

독립성분분석에서의 제안된 그레이 블록 알고리즘을 이용한 영상분류 방법

홍준식⁰

홍익대학교 전자·전기·컴퓨터 공학부⁰
jnskhong@dreamwiz.com⁰

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

Jun-Sik Hong⁰

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

요 약

본 논문에서는 독립성분분석(*independent component analysis*; 이하 ICA)에서의 제안된 그레이 블록 거리 알고리즘(*grey block algorithms*, 이하 GBD)을 이용한 영상 분류 방법을 제안한다. 이 제안된 방법은 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 경우보다 k 가 감소할 때 그 편차는 적어 좋은 영상 분류 특징을 보임을 모의 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

이해 다시 나타내면 선형관계는 식 (4)와 같이 주어진다[6].

1. 서 론

최근에 암묵 신호원 분리(*blind source separation*, BSS)분야에서 발전된 ICA[1,2]는 PCA[3]의 확장이며, PCA의 *non-gaussian*으로 변환되는 기법이며, 선형적으로 혼합된 둘 이상의 신호들을 서로 독립적인 신호들로 분리하는 방법으로 2차 명령 모멘트보다 고차 명령[4] 통계적 모델이다. n 개의 독립성분의 선형 결합인 x_1, x_2, \dots, x_n 을 식 (1)과 같이 관측하였다고 가정하자.

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n \quad (1)$$

식 (1)을 벡터 행렬식으로 변환하면, 식 (2)와 같은 모델로 나타낼 수 있다.

$$X = As \quad (2)$$

여기서, A 는 a_{ij} 요소를 가진 정방행렬이고, s 는 s_1, s_2, \dots, s_n 요소를 가진 독립성분 벡터이다. A 와 s 는 모두 미지의 값이며, 오직 관측벡터 X 만을 이용할 수 있다. 관측벡터 X 가 주어질 때, 독립성분 벡터 S 가 식 (3)에서 정의되는 출력벡터 S 로부터 복원되도록 행렬 M 을 찾는 것이다.

$$S = Mx \quad (3)$$

여기서, $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 는 선형적으로 변형된 성분 변수의 벡터이고, 식(2)의 관계식을 역으로 하면 식(3)이 얻어진다. 이때, M 은 A 의 역이다.

이것은 성분들이 *non-gaussian*처럼 가능하게 상관없는 방향(*uncorrelated directions*)에 의해 찾아서 ICA 데이터 모델에 의해 줄일 수 있다는 평가를 증명하였다[5]. 식 (2)를 $w_i, i=1, \dots, n$ 에 의한 뉴런의 가중치 벡터로, 열이 가중치 벡터인 가중치 행렬 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 에

$$S = W^T X \quad (4)$$

본 연구에서는 ICA에서의 거리 측정[7]에 의해 영상을 분류하고자 한다. 대부분의 영상 비교[8]을 위해 신호잡음 대비(*signal-to-noise ratio*; SNR)나 평균 제곱 방식을 사용하지만, 본 논문에서는 영상 분류에서 좋은 특징을 제공해 주는 다중해상도에 의한 거리 측정 방법으로 GBD 알고리즘[9]을 이용하여 이차원 영상간의 거리를 모의 실험을 통하여 측정된 결과, 영상간의 상대적 식별이 용이하지 않았다. 따라서, 상대적 식별을 용이하게 하기 위하여 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다. 이 제시된 방법을 사용하여 모의 실험 결과로부터 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 상대적 식별이 더 용이함을 확인할 수 있었다.

본 논문의 구성은 서론에 이어 2장에서는 ICA에 의한 영상 분류를, 3장에서는 다중해상도 거리 측정을 설명하고, 4장에서는 본 논문에서 제시하고자 하는 제안된 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정 방법을 설명하하며, 5장에서는 기존의 GBD 알고리즘과 제안된 GBD 알고리즘을 모의 실험을 통하여 결과를 보인다. 마지막으로 결론 및 향후과제는 6장에서 다루었다.

2. ICA에 의한 영상 분류

ICA에 의해 분류된 영상을 나타내기 위한 블록선도는 그림 1과 같다. 여기서 O_1, O_2, O_3 는 원영상이고, X_1, X_2, X_3 는 원영상에 임의의 행렬을 곱해서 나타난 혼합 영상이며, Y_1, Y_2, Y_3 는 혼합영상을 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[10]을 사용하여 ICA에 의해 분류된 영상 Y_1, Y_2, Y_3 를 얻는다. 그림 2는 256×256 크기를 갖는 원 영상이고, 그림 3은 ICA에 의해 분류된 영상을 나타낸 것이다.

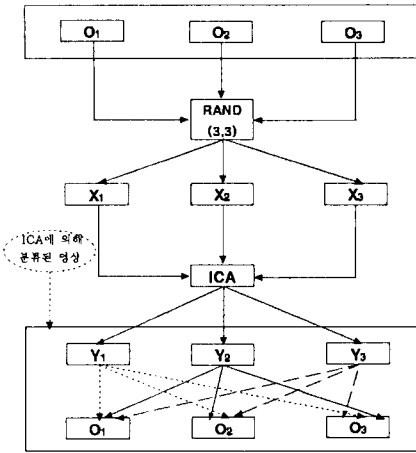


그림 1. ICA 의해 분류된 영상을 나타내기 위한 블록선도

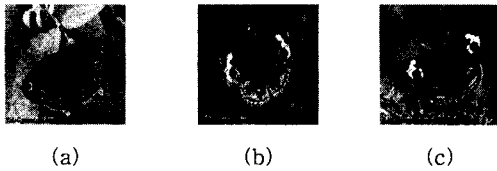


그림 2. 원 영상

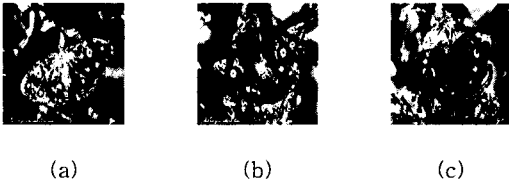


그림 3. ICA에 의해 분류된 영상

3. 다중해상도 거리 측정

ICA에 의해 분류된 영상을 GBD 알고리즘을 이용하여 영상간의 거리를 측정하기 위해서는 각 영상은 주어진 해상도의 블록에 의해 완전하게 덮여져 있어야 하며, 주어진 해상도에 블록의 최대 직경은 스퀴얼라 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 측정을 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 중간값(median)으로 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, 중간값은 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 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y_k = \frac{1}{2^k} \cdot \frac{1}{s} \sum_{s=1}^{s=2^{k-1}} \sum_{f=1}^{f=2^{k-1}} |m_{sf} - m'_{sf}| \quad (5)$$

여기서, 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. 모의 실험 및 결과

본 절에서는 제안된 GBD 알고리즘을 이용하여 ICA에서의 영상간의 거리를 측정하여 어느 정도 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하는지 기존의 GBD 알고리즘과 비교하여 영상 분류가 되는지 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 불가능하므로 상대적 식별을 판단할 수 있다.

그림 4는 그림 3에서 k 가 3일 때의 그레이 블록을 나타낸 것이다. 그림 4(a)는 그림 3(a)의 그레이 블록이고, 그림 4(b)는 그림 3(b)의 그레이 블록이며, 그림 4(c)는 그림 3(c)의 그레이 블록이다.

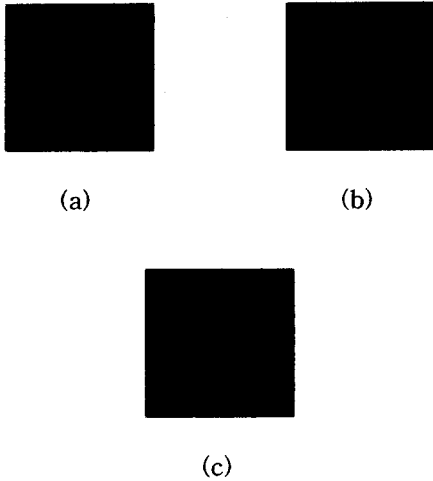


그림 4. 그림 3에서의 그레이 블록 ($k=3$)

아래의 표 1과 2는 ICA를 통하여 기존의 GBD 알고리즘 및 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 영상간의 거리 측정을 모의 실험을 통하여 나타낸 것이다.

표 1. ICA를 통한 기존의 GBD 알고리즘에서의 영상간의 거리 측정

k	측정 거리		
	그림 3(a)와 그림3(b)	그림 3(a)와 그림3(c)	그림 3(b)와 그림3(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 나눈 수)

표 2. ICA를 통한 제안된 GBD 알고리즘에서의 영상간의 거리 측정

k	측정 거리		
	그림 3(a)와 그림3(b)	그림 3(a)와 그림3(c)	그림 3(b)와 그림3(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 나눈 수)

표 1에서의 기존의 GBD 알고리즘에서의 영상간의 거리 측정 결과, k 가 1에서 2로 넘어갈 때에 값이 커져 구분 안되어 영상간의 거리 측정이 불가능하였다. 한편 표 2에서의 제안된 GBD 알고리즘에서의 영상간의 거리 측정 결과, 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 모의 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 독립성분석에서의 제안된 그레이 블록 거리 알고리즘을 이용한 영상 분류를 제안하였다. 제안된 GBD 알고리즘을 이용하여 ICA에서의 영상간의 거리를 측정하여 어느 정도 영상간의 상대적 식별을 용이하게 하는지 기존의 GBD 알고리즘과 비교하여 영상 분류가 되는지 모의 실험을 통하여 확인한 결과, 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 모의 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

향후 과제로는 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 알고리즘에 대한 연구가 필요하며, 활용방안으로는 ICA를 이용한 분야로 영상인식, 신호처리 등에 광범위하게 응용될 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1]Lee, T. W., "Independent Component Analysis Theory and Applications," *Kluwer Academic Publishers*, 1994.
- [2]Amari, S, Cichocki, A and Yang, H. H., "A new learning algorithm for blind source separation," *In advances in Neural information Processing*, Vol. 8, pp.757-763, 1996.
- [3]Parkkinen, J., Jaaskelainen, T., "Color Representation Using Statistical Pattern Recognition," *Applied Optics*, vol. 26, no.19, pp.4240-4245, 1987.
- [4]Jutted, C. and Herault, J., "Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," *Signal Processing*, 24: pp.1-10, 1991.
- [5]Oja, E., "The nonlinear PCA learning rule in independent component analysis," *Neurocomputing* Vol. 17, No. 1, pp.25-46, 1997.
- [6]Delfosse, N. and Loubaton, P., "Adaptive blind separation of independent sources: a deflation approach," *Signal Processing* Vol. 45, pp.59-83, 1995.
- [7]Gonzalez, R and Woods, R., "Digital image processing," *Addison Wesley Co*, 1982..
- [8]Fisher, Y., "Fractal Image Compression", *Berlin, Germany: Springer-Verlag*, 1994.
- [9]Juffs, P, Beggs, E and Deravi, F., "A Multiresolution Distance Measure for Images", *IEEE signal processing letters*, Vol.5, No.6, 138-140,1998.
- [10]Hyvarinen, A. and Oja, E., "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis," *Neural Computation* Vol. 9, No. 7, pp.1483-1492, 1997.