

論文97-34C-1-7

선택적 SOFM 학습방법을 사용한 비선형 형상왜곡 영상의 복원 (Nonlinear Shape Restoration Based on Selective Learning SOFM Approach)

韓 東 勳 * , 成 孝 慶 * , 崔 興 文 *

(Dong-Hoon Han, Hyo-Kyung Sung, and Heung-Moon Choi)

요 약

본 논문에서는 선택적 학습을 행하도록 SOFM을 구현하고 왜곡 모델의 존재여부에 관계없는, 실질적인 비선형 형상 왜곡 복원방법을 제안하였다. 정확한 왜곡정보를 추출하기 위하여 형상 왜곡정보에 이상적으로 학습된 상태와 현재의 학습 상태와의 차이를 나타내는 불일치지수(disparity index)를 정의하고, 이에 따라 선택적으로 학습되도록 SOFM을 구현하였다. 이러한 학습체계를 사용하여 형상왜곡된 영상으로부터 효과적으로 왜곡 정보를 추출할 수 있을 뿐만 아니라, 역변환과 같은 별도의 처리없이 왜곡영상과 원영상간의 사상관계를 쉽게 유추할 수 있도록 하였다. 왜곡모델이 존재하는 영상과 그렇지 않은 여러 가지 영상에 대하여 시뮬레이션한 결과, 제안된 방법이 비선형 형상왜곡에 대한 복원에 효과적임을 확인할 수 있었다.

Abstract

By using a selective learnable self-organizing feature map(SOFM) a more practical and generalized method is proposed in which the effective nonlinear shape restoration is possible regardless of the existence of the distortion models. Nonlinear mapping relation is extracted from the distorted image by using the proposed selective learning SOFM which has the special property of effectively creating spatially organized internal representations and nonlinear relations of various input signals. For the exact extraction of the mapping relations between the distorted image and the original one, we define a disparity index as a proximal measure of the present state to the final ideally trained state of the SOFM, and we used this index to adjust the training of the mapping relations. And Coons surfaces are used to get the detailed mapping relations from the weights of the SOFM. Simulations are conducted on various kinds of distorted images with or without distortion models, and the results show that the proposed method is very efficient and practical in nonlinear shape restorations.

I. 서 론

최근 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 등과 같은 영상처리 관련 분야에서는 목적인 결과를 위한 본 처리에 앞서 전처리(early processing)로서 입력된 영상의 왜곡을 복원하는 방법에 관한 연구들이 활발히 진행되고 있다

[1-6]. 일반적으로 영상에서 발생할 수 있는 왜곡은 대부분 영상 획득장치의 내부 왜곡원과 영상을 획득하는 환경의 변화에 따라 비선형적으로 다양하게 발생할 수 있으며, 이들 왜곡은 영상처리 과정 및 그 결과에 큰 영향을 미친다. 이러한 비선형 왜곡에 대한 보정을 위하여 Weng^[1] 및 Nomura^[2] 등은 카메라 보정의 일환으로 렌즈에 의한 왜곡을 보정하였으며, Murase 등^[3]은 움직이는 물체로부터 왜곡정보를 추출하고 이를 이용하여 비선형 왜곡을 보정하였다. 이러한 연구들에서 왜곡영상에 대한 복원은 변환(왜곡)함수를 찾는

* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering, Kyung-pook National University)

接受日:1996年3月5日, 수정완료일:1997年1月14日

과정으로 이루어진다. 그러나 비선형 왜곡된 영상의 경우 그 변환함수가 불분명하거나, 찾기 어려운 경우가 대부분이므로 결국 변환함수에 근사한 함수를 찾는 것으로 귀결된다. Tang 등¹⁴⁻⁶¹은 이러한 단점을 개선하기 위하여 왜곡된 정도를 일반화시키는 왜곡 모델들을 만들고, 이를 이용하여 왜곡영상과 보정영상간의 사상관계를 유지하는 방법으로 일반적인 왜곡을 보정하는 알고리즘을 제시하였다. 그러나, 이 방법에서는 왜곡 영상에 대한 왜곡 모델을 사전에 알고 있어야 한다. 따라서 보정에 필요한 인자 선택이 쉬울 뿐 아니라, 왜곡 모델에 대한 사전 지식 없이도 비선형적으로 형상 왜곡된 영상을 복원할 수 있는 알고리즘에 관한 연구가 필요하다.

본 논문에서는 선택적인 학습이 가능하도록 SOFM을 구현하고, 이를 이용하여 왜곡 모델의 존재여부와 관계없이 비선형 형상 왜곡을 보정할 수 있는 효과적인 알고리즘을 제안하였다. 학습 초기에는 영상에서 획득이 용이한 최외각 사각 경계의 왜곡 형태를 기존의 SOFM에 학습시킴으로써 대략적인 왜곡 정보를 추출하였으며, 반복횟수(iteration number)가 증가함에 따른 SOFM의 학습저하 및 입력 화소의 이산적인 성질로 인한 오차 극복을 위해 본 논문에서는 이상적인 학습상태에 대한 현재 학습 상태의 근접정도를 나타낼 수 있는 불일치 지수를 정의하고 이를 SOFM의 선택적 미세학습에 이용하였다. 이와 같이 추출된 왜곡 정보와 함께 표면묘사에 이용되고 있는 Coons surface의 내삽(interpolation)을 이용하여 왜곡 영상과 보정 영상과의 사상관계를 유추하고 보정하였다. 제안한 알고리즘을 이용하여 왜곡모델이 있거나 왜곡모델이 없는 여러 가지 비선형적으로 형상 왜곡된 영상에 대하여 보정 실험하고, 그 보정 정도를 기존의 연구들과 비교 검토하였다.

II. 비선형 형상 왜곡 보정 알고리즘의 제안

제안한 알고리즘의 전체구조는 그림 1에서와 같이 크게 3 단계로 구성된다.

1. 전처리

제안한 알고리즘에서는 먼저 물체와 배경의 분리에 효과적인 m_mode 임계치 기법¹⁸¹을 이용하여 입력 왜곡 영상에 대한 이진화 및 체인코드를 사용한 영상처

리 알고리즘을 적용하여 왜곡 사각 경계 및 네 꼭지점을 검출하였다.

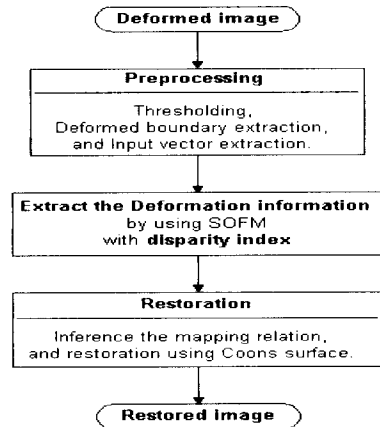


그림 1. 제안한 왜곡보정 알고리즘의 흐름도

Fig. 1. Flow chart of the proposed restoration algorithm.

2. SOFM을 이용한 왜곡정보 추출

SOFM은 경쟁 학습(competitive learning)을 근간으로 하는 대표적인 비교사 학습(unsupervised learning) 신경회로망 모델로서, 비선형적으로 형상 왜곡된 영상의 복원과 같이 입력되는 벡터들의 내부적인 변동(variation)이 있는 형상 복구 문제에 SOFM을 적용할 경우 근사적인 해답만 얻을 수 있다. 왜냐하면, 입력 영상의 왜곡이 심할 경우에는 SOFM의 위상보전(topology-preserving) 성질 때문에 왜곡 정보 추출에 유리한 뉴런들이 경쟁학습에서 승리하지 못하고, 그 이웃하는 뉴런중 하나가 승리하므로 최적의 왜곡정보를 추출할 수 없다.

따라서 본 논문에서는 이러한 SOFM의 성질을 왜곡된 형상정보의 추출에 적합하도록 개선하기 위하여 SOFM의 이상적인 학습상태-왜곡 영상과 복원 영상사이의 최적 사상관계를 SOFM의 연결세기에 반영한 상태에 대한 현재 학습상태의 근접정도를 나타내는 불일치 지수(disparity index: D)를 정의하고, 이를 특징지도(feature map)의 세밀한 위상학적 정렬에 사용하였다. 즉, 연결세기가 국부적으로 정렬(local ordering)되는 기존의 SOFM에서 전역적인 정렬이 가능하도록 불일치 지수를 이용하여 미세학습함으로써 왜곡된 형상정보가 SOFM이 형성하는 특징지도에 효과적으로 반영될 수 있도록 하였다.

특징지도의 i 행 j 열의 승리한 뉴런 j 까지의 국부적

인 연결세기간 거리의 합과 현재 형성된 특징 map의 전역적인 연결세기간 거리의 총합을 각각 다음과 같이 정의할 때,

$$\sum_{k=0}^{j-1} \| W_{ik}(t) - W_{ik+1}(t) \| \quad (1)$$

$$\sum_{k=0}^{N-1} \| W_{ik}(t) - W_{ik+1}(t) \| \quad (2)$$

현재의 학습 상태와 왜곡된 형상 정보가 SOFM의 연결세기에 완전히 반영된 이상적인 학습상태와의 근접 정도를 나타내는 불일치 지수 D를 다음과 같이 정의하였다.

$$D = D_{ij} = \left| \frac{\sum_{k=0}^{j-1} \| W_{ik}(t) - W_{ik+1}(t) \|}{\sum_{k=0}^{N-1} \| W_{ik}(t) - W_{ik+1}(t) \|} - \frac{j}{N} \right| \quad (3)$$

여기서, N은 특징지도상의 모든 뉴런들이 완벽하게 정렬되어 형상 왜곡 정보가 연결세기에 모두 반영되었을 때 전역적인 연결세기간 거리의 총합을 의미하며, j는 뉴런이 완벽하게 정렬되었을 때 현재 승리한 뉴런까지의 국부적인 연결세기간 거리의 합을 나타내므로 수식 (3)의 두 번째항인 j/N 은 이상적으로 학습된 상태를 나타낸다. 학습이 진행됨에 따라 학습범위(neighborhood) $N_c(t)$ 및 승리 뉴런의 학습율 $\alpha(t)$ 를 감소시키고 동시에 정의한 불일치 지수의 증감을 학습에 반영하여 국부적인 정렬을 유지하면서 형상 왜곡정보를 연결세기간 거리에 반영할 수 있다. 제안된 방법을 이용하여 왜곡된 형상정보가 SOFM의 연결세기에 반영되는 개념도는 그림 2(a)에 도시한 바와 같이 입력영상에서의 왜곡경계가 입력공간(input space)을 그리고 경쟁학습을 하는 뉴런공간(neuron space)으로 구성된다.

그림 2(b)에 나타낸 바와 같이 입력이 뉴런 i에 더 가까워 기존의 SOFM 학습을 행한다면 뉴런 i가 계속 학습되고 뉴런 j는 학습되지 않는다. 그러나 불일치 지수를 이용할 경우 뉴런 i에 비하여 왜곡 정보 추출에 유리한 뉴런 j가 승리하여 입력이 뉴런 j쪽으로 학습된다.

형상 왜곡 보정을 위한 제안된 SOFM학습 과정을 요약하여 그림 3과 4에 도시하였다.

3. 왜곡정도 유추 및 복구

불일치 지수를 이용하여 학습된 SOFM의 특징지도

(가중치 공간)에서 추출된 왜곡 정보와 Coons surface를 이용하여 왜곡 정도를 유추함으로써 입력 왜곡 영상과 보정 영상과의 사상관계를 구하고, 왜곡영상으로부터 보정 영상을 구한다.

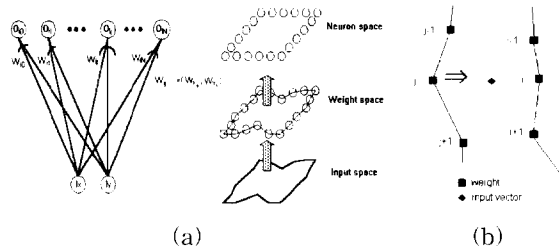


그림 2. (a) 왜곡 정보 추출 개념도, (b)불일치지수에 의한 가중치변경

Fig. 2. (a) Concept to extract the distortion information, (b) effect of disparity index on weight space.

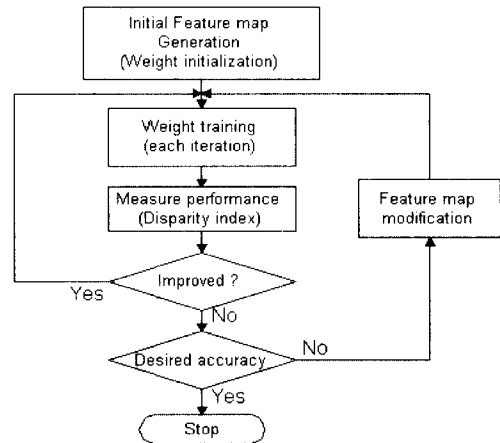


그림 3. 전체 학습 체계

Fig. 3. Overall Learning Scheme.

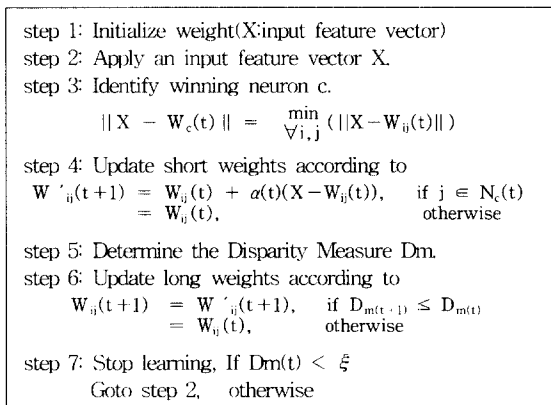


그림 4. 제안한 SOFM학습 알고리즘

Fig. 4. The Proposed Learning algorithm for SOFM.

III. 시뮬레이션 결과 및 고찰

제안한 왜곡정보 추출 알고리즘의 타당성을 확인하기 위해 Lena, Girl 및 Face 영상에 대하여 Tang이 제시한 bilinear, biquadratic, bicubic 변환 등 왜곡 모델을 이용하여 형상 왜곡시킨 영상 및 Tang 등의 왜곡 모델로는 표현이 어려운 비선형 형상 왜곡 영상에 대하여 제안된 방법에 의거 시뮬레이션하고, 보정 영상과 원 영상간의 근사도를 계산하였다.

입력 왜곡 영상의 네 정점을 추출하는 전처리 단계를 거친 후, 추출된 입력들로 부터 각 변당 화소수와 같은 256개의 뉴런들로 구성된 SOFM에 제안된 왜곡 추출알고리즘을 적용하였다. 이 때 불일치 지수는 계단 함수를 이용하여 불일치 지수가 0보다 크면 가중치 공간을 변경하고 그렇지 않으면 학습을 종료하였다. 제안된 방법과 기존의 SOFM 학습 방법과의 차이를 알아보기 위하여 정의한 불일치 지수의 변화를 그림 5에 도시하였으며, 더 이상 학습이 포화되는 반복 학습 횟수 약 9000회에서 제안된 방법과 기존의 SOFM 학습의 정렬정도를 그림 6에 도시하였다.

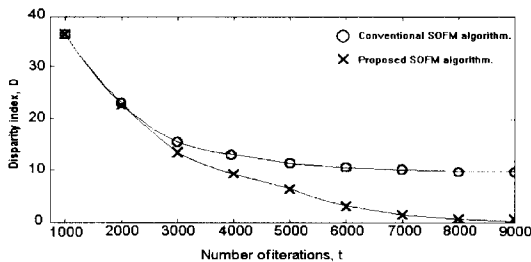


그림 5. 반복 횟수에 따른 불일치 지수의 변화
Fig. 5. Difference variation from ideally trained weights to current trained weight according to iteration number.

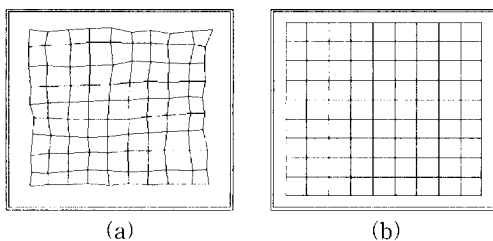


그림 6. (a) 기존의 SOFM 학습방법을 이용할 때의 가중치 공간 (b) 제안된 학습을 이용할 때의 가중치 공간
Fig. 6. The ordered weight space (a) using the conventional SOFM and (b) using the proposed one.

그림에서 알 수 있는 바와 같이 기존의 SOFM 알고리즘을 적용하여 형상 왜곡 정보를 추출할 경우 학습이 진행됨에 따라 국부적 정렬과 불일치 지수의 변화가 포화되어 연결세기에 형상 왜곡정보를 효과적으로 학습에 반영하지 못하는 반면, 제안된 학습 알고리즘에서는 불일치 지수가 감소함에 따라 연결세기가 국부적 및 전역적으로 정렬되어 형상 왜곡정보를 효과적으로 SOFM의 특징지도에 반영할 수 있음을 확인하였다.

제안된 형상 왜곡 추출 알고리즘에 의한 보정 정도를 확인하기 위하여, 영상을 Tang 등이 제시한 왜곡 모델인 bicubic, bilinear, biquadratic 변환을 적용하여 왜곡 시킨 후 보정하였으며, M 및 N을 복원된 영상의 가로 및 세로 크기라고 할 때 보정된 영상의 원 영상에 대한 근사정도를 알아보기 위하여 원 영상과 보정 영상간의 근사도(similarity)를 다음과 같이 정의하였다.

$$\text{Absolute - mean - error} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N |h(i,j) - g(i,j)|$$

$$S_g = \left[1 - \frac{\text{absolute - mean - error}}{\text{peak to - peak of image}} \right] \times 100 \quad [\%] \quad (4)$$

여기서, $h(i,j)$ 및 $g(i,j)$ 는 각각 왜곡이 없는 원 영상과 복구된 영상을 의미한다.

Tang의 왜곡 모델로 왜곡시킨 영상에 대한 실험 결과를 근사도 S_g 측면에서 Tang 등의 방법과 제안된 방법을 비교하면 표 1과 같다.

표에서 Tang의 결과는 영상에 적용한 왜곡 모델을 그대로 역변환한 결과로서 보정시 얻을 수 있는 최적의 결과이며, 이를 보정의 기준으로 이용할 수 있다.

표 1. 보정 결과에 대한 근사도 S_g 와 PSNR.

Table 1. Similarity S_g [%] and PSNR [dB] as restored results.

Image	Tang's Method		SOM based Method		Proposed Method	
	S_g	PSNR	S_g	PSNR	S_g	PSNR
Lena(Bilinear)	97.5	31.8	96.3	28.4	97.4	31.1
Girl(Biquadratic)	98.9	33.2	94.5	27.5	96.6	28.5

따라서 제안된 보정 알고리즘을 이용하여 형상 왜곡된 영상을 보정하여 보면 Tang의 결과보다는 S_g 로 약 2.3 [%] 정도 낮으며, SOFM을 이용한 방법보다

는 약 2.1 [%] 정도 높게 나타난다. Tang이 제시한 왜곡 모델이외의 정확하게 왜곡모델로는 정의하기 어려운 형상 왜곡에 대한 제안된 방법의 보정성능을 알아보기 위하여 원 영상을 임의의 형태로 왜곡하여 실험하였으며, 그 결과는 그림 6과 같다. 실험결과 96.7%의 근사도를 나타내었다. 따라서 제안된 방법은 기존의 왜곡모델로는 정의하기 어려운 형상 왜곡에 대해서도 효과적으로 보정함을 알 수 있다.

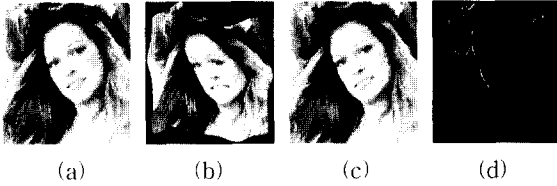


그림 7. 임의의 형상 왜곡영상에 대한 보정, (a)원영상 (b)왜곡영상 (c)보정영상 (d)오차영상

Fig. 7. Restoration from an arbitrarily distorted image. (a) original image, (b) distorted image, (c) restored image, and (d) error image.

실제 생활에 응용되고 있는 금전 인식 시스템 등에서는 일반적으로 왜곡된 지폐에 대한 처리가 미흡하다. 이러한 왜곡된 실영상에 대한 처리성능을 알아보기 위하여 꾸겨진 지폐영상에 대하여 제안된 방법을 적용하고 그 결과를 그림 8에 나타내었다.

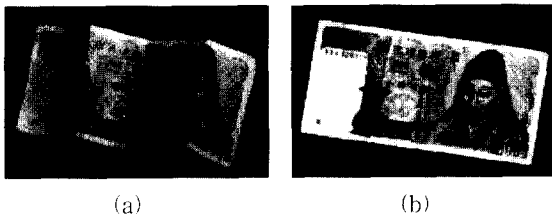


그림 8. 실영상에 대한 왜곡 보정 (a) 왜곡된 지폐 영상 (b)보정영상

Fig. 8. Restoration from a real image. distorted money image (a), and its restored image(b).

왜곡된 지폐 영상에 대한 실험 결과는 왜곡 모델에 있는 경우의 실험 결과인 표 1 및 그림 9에서 보인 임의의 왜곡모델에 대한 실험결과로 부터 복원 성능이 약 28 dB 이상으로 예상되므로 현재 많이 연구되고 있는 금전 인식 시스템의 전처리 부분으로 응용할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 선택적인 학습이 가능하도록 SOFM을 구현하고 이를 이용하여 왜곡 모델의 존재여부에 관계없이 비선형 형상왜곡에 적용할수 있는 보다 실제적인 복원 방법을 제안하였다. 보다 정확한 왜곡정보를 추출을 위하여 불일치지수를 정의하고 이에 따라 선택적으로 학습할 수 있는 SOFM을 구현하였다. 이러한 학습체계는 형상왜곡된 영상으로부터 효과적으로 왜곡 정보를 추출할 수 있을 뿐만 아니라, 역변환과 같은 별도의 처리없이 왜곡영상과 원영상간의 사상관계를 쉽게 유추할 수 있게 한다.

원 영상과 왜곡 모델간의 사상관계에 관심이 있는 Tang 등에 의해 제시된 왜곡 모델들을 이용하여 왜곡시킨 영상에 대하여 실험한 결과 Tang의 방법을 이용한 경우보다는 근사도가 약 2.3% 정도 낮으며, 기존의 SOFM 학습체계를 이용한 경우보다는 약 2.1% 정도 높게 나타났다. 뿐만 아니라 Tang의 왜곡 모델로는 정의하기 어려운 비선형 왜곡 영상에 대한 시뮬레이션 결과, 96.7%의 근사도를 보였으며, 실생활에서 많이 접할 수 있는 왜곡된 지폐 영상에 대하여 실험하여 본 결과 제안한 형상왜곡 보정방법이 왜곡 모델없이 왜곡된 형상을 복원하는데 효과적임을 확인할 수 있었다. 제안된 왜곡 정보 추출 알고리즘은 자동 검증 및 인식 시스템(automated inspection/recognition system) 등 과 같이 형상 왜곡이 자주 발생하는 시스템에 이용할 경우 그 처리 성능을 보다 더 높일 수 있을 것으로 본다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Y. Tang and C. Y. Suen, "Image transformation approach to nonlinear shape restoration," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 1, pp. 155-172, Jan. 1993.
- [2] A. Tshofer and H. Haken, "A new approach to recognition of deformed pattern," *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 12, pp. 1697-1705, Dec. 1994.
- [3] S. W. Lee and E. S. Kim, "Shape restoration of nonlinear distorted images," *12th International Conference on Pattern Recognition*,

vol. 3, pp. 208-210, Oct. 1994.

[4] A. R. Forrest, "On Coons and other methods for the representation of curved surfaces," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 1, pp. 341-359, Jan. 1972.

[5] T. Kohonen, "The self organizing map," *Proc. of the IEEE*, vol. 78, pp 1464-1480, Sep. 1990.

[6] E. Maillard, J. Gresser, "Reduced risk of Kohonen's feature map non-convergence by an individual size of the neighborhood," *Proc. IEEE ICNN*, vol. 2, pp. 704-707, Jun. 1994.

[7] A. Hamalainen, "A measure of disorder for the self-organizing map," *Proc. IEEE ICNN*, vol. 2, pp 659- 664, Jun. 1994.

[8] P. K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. C. Wong, "A survey of thresholding techniques," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 41, pp. 233-260, Jan., 1988.

저 자 소 개



韓 東 勳(正會員)
 1996년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업. 현재 국방과학 연구소 연구원. 주관심분야는 신호처리, 병렬처리



成 孝 慶(正會員)
 1993년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업. 현재 동 대학원 박사과정재학 중. 주관심분야는 신호처리, 신경회로망, 병렬처리

崔 興 文(正會員) 第 33卷 B編 第 11號 參照
 현재 경북대학교 전자전기공학부 교수