

독립성분해석을 이용한 영상분리에 있어서의 잡음 허용에 관한 주성분해석과의 비교

홍준식, 유정웅
충북대학교 전기·전자 공학부

A noise tolerance of Independent Component analysis in image classification in comparison with Principal Component Analysis

Jun-Sik Hong, Jeong-Woong Ryu
Dept. of Electrical Engineering, Chungbuk National University

Abstract - 본 논문에서는 독립성분해석을 이용한 영상분리에 있어서의 잡음에 대한 강인성에 대한 주성분해석과 비교 연구를 함으로써, 독립성분해석(Independent Component Analysis, ICA)기법의 효율성을 고찰하고 분석하고자 한다. 원래의 인식 시스템 모델에 잡음을 주었을 때, ICA를 이용한 영상 분리의 잡음에 대한 강인성은 주성분 해석(Principal Component Analysis, PCA)기법에서 보다 더 잡음에 강인한 성질을 내포하고 있는데, 이는 PCA 보다 ICA가 분리하려는 영상정보의 상호관계를 더 약화시키는 작용을 하기 때문이다. 이러한 특성은 모의실험을 통해 확인되었다.

1. 서 론

ICA[1,2]는 Blind source separation, Blind deconvolution 등에 주로 응용되는 통계적 기법이다. ICA의 단순화 형식[2]에서, 하나의 관측된 m 스칼라 랜덤변수 x_1, x_2, \dots, x_m , 그리고 미지의 독립성분 n 에 의해 선형 결합되어 s_1, s_2, \dots, s_n 에 의해 표시되고, 독립성분 s_i 는 상호 통계적 독립 및 제로-평균이라고 가정하자. 관측된 변수들 x_i 를 벡터 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 로 배열하고, 독립성분변수 s_i 를 벡터 S 로 배열하여 선형 관계를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X = AS \tag{1}$$

여기서, A 는 혼합행렬이라 불려지는 완전 열 계수에 의한 미지의 $m \times n$ 행렬이다. ICA의 기본적인 문제는 혼합행렬 A 와 단지 관측된 혼합 x_i 를 사용하여 독립성분 s_i 의 인식 사이에서 평가한다. ICA는 또한 영상특성을 고려할 수 있는데, 이것은 ICA나 전원 분리의 기법에 의해 관련되어 접근 할 수 있다. 모양인식의 기초 문제는 데이터를 적절히 표현하여 구하는 것이다. 우리는 이 표현이 선형으로 되어 있다고 가정하자.

$X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 로 표시되는 관측된 m 차원의 랜덤벡터는 입력데이터 또는 영상에서의 화소 명암도 이지 만 독립된 것은 아니다[3]. 여기서, $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 는 선형적으로 변형된 성분 변수의 벡터이다. 이는 $M_{m \times n}$ 에 의해 변환행렬을 다시 나타낼 수 있는데, 선형 변환은 다음과 같이 주어진다.

$$S = MX \tag{2}$$

식(1)의 관계식을 역으로 하면 식(2)이 얻어진다. 이 때, M 은 A 의 역이다. 이것은 성분들이 Non-Gaussian처럼 가능하게 상관없는 방향(Uncorrelated directions)에 의해 찾아서 ICA 데이터 모델에 의해 줄일 수 있다는 평가를 증명하였다[2]. 본 논문에서는 영상 분리에 있어서, 잡음에 대한 강인성을 증가시킬 수 있는 방법으로 전처리 없는 PCA나 ICA가 어느 정도까지 잡음에 대한 강인성을 가질 수 있는가에 대해 제시한다. 본 연구에서 PCA와 비교 연구를 함으로써, ICA의 효율성을 고찰하고 분석하였다. 본 논문의 구성은 2장에서는 2.1절에 잡음에 대한 강인성을 서술하였고, 2.2절에서는 2차원 영상에 대한 실험 및 결과를 고찰하고, 마지막으로 결론은 3장에서 다루었다.

2. 본 론

2.1 잡음에 대한 강인성 고찰

원래의 영상에 ICA를 이용하여 영상을 분리할 때 잡음을 주면 어느 정도까지 잡음에 대한 강인성을 가질 수 있는가에 대해 고찰한다. 그림 1은 잡음에 대한 강인성 고찰을 위한 블록선도를 보여준다. 여기서,

O_1, O_2, O_3 는 원래의 영상이고, X_1, X_2, X_3 는 원래의 영상에 임의의 행렬을 곱해서 나타난 혼합 영상이며, Y_1, Y_2, Y_3 는 ICA에 의해 혼합영상을 분리한 영상이다. 그림 1의 동작은 다음과 같다. 먼저 원래의 영상 O_1, O_2, O_3 에 잡음을 인가하여 임의의 랜덤행렬(3,3)을 곱해서 혼합 영상 X_1, X_2, X_3 을 얻고, 알고리즘(4)를 사용하여 ICA에 의해 혼합영상을 분리한 영상 Y_1, Y_2, Y_3 를 얻는다. 다음에, ICA에 의해 분

리한 영상 Y_1, Y_2, Y_3 와 원래의 영상 O_1, O_2, O_3 간의 최소제곱오차(Least Square Error:LSE)를 측정하여 잡음에 대한 강인성을 알아본다. 여기서, 우리는 원래의 영상 O_1, O_2, O_3 에 잡음을 점진적으로 증가시켜 전처리 없는 PCA[5] 및 ICA를 통한 영상 분리의 잡음에 대한 강인성을 고찰한다.



그림 2. 원래의 영상

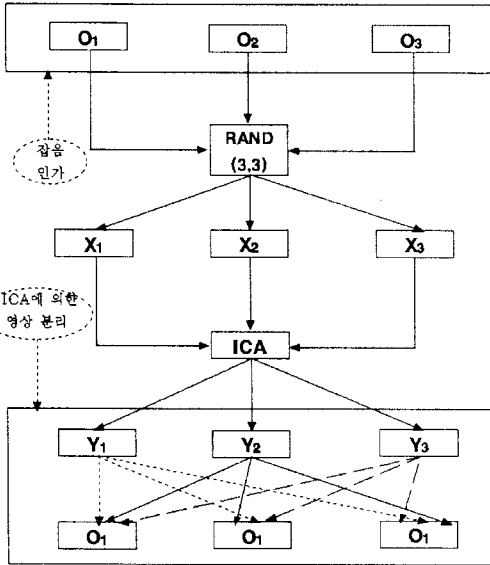


그림 1. 잡음에 대한 강인성 고찰을 위한 블록선도

2.2 모의 실험 및 결과

본 논문에서 영상 분리에 있어서 2차원 영상의 실험을 위하여 256×256 크기의 'Lena'영상을 이용하였으며, 영상 분리의 강인성을 살펴보기 위하여 LSE를 적용하였다. 그림 2는 형태를 변형시킨 원래의 영상을, 그림 3은 잡음($N(0, 0.4)$)를 주었을 때의 PCA에 의해 분리된 영상을, 그림 4는 잡음($N(0, 0.53)$)을 주었을 때의 ICA에 의해 분리된 영상을 각각 보여준다. 그림 2에서 원래의 영상 신호간의 종속이 어떻게 나타나는지 상관행렬을 계산하였다.

$$\begin{bmatrix} 1.0000 & 0.1915 & -0.0178 \\ 0.1915 & 1.0000 & -0.0845 \\ -0.0178 & -0.0845 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (3)$$



그림 3. 잡음($N(0, 0.4)$)를 주었을 때의 PCA에 의해 분리된 영상



그림 4. 잡음($N(0, 0.53)$)을 주었을 때의 ICA에 의해 분리된 영상

아래의 표 1과 표 2는 각각 PCA 및 ICA에서 잡음에 따른 영상 분리의 허용을 보여준다. 표 1, 2에서 OR는 원래의 영상, H_1, H_2, H_3 는 형태를 변형시킨 원래의 영상, S_1, S_2, S_3 는 ICA에 의해 분리된 영상을 나타내며, LSE를 측정하여 ICA와 비교하여 영상에 대한 강인성을 나타내었다(표 1, 2참조). 표 1에서, $N(0, 0)$ 일 때 S_1 에서의 LSE는 $3.3607 e^{+004}$ 이므로 H_2 에서, S_2 에서의 LSE는 $3.3609 e^{+004}$ 이므로 H_3 에서, S_3 에서의 LSE는 $3.3515 e^{+004}$ 이므로 H_1 에서 분리가 된다. 계속해서 분산을 변화시켜 LSE를 구하여 영상 분리가 되는 것을 알 수 있다. 그러나, $N(0, 0.41)$ 인 경우 S_1 에서의 LSE는 $3.3500 e^{+004}$ 이므로 H_3 에서 분리가 되나, S_2 에서의 LSE는 $3.3507 e^{+004}$ 이므로 H_1 에서, S_3 에서의 LSE값은 $3.3576 e^{+004}$ 이므로 H_1 에서 분

리가 되므로, S₂와 S₃은 H₁에 중복되어 매칭이 되므로 N(0, 0.41)에서는 영상 분리가 되지 않았고, 그 이상에 대하여는 분리가 되지 않았다(표 1 참조). 따라서 잡음에 대한 강인성은 모의 실험 결과 N(0, 0.4)에서 볼 수 있다. 표 2에서는 N(0, 0)일 때, S₁에서의 LSE는 $3.3617 e^{+004}$ 이므로 H₃에서, S₂에서의 LSE는 $3.3602 e^{+004}$ 이므로 H₂에서, S₃에서의 LSE는 $3.3569 e^{+004}$ 이므로 H₁에서 분리가 된다. 표 1과 동일한 방법으로 LSE를 구하여 영상 분리를 알 수 있다. 그러나, N(0, 0.54)인 경우 S₁에서의 LSE는 $3.3608 e^{+004}$ 이므로 H₂에서 분리가 되나, S₂에서의 LSE는 $3.3610 e^{+004}$ 이므로 H₃에서, S₃에서의 LSE는 $3.3517 e^{+004}$ 이므로 H₂에서 분리가 되므로, S₁과 S₃은 H₂에 중복되어 매칭이 되므로 N(0, 0.54)에서는 영상 분리가 되지 않았고, 그 이상에 대하여는 분리가 되지 않았다(표 2 참조). 따라서 잡음에 대한 강인성은 모의 실험 결과 N(0, 0.53)에서 볼 수 있다. 표 1, 2에서 모의 실험 결과, ICA가 PCA에 비해 잡음에 대한 강인성이 크게 나타났다.

표 1. PCA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용

잡 음	영상종류	LSE (e+004)		
	PCA OR	S ₁	S ₂	S ₃
N=(0.0)	H ₁	3.3612	3.3668	3.3515
	H ₂	3.3607	3.3719	3.3649
	H ₃	3.3725	3.3609	3.3612
N=(0.0.1)	H ₁	3.3510	3.3619	3.3657
	H ₂	3.3551	3.3623	3.3520
	H ₃	3.3609	3.3500	3.3614
N=(0.0.2)	H ₁	3.3553	3.3619	3.3518
	H ₂	3.3509	3.3630	3.3653
	H ₃	3.3604	3.3501	3.3613
N=(0.0.3)	H ₁	3.3613	3.3506	3.3649
	H ₂	3.3618	3.3556	3.3516
	H ₃	3.3500	3.3615	3.3616
N=(0.0.4)	H ₁	3.3612	3.3719	3.3576
	H ₂	3.3607	3.3670	3.3709
	H ₃	3.3725	3.3610	3.3610
N=(0.0.41)	H ₁	3.3614	3.3507	3.3576
	H ₂	3.3618	3.3556	3.3710
	H ₃	3.3500	3.3615	3.3610

표 2. ICA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용

잡 음	영상종류	LSE (e+004)		
	ICA OR	S ₁	S ₂	S ₃
N=(0.0)	H ₁	3.3716	3.3606	3.3569
	H ₂	3.3675	3.3602	3.3705
	H ₃	3.3617	3.3725	3.3611
N=(0.0.1)	H ₁	3.3509	3.3619	3.3656
	H ₂	3.3550	3.3623	3.3520
	H ₃	3.3609	3.3500	3.3614
N=(0.0.52)	H ₁	3.3511	3.3620	3.3658
	H ₂	3.3551	3.3624	3.3521
	H ₃	3.3609	3.3500	3.3614
N=(0.0.53)	H ₁	3.3672	3.3606	3.3518
	H ₂	3.3716	3.3596	3.3653
	H ₃	3.3621	3.3724	3.3613
N=(0.0.54)	H ₁	3.3613	3.3719	3.3651
	H ₂	3.3608	3.3670	3.3517
	H ₃	3.3725	3.3610	3.3616

3. 결 론

본 논문에서는 PCA와 ICA를 이용한 영상 분리에서의 잡음에 대한 강인성에 대한 주성분 해석과 비교 하였다. PCA에서의 잡음 허용은 N(0, 0.4)에서, ICA에서의 잡음 허용은 N(0, 0.53)에서 고찰되었다. 따라서 ICA가 PCA에 비해 잡음에 대한 허용 한계가 크게 나타나는 것으로 고찰되었으며, ICA가 원래의 모델에 대해 직교한 방향으로 전개되어야 하기 때문에 원래의 모델에 대해 ICA 모델의 동일한 조건으로 일반화해야 하는 것으로 잡음에 대한 허용은 한계가 있었다.

(참 고 문 헌)

- [1]Comon, P., Independent Component Analysis - a new concept?, *signal processing*, Vol. 36, pp.287-314, 1994.
- [2]Oja, E., The nonlinear PCA learning rule in independent component analysis,*neurocomputing*, Vol. 17, No. 1, pp.25-46, 1997.
- [3]Pajunen, P., Blind source separation using algorithmic information theory., *Neurocomputing*, 1998.
- [4]Hyvarinen, A. and Oja., E., A fast fixed-point algorithm for independent component analysis, *Neural Computation*, Vol.9, No.7, pp.1483-1492, 1997.
- [5]Parkkinen, J., Jaaskelainen, T., Color Representation Using Statistical Pattern Recognition, *Applied Optics*, Vol. 26, No. 19, pp.4240-4245, 1987.