

SOM을 이용한 퍼지 TAM 네트워크 모델

Fuzzy TAM Network Model Using SOM

홍정표* · 황승국**

Jung-Pyo Hong and Seung-Gook Hwang

* 경남대학교 산업공학과 박사과정

** 경남대학교 산업공학과 교수

Department of Industrial Engineering, Kyungnam University

요 약

퍼지 TAM 네트워크는 입력층, 카테고리층, 출력층으로 구성되어 있는 패턴분석의 감독학습방법이다. 그러나 퍼지 TAM 네트워크 모델에서 패턴분석 하고자 하는 대상의 출력층의 목표값을 모르는 경우에는 무감독학습방법이 된다. 이러한 경우에는 무감독학습방법인 SOM을 이용하여 출력층의 목표값을 구하여 대체할 수 있다. 본 논문에서는 SOM의 결과를 퍼지 TAM 네트워크에 적용하고 사례연구를 통하여 그 유용성을 보인다.

Abstract

The fuzzy TAM(Topographical Attentive Mapping) network is a supervised method of pattern analysis which is composed of input layer, category layer, and output layer. But if we don't know the target value of the pattern, the network can not be trained. In this case, the target value can be replaced by a result induced by using an unsupervised neural network as the SOM (Self-organizing Map). In this paper, we apply the results of SOM to fuzzy TAM network and show its usefulness through the case study.

Key words : SOM, Fuzzy TAM Network, Pattern Analysis

1. 서 론

생물학적으로 동기가 되는 신경망 모델에 기반한 TAM 네트워크는 특별히 패턴분석에 효과적인 모델이다[1]. 그 구조는 입력층, 카테고리층, 출력층으로 구성되어 있으며, 입력데이터가 분포의 형태로 입력층에서 입력되면 출력층의 노드수와 관련하여 카테고리층의 노드수가 생성되며, 그 수만큼 퍼지틀이 생성된다. 이것은 출력층의 노드수에 해당하는 패턴을 분류하는 기준이 된다. 입력 및 출력 데이터에 대한 퍼지틀은 TAM 네트워크에서 얻어진다[2-5]. 각 층에서 링크와 노드를 감소하기 위한 3가지의 프루닝룰을 사용하는 TAM 네트워크를 퍼지 TAM 네트워크라고 한다[6]. 퍼지 TAM 네트워크는 기본적으로 TAM 네트워크를 적용하고 있다. TAM 네트워크의 처리과정은 퍼지추론과 동일하기 때문에 이 알고리즘으로부터 속성수, 클래스의 수 및 룰의 수가 조정된 퍼지틀의 획득이 가능하다. 퍼지 TAM 네트워크는 TAM 네트워크의 각 층에 있는 링크와 노드간의 결합을 삭제하는 부분이 추가되어 있는 것이 차이이다.

이러한 퍼지 TAM 네트워크는 감독(supervised)학습방법[7]이며, 알고리즘을 적용하기 위해서는 출력층의 목표값이 반드시 필요하다. 그러나, 퍼지 TAM 네트워크 모델에서 패턴분석하고자 하는 대상의 출력층의 목표값을 모르는

경우에는 무감독(unsupervised)학습방법이 된다. 이러한 경우에는 무감독학습방법인 SOM(Self-organizing Map)[8,9]을 이용하여 구한 값을 출력층의 목표값으로 대체할 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 무감독학습방법인 SOM을 이용한 클러스터링으로 그룹을 분류하고, 이것을 퍼지 TAM 네트워크의 출력층의 데이터로 사용하여 감독학습방법으로 패턴분석을 하고자 한다. 이에 대한 사례연구로서는 한 자동차회사의 4개의 공장에서 동일한 업무를 수행하는 부서원을 대상으로 하여 부서원의 직무만족[10]과 에너지그림[11]의 9가지 유형간의 패턴을 분석하는 것이다. 여기서, 직무만족에 대하여 기존의 분류기준이 없기 때문에 SOM을 이용하여 목표값을 구하고자 한다. 이 때 SOM에 의해 분류된 목표값이 퍼지 TAM 네트워크를 이용한 패턴분석의 결과에 어떤 영향을 주는 지에 대해서도 두 가지의 SOM 결과치를 퍼지 TAM 네트워크에 적용하여 그 유용성을 보이고자 한다.

2. SOM과 퍼지 TAM 네트워크 알고리즘

인간의 대뇌 피질은 생각하고, 말하고, 듣고 그리고 판단하는 기능이 있는데, 각 기능을 맡는 구역이 정해져 있고, 이러한 특징을 ordered feature maps 이라 한다. SOM은 이러한 대뇌피질의 특징을 모방하여 만든 신경망으로, 경쟁학습을 통하여 무감독학습방법을 한다. 학습데이터를 입력하였을 때, SOM의 출력노드 중에서 다른 출력노드들과 비

접수일자 : 2006년 8월 14일

완료일자 : 2006년 10월 10일

본 연구는 2006학년도 경남대학교 학술논문게재연구비 지원으로 이루어졌음.

교해서 가장 강하게 반응하는 노드가 있을 것이며, 그러한 출력노드를 더욱 더 강하게 반응하게끔 반복적으로 학습시킨다.

SOM의 학습 알고리즘은 다음과 같다.

[단계 1] 연결강도를 초기화한다.

N개의 입력으로부터 M개의 출력 뉴런 사이의 연결강도를 작은 값의 임의수로 초기화한다. 초기의 이웃 반경은 모든 뉴런들이 포함될 수 있도록 충분히 크게 잡았다가 점차로 줄어든다.

[단계 2] 새로운 입력벡터를 제시한다.

[단계 3] 입력벡터와 모든 뉴런들 간의 거리를 계산한다. 입력과 출력 뉴런 j 사이의 거리 d_j 는 식(1)과 같이 계산한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (1)$$

여기서, $x_i(t)$ 는 시각 t 에서의 i 번째 입력벡터이고 $w_{ij}(t)$ 는 시각 t 에서의 i 번째 입력벡터와 j 번째 출력 뉴런 사이의 연결강도이다.

[단계 4] 최소 거리에 있는 출력 뉴런을 선택한다.

최소거리 d_j 인 출력 뉴런 j^* 를 선택한다.

[단계 5] 뉴런 j^* 와 그 이웃들의 연결강도를 재조정한다.

뉴런 j^* 와 그 이웃 반경 내의 뉴런들의 연결강도를 다음식에 의해 재조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (2)$$

여기에서 j 는 j^* 의 이웃 반경 내의 뉴런이고 i 는 0에서 N-1까지의 정수 값이다. α 는 0과 1사이의 값을 가지며, 시간이 경과함에 따라 점차 작아진다.

[단계 6] 단계 2로 가서 반복한다.

퍼지 TAM 네트워크의 알고리즘은 다음과 같다.

[단계 1] TAM 네트워크의 출력치 K 를 구한다.

[단계 2] K 가 K^* 와 일치하지 않을 경우, $\rho = \rho + \rho^{(step)}$ 으로 한다. ρ 가 최대치로 된 경우에는 카테고리층의 노드를 1개분 증가시킨다.

[단계 3] $z_{K^*}/z_K \geq OC$ 를 만족하는 경우에는 학습모드로 들어간다.

[단계 4] [단계 1]에서 [단계 3]까지를 반복하고 트레이닝데이터를 이용하여 학습한다.

[단계 5] 학습 후에는 프루닝 모드로 들어간다. 트레이닝 데이터에 대한 i 번째 속성의 정보량 $H(i)$ 를 계산한다.

[단계 6] 다음 식의 i^* 를 선택하고, $I^* = \{i^*\}$ 로 한다.

$$i^* = \{i | \max H(i)\} \quad (3)$$

[단계 7] 평가데이터에 대해서 다음의 조건을 만족하는 경우에 j 번째의 카테고리와 $k \neq k$ 번째의 클래스와의 결합, $i \notin I^*$ 번째의 속성과의 결합을 삭제한다.

$$G_{jk} \geq \eta \quad (4)$$

[단계 8] 평가데이터에 대해서 다음의 조건을 만족하는 경우에 j 번째의 카테고리와 i 및 $i' \notin I^*$ 번째의 속성과의 결합을 삭제한다.

$$\frac{1}{R} \sum_{s=1}^R \chi_{is} < \theta \quad (5)$$

[단계 9] 평가데이터에 대해서 다음의 조건을 만족하는 경우에 K 번째의 클래스와 $k \neq k$ 번째의 클래스와 $j \notin j$ 번째의 카테고리와와의 결합을 삭제한다.

$$\phi_{jk} \geq \xi \quad (6)$$

[단계 10] 전 결합이 삭제된 노드를 삭제한다.

[단계 11] [단계 6]에서 모든 속성이 선택되기까지 [단계 5]에서 [단계 10]까지를 반복한다.

알고리즘이 종료된 후에는 I^* 로부터 각 속성의 중요도가 표현되고, ϕ_{jk} 로부터 각 카테고리의 중요도가 표현되어 불필요한 결합이나 노드가 삭제된 네트워크가 만들어진다.

3. 사례연구

본 논문의 사례연구로서는 한 자동차회사의 4개의 공장에서 동일한 업무를 수행하는 부서원 총 63명을 대상으로 부서원의 직무만족과 사람의 성격을 9가지 유형으로 분류하는 에니어그램의 9가지 유형간의 패턴을 퍼지 TAM 네트워크를 이용하여 분석하였다. 에니어그램의 9가지 유형에 대한 점수를 구하기 위하여 에니어그램심리연구소의 심리역동검사문항을 사용하였다.

에니어그램의 9가지 유형에 대한 문항 조사는 부서원 총 63명을 대상으로 실시하여 63부 전부가 회수되었다. 회수된 것 중에 데이터로 사용하기에는 부적절한 6부를 제외한 57부를 본 논문에서 사용하였다.

표 1은 에니어그램의 9가지 유형에 대한 점수이다. 표 1에서의 기호는 에니어그램에서의 9가지 성격유형을 나타낸다.

Om	: Omniscience	진지, 통찰	성향(5유형)
Fa	: Faith	안진, 신뢰	성향(6유형)
Bl	: Bliss	행복, 기쁨	성향(7유형)
Un	: Uniqueness	독특, 특별	성향(4유형)
Su	: Success	성공, 유능	성향(3유형)

표 1. 데이터
Table 1. Data

번호	Om	Fa	Bl	Un	Su	Lo	Wh	Pe	Po	등급	
										A	B
1	27	33	26	30	27	31	32	29	28	3	3
2	29	40	28	35	33	37	31	29	31	2	1
3	33	34	29	31	31	30	32	28	31	2	2
4	27	34	26	32	36	28	29	27	28	3	2
5	32	37	31	29	26	36	35	37	29	1	1
6	30	28	27	33	35	37	34	30	32	2	2
7	31	37	30	34	34	35	37	34	30	2	1
8	34	37	36	37	30	31	32	32	33	2	1
9	25	31	27	33	31	28	28	29	30	3	3
10	29	29	33	27	31	32	28	31	32	1	2
11	31	38	32	18	35	40	40	29	31	1	2
12	31	30	33	27	40	34	31	33	32	1	2
13	27	33	27	30	32	35	32	34	25	1	2
14	27	25	28	25	32	31	32	30	31	3	3
15	33	32	35	21	24	31	28	33	28	1	2
16	35	35	28	35	34	30	38	36	30	2	1
17	28	35	27	31	35	33	37	31	35	2	2
18	29	27	21	27	27	27	31	26	26	3	3
19	34	31	33	33	35	34	32	32	35	2	1
20	28	28	24	22	32	33	31	27	25	3	3
21	25	33	29	36	31	33	28	35	24	2	1
22	28	32	24	33	36	30	33	25	31	2	2
23	28	33	23	27	26	28	30	28	27	3	3
24	28	30	35	32	38	36	31	28	28	1	2
25	27	32	33	20	34	37	30	29	29	1	2
26	27	33	33	23	34	38	31	30	30	1	2
27	28	35	24	31	36	34	35	31	34	2	2
28	27	35	27	26	33	35	35	25	29	3	2
29	25	33	27	29	24	29	28	29	25	3	3
30	26	27	32	28	33	31	29	32	28	1	2
31	25	31	24	24	32	35	31	23	25	3	3
32	34	32	29	31	35	28	28	26	29	2	2
33	28	31	31	34	29	36	34	27	32	2	1
34	28	27	28	30	29	30	31	29	28	3	3
35	29	30	29	28	26	30	27	31	24	3	3
36	26	30	25	24	28	26	31	28	31	3	3
37	28	34	28	30	32	33	34	29	31	2	2
38	29	33	25	26	30	29	29	27	28	3	3
39	30	30	26	30	31	29	32	26	32	3	3
40	26	33	30	31	31	33	29	32	29	1	2
41	31	32	32	24	34	30	30	33	27	1	2
42	31	29	31	34	34	35	33	29	34	2	1
43	26	31	28	25	32	35	35	28	31	1	2
44	30	35	33	31	33	38	34	33	32	2	1
45	23	36	33	34	32	35	31	33	32	2	1
46	33	34	33	28	27	34	28	36	31	1	1
47	31	37	34	39	27	34	37	30	32	2	1
48	23	29	29	27	31	31	31	28	27	3	3
49	26	32	25	27	30	27	35	28	33	3	3
50	30	34	26	28	32	33	31	30	32	1	2
51	30	28	24	22	29	31	28	26	32	3	3
52	31	35	30	34	32	35	33	35	31	2	1
53	23	32	27	25	30	32	27	26	28	3	3
54	28	31	27	25	28	28	30	24	28	3	3
55	24	31	25	26	29	35	29	24	27	3	3
56	28	33	28	25	23	27	30	31	25	3	3
57	25	28	25	30	27	26	30	28	26	3	3

Lo : Love 사랑, 도움 성향(2유형)
 Wh : Wholeness 완전, 무결 성향(1유형)
 Pe : Peace 평화, 조화 성향(9유형)
 Po : Power 힘, 영향력 성향(8유형)

표 1에서 퍼지 TAM 네트워크의 출력에 해당하는 등급은 직무만족에 대한 기준이 없다는 가정하에서 에너지그래프의 9가지 유형의 점수를 이용하여 SOM으로 직무만족에 대한 클러스터링을 하였다.

등급 A는 클러스터의 수가 3 일 때 반복수가 200인 경우이고, 등급 B는 클러스터의 수가 3일 때 반복수가 250인 경우이다. 반복수를 변화시켜가면서 SOM의 총거리합계가 최소에 해당하는 분류결과와 비교를 위해서 조금 많은 경우의 분류결과를 사용하였다.

이들에 대한 자료는 표 2에 정리하였다. 표 2에서 반복수가 200인 경우가 총거리합계가 최소임을 알 수 있다.

표 2. SOM의 결과
Table 2. Results of SOM

반복수	클러스터중심사이의 평균거리	클러스터중심사이의 거리합계
200	0.1606	2.6187
250	0.1793	2.6705

표 1을 퍼지 TAM 네트워크의 알고리즘에 적용하기 위하여 트레이닝데이터로 짝수 번호를 채킹데이터로 홀수 번호를 사용하였다.

이상의 트레이닝데이터와 채킹데이터를 이용하여 퍼지 TAM 네트워크의 알고리즘을 적용한 결과를 표 3에 나타내었다.

다음은 TAM 네트워크의 알고리즘 적용시에 필요한 변수들의 값은 5가지의 경우에 동일하게 사용하였기에 표 안에 넣지 않고 별도로 표시한 것이다.

```
epoch=10
category init=0
feature elements=9
pruning feature switch = 2
pruning class switch = 2
bji init=0
wji init=0.11
pjk init=0.33
rho init=0
rho step=0.1
rho max=30.0
lambda=0.33
alpha=0.0000001
bj rate=0.01
threshold eta = 0.8
threshold theta = 0.005
threshold xi = 0.8
```

표 3. 퍼지 TAM 네트워크의 결과
Table 3. Results of fuzzy TAM network

OC	SOM반복수 200		SOM반복수 250	
	트레이닝데이터 정답률	체크데이터 정답률	트레이닝데이터 정답률	체크데이터 정답률
0.5	100%	45%	93%	38%
0.6	100%	52%	96%	48%
0.7	100%	52%	100%	48%
0.8	100%	59%	100%	48%
0.9	100%	59%	100%	48%

표 3은 트레이닝데이터로 모델링 할 때 데이터를 shuffling 하지 않은 SOM반복수 200과 SOM반복수 250의 퍼지 TAM 네트워크의 결과를 보여주고 있다. 등급을 퍼지 TAM 네트워크를 적용한 결과 트레이닝데이터를 사용하여 모델링 한 경우와 체크데이터를 사용하여 평가한 경우와 일치하는 정답률이 어느 정도인지를 나타내고 있다. 즉, SOM반복수 200인 경우는 희망 정답률을 나타내는 OC를 변화시켰을 때 트레이닝데이터의 정답률은 전부 100%이고, 체크데이터는 조금씩 상승함을 알 수 있다. 또한, SOM반복수 250인 경우에는 OC가 0.7이상인 경우에 트레이닝데이터의 정답률이 100%이고, 체크데이터는 조금씩 상승하고 있으나 SOM반복수 200인 경우와 비교해서는 4-11% 정도 낮음을 알 수 있다.

표 4. 정보량
Table 4. Information entropy

features		SOM반복수 200		SOM반복수 250	
		H(i)순위	H(i)	H(i)의 순위	H(i)
1	Om	6	0.5772	8	0.5582
2	Fa	9	0.5333	7	0.5670
3	Bl	7	0.5770	9	0.5163
4	Un	3	0.6066	2	0.6002
5	Su	8	0.5690	4	0.5748
6	Lo	4	0.5959	1	0.6083
7	Wh	1	0.6188	5	0.5740
8	Pe	2	0.6072	3	0.5967
9	Po	5	0.5865	6	0.5724

표 5. 프루닝 결과
Table 5. Pruning results

SOM반복수 200		SOM반복수 250	
pruning features	the number of features	pruning features	the number of features
1, 2, 3, 4, 6,7,8,9	9 ⇒ 1	1, 2, 3, 4, 6,7,8,9	9 ⇒ 1
pruning classes	the number of classes	pruning classes	the number of classes
nothing	3 ⇒ 3	nothing	3 ⇒ 3
pruning category	the number of categories after pruning	pruning category	the number of categories after pruning
nothing	6 ⇒ 6	nothing	8 ⇒ 8

표 4는 정보량을 나타내고 있다. 트레이닝데이터를 이용하여 입력층의 각 속성인 입력변수의 중요도를 나타내는 9개 부문에 대한 정보량은 SOM반복수 200인 경우에는 Wh : Wholeness 완전, 무결 성향(1유형)
Pe : Peace 평화, 조화 성향(9유형)
Un : Uniqueness 독특, 특별 성향(4유형)
Lo : Love 사랑, 도움 성향(2유형)
Po : Power 힘, 영향력 성향(8유형)
Om : Omniscience 전지, 통찰 성향(5유형)
Bl : Bliss 행복, 기쁨 성향(7유형)
Su : Success 성공, 유능 성향(3유형)
Fa : Faith 안전, 신뢰 성향(6유형)
순이고, SOM반복수 250인 경우에는 Lo : Love 사랑, 도움 성향(2유형)
Un : Uniqueness 독특, 특별 성향(4유형)
Pe : Peace 평화, 조화 성향(9유형)
Su : Success 성공, 유능 성향(3유형)
Wh : Wholeness 완전, 무결 성향(1유형)
Po : Power 힘, 영향력 성향(8유형)
Fa : Faith 안전, 신뢰 성향(6유형)
Om : Omniscience 전지, 통찰 성향(5유형)
Bl : Bliss 행복, 기쁨 성향(7유형)
순이었다.

표 5는 SOM반복수 200과 SOM반복수 250의 프루닝 결과를 보여주고 있다.

SOM반복수 200에서는 입력층에서 프루닝이 일어났으며, 입력층의 노드수는 1개, 출력층의 노드수는 프루닝 없이 3개, 카테고리층도 프루닝 없이 6개이었다.

SOM반복수 250에서도 프루닝이 일어나 입력층의 노드수는 1개, 출력층의 노드수는 3개, 카테고리층의 노드수는 8개이었다.

표 5에서 출력층의 노드수에 해당하는 패턴을 분류하는 기준이 되며, 카테고리층의 노드수만큼 생성되는 SOM반복수 200의 퍼지룰은 식(7)과 같다.

$$\begin{aligned}
 r_1 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{11} \text{ then } C_1=p_{11}, \dots, C_3=p_{13} \\
 r_2 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{21} \text{ then } C_1=p_{21}, \dots, C_3=p_{23} \\
 &\vdots \\
 r_5 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{51} \text{ then } C_1=p_{51}, \dots, C_3=p_{53} \\
 r_6 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{61} \text{ then } C_1=p_{61}, \dots, C_3=p_{63}
 \end{aligned} \tag{7}$$

SOM반복수 250의 퍼지룰은 식(8)과 같다.

$$\begin{aligned}
 r_1 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{11} \text{ then } C_1=p_{11}, \dots, C_3=p_{13} \\
 r_2 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{21} \text{ then } C_1=p_{21}, \dots, C_3=p_{23} \\
 &\vdots \\
 r_7 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{71} \text{ then } C_1=p_{71}, \dots, C_3=p_{73} \\
 r_8 &: \text{if } f_1 \text{ is } w_{81} \text{ then } C_1=p_{81}, \dots, C_3=p_{83}
 \end{aligned} \tag{8}$$

여기서, f_i 는 입력층의 노드, w_{ji} 는 퍼지집합의 멤버십함수, C_k 는 출력의 클래스, p_{jk} 는 카테고리층의 노드에서 출력 패턴에 대한 가중치, r_j 는 퍼지룰의 번호를 나타낸다.

4. 결 론

본 논문에서는 퍼지 TAM 네트워크를 이용하여 패턴분석을 하고자 할 때 입·출력데이터 중 출력데이터가 없거나 명확하지 않을 때 대체할 수 있는 목표값을 무감독학습방법인 SOM을 이용하여 해결하고자 하는 시도를 행하였다. 또한 SOM의 결정값을 퍼지 TAM 네트워크의 출력데이터로 사용하였을 때 영향을 주는 지에 대해 서로 다른 두 개의 SOM 결정값으로서 퍼지 TAM 네트워크가 어느 정도 패턴을 식별하는 정도인 트레이닝데이터와 체크데이터의 정답률로서 알아보았다.

사례연구는 자동차회사에서 동일한 업무를 수행하는 부서원이 느끼는 직무만족을 출력데이터로 하고, 사람의 성격 유형 분석방법인 에니어그램의 9가지 유형을 입력데이터로 하여 직무만족의 등급과 관련해서 패턴분석을 하고자 할 때, 직무만족의 등급을 모른다면 이것을 입력데이터를 이용하여 SOM으로서 등급, 즉 목표값을 결정하고 이것을 퍼지 TAM 네트워크의 출력데이터로 하여 패턴분석을 행하였다.

SOM의 결정값으로 반복수를 변화시켜가면서 SOM의 총거리합계가 최소에 해당하는 것이 클러스터의 수가 3일 때 반복수가 200인 경우이고, 그 다음이 반복수가 250인 경우 이었다.

SOM반복수 200인 경우는 희망 정답률 OC를 0.5-0.9까지 변화시켰을 때 트레이닝데이터의 정답률은 전부 100%이고, 체크데이터는 조금씩 상승하였고, SOM반복수 250인 경우에는 OC가 0.7이상인 경우에 트레이닝데이터의 정답률이 100%이고, 체크데이터는 조금씩 상승하고 있으나 SOM반복수 200인 경우와 비교해서는 4-11% 정도 낮아 클러스터 센터사이의 거리합계가 최소인 SOM반복수 200의 결정값을 사용한 퍼지 TAM 네트워크의 패턴인식율, 즉 정답률이 높게 나타나 SOM의 결정값이 영향을 미치고 있다는 것으로 그 유용성을 입증하였다.

또한, SOM반복수 200과 SOM반복수 250에 대한 정보량의 계산으로 중요하다고 생각하는 에니어그램 성격유형의 중요도를 파악할 수 있었으며, 프루닝을 통한 후의 퍼지 TAM 네트워크를 통해 직무만족의 3가지 패턴을 분류하는 퍼지률을 각각 획득하였다.

참 고 문 헌

[1] 林 勳, James R. Williamson, "TAM Network의 블루닝手法의提案", *시스템制御情報學會論文誌*, Vol. 17, No. 2, pp. 81-88, 2004.
 [2] 林 勳, "TAM NetworkによるAperture問題の一考察", *第17回ファジィシステムシンポジウム*, 2001.
 [3] I. Hayashi, J.R. Williamson : "Acquisition of Fuzzy Knowledge from Topographic Mixture Networks with Attentional Feedback", *The International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN '01)*, pp.1386-1391, 2001.
 [4] J.R. Williamson : "Self-Organization of Topographic Mixture Networks Using Attentional Feedback", *Neural Computation*, Vol. 13, pp. 563-593, 2001.
 [5] Isao Hayashi, Hiromasa Maeda, "A Formulation of Fuzzy TAM Network with Gabor Type

Receptive Fields", *2003 International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp.620-623, 2003.

[6] 김성은, 황승국, "퍼지 TAM 네트워크를 이용한 건설협력업체 핵심역량모델의 패턴분석", *퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, Vol. 16, No. 1, pp. 86-93, 2006.
 [7] 김성은, *퍼지 TAM 네트워크를 이용한 건설협력업체 핵심역량모델의 패턴분석*, 경남대학교 대학원 박사학위논문, 2006.
 [8] R. Ihaka and R. Gentleman, "R: A language for data analysis and graphics," *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 5, No. 3, pp. 299-314, 1999.
 [9] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, Berlin, 2001.
 [10] 우재현, *교류분석(TA)의 성격요인과 직무만족 및 조직몰입의 관계에 관한 연구*, 국민대학교 대학원 박사학위논문, 1997.
 [11] 우재현, *에니어그램 성격유형검사*, 정암서원, 2002.

저 자 소 개

홍정표(Jung-Pyo Hong)

1984년 : 동아대학교 산업공학 학사
 1996년 : 경남대학교 산업대학원 산업공학 석사
 2000년~현재 : 경남대학교 산업공학과 박사과정



관심분야 : 생산관리, 조직관리
 Phone : +82-32-520-3441
 E-mail : hjp7679@yahoo.co.kr

황승국(Seung-Gook Hwang)

1981년 : 동아대학교 산업공학 학사
 1983년 : 동아대학교 산업공학 석사
 1991년 : 일본 오사카부립대학교 경영공학 박사
 1991년~현재 : 경남대학교 산업공학과 교수



관심분야 : 퍼지모델링 및 평가
 Phone : +82-55-249-2705
 Fax : +82-55-249-2705
 E-mail : hwangsg@kvungnam.ac.kr