

독립성분해석과 정규화를 이용한 영상분류 방법

(Image Classification Method using Independent Component Analysis and Normalization)

홍준식[†] 유정웅^{**}

(Jun-Sik Hong) (Jeong-Woong Ryu)

요약 본 논문에서는 독립 성분 해석(Independent Component Analysis, ICA) 기법과 정규화를 이용한 영상분류 방법을 제안한다. 이 제안된 방법은 전처리 없이 ICA나 주성분 해석(Principal Component Analysis, PCA)을 이용한 것에 비해 잡음에 대한 강인성을 증가시킨다. 영상에 잡음이 인가된 경우, PCA는 $N(0, 0.4)$, ICA는 $N(0, 0.53)$ 까지의 분류가 가능함을 보이는 반면에 비해, 제안된 정규화 전처리는 $N(0, 0.75)$ 까지 영상분류가 됨을 실험에서 보이고 있다.

Abstract In this paper, we improve noise tolerance in image classification by combining ICA(Independent Component Analysis) with Normalization. When we add noise to the raw image data the degree of noise tolerance becomes $N(0, 0.4)$ for PCA and $N(0, 0.53)$ for ICA. However, when we use the preprocessing approach the degree of noise tolerance after Normalization becomes $N(0, 0.75)$, which shows the improvement of noise tolerance in image classification.

1. 서론

ICA[1,2]는 *Nongaussian* 또는 상호독립의 숨은 변수(Latent variables)가 선형 변환되어 표현 될 때의 통계적 모델이다. 우리는 이 모델을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X=AS \quad (1)$$

여기서, $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 는 관측된 랜덤변수의 벡터이고, $S=(s_1, s_2, \dots, s_m)$ 는 독립성분 또는 전원신호라고 불려 지는 숨은 변수의 벡터, 그리고 A 는 혼합행렬이라 불려지는 미지의 일정한 행렬이며, 독립성분은 랜덤변수에 의해 고려된다. ICA는 또한 영상 특징을 고려할 수 있는데, 이것은 ICA나 전원 분리의 기법에 의해 관련되어 접근 할 수 있다. 패턴인식의 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 입력벡터 또는 영상에서의 화소 명암도 이지만 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.

$$S=MX \quad (2)$$

식(1)의 관계식을 역으로 하면 식(2)이 얻어진다. 이 때, 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[2]. 식(2)을 $w_i, i=1, \dots, n$ 에 의한 뉴런의 가중치 벡터로, 열이 가중치 벡터인 가중치 행렬 $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 에 의해 다시 나타내면 선형 관계는 다음과 같이 주어진다.[4]

$$S=W^T X \quad (3)$$

본 논문에서는 영상 분류에 있어서, 잡음에 대한 강인성을 증가시킬 수 있는 방법으로, 전처리 없는 PCA나 ICA가 어느 정도까지 잡음에 대한 강인성을 가질 수 있는가에 대해 제시한다. 본 연구에서 제안된 정규화 전

[†] 정 회 원 : (주)동원 감사

jnskhong@dreamwiz.com

^{**} 비 회 원 : 충북대학교 전기공학과 교수

jwry@engine.chungbuk.ac.kr

논문접수 : 2000년 8월 11일

심사완료 : 2001년 7월 18일

처리 방법을 적용하였다. 이 방법은 전처리 없는 PCA나 ICA와 비교하는 방법으로 잡음에 대한 강인성을 측정하였다. 본 논문의 구성은 2장에 잡음에 대한 강인성을 서술하였고, 3장에서는 정규화 전처리 방법을 기술하였다. 그리고 4장에 2차원 영상에 대한 실험 및 결과를 고찰하고, 마지막으로 결론은 5장에서 다루었다.

2. 잡음에 대한 강인성 고찰

원영상에 ICA를 이용하여 영상을 분류할 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 원영상이고, X_1, X_2, X_3 는 원영상에 임의의 행렬을 곱해서 나타난 혼합 영상이며, Y_1, Y_2, Y_3 는 ICA에 의해 혼합영상을 분류한 영상이다. 그림 1의 동작은 다음과 같다. 먼저 원 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[5]를 사용하여 ICA에 의해 혼합영상을 분류한 영상 Y_1, Y_2, Y_3 를 얻는다. 다음에, ICA에 의해 분류한 영상 Y_1, Y_2, Y_3 와 원영상 O_1, O_2, O_3 간의 최소제곱오차(Least Square Error: LSE)를 측정하여 잡음에 대한 강인성을 알아본다. 여기서, 우리는 원 영상 O_1, O_2, O_3 에 잡음을 점진적으로 증가시켜 전처리 없는 PCA[6] 및 ICA를 통한 영상 분류의 잡음에 대한 강인성 및 ICA기법에 의해 분류되기 전에 즉, 혼합 영상에 정규화 전처리 방법을 적용하였을 때 ICA기법을 통하여 분류한 잡음에 대한 강인성을 고찰한다.

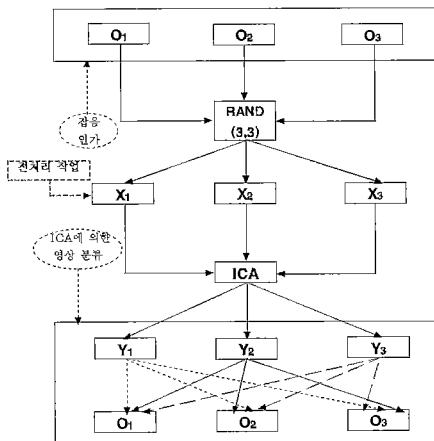


그림 1 잡음에 대한 강인성 고찰을 위한 블록 선도

3. 정규화 전처리 방법

본 장에서는 ICA의 잡음에 대한 강인성을 증가시키기 위해 정규화 전처리 방법을 적용하였다. 여기서, 전처리 과정은 ICA에 의해 영상 분류가 되기 전에 즉, 혼합영상(X_1, X_2, X_3)을 입력 벡터로 하여 정규화를 이용하여 전처리를 수행한다. 다음에, ICA를 통하여 분류한 잡음에 대한 강인성을 고찰한다(그림 1 참조).

정규화 전처리 방법은 혼합영상을 입력 벡터로 하여 모든 입력 벡터를 정규화 하여 입력 벡터의 각 성분들을 벡터의 길이로 나누어준다. 이 길이는 모든 벡터 성분의 제곱의 합의 제곱근을 구해주면 구할 수 있는데, 다음과 같이 주어진다.

$$x_i = x_i / (x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)^{1/2} \quad (4)$$

식 (5)에서, 입력 벡터를 같은 방향을 가리키는 단위 벡터로 변환시킨다. 즉, n 차원 공간에서의 단위 길이를 갖는 벡터이다. 따라서, 정규화 전처리를 하기 위한 관계식은 다음과 같이 주어진다.

$$N = X + Q(O - X) \quad (5)$$

여기서, N 는 ICA를 이용하기 전의 정규화 전처리 값이고, O 는 입력 벡터 즉, 혼합영상이고, X 는 정규화 전처리 방법으로 변환된 입력벡터이며, Q 는 계수로 여기서는 1로 놓았다.

4. 모의 실험 및 결과

본 장에서는 영상 분류에 있어서 잡음에 대한 2차원 영상의 실험을 위하여 256×256 크기의 "Lena"영상을 이용하였으며, $N(m, \sigma^2)$ 의 가우시안 분포특성을 유지하고 원영상에 잡음이 인가되었을 때, 평균을 일정하게 하고($m=0$), 분산을 변화($\sigma^2: 0 \sim 1$)시켜 가면서 분류된 영상의 강인성을 살펴보기로 한다. 그림 2는 형태를 변형시킨 원영상을, 그림 3은 잡음[$N(0, 0.54)$]를 주었을 때의 혼합 영상을, 그림 4는 잡음[$N(0, 0.4)$]를 주었을 때의 PCA에 의해 분류된 영상을, 그림 5는 ICA에 의해 분류된 영상을, 그림 6은 잡음[$N(0, 0.53)$]을 주었을 때의 ICA에 의해 분류된 영상을, 또한 그림 7은 잡음[$N(0, 0.75)$]를 주었을 때의 정규화 전처리를 통한 ICA에 의해 분류된 영상을 각각 보여준다. 그림 2에서 원영상 신호간의 종속이 어떻게 나타나는지 상관행렬을 계산하였다.

$$\begin{bmatrix} 1.0000 & 0.1915 & -0.0178 \\ 0.1915 & 1.0000 & -0.0845 \\ -0.0178 & -0.0845 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (6)$$



그림 2 원영상



그림 3 잡음[N(0, 0.54)]를 주었을 때의 혼합 영상



그림 4 잡음[N(0, 0.4)]를 주었을 때의 PCA에 의해 분류된 영상



그림 5 ICA에 의해 분류된 영상



그림 6 잡음[N(0, 0.53)]을 주었을 때의 ICA에 의해 분류된 영상



그림 7 잡음[N(0, 0.75)]를 주었을 때의 정규화 전처리를 통한 ICA에 의해 분류된 영상

아래의 표 1과 표 2는 각각 PCA 및 ICA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용율, 표 3은 정규화 전처리를 통한 ICA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용율을 보여준다. 표 1, 2 에서 OR는 원영상, H₁,H₂,H₃는 형태를 변형시킨 원영상, S₁,S₂,S₃는 ICA에 의해 분류된 영상을 나타내며, 표 3에서 S₁,S₂,S₃는 정규화 전처리를 통한 ICA에 의해 분류된 영상을 나타낸다. 본 논문에서 영상 분류에 있어서 잡음에 대한 강인성을 살펴보기 위하여 LSE를 사용하여 비교하였다.

$$E = \sqrt{\sum \sum (S_i - H_j)^2} \quad (7)$$

여기서, S_i(i=1,2,3)는 ICA에 의해 분류된 영상 및 정규화 전처리를 통한 ICA에 의해 분류된 영상을 나타내며, H_j(j=1,2,3)는 형태를 변형시킨 원영상이다. 그림 1의 □에서 Y₁, Y₂, Y₃가 O₁에 매칭되기 위해서는 Y₁, Y₂, Y₃의 LSE 중 최소 값에 의해 결정된다. 이렇게 하여 Y₁, Y₂, Y₃가 O₁, O₂, O₃에 중복되어 매칭되기 전의 LSE를 구하여 잡음에 대한 강인성을 측정한다. 따라서, 식 (7)에 의해 LSE를 구하여 측정된 결과를 표 1,2 및 표 3에 보여준다. 표 1에서, N(0, 0)일 때 S₁에서의 LSE는 3.3607 e⁺⁰⁰⁴ 이므로 H₂에서, S₂에

표 1 PCA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용

잡 음	LSE (e+004)			
	OR \ PCA	S1	S2	S3
N=[0,0]	H1	3.3612	3.3668	3.3515
	H2	3.3607	3.3719	3.3649
	H3	3.3725	3.3609	3.3612
N=[0,0.1]	H1	3.3510	3.3619	3.3657
	H2	3.3551	3.3623	3.3520
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.2]	H1	3.3553	3.3619	3.3518
	H2	3.3509	3.3630	3.3653
	H3	3.3604	3.3501	3.3613
N=[0,0.3]	H1	3.3613	3.3506	3.3649
	H2	3.3618	3.3556	3.3516
	H3	3.3500	3.3615	3.3616
M=[0,0.4]	H1	3.3612	3.3719	3.3576
	H2	3.3607	3.3670	3.3709
	H3	3.3725	3.3610	3.3610
N=[0,0.41]	H1	3.3614	3.3507	3.3576
	H2	3.3618	3.3556	3.3710
	H3	3.3500	3.3615	3.3610
N=[0,0.5]	H1	3.3613	3.3557	3.3710
	H2	3.3608	3.3507	3.3577
	H3	3.3725	3.3617	3.3614

서의 LSE는 $3.3609 e^{+004}$ 이므로 H_3 에서, S_3 에서의 LSE는 $3.3515 e^{+004}$ 이므로 H_1 에서 분류가 된다. 계속해서 분산을 변화시켜 LSE를 구하여 영상 분류가 되는 것을 알 수 있다. 그러나, $N(0, 0.41)$ 인 경우 S_1 에서의 LSE는 $3.3500 e^{+004}$ 이므로 H_3 에서 분류가 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 분류가 되므로, S_2 와 S_3 은 H_1 에 중복되어 매칭이 되므로 $N(0, 0.41)$ 에서는 영상 분류가 되지 않았고, 그 이상에 대하여는 분류가 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, S_1 에서의 LSE는 $3.3617 e^{+004}$ 이므로 H_3 에서, S_2 에서의 LSE는 $3.3602 e^{+004}$ 이므로 H_2 에서, S_3 에서의 LSE는 $3.3569 e^{+004}$ 이므로 H_1 에서 분류가 된다. 표 1과 동일한 방법으로 LSE를 구하여 영상 분류를 알 수 있다. 그러나, $N(0, 0.54)$ 인 경우 S_1 에서의 LSE는 $3.3608 e^{+004}$ 이므로 H_2 에서 분류가 되나, S_2 에서의 LSE는 $3.3610 e^{+004}$ 이므로 H_3 에서, S_3 에서의 LSE는 $3.3517 e^{+004}$ 이므로 H_2 에서 분류가 되므로, S_1 과 S_3 은

표 2 ICA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용

잡 음	LSE (e+004)			
	OR ICA	S1	S2	S3
N=[0,0]	H1	3.3716	3.3606	3.3569
	H2	3.3675	3.3602	3.3705
	H3	3.3617	3.3725	3.3611
N=[0,0.1]	H1	3.3509	3.3619	3.3656
	H2	3.3550	3.3623	3.3520
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.2]	H1	3.3510	3.3620	3.3657
	H2	3.3551	3.3624	3.3520
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.3]	H1	3.3553	3.3619	3.3518
	H2	3.3509	3.3630	3.3653
	H3	3.3604	3.3501	3.3613
M=[0,0.4]	H1	3.3510	3.3620	3.3658
	H2	3.3551	3.3624	3.3521
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.5]	H1	3.3511	3.3621	3.3658
	H2	3.3552	3.3625	3.3521
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.51]	H1	3.3553	3.3619	3.3518
	H2	3.3509	3.3630	3.3653
	H3	3.3604	3.3501	3.3613
N=[0,0.52]	H1	3.3511	3.3620	3.3658
	H2	3.3551	3.3624	3.3521
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.53]	H1	3.3672	3.3606	3.3518
	H2	3.3716	3.3596	3.3653
	H3	3.3621	3.3724	3.3613
M=[0,0.54]	H1	3.3613	3.3719	3.3651
	H2	3.3608	3.3670	3.3517
	H3	3.3725	3.3610	3.3616
N=[0,0.6]	H1	3.3554	3.3607	3.3518
	H2	3.3510	3.3596	3.3654
	H3	3.3604	3.3724	3.3613

표 3 정규화 전처리를 통한 ICA에서 잡음에 따른 영상 분류의 허용

잡 음	LSE (e+004)			
	OR ICA	S1	S2	S3
N=[0,0]	H1	3.3510	3.3619	3.3657
	H2	3.3550	3.3623	3.3520
	H3	3.3609	3.3500	3.3614
N=[0,0.1]	H1	3.3553	3.3619	3.3518
	H2	3.3509	3.3630	3.3653
	H3	3.3604	3.3501	3.3613
N=[0,0.2]	H1	3.3510	3.3620	3.3657
	H2	3.3551	3.3624	3.3520
	H3	3.3609	3.3501	3.3615
N=[0,0.3]	H1	3.3672	3.3606	3.3518
	H2	3.3716	3.3596	3.3653
	H3	3.3621	3.3725	3.3613
M=[0,0.4]	H1	3.3554	3.3620	3.3518
	H2	3.3510	3.3630	3.3654
	H3	3.3605	3.3501	3.3613
N=[0,0.5]	H1	3.3612	3.3668	3.3515
	H2	3.3607	3.3719	3.3649
	H3	3.3725	3.3609	3.3612
N=[0,0.6]	H1	3.3613	3.3506	3.3649
	H2	3.3618	3.3556	3.3515
	H3	3.3500	3.3615	3.3616
N=[0,0.7]	H1	3.3612	3.3719	3.3576
	H2	3.3608	3.3670	3.3710
	H3	3.3725	3.3611	3.3610
N=[0,0.75]	H1	3.3554	3.3518	3.3621
	H2	3.3510	3.3654	3.3629
	H3	3.3605	3.3611	3.3501
M=[0,0.76]	H1	3.3553	3.3606	3.3517
	H2	3.3509	3.3595	3.3653
	H3	3.3604	3.3724	3.3612
N=[0,0.8]	H1	3.3612	3.3719	3.3650
	H2	3.3608	3.3670	3.3516
	H3	3.3725	3.3611	3.3616

H₂에 중복되어 매칭이 되므로 N(0, 0.54)에서는 영상 분류가 되지 않았고, 그 이상에 대하여는 분류가 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 나타났고, 원 영상 신호간에 상관행렬의 결합이 클수록 잡음에 대한 강인성은 크게 나타내었다. 표 3은 N(0, 0)일 때, S₁에서의 LSE는 $3.3510 e^{+004}$ 이므로 H₁에서, S₂에서의 LSE는 $3.3500 e^{+004}$ 이므로 H₃에서, S₃에서의 LSE는 $3.3520 e^{+004}$ 이므로 H₂에서 분류가 된다. 앞에서의 동일한 방법으로 LSE를 구하여 영상 분류를 알 수 있다. 그러나, N(0, 0.76)인 경우 S₁에서의 LSE는 $3.3509 e^{+004}$ 이므로 H₂에서 분류가 되나, S₂에서의 LSE는 $3.3595 e^{+004}$ 이므로 H₂에서, S₃에서의 LSE는 $3.3517 e^{+004}$ 이므로 H₁에서 분류가 되므로, S₁과 S₂는 H₂에 중복되어 매칭이 되므로 N(0, 0.76)에서는 영상 분류가 되지 않았고, 그 이상에 대하여는 분류가 되지 않았다(표 3 참조). 따라서 잡음에 대한 모의 실험 결과 N(0, 0.75)에서 볼 수 있다. 정규화 전처리 방법을 적용하였을 때 잡음에 대한 강인성은 전처리 없는 PCA 및 ICA에 비해 더 좋은 분류 특성을 지니고 있음을 모의 실험을 통해 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서 정규화와 독립성분해석, 혼합한 영상 분류 방법을 제안하였다. ICA를 이용한 영상 분류 방법은 PCA에서 보다 더 잡음에 강인한 성질을 내포하고 있는데, 이는 PCA보다 ICA가 영상 정보의 상호 관계를 더 약화시키는 작용을 하기 때문이다. 이러한 특성은 모의 실험을 통해 확인되었다. 이 방법을 더 개선시키는 방법으로 정규화 전처리를 적용하였다. 잡음에 대한 강인성은 전처리 없는 PCA 및 ICA에 비해 더 좋은 분류 특성을 지니고 있음을 모의 실험을 통해 확인할 수 있었다. 원영상 신호간에 상관행렬의 결합이 클수록 잡음 허용은 크게 나타나는 것으로 확인되었다. 본 논문에서 모의 실험으로 사용한 영상은 상관행렬의 결합이 크므로 잡음 허용은 크게 나타났다. 원영상에 상관행렬을 크게 할 수 있다면 영상 분류의 허용을 크게 할 수 있으므로 영상인식, 통신위성, 의학 신호처리 등 응용이 예기되기 때문에 앞으로 이 문제에 대한 지속적인 연구가 필요하다.

참고 문헌

[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] Delfosse, N. and Loubaton, P., Adaptive blind separation of independent sources : a deflation approach., *Signal Processing*, Vol. 45, pp.59-83, 1995.
 [5] Hyvarinen, A. and Oja., E., A fast fixed-point algorithm for independent component analysis, *Neural Computation*, Vol. 9, No. 7, pp.1483-1492, 1997.
 [6] Parkkinen, J., Jaaskelainen, T., Color Representation Using Statistical Pattern Recognition, *Applied Optics*, Vol. 26, No. 19, pp.4240-4245, 1987.



홍 준 식

1986년 명지대학교 전기공학과 학사. 1993년 연세대학교 전기공학과 석사. 1999년 충북대학교 전기공학과 박사과정 수료. 1989년 ~ 현재 (주)동원 감사. 관심 분야는 영상처리, 신호처리, 패턴인식



유 정 응

1965년 한양대학교 전기공학과 학사. 1976년 단국대학교 전기공학과 석사. 1987년 단국대학교 전기공학과 박사. 1979년 ~ 현재 충북대학교 전기공학과 교수. 관심 분야는 영상처리, 신호처리, 패턴인식