

## 부실기업예측모형의 판별력 비교

최태성\* · 김형기\*\* · 김성호\*\*\*

### A Comparison of the Discrimination of Business Failure Prediction Models

Tae Sung Choi\* · Hyoungki Kim\*\* · Seongho Kim\*\*\*

#### Abstract

In this paper, we compares the business failure prediction accuracy among Linear Programming Discriminant Analysis(LPDA) model, Multivariate Discriminant Analysis (MDA) model and logit analysis model. The Data for 417 companies analyzed were gathered from KIS-FAS published by Korea Information Service in 1999.

The result of comparison for four time horizons shows that LPDA is advantageous in prediction accuracy over the other two models when over all hit ratio and business failure accuracy are considered simultaneously.

Keyword : Linear Programming Discriminant Analysis(LPDA), Multivariate Discriminant Analysis (MDA), logit analysis, business failure, prediction accuracy

## 1. 서 론

부실기업의 발생은 해당 기업뿐만 아니라 자금의 공급 창구인 금융기관, 관련된 거래 기업, 투자자 등 광범위한 이해 관계자들에게 큰 영향을 주게

되며, 국민경제 전반에 많은 문제를 야기한다. 부실기업의 발생을 사전에 예측할 수 있다면 이에 따른 효율적인 대비를 할 수 있어, Smith와 Winaker [32] 이후 이에 관한 많은 연구가 국내외에서 행해졌다. 지금까지의 연구는 대부분 다변량판별분석

논문접수일 : 2001년 9월 21일      논문제재확정일 : 2002년 3월 5일

\* 인하대학교 경영학부 교수(e-mail : tschoi@inha.ac.kr, homepage : www.inha.ac.kr/~tschoi)

\*\* 인하대학교 경영연구소 책임연구원(e-mail : khk601@munhak.inha.ac.kr)

\*\*\* 한국철도기술연구원 선임연구원(e-mail : shkim@krri.re.kr)

(Multivariate Discriminant Analysis : 이하 판별분석이라 칭함), 로짓분석(Logit Analysis), 프로빗분석(Probit Analysis)등 통계적 기법을 이용하여 기업부실의 예측에 판별력이 높은 재무정보와 모형의 도출에 초점을 두고 재무, 회계학적인 관점에서 행해졌다. 그 결과는 시대에 따라, 국가에 따라, 표본기간에 따라 다르게 나타나고 있어, 시간이 흐름에 따라 계속적으로 모형을 수정해 나가야 한다는 결론에 도달하게 된다.

Freed와 Glover[11, 12]는 다른 두 집단에 속한 개체들을 분류하기 위한 기법으로 선형계획법에 기초를 둔 선형계획판별분석(Linear Programming Discriminant Analysis : 이하 LPDA라 칭함)모형을 제시하였다. Bajgier와 Hill[5]은 몬테칼로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)에 의한 가상자료로 10개의 판별문제를 만들어 판별분석모형과 비교한 결과 두 집단간 중복이 적고 독립변수의 분산 및 공분산 행렬이 같은 경우를 제외하고는 LPDA 모형이 판별분석모형에 비해 판별력이 높다는 결론을 제시한 바 있다. 또한 Deakin[8]은 연속적 변수인 재무비율은 정규분포를 이루고 있지 않은 경우가 많다고 언급하고 있어 기업부실 예측에 재무비율을 이용한 통계적 기법의 활용은 한계점을 가지게 된다고 할 수 있다. 따라서 변수의 분포에 정을 두고 있지 않은 LPDA모형이 기존의 통계적 기법을 대체 또는 보완할 수 있는지 여부를 판단하기 위하여 실질 자료를 이용한 각 모형의 판별력 비교하고, 재무관리나 회계학 분야에 비교적 생소한 기법의 유용성을 제시하는 것은 시류에 적절한 연구라고 판단된다.

본 연구에서는 지금까지 기업부실에 대한 판별력이 높은 것으로 나타난 통계적 기법인 판별분석, 로짓분석과 LPDA 모형을 우리나라 상장회사 자료를 이용하여 부실기업의 판별력을 비교하고자 한다. 본 절에 이어 제 2절에서는 비교 대상의 모형에 대해 간략히 설명하고, 제 3절에서는 분석에 사용될 자료를, 제 4절에서는 모형의 비교 방법을 설명하기로 한다. 제 5절과 제 6절에서는 분석결과와

결론을 제시한다.

## 2. 비교대상모형

본 연구에서 기업부실예측력 비교대상 모형은 통계적기법인 다변량판별분석과 로짓분석, 수리계획기법인 선형계획판별분석이다. 다변량판별분석과 로짓분석모형은 잘 알려진 기법으로 대부분의 통계분석 패키지에 제시되어 있으므로 설명은 생략하기로 한다. 본 연구에서는 SPSS 10.0에서 단계적방법(stepwise method)에 의한 결과를 비교에 사용하기로 한다.

Koehler[22, 23]는 Freed와 Glover[11, 12]가 처음으로 제시한 선형계획판별분석모형과 이를 수정한 모형은 비유계가해영역, 자명해(가중치  $w_i = 0$ 인 경우), 부적정해(두 집단에 있는 기업들이 초평면의 한쪽에 몰려 있는 경우), 자료의 변환 등에 따라 해의 불안정성이 존재한다고 지적하고 있다. 이러한 문제를 해결한 모형이 Stam과 Ragsdale[33]이 아래의 식 (2-1), (2-2)과 같이 제시한 2단계 모형인 “PHASER” 모형이다. SAS를 활용하여 구한 이모형의 해를 비교에 사용하기로 한다.

### PHASER(1) 모형

$$\text{최소화 } Z = \sum_{i \in G_1} d_i + \sum_{i \in G_2} d_i$$

$$\begin{aligned} \text{제약조건 : } w_o + \sum_{j=1}^k a_{ij} w_j - d_i &\leq 0, \quad i \in G_1 \\ w_o + \sum_{j=1}^k a_{ij} w_j + d_i &> 1, \quad i \in G_2 \quad (2-1) \\ d_i &\geq 0, \quad i \in G_1 \cup G_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_o, w_j (j = 1, 2, \dots, k, k = \text{속성의 수}) \\ = \text{비음제한 없음} \end{aligned}$$

### PHASER(2)

$$\text{최소화 } Z = \sum_{i \in S_H \cup S_{fuzzy}} d_i + \sum_{i \in S_B \cup S_{fuzzy}} d_i$$

$$\text{제약조건 : } w_o + \sum_{j=1}^k a_{ij} w_j \leq 0, \quad i \in S_B \cap G_B$$

$$\begin{aligned}
 w_o + \sum_{j=1}^k a_{ij} w_j - d_i &\leq b, \quad i \in S_H \cup S_{fuzzy} \\
 w_o + \sum_{j=1}^k a_{ij} w_j &\geq 1, \quad i \in S_H \cap G_H \quad (2-2) \\
 w_o + \sum_{j=1}^k a_{ij} w_j + d_i &\geq b, \quad i \in S_B \cup G_{fuzzy} \\
 d_i &\geq 0, \quad i \in S_B \cup S_{fuzzy} \cup S_H \\
 0 \leq b &\leq 1 \\
 w_o, \quad w_j (j=1, 2, \dots, k, k = \text{속성의 수}) \\
 &= \text{비음제한 없음}
 \end{aligned}$$

### 3. 분석자료

#### 3.1 표 본

부실기업에 대한 정의는 재무, 경영, 법적인 처리과정과 경제환경에 따라 다양하게 정의되고 있다. 본 연구에서는 우리나라 금융기관의 정의에 따라 부도발생, 은행거래정지, 화의, 영업정지, 관리종목지정, 회사정리절차신청 혹은 법정관리 등의 사유가 발생한 기업을 부실기업으로 정의한다. 이 정의에 따라 한국증권거래소에 상장되어 1994년 1월부터 1999년 12월까지 6년간에 발생한 비금융업 127개 부실기업 중, 부실 발생 전 최소 1개 연도의 재무제표가 한국신용평가(주)의 1999년 KIS-FAS에 수록되어 있는 117개 기업을 부실기업의 표본으로 한다. 금융업을 제외하는 이유는 회계기준이 다른 업종과 완전히 다르기 때문이다.

부실기업에 대응하는 건전기업의 표본으로는 업종과 규모의 차이에 따라 예상되는 각종 체계적 차이(systematic difference)를 통제하기 위하여 부실이 발생한 연도에 동종업체(상장기업 업종분류 코드의 2단위가 일치하는 기업)로써 자산규모가 비슷한 중에서 부실기업의 3배수에 해당하는 기업을 선정하였다. 부실 발생 당시 정상적으로 영업하고 있던 동종업체를 자산규모 순으로 정리하여 중간에 속하는 기업을 선정하였으며, 동종업종에서 정상적으로 영업하던 기업의 수가 부실기업 수의 3

배를 초과하지 않는 경우에는 모든 기업을 표본에 포함하여 모두 300개의 건전기업이 선정되었다.

건전기업 표본의 수를 부실기업의 3배수로 정한 것은 부실기업과 건전기업의 수를 같게 하는 경우 부실기업의 수가 건전기업에 비해 훨씬 적게 나타나는 모집단의 현상을 반영하지 못하여 건전기업과 부실기업의 차이가 뚜렷해져 모형의 판별력을 과대 평가하는 문제점을 방지하고, 현실적으로 수집 가능한 건전기업의 수를 고려한 것이다. Zmijewski[35], 이계원[1], 장휘용[2] 등의 국내외 선행연구에서도 부실기업과 건전기업의 비율을 1:3으로 사용한 바 있다.

#### 3.2 변수

기업의 부실을 예측하는 모형에 사용되는 변수는 모형의 판별력에 크게 영향을 미치게 되므로 변수의 선정은 모형의 구축에 고려해야 할 중요한 과제다. 부실예측모형에 대한 선행연구를 보면 변수가 같은 모형은 없으며, 매우 다양한 변수들이 사용되었다.

선행연구들에서 사용된 다양한 변수들 중에서 이론적 또는 실증적인 관점에서 일부를 선택하여 모형을 구축하게 되면 모형의 판별력에 자의적인 요소가 개입하게 된다. 따라서 본 논문에서는 부실예측에 대한 선행연구에서 한 번이라도 채택된 재무변수들은 모두 분석대상의 변수로 채택하여 변수의 자의적인 선정을 배제하고자 한다. 분석대상의 변수로 성장성을 반영하는 5개, 수익성을 반영하는 8개, 활동성을 반영하는 5개, 안정성을 반영하는 6개, 현금흐름을 반영하는 5개, 기타 4개 총 34개의 지표를 사용하기로 한다. 각 지표들의 내용은 아래의 <표 3-1>과 같다.

기업의 부실예측에 대한 선행연구에서는 부실 몇 년 전부터 부실 1년 전까지의 재무자료를 많이 사용하고 있다. 부실의 예측력을 제고하는 측면에서 시계열 자료를 사용하는 것이 바람직하나 본 논문의 목적은 부실을 예측하는 데 중요한 변수를 찾

〈표 3-1〉 분석대상 변수

구 분	변 수 명	산 출 식
성 장 성	총자산증가율	(당기말총자산-전기말 총자산)/(전기말총자산)
	자기자본증가율	(당기말자기자본-전기말자기자본)/(전기말자기자본)
	매출액증가율	(당기매출액-전기매출액)/(전기매출액)
	종업원수증가율	(당기종업원수-전기종업원수)/(전기종업원수)
	투자증가율	(당기투자자산-전기투자자산)/(전기투자자산)
	고정자산증가율	(당기고정자산-전기고정자산)/(전기고정자산)
수 익 성	주당경상이익	
	주당순이익	
	총자본경상이익율	당기경상이익/총자본
	총자본순이익율	당기순이익/총자본
	매출액순이익율	당기순이익/순매출액
	매출액영업이익율	당기영업이익/순매출액
	매출액경상이익율	당기경상이익/순매출액
안 정 성	금융비용대매출액	금융비용/순매출액
	유동비율	유동자산/유동부채
	당좌비율	당좌자산/유동부채
	부채비율	총부채/자기자본
	고정부채비율	고정부채/총부채
	보통주주당장부가치	(총자본금-우선주자본금)/보통주유통주식수
현 금 흐 름	고정장기적합율	고정자산/(자기자본+고정부채)
	현금흐름/총부채	이자지급후 현금흐름액/총부채
	현금흐름/총자본	
	현금흐름/매출액	이자지급후 현금흐름액/매출액
	단기차입금상환능력	(현금유가증권+영업활동현금흐름)/단기차입금
활 동 성	차입금상환능력	(현금유가증권+영업활동현금흐름)/총차입금
	총자본회전율	(매출액/총자산)
	재고산회전율	(매출액/재고자산)
	매출채권회전율	(매출액/매출채권)
	총자산대비재고비율	(재고자산/총자산)
기 타	총부채회전율	매출액/총부채
	매출액(Log)	
	이자보상비율	영업이익/이자비용
	부가가치율	부가가치/매출액 × 100
	총자본투자효율	부가가치/총자본 × 100

는 것이 아니고 다수의 모형의 판별력을 비교하는 데 있으므로 각 예측모형의 분석대상의 변수로 부실 1년 전의 34개 지표만을 사용하기로 한다. 또한

34개의 변수 중 매출액의 값은 다른 변수의 값과 차이가 커 분석결과에 영향을 미칠 수 있으므로 Log값을 취해 사용하기로 한다.

〈표 4-1〉 각 기간별 부실기업과 건전기업의 수

	기 업 수		
	부 실	건 전	전 체
1994~1996년	27	69	96
1997년	47	117	164
1998~1999년	43	114	157
1994~1999년	117	300	417

#### 4. 비교방법

부실기업 예측모형에 관한 많은 선행연구에서 동일한 모형이 도출되지 않았다는 것은 연구시점과 적용기간에 따라 변수의 역할이 다르고, 모형의 판별력에 변수의 영향력이 크다는 것을 의미한다. 따라서 모형의 판별력 비교결과의 신뢰도를 제고하기 위해서는 다양한 기간에 걸쳐서 비교가 이루어져야 하며, 비교 결과의 공정성과 객관성을 확보하기 위해서는 변수의 영향력을 통제하여야 한다. 비교 결과의 신뢰도를 확보하기 위하여 본 연구에서는 적용기간을 IMF 구제금융 발생 이전인 1994년~1996년, IMF 구제금융 발생년도인 1997년, 그 후인 1998년~1999년으로 세분화한 기간과 전체를 한 기간으로 묶은 1994년~1999년 총 4개 기간에 적용한 결과를 비교하였다. 이렇게 구분한 기간별 표본의 구성은 아래의 〈표 4-1〉과 같다.

표본에서 도출한 모형을 그 표본에 다시 적용하여 나타나는 판별력은 과대 추정되는 경향이 있다. Lachenbruch와 Mickey[26]은 “Jacknifing method”가 객관성을 지닌 검정방법이라고 제시한 바 있다. 반면에 Schaafsma와 van Vark[18]는 이 방법보다는 분할표본(split sampling) 방법을 사용하여 전체 표본의 3/4을 추정용으로, 나머지 1/4을 검정용 표본으로 사용하는 것이 가장 이상적인 결과를 제공한다고 주장한 바 있다. Schaafsma와 van Vark의 방법을 본 연구에 적용하기에는 1994~1996 기간의 부실기업 표본의 수가 27개에 불과하여 문제점이 있어, 이를 수정하여 부실기업과 건전기업에서

추정용 표본과 검정용 표본의 동일 수 원칙으로 30회를 무작위 추출하여 이 30 세트의 자료를 각 모형에 사용한 결과의 평균을 비교하였다.

변수의 영향력을 통제하기 위해서는 동일한 변수를 사용하는 것이 바람직하다. 그러나 선행연구들에서 나타난 바와 같이 기법, 적용범위 및 기간에 따라 다양한 변수들이 선정되고 있어 이론적으로 또는 실무적으로 전 기간에 걸쳐 동일한 변수를 자의적으로 선정하기에는 문제가 없지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 아래와 같은 세 가지 방법으로 비교하였다.

비교 1 : 단계적 선택방법(stepwise method)을 이용하여 구한 판별분석모형, 로짓모형의 결과, 판별분석에 사용된 변수를 LPDA모형에 사용한 LPDA1의 결과, 로짓모형에 사용된 변수를 LPDA 모형에 사용한 LPDA2의 결과를 비교한다. 단계적 선택방법에 의해 선정된 변수는 판별분석과 로짓모형에 가장 적합한 변수이므로, LPDA에 불리한 상황에서의 비교가 된다.

비교 2 : 변수의 효과를 완전히 통제하기 위하여 비교 1에서 판별분석모형 또는 로짓모형에 사용된 변수 모두를 각 모형에 적용한 결과를 비교한다. 이 비교는 각 모형에 사용된 변수가 모두 같기 때문에 변수의 영향력은 통제가 되었으나 비교 1에 선정된 변수는 판별분석과 로짓모형의 가장 적합한 변수이므로 이 또한 LPDA에 불리한 상황에서의 비교가 된다.

비교 3 : LPDA의 불리한 상황을 해소하기 위하여 각 변수의 평균의 차이가 큰 변수를 로짓모형에

〈표 4-2〉 모형비교에 선정된 변수

구 분	판별분석모형 &LPDA 1	로짓모형 &LPDA 2	통합변수모형 &LPDA 3	최적선형모형 (LPDA 4)
'94년 ~ '96년	자기자본증가율 총자본경상율	자기자본증가율 총자본경상이익율 유동비율 고정장기적합율 매출채권회전율	자기자본증가율 총자본경상이익율 유동비율 고정장기적합율 매출채권회전율	총자산증가율 총자본경상이익율 유동비율 고정장기적합율 금융비용대매출액
'97년	금융비용대매출액 보통주주당장부가치	금융비용대매출액 보통주주당장부가치 부채비율 투자증가율 현금흐름/총자본 매출채권회전율	금융비용대매출액 보통주주당장부가치 부채비율 투자증가율 현금흐름/총자본 매출채권회전율	금융비용대매출액 보통주주당장부가치 부채비율 매출채권회전율 현금흐름/총부채 총부채회전율
'98년 ~ '99년	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액) 부가가치율	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액) 부가가치율 매출액증가율	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액) 부가가치율 매출액증가율	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액) 매출액증가율 금융비용대매출액
'94년 ~ '99년	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액)	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액) 매출액증가율 부가가치율	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 총자산대재고비율 Log(매출액) 매출액증가율 부가가치율	총자산증가율 매출액순이익율 고정장기적합율 Log(매출액) 매출액증가율 부가가치율 금융비용대매출액

사용된 변수의 수를 초과하지 않게 선정하여 적용한 LPDA와 단계적 투입방법에 의한 판별분석모형 및 로짓모형의 결과를 비교한다. 이 비교는 LPDA의 변수선정에서의 불리한 점은 해소하고 변수의 수는 통제된 경우이다.

각 비교에 사용된 모형별, 기간별 변수는 다음의 〈표 4-2〉와 같다.

## 5. 분석결과

각 모형의 판별력 비교는 추정용과 검정용 표본을 동일 수 원칙으로 30회 무작위 추출하여 검정용 표본에 적용한 30개 결과의 평균을 대상으로 한다. 판별력 비교의 기준은 각 모형의 분류의 정확도를 나타내는 지표인 적중률이 원칙이나, 오분류 즉 부실기업을 건전기업으로 잘못 분류(제 1종 과오라

칭함)하거나 건전기업을 부실기업으로 잘못 분류(제 2종 과오라 칭함)하는 데 따른 비용의 차이가 존재하므로 이 또한 고려되어야 할 것이다. 각 과오에 따른 비용은 정확하게 추정할 수 없지만 부실기업 예측에서는 1종 과오에 따른 비용이 제 2종 과오에 따른 비용보다 훨씬 크므로 부실기업에 대한 분류정확도를 같이 고려하여 모형을 평가하고자 한다.

아래의 〈표 5-1〉은 비교 1의 결과이다. 먼저 판별분석모형과 LPDA1의 적중율을 비교해보면 전체적인 적중율의 평균에서는 LPDA1이 전체 4개의 표본기간에 걸쳐 판별분석모형보다 최소 0.8%에서 최대 6.1%높은 것으로 나타나 있다. 그러나 부실기업에 대한 분류의 정확도는 LPDA1가 1997년 표본기간을 제외하고는 판별분석모형에 비해 상당히 낮은 것으로 나타나 있어 두 모형의 우열을

〈표 5-1〉 비교 1의 결과

구 분		판별분석모형			로짓모형			LPDA 1			LPDA 2		
'94년 ~ '96년	평균 표준 최대 최소	건전	부실	전체	건전	부실	전체	건전	부실	전체	건전	부실	전체
		79.0	56.4	72.5	89.0	35.7	74.0	81.5	53.3	73.3	77.8	59.5	72.6
		10.1	19.4	4.9	6.5	18.5	4.1	8.4	13.50	5.7	8.1	15.8	7.2
		91.4	100	79.6	100	71.4	85.7	91.4	78.6	81.6	91.4	85.7	83.7
		60.0	21.4	59.2	77.1	0.00	67.3	65.7	21.4	63.3	60.0	35.7	57.1
'97년	평균 표준 최대 최소	76.8	56.6	71.3	88.1	44.8	76.4	84.6	60.5	77.4	85.0	64.3	78.8
		6.1	11.1	4.5	4.6	9.9	3.6	6.3	12.81	3.8	6.0	13.2	4.6
		89.8	77.3	81.5	96.6	68.2	84.0	94.9	84.0	82.1	96.6	92.0	86.9
		64.4	36.4	63.0	81.4	27.3	69.1	62.7	28.0	66.7	71.2	32.0	69.1
'98년 ~ '99년	평균 표준 최대 최소	77.7	58.9	72.6	85.8	50.5	76.2	84.0	49.9	74.8	84.2	52.1	75.5
		7.4	10.3	4.9	6.3	11.2	4.7	8.4	16.12	4.8	6.6	14.0	4.8
		89.8	77.3	80.2	93.2	68.2	82.7	98.3	81.8	82.7	96.6	77.3	84.0
		59.3	27.3	61.7	69.5	27.3	64.2	62.7	18.2	65.4	67.8	27.3	67.9
'94년 ~ '99년	평균 표준 최대 최소	77.9	61.5	73.3	92.3	38.4	77.0	85.2	53.6	76.3	85.8	54.5	77.2
		3.2	6.8	2.5	2.9	9.0	1.8	3.4	5.46	2.3	3.5	6.4	2.3
		86.0	72.9	78.0	96.7	61.0	80.4	90.7	62.7	80.9	91.3	66.1	81.1
		72.0	45.8	67.0	84.7	20.3	71.8	77.3	42.4	71.3	76.7	42.4	73.2

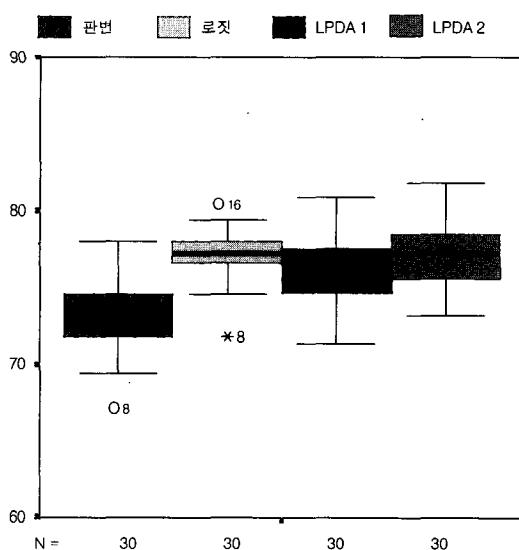
판단할 수 없다.

로짓모형과 LPDA2의 결과를 비교해 보면 전체적인 적중율에서는 '94년~'96년과 '98~'99년 2개 기간은 로짓모형이 약간 높거나 비슷하지만, 나머지 2개의 표본기간에서는 LPDA2가 약간 높거나 비슷하여 우열을 판단하기 어렵다. 그러나 로짓모형의 부실기업에 대한 분류의 정확도는 50%를 상회하지 못하여 전 표본기간에 걸쳐 LPDA2에 비해 많이 낮은 것으로 나타났다. 이는 로짓모형의 경우 부실기업에 대한 분류의 정확도가 일반적으로 낮게 나타난다는 Ohlson[29]의 지적과 같은 결과를 보여주고 있다.

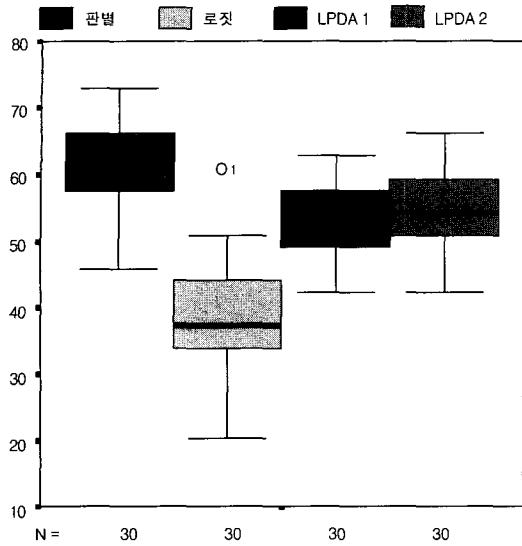
아래의 [그림 5-1]과 [그림 5-2]는 '94년~'99년 표본기간의 30개 표본세트에서 나타난 전체적인 적중율과 부실기업 분류정확도의 분포를 보여주고 있다. '94년~'99년 표본기간의 30개 표본자료 결과의 분포만 제시되어 있으나 각 표본기간의 분포의 모양도 이와 유사하여 표본기업의 수가 가장 많은 이 기간의 분포를 전 기간에 적용하여 해석하여도 문제는 없는 것으로 판단된다.

아래의 그림에서 보면 전체적인 적중률에서는 로짓모형과 LPDA2가 비슷하지만 부실기업의 분

류정확도 면에서는 LPDA2가 월등히 높고 흐트러짐도 작다. 따라서 LPDA 모형이 로짓모형에 비해 우위에 있다고 할 수 있다. 그러나 판별분석모형과 LPDA1간에는 적중율에서는 LPDA가, 부실기업에 대한 분류정확도에서는 판별분석모형이 우위에 있어 명확하게 우열을 판명할 수 없다.



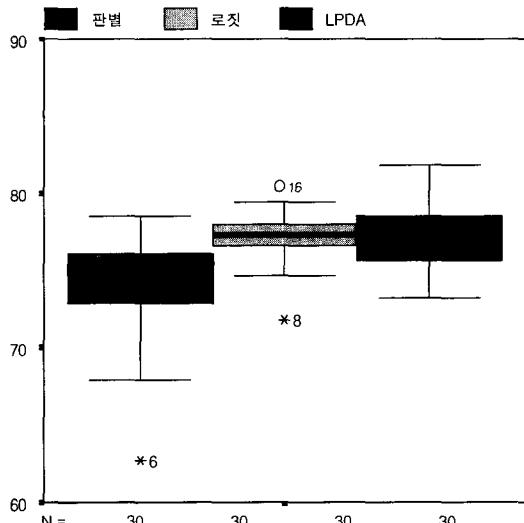
[그림 5-1] 비교 1의 '94~'99년 적중률 분포



[그림 5-2] 비교 1의 '94~'99년 부실기업 분류정확도 분포

<표 5-2>는 각 모형에 사용된 변수를 모두 같게 한 비교 2의 결과이다. 비교 1에서 판별분석모형에 사용된 변수는 로짓모형에 사용된 변수의 부문집합이므로 비교 2에서 판별분석모형에 사용된 변수는 비교 1에서 로짓모형과 LPDA2에 사용된 변수와 같은 것이다.

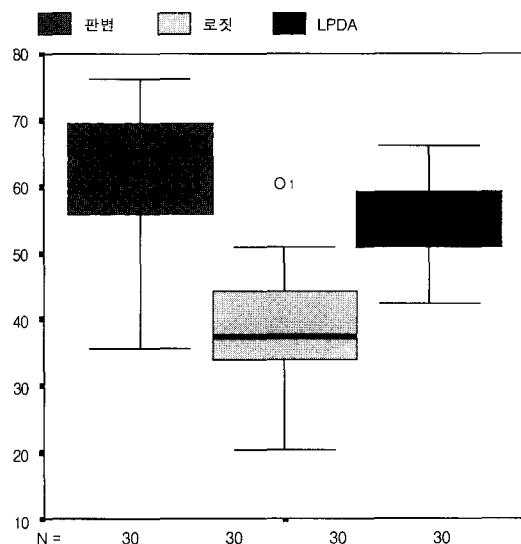
<표 5-2>의 판별분석모형의 결과와 <표 5-1>의 판별분석모형의 결과를 비교해 보면 <표 5-1>의 판별분석모형에 몇 개의 변수가 추가되어도 적중률과 부실기업의 분류정확도가 크게 변하지 않음을 알 수 있다. 또한 [그림 5-3]과 [그림 5-4]도 [그림 5-1]과 [그림 5-2]와 큰 차이가 없다. 따라서



[그림 5-3] 비교 2의 '94~'99년 적중률 분포

<표 5-2> 비교 2의 결과

구 분		판별분석모형			로짓모형			LPDA		
		전전	부실	전체	전전	부실	전체	전전	부실	전체
'94년 ~ '96년	평균	70.6	47.6	65.7	89.0	35.7	74.0	77.8	59.5	72.6
	표준	13.6	17.1	5.4	6.5	18.5	4.1	8.1	15.8	7.2
	최대	85.7	92.9	77.6	100	71.4	85.7	91.4	85.7	83.7
	최소	7.1	14.3	55.1	77.1	0.00	67.3	60.0	35.7	57.1
'97년	평균	79.1	63.7	74.5	88.1	44.8	76.4	85.0	64.3	78.8
	표준	6.7	11.3	4.6	4.6	9.9	3.6	6.0	13.2	4.6
	최대	91.5	80.0	84.5	96.6	68.2	84.0	96.6	92.0	86.9
	최소	61.0	32.0	63.1	81.4	27.3	69.1	71.2	32.0	69.1
'98년 ~ '99년	평균	77.7	58.9	72.6	85.8	50.5	76.2	84.2	52.1	75.5
	표준	7.4	10.3	4.9	6.3	11.2	4.7	6.6	14.0	4.8
	최대	89.8	77.3	80.2	93.2	68.2	82.7	96.6	77.3	84.0
	최소	59.3	27.3	61.7	69.5	27.3	64.2	67.8	27.3	67.9
'94년 ~ '99년	평균	78.0	63.0	73.8	92.3	38.4	77.0	85.8	54.5	77.2
	표준	4.6	8.8	3.4	2.9	9.0	1.8	3.5	6.4	2.3
	최대	85.3	76.3	78.5	96.7	61.0	80.4	91.3	66.1	81.8
	최소	66.7	35.6	62.7	84.7	20.3	71.8	76.7	42.4	73.2



[그림 5-4] 비교 2의 '94~'99년 부실기업 분류정확도 분포

비교 2의 결과에서의 결론은 비교 1의 결론과 차이가 없다.

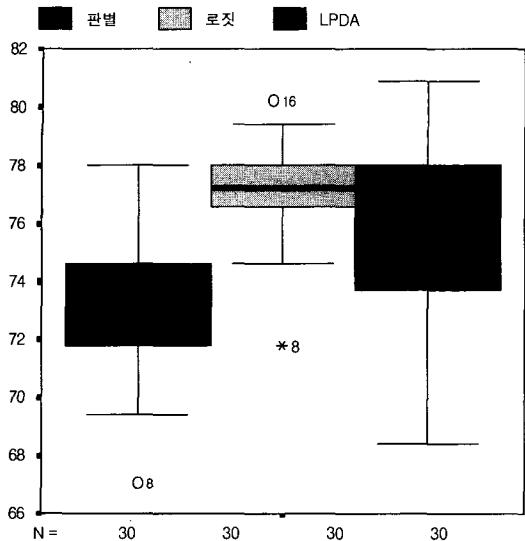
<표 5-3>은 비교 3의 분석결과이다. 비교 3에서 LPDA모형에 사용된 변수는 변수의 평균의 차이의 크기에 따라 로짓모형에 사용된 변수의 수와 같게 선정한 것이다. 먼저 LPDA의 결과를 비교 1의

LPDA2의 결과와 비교해 보면 전체적인 적중률과 부실기업의 분류정확도 모두 개선되었음을 알 수 있다. 그 결과 LPDA와 판별분석모형과의 적중률 차이는 최고 8.6%, 최하 1%가 되며, 부실기업 분류정확도는 4개의 표본기간 중 3개의 표본기간에서 판별분석모형 보다 최고 15%, 최하 0.3% 높게 나타나고 있고 '94~'99년 기간에만 약 6% 정도 낮으므로 LPDA가 판별분석 모형에 비해 확실하게 우위에 있다고 하겠다.

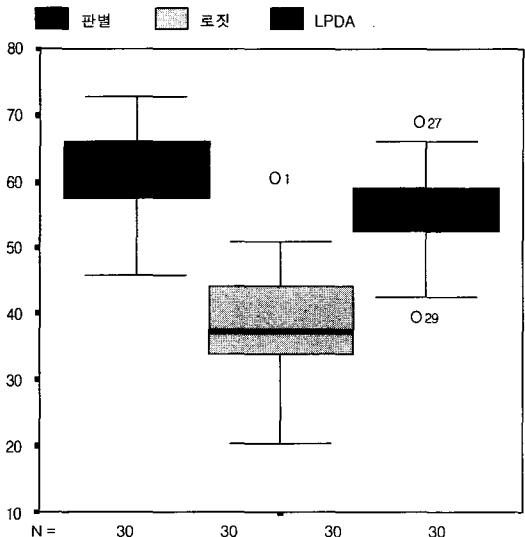
[그림 5-5]와 [그림 5-6]는 부실기업에 대한 분류정확도에서 판별분석모형이 LPDA보다 높은 '94~'99년 표본기간의 적중률과 부실기업 분류정확도의 분포이다. 이를 보면 전체적인 적중률은 로짓모형과 LPDA가 비슷하면서 판별분석모형보다는 높지만 부실기업에 대한 분류정확도는 판별분석모형과 LPDA가 비슷하면서 로짓모형보다는 많이 높다는 것을 알 수 있다. LPDA의 부실기업 분류정확도가 판별분석모형보다 낮은 기간의 분포임에도 불구하고 표본기업이 바뀌더라도 부실기업에 대한 분류정확도에 큰 차이가 없음은 위에서 언급한 LPDA의 우위를 뒷받침하고 있다고 하겠다.

〈표 5-3〉 비교 3의 결과

구 분		판별분석모형			로짓모형			LPDA 4		
'94년 ~ '96년	평균	건전	부실	전체	건전	부실	전체	건전	부실	전체
		79.0	56.4	72.5	89.0	35.7	74.0	77.0	64.8	73.5
		10.1	19.4	4.9	6.5	18.5	4.1	8.1	9.7	5.8
		91.4	100	79.6	100	71.4	85.7	88.6	78.6	81.6
	최소	60.0	21.4	59.2	77.1	0.00	67.3	60.0	50.0	63.3
'98년 ~ '99년	평균	76.8	56.6	71.3	88.1	44.8	76.4	84.5	69.1	79.9
		6.1	11.1	4.5	4.6	9.9	3.6	4.9	7.6	3.7
		89.8	77.3	81.5	96.6	68.2	84.0	91.5	80.0	85.7
		64.4	36.4	63.0	81.4	27.3	69.1	74.6	52.0	71.4
	최대	77.7	58.9	72.6	85.8	50.5	76.2	81.1	59.2	75.1
	표준	7.4	10.3	4.9	6.3	11.2	4.7	5.7	14.6	4.0
	최소	59.3	27.3	61.7	69.5	27.3	64.2	71.2	27.3	67.9
	평균	77.9	61.5	73.3	92.3	38.4	77.0	83.8	55.6	75.9
	표준	3.2	6.8	2.5	2.9	9.0	1.7	4.3	7.1	3.1
	최대	86.0	72.9	78.0	96.7	61.0	80.4	89.3	69.5	80.9
	최소	72.0	45.8	67.0	84.7	20.3	71.8	75.3	40.7	68.4



[그림 5-5] 비교 3의 '94~'99년 적중률 분포



[그림 5-6] 비교 3의 '94~'99년 부실기업 분류정확도 분포

세 비교방법에서 도출된 결과를 종합해 보면 전체적인 적중률에서는 로짓모형이 LPDA에 비해 나쁘지 않고 판별분석모형보다는 높게, 부실기업에 대한 분류정확도는 판별분석모형과 LPDA에 비해 현저히 낮게 나타났다. 또한 판별분석모형은 전체적인 적중률에서는 다른 두 모형에 비해 낮지만 부실기업에 대한 분류의 정확도는 LPDA에 비해 낮

지 않고, 로짓모형에 비해서는 현저히 높게 나타난다. LPDA 모형은 적중률에서는 로짓모형에 비해 높지는 않지만 비슷하게, 부실기업에 대한 분류정확도에서는 판별분석모형에 비해 낮지 않은 것으로 나타났다. 이러한 결과는 비교 방법과 표본기간에 관계없이 일관성을 유지하고 있다.

결론적으로 두 집단으로 분류하는 모형으로서 오분류에 따른 비용이 같다는 상황이라면 로짓모형과 LPDA가 판별분석모형에 비해 유리하다고 할 수 있으나, 오분류에 따른 비용의 차이가 큰 부실기업의 예측의 경우 로짓모형은 부실기업에 대한 분류정확도가 너무 낮아 사용에 문제가 있다고 하겠다. 또한 LPDA는 적중률에서는 판별분석모형에 비해 높아 Bajgier와 Hill[5]의 시뮬레이션에 의한 결론을 뒷받침하고 있으며, 부실기업에 대한 분류정확도에서는 판별분석모형에 비해 확실하게 높지는 않아 완전하게 우위에 있지는 않으나 나쁘지는 않다고 할 수 있다. 따라서 선형계획법에 기초한 선형계획판별모형은 통계적 기법인 판별분석모형과 로짓모형보다 우수하여 이들을 대체하거나 보완할 수 있는 기법이라 하겠다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 판별분석모형, 로짓모형과 선형계획판별모형의 부실기업 판별력을 변수를 달리하면서 세가지 방법으로, 각각 4개의 표본기간에 적용하여 비교하였다. 부실기업의 예측에 있어 부실기업을 건전기업으로의 오분류 비용이 건전기업을 부실기업으로의 오분류 비용보다 훨씬 크므로 전체적인 분류의 정확도 즉 적중률뿐만 아니라 부실기업에 대한 분류정확도 또한 모형의 판별력 비교에 고려하였다. 비교방법과 적용기간에 관계없이 로짓모형의 부실기업에 대한 분류정확도가 다른 두 모형에 비해 현저하게 낮아 부실기업의 예측에 사용하기에는 문제점을 가지고 있는 것으로 밝혀졌다. 판별분석모형은 적중률에서는 높지 않으나 부실기업의 분류정확도에서는 선형계획판별모형에

비해 확실하게 우위에 있지는 않으며, 선형계획판별모형은 판별분석모형에 비해 적중율이 최고 8.6%를 비롯하여 대부분의 비교에서 높은 것으로 밝혀져 부실기업 예측에 가장 유리한 모형임을 제시하였다.

본 연구는 기업부실 예측모형의 판별력을 비교하는 데 목적이 있어 판별력을 결정하는 변수를 찾지 않고 있다. 재무관리의 관점에서 선형계획판별모형에 사용할 변수의 개발과 변수의 선정기준에 대해 연구가 더 필요할 것이다. 또한 선형계획판별모형에 오분류 비용을 고려할 수 있는 연구와 인공신경망을 이용한 결과와의 비교도 진행되어야 할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] 이계원 “회계정보에 의한 기업부실 예측과 시장반응”, 박사논문, 성균관대 대학원, 1992.
- [2] 장희용, “부실표본을 이용한 우리나라 상장기업의 회계조정행위분석”, 「회계학연구」, 제22권, 제4호, 한국회계학회, 1997.
- [3] Altman, E.I., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *The Journal of Finance* 23(1968), pp.589-609.
- [4] Altman, E.I. “Corporate Bankruptcy, Potential Stockholder Returns and Share Valuation,” *The Journal of Finance*, December (1969), pp.887-900.
- [5] Bajgier, S.M. and A.V. Hill, “An Experimental Comparison of Statistical and Linear Programming Approaches to the Discriminant Problem, *Decision Sciences*, Vol.13, No.4(1982), pp.604-618.
- [6] Beaver, W.H., “Market Prices, Financial Ratios and the Prediction of Failure,” *Journal of Accounting Research*, Autumn(1968), pp. 179-192.
- [7] Breiman, L., J.H. Friedman, R.A. Olsen, and C.J. Stone, *Classification and Regression Trees*, The Wadsworth Statistics/Probability series, Wadsworth & Brooks / Cole Advanced Books & Software, Pacific Grove, California, 1984.
- [8] Deakin, E.B., “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure,” *Journal of Accounting Research*, Spring(1972), pp.167-179.
- [9] Erenguc, S.S. and G.J. Koehler, “Survey of Mathematical Programming Models and Experimental Results for Linear Discriminant Analysis,” *Managerial and Decision Economics*, Vol.11(1990), pp.215-225.
- [10] Freed, N. and F. Glover, “Simple but Powerful Goal Programming Models for Discriminant Problems,” *European Journal of Operational Research*, Vol.7, No.1(1981a), pp.44-60.
- [11] Freed, N. and F. Glover, “Applications and Implementation : A Linear Programming Approach to the Discriminant Problem,” *Decision Sciences*, Vol.12, No.1(1981b), pp.68-74.
- [12] Freed, N. and F. Glover, “Evaluating Alternative Linear Programming Models to Solve the Two-Group Discriminant Problem,” *Decision Sciences*, Vol.17, No.2(1986), pp.151-162.
- [13] Freed, N. and F. Glover, “Resolving Certain Difficulties and Improving the Classification Power of the LP Discriminant Analysis Procedure,” *Decision Sciences*, Vol.17, No.2 (1986), pp.589-595.
- [14] Glover, F., “Improved Linear Programming Models for Discriminant Analysis,” *Decision Sciences*, Vol.21, No.4(1990), pp.771-

- 785.
- [15] Glover, F., "Improved Linear and Integer Programming Models for Discriminant Analysis," in Y. Ijiri (ed.), Creative and Innovative Approaches to the Science of Management, Westport, Connecticut : Quorum Books(1993), pp.365-395.
  - [16] Glover, F., S. Keene, and B. Duea, "A New Class of Models for the Discriminant Problem," *Decision Sciences*, Vol.19, No.2(1988), pp. 269-280.
  - [17] Gordon, K.R., M. Palmer, and F. Glover, "Modeling International Loan Portfolios Through Linear Programming Discriminant Analysis," *Journal of Policy Modeling*, Vol. 15, No.3(1993), pp.297-312.
  - [18] Hand, D.J., Discrimination and Classification, John Wiley, New York, 1981.
  - [19] Huberty, C.J., Applied Discriminant Analysis, John Wiley & Sons, New York, 1994.
  - [20] Joachimsthaler, E.A. and A. Stam, "Four Approaches to the Classification Problem in Discriminant Analysis : An Experimental Study," *Decision Sciences*, Vol.19, No.2(1988), pp.322-333.
  - [21] Joachimsthaler, E.A. and A. Stam, "Mathematical Programming Approaches for the Classification Problem in Two-Group Discriminant Analysis," *Multivariate Behavioral Research*, Vol.25, No.4(1990), pp.427-454.
  - [22] Koehler, G.J., "Characterization of Unacceptable Solutions in LP Discriminant Analysis," *Decision Sciences*, Vol.20, No.2(1989a), pp.239-257.
  - [23] Koehler, G.J., "Unacceptable Solutions and the Hybrid Discriminant Model," *Decision Sciences*, Vol.20, No.4(1989b), pp.844-848.
  - [24] Koehler, G.J., "Improper Linear Discriminant Classifiers," *European Journal of Operational Research*, Vol.50, No.2(1991), pp.188-198.
  - [25] Kwak, N.K. and C. Lee, "A Neural Network Application to Classification of Health Status of HIV/AIDS Patients," *Journal of Medical Systems*, Vol.21(1997), pp.87-97.
  - [26] Lachenbruch, P.A., Discriminant analysis, Hafner Press, New York, 1975.
  - [26] Lam, K.F. and J.W. Moy, "An Experimental Comparison of Some Recently Developed Linear Programming Approaches to the Discriminant Problem," *Computers and Operations Research*, Vol.24, No.7(1997), pp.593-599.
  - [27] Lam, K.F., E.U. Choo, and J.W. Moy, "Minimizing Deviations from the Group Mean : A New Linear Programming Approach for the Two-group Classification Problem," *European Journal of Operational Research*, Vol. 88, No.2(1996), pp.358-367.
  - [28] Markowski, C.A. and E.P. Markowski, "An Experimental Comparison of Several Approaches to the Discriminant Problem with Both Qualitative and Quantitative Variables," *European Journal of Operational Research*, Vol. 28, No.1(1987), pp.74-78.
  - [29] Ohlson, J.A., "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, Spring(1980), pp.109-131.
  - [30] Silva, P.D. and A. Stam, "Second Order Mathematical Programming Formulations For Discriminant Analysis," *European Journal of Operational Research*, Vol.72, No.1(1994), pp.4-22.

- [31] Silva, P.D. and A. Stam, "Nonparametric Two-Group Classification : Concepts and a SAS-Based Software Package," *The American Statistician*, Vol.52 No.2(1998), pp.185-197.
- [32] Smith, C.A.B., "Some Examples of Discrimination," *Annals of Eugenics*, Vol.13(1947) pp.272-282.
- [33] Stam, A. and C.T. Ragsdale, "On the Classification Gap in Mathematical Programming Based Approaches to the Discriminant Problem," *Naval Research Logistics*, Vol.39, No.4(1992), pp.545-559.
- [34] Willy Gochet, A. Stam, V. Srinivasan and S. Chen, "Multigroup Discriminant Analysis Using Linear Programming," *Operations Research*, Vol.45, No.2(1997), pp.213-225.
- [35] Zmijewski, M.E., "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models," *Journal of Accounting Research*, Supplement, Vol.22(1984), pp.59-87.