

# TAM 네트워크를 이용한 부도 패턴 분석

## An Analysis of Dishonor Pattern Using TAM Network

정순용\* 장완재\*\* 황승국\*\*\*

Jung Soon Yong and Jang Wan Jae and Hwang Seung Gook

\* 경남대학교 산업공학과

\*\* 경남대학교 산업공학과

\*\*\* 경남대학교 테크노경영학부

### 요 약

본 논문에서는 데이터에서 입력층, 카테고리층, 출력층을 형성하고 퍼지룰을 생성해 내는 TAM 네트워크를 이용하여, 부도난 중소기업중에서도 흑자도산기업과 적자도산기업으로 분류하고, 각각에 대한 패턴을 분석하였다.

### Abstract

In this study, by formulating input layer, category later, and output layer from data, and in using TAM(Topographic Attentive Mapping) network that created fuzzy rule, it categorized into companies went bankrupt with finances in the black figures, and in the red figures.

**Key Words :** TAM 네트워크, 부도패턴분석

## 1. 서 론

기업의 부도는 내부적인 요인과 외부적인 요인의 복합적인 작용에 기인하여 발생하고 있다[1,2]. 지금까지 우리나라 기업도산에 관한 연구는 그 역사가 다소 짧고, 연구범위가 협소하여 연구내용이 포괄적이지 못했다. 수천 개의 기업이 도산했고 현재 도산하고 있음에도 불구하고 기업의 도산원인에 대한 실질적인 연구가 미흡한 실정이라고 볼 수 있다. 지금까지 부실기업에 대한 연구는 비교적 재무정보를 구하기 쉬운 상장기업체의 부실화에 관한 연구에 집중[3-8]되었다. 지금까지 부도 기업체에 대한 연구는 기업도산 원인에 관한 연구와 도산의 가능성을 판단하는 도산예측에 관한 연구가 주를 이루고 있다.

기업의 부도는 규모에 관계없이 일어날 수 있지만 중소기업의 부도 수가 많기 때문에 중소기업의 부도에 대한 연구가 절실히 필요한 셈이다. 중소기업에 대한 재무정보는 그 신뢰성이 떨어진다는 이유로 연구를 게을리해온 것이 사실이지만 금융기관을 비롯한 신용평가회사나 투자 자문회사에서는 중소기업의 경영분석에 재무제표를 이용한 각종 비율분석이 많이 활용되고 있다[9]. 실제로 재무제표를 제외하면 중소기업을 판단할 만한 정보가 거의 없는 상황에서 부도난 중소기업의 주요한 재무비율에서 흑자도산기업과 적자도산기업을 분류하는 일정한 룰을 찾고, 그 룰에 의해서 분류된 결과를 참고하여 주어진 데이터의 패턴을 분석하게 되면 부도기업의 패턴을 파악할 수 있게 된다.

따라서, 본 논문에서는 데이터에서 입력층, 카테고리층, 출력층을 형성하고 퍼지룰[10]을 생성해 내는 TAM(Topographic Attentive Mapping) 네트워크[11-14]를 이용하여, 부도난 중소기업 중에서도 흑자도산기업과 적자도산기업으로 분류하고, 각각에 대한 패턴을 분석하고자 한다.

## 2. TAM 네트워크

### 2.1 개요

TAM 네트워크의 구조는 Fig. 1과 같다. TAM 네트워크는 입력층, 카테고리층, 출력층을 형성하고 있으며, 입력데이터가 분포의 형태로 입력층에서 입력되면 출력층의 노드수와 관련하여 카테고리층의 노드수가 생성되며, 그 수 만큼 퍼지룰이 생성된다. 이것은 출력층의 노드수에 해당하는 패턴을 분류하는 기준이 된다.

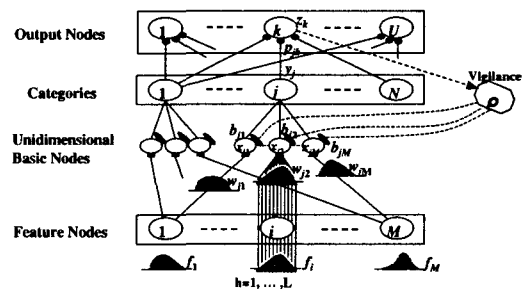


Fig. 1 Structure of TAM Network

TAM 네트워크에 대한 자세한 설명은 다음과 같다. 카테고리층에서는 속성노드  $f_i$  에의 분포데이터  $f_{ih}$  와 학습파라미터  $w_{jih}$  와의 활성화  $x_{ji}$  를 계산하고, 출력층에의 출력  $y_j$  를 구한다.

$$x_{ji} = \frac{\sum_{h=1}^L f_{ih} w_{jih}}{1 + \rho^2 b_{ji}} \quad (1)$$

$$y_j = \prod_{i=1}^M x_{ji} \quad (2)$$

단,  $\rho$ 는 경계(vigilance) 파라미터이고,  $b_{ji}$ 는 억제(inhibitory) 가중치이다.

TAM 네트워크의 출력치  $K$ 는 다음 식에서 구한다.

$$K = \{k \mid \text{MAX } Z_k\} \quad (3)$$

$$Z_k = \sum_{j=1}^N y_j p_{jk} \quad (4)$$

단,  $p_{jk}$ 는 출력노드에서의 카테고리 에 대한 학습파라미터이다.

지금  $K^*$ 를 바른 값이라 하고,  $K$ 가  $K^*$ 와 일치하지 않는 경우에는 선택적 주의를 발동하고, 경계 파라미터  $\rho$ 는 초기치  $\rho = 0$ 에서 상승하고  $b_{ji}$ 와 함께 카테고리의 각 노드의 활성치를 억제한다.  $\rho$ 는  $z_{K^*}/z_K \geq OC$ 의 조건이 만족되는 최대치까지 상승하고, 최대치가 되었을 경우에는 카테고리층의 노드를 1개분 증가시킨다. 여기서  $OC$ 는 평가를 위한 역치이다.

만약  $z_{K^*}/z_K < OC$  이면 반복 (5)

$$(a) \rho = \rho + \rho^{(step)}$$

$$(b) \text{식(1) - (4)}$$

$z_{K^*}/z_K \geq OC$  혹은  $\rho \geq \rho^{(max)}$  일 때 까지

한편,  $z_{K^*}/z_K \geq OC$ 를 만족하는 경우에는 학습모드로 들어간다.

$$y_j^* = \frac{\prod_{i=1}^M x_{ji} \times \sum_{k=1}^U z_k^* p_{jk}}{\sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^M x_{ji} \times \sum_{k=1}^U z_k^* p_{jk}} \quad (6)$$

$$z_k^* = 1 \text{ if } k = K^*; \quad z_k^* = 0 \text{ 기타} \quad (7)$$

각 학습파라미터  $w_{jk}$ ,  $p_{jk}$ ,  $b_{ji}$ 를 다음과 같이 갱신한다.

$$\Delta w_{jh} = \frac{\alpha y_j^* (f_{jh} - w_{jh})}{\alpha \beta (M) + n_j} \quad (8)$$

$$\Delta p_{jk} = \frac{\alpha^2 y_j^* (z_j^* - p_{jk})}{(\alpha + n_j)^2} \quad (9)$$

$$\Delta b_{ji} = b_j^{(rate)} y_j^* (x_{ji} - b_{ji}) \quad (10)$$

$$\Delta n_{ji} = \alpha y_j^* (x_{ji} - b_{ji}) \quad (11)$$

$$\beta(M) = \frac{\lambda^{1/M}}{1 - \lambda^{1/M}}, \quad \lambda \in (0, 1) \quad (12)$$

파라미터의 조정은 네트워크에 데이터가 축자적으로 투입될 때 마다 행해지고, 전학습 데이터를 1 반복으로 하여 반복 횟수분의 학습을 행한다. 학습 후 프르닝모드로 들어간다. 프르닝모드에는 속성데이터  $f_s$ ,  $s = 1, 2, \dots, R$ 과 바른값의 클래스  $K$ 에서 만들어지는  $R$ 개의 전 데이터  $D$ 를 학습용 데이터와 평가용 데이터로 분할한다. 먼저 학습데이터를 이용하여 입력층의 각 속성의 중요도를 다음 식의 정보량  $H(i)$ 에 의하여 계산하고, 값이 큰 속성 순으로 선택한다.

$$H(i) = - \sum_{j=1}^N g_j \sum_{k=1}^U G_{jk} \log_2 G_{jk} \quad (13)$$

$$g_i = \frac{\sum_{s=1}^R x_{jis}}{\sum_{j=1}^N \sum_{s=1}^R x_{jis}} \quad (14)$$

$$G_{jk} = \frac{\sum_{s \in \psi_k} \gamma_{js} \times p_{jk}}{\sum_{s=1}^R \gamma_{js} \times p_{jk}} \quad (15)$$

$$\gamma_{js} = \prod_{i \in I'} x_{jis} \times x_{jis} \quad (16)$$

여기서,  $\psi_k$ 는  $D$ 에서의 클래스  $K$ 를 가지는 데이터의 집합이다. 선택된 속성  $i^*$ 는 다음 식에서 구한다.

$$i^* = \{i \mid \text{MAX } H(i)\} \quad (17)$$

프르닝 모드에서는 다음의 3가지 룰에 근거하여 노드 간의 결합을 삭제한다.

[프르닝 룰 1]

$j$  번째의 카테고리에 있어서  $k$  번째의 클래스와의 사이에서 다음의 조건을 만족한 경우  $j$  번째의 카테고리와의 결합을 삭제한다. 동시에  $j$  번째의 카테고리와  $i^* \notin I'$  번째의 속성과의 결합을 삭제한다. 단,  $\theta$ 는 역치이다.

$$G_{jk} \geq \eta \quad (18)$$

[프르닝 룰 2]

$j$  번째의 카테고리에 있어서 다음의 조건을 만족한 경우,  $j$  번째의 카테고리와  $i$  및  $i^* \notin I'$  번째의 속성과의 결합을 삭제한다. 단  $\theta$ 는 역치이다.

$$\frac{1}{R} \sum_{s=1}^R \gamma_{js} < \theta \quad (19)$$

[프르닝 룰 3]

클래스  $K$ 에 있어서 다음의 조건을 만족한 경우,  $K$  번째의 클래스와  $j' \neq j$  번째의 카테고리와의 결합을 삭제한다.

단,  $T_K = \{s \mid K = K^*, K = \max_k \sum_{j=1}^N j p_{jk}\}$  이고  $\xi$  역치이다.

$$\varphi_{jk} = \frac{\sum_{s \in \Gamma_K} \gamma_{js} < \theta}{\sum_{j=1}^N \sum_{s \in \Gamma_K} \gamma_{js} \times p_{jk}} \geq \xi \quad (20)$$

## 2.2 TAM 네트워크의 알고리즘

TAM 네트워크의 알고리즘을 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.  $\rho$ 가 최대치로 된 경우에는 카테고리층의 노드를 1개분 증가시킨다.

[단계 3] 룰을 만족하는 경우에는 학습모드로 들어간다.

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

[단계 5] 학습 후에는 프르닝 모드로 들어간다. 학습데이터에 대해서는  $i$  번째 속성의 정보량  $H(i)$ 를 계산한다.

[단계 6] 다음 식의  $i^*$ 를 선택하고,  $I^*=(i^*)$ 로 한다.  

$$i^* = \{i \mid \text{MAX} H(i)\} \quad (21)$$

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

$$G_{jk} \geq \eta \quad (22)$$

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

$$1 \sum_{j=1}^R \gamma_{jk} < \theta \quad (23)$$

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

$$\varphi_{jk} \geq \xi \quad (24)$$

[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,  $\varphi_{jk}$ 로부터 각 카테고리의 중요도가 표현되어 불필요한 결합이나 노드가 삭제된 네트워크가 만들어진다. 또, TAM 네트워크의 처리과정은 퍼지추론과 동일하기 때문에 이 알고리즘으로부터 속성수, 클래스의 수 및 룰의 수가 조정된 퍼지룰의 획득이 가능하다.

### 3. TAM 네트워크를 이용한 부도패턴분석

#### 3.1 연구대상

본 논문의 연구대상으로서는 1990년에서 2000년 사이에 부도난 기업 69개사이며, 이 기업들의 재무제표는 H 신용정보회사에서 구한 것으로서 300개의 자료중 재무제표비율을 구할 수 있었던 기업만을 대상으로 하였으며, 이들 기업들은 비 상장기업이다.

#### 3.2 부도기업데이터

부도기업의 재무제표 중 부채비율, 총자산경상이익율, 총자산회전율을 입력데이터로 하고, 이들 기업 중 흑자도산에 해당되는 것은 1, 적자도산에 해당하는 것은 2로 하여 출력데이터로 하였다. 이것을 Table 1에 나타내었다. 부도기업번호 중 TAM 네트워크 적용 시에 홀수 번은 트레이닝 데이터로 짝수 번은 체크 데이터로 사용하였다.

Table 1 Data of Each Dishonor Enterprise

부도기업번호	$D_1$ (부채비율)	$D_2$ (총자산경상이익율)	$D_3$ (총자산회전율)	출력
1	79.03	-5.09	1.33	1
2	83.80	2.40	1.11	1
3	79.37	1.21	1.24	1
4	54.76	7.76	3.94	1
5	44.08	17.90	1.14	1
6	99.31	8.76	0.83	2

#### 3.3 TAM 네트워크의 적용

Table 1의 데이터를 TAM 네트워크에 적용시켰을 때 TAM 네트워크의 구조는 다음의 Fig. 2와 같다.

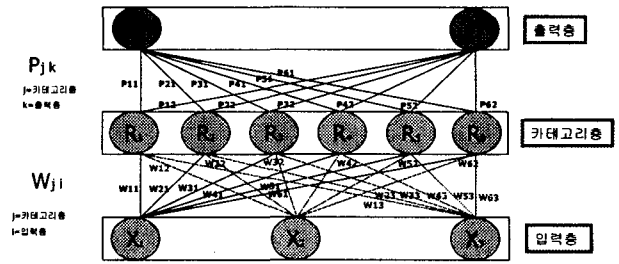


Fig. 2 Structure of TAM Network for Table 1

Fig. 2에서의  $w_{ji}$ 와  $p_{jk}$ 는 각각 Table 2와 Table 3에 나타내었다. Fig. 2의 TAM 네트워크의 구조에서 나올 수 있는 퍼지룰은 6가지로서 Fig. 3과 같다.

- Rule 1) If  $x_1$  is  $w_{11}$  and  $x_2$  is  $w_{12}$  and  $x_3$  is  $w_{13}$  then  $C_1$  is  $p_{11}$  and  $C_2$  is  $p_{12}$
- Rule 2) If  $x_1$  is  $w_{21}$  and  $x_2$  is  $w_{22}$  and  $x_3$  is  $w_{23}$  then  $C_1$  is  $p_{21}$  and  $C_2$  is  $p_{22}$
- Rule 3) If  $x_1$  is  $w_{31}$  and  $x_2$  is  $w_{32}$  and  $x_3$  is  $w_{33}$  then  $C_1$  is  $p_{31}$  and  $C_2$  is  $p_{32}$
- Rule 4) If  $x_1$  is  $w_{41}$  and  $x_2$  is  $w_{42}$  and  $x_3$  is  $w_{43}$  then  $C_1$  is  $p_{41}$  and  $C_2$  is  $p_{42}$
- Rule 5) If  $x_1$  is  $w_{51}$  and  $x_2$  is  $w_{52}$  and  $x_3$  is  $w_{53}$  then  $C_1$  is  $p_{51}$  and  $C_2$  is  $p_{52}$
- Rule 6) If  $x_1$  is  $w_{61}$  and  $x_2$  is  $w_{62}$  and  $x_3$  is  $w_{63}$  then  $C_1$  is  $p_{61}$  and  $C_2$  is  $p_{62}$

Fig. 3 Fuzzy Rules

Table 2 The distribution of the node's weights  $w_{jih}$

	$w_{11}$	$w_{12}$	$w_{13}$	$w_{21}$	$w_{22}$	$w_{23}$	$w_{31}$	$w_{32}$	$w_{33}$	$w_{41}$	$w_{42}$	$w_{43}$	$w_{51}$	$w_{52}$	$w_{53}$	$w_{61}$	$w_{62}$	$w_{63}$
$w_{11}$	0.045	0.048	0.045	0.046	0.047	0.040	0.032	0.026	0.021	0.018								
$w_{12}$	0.020	0.026	0.034	0.037	0.033	0.029	0.030	0.030	0.031	0.035								
$w_{13}$	0.018	0.019	0.019	0.019	0.022	0.022	0.031	0.039	0.042	0.042								
$w_{21}$	0.024	0.027	0.030	0.030	0.027	0.024	0.023	0.024	0.031	0.042								
$w_{22}$	0.073	0.074	0.060	0.045	0.036	0.030	0.024	0.020	0.018	0.019								
$w_{23}$	0.059	0.066	0.063	0.056	0.047	0.032	0.021	0.017	0.016	0.017								
$w_{31}$	0.082	0.079	0.059	0.039	0.030	0.028	0.027	0.028	0.026	0.022								
$w_{32}$	0.023	0.028	0.033	0.031	0.027	0.027	0.029	0.031	0.034	0.039								
$w_{33}$	0.025	0.026	0.026	0.024	0.024	0.026	0.030	0.032	0.035	0.045								
$w_{41}$	0.026	0.030	0.034	0.033	0.030	0.029	0.027	0.025	0.027	0.037								
$w_{42}$	0.065	0.062	0.047	0.039	0.039	0.036	0.028	0.022	0.019	0.019								
$w_{43}$	0.080	0.082	0.069	0.052	0.040	0.028	0.019	0.016	0.017	0.019								
$w_{51}$	0.029	0.032	0.033	0.030	0.027	0.027	0.031	0.036	0.038	0.035								
$w_{52}$	0.042	0.044	0.038	0.033	0.031	0.029	0.028	0.030	0.033	0.037								
$w_{53}$	0.041	0.045	0.046	0.047	0.047	0.043	0.034	0.025	0.022	0.022								
$w_{61}$	0.064	0.071	0.062	0.046	0.037	0.034	0.030	0.027	0.025	0.022								
$w_{62}$	0.027	0.035	0.040	0.035	0.030	0.030	0.031	0.032	0.034	0.038								
$w_{63}$	0.027	0.028	0.025	0.023	0.024	0.027	0.032	0.036	0.039	0.044								

Table 3 Weighted connections  $p_{jk}$

$p_{11}$	$p_{12}$	$p_{21}$	$p_{22}$	$p_{31}$	$p_{32}$	$p_{41}$	$p_{42}$	$p_{51}$	$p_{52}$	$p_{61}$	$p_{62}$
0.911	0.089	0.118	0.882	0.790	0.210	0.130	0.870	0.173	0.827	0.799	0.201

Table 4는 TAM 네트워크 적용시의 트레이닝 데이터의 결과치이다.

Table 4 Result of TAM Network : Training Data

No	번복수	원래이터변수	경제과라미타	카테고리	데이터출력값	TAM출력값 K	정답률	TAM출력값 $Z_k$	
								$Z_1$	$Z_2$
1	0	0	10.0	1	1	1	1.000	3.42E-06	1.14E-06
2	0	1	0.0	1	1	1	1.000	1.05E-06	2.10E-07
3	0	2	0.0	1	1	1	1.000	5.09E-07	7.28E-08
⋮									
68	1	32	0.0	6	2	2	0.939	7.76E-07	2.17E-06
69	1	33	0.0	6	1	1	0.941	1.20E-06	4.31E-07
70	1	34	0.0	6	2	2	0.943	1.42E-07	2.01E-07

Table 4에서의 정답율은 동일한 데이터로 판별분석을 행했을 때와 동일한 94.3%로, 이것은 데이터 출력층의 값과 TAM 네트워크의 출력치 K값이 같은 경우의 비율

을 의미한다.

Table 5는 TAM 네트워크 적용시의 체크데이터의 결과치이다.

Table 5에서의 정답율은 동일한 데이터로 판별분석을 행했을 때와 동일한 91.2%로서 트레이닝 데이터가 아닌 다른 데이터를 사용하였을 때의 정답률을 의미한다.

이상에서와 같이 TAM 네트워크를 사용한 경우는 판별분석분석을 사용한 경우와 동일한 성능을 가지고 있으면서 분류에 대한 퍼지률을 가진다는 것을 알 수 있다.

Table 5 Result of TAM Network : Checking Data

No	반복 수	원 데이터	경제과라미터 $\rho$	가대고리	데이터 수의종	TAM 출력지 K	정답률	TAM 출력값 $Z_k$	
								$Z_1$	$Z_2$
1	-	0	0.0	6	1	1	1.000	2.48E-07	1.5E-07
2	-	1	0.0	6	1	1	1.000	1.01E-06	3.7E-07
3	-	2	0.0	6	2	2	1.000	3.95E-06	4.9E-06
...									
33	-	32	0.0	6	1	1	0.909	6.45E-07	3.4E-07
34	-	33	0.0	6	1	1	0.912	1.55E-06	6.3E-07

프러닝을 위하여 퍼지 TAM 네트워크를 적용한 결과를 Fig. 4와 Fig. 5에 나타내었다.

pruning feature switch = 1 pruning class switch = 1 threshold eta = 0.8 threshold theta = 0.005 threshold xi = 0.8 correct rate = 91%		
feature	order of H(i)	H(i)
0	1	0.439
1	3	0.369
2	2	0.396
pruning features	the number of features	
nothing	3 → 3	
pruning classes	the number of classes	
nothing	2 → 2	
pruning category	the number of categories after pruning	
nothing	6 → 6	

Fig. 4 Pruning Result (1)

pruning feature switch = 2 pruning class switch = 2 threshold eta = 0.8 threshold theta = 0.005 threshold xi = 0.8 correct rate = 64%		
feature	order of H(i)	H(i)
0	1	0.439
1	3	0.369
2	2	0.396
pruning features	the number of features	
1, 2	3 → 1	
pruning classes	the number of classes	
nothing	2 → 2	
pruning category	the number of categories after pruning	
nothing	6 → 6	

Fig. 5 Pruning Result (2)

Fig. 4는 퍼지 TAM 네트워크를 사용하였지만 결과가 TAM 네트워크를 사용한 것과 동일하다는 것을 알 수 있다. 입력 데이터에 대한 중요도를 나타내는 H(i) 정보량도 계산되어져 있다.

Fig. 5는 역치의 조합을 다르게 해보았을 때로서 입력 데이터  $X_3$  만으로 64%를 설명할 수 있다는 것을 알 수 있다.

여기서 흑자도산기업과 적자도산기업별로 분류된 패턴을 알아보면 다음과 같다.

총 69개 중 정확하게 분류된 64개의 데이터에서 흑자도산기업의 패턴은 부채비율 100% 미만, 총자산회전율 1.0 이상인 경우로 나타났으며, 적자도산기업의 패턴은 총자산회전율 1.0 미만인 경우로 나타났다. 여기서 흑자 및 적자 도산의 분류는 총자산회전율에 의한 것임을 알

수 있다. 이것은 부채비율이나 총자본경상이익율이 기업의 중요한 재무비율이라는 하나 중소기업의 대부분은 부채규모나 경상이익이 적기 때문에 기업의 부도에 미치는 영향이 작다는 것이며, 오히려 매출액이 총자산에서 차지하는 비율, 즉 총자산회전율이 기업의 부도에 큰 영향을 주는 요인으로 나타난 것이다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 TAM 네트워크를 이용하여, 부도난 중소기업 중에서도 흑자도산기업과 적자도산기업으로 분류하고, 각각에 대한 패턴을 분석하였다.

본 논문에서 사용한 데이터는 H신용정보회사의 신용평가실적이 있고, 1990년부터 2000년 사이에 부도가 발생한 69개 중소기업을 대상으로 부도와 동시에 소멸된 기업체의 주요 재무비율, 즉 부채비율, 총자본경상이익율, 총자산회전율을 사용하였으며, 그 결과는 다음과 같다.

1) TAM 네트워크를 이용한 모델은 기업의 흑자도산 및 적자도산을 분류하는 능력이 트레이닝 데이터는 94.3%, 체크데이터는 91.2%로서 기존의 기업도산예측모델과 비교하여 그 성능이 뒤떨어지지 않았다.

2) 총 69개 중 정확하게 분류된 64개의 데이터에서 흑자도산기업의 패턴은 부채비율 100% 미만, 총자산회전율 1.0 이상인 경우로 나타났으며, 적자도산기업의 패턴은 총자산회전율 1.0 미만인 경우로 나타났다. 여기서 흑자 및 적자 도산의 분류는 총자산회전율에 의한 것임을 알 수 있다.

3) TAM 네트워크를 이용한 모델에서 퍼지률이 생성되었으며, 이것은 흑자도산기업과 적자도산기업을 분류하는 기준이 된다.

#### 참고 문헌

- [1] 전성빈, 김민철, 기업도산의 실제와 이론, 다산출판사, 2000.
- [2] 전준옥, 기업도산론, 무역경영사, 1984.
- [3] 조혜길, 한국기업의 도산원인에 관한 실증적 연구, 경희대학교 대학원 경영학과 박사학위 논문, 1999.
- [4] 이성범, 재무제표를 이용한 기업부실예측에 관한 실증적 연구, 연세대학교 경영대학원 경영학과 석사학위 논문, 1998.
- [5] 신동일, 기업부실예측에 관한 실증적 연구, 한양대학교 경영대학원 석사학위 논문, 1993.
- [6] 김남필, 금융기관의 기업평가에 있어서 기업 부실화 예측 방법에 관한 연구, 동아대학교 경영대학원 석사학위 논문, 1997.
- [7] 장미화라, 기업부실예측모형의 유의성 비교, 이화여자대학교 대학원 경영학과 석사학위 논문, 2000.
- [8] 박재희, 신경회로망을 이용한 기업도산 예측연구, 한국항공대학교 석사학위논문, 1998.
- [9] 이장배, 중소기업의 신용평가에 대한 회계정보의 유용성, 청주대학교 대학원 경영학과 박사학위 논문, 1998.
- [10] 박민용, 최항식, 퍼지 시스템의 응용 입문, 대영사, 1990.
- [11] 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.
- [12] 林 勳, 前田 利之: "TAM Networkのブルーニング手法の一提案", 第16回ファジィシステムシンポジウム, 2000.
- [13] 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)
- [14] J.R. Williamson: " Self-Organization of Topographic Mixture Networks Using Attentional Feedback", Neural Computation, Vol. 13, pp. 563-593, (2001)