

# 약체연결뉴런 제거법에 의한 부도예측용

## 인공신경망 모형에 관한 연구

### (Weak-linked Neurons Elimination Method based Neural Network Models for Bankruptcy Prediction)

손 동 우 이 용 규

대구대학교 경영학과

#### 요약

본 연구는 인공신경망 모형에서 최적 입력 변수를 선정하기 위하여 새로운 선처리 기법인 약체연결뉴런 제거법을 제안하고 그 예측력의 우월성을 순수 인공신경망과 의사결정트리로 선처리한 인공신경망 모델과 각각 비교했으며, 그 결과를 보면 본 연구에서 제안하고 있는 약체연결뉴런 제거법에 의해 입력변수 선정과정을 거친 모델의 성과가 순수 인공신경망이나 의사결정트리로 선처리한 인공신경망 모델에 비해 예측적중율이 우수한 것으로 나타났다.

#### 1. 서론

부도예측(Bankruptcy Prediction)에 관한 연구는 기업의 재무적, 비재무적 정보를 토대로 하여 어떠한 요인이 기업의 부도에 직접적이고도, 큰 영향을 미치는지를 밝혀내기 위해서 여러 가지 분석기법들을 이용해 왔으며, 과거에는 다변량 판별분석(Multivariate Discrimination Analysis)과 같은 통계적 기법들을 주로 이용하였으나, 80년대 초반 Hopfield에 의해서 인공신경망의 행위를 분석하고, 학습시키는 것이 가능하다는 연구결과가 보고되고, Werbos에 의해서 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)을 학습시킬 수 있는 역전파(Backpropagation) 알고리즘이 발견된 이후부터 인공신경망에 대한 학자들의 연구가 활발하게 진행되었다.

부도예측과 같은 경영분야에서의 분류(Managerial Classification)문제를 해결하는 방법 측면에서 통계적 기법들은 변수에 대해 부적절한 가정을 전제하고 있으나, 인공신경망과 같은 인공지능 기법은 변수들에 대한 아무

런 가정도 하지 않기 때문에 변수에 대한 적응력이 더 뛰어나다고 할 수 있다.

인공신경망 기법은 그 구조를 최적화하기 위해서 적절한 입력변수들을 선정하는 과정이 필요한데, 그 이유는 종속변수에 유의한 영향을 미치지 못하는 변수들을 제거해야만, 독립변수와 종속변수간의 관계를 더 명확하게 나타낼 수 있기 때문이다.

본 연구의 목적은 부도예측용 인공신경망 모델의 최적 입력변수 선정을 위한 새로운 방법론인 약체연결뉴런 제거법(Weak-Linked Neurons Elimination Method)을 제안하는 것이다.

약체연결뉴런 제거법은 인공신경망 모델의 입력노드를 선정함에 있어서, 인공신경망 모델의 기본 메카니즘을 이용하는데 입력노드(Input Nodes)와 은닉노드(Hidden Nodes)간의 가중치(Weighted Value)가 적은 즉, 연결강도가 약한 입력노드를 제거하는 선처리(Preprocessing) 과정을 거쳐서 최적의 입력노드를 선정하고자 하는 방법이다.

본 연구에서는 약체연결뉴런 제거법에 의해 선처리된 인공신경망 모델과 의사결정트리에 의해 선처리된 인공신경망 모델, 그리고 입력변수 선정을 위한 선처리 과정을 거치지 않은 순수 인공신경망 모델의 성과를 각각 비교·분석하여 약체연결뉴런 제거법에 의해 선처리된 인공신경망 모델의 성과가 다른 모델보다 우수함을 입증하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다.

제2절에서는 인공신경망 활용 이전과 이후의 부도예측 기법, 선처리에 의한 변수선정 과정을 거친 인공신경망 모델의 부도예측에 관한 연구들을 살펴본다. 제3절에서는 약체연결

뉴런 제거법에 대한 기술과 함께 그 예를 보이고, 제4절에서는 독립적 인공신경망과 의사결정트리에 의해 선처리한 인공신경망 모델의 결과와 본 연구에서 제시하는 약체연결뉴런 제거법으로 선처리한 인공신경망 모델의 성과를 비교·분석하고 제5절에서는 결론과 향후 연구과제를 제시한다.

## 2. 문헌고찰

### 2.1 인공지능에 의한 부도예측

부도예측을 위한 분류방법으로 통계적 기법(Altman, 1968)과 함께 인공지능(Artificial Intelligence)기법을 들 수 있는데 현재 활용되고 있는 인공지능 기법들에는 인공신경망 기법, 의사결정트리(Decision Tree) 기법, 자기조직형상지도(Self-Organization Features Map) 등이 있다.

인공신경망은 노드(Nodes), 층(Layers), 연결(Links), 활동함수(Activation Function), 학습알고리즘(Training Algorithm) 등으로 구성된다. 그 층구조는 입력층, 하나 이상의 은닉층 그리고 출력층으로 이루어진 다층 퍼셉트론과 자기조직화 형상지도와 같이 입력층과 출력층만 가지고 있는 구조가 있으며, 현재 활용되고 있는 대부분의 인공신경망 모델의 층구조는 입력층(Input Layers), 은닉층(Hidden Layers), 출력층(Output Layers)으로 구성되는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)구조를 채택하고 있다. 입력층은 외부데이터를 받아들여 시스템 안쪽의 은닉층으로 전달하고, 은닉층은 받아들인 자료를 활동함수에 의해 처리하며, 출력층은 처리된 값을 출력해 낸다(서영호, 이정호 1998).

선행 연구들을 살펴보면 다층퍼셉트론 구조를 채택하고 있는 인공신경망 모델이 다변량 판별분석을 이용한 부도예측 연구결과보다 더 나은 예측적중율(Hitting Ratio)을 보이는 것으로 나타났다(조홍규, 1999 ; Tam and Kiang 1991 ; Fletcher, 1993 ; Tsukuda, 1994 ; Udo, 1993 ; Wilson, 1994).

또 다른 인공지능 기법으로 의사결정 트리(Decision Tree)를 들 수 있다. 의사결정 트리는 독립변수와 종속변수의 관계를 쉽게 설명할 수 있는 IF~THEN 규칙을 생성하는 장점이 있어서, 데이터 마이닝의 목적이 성과의 기록이나 예측에 관한 분류일 때, 그리고 결과를 쉽게 이해하고 설명하고자 할 때 적합한 방법이지만(Messier and Hansen, 1988), 독립변수

가 취할 수 있는 값이 많아질 경우에는 오류가 발생할 가능성이 높다는 약점을 가지고 있다(Berry and Linoff, 1997). 의사결정 트리를 이용한 부도예측 연구도 보고되어 있다(Sung, et al, 1999 ; Messier and Hansen, 1988).

### 2.2 부도예측용 인공신경망에서의 입력변수 선정

기존의 연구에서 살펴보면, 입력변수 선정과정을 거치지 않고 인공신경망이나 의사결정 트리를 독립적으로 이용해서 얻은 예측치에 비해 다변량 판별분석이나 의사결정 트리 등의 기법을 통해 적절한 입력변수 선정을 위한 선처리 과정을 거친 복합인공신경망(Hybrid Artificial Neural Networks) 모델의 예측력이 더 높은 것으로 나타났다(Lee, et al, 1996 ; 조홍규, 1999).

그러나, 다변량 판별분석에 의한 입력변수 선정은 각 집단들이 다변량 정규분포를 이루고, 모든 집단의 공분산이 같아야 한다는 등의 변수에 대한 부적절한 기본가정을 전제하고 있고(채서일, 1999 ; Tam and Kiang, 1992), 의사결정트리에 의한 입력변수 선정 역시 앞에서 언급한 독립변수가 취할 수 있는 값의 한계 때문에 적절치 못한 입력변수를 선택할 가능성을 가지고 있다.

## 3. 약체연결뉴런 제거법

### 3.1 약체연결뉴런 제거법의 기본개념

약체연결뉴런 제거법은 인공신경망 모델에서 연결강도가 약한 입력노드는 전체 출력값에 미치는 영향이 미미할 것이라는 가설하에 입력노드와 연결되는 가중치의 합에 대한 절대값인 연결강도 판별식(Linked Weight Discrimination)이 일정값 즉, 연결강도 판별임계치(Linked Weight Discrimination Cut off Value)보다 작은 경우 해당 입력노드를 제거하여 입력노드에 관한 최적 인공신경망 구조를 찾으려는 입력노드 선정 휴리스틱이다. 그림(1)에서 보는 바와 같이 일반적으로 학습이 끝난 상태의 인공신경망에서 각 입력노드와 연결되는 가중치들의 합은 해당 입력노드가 인공신경망의 출력값에 영향을 미치는 정도로 생각할 수 있다. 즉, 연결된 가중치의 합이 정(+)의 값을 가질 경우 해당 입력노드는 전체 출력값에 정의 영향을 미친다고 볼 수 있고, 부(-)의 값을 가질 경우는 부의 영향을

미친다고 볼 수 있다. 그리고 그 값의 절대값이 미미할 경우에는 출력값에 대한 설명력이 약하다고 판단될 수 있다. 따라서 연결된 가중치의 합은 회귀분석에서의 상관계수( $R^2$ )와 같이 출력노드에 대한 일종의 설명 정도로 간주될 수 있다.

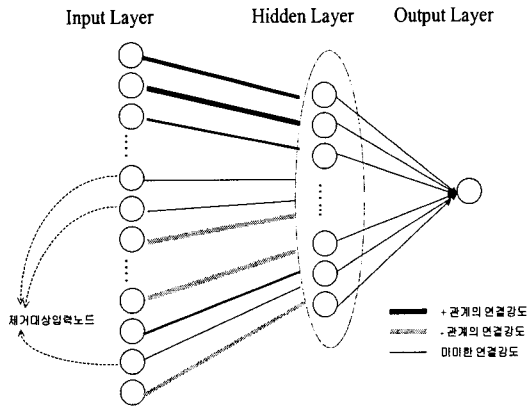


그림 (3) 약체연결뉴런 제거법의 개념

이와 같은 배경하에 약체연결뉴런 제거법에서는 일단 인공신경망을 학습시켜 최적의 인공신경망을 구한 다음 이 인공신경망에서 입력노드와 연결된 가중치의 합에 대한 절대값인 연결강도판별식이 일정값 즉, 연결강도판별 임계치보다 작은 입력노드를 제외하고 나머지 입력노드들만으로 새롭게 학습을 한다. 이와 같은 과정을 다음과 같은 경우가 나올 때까지 계속한다. 첫째, 연결강도판별식에 의한 값이 연결강도판별 임계치보다 작은 입력노드가 나오지 않거나 둘째, 인공신경망의 성능이 더 이상 개선되지 않거나 셋째, 반복회수가 일정 회수에 도달할 때까지 반복한다.

인공신경망의 학습방법은 연결가중치의 값을 무작위 방식에 의해 초기화하여 이 초기화한 연결가중치를 점진적으로 향상시키는 방식으로 전개된다. 따라서 인공신경망에 의한 학습결과는 항상 무작위성을 내포하게 되어 있다. 이러한 무작위성을 반영하기 위해 약체연결뉴런 제거법에서는 위에서 제시한 과정을 일정 회수만큼 반복하여 여기에서 얻어진 제거대상 입력노드의 빈도(Frequency)를 구하고, 제거대상으로 선정된 빈도수가 일정한 횟수 이상이 되는 입력노드들을 전체 입력노드에서 제거하고 남은 입력노드를 최종 입력노드로 한다.

### 3.2 약체연결뉴런 제거법

$n$ 개의 입력노드와  $m$ 개의 은닉노드 및 1개의 출력노드를 갖는 인공신경망이 있다고 하

자. 그리고 입력노드는  $x_i$  은닉노드는  $h_j$  출력노드는  $z$  라고 하자.

$x_i$  : 입력노드 ( $i = 1, 2, \dots, n$ )

$h_j$  : 은닉노드 ( $j = 1, 2, \dots, m$ )

$z$  : 출력노드

또 학습이 완성되어 최적화 되었을 때의 입력노드  $x_i$ 와 은닉노드  $h_j$ 간의 가중치 값을  $w_{ij}$ 라고 할 때 연결강도 판별식  $y_j$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$y_j = |\sum w_{ij}| \text{ (모든 } j \text{에 대해서)}$$

제 0 단계)  $k$ 와  $s$ 를 각각 1로 한다.

제 1 단계) 입력노드  $x_i$ , 은닉노드  $h_j$ , 출력노드는  $z$  로 이루어진 인공신경망에 의해 학습을 시행하여 최적화시킨다.

제 2 단계) 각각의  $y_j$ 를 구하여 제거대상 변수목록에 첨부한다. 즉, 다음을 만족하는  $y_j$ 의  $D_{sk}$ 를 구한다

$$D_{sk} = \{y_j : y_j < \alpha\} (\alpha : \text{연결강도 판별임계치})$$

제 3 단계)  $D_{sk} = \emptyset$ 이거나 오류율이나 오분류율이 필요이상으로 커지고 있다고 판단될 경우 제 4단계로 가고 그렇지 않을 경우 입력 노드들 가운데서  $D_{sk}$ 에 속하는 해당되는  $x_j$ 를 제거하고  $s$  값을 1 증가시키면서 제 1 단계로 돌아간다.

제 4 단계)  $k$  값이 실험예정회수  $M$  보다 작을 경우  $k$ 의 값을 1 증가시키고 제 1 단계로 돌아가고 그렇지 않을 경우 중단한다. 위 알고리즘에서 나온  $\{D_{sk}\}$ 의 원소들의 빈도수를 조사하여 빈도수가  $N$ 보다 큰 제거대상 변수를 골라 이들을 제외한 나머지 변수들만을 본 처리의 입력노드로 선정한다.

### 3.3 약체연결뉴런 제거법의 예

여기서  $\alpha=0.1$ ,  $M=10$ , 즉 연결강도판별 임계치는 0.1, 라운드 수는 10회로 하여 실험을 수행하였다. 표(1)은 1라운드에서 선정된 제거대상변수( $D_1$ )와 그 가중치이다. 1라운드의 첫 번째 수행결과는 총 15개( $D_{11}$ ), 두 번째에는 2개( $D_{21}$ ), 세 번째는 12개( $D_{31}$ ), 네 번째는 6개( $D_{41}$ ),의 제거대상변수가 선정되었다. 다섯 번째는 제거대상변수가 나오지 않았기 때문에 ( $D_{51}=\emptyset$ ) 실험을 중단하였다.

표(1) 라운드별 제거대상변수

회수	제거대상변수	가중치	회수	제거대상변수	가중치
$D_{11}$	x15	0.015	$D_{11}$	x25	0.015
	x18	0.036		x31	0.009
	x19	0.014		x32	0.009
	x23	0.088		x33	0.067

회수	제거대상변수	가중치	회수	제거대상변수	가중치
D <sub>11</sub>	x34	0.061	D <sub>31</sub>	x28	0.015
	x36	0.018		x29	0.01
	x39	0.097		x41	0.035
	x46	0.003		x43	0.09
	x56	0.075		x49	0.006
	x60	0.06		x53	0.06
	x62	0.079		x61	0.036
	x66	0.054		x73	0.098
D <sub>21</sub>	x27	0.01	D <sub>41</sub>	x35	0.012
	x69	0.002		x37	0.028
D <sub>31</sub>	x10	0.009		x38	0.068
	x13	0.02		x42	0.062
	x14	0.049		x44	0.02
	x21	0.044		x59	0.049

표(2)는 10라운드에 걸쳐 반복회수를 최대 10회까지 실행한 결과, 제거대상변수로 선정된 변수들을 빈도수별로 나타내고 있다.

표(2) 빈도수별 제거대상변수

빈도수	제거대상변수
10	x15, x35, x53, x56, x60, x61, x62, x73
9	x18, x19, x25, x29, x34, x39, x46, x55, x59, x67
8	x9, x23, x27, x28, x31, x33, x36, x41, x47, x49, x66, x69
7	x10, x14, x21, x32, x70
6	x13, x37, x38, x43, x44, x50, x52
5	x42

## 4. 비교분석

### 4.1 데이터 수집

본 연구에 이용되는 데이터는 한국신용평가(주)에서 제공한 총 150개 기업의 자료이며, 69개의 부도기업과 81개의 건전기업의 데이터로 구성되어 있다. 인공신경망 모델에서 학습 및 검증용으로 100개 기업의 데이터를 선정하여 이용하였으며, 100개 기업 가운데 60%를 학습(Training)에 사용하였고 40%를 학습에 대한 검증(Validation)에 사용하였다. 나머지 50개 기업의 데이터는 학습을 거친 인공신경망 모델의 부도예측 적중율을 확인(Scoring)하는데 사용하였다. 본 연구에서 이용한 소프트웨어는 SAS에서 개발한 엔터프라이즈 마이너(Enterprise Miner)3.0을 이용하였다.

### 4.2 입력변수

인공신경망 모델의 입력노드는 43개의 재무변수를 이용했는데, 상세한 변수내역은 부록에 첨부하도록 한다.

### 4.3 실험방법

약체연결뉴런 제거법에 의해 선정된 입력변수를 인공신경망 모델에 적용하여 얻은 모델(NN+WL)과 인공신경망을 독립적으로 수행한 모델(NN), 의사결정 트리로 선처리한 후 인공신경망 기법을 적용한 모델(NN+DT)을 비교·분석한다.

NN+WL(x)는 3절에서 보여준 약체연결뉴런 제거법에 의해 선정된 입력변수들을 인공신경망 모델에 적용하여 실험을 실시하였다. 즉, 은닉층의 수를 1개로 고정시킨 후 학습을 통해서 모델을 최적의 상태로 만들고, 얻은 결과에서 연결강도판별 임계치인  $\alpha$ 를 0.1로 하고, 라운드수 M을 10으로 하여, 나머지 변수를 다시 인공신경망 모델에 적용한다. 이와 같은 과정을 제거대상변수가 발생하지 않거나, 반복회수가 10을 넘어가지 않을 때까지 반복해서 라운드별로 제거대상변수를 가려내었다. 제거대상변수를 제거한 후 남은 변수를 입력변수로 하고 은닉층의 노드수는 입력변수 노드의 수와 같게 하였다.

다음으로 NN+DT는 의사결정 트리를 이용하여 입력변수 선정을 위한 선처리를 거쳐서 선정된 입력변수들을 인공신경망 모델에 적용하여 실험을 실시했으며, NN+WL(x)의 경우와 같이 은닉층의 노드수와 입력층 노드수를 같게 하였다.

NN은 43개의 변수를 그대로 이용하여 인공신경망 모델을 이용했으며 모델의 최적화를 위해서 은닉층의 수를 각각 3, 5, 8, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 48로 조정해 가면서 실험하고 가장 양호한 결과가 나오는 은닉층의 수를 선택하여 10회에 걸쳐 시드를 조정해 가면서 실험을 실시하였다.

### 4.4 실험결과

#### 4.4.1 약체연결뉴런 제거법에 의해 선처리된 인공신경망 모델(NN+WL(x))

빈도수별로 제거대상변수를 정리하여 10회, 9회, 8회, 7회에 걸쳐서 제거대상으로 나타난 변수를 순서대로 누적하여 제거했으며, 그 결과 10회에 걸쳐서 제거대상변수로 선정된 변수는 X15, X35 등 8개 변수이고, 9회 선정된 변수는 X18, X19 등 9개 변수, 8회 선정된 변수는 X9, X23 등 12개 변수, 7회 선정된 변수

는 X10, X14 등 5개의 변수들이 각각 선정되었다. 이 실험의 결과인 빈도수별 제거대상변수의 목록은 표(2)에서 보여주고 있다. 위와 같이 빈도수별로 제거대상변수로 선정된 변수들을 누적하여 제거하면서 각각을 인공신경망 모델에 적용하였으며, 10회 제거대상변수로 선정된 변수들을 제거한 인공신경망 모델을 NN+WL(10), 10회와 9회 선정된 변수를 제거한 모델을 NN+WL(9), 10회, 9회, 8회 선정된 제거대상변수를 누적하여 제거한 인공신경망 모델을 NN+WL(8), 10회부터 7회까지 선정된 변수를 모두 누적하여 제거한 인공신경망 모델을 NN+WL(7)로 각각 나타내었다.

각 모델에 대한 실험을 수행한 결과 NN+WL(7)모델의 예측적중율은 74%로 나타났다. 표(3)은 각 모델별, 반복회수별 예측적중율을 보여주고 있다.

표(3) 각 라운드와 모델별 예측적중률(%)

모델 라운드	NN+WL (10)	NN+WL (9)	NN+WL (8)	NN+WL (7)
1	58	50	60	66
2	54	58	64	66
3	56	52	58	74
4	62	52	64	70
5	54	54	62	66
6	52	56	56	64
7	56	52	62	68
8	60	62	60	66
9	56	56	60	70
10	52	56	64	68

#### 4.4.2 의사결정트리에 의해 선처리 된 인공신경망 모델(NN+DT)

제거대상변수를 선정하기 위해서 이번에는 의사결정트리 기법을 이용하여 입력노드 선정을 위한 선처리과정을 진행하였다. 의사결정트리 기법에 의해 선정된 제거대상변수는 X9, X10, X13 등으로, 전체 43개의 변수 가운데 X33, X44, X56을 제외한 나머지 40개의 변수가 제거대상변수로 선정되었다. 의사결정트리에 의한 제거대상변수 선정 실험의 결과로 나타난 트리는 그림(2)와 같다.

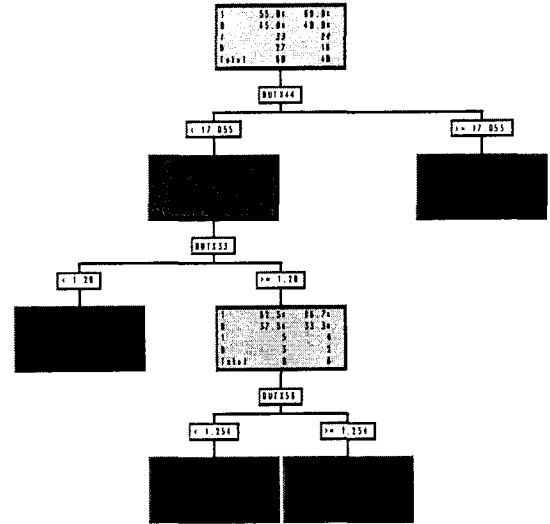


그림 (4) 입력노드선정 트리

위의 실험결과에 근거하여 제거대상변수로 선정된 40개의 변수들을 제거하고, 입력변수로 선정된 입력노드는 X33, X44, X56이었다. 이와 같이 선정된 입력노드들을 인공신경망 모델에 적용, 학습 후 스코어링한 결과는 35개 기업의 부도와 건전을 예측하여 예측적중율 70%로 나타났다.

#### 4.4.3 순수 인공신경망 모델

인공신경망 모델을 독립적으로 이용했을 때의 결과는 다음과 같다. 50개의 스코어링 데이터로 확인하였으며, 은닉층 수별 예측적중율을 살펴보면 은닉층 수가 8개일 때 52%로 가장 낮은 예측적중율을, 은닉층의 수가 35개와 45개 일때가 각각 68%로 가장 높은 예측적중율을 보여주었다. 예측적중율이 높은 은닉층의 수 35개와 45개를 대상으로 시드를 조정하여 예측적중율을 다시 측정하였다. 표(4)는 시드를 조정한 예측적중율을 나타내는데, 그 결과 은닉층의 수가 35개일 때 첫 번째 시드에서 가장 좋은 예측적중율 70%를 나타내었다.

표(4) 시드별 예측적중율

라운드	은닉층 수	35개일 때 적중율(%)	45개일 때 적중율(%)
1		70	66
2		56	62
3		58	68
4		62	62
5		66	66
6		66	64
7		62	66
8		50	50
9		58	66
10		52	66

## 4.5 실험결과분석

지금까지 실험을 통한 각 모델의 예측결과를 살펴보면, 먼저 약체연결뉴런 제거법에 의해 입력노드 선정과정을 거친 인공신경망 모델(NN+WL(x))에 의한 예측율은 74%, 의사결정트리에 의한 입력노드 선정과정을 거친 인공신경망 모델(NN+DT)의 예측율은 70%, 인공신경망 모델을 독립적으로 이용했을 때의 예측율은 70%로 각각 나타났다. 예측율의 수치로 그 결과를 비교해 보면 인공신경망을 독립적으로 이용한 모델과 의사결정트리에 의해 선처리 과정을 거친 인공신경망 모델의 예측율은 동일한 수준으로 나타났으며, 본 연구에서 제안하고 있는 약체연결뉴런 제거법에 의해 선처리 과정을 거친 인공신경망 모델의 예측율은 74%로 가장 높게 나타났다.

제거대상변수로 선정된 변수들 가운데, 안정성 관련비율인 자기자본비율(X44) 변수는 약체연결뉴런 제거법에 의한 제거대상변수 선정시에도 빈도수 6회를 나타내서, 본 연구에서 최적 모델로 제시한 NN+WL(7)모델에서 최적 입력노드로 선정되었으며, 의사결정트리에 의한 선처리 과정을 거쳤을 때에도 최종입력노드로 선정되어서 부도예측용 모델에서 예측율과 관련된 중요한 변수임을 알 수 있었다.

## 5. 결론

본 연구는 인공신경망 모델에서 입력노드 선정을 위한 선처리 과정의 새로운 방법론으로서 약체연결뉴런 제거법을 제시했고, 약체연결뉴런 제거법에 의해 입력노드 선정과정을 거친 인공신경망 모델의 예측력이, 입력노드 선정을 위한 선처리 과정을 거치지 않은 순수 인공신경망 모델이나 의사결정트리에 의한 입력노드 선정과정을 거친 인공신경망 모델보다 더 우수함을 입증하였다.

향후 약체연결뉴런 제거법의 일반화를 위해서는 많은 데이터를 확보하여 성과를 측정하고, 아울러 결과를 통계적으로 검증할 필요가 있다. 또한 다변량 판별분석이나 회귀분석과 같은 다양한 통계적 기법뿐만 아니라 자기조직형상화지도와 같은 다른 인공지능 기법과도 그 성과를 비교·분석해 보아야 할 것이다.

## 참고문헌

- Altman, Edward I., "Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, Sep.1968, pp.589-609.
- Berry, Michael J. A. and Linoff, Gordon., *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Support*, John Wiley and Sons, 1997
- Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with Neural Networks: an Application using Bankruptcy Data", *Information and Management*, 24. 3, 1993, pp.159-167
- Lee, Kun Chang, Han, Ingoo and Kwon, Youngsig, "Hybrid neural network models for Bankruptcy Predictions", *Decision Support Systems*, 18, 1996, pp.63-72.
- Messier, William F. Jr. and Hansen, James V., "Inducing Rules For Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data", *Management Science*, Vol.34, No.12, December. 1988, pp.1403-1415.
- Sung, Tae Kyoung., Chang, Namsik and Lee, Gunhee, "Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction," *Journal of Management Information Systems*, Vol.16, No.1, Summer.1999, pp.63-85.
- Tam, Kar Yan And Kiang, Melody Y., "Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions", *Management Science*, Vol.38, No.7, July.1992, pp.926-947.
- Tsukuda, J., and Baba, S. L., "Predicting Japanese Corporate Bankruptcy in terms of Financial Data Using Neural Network", *Computers and Industrial Engineering*, 27(1-4), 1994, pp.445-448
- Udo, G., "Neural Network Performance on the Bankruptcy Classification Problem", *Computers and Industrial Engineering*, 25(1-4). 1993, pp.377-380.
- Wilson, Rick L. and Sharda, Ramesh, "Bankruptcy Prediction using Neural Networks", *Decision Support Systems*, 11. 1994., pp. 545-557

조흥규, “도산예측을 위한 인공지능 방법과 통계적 방법의 통합 방법론,” 한국과학기술원(박사학위논문) 1999.

채서일, '사회과학 조사방법론', 학현사, 1999. 2, 2판.

**부 록**(사용변수내역)

번호	지표	변수	변수내역
40	현금흐름 지표(8)	x67	이자지급후 CF/금융비용
41	현금흐름 지표(8)	x69	(외부자금조달전 CF/차입금합계)*100
42	현금흐름 지표(8)	x70	외부자금조달전 CF/금융비용
43	현금흐름 지표(8)	x73	외부자금조달후 CF/금융비용

번호	지표	변수	변수내역
1	규모(1)	x9	매출액
2	규모(1)	x10	자기자본
3	생산성(2)	x13	총자본투자효율
4	생산성(2)	x14	부가가치율
5	성장성(3)	x15	매출액증가율
6	성장성(3)	x18	재고자산증가율
7	성장성(3)	x19	총자산증가율
8	수익성(4)	x21	금융비용대 매출액비율
9	수익성(4)	x23	대출효율성계수
10	수익성(4)	x25	매출액순이익률
11	수익성(4)	x27	매출원가율
12	수익성(4)	x28	손익분기점을
13	수익성(4)	x29	순금융비용대 매출액비율
14	수익성(4)	x31	이자보상배율
15	수익성(4)	x32	자기자본순이익률
16	수익성(4)	x33	총자본경상이익률
17	수익성(4)	x34	총자본순이익률
18	안정성(5)	x35	고정장기적합율의 역
19	안정성(5)	x36	단기부채대 총차입금
20	안정성(5)	x37	당좌비율
21	안정성(5)	x38	매출채권대 매입채무
22	안정성(5)	x39	순운전자본비율
23	안정성(5)	x41	유동비율
24	안정성(5)	x42	유동부채대 총자본
25	안정성(5)	x43	유보액대총자산비율
26	안정성(5)	x44	자기자본비율
27	안정성(5)	x46	차입금의존도
28	안정성(5)	x47	총차입금대 매출액
29	추세(6)	x49	금융비용부담금율 증가율
30	활동성(7)	x50	매입채무회전을
31	활동성(7)	x52	순운전자본대 매출액
32	활동성(7)	x53	운전자금대 회전을
33	활동성(7)	x55	재고자산회전을
34	활동성(7)	x56	총자본회전을
35	현금흐름 지표(8)	x59	(영업활동후 CF/차입금합계)*100
37	현금흐름 지표(8)	x61	영업활동후 CF/금융비용
38	현금흐름 지표(8)	x62	(현금영업이익/금융수입)/금융비용
39	현금흐름 지표(8)	x66	(이자지급후 CF/부채총계)*100