한국통신학회논문지*, 제 31권, 제 11C호, pp. 1071-1076, 2006.
- [2] X. Yu and M. K. H. Leung, "Shape Recognition using Curve Segment Hausdorff Distance," *18th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 3, pp.441-444, Aug. 2006.
- [3] F. Mokhtarian and A. K. Mackworth, "A Theory of Multiscale, Curvature Based Shape Representation for Planar Curves," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 8, pp. 789-805, Aug. 1992.
- [4] M. K. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants," *IRE Trans. on Inform. Theory*, Vol. 1, No. 8, pp. 179-187, Feb. 1962.
- [5] S. H. Cha and S. N. Srihari, "On Measuring the Distance between Histogram," *Pattern Recognition*, Vol. 35, pp. 1355-1370, 2002.
- [6] F. Serratos and A. Sanfeliu, "Signatures versus Histograms : Definitions, Distances and Algorithms," *Pattern Recognition*, Vol. 39, pp. 921-934, 2006.
- [7] F. D. Jou, K. C. Fan, and Y. L. Chang, "Efficient Matching of Large-size Histograms," *Pattern Recognition*, Vol. 25, pp. 277-286, 2004.
- [8] S. H. Cha, "Taxonomy of Nominal Type Histogram Distance Measures," *American Conference on Applied Mathematics, Harvard, Massachusetts, USA*, pp. 325-330, March 2008.
- [9] R. M. Aarts, R. Irwan, and A. J. E. M. Janssen, "Efficient Tracking of the Cross-correlation Coefficient," *IEEE Trans. on Speech Audio Process*, Vol. 10, No. 6, pp.381-402, 2002.
- [10] J. P. Lewis, "Fast Normalized Cross-Correlation," Available from <http://www.idiom.com/>
- [11] F. Zhao, Q. Huang, and W. Gao, "Image Matching by Normalized Cross-Correlation," Available from <http://jdl.ac.cn/doc/2006/>
- [12] T. Ivry, S. Michal, A. Avihoo, G. Sapiro, and D. Barash, "An Image Processing Approach to Computing Distances between RNA Secondary Structures Dot Plots," *Algorithms Mol. Biol.*, Vol. 4, pp. 1-19, Feb. 2009.

저 자 소 개

조용현 (Yong-Hyun Cho)

[제20권 제3호 (2010년 6월호) 참조]