

■ 연구보고

네이만-피어슨 정리와 베이즈 규칙을 이용한 기업도산의 가능성 예측

장경

단국대학교 산업공학과

권영식

동국대학교 산업공학과

Application of Neyman-Pearson Theorem and Bayes' Rule to Bankruptcy Prediction

Kyung Chang

Dept. of Industrial Engineering, Dankook University

Youngsig Kwon

Dept. of Industrial Engineering, Dongguk University

Abstract

Financial variables have been used in bankruptcy prediction. Despite of possible errors in prediction, most existing approaches do not consider the causal time sequence of prediction activity and bankruptcy phenomena. This paper proposes a prediction method using Neyman-Pearson Theorem and Bayes' rule. The proposed method uses posterior probability concept and determines a prediction policy with appropriate error rate.

1. 서론

교통과 통신의 발달로 국가간의 경제적 교류가 더욱 빈번하여져서 상호 의존 및 경쟁이 점점 치열해 지고 있다. 이데올로기에 의한 냉전의 열기도 식어가면서 경제적으로 자국을 보호하고 약소국을 지배하려는 경향이 뚜렷하다.

그동안 자원, 자본, 기술 등에서 열세에도 불구하고 계속 선진국을 추격해 갔던 한국은 최근 국내외적으로 경제적 어려움에 직면하고 있다. 그 한 예가 빈번한 기업 도산이다.

최근 한 조사에 의하면 [매일경제신문 1994년 9월 4일자] 한국은행이 서울지역만을 대상으로 어음부도율을 조사하기 시작한 1986년 이래, 1994년 8월의 경우 사상 최고치인 0.12%를 기록했으며, 도산기업수도 1994년 3월의 436개 업체에 이어 8월에도 429개 업체에 이르는 등 1994년에 들어서만도 매달 평균 350-400여업체에 이르고 있는 실정이다.

기업 도산은 기업가 본인에게도 불행일 뿐 만 아니라, 투자가와 국민경제에도 큰 손실인 것이다. 기업의 회계자료가 분석 될 수 있는 상황에서 기업 도산의 예측은 어려운 일이지만 기업의 도산 가능성을 예측하기 위한 재무지표들의 개발과 이를 이용한 기업도산에 관한 연구는 현실적으로 큰 의의를 가진다.

기업도산에 관한 기존 연구에서 기업도산 예측방법들을 분류하면 크게 통계적 분류방법, 인공지능기법에 의한 귀납적학습방법(Inductive learning), 그리고 최근의 인공신경망방법(Artificial neural networks) 등을 이용한 연구로 대별된다.

통계적 분류방법으로는 다변량판별분석, logit, probit 등이 있으며 Altman(1968)의 판별분석에 의한 도산예측 연구를 효시로 과거의 대부분의 도산예측연구는 판별분석기법을 이용하여 왔다. 국내의 연구로는 김건우(1987), 황석하(1989)등이 판별분석을 이용하여 기업부실 예측과 유형화에 관한 실증적 연구를 하였다. 그러나 판별분석을 포함한 통계적 분류방법은 사용되는 변수에 대해서 다양한 통계적 가정을 갖고 있다. 판별분석의 경우 독립변수에 대한 정규성 가정이 위배될 경우 바이어스된 결과를 얻게된다[Eisenbeis, 1977].

인공지능기법에 의한 귀납적 학습방법으로는 ID3, AQ, 유전해법(Genetic algorithm) 등이 있다. 귀납적 학습이란 사람 또는 시스템이 나타난 관측치 또는 구체적 결과치로부터 의사결정과정 또는 시스템의 운영과정에 대한 일반화 과정이라 볼 수 있다. 따라서 과거의 도산에 대한 실증적 결과치를 이용하여 기업도산에 관한 일반적 규칙을 찾아내려는 시도가 귀납적 학습의 목적이 된다. Lee et al.(1994)은 국내상장기업을 중심으로 표본추출된 자료를 이용하여 ID3, 판별분석, 인공신경망방법에 의한 도산 예측을 비교하고 방법간의 특성을 규명하였다.

1980년대 후반에 외서는 인공신경망이 도산예측과 같은 경영분류문제에 적용되어 좋은 예측력을 보임에 따라 그 적용가능성을 인정받기 시작하고 있다. Odom과 Sharda(1990)는 표본추출된 자료를 이용하여 판별분석과 인공신경망에 의한 도산예측력을 비교하여 인공신경망이 훨씬 우수한 예측력을 보임을 실증하였고, Chung과 Tam(1992)도 ID3, AQ, 인공신경망을 이용하여 도산예측력을 비교하여 인공신경망이 좋은 예측력을 가짐을 보였다.

또한 국내연구로는 Lee et al.(1994)이 국내 상장기업의 자료를 이용하여 ID3, 판별분석, 인공신경망의 분류방법 중 인공신경망이 제일 우수한 예측력을 가짐을 보이고, 예측력을 더 높일수 있도록 귀납적 학습과 인공신경망의 혼합모형(Hybrid model)을 제안하였다. Kwon(1994)은 단순한 범주적 변수의 분류가 아닌 서수적(Ordinal) 특성을 갖는 변수의 분류에 이용 될 수 있는 인공신경망 모형을 제안하여 좋은 예측력을 가짐을 보였다.

그러나 이러한 도산예측에 관한 연구들은 방법론 자체의 가정에 따른 문제점을 갖고 있거나, 대부분 분류모형의 평가척도로서 예측률(즉, 실험자료(test set)에 대하여 바르게

맞춘 갯수)만을 높이는데 연구의 초점을 맞추고 있다.

또한 이들 국내외 연구들은 단일 지표를 사용하던 여러지표를 결합한 종합 지표를 사용하든지, 방법적으로 결합확률분포에 근거해서 오차계산과 dots 계산을 하므로 (1) 오차수준이 높고, 그리고 특히 (2) 예측의 시간적 순서를 고려하지 못하는 문제점을 갖고 있다.

이 논문에서는 네이만-피어슨 정리(Neyman-Pearson theorem)와 베이즈 규칙(Bayes' rule)의 개념을 이용하여 이러한 문제점들을 해결해 보고자 한다.

2. 네이만-피어슨 정리와 베이즈 규칙을 이용한 검정

기업의 신용도, 기업도산 가능성 예측을 하기 위해 이제까지 재무 안정성, 수익성, 성장성 및 활동성 관련 재무지표에 기초를 둔 경우가 있는데, 실증적으로 <표 1>에서 알 수 있듯이 1989년의 제조업체의 경우, 도산 기업군의 제반 재무지표의 평균이 비도산기업군의 평균보다도 오히려 양호하게 나타났다.

< 표 1 > 제조업의 경우 도산기업군과 산업평균 재무비율과의 비교 (자료원 : 한울회 1992)

재무지표	도산 기업군 평균 (1989년)	산업 평균 (1989년)
유동비율 (%)	136.4	104.0
자기자본 비율 (%)	29.2	22.4
총자본 순이익률 (%)	3.4	2.3
매출액 경상이익률 (%)	2.5	2.5
총자본 회전률 (회)	1.6	1.4
매출채권 회전률 (회)	43.8	7.5

따라서 이러한 재무지표들을 도산기업과 비도산기업을 구분하는데 이용하는 것은 적합하지 않다. 한편, 김건우(1987)와 황석하(1989)는 도산 기업군과 비도산기업군을 판별하는데 기여하는 지표들로서 총자본 경상이익률, 매출액 경상이익률, 부채비율 등을 제시하였고, 한울회(1992)는 영업상의 운전자금, 회전기간 변화, 외부자금에의 의존도, 차입금 변화 불건전도, 경상수지비율 등을 제시하였다.

이들 지표의 예측능력을 평가하기 위해, 혹은 판별분석을 이용한 종합지표의 예측능력을 평가하기 위해 보통 사용된 방법은 다음과 같다. <표 2>에서와 같이 어느 지표를 사용하였을 때 '도산기업이 비도산기업으로 판별되는 과오'와 '비도산기업이 도산기업으로 판별되는 과오'의 두 확률을 계산하거나, <표 3>에서와 같이 '도산기업이 비도산기업으로 판별되는 오류갯수'와 '비도산기업이 도산기업으로 판별되는 오류갯수의 합계'를 계산할 수 있다.

< 표 2 > 판별모형의 예측능력(자료원 : 김건우 1987)

	전체 표본		
	도산 1년전	도산 2년전	도산 3년전
예측 정확도	82.8	72.6	77.7
P(비도산/도산)	12.5	24.0	16.0
P(도산/비도산)	21.6	27.4	22.3

< 표 3 > 재무지표 '영업상 운전자금 회전기간의 변화'에 대한 도산 및 비도산업체의 dots분포와 판별기준 및 오류갯수(자료원 : 한울회 1992)

구 간 (이상)-(미만)	도산업체	비도산업체	판별기준 (이상)	오류수의 합계
(1) 3.0 -	10	0	3.0	37
(2) 2.0 - 3.0	7	1	2.0	31
(3) 1.5 - 2.0	7	4	1.5	28
(4) 1.0 - 1.5	6	3	1.0	25*
(5) 0.5 - 1.0	8	19	0.5	36
(6) 0.3 - 0.5	5	13	0.3	44
(7) 0.0 - 0.3	4	24	0.0	64
합 계	47	64		

<표 2>에서 P(비도산|도산)은 도출된 종합지표를 이용하였을 때 도산기업이 비도산기업으로 판별되는 과오의 확률이고, P(도산|비도산)은 도출된 종합지표를 이용하였을 때 비도산기업이 도산기업으로 판별되는 과오의 확률이다. 그러나 현실적으로 어떠한 기업에 지표를 적용하여서 당장 도산기업이나 비도산기업이라고 결정하는 것이 아니라, 그 기업이 추후에(예, 1년, 2년, 3년) 도산기업이 될 지 비도산기업이 될 지를 결정하고자 하는 것이다. 여기에서 역순적 조건부 분포를 이용해서 시간적 인과관계를 표현할 필요가 있다.

한편 <표 3>에서 오류갯수의 합계의 계산과정을 설명하면 다음과 같다.: 어느 기업에 대해, 예를 들어 지표의 값이 1.0 이상으로 나오면 그 기업은 도산, 1.0 미만이면 비도산으로 판별하도록 판별기준을 1.0 로 정하면, 실제로는 도산업체인데 비도산업체로 판정된 수는 구간 (5), (6), (7)에 각각 표시된 8, 5, 4 개의 업체가 있고(과오율 = 17/111, 111은 조사대상 총 기업수), 실제로는 비도산업체인데 도산업체로 판정된 수는 구간 (1), (2), (3), (4)에 각각 표시된 0, 1, 4, 3 개 업체가 있다(과오율 = 8/111). 그래서 총 오류갯수로 판정된 기업수는 25개 (<표 2>에서 * 부분, 8+5+4+0+1+4+3 = 25)이고 그 총오류 비율은 25/111 = 0.2252 이다

그러나, 이 값은 지표값과 도산 여부와의 2차원의 결합분포개념에 토대한 확률 계산으로 도산업체에서 오류갯수 8+5+4와 정상업체에서의 오류수 0+1+4+3에 대해서, 각각

그 비중이 도산업체의 합계수와 비도산업체의 합계수에 토대한 1/47과 1/64로 달라야지. 단순합계를 해서는 정확한 계산이 될 수 없다고 판단된다. 여기에 네이만-피어슨정리에 근거한 모수검정 개념의 도입 필요성이 있다.

본 논문은 이와같은 기존 연구의 단점을 해결하기 위해서, 첫째, 네이만-피어슨정리의 이용과, 둘째, 조건부 확률 개념의 이용을 제안한다. 우선 <표 4>와 같이 도산 기업과 비도산기업을 판별하는데 이용될 지표나 종합지표가 선정되었고, 도산기업들과 비도산기업들의 표본으로부터 도산 사전 지표값과 사후결과(도산여부)와의 2차원적 실증적 dots분포를 얻었다고 가정하자. 즉, $f(X, Y)$ 가 얻어졌다 하자. 여기서 $X = 1, \dots, k; Y = 1, 2$; 이며, k 는 실증분포에서 총구간수; $I_i = [L_i, U_i), i = 1, \dots, k$ 는 하한 L_i 이상, 상한 U_i 미만인 i 번째 구간, $U_1 = \infty, L_k = 0$, 어떤 기업에 대해 얻은 지표값을 w 로 놓고 이 w 가 I_i 에 속하면 $X = i, i = 1, \dots, k$ 이며, $Y = 1$ 은 도산기업, $Y = 2$ 는 비도산기업을 나타내고 $f_{.1}$ 과 $f_{.2}$ 는 각각

$$f_{.1} = \sum_{x=1}^k f(x, y=1)$$

$$f_{.2} = \sum_{x=1}^k f(x, y=2)$$

이다.

< 표 4 > 실증적 dots분포

구 간		도산기업 Y = 1	비도산기업 Y = 2
X = 1	$L_1 \leq w < \infty$	$f(X = 1, Y = 1)$	$f(X = 1, Y = 2)$
X = 2	$L_2 \leq w < U_2$	$f(X = 2, Y = 1)$	$f(X = 2, Y = 2)$
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
X = k-1	$L_{k-1} \leq w < U_{k-1}$	$f(X = k-1, Y = 1)$	$f(X = k-1, Y = 2)$
X = k	$0 \leq w < U_k$	$f(X = k, Y = 1)$	$f(X = k, Y = 2)$
합 계		$f_{.1}$	$f_{.2}$

네이만-피어슨정리를 적용하기에 앞서 <표 4>에서 모수 $Y = 1$ 일때와 $Y = 2$ 일때의 실증적 밀도함수 $P_1\{X\}, P_2\{X\}$ 를 도출하면 각각 <표 5>와 같다.

< 표 5 > 실증적 밀도함수

	Y = 1 $P_1\{X\}$	Y = 2 $P_2\{X\}$
X = 1	$f(X = 1, Y = 1)/f_{.1}$	$f(X = 1, Y = 2)/f_{.2}$
X = 2	$f(X = 2, Y = 1)/f_{.1}$	$f(X = 2, Y = 2)/f_{.2}$
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
X = K - 1	$f(X = k - 1, Y = 1)/f_{.1}$	$f(X = k - 1, Y = 2)/f_{.2}$
X = K	$f(X = k, Y = 1)/f_{.1}$	$f(X = k, Y = 2)/f_{.2}$
합 계	1	1

$E_i = \{w; w \geq L_i\}$ 를 지표의 기각역이라고 하고 (통상 제 지표의 한쪽 끝이 강한 도산 가능성을 나타낸다면 다른쪽 끝은 강한 비도산 가능성을 나타낸다), 귀무가설 H_0 를 '분석 대상 기업이 비도산기업이다.'로, 대립가설 H_1 을 '분석 대상 기업이 도산기업이다.'로 각각 두면, 소위 제1종 과오의 확률과 제2종 과오의 확률은 다음과 같다.

$$P\{w \in E_i; Y = 2\}$$

$$P\{w \in E_i^*; Y = 1\}$$

여기서 E_i^* 는 E_i 의 여집합이다.

도산기업들을 비도산기업으로 판별했을 때 과오 비용과 비도산기업을 도산기업으로 판별했을 때 과오 비용에 따라서 어떤 과오에 더 비중을 둘 것인지가 결정될 것이다. 일차적으로 제1종 과오에만 관심을 가진다면 E_1, E_2, \dots, E_k 중 제1종 과오의 확률(α)을 최소화하는 E_i 를 기각역으로 정하고, 한편 제2종 과오에만 관심을 가진다면, E_1, E_2, \dots, E_k 중 제2종 과오의 확률(β)을 최소화하는 E_i 를 기각역으로 정할 수 있다. 그러나 이것을 실제 응용에서는 의미가 없으므로(왜냐하면, E_i 이나 E_k 가 선택되므로), 제1종 과오와 제2종 과오를 동시에 고려하여서 기각역을 결정해야 하는데 본 연구에서는 네이만-피어슨정리의 개념을 이용하여 비율 $\alpha/(1-\beta)$ 를 최소화하는 E_i 를 기각역으로 정하는 방법을 적용한다. 또는 제1종 과오와 제2종 과오 둘 중, 한 과오의 확률을 일정한 작은 값(0.01, 0.05, 또는 0.1)에 가장 가까운 값을 주는 영역을 기각역으로 정할 수도 있다.

네이만-피어슨 정리에 토대한 기각역의 채택방법에서 주목할 점은 이 방법이 도산기업인지 비도산기업인지의 판별의 최적성을 지향하고 있으나, 기업의 도산 가능성 여부에 대한 사전 판별후 실제 결과(사후결과)에 근거한 정확성을 파악해 내는 인과관계의 시간성 고려가 결여되어 있다는 점이다.

따라서 그 문제를 해결하기 위해 베이즈정리를 이용한 기각역을 제시하고자 한다. $E_i = \{w; w \geq L_i\}$ 를 조건적 사건으로 두자. 베이즈의 규칙에 의하면, $P\{Y_1 | E_i\}$ 은

$$P\{Y_1 | E_i\} = P\{E_i | Y_1\}P\{Y_1\} / \{P\{E_i | Y_1\}P\{Y_1\} + P\{E_i | Y_2\}P\{Y_2\}\} \quad (1)$$

로 주어진다.

$P\{Y_1 | E_i\}$ 는 어떤 기업의 지표의 값이 L_i 이상인 사실이 주어진 경우 그 기업이 도산 기업일 확률을 나타낸다. 이것을 사후(posterior) 조건부 확률이라고 한다. 즉 우리는 어떤 기업의 지표의 값이 L_i 이상인 것을 본 후, 그 기업이 도산 기업일 것이라고 추정을 할 것인데, 그 때 추정의 신뢰율이 바로 사후 조건부 확률, 즉 (1)식으로 표현된다.

귀무가설 H_0 를 '분석 대상이 비도산기업이다'로, 대립가설 H_1 을 '분석 대상이 도산 기업이다'로, 그리고 기각역을 E_i 로 둘 때 나타날 수 있는 과오를 생각해 보자. 여기서의 과오는 사후 조건부 확률을 고려하므로 전술된 과오와 구별하여 사후 과오라고 칭하면, 제 1종 사후과오의 확률 α' (어떤 기업을 사전에 도산 기업이라고 판별했는데 사후에 비도산 기업으로 드러나는 과오의 확률)와 제 2종 사후과오의 확률 β' (어떤 기업을 사전에 비도산 기업이라고 판별했는데 사후에 도산기업으로 드러나는 과오의 확률)는 각각

$$\begin{aligned} \alpha' &= P\{Y = 2 | E_i\}, \\ \beta' &= P\{Y = 1 | E_i^*\} \end{aligned}$$

로 주어진다.

여기에서도 앞에서와 같이 기각역을 세우는 논리를 적용할 수 있으며 비율 $\alpha'/(1-\beta')$ 를 최소화하는 E_i 를 선택해서 제 1종 사후과오와 제 2종 사후과오를 동시에 고려한 기각역을 구할 수 있다. 또한 α' 과 β' 중에서 한 값이 일정한 작은 값(0.01, 0.05, 또는 0.1)에 가장 가까운 값을 주는 영역을 기각역으로 정할 수도 있다.

3. 기업도산 예측 지표의 실증분포에 대한 적용

기존 연구에 따르면 기업도산을 예측하기 위해 단일지표를 쓰거나 또는 여러 지표를 결합한 종합지표를 쓴다. 즉 영업상 운전자금 회전기금의 변화, 외부자금에의 의존도 등 [김건우, 1987]과 같은 단일 지표나 $I^* = 0.00427I_1 - 0.036I_2 + \dots$ (여기서 I_1 은 유동자산 증가율, I_2 는 자기자본경상이익율, ...) [한울회, 1992]와 같은 종합지표가 그것으로, 전자는 합이나 차이 혹은 비율을 사용한 단순계산으로 얻고 후자는 판별분석 등의 방법으로 얻는다.

기업도산을 예측하기 위해 단일 지표 또는 종합지표를 선정하고, 도산기업들과 비도산

기업들의 표본으로부터 사전의 지표값과 사후 도산여부와의 2차원적 실증적 dots분포가 얻어지면 2장의 방법론을 적용할 수 있게 된다.

방법론의 설명을 위해 <표 3>의 실증적 dots분포가 얻어졌다고 가정하고, 그것으로 실증적 밀도함수를 구하면 <표 6>으로 나타낼 수 있다. 이제 네이만-피어슨의 개념을 이용하자.

< 표 6 > 재무지표의 실증적 dots분포

X	구 간 (이상)--(미만)	도산업체	비도산업체
		Y = 1	Y = 2
1	3.0 --	10/47	0/64
2	2.0 -- 3.0	7/47	1/64
3	1.5 -- 2.0	7/47	4/64
4	1.0 -- 1.5	6/47	3/64
5	0.5 -- 1.5	8/47	19/64
6	0.3 -- 0.5	5/47	13/64
7	0.0 -- 0.3	4/47	24/64
	합 계	47/47	64/64

$$E_1 = \{w; w \geq 3.0\},$$

$$E_2 = \{w; w \geq 2.0\},$$

$$E_3 = \{w; w \geq 1.5\},$$

$$E_4 = \{w; w \geq 1.0\},$$

$$E_5 = \{w; w \geq 0.5\},$$

$$E_6 = \{w; w \geq 0.3\},$$

$$E_7 = \{w; w \geq 0.0\}$$

로 두고 $\alpha = P\{w \in E_i^*; Y = 2\}, i = 1, 2, \dots, 7$ 을 계산하면,

$$P\{w \in E_1^*; Y = 2\} = 0/64,$$

$$P\{w \in E_2^*; Y = 2\} = 1/64,$$

$$P\{w \in E_3^*; Y = 2\} = 5/64,$$

$$P\{w \in E_4^*; Y = 2\} = 8/64,$$

$$P\{w \in E_5^*; Y = 2\} = 27/64,$$

$$P\{w \in E_6^*; Y = 2\} = 40/64,$$

$$P\{w \in E_7^*; Y = 2\} = 64/64$$

이고, 한편 $\beta = P\{w \in E_i; Y = 1\}, i = 1, 2, \dots, 7$ 을 계산하면,

$$P\{w \in E_1; Y = 1\} = 37/47,$$

$$P\{w \in E_2; Y = 1\} = 30/47,$$

$$P\{w \in E_3; Y = 1\} = 23/47,$$

$$P\{w \in E_4; Y = 1\} = 17/47,$$

$$P\{w \in E_5; Y = 1\} = 9/47,$$

$$P\{w \in E_6; Y = 1\} = 4/47,$$

$$P\{w \in E_7; Y = 1\} = 0/47$$

이다. 제1종 과오에만 관심을 가진다면, E_1, E_2, \dots, E_7 중 제1종 과오의 확률(α)을 최소화하는 E_1 을 기각역으로 정한다. 한편 제2종 과오에만 관심을 가진다면, E_1, E_2, \dots, E_7 중 제2종 과오의 확률(β)을 최소화하는 E_7 을 기각역으로 삼으면 되는데, 여기서 $E_7 = \{w; w \geq 0.0\}$ 은 지표의 양의 모든 값을 나타내어 무의미하게 되므로 E_6 을 기각역으로 보정해서 선정한다.

제1종 과오와 제2종 과오를 동시에 고려한다고 할 때는, <표 7>에서와 같이 비율 $\alpha/(1-\beta)$ 를 최소화하는 E_1 을 기각역으로 정하는 방법을 생각할 수 있다. 또는 제1종 사후 과오와 제2종 사후 과오 둘 중, 한 과오의 확률을 일정한 작은값(0.01, 0.05, 또는 0.1)에 가장 가까운 값을 주는 영역을 기각역으로 정하면, 예를 들어 제1종 과오의 확률을 $\alpha = 0.05$ 로 고정시킨다면, 제1종 과오의 확률을 $\alpha = 0.05$ 에 가까운 값 $5/64 = 0.0781$ 을 주는 영역이 우리의 원하는 기각역이다.

< 표 7 > 제1, 2종 과오의 확률

기각역 (이상)	과오확률		1-β	α/(1-β)
	1종(α)	2종(β)		
E_1 3.0 -	0/64	37/47	10/47	.0
E_2 2.0 -	1/64	30/47	17/47	.0057
E_3 1.5 -	5/64	23/47	18/47	.0300
E_4 1.0 -	8/64	17/47	30/47	.0798
E_5 0.5 -	27/64	9/47	38/47	.3411
E_6 0.3 -	40/64	4/47	43/47	.5718
E_7 0.0 -	64/64	0/47	47/47	1.

한편, $E_i = \{w; w \geq L_i\}$ 를 조건적 사건으로 두고 베이지규칙을 적용하면,

$$\alpha' = P\{Y_2 | E_i\}$$

$$P\{Y_2 | E_1\} = 0/10,$$

$$P\{Y_2 | E_2\} = 1/18,$$

$$P\{Y_2 | E_3\} = 5/29,$$

$$P\{Y_2 | E_4\} = 8/38,$$

$$P\{Y_2 | E_5\} = 27/65,$$

$$P\{Y_2 | E_6\} = 40/83,$$

$$P\{Y_2 | E_7\} = 64/111$$

이고, $\beta' = P\{Y_1 | E_i^*\}$ 는

$$P\{Y_1 | E_1^*\} = 37/101,$$

$$P\{Y_1 | E_2^*\} = 30/93,$$

$$P\{Y_1 | E_3^*\} = 23/82,$$

$$P\{Y_1 | E_4^*\} = 17/73,$$

$$P\{Y_1 | E_5^*\} = 9/46,$$

$$P\{Y_1 | E_6^*\} = 4/28$$

이며, E_7^* 는 공집합 이므로 $P\{Y_1 | E_7^*\}$ 는 계산 불능이다.

제1종 사후 과오에만 관심을 가진다면, E_1, E_2, \dots, E_7 중 제1종 사후 과오의 확률(α')을 최소화하는 E_1 을 기각역으로 정한다. 한편 제2종 사후 과오에만 관심을 가진다면, E_1, E_2, \dots, E_7 중 제2종 과오의 확률(β')을 최소화하는 E_6 을 기각역으로 삼는다.

제1종 과오와 제2종 과오를 동시에 고려한다고 할 때는, <표 8>에서와 같이 비율 $\alpha' / (1-\beta')$ 를 최소화하는 E_1 을 기각역으로 정하는 방법을 생각할 수 있다. 또는 제1종 사후 과오와 제2종 사후과오 둘 중, 한 과오의 확률을 일정한 작은 값(0.01, 0.05, 또는 0.1)에 가장 가까운 값을 주는 영역을 기각역으로 정하면, 예를들어 1종 과오의 확률을 $\alpha = 0.05$ 로 고정시킨다면, 제1종 과오의 확률을 $\alpha = 0.05$ 에 가장 가까운값 0.0555를 주는 E_2 가 기각역으로 선택된다.

< 표 8 > 제1, 2종 과오의 확률

기각역 (이상)	사후 과오 확률		$1-\beta'$	$\alpha' / (1-\beta')$
	1종(α')	2종(β')		
E_1 3.0 -	0/10	37/101	64/101	.0
E_2 2.0 -	1/18	30/93	63/93	.0820
E_3 15 -	5/29	23/82	59/82	.2396
E_4 1.0 -	8/38	17/73	56/73	.2744
E_5 0.5 -	27/65	9/46	37/46	.5164
E_6 0.3 -	40/83	4/28	24/28	.5622
E_7 0.0 -	64/111	불능		

4. 결론

국내외적으로 기업경영환경이 더욱 어려워지고 있는 상황에서 도산하는 기업이 많이 생기고 있다. 기업의 도산은 소유주, 고용근로자, 투자가들을 비롯하여 국민경제에의 심적 및 물적 파급효과가 심대하다. 도산의 가능성을 예측하여 그런 기업을 회피하거나, 소생 가능하다면 필요한 경우 시정, 지원하여야 할 것이다. 도산예측은 오랫동안 많은 사람들의 연구대상이 되어 왔으며, 많은 연구들은 도산을 잘 예측할 수 있는 재무지표를 만들어 실증적으로 활용할 것을 제시하기도 하였다. 그러나 거기서의 과오의 확률은 낮지 않고 또 그 선택의 신축성도 약하다. 기존의 다양한 도산 판별 예측방법론에 본 연구에서 제안하는 네이만-피어슨정리와 사후 확률개념을 보완할 경우 과오의 확률을 낮출 수 있고 신축성있게 필요에 따라 선택할 수 있다.

참고문헌

- [1] 김건우 (1987), “재무비율로 판단한 기업부실 징후와 예측,” 「경영학 연구」, 제16권 제2호, pp. 263 - 316.
- [2] 한울회 (1992), “기업부실화의 주요징후,” 「서강 Harvard Business」, Vol. 44, 한국경제신문사, pp. 47 - 60.
- [3] 황석하 (1989), “기업부실의 유형화에 관한 연구,” 「경영학연구」, 제18권, 제2호, pp. 147 - 190.
- [4] Altman, E. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, Vol. 23, No. 3, pp. 589 - 609.
- [5] Bickel, P. J. and Doksum, K. A. (1977), *Mathematical Statistics*, Holden-Day, Inc., San Francisco, p. 3.
- [6] Casey, C., McGee, V., and Stickney, C. (1986), “Discriminating between Reorganized and Liquidated Firms in Bankruptcy,” *Accounting Review*, Vol. 61, No. 2, pp. 249 - 263.
- [7] Chung, H. and Tam, K. (1992), “A Comparative Analysis of Inductive Learning Algorithm,” *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 2, pp. 3 - 18.
- [8] Eisenbeis, R. A. (1979), “Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics,” *The Journal of Finance*, Vol. 32, pp. 875 - 900.
- [9] Kwon, Y. (1994), “Ordinal Pairwise Partitioning Approach to Neural Networks Training,” *Proceedings of 1994 Singapore International Conference on Intelligent Systems*, forthcoming, Singapore.

- [10] Lee, K., Han, I., and Kwon, Y. (1994), "A Comparative Study on the Bankruptcy Prediction Accuracy of Statistical and Artificial Intelligence Models: MDA, ACLS and Neural Network," *Proceedings of 1994 Japan/Korea Joint Conference on Expert Systems*, Tokyo, Japan, pp. 277–282.
- [11] Morse, D. and Shaw, W. (1988), "Investing in Bankrupt Firms," *Journal of Finance*, Vol. 43, No. 5, pp. 1193–1206.
- [12] Odom, M. and Sharda, R. (1990), "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, CA., pp. 163–168.
- [13] Ohlson, J. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109–131.