

주성분분석과 독립성분분석에서의 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 영상분류 방법

홍준식

홍익대학교 전자·전기·컴퓨터 공학부

e-mail:jnskhong@dreamwiz.com

Image Classification Method Using Proposed Grey Block Distance Algorithm for Independent Component Analysis and Principal Component Analysis

Jun-Sik Hong

Dept. of Electronic, Electrical & Computer Engineering, Hongik University

요 약

본 논문에서는 다중해상도에서 기존의 그레이 블록 거리(*grey block distance*; GBD, 이하 GBD)알고리즘과 비교하여 이차원 영상간의 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안한다. 이 제시된 방법은 다중해상도에서 기존의 GBD 알고리즘과 비교해서 영상이 급격히 변화하는 부분의 정보를 잃지 않게 개선할 수 있었다. 모의 실험 예로서 주성분분석(*principal component analysis*; 이하 PCA)기법과 독립성분분석(*independent component analysis*; 이하 ICA)기법을 적용하여 유용성과 제안된 방법이 이전의 연구보다 k 가 감소할 때 편차는 줄어들어 좋은 영상 분류 특징을 보였으며, ICA가 PCA에 비하여 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 빨리 수렴이 되는 것을 모의 실험을 통하여 확인하였다.

1. 서론

패턴 인식 및 컴퓨터 비전에서의 가장 큰 문제는 어떤 패턴이 다른 패턴과 어느 정도 차이가 나는 지를 알아내는 것이다. 템플릿 매칭(*template matching*)[1-2]이나 모델 기반 비전(*model-based vision*)[3-5]등은 서로 다른 두 개의 패턴이 어느 정도 틀리는지 측정 함수를 찾아내어 패턴간의 차이를 개선시키는 방법으로 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 연구의 목적은 좋은 성능을 보이고 효과적인 패턴비교방법을 발전시키며 기초적인 이론적 배경을 갖도록 하는 데에 있다. 대부분의 영상 비교[6]을 위해 신호잡음대비(*signal-to-noise ratio*; SNR)나 평균 제곱 방식을 사용한다. 이러한 측정 방법들은 최고 해상도에서 영상만을 비교해서 비슷하게 인식되는 영상을 최단 거리를 가지고 측정한다.

이차원 영상에서의 이전의 거리 측정 방법으로 Hausdorff[7]과 Hutchinson 매트릭[8]등을 이용하였는데, Hausdorff 매트릭은 표적 영상내의 각 화소를 시험 영상내의 각 화소와 비교해야 하기 때문에 비교되는 영상의 각 화소를 계산하므로 계산 절차가 복잡한 측정 방법이고, Hutchinson 매트릭은 단순한 경우를 제외하고는 비현실적인 측정 방법으로 문제점을 가지고 있다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 영상 분류에서 좋은 특징을 제공해 주는 다중해상도에서 이차원 영상에서의 거리를 측정하고자 한다. 다중해상도에 의한 기존의 거리 측정 방법

으로 GBD 알고리즘[9]을 이용하는 방법이 있다. 이 알고리즘은 N 개 화소 측면의 영상으로 하여 평균 명암도에서 얻어진 시험 영상에서 자체 계산으로 하여, 각 표적 영상과 비교하므로 이전의 거리 측정 방법들에 비해서는 쉽게 연산할 수 있다는 장점이 있다.

그러나, 다중해상도에서 기존의 GBD 알고리즘을 이용하여 이차원 영상간의 거리를 모의 실험을 통하여 측정한 결과, 영상간의 상대적 식별이 용이하지 않았다. 따라서, 상대적 식별을 용이하게 하기 위하여 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다. 이 제시된 방법은 다중해상도에서 기존의 GBD 알고리즘과 비교해서 영상이 급격히 변화하는 부분의 정보를 잃지 않게 개선할 수 있었다.

본 논문의 구성은 서론에 이어 2장에서는 PCA[10] 및 ICA[11-12]에 의한 영상 분류를, 3장에서는 다중해상도 거리 측정을 설명하고, 4장에서는 본 논문에서 제시하고자 하는 제안된 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정 방법을 설명하며, 5장에서는 기존의 GBD 알고리즘과 제안된 GBD 알고리즘을 모의 실험을 통하여 결과를 보인다. 마지막으로 결론 및 향후과제는 6장에서 다루었다.

2. PCA 및 ICA에 의한 영상 분류

PCA 및 ICA에 의해 분류된 영상을 나타내기 위한 블록선도는 그림 1과 같다. 여기서, O_1, O_2, O_3 는 원

영상이고, X_1, X_2, X_3 는 원영상에 임의의 행렬을 곱해서 나타난 혼합 영상이며, Y_1, Y_2, Y_3 는 혼합영상을 PCA 및 ICA를 이용하여 분류된 영상이다. 그림 1의 동작은 다음과 같다. 먼저 원영상 O_1, O_2, O_3 에 임의의 랜덤행렬(3,3)을 곱해서 혼합 영상 X_1, X_2, X_3 를 얻고, 알고리즘[13]을 사용하여 PCA 및 ICA에 의해 분류된 영상 Y_1, Y_2, Y_3 를 얻는다. 그림 2는 256×256 크기를 갖는 원영상이고, 그림 3은 PCA에 의해 분류된 영상을, 그림 4는 ICA에 의해 분류된 영상을 나타낸 것이다.

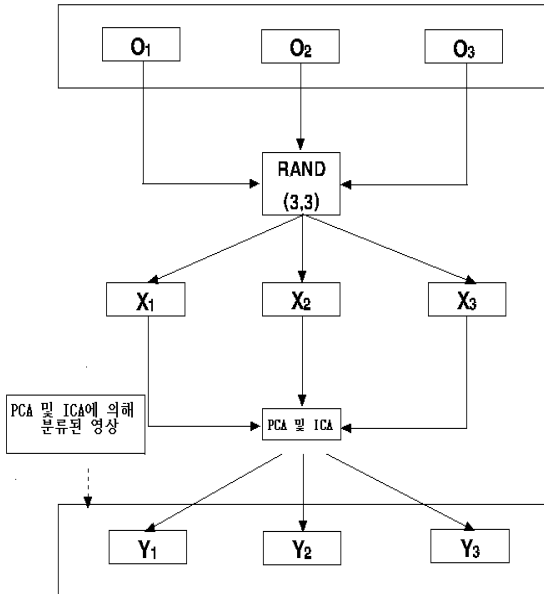


그림 1 PCA 및 ICA에 의해 분류된 영상을 나타내기 위한 블록선도

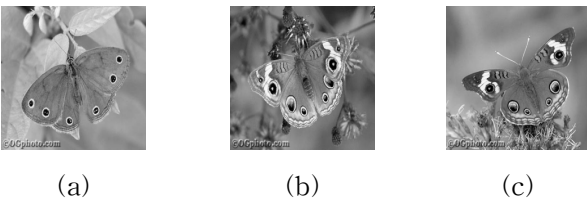


그림 2. 원 영상

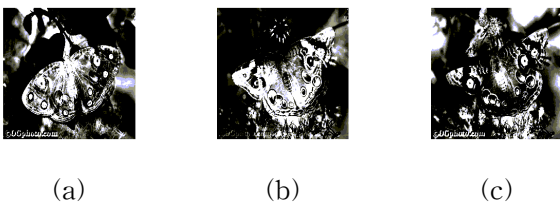


그림 3. PCA에 의해 분류된 영상



그림 4 ICA에 의해 분류된 영상

3. 다중해상도 거리 측정

PCA 및 ICA에 의해 분류된 영상은 주어진 해상도의 블록에 의해 완전하게 덮여져 있어야 하며, 주어진 해상도에 블록의 최대 직경은 스칼라 k 가 증가하면 제로에 접근해야 하는 조건을 만족하여야 한다. 영상을 각각 I_1, I_2, I_3 라하고, I_1, I_2, I_3 에서의 평균 명암도가 각각 g_1, g_2, g_3 로 주어질 때, 영상간의 성질은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

- $(I_1, I_2) = 0$ 이면, $|g_1, g_2| = 0$.
- $(I_1, I_2) = (I_2, I_1)$ 이면, $|g_1 - g_2| = |g_2 - g_1|$.
- $(I_1, I_3) \leq (I_1, I_2) + (I_2, I_3)$ 이고,
 $|g_1 - g_3| \leq |g_1 - g_2| + |g_2 - g_3|$.

따라서, GBD 알고리즘에서 영상간의 성질은 거리 측정[14]을 만족시키는 것을 알 수 있다.

4. 제안된 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정 방법

기존의 GBD 알고리즘은 블록내의 명암도를 평균하여 이차원 영상간의 거리를 측정하므로 영상의 테두리 부분이나 명암도가 날카롭게 변환하는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있어 상대적 식별이 용이하게 하지 않는 문제점이 나타났다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 본 논문에서는 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다.

이 제시된 방법은 이차원 영상간의 거리 측정은 각 화소의 명암도의 평균값 대신에 그 화소의 주변 점들 내에서 명암도의 메디안으로 대체된다. 제안된 GBD 알고리즘 방법은 잡음을 제거하고 테두리 흐름을 감소시키며, 화상의 현 화소를 이웃하는 화소의 평균 휘도로 대체하고 충격성 잡음을 제거시킨다. 잡음이나 테두리는 화상스펙트럼의 높은 주파수 대역에 나타나므로 저역 필터의 저역통과 특성을 이용하면 잡음을 제거하면서 화상을 흐리게 할 수 있으나, 메디안은 동일 화상 영역의 잡음을 평활하게 만들고 화상내의 테두리를 날카롭게 보존하므로 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 상대적 식별을 용이하게 할 수 있는 장점이 있다.

제안된 GBD 알고리즘의 형태는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$y_k = \frac{1}{2^k} \cdot \frac{1}{s} \sum_{s=1}^{2^{k-1}} \sum_{f=1}^{2^{k-1}} |m_{sf} - m'_{sf}|$$

여기서, k 는 2^k 의 직사각형을 나눈 수이며, s 는 이차원 영상에서의 해상도에 의한 집합이며, m_{sf}

와 m'_{sf} 는 두 개의 영상에서의 메디안에 의한 값이며, y_k 는 제안된 GBD 알고리즘에 의해 측정된 이차원 영상간의 거리이다.

제안된 GBD 알고리즘 방법은 거리 측정 조건에 만족되며, 아울러 기존의 GBD 알고리즘에서의 영상간의 성질에 대해서도 측정 조건을 만족시키는 것을 알 수 있다.

5. 모의실험 및 결과

본 절에서는 영상간의 거리를 측정할 때 제안된 GBD 알고리즘이 기존의 GBD 알고리즘과 비교하여 어느 정도 까지 상대적 식별을 용이하게 하여 영상 분류가 향상되는가를 PCA 및 ICA를 적용하여 모의 실험을 통하여 확인하고자 한다.

영상간의 거리를 측정하여 상대적 식별을 판단하기 위해서 먼저, 주어진 원 영상의 해상도를 영상 크기에 의해 정해진 k 에 따라 영상간의 거리를 측정한다. 그리고, k 가 증가하게 되면 측정 거리가 감소하는지 알아본다. 다음에, 가장 큰 k 의 거리 측정값으로부터 가장 작은 거리 측정값을 우선 식별의 순서를 정하고, 가장 큰 거리 측정값을 마지막으로 식별의 순서를 정한다. 이렇게 하여 k 가 1이 될 때까지 식별의 순서를 정하여 앞서 측정한 k 의 거리 측정값과 식별의 순서를 비교하여 일치하면 식별이 가능하고, 그렇지 않으면 식별이 불가능한 것으로 하여 상대적 식별을 판단한다.

그림 5와 6은 그림 3과 4에서 k 가 3일 때의 그레이 블록을 나타낸 것이다.

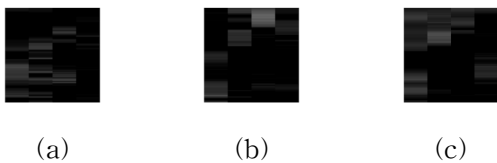


그림 5. 그림 3에서의 그레이 블록 ($k=3$)



아래의 표 1과 2는 PCA를 통하여 기존의 GBD 알고리즘 및 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 영상간의 거리 측정을, 또한 표 3과 4는 ICA를 통하여 기존의 GBD 알고리즘 및 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 영상간의 거리 측정을 모의 실험을 통하여 나타낸 것이다. 표 1과 2에서의 PCA를 통한 영상거리 측정 결과, k 가 감소 할때에 측정 값이 커져 영상간의 거리 측정이 불가능하였고, 또한 k 가 9에서 측정 값이 같아 영상간에 분류가 되지 않음을 알 수 있었다. 하지만 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 경우보다도 k 가 감소할 때 그 편차는 적어 좋은 영상 분류 특징을 보임을 모의 실험을 통하여 확인할 수 있었다. 한편 표 3과 4에서의 ICA를 통한 영상거리 측정 결과, k 가 1에서 2로 넘어갈 때에 값이 커져 구분 안되어 영상간의 거리 측정이 불가능하였다.

하지만, 기존의 GBD 알고리즘에서와 같이 k 가 1에서 2로 넘어 갈 때에 영상 분류가 되지 않았으나, 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 경우보다도 k 가 감소할 때 그 편차는 적어 좋은 영상 분류 특징을 보임을 확인할 수 있었다. 또한 PCA를 통한 영상거리 측정보다 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 빨리 수렴이 되는 것을 모의 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

표 1. 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 PCA에서의 영상간의 거리측정

k	PCA에 의한 측정 거리		
	그림 3(a)와 그림 3(b)	그림 3(a)와 그림 3(c)	그림 3(b)와 그림 3(c)
1	1.7195×10^{-9}	3.0295×10^{-9}	1.3099×10^{-9}
2	961.4245	1.4632×10^3	1.3407×10^3
3	204.0689	243.4402	357.2066
4	34.5037	50.6477	41.9460
5	5.8666	6.1381	7.0304
6	0.8563	0.8729	0.8249
7	0.1201	0.1186	0.1284
8	0.0163	0.0157	0.0168
9	0.0021	0.0022	0.0021

($k : 2^k$ 의 블록을 나눈 수)

표 2. 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 PCA에서의 영상간의 거리측정

k	PCA에 의한 측정 거리		
	그림 3(a)와 그림 3(b)	그림 3(a)와 그림 3(c)	그림 3(b)와 그림 3(c)
1	1.0069×10^3	1.2543×10^3	247.4504
2	721.2761	1.7649×10^3	1.0437×10^3
3	264.6309	264.6707	210.2962
4	38.2801	46.5882	38.6578
5	6.2671	6.1599	6.7154
6	0.9160	0.9155	1.0208
7	0.1241	0.1226	0.1211
8	0.0160	0.0168	0.0161
9	0.0020	0.0021	0.0021

($k : 2^k$ 의 블록을 나눈 수)

표 3. 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 ICA에서의 영상간의 거리측정

k	측정 거리		
	그림 3(a)와 그림 3(b)	그림 3(a)와 그림 3(c)	그림 3(b)와 그림 3(c)
1	9.7376×10^{-9}	5.3037×10^{-9}	1.5041×10^{-8}
2	702.7207	929.8633	1.4550×10^3
3	211.9335	177.5531	256.8822
4	35.4114	36.3419	32.2179
5	6.0536	6.1221	5.6206
6	0.8555	0.8726	0.8249
7	0.1195	0.1171	0.1186
8	0.0160	0.0160	0.0157
9	0.0021	0.0020	0.0022

(k : 2^k 의 블록을 나누는 수)

표 4 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 ICA에서의 영상간의 거리측정

k	측정 거리		
	그림 3(a)와 그림 3(b)	그림 3(a)와 그림 3(c)	그림 3(b)와 그림 3(c)
1	1.0071×10^3	1.2461×10^3	238.9604
2	1.3251×10^3	964.0386	1.8933×10^3
3	256.8905	211.8808	261.6054
4	41.3344	37.9982	44.2552
5	6.2410	6.5844	7.3729
6	0.8743	0.9346	0.8876
7	0.1241	0.1313	0.1220
8	0.0163	0.0161	0.0159
9	0.0020	0.0021	0.0021

(k : 2^k 의 블록을 나누는 수)

6. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 다중해상도에서 기존의 GBD 알고리즘과 비교하여 이차원 영상간의 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다. 이 제시된 방법은 다중해상도에서 기존의 GBD 알고리즘과 비교해서 영상이 급격히 변화하는 부분의 정보를 잃지 않게 개선할 수 있음을 모의 실험을 통하여 확인하였다. 모의 실험 예로서 주성분분석 기법과 독립성분분석 기법을 이용하였다. 모의 실험 결과로부터 PCA에 의한 영상간의 거리 측정 결과, k 가 감소 할때 측정 값이 커져 영상간의 거리 측정이 불가능하였지만 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 경우보다도 k 가 감소할 때 그 편차는 적어 좋은 영상 분류 특징을 보임을 확인하였다. 한편 ICA를 통한 영상거리 측정 결과, k 가 1에서 2로 넘어갈 때에 값이 커져 구분이 안되어 영상간의 거리 측정이 불가능하였다. 하지만, 기존의 GBD 알고리즘에서와 같이 k 가 1에서 2로 넘어갈 때에 영상 분류가 되지 않았으나, 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 경우보다도 k 가 감소할 때 그 편차는 적어 좋은 영상 분류 특징을 보임을 확인할 수 있었다. 또한 PCA를 통한 영상거리 측정보다 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하여 빨리 수렴이 되는 것을 모의 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

향후 과제로는 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 알고리즘에 대한 연구가 필요하며, 활용방안으로는 음성 인식, 원격 통신, 의학 신호 처리, 디지털 통신 등에 적용이 가능하고, 제안된 GBD 알고리즘 방법은 통신 분야에서 송수신을 하기 위한 데이터 양의 선택에 있어 최적의 영상 정보의 전처리로서 필요한 만큼의 영상 정보의 압축에 응용될 수 있다.

참고문헌

- [1] A. Rosenfeld and A. Kak(1982), "Digital Picture Processing", *New York: Academic*, 2nd ed.
- [2] A. Rosenfeld and A. Kak(1985), "Digital Picture Processing", *New York: Springer-Verlag*.
- [3] P. J. Besl and R. C. Jain(1985), "Three dimensional object recognition", *ACM Comput., Surveys*, Vol.17, no 1, 75-154.
- [4] R. T. Chin and C. R. Dyer(1986), "Model-based recognition in robot vision", *ACM Comput., Surveys*, Vol. 18, no 1, 67-108.
- [5] W. E. L. Grimson, T. Lozano-perez and D. P. Huttenlocher(1990), "Object Recognition by Computer: The Role of Geometric Constraints", *Cambridge, MA: MIT Press*.
- [6] Y. Fisher(1994), "Fractal Image Compression", *Berlin, Germany: Springer-Verlag*.
- [7] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman and W. J. Rucklidge(1993), "Comparing images using the Hausdorff distance", *IEEE Trans., Pattern Anal., Machine Intell.*, vol.15, 850-863.
- [8] J. Hutchinson(1981), "Fractals and self-similarity", *Indiana Univ., J. Math.*, Vol.30, 713-747.
- [9] P. Juffs, E. Beggs, and F. Deravi(1998), "A Multiresolution Distance Measure for Images", *IEEE signal processing letters*, Vol.5, No.6, 138-140.
- [10] Parkkinen, J., Jaaskelainen, T., "Color Representation Using Statistical Pattern Recognition," *Applied Optics*, vol. 26, no.19, pp.4240-4245, 1987.
- [11] Comon, P., "Independent Component Analysis - a new concept?," *signal processing* 36, pp.287-314, 1994.
- [12] Oja, E., "The nonlinear PCA learning rule in independent component analysis," *Neurocomputing* Vol. 17, No. 1, pp.25-46, 1997.
- [13] Hyvarinen, A and Oja, E., "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis," *Neural Computation* Vol. 9, No. 7, pp.1483-1492, 1997.
- [14] R. Gonzalez and R. Woods(1982), "Digital image processing", *Addison Wesley Co.*