

이화여자대학교 대학원

2002 학년도

석사학위 청구논문

도산예측모형의 예측력 비교

-판별분석모형, 로짓모형, 인공신경망모형을 중심으로

經 營 學 科

李 挺 寅

2003

도산예측모형의 예측력 비교

판별분석모형, 로짓모형, 인공신경망모형을 중심으로

이 論文을 碩士學位 論文으로 提出함

2002年 12月

梨花女子大學校 大學院

經營學科 李 挺 寅

李 姁 寅 의 碩 士 學 位 論 文 을 認 准 함

指導教授

李 宅 洙



審査委員

이 령 수



김 완 희



전 계 안



梨花女子大學校 大學院

국 문 초 록

도산예측연구의 방법은 실무적 관심사에 힘입어 다양하게 발전되어왔다. 도산예측의 실증 연구가 본격적으로 시작된 1960년대 후반부터 1970년대 후반까지는 다변량판별분석기법이, 1980년대 초반부터 1980년대 말까지는 로짓분석기법이, 그리고 그 이후에는 인공지능기법이 도산 예측의 주된 연구 방법이었다. 이와 같이 다양한 도산예측 분석기법이 도입, 발전되면서 연구자들에 의해 각 모형의 우수성이 주장되고 있으나 연구마다 사용된 자료와 절차, 도산의 정의 등이 상이하므로 가장 우수한 모형을 결정하기가 쉽지 않다.

이에 본 연구는 대표적인 도산 예측 연구 방법인 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형의 예측력을 비교 평가하는 것을 주요 목적으로 하며, 아울러 표본구성 비율을 변화시켜가며 예측력의 변화를 살펴본다. 연구의 목적을 달성하기 위하여 관리종목으로 편입된 사건을 도산의 개념으로 정의하였다. 상장 제조기업을 대상으로 1992년부터 1998년 사이의 도산 및 건전기업을 추정표본으로 하여 모형을 설계하고, 1999년부터 2001년까지의 도산 및 건전기업을 검증표본으로 하여 모형의 예측력을 검증하였다. 표본 구성은 도산기업 대비 건전기업의 비율을 1:1, 1:2, 1:3, 1:전체(모든 비도산기업을 건전기업 표본으로 함)의 4세트로 하였으며, 모형의 설계를 위한 변수선택은 t-검정, 단계적 선택법을 이용하였다.

위의 방법으로 도산예측모형을 설계하여 모형간 예측력을 비교 평가한 결과, 표본 구성 방법에 따라 모형간 예측력의 우열이 상이하게 나타났다. 도산기업 대비 건전기업의 비율을 1:1, 1:2로 구성한 경우에는 인공신경망 모형의 예측력이 전반적으로 우수하였다. 그러나 표본의 구성을 1:3으로 한 경우 분류정확도, 제1종 정확도(Type I Accuracy: 도산기업을 도산기업으로 예측하는 능력), 제2종 정확도(Type II Accuracy: 건전기업을 건전기업으로 예측하는 능력)의 모형간 우열이 상이해 우수한 모형을 결정할 수 없었다. 또한 1:전체 표본 역시 모형간 우열을 가릴 수 없었다. 인공신경망 모형의 분류정확도와 제2종 정확도는 탁월하였지만 제1종 정확도는 매우 저조했고 반면에 판별분석모형과 로짓분석모형은 인공신경망 모형에 비해

분류정확도 및 제2종 정확도는 낮았으나 제1종 정확도가 비교적 안정되게 나타났기 때문이다.

도산예측모형이 실무적 타당성을 지니기 위해서는 표본 구성 방법에 상관없이 분류정확도, 제1종 정확도, 제2종 정확도가 모두 우수해야 한다. 표본 구성 비율을 변화시켜가며 도산예측 모형간의 분류정확도, 제1종 정확도, 제2종 정확도를 비교한 본 연구는 현실적으로 일반화시킬 수 있는 도산 예측 모형을 제시하지 못하였다는 한계점에도 불구하고 가장 현실적인 표본 구성 방법에 대한 이론적 근거 마련의 필요성을 실증적으로 제시하였다는 의의를 지닌다.

목 차

국문초록

제1장 서론	-----	1
제1절 연구의 동기 및 목적	-----	1
제2절 연구의 방법	-----	2
제3절 논문의 구성	-----	5
제2장 이론적 배경과 선행연구 검토	-----	6
제1절 기업도산에 관한 이론적 배경	-----	6
1. 기업 도산의 의미	-----	6
2. 기업의 도산 원인	-----	7
3. 도산 기업의 특징	-----	10
4. 도산의 처리	-----	12
제2절 도산예측모형에 관한 이론적 배경	-----	14
1. 판별분석모형에 관한 이론적 배경	-----	14
2. 로짓분석모형에 관한 이론적 배경	-----	17
3. 인공신경망모형에 관한 이론적 배경	-----	18
제3절 선행연구검토	-----	22
1. 판별분석법을 이용한 도산예측연구	-----	22
2. 로짓분석법을 이용한 도산예측연구	-----	24
3. 인공신경망 모형을 이용한 도산예측연구	-----	26
4. 도산예측모형간의 예측력 비교 연구	-----	27

제3장 연구의 설계	30
제1절 도산의 정의	30
제2절 표본의 선정	30
제3절 변수의 선정	32
제4장 실증분석 결과	34
제1절 도산예측변수의 선정(t-검정 결과)	34
제2절 1:1 표본의 실증 결과	39
1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	39
2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	41
3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증	42
4. 모형간 예측력 비교	44
제3절 1:2 표본의 실증 결과	45
1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	45
2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	46
3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증	48
4. 모형간 예측력 비교	49
제4절 1:3 표본의 실증 결과	50
1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	50
2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	52
3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증	53
4. 모형간 예측력 비교	54
제5절 1:전체 표본의 실증 결과	56
1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	56
2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증	58
3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증	60
4. 모형간 예측력 비교	61

제6절	도산예측모형간의 예측력 비교	-----	63
제7절	분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화	-----	66
제5장	결론	-----	70
제1절	연구의 결론	-----	70
제2절	연구의 한계 및 향후 연구과제	-----	71
참고문헌		-----	73
영문초록		-----	77

표 목 차

<표 1> 한국기업의 도산원인의 주요도 순서	-----	8
<표 2> 기업의 재무적 도산 징후	-----	10
<표 3> 추정표본 및 검증표본의 수	-----	31
<표 4> t-검정 결과	-----	34
<표 5> 1:1 표본의 판별분석모형의 변수선택 결과	-----	39
<표 6> 1:1 표본의 판별분석모형의 예측력 검증 결과	-----	40
<표 7> 1:1 표본의 로짓분석모형의 변수선택 결과	-----	41
<표 8> 1:1 표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과	-----	42
<표 9> 1:1 표본의 인공신경망 모형 I의 예측력 검증 결과	-----	43
<표10> 1:1 표본의 인공신경망 모형 II의 예측력 검증 결과	-----	43
<표11> 1:1 표본의 모형간 예측력 비교	-----	44
<표12> 1:2 표본의 판별분석모형의 변수선택 결과	-----	45
<표13> 1:2 표본의 판별분석모형의 예측력 검증 결과	-----	46
<표14> 1:2 표본의 로짓분석모형의 변수선택 결과	-----	46
<표15> 1:2 표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과	-----	47
<표16> 1:2 표본의 인공신경망 모형 I의 예측력 검증 결과	-----	48
<표17> 1:2 표본의 인공신경망 모형 II의 예측력 검증 결과	-----	48
<표18> 1:2 표본의 모형간 예측력 비교	-----	49
<표19> 1:3 표본의 판별분석모형의 변수선택 결과	-----	50
<표20> 1:3 표본의 판별분석모형의 예측력 검증 결과	-----	51
<표21> 1:3 표본의 로짓분석모형의 변수선택 결과	-----	52
<표22> 1:3 표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과	-----	53
<표23> 1:3 표본의 인공신경망 모형 I의 예측력 검증 결과	-----	53
<표24> 1:3 표본의 인공신경망 모형 II의 예측력 검증 결과	-----	54
<표25> 1:3 표본의 모형간 예측력 비교	-----	55

<표26> 1:전체 표본의 판별분석모형의 변수선택 결과	-----	57
<표27> 1:전체 표본의 판별분석모형의 예측력 검증 결과	-----	58
<표28> 1:전체 표본의 로짓분석모형의 변수선택 결과	-----	59
<표29> 1:전체 표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과	-----	60
<표30> 1:전체 표본의 인공신경망 모형 I의 예측력 검증 결과	-----	61
<표31> 1:전체 표본의 인공신경망 모형 II의 예측력 검증 결과	-----	61
<표32> 1:전체 표본의 모형간 예측력 비교	-----	62
<표33> 모형간의 분류정확도 비교	-----	63
<표34> 모형간의 제 1종 정확도 비교	-----	64
<표35> 모형간의 제 2종 정확도 비교	-----	65
<표36> 1:1 표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화	-----	66
<표37> 1:2 표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화	-----	67
<표38> 1:3 표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화	-----	68
<표39> 1:전체 표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화	-----	69

그림 목 차

<그림1> 도산의 처리과정	-----13
<그림2> 인공신경망 구조	-----19
<그림3> 인공신경망 처리요소	-----20

제1장 서론

제1절 연구의 동기 및 목적

기업 도산예측에 관한 실증 연구는 1966년 Beaver의 연구¹⁾를 효시로 회계에서 가장 활발히 연구되어지는 분야 중 하나로써, 회계정보의 유용성을 도산예측과 결부시켜 실증적으로 분석하는 연구가 지속적으로 이루어져왔다²⁾. 기본적으로 이러한 연구는 기업의 도산을 예측할 수 있는 재무비율이나 비율의 조합을 찾아내는 것이다³⁾. 특정 재무비율이 도산기업과 건전기업을 평균치 사이에 뚜렷한 차이를 나타내는지를 알아보고 두 개의 기업군의 특성을 비교하는 단일변량분석은 간단하다는 장점이 있으나 변수들간의 상관관계를 간과한다는 한계점이 있다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 다수의 변수를 하나의 모형에 통합하려는 노력이 다방면으로 시도되었으며, 이와 같이 모형의 예측력을 극대화하는 비율의 조합을 찾아내는 것을 다변량 분석기법으로 분류한다.

Beaver(1966)의 단일변량분석기법을 발전시켜 다변량판별분석기법(MDA : multiple discriminant analysis)을 소개한 Altman(1968)⁴⁾의 연구이래 다변량집근 방법이 도산예측연구의 주류를 이루었다. MDA는 개별관찰치의 특성에 따라 몇 개의 집단 중 하나로 분류하는 통계기법으로, 집단들을 최적으로 판별할 수 있는 선형관계를 찾는다. 이 방법은 관련 기업의 공통된 특성은 물론 이들 특성간의 상호작용을 전체적으로 고려한다는 장점과⁵⁾ 사용의 용이성으로 인해 한동안 도산예측의 주된 연구 방법으로 자리를 잡았다. 그러나 독립변수들의 정규분포라는 비현실적인 가정으로 결과의 신뢰성에 대한 의문이 대두되었고, 이에 따라 MDA의 통계적 문제점을 극복하고 보다 우수한 판별구조를 개발하기 위해 로짓 및 프로

-
- 1) Beaver, W.H., 1966, Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting : Selected Studies 1966, Supplement to Volume 4, *Journal of Accounting Research*
 - 2) 전성빈외, 1994, 자본시장과 회계정보 pp.252, 양영각
 - 3) 이성엽, 2001, 재무제표분석 pp.320, 경영베스트
 - 4) Altman, E., 1968, Financial Ratio, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *The Journal of Finance*(September 1968a) : 589 - 609
 - 5) Altman, 1998, 역서 pp.212

빗 모형 등의 확률모형이 사용되었다. 올슨(1980)⁶⁾은 도산 가능성을 수치화하고 도산 확률에 대한 특별한 변수들의 영향을 좀더 직접적으로 평가하고자 로짓분석 모형을 사용하였으며, Ohlson이후의 연구들은 대부분 MDA 대신 로짓 모형을 이용하였다. 그러나 1980년대 말 이후에는 통계적인 문제들에 대한 해결책으로서 인공신경망 모형을 이용한 연구들이 활발하게 이루어지고 있다.

이와 같이 도산예측 연구에 서로 다른 특성을 가진 분석기법과 다양한 방법론이 도입, 발전되면서 기존 연구들에 의해 각 모형의 우수성이 주장되고 있다. 그러나 연구마다 사용된 자료와 절차, 도산의 정의 등이 상이하므로 가장 우수한 모형을 결정하기가 쉽지 않다. 이에 본 연구는 분석방법에 따른 예측능력의 차이를 알아보기 위해 대표적 도산 예측 분석 방법인 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형을 동일 표본에 적용시켜 예측 정확도를 비교 평가하는 것을 주요 목적으로 한다. 또한 표본 구성비율, 즉 도산기업과 건전기업의 비율 변화에 따른 예측도의 변화도 함께 살펴본다.

제2절 연구의 방법

본 연구는 대표적인 도산 예측기법인 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형의 예측력을 비교 평가하기 위해 문헌연구와 실증연구를 병행하였다.

문헌연구에서는 기업 도산에 관한 이론과 도산예측모형의 특징을 분석하였으며, 아울러 도산예측모형의 도출 및 모형간 유용성 비교에 관한 선행연구들을 살펴보았다. 기업 도산에 관한 이론에서는 일률적으로 정의될 수 없는 도산의 의미, 복잡 다양한 도산의 원인에 대해 기존 연구들이 제시하는 이론들을 폭넓게 살펴보았고, 아울러 도산기업의 재무적·비재무적 특징 및 도산의 처리 절차에 대해서도 살펴보았다. 선행연구는 유명학술지에 소개되었거나 많은 연구에서 선행연구로 자주 언급되는 것 중 통계분석방법이나 독립변수의 선정 등을 고려하여 1990년대 이후의 주요 연구들을 살펴보았고, 이들 중 일부는 본 연구의 실증분석에 원용하였다.

6) Ohlson, J.A., 1980, Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*(Spring 1980) :109-131

실증 연구에서는 모형의 설계를 위해 도산의 정의를 내리고 이에 부합하는 기업 표본을 선정하였다. 전체 표본을 모형의 설계를 위한 추정표본과 모형의 예측력 검증을 위한 검증표본으로 나누었다. 이 중 추정표본의 도산 1년전 재무비율들을 대상으로 T검정과 단계적 선택법을 거쳐 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형을 설계하였다. 설계된 모형들은 검증표본을 이용하여 각각 도산 전 3개년간의 예측력을 검증하였으며, 마지막으로 검증된 모형들의 예측력을 비교 평가하였다. 이와 같은 도산예측연구의 실증 분석에서 모형의 예측력을 결정하는 주요 요소들은 도산의 정의, 표본 선정 방법, 변수 선정 방법의 세가지 요소이다. 이들의 선정 이유 및 방법을 구체적으로 기술한다.

첫째, 도산의 정의는 관리종목으로 편입된 사건으로 하였다.

기업의 도산은 일률적으로 정의하기 어려우며, 일반적으로 경제적 실패, 지급불능, 법률적 도산 등을 포괄하는 개념으로 사용된다⁷⁾. 때문에 선행연구들이 제시한 도산의 정의도 각기 상이하다. Altman(1968)⁸⁾과 Ohlson(1980)⁹⁾은 법적 정의에 따라 미국의 연방도산법에 의해 파산을 신청한 기업으로 도산을 정의하였으며, Deakin(1972)¹⁰⁾은 지급불능이거나 청산을 행한 기업으로 도산의 정의를 내렸다. 이계원(1993)¹¹⁾은 기업이 기술적 지급불능이나 법적 파산을, 이진창(1993)¹²⁾은 영업활동정지 또는 폐업, 법정관리대상 및 상장폐지신고 또는 폐지를 도산으로 정의하였다. 전성빈, 김영일(2001)¹³⁾은 관리종목으로 편입된 사건을 도산으로 보았다. 본 연구는 법률적인 도산개념 보다는 경제적 실질에 의하여 도산을 정의하는 것이 도산 기업을 예측하고 기업의 재무적 건전도를 평가하는 도산 연구에 보다 목적 적합하다고 판단되어 전성빈, 김영일(2001)의 도산의 조작적 정의를 원용하였다.

7) 기업 도산에 관한 정의는 제2장 제1절에서 구체적으로 살펴보기로 한다.

8) Altman, E. I., 1968, Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction on Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance* : 589-609

9) Ohlson, J. A., 1980, Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research* (Spring 1980) :109-131

10) Deakin, E. B., 1972, A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, *Journal of Accounting Research* (Spring 1972): 167-179

11) 이계원, 1993, 회계정보에 의한 기업부실예측과 시장반응, 회계학연구(제16호): 49-77

12) 이진창, 1993, 기업도산예측을 위한 통계적 모형과 인공지능 모형간의 예측력 비교에 관한 연구 : MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망. 한국경영과학회지(제18권 제2호):57-81

13) 전성빈, 김영일, 2001, 도산예측모형의 예측력 검증, 회계저널 (제10권 제1호):151-180

둘째, 표본은 1992년~2001년 사이의 상장¹⁴⁾ 제조업체¹⁵⁾들을 대상으로 선정하였으며, 전체 표본을 추정표본과 검증표본으로 분리하여 연구를 진행하였다. 1992년부터 1998년까지의 도산 및 건전기업을 추정표본으로, 그 이후 기간인 1999년부터 2001년까지의 도산 및 건전기업을 검증표본으로 하였다.

추정 및 검증표본 모두 도산기업 대 건전기업의 비율을 1:1, 1:2, 1:3, 1:전체(모든 비도산기업을 건전기업 표본으로 함)로 하는 4세트로 구성하였다. 대다수의 선행연구들이 규모나 업종 차이를 제거하기 위해 도산기업과 건전기업을 동수로 구성하였으나, 현실적으로 도산기업의 수보다 건전기업의 수가 훨씬 많다는 점을 감안해 도산기업에 대응하는 건전기업의 수를 증가시켜가며 실험하였다. 그 결과 도산기업대 건전기업의 비율 변화에 따른 예측력의 변화도 살펴볼 수 있었다.

추정표본과 검증표본을 분리하여 실험하는 경우, 선행연구에서는 추정표본의 도산기업 대 건전기업의 비율과 검증표본의 그것을 동일하지 않게 구성함이 일반적이었다. 그러나 본 연구는 검증표본 역시 추정표본과 일관된 기준으로 구성함이 모형의 유용성 검증에 의미있다고 판단되어 추정표본의 도산기업 대 건전기업의 비율과 동일한 비율로 구성된 검증표본을 모형의 예측력 검증에 이용하였다.

셋째, 변수 선택방법은 이건창(1993)의 연구¹⁶⁾를 원용하였다. 판별분석 및 로짓분석모형의 경우 t-검정 및 단계적 선택법을 통해 변수를 선택하였다. 인공신경망모형의 경우 t검정-판별분석의 단계적 선택법을 통해 선정된 변수들을 입력변수로 하는 인공신경망Ⅰ, t검정-로짓분석의 단계적 선택법을 통해 선정된 변수들을 입력변수로 하는 인공신경망Ⅱ의 2가지 모형을 설계하였다.

본 연구에 이용된 각종 재무비율들은 상장회사협의회 TS-2000을 통해 구했다. 그리고 모형의 추정 및 검증은 SPSS 10.0과 SAS의 Enterprise Miner 4.0을

14) 자료수집의 용이성 및 회계정보의 상대적 신뢰성 등을 감안하여 상장기업만을 연구대상으로 하였다.

15) 신동령(1999)은 업종에 따라 기업의 재무적 특성의 차이가 크므로, 동질성을 유지하기 위하여 표본기업을 제조업에 속하는 기업으로 한정시킨다고 하였다. 그러므로 건설업, 도소매업, 금융업 등에 속하는 기업은 제외되었다.

16) 이건창(1993)은 판별분석모형, 귀납적 학습방법, 인공신경망모형의 예측력을 비교 연구하였다. 이 연구에서 판별분석모형의 단계적 선택법에 의해 선정된 변수를 입력변수로 하는 인공신경망 모형과 귀납적 학습방법에 의해 선정된 변수를 입력변수로 하는 인공신경망 모형을 각각 설계하였다.

이용하였다.

제3절 논문의 구성

본 논문의 전체구성은 다음과 같다.

제1장 서론에서는 연구의 동기와 목적, 연구내용 및 방법, 논문의 구성에 대해 기술하였다. 서론에 이어 제2장에서는 기업 도산에 대한 이론과 대표적 도산 예측 방법인 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형에 대해 소개하며, 이와 더불어 도산 예측 연구에 대한 선행 연구들을 정리하였다. 제1절에서는 도산의 정의에 대해 알아보고 기업 도산의 원인에 대한 기존 연구자들의 관점을 소개하였다. 아울러 도산기업의 재무적·비재무적 특징과 도산의 처리과정을 살펴보았다. 제2절에서는 도산예측 연구에 주로 이용되는 판별분석법, 로짓분석법, 인공신경망기법을 이론적으로 소개하였다. 마지막으로 제3절에서는 위의 세가지 분석기법 중 한가지 기법을 이용하여 도산예측모형을 설계한 선행연구와 여러 가지 도산 예측기법간의 예측력을 비교 평가한 선행연구들의 내용을 요약하였다.

제3장 연구의 설계에서는 본 연구를 위한 도산의 개념을 정의하고, 실증분석을 위한 기업표본 및 변수 선정 방법을 소개하였다.

제4장에서는 표본 및 변수 선정 과정을 거쳐 설계된 도산예측모형을 제시하고, 모형의 예측력 검증 내용을 기술하였다. 제1절에서는 도산기업과 건전기업이라는 두 집단간의 재무비율의 평균치가 통계적으로 유의한 차이를 보이는지의 여부를 알아보기 위해 실시한 t검정 결과를 살펴보았다. 제2절부터 6절까지는 판별분석법, 로짓분석법, 인공지능기법을 이용한 추정 모형을 제시하고 이들 모형에 대한 예측력 검증 결과를 살펴보았다. 이때 도산기업 대비 건전기업의 비율 변화에 따른 각 모형의 예측력 변화도 함께 살펴보았다. 또한 7절에서는 분류기준점 변화에 따른 모형의 예측력 변화를 살펴보았다.

마지막으로 제5장에서는 연구결과 및 한계를 살펴보고 추후 연구방향을 제시하였다. 우선 제1절에서는 본 연구의 결과를 전체적으로 요약하였다. 제2절에서는 본 연구가 갖고 있는 한계를 지적하고 추후 연구방향을 제시하였다.

제2장 이론적 배경과 선행연구 검토

제1절 기업도산에 관한 이론적 배경

1. 기업도산의 의미¹⁷⁾

일반적으로 기업의 도산은 재무적 부실로 인하여 발생한다¹⁸⁾. 이 경우 기업의 재무적 부실(corporate financial distress)을 정의하기 위해 자주 등장하는 용어로는 실패(failure), 지급불능(insolvency), 그리고 파산(bankruptcy) 등이다. 이 용어들은 경우에 따라 상호 중복적으로 사용되며 엄격히 구분된 것은 아니다.

실패(failure)란 경제적 기준으로, 위험을 고려한 후 실현된 투자수익률이 유사한 투자안의 수익률보다 지속적으로 현저하게 낮은 상태를 의미한다. 이와는 약간 다른 경제적 의미로는 투자원가를 보상하기에 불충분한 수익과 기업의 자본비용을 밑도는 평균수익률을 말한다. 즉 투자자본수익율(return on invested capital : ROIC)이 자본비용에 미달되는 경우로서 이 때는 경제적 부가가치(EVA)가 음수가 되어, 투자를 할수록 회사는 부실화되고 주가가 하락하게 된다. 그러나 이러한 경제상태가 기업의 존속여부를 확정짓는 것은 아니다. 기업활동 중단에 관한 규범적인 판단 기준은 기대수익과 변동비용의 보상능력에 따라 결정된다. 어느 기업의 경제적 실패가 수년간 누적된 상태로 있다해도 법적 지급의무가 있는 부채가 없는 경우에는 채무불이행 상태에 빠질 수 없다. 기업이 법적 지급의무가 있는 채권자의 청구권을 만족시킬 수 없을 때, 그러한 상황을 법적실패(legal failure)라고 한다.

지급불능(insolvency)은 일반적으로 기술적 지급불능의 개념으로 사용된다. 기술적 지급불능(technical insolvency)은 유동성부족으로 인하여 채무의 원금과 이자를 약정대로 상환할 수 없거나 만기가 도래한 어음을 결제할 수 없는 경우이다. 기술적 지급불능이 종종 공식적 파산선언의 원인이 되기는 하지만 그 자체는 일시적인 현상일 수도 있다. 파산의미의 지급불능(insolvency in a bankruptcy sense)은 기업

17) Altman, 1998, 역서: 26-27

18) 신동령, 1999, 신용평가의 이론과 실제, 다산출판사

의 총부채가 자산의 공정가치를 초과하는 경우로 일시적이라가 보다는 만성적인 경우라 할 수 있다.

파산(bankruptcy)은 채권자나 회사가 회사정리법에 따라 신청하게 된다. 법원에 의하여 파산이 결정되면 회사는 청산절차를 밟아 정리된다. 이러한 법적 파산정리(bankruptcy reorganization)는 도산과 관련한 일련의 과정에서 최종 처방으로 사용되는 공식적인 절차이다.

2. 기업의 도산 원인

기업의 도산 원인은 여러 가지로 분석되고 있다. 일반적으로 기업도산의 원인은 경영자가 통제, 관리할 수 없는 기업 외적 요인과 경영자의 영향범위 안에 있는 기업 내적 요인으로 구분할 수 있다. 기업외적 요인으로 ① 경기 자금 요인, ② 대외 경제 요인, ③ 시장요인, ④ 기타 외부요인이 있고, 기업내적 요인으로는 ① 재무요인, ② 기업구조 및 투자요인, ③ 판매 요인, ④ 기술, 생산, 운영요인, ⑤ 노사요인, ⑥ 최고 경영자 요인이 있다. 김건우, 조희길(1999)¹⁹⁾은 이러한 기업의 외적, 내적 도산 원인을 항목별로 구체화하여 주요도 순위를 조사하는 연구를 진행하였다.

먼저 기업외적 도산 원인 중 가장 중요한 요인으로 나타난 경기자금요인을 a)경제성장의 둔화/세계경제 및 국내 경기의 침체, b)일시적인 금융권의 긴축 및 자금 공급 부족, c)업체 자체의 부진/사양화 추세의 3가지 항목으로 분류하여 기업 대표들을 중심으로 주요 도산 원인을 설문 조사하였다. 그 결과 a), b), c)의 순으로 도산의 주요 원인이 된다는 결론을 얻었다. 경기자금요인 다음으로 주요한 도산원인인 대외 경제 요인은 a)환율인상에 따른 금리인상, 환차손 등으로 인한 경영손실, b)해외원자재 가격 상승, c)규제 완화에 따른 국내시장 개방 등으로 인한 부실화, d)보조금이나 특혜, 보호막의 폐지의 4가지 항목으로 분류하였으며, 항목내 주요도는 기술 순서와 같다. 이 외의 기업외적 도산 원인인 시장요인과 기타 외부요인 역시 각각 4가지 항목으로 분류하여 주요도 순위를 조사하였으며 그 결과는 아래의 표와 같다.

19) 김건우, 조희길, 1999, 한국기업의 도산원인에 관한 실증적 연구, 경영연구(제4권):25-70

한편, 도산 원인의 기업내적 요인 중 가장 중요한 요인으로 나타난 재무요인을 a)높은 부채비율, b)매출채권 부도 누적, 회수지연에 따른 부실화, c) 적절한 운전 자본 조달 실패, d) 자본조달 능력 결여, e) 과도한 고정자산에의 투자, f) 사채 및 사금융에 대한 과도한 의존의 6가지 항목으로 분류하여 주요 도산 원인을 조사하였다. 그 결과 높은 부채비율이 도산의 가장 중요한 원인이라는 결론을 얻었다. 재무 요인 다음으로 주요 도산 원인인 기업구조 및 투자요인은 a)원재료의 가격상승, 판매가격 동결로 인한 채산성 악화, b)사업전환, 다양화의 실패, c)급속성장에 따른 문어발식 확장 및 과대 투자, d)타기업과의 협업화, 공동사업의 실패의 4가지 항목으로 분류하였으며, 항목별 주요도는 기술 순서와 같다. 이 외에 도산원인의 기업내적 요인인 판매요인, 기술·생산·운영 요인, 노사요인, 최고 경영자 요인 역시 각각 5가지의 항목으로 분류하여 항목별 주요도 순위를 조사하였다.

기업의 내적, 외적 도산 원인 10가지에 대한 항목별 분류와 도산 원인의 주요도 순서는 <표1>과 같다.

<표1> 한국 기업의 도산 원인의 주요도 순서

기업 외 적 요 인	경기 자금 요인(1)	경제성장의 둔화, 경제의 침체(1) 일시적인 금융권의 긴축 및 자금 공급 부족(2) 업계 자체의 부진, 사양화 추세(3)
	대외 경제 요인(2)	환율인상에 따른 금리인상, 환차손 등으로 인한 경영손실(1) 해외원자재 가격 상승(2) 규제 완화에 따른 국내시장 개방 등으로 인한 부실화(3) 보조금이나 특혜, 보호막의 폐지(4)
	시장 요인(3)	과당경쟁, 해외수출덤핑 등으로 인한 부실화(1) 수요 자체의 정체, 유행, 관습의 변화에 적응치 못함(2) 악성 루머에 휩싸인 실패(3) 신제품, 대기업진출, 독점기업의 시장 지배로 인한 부실화(4)
	기타 외부 요인(4)	관련기업도산에 따른 연쇄부도(1) 각종 규제에 따른 경영압박(2) 화재, 반덤핑제소, 소송 등 예측불허의 사건 발생(3) 자연재해, 천재지변, 기상이변(4)

기업내적요인	재무요인(1)	과도한 부채 부담, 높은 부채비율로 인한 부실화(1) 매출채권 부도 누적, 회수지연에 따른 부실화(2) 적절한 운전 자본 조달 실패(3) 금융기관으로부터 차입실패, 자본조달 능력 결여(4) 고정자산에의 과도한 투자(5) 사채 및 사금융의 과도한 의존(6)
	기업구조 및 투자요인(2)	원재료의 가격상승, 판매가격 동결로 인한 채산성 악화(1) 사업전환, 다양화의 실패(2) 급속성장에 따른 문어발식 확장 및 과대 투자(3) 타기업과의 협업화, 공동사업의 실패(4)
	판매 요인(3)	판매 부진(경쟁 심화)(1) 마케팅의 오류, 시장 조사 결여 및 실패(2) 가격 경쟁의 오류(3) 유통구조 및 판매조직의 취약(4) 일부 고객에게 과도하게 의존(5)
	기술, 생산, 운영요인(4)	자동화 투자 실패, 과대 투자(1) 신기술, 신상품 연구개발 실패(2) 기술개발의 타당성 조사 미흡(3) 기존제품 개선의 결여 및 실패(4) 시설의 노후, 보수 미약(5)
	노사요인(5)	고급 기술인력의 부족(1) 경직된 인적자산 관리, 종업원 과잉(2) 높은 임금수준, 인건비 상승(3) 숙련공 양성 미흡 및 높은 이직율(4) 불안정한 노사 관계 및 관계 악화(5)
	최고경영자요인(6)	경영진 과다, 능력부족, 내분(1) 최고경영자의 성격 결함, 태만(2) 친족경영의 한계점(3) 경영능력의 검증없는 후계자 선정(4) 최고경영자의 가족 문제(5)

주1) ()안의 숫자는 도산 원인의 주요도 순서를 나타냄

3. 도산기업의 특징²⁰⁾

기업의 도산은 복합적인 원인에 의해 발생하며 단계적 과정을 거쳐 도산에 이른다. 따라서 기업이 도산의 징후를 조기에 발견하고 이에 대한 체계적 분석과 재무적 전환을 꾀한다면 도산의 예방이 가능할 것이다.

도산의 징후를 알아내는 방법 중 일반적으로 많이 쓰이는 방법은 재무제표를 분석하는 것이다. 재무제표는 입수가 용이하고 객관적인 자료를 제공한다는 점, 그리고 어느 정도 표준화되어 있어 업체간의 비교 분석이 가능하다는 장점으로 인해 도산 예측에 매우 유용한 자료로 이용된다. 재무제표 분석을 통하여 파악할 수 있는 기업 도산의 징후는 다음과 같다.

<표2> 기업의 재무적 도산 징후

대차대조표	손익계산서	현금흐름표
1. 현금의 절대 부족 2. 과도한 고정투자 3. 단기 차입 및 기타 유동부채 증가 4. 과도한 장기차입 5. 타인자본의존도 심화 6. 차입조건, 금리면에서 불리한 신규차입 증가 7. 매출채권 및 고정자산 이상 급증	1. 매출의 지속적 감소 2. 매출원가 및 판매관리비의 급증 3. 과도한 금융비용 4. 현저한 이익률 감소 5. 결손의 누적	1. 순운전자본의 감소 2. 영업활동으로 인한 현금의 적자 지속 3. 단기차입금 조달로 장기부채 상환사례 빈발 4. 과도한 배당금 지급

지금까지 살펴본 대로 도산 징후의 판단을 위한 재무제표의 유용성은 강조되어야 하지만 재무제표는 역사적 기록이라는 점과 분석될 수 있다는 약점을 지닌다. 따라서 재무적 도산 징후 뿐 아니라 비재무적 도산 징후의 연구도 병행되어야 한다. 비재무적 징후들은 경영자, 조직·종업원, 구매·재고, 생산, 판매, 재무·경리, 금융기관관계 등의 분야에서 다양하게 나타나는데, 그 예는 아래와 같다.

20) 신동령, 1999, 신용평가의 이론과 실제, 다산출판사

- ① 경영자 : 가정불화, 도박, 소유주식의 처분, 외출급증, 행선지 불명, 약속위반, 언행 불일치, 경영자간의 불화, 파벌주의 등
- ② 조직·종업원 : 자사주의 처분, 자기회사(경영자)에 대한 공공연한 비방, 인원정리, 이직률 증가, 노사분규의 빈발, 중요 회계 담당책임자의 퇴사, 회계 담당자에 대한 함구령 등
- ③ 구매·재고 : 마감일 직후의 수주쇄도, 재고의 급증, 구입처의 분산, 긴급한 구입의 빈발, 지급조건의 변경신청, 대량구입처의 변경, 대량구입처의 납품중단, 이유없는 재고감소 등
- ④ 생산 : 유희인력과 시설의 급증, 제품 불량률의 급증, 공장 및 가동자산의 처분
- ⑤ 판매 : 광고의 급격한 감소 및 중단, 자회사에 대한 판매증가, 직원에 대한 강제 판매, 클레임의 증가, 정상적인 판매경로를 통하지 않은 판매증가, 무리한 수주와 출혈판매, 시장점유율의 급격한 감소 등
- ⑥ 재무·경리 : 불량한 장부정리, 회계방법의 변경, 매출채권의 회수에 분주, 분식결산, 계획과 실적의 차이확대, 장기미회수채권의 증가, 경리관계서류의 제출기피, 의견거절 또는 부적정 감사의견, 차입금 이자율의 급등, 급료의 체불, 세금의 체납 등
- ⑦ 금융기관관계 : 거래은행에 대한 허위보고, 예금잔고의 급감, 차입금상환의 연기, 주거래 은행이 변경, 돌발적인 융자신청, 어음결제가 3~5일마다 발생 등
- ⑧ 기타 : 회사에 대한 세평 악화, 소송의 빈발, 주가의 급락, 금융기관이나 신용평가사에 의한 신용등급의 하락 등

5. 도산의 처리²¹⁾

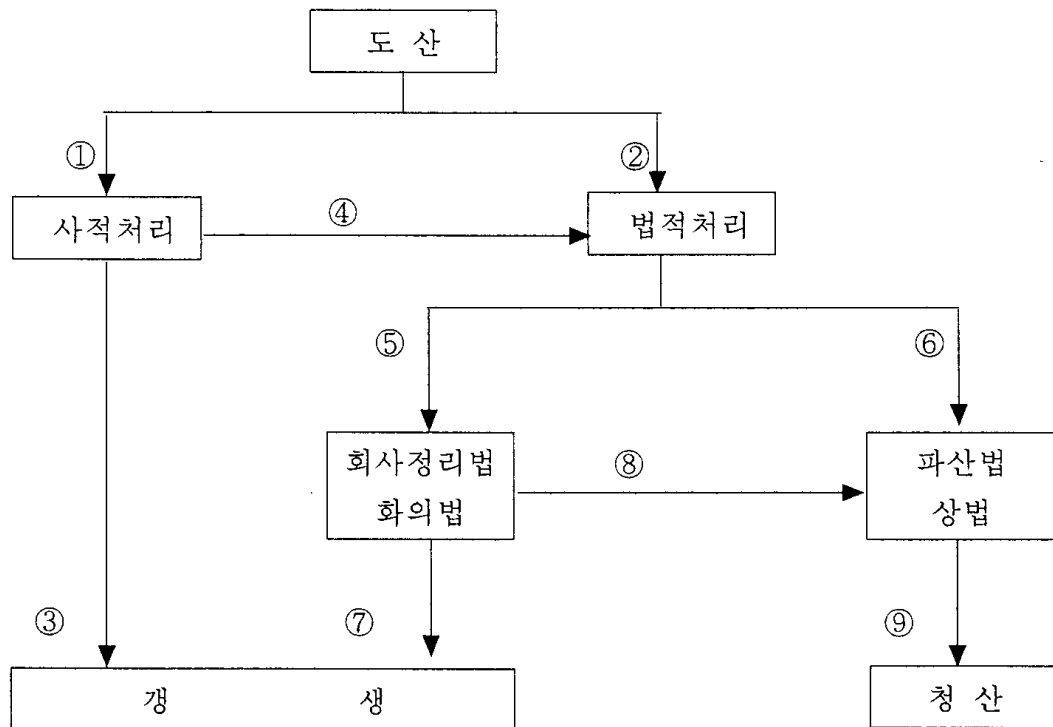
기업이 도산하면 그 기업을 갱생시킬 것인가 아니면 남은 재산을 처분하여 청산시킬 것인가에 대한 의사결정이 필요하다. 이러한 도산처리의 의사결정과정은 크게 (법원 밖에서의) 사적 처리와 법적 처리로 나누어진다. 사적 처리는 도산기업이 이해관계자들과 협의를 통해 채무변제의 유보 등을 통하여 기업의 갱생을 유도하거나, 제3자 등에게 양도하는 절차를 밟는 것이다. 법적 처리는 도산기업이 사적 처리에 실패한 경우 법에 의존하여 처리해 나가는 과정으로서 파산법, 상법, 화의법, 회사정리법에 의해 규정되어 있다.

파산법에 규정되어 있는 파산절차는 채무변제가 불가능하게 된 경우, 법원은 채권자나 채무자의 신청으로 기업의 재산을 관리, 처분하여 이해관계자에게 분배하는 제도로써 회사가 계속기업으로 존재하지 못하고 청산됨을 의미한다. 상법에는 청산절차가 규정되어 있는데 해산사유가 발생한 기업의 모든 법률관계를 종료하고 그 재산의 분배를 목적으로 하는 제도이다. 위의 두가지 법규정이 도산기업의 청산을 규정한 것이라면 후술하는 두가지는 도산기업의 갱생을 규정한 것이다. 즉 화의법에 의한 화의절차는 채무초과로 파산원인이 발생하였으나 파산을 방지하기 위하여 채무자가 채무변제 등과 같은 화의의 조건을 법원에 제출하여 채권자집회의 가결과 법원의 인가를 얻어 전 채권자에게 효력을 미치게 하는 제도이다. 화의는 청산을 방지하는 절차라는 점에서 파산과 구별되며 후술하는 정리가 강력한 기업구제수단으로서 모든 이해관계자에게 영향을 미치는데 반하여 화의는 소극적 구제수단으로서 채권자에게만 영향을 미친다. 회사정리법에 의한 정리절차는 재정적 궁핍에 처한 기업이 법정관리신청을 하여 법원의 관리하에 적극적으로 회사갱생을 도모하는 제도이다.

기업의 일반적인 도산처리 과정을 요약하면 도산기업은 먼저 채권자와 채무자 쌍방간의 합의에 의하여 사적으로 채무조정을 시도할 수 있다. 그러나 상호간에 의견조정이 되지 않는 경우 파산, 청산, 화의, 정리 등의 법적 제도를 이용할 수 있다. 이 과정을 다음의 <그림1>과 같이 나타내었다.

21) Altman, 1998, 역서 : 375-376

<그림1> 도산의 처리과정



- ① 법외적인 방법에 의한 갱생의 시도
- ② 법적인 방법에 의한 도산의 처리
- ③ 채권자와 채무자의 사적 합의에 의한 갱생
- ④ 사적 합의에 실패하여 법에 의존
- ⑤ 회사정리법이나 화의법에 의한 갱생의 신청
- ⑥ 파산법이나 상법의 규정에 의한 청산의 신청
- ⑦ 회사정리법이나 화의법에 의한 갱생
- ⑧ 회사정리법이나 화의법에 의한 갱생실패로 청산을 신청
- ⑨ 파산법이나 상법의 청산규정에 의한 청산

제2절 도산예측모형에 관한 이론적 배경

기업도산예측연구의 특징 중의 하나는 종속변수가 범주형 변수라는 것이다. 이 경우 많이 사용되는 통계기법이 다변량판별분석(MDA)과 로짓분석기법이다. MDA는 Altman(1968)이 도산예측에 소개한 이후 이 분야의 연구에서 가장 널리 이용된 통계기법이다. 그러나 이 방법은 판별점수에 대한 해석상의 문제점과 독립변수에 대한 분포상의 엄격한 가정 등의 문제점을 안고 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위한 방법으로 Ohlson(1980)이 확률적 예측기법인 로짓분석기법을 소개한 후 로짓(Logit)이나 프로빗(Probit)등의 확률모형 또한 광범위하게 이용되어 왔다²²⁾. 그러나 1980년대 후반부터는 통계적 가정을 전제하지 않고 입력자료에 대한 추론이 뛰어난 인공지능기법이 도산예측 연구에 활발하게 이용되고 있다.

이 절에서는 도산예측의 분석방법론으로 주로 사용되어온 판별분석법과 로짓분석법, 그리고 인공지능기법을 이론적으로 소개한다.

1. 판별분석모형에 관한 이론적 배경²³⁾

판별분석은 종속변수가 범주형 변수일 때 사용하는 통계적 분석방법이다. 도산기업과 건전기업군을 분류해주는 여러 가지 재무비율(독립변수)의 결합 중에 도산 및 건전 여부를 가장 잘 판별해주는 비율들을 찾아서 선형판별함수식을 구하는 것이다. 설명변수로서 k개의 재무비율이 있고 도산인 경우에는 $y=0$, 도산이 발생하지 않은 기업은 $y=1$ 으로 차별화된다고 가정하면, 추정방정식은 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_i = \beta'X_i + U_i \quad \text{식(1)}$$

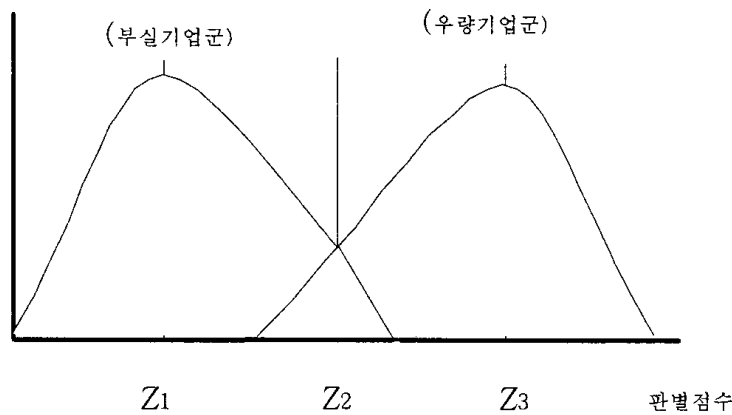
설명변수들인 X가 도산기업군에 속해있다면 X_i 으로 표시하고, 건전기업군인 경

22) 전성빈외, 1994, 자본시장과 회계정보 pp.267, 양영각.

23) 남주하외, 2002, 비재무적 정보를 포함한 부도예측모형의 예측력 비교연구, 서강경제논집 (제31집 제1호): 4-7

우에는 X_2 로 표시한다면, X_1 과 X_2 를 설명변수로 사용하여 추정계수 β 를 추정한 후 판별점수(=Z)를 만들고, 판별점수가 일정한 판별점(cut-off point)을 넘으면 건전기업으로, 판별점 이하인 경우에는 도산기업으로 판단한다.

판별점수를 이용한 판별모형의 추정과정을 살펴보면, 다음의 그림에서 보듯이 도산기업군인데 건전기업으로 판단하는 오류(도산기업 분포의 오른쪽 꼬리부분 : Type I error)와 건전기업인데 도산기업으로 판단하는 오류(건전기업 분포의 왼쪽 꼬리부분 : Type II error)를 최소화하는 β 를 추정하는 과정이 필요하다. 이러한 통계적 기준을 충족시키기 위해서는 도산기업군과 건전기업군의 분포가 가능한 멀리 떨어져 있으면서 각 분포는 Z_1 과 Z_2 를 중심으로 밀집되어 있어야 한다. 판별함수 구성과정을 살펴보면 변수 X_1 에 대해 도산기업군에서 N_1 개 관찰치가 있다고 가정하고 건전기업군에 N_2 개의 관찰치가 있다고 가정하자.



x_1 의 각 그룹별 평균은 아래의 식(2)와 식(3)에 의해 표시될 수 있다.

$$\bar{X}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_i X_{1i} \quad \text{식(2)}$$

$$\bar{X}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_i X_{2i} \quad \text{식(3)}$$

$$\bar{X} = \frac{1}{N_1 + N_2} (N_1 \bar{X}_1 + N_2 \bar{X}_2) \quad \text{식(4)}$$

$$S = \frac{1}{N_1 + N_2 - 2} \left[\sum_i (X_{1i} - \bar{X}_1)(X_{1i} - \bar{X}_1)' + \sum_i (X_{2i} - \bar{X}_2)(X_{2i} - \bar{X}_2)' \right] \quad \text{식(5)}$$

$\beta'x$ 의 그룹간 분산은 $\beta'(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^2$ 이 되고 그룹내 분산은 $\beta'S\beta$ 가 된다.

판별함수의 추정을 위해서는 목적함수 J(식(6))를 구성한 후 이를 최대화시키 β 를 추정함으로써 가능하다.

$$J = \frac{\beta'(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^2}{\beta'S\beta} \quad \text{식(6)}$$

$$\beta^{\sim} = S^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) \quad \text{식(7)}$$

그리고 판별함수의 도산기업군과 건전기업을군의 평균들인 \bar{Z}_1 과 \bar{Z}_2 는 식(8)로 표시된다.

$$\bar{Z}_1 = \beta^{\sim}\bar{X}_1 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)'S^{-1} \bar{X}_1 \quad \text{식(8)}$$

$$\bar{Z}_2 = \beta^{\sim}\bar{X}_2 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)'S^{-1} \bar{X}_2$$

위의 추정된 판별함수를 이용하여 새로운 기업 X_0 에 대해 건전기업과 도산기업 부의 판별을 위해서는 판별점수(Z_0)를 계산한 후 판별점(Z^*)과 비교하면 된다. 즉, X_0 의 판별점수 Z_0 는

$$\bar{Z}_0 = \beta^{\sim}X_0 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)'S^{-1}X_0 \quad \text{가 되고}$$

Z_0 가 \bar{Z}_2 에 비해 \bar{Z}_1 에 가깝게 위치하면 도산기업으로 판명되고, 반대로 \bar{Z}_2 에 가깝게 위치하면 건전기업으로 판단하게 된다. 판단기준에 대해 좀 더 자세히 살펴보면, 판별점 $Z^* = \frac{1}{2}(\bar{Z}_1 + \bar{Z}_2)$ 를 계산한 후 Z_0 가 Z^* 왼쪽에 위치하면 도산기업으로, Z^* 오른쪽에 위치하면 건전기업으로 판명된다. 끝으로 귀무가설의 유의성 검증을 위해서는 관련 설명변수들이 정규분포를 갖는다는 가정과 두 그룹이 같은 공분산을 갖고 있다는 가정하에서 아래의 식(9)를 계산하면 된다.

$$F = \frac{N_1 N_2 (N_1 + N_2 - k - 1)}{(N_1 + N_2)(N_1 + N_2 - 2)k} D^2, \quad \text{단}$$

$$D^2 = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)' S^{-1} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)$$

위의 F값은 k와 (N₁+N₂-k-1)의 자유도를 갖게 된다.

2. 로짓분석모형에 관한 이론적 배경

종속변수가 범주형인 경우에 분석하는 계량분석방법으로서 판별분석방법 외에 로짓(logit)분석방법을 들 수 있다. 로짓분석은 판별분석과는 달리 변수들의 정규분포 가정이 필요없고, 계수의 유의성 검증이 가능하여 각 변수와 도산확률간의 상관관계를 검토할 수 있다. 또한 로짓분석에서는 추정되는 사후확률이 0과 1사이에 놓이게 되어 이를 기업의 (비)도산확률로 해석할 수 있다.

로짓분석방법을 이용한 기업도산예측분석을 위해서는 판별분석에서처럼 추정방정식이 필요하다.

$$Y_i^* = \beta' X_i + U_i \quad \text{식(10)}$$

단, $Y_i^* > 0$ 인 경우에는 $Y_i = 1$ 이고, 기타는 $Y_i = 0$ 가 된다. 즉, 기업 $i(X_i)$ 가 도산기업군에 속해 있으면 $Y_i = 0$ 이고, 건전기업군에 속해 있으면 $Y_i = 1$ 이 된다. 확률함수 $P(Y_i = 0)$ 와 우도함수(likelihood function)를 각각 정의하면,

$$\begin{aligned} \text{Prob}(Y_i = 0) &= \text{Prob}(U_i > -\beta' X_i) \\ &= 1 - F(-\beta' X_i) \end{aligned} \quad \text{식(11)}$$

$$L = \pi^{Y_i=1} F(-\beta' X_i) \pi^{Y_i=0} [1 - F(-\beta' X_i)] \quad \text{식(12)}$$

식(12)의 실제 추정을 위해서는 잔차 U_i 에 관한 가정이 필요한데, 본 연구에서

는 U_i 의 누적분포함수가 로지스틱(logistic)으로 가정하고 이때의 누적확률함수 F 는 식(13)의 형태로 표시될 수 있다.

$$F(-\beta'X_i) = \frac{\exp(-\beta'X_i)}{1 + \exp(-\beta'X_i)} = \frac{1}{1 + \exp(\beta'X_i)} \quad \text{식(13)}$$

추정계수 β 의 추정을 위해서는 최우추정법이 적용되고, 우도함수(12)를 최대화시키는 β 를 찾는 과정을 위해 최우추정법에서 피셔점수법을 사용한다. 위의 로짓모형을 이용하여 실제 도산기업이나 새로운 기업의 도산확률 혹은 신용평점은 식(13)을 이용하면 가능해진다. 즉, 새로운 기업 k 가 있다고 가정하면, 기업 k 의 도산확률은 k 기업의 재무비율들인 X_k 를 식(13)에 대입하면,

$$\begin{aligned} P &= \exp(-\beta'x_k) / 1 + \exp(-\beta'x_k) \\ &= 1 / 1 + \exp(\beta'x_k) \end{aligned} \quad \text{가 된다.}$$

이렇게 계산된 도산확률 P 가 일정수준(0.5)를 점으면 건전기업으로 그렇지 않으면 도산기업으로 판정한다.

3. 인공신경망 모형에 관한 이론적 배경

(1) 인공신경망 모형의 개요

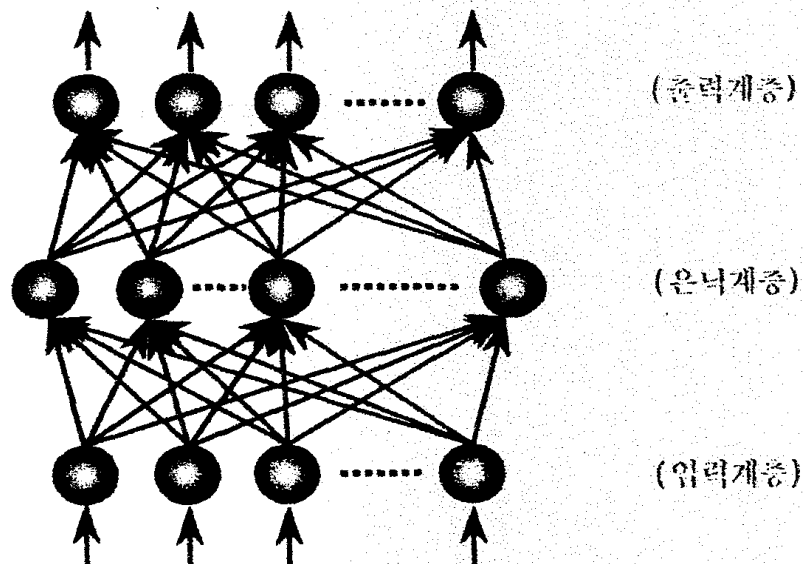
인공신경망은 인공지능의 한 분야로서 최근들어 경영학에 도입되면서 기존의 통계적 분석방법과의 비교연구가 활발하게 이루어지고 있다. 인공신경망은 인간이 경험으로부터 학습해 가는 두뇌의 신경망 활동을 흉내내어 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습 과정을 거쳐 패턴을 찾아내고, 이를 일반화함으로써 향후를 예측하고자 하는 문제에 있어서 유용하게 이용되는 기법이다.

축적된 자료를 이용하여 독립변수와 종속변수간의 결합관계를 추출하여 패턴 인식, 분류, 예측 등의 기능을 수행하는 인공신경망 모형은 입력변수와 결과변수가 연속형이거나 이산형인 경우 모두를 다룰 수 있고, 입력변수와 결과변수의 관계를 정의하기 어렵고 복잡한 데이터에 대해서도 좋은 결과를 낼 수 있다는 장점 때문에 다양한 산업분야의 다양한 문제에 적용되고 있다.

그러나 인공신경망 모형은 인간이 어떤 현상을 인지하게 되는 것처럼 쉽게 설명할 수 없는 내부적인 작업을 통해 결과물을 제공할 뿐, 어떤 변수가 중요한지 어떠한 상호작용에 의해 결과물이 도출되었는지 그 상관관계에 대한 설명력이 부족하여 설명력보다는 정확한 예측이 필요할 때 주로 이용될 수 있다²⁴⁾.

(2) 인공신경망 모형의 구조 및 원리

가장 널리 이용되는 인공신경망 모형은 다층퍼셉트론 (MLP : Multilayer Perceptron)이다. 이는 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)의 삼층구조를 이루며 각 층마다 다수의 노드(node), 즉 처리요소를 소유하고 있다.

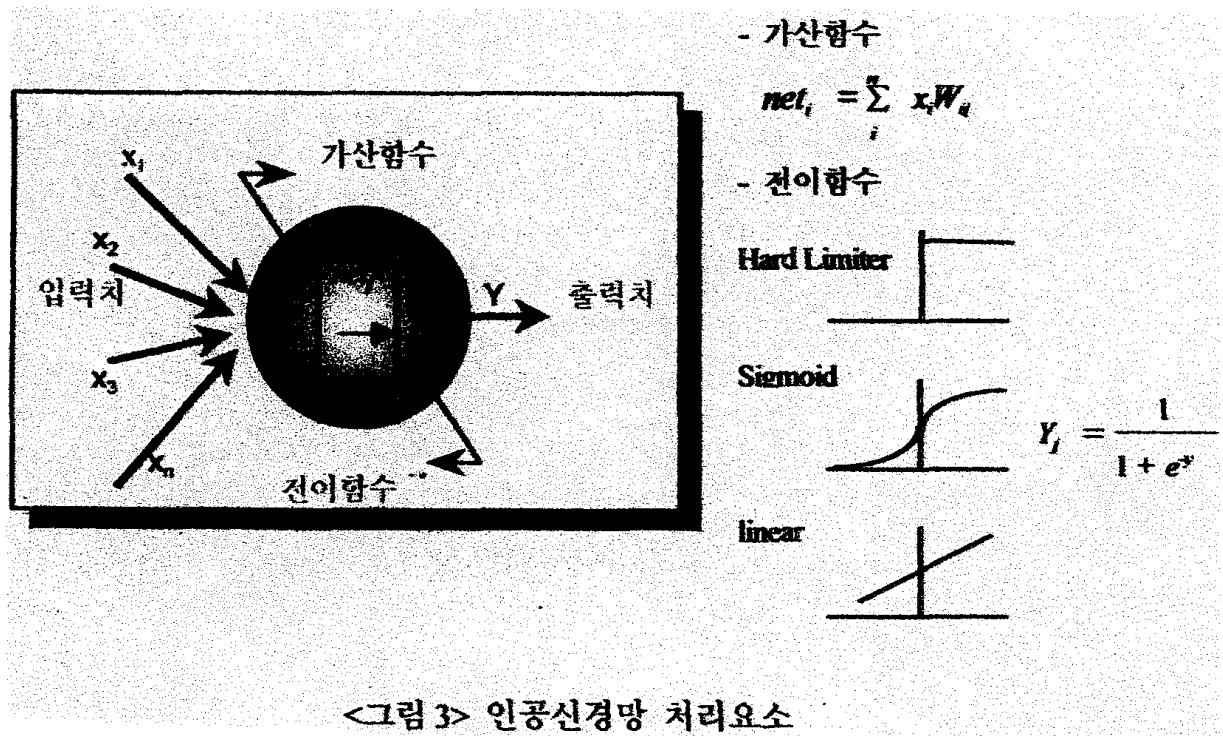


<그림 2> 인공신경망 구조 (Three layer network)

24) 김대수, 1992, 신경망이론과 응용, 하이테크정보

대부분의 다층 퍼셉트론은 백프로퍼게이션 학습 알고리즘을 사용하여 학습시킬 수 있다. 백프로퍼게이션 학습 알고리즘의 기본 원리는 다음과 같다. 입력층의 각 유니트에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유니트에서 변환되어 중간층에 전달되고 최후에 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조정해나간다. 출력된 패턴이 목표패턴과 일치하는 경우에는 학습이 일어나지 않는다. 그렇지 않은 경우는 출력패턴과 목표패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 네트워크의 연결강도를 조절하여 학습을 한다²⁵⁾.

이러한 기본원리를 다음의 <그림3>과 같이 나타낼 수 있다²⁶⁾.



처리요소는 여러 다른 처리요소들로부터 입력을 받아들이지만 자신은 Y_i 라고 표기된 단 하나의 출력값만을 생성하고, 이를 연결된 처리요소들에게 전달한다. 즉 j 번

25) 김대수, 1993, 신경망이론과 응용: 91-98, 하이테크정보

26) 홍승현, 1998, 유전자 알고리즘을 활용한 인공신경망 모형 최적입력변수의 선정, 이화여자대학교 경영학석사학위논문

째 처리요소가 i번째 처리요소로부터 전달받은 입력값을 x_i 라고 표기하는데 x_i 는 i번째 처리요소의 출력값(Y)이다. 처리요소들간의 연결강도를 반영하기 위해 인공신경망에서는 연결가중치 혹은 단순 가중치를 사용하고 이를 W_{ij} 로 표기한다.

각 처리요소들은 전달받은 입력값들과 연결가중치를 사용하여 다음 <식1>과 같이 먼저 순입력값(net_j)를 계산한 후, 이를 <식2>를 이용하여 출력값을 결정한다.

$$net_j = \sum W_{ij}X_i \quad \text{<식1>}$$

$$Y_j = f_i(net_j) \quad \text{<식2>}$$

이때 순입력값을 출력값으로 변환시키는 함수 f_i 를 전이함수라고 부른다. 인공신경망의 설계시 전이함수의 결정은 매우 중요하며, 그 종류는 <그림3>의 우측에 표시되어 있다. 최근 인공신경망의 전이함수로 비선형함수들이 많이 사용되고 있고, 특히 시그모이드(Sigmoid) 함수가 많이 이용되고 있다.

제3절 선행연구 검토

본 절에서는 도산의 정의, 표본 선정 방법, 변수 선택 방법을 중심으로 판별분석 기법, 로짓분석기법, 인공신경망기법을 이용한 선행연구들을 검토해본다.

1. 판별분석법을 이용한 도산예측연구

(1) 알트만(Altman)(1968, 1977)의 연구

Altman은 1968년²⁷⁾에 판별분석법을 이용한 도산 예측 모형인 Z-점수모형을 발표하였고, 1977년의 연구에서²⁸⁾ Z-점수 모형을 발전시킨 Zeta모형을 발표하며 후자의 모형이 더 우수함을 보였다.

Altman은 1968년의 연구에서 Chandler Act의 ChapterX에 의해 파산을 신청한 기업으로 도산기업을 정의했다. 1946년부터 1965년 사이의 도산 및 건전 제조기업 66개사를 표본으로 하였으며, 도산기업과 건전기업의 수는 동수로 구성하였다. 이때 업종과 규모를 기준으로 도산기업에 대응시키는 건전기업을 선정하였다. 변수는 기존 연구로부터 기업평가에 유의적인 지표로 사용된 22개의 재무비율을 선정하였다. 22개 변수 중 각 독립변수의 공헌도와 관련변수들의 상호관계 평가 및 분석자의 판단 과정을 거쳐 기업 도산 예측에 탁월한 5개의 변수를 최종 선택했다. 이와 같은 과정을 거쳐 설계된 모형의 예측력 검증 결과, 도산 1년전에는 95%, 도산 2년전에는 83%의 예측정확도를 나타냈으나 도산 3~5년전의 예측정확성은 각각 48%, 29% 및 36%였다.

Altman은 Z-점수로 도산과 비도산 여부를 평가하였는데, Z-score가 2.67보다 큰 기업은 비도산기업으로, Z-score가 1.81보다 작은 기업은 도산기업으로 분류하였다. 따라서 Z-score가 1.81~2.67이 되는 기업은 도산에 대한 판별이 유보되며, Altman은 이 범위를 회색지대(grey area)라 하였다.

27) Altman, E. I., Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy, *The Journal of Finance*, Vol. 23 (Sep 1968): 589-609

28) Altman, E.I., Hadelman, R. G., and Narayanan, P., Zeta Analysis, *Journal of Banking and Finance*, (June1977): 29-51

Z-점수모형이 상당히 오랜 기간동안 학계와 실무에서 광범위하게 이용되다가 1977년에 모형의 설계자인 Altman에 의해 Zeta모형으로 개선되었다. 이 모형은 1969년부터 1975년 사이의 도산기업 53개사와 비도산기업 58개사를 연구대상으로 하며, 표본을 잘 분류하고 신뢰성이 높은 것으로 판명된 7개의 변수로 구성되었다. Zeta 모형은 도산 1년전 표본에 대해서는 90% 이상을, 그리고 도산 5년전의 표본에 대해서는 70%의 예측정확도를 보였다. 또한 소매기업들에게 제조기업에 사용된 동일한 모형을 적용해도 예측력이 떨어지지 않는다는 것을 발견하였다²⁹⁾.

Scott(1981)³⁰⁾는 Zeta 모형이 부실분석의 개념적 설명에 대한 부합정도와 정확성의 측면에서 실증적인 도산 모형들 중 가장 우수하다고 하였다. 또한 Zeta 분석으로부터 도출된 개념과 실증결과는 1977년부터 통계적 서비스를 제공할 수 있도록 패키지화되었고, 상품화되어 실무에서도 널리 쓰이고 있다.

(2) 담보리나(Dambolena)와 쿠우리(Koury)(1980)의 연구³¹⁾

담보리나와 쿠우리의 연구는 재무비율과 더불어 재무비율의 표준편차도 변수로 사용하였다는 점을 특징으로 한다.

1969년에서 1975년 사이의 도산 및 건전기업을 각 23사씩, 총46개사를 연구대상으로 하며, 재무상태 측정에 강점이 있다고 판단되는 비율 19개 및 이 비율들의 표준편차를 변수로 하였다. 재무비율만을 변수로 한 판별분석모형과 재무비율 및 표준편차를 변수로 하는 모형의 예측력을 비교한 결과, 후자의 예측력이 더 우수함을 밝혔다.

(3) 강철승(1991)의 연구³²⁾

강철승은 도산예측연구에 있어 부가가치회계정보의 유용성과 전통적인 재무제표정보의 유용성을 비교하였다.

29) Altman, 1998, 역서, pp.237

30) Scott, J., 1981, The Probability of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models, *Journal of Banking & Finance* : 317-344

31) Ismael G. Damborina and Sarkis J. Khoury, Ratio Stability and Corporate Failure, *The Journal of Finance*, (September 1980) : 1017-1026

32) 강철승, 1991, 부가가치정보를 이용한 기업부실예측, 회계학연구 (제12호 7월): 79-91

상장폐지 또는 회사정리 개시 신고를 도산으로 정의하고 1979년부터 1989년 사이의 도산 및 건전기업을 연구대상으로 하였다. 도산기업과 건전기업을 동수로 표본을 구성하였으며, 부가가치 관련 지표를 변수로 하는 모형 및 재무제표지표를 변수로 하는 모형을 각각 설계하였다. 설계된 모형의 예측력 검증 결과, 추정모형의 경우 부가가치변수를 이용한 모형이 재무제표변수를 이용한 경우보다 우월하였다. 그러나 검증용에서는 재무제표변수가 오히려 우월하여 두 모형간에 비교우위를 결론짓지 못하였다. 더욱이 결합모형의 경우에도 다른 두 모형에 비하여 예측력이 월등히 우수하지 않아서 부가가치변수의 사용에 의문을 주고 있다.

2. 로짓분석을 이용한 도산예측연구

(1) Ohlson(1980)의 연구³³⁾

Ohlson은 도산을 미국 Chandler Act의 Chapter X이나 Chapter XI하에 파산신청을 낸 것으로 정의하였다. 1970~1976년 기간의 상장 제조기업 중 파산한 105개 기업과 2,058개의 정상기업으로 표본을 구성하였으며, 도산 1년전, 2년전, 3년전 모형을 각각 제시하였다. 변수선정을 위하여 수십개의 예비변수로부터 최적변수를 선택하는 과정없이 상식과 단순성이라는 기준에 의하여 9개의 변수를 선택했다. 선정된 표본과 변수를 이용해 모형을 설계한 후 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화를 제시하고, 제1종 오류 및 제2종 오류가 가장 낮은 분류기준점을 도산과 건전의 판별점으로 제안하였다.

(2) 이계원(1993)의 연구³⁴⁾

이계원은 관리대상기업으로 지정되는 사건을 도산으로 정의하였다. 1985년부터 1992년까지의 비금융 상장기업을 연구대상으로 하며 도산기업대 건전기업의 비율은 1:3으로 하였다. 이계원은 자기자본이익률의 분해를 통해 부실예측모형에 사용될 이론적인 변수를 규명하고, 규명된 이론적 변수만 사용한 기본모형과 기타의 재무변

33) Ohlson, J.A., 1980, Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*(Spring 1980) :109-131

34) 이계원, 1993, 회계정보에 의한 기업부실예측과 시장반응, 회계학연구(제16호):49~77

수를 추가한 확장모형을 설계하였다. 설계된 모형의 예측력 검증결과 확장모형이 기본모형보다 높은 예측력을 보였으며, 가장 중요한 재무요소로는 자기자본비율과 예상치 못한 재고자산 증가, 현금흐름으로 분석되었다. 이 연구는 부실예측모형의 변수들을 이론적인 관점에서 찾으려고 한 점을 특징으로 꼽을 수 있다³⁵⁾.

(3) 남주하(1998)의 연구³⁶⁾

남주하는 '97년 하반기와 '98년 초에 부도가 났거나 구제금융을 받은 경험이 있는 47개 기업들을 도산기업으로 정의하였다. 도산기업에 대응되는 건전기업의 성격에 따라 표본을 두가지로 구성하였다. 첫 번째 표본은 도산기업의 총자산규모 및 업종을 고려해 건전기업을 대응시켰고, 두 번째 표본은 회사채등급기준으로 상위 업체를 건전기업군으로 선정하여 실증분석을 실행하였다. 변수의 선정은 t검정 및 단계적 선택법을 이용하였다.

설계된 모형의 예측력을 검증한 결과, 두번째 표본의 예측력(92%)이 첫 번째 표본의 예측력(81%)보다 높게 분석되었다. 따라서 기업규모보다 건전기업군의 기준에 충실한 건전기업군의 표본을 선택하는 것이 예측능력을 높이는 데에 중요하다고 결론내렸다.

(4) 신동령(1999)의 연구³⁷⁾

신동령은 법정관리나 화의를 신청중이거나 승인을 받은 기업, 또는 금융기관의 부도유예협약의 적용을 받고 있는 기업을 도산기업으로 정의하였다. 연구대상기간은 1995년부터 1997년이며 도산기업과 건전기업을 동수로 표본구성을 하였다. 이 연구는 동일 표본에 대해 최종 변수를 달리하는 3가지의 예측모형을 구성하였다. T검정 및 단계별 회귀분석을 통해 선정된 변수 · Altman(1968)의 Z-score 모형에 사용된 5개 변수 · T검정 및 상관관계분석을 거친 후 정보력을 기준으로 선정된 3개 변수를 최종변수로 하여 각각 단계별모형, 5변수모형, 3변수모형을 설계하였다. 이

35) 전성빈, 김영일. 2001. 도산예측모형의 예측력 검증. 회계저널 (제10권 제1호)

36) 남주하, 1998, 기업의 부도원인과 부도예측모형분석 : IMF 전후 기간을 중심으로, 금융연구 (제12권 제2호)

37) 신동령, 1999, 도산기업의 재무적 특성과 도산예측모형, 한일경상논집 (제17권)

들 세 모형에 대한 예측력 검증 결과 3변수모형의 예측력이 가장 높았으며, 신동령은 3변수모형을 통해 수익성 개선 및 자산규모 감축을 통한 이익잉여금을 상향 조정 등 기업도산 예방지침을 제시하였다.

3. 인공신경망모형을 이용한 도산예측연구

(1) 피종호, 김승권(1997)의 연구³⁸⁾

피종호, 김승권은 도산예측모형을 수립할 충분한 수의 표본 입수가 매우 어렵다는 현실에서 한정된 데이터를 확장시키는 실험 연구 방법을 제시하였다.

이 연구는 부도발생을 도산으로 정의하고 1992년부터 1994년 사이의 도산 및 건전기업을 연구대상으로 삼았다. 도산 및 건전기업 각 36사씩 총72개사로 표본을 구성하였으며, 학습용 데이터와 검증용 데이터를 별도로 구성하였다. 72개의 패턴을 학습용과 검증용으로 구분 조합하는 방법에 따라 10개의 데이터 셋을 구성하고, 변수는 선행 연구자들에 의한 사용빈도가 높은 재무비율 10개를 선정하였다.

학습방법은 백프로퍼게이션 학습알고리즘을, 그리고 활성화함수로는 시그모이드 함수를 선택했다. 학습용과 검증용 데이터를 각각 50%씩 구성하여 제1차 학습을 하고, 제2차 학습은 총표본의 75%를 학습용으로, 25%를 검증용으로 구성하여 실험을 실시하였다. 마지막으로 3차 학습은 총표본 72개 패턴 중 67개를 학습용으로, 5개를 검증용으로 하였다. 제 1, 2, 3차 학습의 예측적중률은 각각 66%, 70%, 76%로 나타나 학습패턴수가 증가할수록 예측적중률이 증가함을 보였다.

이 연구는 위의 실험에 더해 도산기업의 패턴을 확장시켜 적절한 수의 학습패턴을 확보하고 이를 근거로 학습과 검증을 하였다. 도산기업을 중심으로 도산기업보다 좋지 않은 재무지표를 가진 기업을 도산할 것이고, 비도산기업보다 좋은 재무지표를 가진 기업은 도산하지 않을 것이라는 가정하에 도산 및 건전기업의 패턴을 확장시켰다. 이와 같이 확장된 패턴으로 학습과 검증을 시행한 결과 77%를 상회하는 예측적중률을 나타냈다.

38) 피종호, 김승권, 1997, 한정된 데이터 하에서 인공신경망을 이용한 기업도산예측 - 섬유 및 의류산업을 중심으로, 경영과학 (제14권 제2호): 91-111

4. 도산예측모형간의 예측력 비교 연구

(1) 이건창(1993)의 연구³⁹⁾

이건창은 판별분석모형과 귀납적 학습방법 그리고 인공신경망모형의 도산예측력을 비교하였다.

영업활동정지 또는 폐업, 법정관리대상 및 상장폐지신고 또는 폐지를 도산으로 정의하고 1979년에서 1992년까지의 상장기업 중 81개 도산기업과 업종 및 매출액을 기준으로 이에 대응되는 비도산기업 85개의 표본을 추출하여 연구대상으로 하였다. 판별분석모형의 경우 t검정과 단계적 선택법을 통해 변수를 선정하고, 이 재무비율들을 귀납적 학습방법의 입력변수로 사용하여 최종변수를 선택하였으며, 이들 두 모형에서 최종적으로 선정한 변수들을 인공신경망모형의 투입변수로 활용하였다.

설계한 모형들의 예측력을 검증한 결과, 귀납적 학습방법을 통하여 선정된 재무비율을 투입변수로 하는 인공신경망Ⅱ의 예측력이 가장 높았고, 다음으로 판별분석법에 의하여 선정된 재무비율을 입력층의 투입변수로 사용하는 인공신경망Ⅰ, 귀납적 학습방법, 판별분석모형의 순으로 높은 예측력을 보였다.

(2) 성시중(1997)의 연구⁴⁰⁾

성시중은 판별분석모형과 인공신경망모형의 예측력을 비교, 평가하였다. 금융기관 적색거래처지정 이상의 규제를 받았거나, 청산이나 부도 발생을 부실로 정의하고 1993년~1995년 사이의 도산 및 건전기업을 연구대상으로 하였다. 도산기업 대 건전기업의 수는 동수로 구성하였으며, 추정표본의 수를 변화시켜 가면서 예측력의 변화를 살펴보았다. 이 연구는 또한 변수 선택법을 달리할 경우의 예측력도 평가하기 위해 판별분석모형과 인공신경망모형을 각각 2가지씩 설계하였다. 판별분석모형의 경우 전문가 의견과 사용빈도를 고려하여 선정한 43개 재무비율을 모두 변수로 사용한 모형과 단계적 선택법에 의해 선정된 재무비율을 변수로 하는 모

39) 이건창, 1993, 기업도산예측을 위한 통계적 모형과 인공지능 모형간의 예측력 비교에 관한 연구 : MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망, 한국경영과학회지(제18권 제2호): 57-81

40) 성시중, 1997, 기업부실예측에 있어서 판별분석과 인공신경망의 예측력 비교연구, 경영연구(제31권 제2호) :27-46

형을, 그리고 인공신경망모형의 경우 43개 재무비율을 전부 입력변수로 하는 모형과 t-검정을 통해 선택한 변수들을 입력변수로 하는 예측모형을 구축하였다.

모형의 예측력을 검증한 결과 전반적 우수성 면에서 인공신경망모형이 판별분석 모형보다 우수하게 나타났다. 두 모형간 예측력 차이는 추정에 사용된 표본의 수가 적을수록 크게 나타났고 표본의 수가 증가할수록 줄어들었다. 한편, 입력변수에 따른 예측력 변화를 살펴보면 판별분석 모형의 경우 단계적 선택법에 의해 선정된 변수만을 사용한 모형의 예측력이 높았으나 인공신경망 모형의 경우 추정표본에 따라 상이한 결과를 나타냈다.

(3) 전성빈, 김영일(2001)의 연구⁴¹⁾

전성빈, 김영일은 기존의 연구에서 제시하고 있는 판별분석모형, 로짓모형, 인공신경망 모형 등을 선정하고, 이들 모형의 도산 예측력을 비교 평가하였다. 판별분석 기법을 이용한 도산예측모형들 중 강철승(1991)의 모형과 Altman(1995)의 모형을, 로짓 분석기법을 이용한 모형들 중에서는 이제원(1993)의 모형과 남주하(1995)의 모형을, 그리고 마지막으로 이건창(1993)의 인공신경망 모형을 비교 대상 모형으로 각각 선정하였다.

1995~1998년의 상장 제조기업 중 관리종목으로 편입된 기업들을 도산기업으로 정의하고, 위에서 선정된 모형에 이들 표본을 적용하여 예측결과를 비교하였다. 그 결과 인공신경망의 예측력이 가장 우월하다는 결론을 얻었다. 판별분석모형은 예측력은 다소 떨어지나 안정된 결과를 나타냈고, 로짓모형은 판별분석모형에 비해 전반적인 분류정확도는 우수하나 도산기업을 도산기업으로 예측하는 능력이 현저히 낮았다. 그러나 인공신경망모형의 예측 우월성이 다른 모형들에 비해 변수의 수가 많음에서 기인할 수 있다고 판단, 판별 그리고 로짓분석모형에 쓰인 변수와 동일변수로 구성된 인공신경망모형을 새로이 구축하였다. 새로이 구축한 인공신경망모형의 예측력은 판별 및 로짓분석모형의 예측력과 큰 차이가 없었다.

41) 전성빈, 김영일, 2001, 도산예측모형의 예측력 검증, 회계저널 (제10권 제1호):151-180

(4) 남주하, 이기백(2002)의 연구⁴²⁾

남주하, 이기백은 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망모형의 예측력을 비교, 평가하였다. 다른 대다수의 연구들과 달리 중소기업을 표본으로 하였으며, 변수로는 재무정보와 비재무정보를 모두 사용하였다.

신용보증사고관리규정에 의하여 신용보증사고로 분류된 기업을 도산기업으로 정의하고, 도산기업대 건전기업의 비율은 동수(155개씩)로 하였다. t검정 및 Wilcoxon 순위합검정을 통하여 재무 변수를, 그리고 단계적 선택법을 통해 비재무변수를 선정하였다.

선정된 표본 및 변수로 모형을 설계하고 그 예측력을 검증한 결과 인공신경망모형의 예측력이 가장 우수하였다. 또한 재무변수만을 사용한 경우보다는 재무변수와 비재무변수를 모두 사용한 경우의 예측력이 높게 분석되었다.

42) 남주하, 이기백, 2002, 비재무적 정보를 포함한 부도예측모형의 예측력 비교연구, 선강경 제논집(제31집 제1호)

제3장 연구의 설계

본 장에서는 앞서 살펴본 선행연구들에 대한 분석내용을 바탕으로 먼저 도산의 개념을 정의하고, 실증분석을 위한 표본 기업의 선정내용과 변수 선택 방법을 살펴본다.

제1절 도산의 정의

기업도산의 범위는 표본 수와 밀접하게 관련될 뿐만 아니라 예측모형의 예측정확도와도 관계되기 때문에 신중한 정의가 필요하다. 기업의 도산 가능성을 예측하고 기업의 재무적 건전도를 평가함을 목적으로 하는 연구를 위해서는 법률적인 도산개념 보다는 경제적 실질에 의하여 규정하는 것이 합리적이며 표본 수와 예측정확성이라는 두가지 조건을 부합시킬 수 있다. 이에 본 연구에서는 도산의 정의를 「유가증권 상장규정」 제37조(주권상장폐지기준)의 다음 요건에 해당하여 관리종목에 지정된 기업으로 하였다.

- ① 부도발생 또는 은행거래정지
- ② 회사정리절차 개시신청
- ③ 화의절차 개시신청
- ④ 자본금 전액 잠식 3년 계속
- ⑤ 영업활동정지

제2절 표본의 선정

본 연구의 실증분석에서 이용되는 표본기업은 1992년 1월 1일부터 2001년 12월 31일 사이의 한국증권거래소 상장기업 중 다음의 요건에 충족되는 기업으로 선정하였다. 우선 도산기업의 표본 선정 기준은 다음과 같다.

1) 유가증권 상장규정 제37조에 의해 관리대상기업으로 지정된 기업

； 법률적 의미에서가 아닌 경제적 의미에서의 실질적인 도산 여부가 중요하므로

관리종목으로 지정된 사건을 도산이라 정의하였다.

2) 한국표준산업분류기준⁴³⁾에 의해 제조업체에 해당하는 기업

; 연구대상 기업의 업종을 제조업으로 제한한 이유는 업종에 따라 기업의 재무적 특성의 차이가 크므로 동질성을 유지하기 위함이다.

3) 검증표본의 경우, 도산 전 3개년간의 재무자료 입수가 가능한 기업

; 본 연구는 전체 표본 중 1992년부터 1998년까지의 도산 및 건전기업을 추정표본으로 하며, 1999년부터 2001년까지의 도산 및 건전기업을 검증표본으로 한다. 추정표본의 도산 1년전 재무비율로 모형을 설계하고, 검증표본을 이용하여 도산 전 3개년간의 모형 예측력을 검증하므로, 검증표본은 도산 전 3개년간의 재무자료 입수가 가능하여 모형에서 요구하는 각종 변수관련 자료를 충족시킬 수 있는 기업으로 선정하였다.

이와 같이 도산기업 표본을 선정한 후에 건전기업 표본으로 다음 기준을 만족시키는 기업을 선정하였다.

1) 도산기업의 도산 당시 정상적으로 영업활동을 하고 있었던 상장회사

2) 대응되는 도산기업과 동종 업종이며 총자산 규모가 비슷한 기업

3) 검증표본의 경우, 이전 3개년간의 재무자료 입수가 가능하여 모형에서 요구하는 각종 변수관련 자료를 충족시킬 수 있는 기업

위의 기준에 의거하여 구성된 표본의 수는 아래의 표와 같다. 본 연구는 도산기업 대비 건전기업의 비율을 1:1, 1:2, 1:3, 1:전체로 하는 4세트의 표본을 구성하므로, 표본 구성 방법에 따른 표본 기업의 수를 다음과 같이 나타내었다.

<표3> 추정표본 및 검증표본의 수

추정표본	도산기업	건전기업	합계	검증표본	도산기업	건전기업	합계
1:1	73개	73개	146개	1:1	35개	35개	70개
1:2	73개	140개	213개	1:2	35개	69개	104개
1:3	73개	205개	278개	1:3	35개	103개	138개
1:전부	73개	2,000개	2,073개	1:전부	35개	1,130개	1,165개

주1) 건전기업은 도산기업의 도산발생년도 현재 정상적인 영업을 하는 상장 제조기업으로

43) 통계청, 한국표준산업분류표, 2000년 1월 제8차 개정

업종과 총자산 규모를 고려하여 선정하였다. 1:2 및 1:3 표본에서 도산기업에 대응시킬 전전기업 수의 부족으로 인해 정확히 이배수, 삼배수가 되지 않는다.

제3절 변수의 선정

변수의 선정은 표본의 선정과 함께 도산 예측 모형의 분류정확도를 결정하는 요인이다. 기업 재무제표에 기초한 재무비율을 가능한 한 많이 투입한 후 통계적 기법에 의해 변수를 축소하는 방법이 기존 연구에서 일반적으로 사용되고 있는 방법으로, 본 연구도 이러한 방법에 따라 변수를 선정하였다.

본 연구는 모형의 최종 변수 선정을 위해 다음의 세 단계를 거쳤다.

1) 우선 아래의 3가지 기준에 의해 성장성 비율, 수익성 비율, 안정성 비율, 활동성 비율 등 123개 재무비율을 선정하였다.

- ① 선행 도산 예측 연구에서 중요하다고 선정된 비율들,
- ② 해석이 용이하고 일반적으로 이용된 비율들
- ③ 기존 도산 예측 연구에서 사용되지는 않았으나 기업도산의 예측자료로서 유효하다고 생각되는 비율들

2) 위의 기준에 의해 선정된 123개 재무비율을 대상으로 T검정을 실시하였다.

t-검정은 독립된 두 개의 표본 평균간의 차이를 검증하는 분석방법으로 본 연구에서는 도산기업과 전전기업이라는 두 집단간 재무비율의 평균치가 유의한 차이를 지니는지 알아보기 위해 실시하였다. T검정 결과, 95% 신뢰구간에서 유의하다고 판명된 변수들을 단계적 선택법의 투입 변수로 하였다.

3) 판별분석모형과 로짓분석모형의 경우 변수 선정의 마지막 단계로 단계적 선택법을 실시하였다.

단계적 선택법은 집단간 차이를 가장 크게 하는 변수부터 입력되는 방식으로, 판별분석모형의 경우 윌크스 람다(Wilks' Lambda)를 이용하였다. 윌크스 람다(Wilks' Lambda)를 이용하는 방법은 단계선택법의 대표적인 것으로 각 단계에서 판별식에 포함되지 않는 변수들 중 윌크스 람다(Wilks' Lambda)를 가장 작게 하는 변수가 입력된다. 그러므로 윌크스 람다(Wilks' Lambda)가 작은 변수일수록 판별력이 높

다⁴⁴⁾ 로짓분석모형의 경우 전진 wald를 이용하여 단계적 변수 선택을 하였다. 전진wald란 각 단계에서 가장 유의한 변수를 하나씩 넣고 다음 단계에서 이미 들어가 있는 변수들이 유의한지를 확인하는 방법으로, wald 통계량이 클수록 유의미한 변수이다.

판별분석모형과 로짓분석모형은 각각 윌크스 람다와 전진 wald를 이용하여 모형의 최종 변수를 선정하였으나, 인공신경망 모형의 경우 모형 자체의 변수 선택 능력이 없으므로, t검정-판별분석의 단계적 선택법으로 선정된 변수들을 인공신경망 I 모형의 입력 변수로, 그리고 t검정-로짓분석의 단계적 선택법으로 선정된 변수들을 인공신경망 II 모형의 입력 변수로 하였다.

44) 이학식, 김영, 2002, SPSS 10.0 매뉴얼 - 통계분석방법 및 해설, 법문사

제4장 실증분석결과

제1절 도산예측 변수의 선정(t-검정 결과)

본 연구는 기업도산을 잘 나타내주는 지표이면서 자료 입수가 용이하고 객관적이며 통계처리가 가능한 재무비율 123개를 선정한 후, 이 재무비율들을 대상으로 t-검정을 실시하였다. t-검정은 각 변수의 집단간 평균치가 통계적으로 유의한 차이를 지니고 있는지에 대한 검정이다.

t-검정결과 95% 신뢰구간에서 도산기업과 건전기업간에 유의한 차이를 보인다고 판명된 재무비율들은 아래의 <표4>로 나타내었다.

<표4> t-검정결과

	번호	변수명	1:1	1:2	1:3	1:전체
수 익 성 비 율	1	매출액총이익율	*	*	*	*
	2	매출액영업이익율	*	*	*	*
	3	매출액경상이익율	*	*	*	*
	4	매출액순이익율	*	*	*	*
	5	총자본사업이익율	*	*	*	*
	6	총자본영업이익율	*	*	*	*
	7	총자본경상이익율	*	*	*	*
	8	총자본순이익율	*	*	*	*
	9	자기자본영업이익율				
	10	자기자본경상이익율				*
	11	자기자본순이익율				*
	12	자본금영업이익율	*	*	*	*
	13	자본금경상이익율		*	*	*
	14	자본금순이익율		*	*	*
	15	조세대 조세차감전순이익율				
	16	기업경상이익율		*	*	*

	번호	변수명	1:1	1:2	1:3	1:전체
수 익 성 비 율	17	투자수익율	*	*	*	*
	18	기업순이익율				*
	19	경영자본영업이익율	*	*	*	*
	20	경영자본순이익율	*	*	*	*
	21	매출원가 대 매출액 비율	*	*	*	
	22	영업비율	*	*	*	*
	23	영업외손실율	*	*	*	*
	24	금융비용부담율	*	*	*	*
	25	외환이익대 매출액비율	*	*	*	*
	26	광고선전비 대 매출액비율				
	27	수지비율	*	*	*	*
	28	인건비 대 총비용비율	*	*	*	*
	29	조세공과 대 총비용비율		*	*	*
	30	금융비용 대 총비용비율	*	*	*	*
	31	감가상각비 대 총비용비율	*	*	*	*
	32	감가상각율	*	*	*	*
	33	누적상각율	*	*	*	
	34	이자부담율	*	*	*	*
	35	지급이자율	*	*	*	*
	36	차입금 평균이자율	*	*	*	
	37	사내유보율				*
	38	사내유보 대 자기자본비율				*
	39	적립금비율				*
	40	평균배당율	*	*	*	*
	41	자기자본배당율	*	*	*	*
	42	배당성향	*	*	*	*
	43	1주당 매출액	*	*	*	*
	44	1주당 순이익		*	*	*
	45	1주당 경상이익		*	*	*
	46	1주당 현금흐름	*	*	*	*
	47	1주당 순자산	*	*	*	*
	48	유보율	*	*	*	*
	49	R & D 투자효율	*	*	*	*

	번호	변수명	1:1	1:2	1:3	1:전체
안 정 성 비 율	50	유동자산구성비율	*	*	*	*
	51	재고자산 대 유동자산비율		*		
	52	유동자산 대 고정자산비율				*
	53	당좌자산 구성비율	*	*	*	*
	54	고정자산 구성비율	*	*	*	*
	55	자기자본 구성비율	*	*	*	*
	56	순자기자본 구성비율	*	*	*	*
	57	타인자본 구성비율				*
	58	순자기자본배율	*	*	*	*
	59	고정비율				*
	60	고정장기적합율	*		*	
	61	유동비율	*	*	*	*
	62	당좌비율	*	*	*	*
	63	현금비율	*	*	*	*
	64	원재료비율	*	*	*	*
	65	매출채권비율				
	66	재고자산 대 순운전자본비율				
	67	매출채권 대 매입채무비율				
	68	매출채권대 상,제품 비율				
	69	매입채무대 재고자산비율				*
	70	부채비율				*
	71	유동부채비율				*
	72	단기차입금대 총차입금비율	*	*	*	
	73	고정부채비율				*
	74	고정부채 대 순운전자본비율				
	75	순운전자본비율	*	*	*	
	76	차입금의존도		*	*	*
	77	차입금비율				*
	78	이자배율				*
	79	이자보상배율	*	*	*	*
	80	유보액대비율	*	*	*	*
	81	유보액대 납입자본배율	*	*	*	*
	82	유동자산집중도	*	*	*	*
	83	고정자산집중도				
	84	투자집중도	*	*	*	*
	85	현금흐름대 부채비율	*	*	*	*
	86	현금흐름대 차입금비율	*	*	*	*
	87	현금흐름대 총자본비율	*	*	*	*
	88	현금흐름대 매출액비율	*	*	*	*

	번호	변수명	1:1	1:2	1:3	1:전부
활동성비율	89	총자본회전율	*	*	*	*
	90	경영자본회전율	*	*	*	*
	91	자기자본회전율				
	92	자본금회전율	*	*	*	*
	93	타인자본회전율	*	*	*	*
	94	매입채무회전율	*	*	*	*
	95	매입채무회전기간				*
	96	유동자산회전율	*	*	*	*
	97	당좌자산회전율	*	*	*	*
	98	재고자산회전율				
	99	재고자산회전기간	*	*	*	*
	100	상품 제품 회전율	*	*		
	101	원, 부재료 회전율				*
	102	재공품 회전율				
	103	매출채권회전율	*	*	*	*
	104	매출채권 회전기간	*	*	*	*
	105	고정자산 회전율	*	*	*	*
	106	유형자산 회전율	*	*	*	
	107	순운전자본회전율	*	*	*	*
	108	운전자본회전율	*	*	*	*
	109	1회전기간	*	*		*
성장성비율	110	총자본증가율				*
	111	유형자산증가율				
	112	유동자산증가율				
	113	영업이익증가율				*
	114	경상이익증가율				
	115	순이익증가율				
	116	재고자산증가율				*
	117	자기자본증가율			*	*
	118	매출액 증가율				*
	119	종업원 1인당 부가가치 증가율				*
	120	종업원수증가율				*
	121	고정자산증가율				*
	122	종업원 1인당 매출액 증가율				*
	123	종업원 1인당 인건비 증가율				*

t-검정 결과를 살펴보면, 1:1 표본의 경우 수익성 비율 34개, 안정성 비율 22개, 활동성 비율 16개가 도산기업과 건전기업간 평균치가 유의하다고 판명되었으며, 성장성 비율 중에는 유의하다고 판명된 변수가 없었다. 1:2 표본에서는 40개의 수익성 비율과 23개의 안정성 비율, 그리고 16개의 활동성 비율이 유의하다고 판명되었으며 성장성 비율은 1:1표본에서와 마찬가지로 유의한 변수가 없었다. 1:3 표본 및 1:전체 표본의 경우 수익성 비율 중 각각 40개, 43개, 안정성 비율 23개, 29개, 활동성 비율 14개, 16개가 두 집단간 평균이 유의한 차이를 지닌다고 판명되었으며, 앞의 표본들과는 달리 성장성 비율도 각각 1개, 10개가 유의하다고 판명되었다. 전반적으로 살펴보면 1:1, 1:2, 1:3표본의 경우 성장성 비율보다는 수익성 및 안정성 비율, 그리고 활동성 비율이 도산 예측 지표로서 유용한 것으로 나타나고 있다. 그러나 1:전체 표본은 성장성 비율들도 대부분 두 집단간 유의한 차이를 지니는 것으로 나타났다.

t-검정 결과 도산기업과 건전기업간 유의한 차이를 지닌다고 판명된 비율들은 모형의 최종 변수를 선정하기 위한 단계적 선택에 투입된다. 1:1 표본의 경우 총123개 재무비율 중 72개의 재무비율이, 1:2 표본은 79개, 1:3 표본은 78개, 그리고 1:전체 표본은 98개의 재무비율이 두 집단간 유의한 차이를 지닌다고 판명되어 단계적 선택법의 대상 변수가 된다.

제2절 1:1 표본의 실증결과

도산예측연구의 고전으로 인정되는 Altman(1968)의 연구를 비롯하여 국내외 많은 연구들이 도산기업과 건전기업을 동수로 구성하였다. 이 경우 업종 및 규모 차이가 제거되므로 도산기업 및 건전기업의 재무적 특성의 차이를 명확히 연구할 수 있다는 장점이 있다⁴⁵⁾.

본 연구의 1:1 표본은 추정표본 146개(도산 및 건전기업 73개씩) 및 검증표본 70개(도산 및 건전기업 35개씩), 총216개로 구성되었다.

1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 Wilks' λ ⁴⁶⁾를 통계량으로 하는 단계적 선택법에 의해 선정된 판별변수들은 다음과 같다.

<표5> 판별분석모형의 변수선택 결과

변수	Wilks' λ	제거할 F	판별함수 계수
1)감가상각율	0.590	9.341	0.427
2)주당 현금흐름	0.662	17.474	-0.763
3)당좌비율	0.571	4.557	-0.317
4)현금흐름대 부채비율	0.668	29.002	0.889
5)자본금 회전율	0.572	4.882	0.322
6)타인자본회전율	0.596	10.831	0.505

1)감가상각율 = 유형자산감가상각비C+무형자산상각비C/((상각대상자산C+상각대상자산B)/2)*100⁴⁷⁾

2)주당 현금흐름 = 영업활동으로 인한 현금흐름C/발행주식수C

45) 그러나 이 경우 표본구성이 비현실적이라는 점, 규모변수를 모형의 변수로 이용할 수 없다는 점, 예측력이 상향편의된다는 점 등으로 인해 비판론이 제기되고 있다.

46) 윌크스 람다(Wilks' Lambda)를 이용하는 방법은 단계선택법의 대표적인 것으로 각 단계에서 판별식에 포함되지 않는 변수들 중 윌크스 람다(Wilks' Lambda)를 가장 작게 하는 변수가 입력된다. 그러므로 윌크스람다(Wilks' Lambda)가 작은 변수일수록 판별력이 높다

47) 본 연구의 비율산식은 한국상장회사협의회에서 제공받았다.

3)당좌비율 = 당좌자산C/유동부채C*100

4)현금흐름대부채비율=((영업활동으로 인한 현금흐름C+영업활동으로 인한 현금흐름B)/2)/부채C*100

5)자본금회전율 = 매출액C/((자본금C+자본금B)/2)

6)타인자본회전율 = 매출액C/((부채C+부채B)/2)

위의 변수들로 구축된 판별함수는 다음과 같다.

$$Y = 0.427X_1 - 0.763X_2 - 0.317X_3 + 0.889X_4 + 0.322X_5 + 0.505X_6$$

(X₁: 감가상각율 X₂: 주당 현금흐름 X₃: 당좌비율, X₄: 현금흐름대 부채비율,
X₅: 자본금회전율, X₆: 타인자본회전율)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 도산 1년전, 도산 2년전, 도산 3년전의 분류정확도⁴⁸⁾는 각각 81.4%, 76.8%, 68.1%로 나타났으며 제1종 정확도(Type I accuracy)⁴⁹⁾는 88.6%, 88.2%, 88.2%로 나타났다. 그리고 3개년간에 걸친 제2종 정확도(Type II accuracy)⁵⁰⁾는 74.3%, 65.7%, 48.6%로 나타나 본 예측모형이 도산기업이 도산기업을 예측하는 능력은 뛰어나지만 건전기업을 도산기업으로 예측하는 오류가 상대적으로 큰 것으로 분석되었다. <표6>은 판별분석모형에 의한 예측력 검증 결과이다.

<표6> 1:1 표본의 판별분석모형 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산 1년전		도산 2년전		도산 3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	88.6%	11.4%	88.2%	11.8%	88.2%	11.8%
건전	25.7%	74.3%	34.3%	65.7%	51.4	48.6%
분류정확도	81.4%		76.8%		68.1%	

주1) 판별점이 0인 경우의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

48) 분류정확도

= (도산기업을 도산기업으로 예측한 빈도+건전기업을 건전기업으로 예측한 빈도)/전체표본수

49) 제1종 정확도=도산기업을 도산기업으로 예측한 빈도/ 실제 도산기업의 수

50) 제2종 정확도=건전기업을 건전기업으로 예측한 빈도/실제 건전기업의 수

2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 전진 wald⁵¹⁾를 이용한 단계적 선택법을 통해 최종적으로 선택된 변수는 다음과 같다

<표7> 1:1표본의 로짓분석모형 변수선택결과

변수명	Wald 통계량	유의확률	로짓함수 계수
1)순자기자본배율	5.792	0.016	0.004
2)유보액대 납입자본배율	3.403	0.065	-0.003
3)현금흐름대 부채비율	14.324	0.000	0.292
4)현금흐름대 매출액비율	7.211	0.007	-0.148
5)타인자본회전율	15.499	0.000	-3.514

1)순자기자본비율 = 자본C/자산C*100

2)유보액대 납입자본배율 = 유보액C/자본금C*100

3)현금흐름대 부채비율

= ((영업활동으로 인한 현금흐름C+영업활동으로 인한 현금흐름B)/2)/부채C*100

4)현금흐름대 매출액비율

= ((영업활동으로 인한 현금흐름C+영업활동으로 인한 현금흐름B)/2)/매출액C*100

5)타인자본회전율 = 매출액C/((부채C+부채B)/2)

위의 변수들로 설계된 로짓모형은 다음과 같다.

$$Y = 0.004X_1 - 0.003X_2 + 0.292X_3 - 0.148X_4 + 1.891X_5 - 3.514$$

(X1:순자기자본배율, X2:유보액대 납입자본배율, X3:현금흐름대 부채비율 X4:현금흐름대 매출액비율 X5:타인자본회전율)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 <표8>과 같은 예측력을 나타냈다. 도

51) 전진wald란 각 단계에서 가장 유의한 변수를 하나씩 넣고 다음 단계에서 이미 들어가 있는 변수들이 유의한지를 확인하는 방법으로, wald 통계량이 클수록 유의미한 변수이다.

산 1년전에는 제1종 정확도와 제2종 정확도가 모두 85.7%였으나, 도산 2년전, 도산 3년전으로 갈수록 도산기업을 건전기업을 예측하는 오류 및 건전기업을 도산기업으로 예측하는 오류가 모두 커지고 있다.

<표8> 1:1표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	85.7%	14.3%	82.4%	17.6%	79.4%	20.6%
건전	14.3%	85.7%	31.4%	68.6%	40%	60%
분류정확도	85.7%		75.4%		69.6%	

주1) 판별기준점을 P=0.5로 했을 때의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증

인공신경망은 주요 재무비율을 입력층에 투입시켰을 때 입력층과 은닉층, 은닉층과 출력층의 처리단위간에 상호연결된 가중치를 지식베이스로 구축한다. 그러나 인공신경망은 판별분석이나 로짓분석과 같이 투입변수를 시스템 자체에서 선정할 수 없는 단점이 있다. 이러한 단점을 해결하기 위해 본 연구에서는 t검정-판별분석의 단계적 선택법을 통해 선정된 변수들을 입력변수로 하는 인공신경망 모형Ⅰ, t검정-로짓분석의 단계적 선택법을 통해 선정된 변수들을 입력변수로 하는 인공신경망 모형Ⅱ를 구성하였다.

인공신경망 모형Ⅰ에서 입력층의 노드에 투입될 변수는 판별분석모형에서 최종 선정된 변수이므로 6개의 변수를 처리하기 위해 6개의 입력층의 처리단위를 가지며, 인공신경망 모형Ⅱ의 경우 로짓분석모형에서 최종 선정된 변수가 5개이므로 5개의 입력층의 처리단위를 가지게 된다. 은닉층의 처리단위의 수는 의사결정자가 입력층에 투입되는 정보가 어느 정도 고차원적인 정보인가에 따라 주관적으로 설정

하지만 본 연구에서는 입력층의 처리단위와 같게 하였다⁵²⁾. 출력층의 처리단위의 수는 2개로 하여 1(건전)과 0(도산)의 값을 출력층의 처리단위에 부여하였다. 따라서 전체적인 인공신경망의 구성도는 I 모형의 경우 6(입력층 처리단위) * 6(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 되며, II모형의 경우 5(입력층 처리단위) * 5(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 된다.

두 가지 인공신경망 모형의 예측력 검증 결과는 아래의 <표9> 와 같다.

<표9> 1:1 표본의 인공신경망 모형 I 의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	85.7%	14.3%	82.9%	17.1%	80%	20%
건전	28.6%	71.4%	31.4%	68.6%	40%	60%
분류정확도	78.6%		75.7%		70%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력임.

<표10> 1:1 표본의 인공신경망 모형 II 의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	88.6%	11.4%	88.6%	11.4%	88.6%	11.4%
건전	17.1%	82.9%	37.1%	62.9%	45.7%	54.3%
분류정확도	85.7%		75.7%		71.4%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력임.

인공신경망 모형 I 의 제1종 정확도 및 제2종 정확도는 도산 1년전에 85.7%, 71.4%로 나타났고, 도산 2년전에는 82.9%, 68.6%, 그리고 도산 3년전에는 80%,

52) 이진창, 1993. 기업도산예측을 위한 통계적 모형과 인공지능모형간의 예측력 비교에 관한 연구 : MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망. 한국경영과학회지(제18권 제2호) :57-81

60%로 나타나고 있다. 인공신경망 모형Ⅱ는 도산전 3개년에 걸쳐 제1종 정확도는 모두 88.6%이며, 제2종 정확도는 82.9%, 62.9%, 54.3%이다.

4. 모형간 예측력 비교

지금까지 도산예측모형 분석에 사용된 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형에 대한 예측 결과를 <표11>과 같이 비교해 보았다.

<표11> 1:1 표본의 모형간 예측력 비교

		판별분석	로짓분석	인공신경망 I	인공신경망 II
분류 정 확 도	도산1년전	81.4%	85.7%	78.6%	<u>85.7%</u>
	도산2년전	<u>76.8%</u>	75.4%	75.7%	75.7%
	도산3년전	68.1%	69.6%	70%	<u>71.4%</u>
제1종 정 확 도	도산1년전	<u>88.6%</u>	85.7%	85.7%	<u>88.6%</u>
	도산2년전	88.2%	82.4%	82.9%	<u>88.6%</u>
	도산3년전	88.2%	79.4%	80%	<u>88.6%</u>
제2종 정 확 도	도산1년전	74.3%	<u>85.7%</u>	71.4%	82.9%
	도산2년전	65.7%	<u>68.6%</u>	<u>68.6%</u>	62.9%
	도산3년전	48.6%	<u>60%</u>	<u>60%</u>	54.3%

분류정확도 및 제1종 정확도 측면에서 인공신경망 모형의 예측력이 대체로 높 나타나, 인공신경망기법이 판별분석기법과 로짓분석기법에 비해 그 크기는 미미하지만 도산예측력이 높을 가능성이 있는 것으로 판단된다. 그러나 다른 방법론에 비해 월등히 뛰어난 것이 아님을 알 수 있으며, 건전기업을 건전기업으로 분류하는 능력은 도산 1년전의 경우 로짓분석모형이 인공신경망 모형에 비해 우수한 것으로 나타났다.

제2절 1:2 표본의 실증결과

1:2 표본은 추정표본의 경우 73개의 도산기업과 140개의 건전기업(총213개)으로, 그리고 검증표본은 도산기업 35개 및 건전기업 69개(총104개)로 구성되었다. 앞서도 언급하였듯이 업종 및 규모를 고려하여 도산기업에 건전기업을 대응시켰다. 그러나 대응기준을 충족시키는 건전기업의 수가 부족하여 한 개의 도산기업에 두 개의 건전기업을 대응시킬 수 없는 경우에는 한 개 기업만을 대응시켜 연구를 진행하였다.

1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 Wilks λ 를 통계량으로 하는 단계적 선택법에 의해 선정된 판별변수들은 다음과 같다.

<표12> 1:2 표본의 판별분석모형 변수선택 결과

변수	Wilks' λ	제거할F	판별함수 계수
1)영업비율	0.697	25.923	0.655
2)조세공과대 총비용비율	0.639	6.248	0.308
3)유보액대비율	0.720	33.438	0.614
4)유동자산집중도	0.784	54.896	-0.922

1)영업비율 = (매출원가C+판매비와관리비C)/매출액C*100

2)조세공과대 총비용비율 = 조세공과C/총비용C*100

*조세공과 : 세금과공과(손익계산서) + 세금과공과(제조원가명세서)

3)유보액대비율 = 유보액C/자산C*100

4)유동자산집중도 = ((유동자산C+유동자산B)/2)/매출액C*100

위의 변수들로 구축된 판별함수는 다음과 같다.

$$Y = 0.655X_1 + 0.308X_2 + 0.614X_3 - 0.922X_4$$

(X1 : 영업비율, X2 : 조세공과대 총비용비율, X3 : 유보액대비율, X4 : 유동자산집중도)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 도산 1년전, 도산 2년전, 도산 3년전의 분류정확도는 각각 81.7%, 80%, 77.4%로 나타났으며, 1종 정확도는 71.4%, 70.6%, 73.5%로 나타났다. 그리고 3개년간에 걸친 2종 정확도는 87%, 84%, 79%로 나타났다. 본 표본의 2종 정확도는 1:1 표본에 비해 크게 상승한 반면 1종 정확도는 하락했음을 알 수 있다. <표13>은 판별분석모형에 의한 예측력 검증 결과이다.

<표13> 1:2 표본의 판별분석모형의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	71.4%	28.6%	70.6%	29.4%	73.5%	26.5%
건전	13%	87%	16%	84%	21%	79%
분류정확도	81.7%		80%		77.4%	

주1) 판별점이 0인 경우의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 전진 wald를 이용한 단계적 선택법을 통해 최종적으로 선택된 변수는 다음과 같다

<표14> 1:2표본의 로짓분석모형의 변수선택결과

변수명	Wald 통계량	유의확률	로짓함수 계수
1)조세공과대 총비용비율	4.770	0.029	2.171
2)감가상각비대 총비용비율	8.353	0.004	0.322
3) 주당 경상이익	5.871	0.015	0.000
4)유보액대비율	27.721	0.000	0.119
5)유동자산집중도	19.388	0.000	-0.040
6)총자본회전율	10.990	0.001	4.803
7)순운전자본회전율	6.133	0.013	-3.563

1)조세공과대 총비용비율 = 조세공과C/총비용C*100

*조세공과 : 세금과공과(손익계산서) + 세금과공과(제조원가명세서)

2)감가상각비대 총비용비율 = (유형자산감가상각비C+무형자산상각비C)/총비용C*100

3)주당 경상이익 = 경상이익/발행주식수

4)유보액대비율 = 유보액C/자산C*100

5)유동자산집중도 = ((유동자산C+유동자산B)/2)/매출액C*100

6)총자본회전율 = 매출액C/((자산C+자산B)/2)

7)순운전자본회전율 = 매출액C/((유동자산C+유동부채C+유동자산B+유동부채B)/2)

위의 변수들로 설계된 로짓분석모형은 다음과 같다.

$$Y = 2.171X_1 + 0.3223X_2 + 0.119X_3 - 0.040X_4 + 4.803X_5 - 3.563X_6 - 1.659$$

(X1: 조세공과대총비용비율, X2: 감가상각비대 총비용비율, X3: 주당경상이익,
X4: 유보액대비율, X5: 유동자산집중도, X6: 총자본회전율, X7: 순운전자본회전율)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 <표15>와 같은 예측력을 나타냈다.

<표15> 1:2 표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	80%	20%	73.5%	26.5%	70.6%	19.4%
건전	10.1%	89.9%	13.6%	86.4%	18.5%	81.5%
분류정확도	86.5%		82.6%		78.3%	

주1) 판별기준점을 P=0.5로 했을 때의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

도산1년전, 2년전, 3년전의 제1종 정확도는 각각 80%, 73.5%, 70.6%를 나타냈으며, 제2종 정확도는 89.9%, 86.4%, 81.5%로 나타났다. 그리고 분류정확도는 도산전 3개년간에 걸쳐 86.5%, 82.6%, 78.3%로 나타났다. 판별분석모형과 마찬가지로, 1:1

표본의 예측력에 비해 1종 정확도는 하락했으며 2종 정확도는 증가했다.

3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증

1:2 표본의 전체적인 인공신경망의 구성도는 I 모형의 경우 4(입력층 처리단위) * 4(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 되며, II모형의 경우 7(입력층 처리단위) * 7(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 된다. 인공신경망 모형 I 및 인공신경망 모형II의 예측력 검증 결과는 다음과 같다.

<표16> 1:2 표본의 인공신경망 모형 I의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	82.9%	17.1%	73.5%	26.5%	60%	40%
건전	7.5%	92.5%	7.7%	92.3%	6.4%	93.6%
분류정확도	89.2%		86.6%		83.2%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력을 나타내었다.

<표17> 인공신경망 모형II의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	82.9%	17.1%	85.3%	14.7%	79.4%	20.6%
건전	10.5%	89.6%	10.1%	89.9%	21.8%	78.2%
분류정확도	87.3%		88.5%		78.6%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력을 나타내었다.

인공신경망 모형 I의 분류정확도는 도산 전 3개년에 걸쳐 각각 89.2%, 86.6% 83.2%이며, 제1종 정확도는 82.9%, 73.5%, 60%, 그리고 제2종 정확도는 92.5%

92.3%, 93.6%로 나타났다. 3가지 예측력이 도산 전 3개년에 걸쳐 판별분석모형 및 로짓분석모형보다 우수하였다. 인공신경망 모형Ⅱ의 분류정확도와 제1, 2종 정확도 I 모형과 마찬가지로 대부분 우수하게 나타났다.

4. 모형간 예측력 비교

1:2 표본에서는 분류정확도, 제1종 정확도, 제2종 정확도 모두 인공신경망 모형의 예측력이 판별분석모형이나 로짓분석모형과 비교하여 가장 우수하게 나타났다. 세 모형의 예측력 검증 결과를 정리하면 <표18>과 같다.

<표18> 1:2 표본의 모형간 예측력 비교

		판별분석	로짓분석	인공신경망 I	인공신경망 II
분류 정 확 도	도산1년전	81.7%	86.5%	<u>89.2%</u>	87.3%
	도산2년전	80%	82.6%	86.6%	<u>88.5%</u>
	도산3년전	77.4%	78.3%	<u>83.2%</u>	78.6%
제1종 정 확 도	도산1년전	71.4%	80%	<u>82.9%</u>	<u>82.9%</u>
	도산2년전	70.6%	73.5%	73.5%	<u>85.3%</u>
	도산3년전	73.5%	70.6%	60%	<u>79.4%</u>
제2종 정 확 도	도산1년전	87%	89.9%	<u>92.5%</u>	89.6%
	도산2년전	84%	86.4%	<u>92.3%</u>	89.9%
	도산3년전	79%	81.5%	<u>93.6%</u>	78.2%

제3절 1:3 표본의 실증결과

Zmijewski(1984)⁵³⁾는 1:2.5의 비율로 도산기업과 건전기업을 표본 추출한 경우가 1:1로 추출한 경우에 비하여 예측력의 상향편의가 대부분 제거되고, 1:2.5 이상의 표본계획으로 얻은 효과가 그리 크지 않다고 하였다. 이에 이계원(1993)⁵⁴⁾ 등의 연구는 편의상 2.5를 반올림하여 1:3표본을 구성하여 도산예측연구를 진행한 바 있다.

본 연구의 1:3 표본은 추정표본 278개(도산기업 73개, 건전기업 205개) 및 검증표본 138개(도산기업 35개, 건전기업 103개)로 구성되었다. 1:2 표본에서와 마찬가지로 대응기준을 충족시키는 건전기업의 수가 부족한 경우에는 한 개 기업 내지 두 개 기업만을 대응시켜 연구를 진행하였다.

1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

T검정 및 Wilks λ 를 통계량으로 하는 단계적 선택법에 의해 선정된 판별변수들은 다음과 같다.

<표19> 1:3 표본의 판별분석모형 변수선택 결과

변수	Wilks' λ	제거할 F	판별함수 계수
1)매출원가대 매출액비율	0.623	13.414	0.814
2)영업비율	0.674	37.081	-1.777
3)1주당 경상이익	0.605	4.954	0.238
4)유보액대비율	0.661	31.099	-0.576
5)유동자산집중도	0.691	44.710	1.218
6)현금흐름대 총자본비율	0.611	7.830	-0.331
7)유동자산회전율	0.606	5.437	0.442

53) Zmijewski, M. F., Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*. Vol.22, Supplement 1984.

54) 이계원, 1993, 회계정보에 의한 기업부실예측과 시장반응, 회계학연구(제16호):49-77

- 1) 매출원가 대 매출액비율 = 매출원가C/매출액C*100
- 2) 영업비율 = (매출원가C+판매비와관리비C)/매출액C*100
- 3) 1주당 경상이익 = 경상이익C/발행주식수
- 4) 유보액대비율 = 유보액C/자산C*100
- 5) 유동자산집중도 = ((유동자산C+유동자산B)/2)/매출액C*100
- 6) 현금흐름대 총자본비율
= ((영업활동으로 인한 현금흐름C+영업활동으로 인한 현금흐름B)/2)/자산C*100
- 7) 유동자산회전율 = 매출액C/((유동자산C+유동자산B)/2)

위의 변수들로 구축된 판별함수는 다음과 같다.

$$Y = 0.814X_1 - 1.777X_2 + 0.238X_3 - 0.576X_4 + 1.218X_5 - 0.331X_6 + 0.442X_7$$

(X₁: 매출원가대 매출액비율, X₂: 영업비율, X₃: 1주당 경상이익, X₄: 유보액대비율,
X₅: 유동자산집중도, X₆: 현금흐름대 총자본비율, X₇: 유동자산회전율)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 도산 1년전, 도산 2년전, 도산 3년전의 분류정확도는 각각 88.5%, 84.1%, 79%로 나타났으며 제1종 정확도는 74.3%, 70.6%, 73.5%, 그리고 3개년간에 걸친 제2종 정확도는 93.3%, 88.5%, 80.8%로 나타났다. 표본구성에서 건전기업을 수가 증가할수록 2종 정확도가 증가하고 있다. <표20>은 판별분석모형에 의한 예측력 검증 결과이다.

<표20> 1:3 표본의 판별분석모형 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	74.3%	25.7%	70.6%	29.4%	73.5%	26.5%
건전	6.7%	93.3%	11.5%	88.5%	19.2%	80.8%
분류정확도	88.5%		84.1%		79%	

주1) 판별점이 0인 경우의 예측력을 백분율로 나타낸 것임



2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 전진 wald를 이용한 단계적 선택법을 통해 최종적으로 선택된 변수는 다음과 같다.

<표21> 1:3 표본의 로짓분석 변수선택결과

변수명	Wald 통계량	유의확률	로짓함수 계수
1)자본금경상이익율	9.303	0.002	0.044
2)기업경상이익율	4.485	0.034	-0.114
3)수지비율	20.374	0.000	0.040
4)조세공과대 총비용비율	7.339	0.007	2.617
5)1주당 경상이익	8.170	0.004	-0.001
6)유보액대비율	20.321	0.000	0.072
7)유동자산집중도	38.817	0.000	-0.051

1) 자본금 경상이익율 = $\text{경상이익C} / ((\text{자본금C} + \text{자본금B}) / 2) * 100$

2) 기업경상이익율 = $(\text{경상이익C} + \text{순금융비용C}) / ((\text{자산C} + \text{자산B}) / 2) * 100$

* 순금융비용 = 이자비용 - 이자수익 - 배당금수익

3) 수지비율 = $\text{총비용C} / \text{총수익C} * 100$

4) 조세공과대 총비용비율 = $\text{조세공과C} / \text{총비용C} * 100$

* 조세공과 = 세금공과(손익계산서) + 세금공과(제조원가명세서)

5) 1주당 경상이익 = 주당경상이익C

6) 유보액대비율 = $\text{유보액C} / \text{자산C} * 100$

7) 유동자산집중도 = $((\text{유동자산C} + \text{유동자산B}) / 2) / \text{매출액C} * 100$

위의 변수들로 설계된 로짓분석모형은 다음과 같다.

$$Y = 0.044X_1 - 0.114X_2 + 0.040X_3 + 2.617X_4 - 0.001X_5 + 0.072X_6 - 0.051X_7 - 1.360$$

(X1:자본금경상이익율, X2:기업경상이익율, X3:수지비율, X4:조세공과대 총비용비율,
X5:1주당 경상이익, X6:유보액대비율, X7:유동자산집중도)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 <표22>와 같은 예측력을 나타냈다. 도산 1년전, 2년전, 3년전의 제1종 정확도는 74.3%, 73.5%, 55.9%로 나타났으며, 제2종 정확도는 92.3%, 89.4%, 81.7%로 나타났다. 3개년간의 분류정확도는 87.8%, 85.5%, 75.4%로 나타났다.

<표22> 1:3표본의 로짓분석모형 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	74.3%	25.7%	73.5%	26.5%	55.9%	44.1%
건전	7.7%	92.3%	10.6%	89.4%	18.3%	81.7%
분류정확도	87.8%		85.5%		75.4%	

주1) 판별기준점을 P=0.5로 했을 때의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증

1:3 표본의 인공신경망 구성도는 I 모형, II모형 모두 입력변수가 7개이므로, 7 (입력층 처리단위) * 7(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 된다. 인공신경망 모형 I, II의 예측력 검증 결과는 다음과 같다.

<표23> 1:3 표본의 인공신경망 모형 I의 예측력

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	71.4%	28.6%	51.4%	48.6%	42.9%	57.1%
건전	6.7%	93.3%	5.8%	94.2%	7.7%	92.3%
분류정확도	87.8%		83.5%		79.9%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력임.

<표24> 1:3 표본의 인공신경망 모형Ⅱ의 예측력

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	71.4%	28.6%	57.1%	42.9%	37.1%	62.9%
건전	8.6%	91.4%	5.8%	94.2%	25.2%	74.8%
분류정확도	86.3%		84.9%		78.4%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력임.

위의 결과를 살펴보면 두 모형의 분류정확도는 도산 전 3개년에 걸쳐 인공신경망 모형Ⅰ의 경우 87.8%, 83.5%, 79.9%로 나타났고, 인공신경망 모형Ⅱ의 경우 86.3%, 84.9%, 78.4%로 나타났다. 그러나 두 모형 모두 제1종 정확도는 급감해 도산 1년전에는 70%를 약간 넘었으나 도산 2년전에는 각각 51.4%, 57.1%를 보였고, 도산 3년전에는 50%를 넘어서지 못했다. 그러나 건전기업에 대한 예측력은 대부분 90%이상으로 우수하였다. 두 모형 모두 1:1, 1:2 표본 구성에 비해 제2종 정확도는 다소 증가하고 제1종 정확도는 감소하였다. 그러나 통계적 분석기법에 비해 1종 정확도의 하락폭이 매우 높음을 알 수 있었다.

4. 모형간 예측력 비교

지금까지 도산예측모형 분석에 사용된 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형에 대한 예측 결과를 아래의 <표25>로 정리하였다.

1:1 및 1:2 표본에서는 인공신경망 모형이 다른 분석기법에 비해 우수한 예측력을 나타냈다. 그러나 1:3 표본에서는 모형의 우열을 결정짓기가 매우 어려웠다. 분류정확도는 도산 전 연도에 따라 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형이 각각 한번씩 상대적 우수성을 나타냈고, 제1종 정확도는 판별분석모형과 로짓모형이 우수하였다. 그러나 제2종 정확도는 인공신경망 모형이 우수했다.

<표25> 1:3표본의 모형간 예측력 비교

		판별분석	로짓분석	인공신경망 I	인공신경망 II
분류 정 확 도	도산1년전	<u>88.5%</u>	87.8%	87.8%	86.3%
	도산2년전	84.1%	<u>85.5%</u>	83.5%	84.9%
	도산3년전	79%	75.4%	<u>79.9%</u>	78.4%
제1종 정 확 도	도산1년전	<u>74.3%</u>	<u>74.3%</u>	71.4%	71.4%
	도산2년전	70.6%	<u>73.5%</u>	51.4%	57.1%
	도산3년전	<u>73.5%</u>	55.9%	42.9%	37.1%
제2종 정 확 도	도산1년전	<u>93.3%</u>	92.3%	<u>93.3%</u>	91.4%
	도산2년전	88.5%	89.4%	<u>94.2%</u>	<u>94.2%</u>
	도산3년전	80.8%	81.7%	<u>92.3%</u>	74.8%

제5절 1:전체 표본의 실증결과

Ohlson(1980)⁵⁵⁾은 105개의 도산기업과 도산하지 않은 모든 기업 2,058개를 도산 예측연구의 대상으로 하였다. 이전의 연구에서는 추출된 도산기업의 각각에 대하여 같은 산업에 속하며, 비슷한 기업규모를 갖는 비도산기업을 짝짓기하는 표본추출방법을 적용하였으나 Ohlson은 도산되지 않은 모든 기업을 표본으로 선정하였다. 이 같은 표본추출방법은 다음과 같은 두 가지 장점에 의한 것이다. 첫째는 비도산기업을 선정할 때 같은 산업에 속하면서 비슷한 기업규모를 갖는 기업을 짝짓기할 경우, 설계모형에 이들 산업변수와 기업규모변수를 독립변수로 채택할 수 없다. 둘째는 짝짓기방법에 의한 표본추출은 예측정확도를 과대평가하게 된다. 이에 대한 통계학적 논의는 Palepu(1986)⁵⁶⁾를 참고하기 바란다⁵⁷⁾.

본 연구는 73개의 도산기업과 2,000개의 건전기업의 재무자료를 이용하여 모형을 설계하였고, 35개의 도산기업과 1,130개의 건전기업을 대상으로 설계 모형의 예측력을 검증하였다.

1. 판별분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 Wilks λ 를 통계량으로 하는 단계적 선택법에 의해 선정된 판별변수들은 다음과 같다. 1:전체 표본의 판별분석모형에서는 1:1, 1:2, 1:3 등의 표본들에서 보다 많은 수의 변수들이 최종 선택되었다.

55) Ohlson, J.A., 1980, Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*(Spring 1980):109-131

56) Palepu, K.G., 1986, Prediction Takeover Targets : A Methodological and Empirical Analysis," *Journal of Accounting and Economics*(March 1986):3-36

57) 전성빈 외, 1994, 자본시장과 회계정보 pp.264, 양영각

<표26> 1:전체 표본의 판별분석모형 변수선택 결과

변수	Wilks' λ	제거할 F	판별함수 계수
1)종업원 1인당 인건비 증가율	0.794	6.662	0.177
2)총자본순이익율	0.796	11.673	0.183
3)인건비대 총비용비율	0.798	16.964	0.214
4)자기자본구성비율	0.908	305.318	2.096
5)타인자본구성비율	0.904	295.403	1.864
6)유동비율	0.793	6.072	0.182
7)유동자산집중도	0.841	129.148	-1.411
8)현금흐름대 차입금비율	0.801	25.324	-0.417
9)매출채권회전기간	0.796	11.964	0.241
10)순운전자본회전율	0.806	38.348	-0.574

1)종업원 1인당 인건비 증가율

$$= ((\text{인건비총계C}/\text{종업원수C}) - (\text{인건비총계B}/\text{종업원수B})) / (\text{인건비총계B}/\text{종업원수B}) * 100$$

2)총자본순이익율 = 당기순이익C/((자산C+자본B)/2)*100

3)인건비대 총비용비율 = 인건비총계C/총비용C*100

4)자기자본구성비율 = 자본C/자산C*100

5)타인자본구성비율 = 부채C/자산C*100

6)유동비율 = 유동자산C/유동부채C*100

7)유동자산집중도 = ((유동자산C+유동자산B)/2)/매출액C*100

8)현금흐름대 차입금 비율

$$= ((\text{영업활동으로 인한 현금흐름C} + \text{영업활동으로 인한 현금흐름B})/2) / \text{차입금C} * 100$$

9)매출채권회전기간 = (((매출채권C-대손충당금C)+(매출채권B-대손충당금B))/2)/매출액C*365

10)순운전자본회전율 = 매출액C/((유동자산C+유동부채C+유동자산B+유동부채B)/2)

위의 변수들로 구축된 판별함수는 다음과 같다.

$$Y = 0.177X_1 + 0.183X_2 + 0.214X_3 + 2.096X_4 + 1.864X_5 + 0.182X_6 - 1.411X_7 - 0.417X_8 + 0.241X_9 - 0.574X_{10}$$

(X1 : 종업원 1인당 인건비 증가율, X2 : 총자본순이익율, X3 : 인건비대 총비용비율,
X4 : 자기자본구성비율, X5 : 타인자본구성비율, X6 : 유동비율, X7 : 유동자산집중도,
X8 : 현금흐름대 차입금비율, X9 : 매출채권회전기간, X10 : 순운전자본회전율)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 도산 1년전, 도산 2년전, 도산 3년전의 분류정확도는 각각 90.3%, 90.4%, 91.6%, 그리고 제2종 정확도는 90.5%, 91.2%, 92.6%로 우수하면서도 안정된 결과를 나타냈다. 그러나 도산기업을 도산기업으로 예측하는 능력은 82.9%, 64.7%, 58.1%로 도산연도에서 멀어질수록 큰 폭으로 감소했다. <표27>는 판별분석모형에 의한 예측력 검증 결과이다.

<표27> 1:전체 표본의 판별분석모형 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	82.9%	17.1%	64.7%	35.3%	58.1%	41.9%
건전	9.5%	90.5%	8.8%	91.2%	7.4%	92.6%
분류정확도	90.3%		90.4%		91.6%	

주1) 판별점이 0인 경우의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

2. 로짓분석법에 의한 모형설계 및 예측력 검증

t-검정 및 전진 wald를 이용한 단계적 선택법을 통해 최종적으로 선택된 변수는 다음과 같다. 로짓분석모형도 1:1, 1:2, 1:3표본에 비해 많은 수의 변수가 선택되었다.

<표28> 1:전체 표본의 로짓분석모형 변수선택결과

변수명	Wald 통계량	유의확률	로짓함수 계수
1)종업원 1인당 인건비 증가율	4.519	0.034	0.001
2)매출액경상이익율	11.651	0.001	-0.097
3)총자본순이익율	2.425	0.119	0.096
4)인건비대 총비용비율	26.346	0.000	0.164
5)사내유보율	86.665	0.000	0.038
6)유보액대비율	27.177	0.000	0.082
7)유동자산집중도	45.242	0.000	-0.038
8)현금흐름대 부채비율	7.294	0.007	0.060

1)종업원 1인당 인건비 증가율

$$= ((\text{인건비총계C}/\text{종업원수C}) - (\text{인건비총계B}/\text{종업원수B})) / (\text{인건비총계B}/\text{종업원수B}) * 100$$

2)매출액경상이익율 = 경상이익C/매출액C*100

3)총자본순이익율 = 당기순이익C/((자산C+자산B)/2)*100

4)인건비대 총비용비율 = 인건비총계C/총비용C*100

5)사내유보율 = 사내유보액C/(처분전이익잉여금C+임의적립금이입액C)*100

* 사내유보액 = 이익잉여금처분액+차기이월이익잉여금

6)유보액대비율 = 유보액C/자산C*100

7)유동자산집중도 = ((유동자산C+유동자산B)/2)/매출액C*100

8)현금흐름대 부채비율

$$= ((\text{영업활동으로 인한 현금흐름C} + \text{영업활동으로 인한 현금흐름B})/2) / \text{부채C} * 100$$

위의 변수들로 설계된 로짓분석모형은 다음과 같다.

$$Y = 0.001X_1 - 0.097X_2 + 0.096X_3 + 0.164X_4 + 0.038X_5 + 0.082X_6 - 0.038X_7 + 0.060X_8 - 0.938$$

(X1: 종업원 1인당 인건비 증가율, X2: 매출액경상이익율, X3: 총자본순이익율
X4: 인건비대 총비용비율, X5: 사내유보율, X6: 유보액대비율, X7: 유동자산집중도,
X8: 현금흐름대 부채비율)

위의 예측모형을 검증표본에 적용한 결과 <표29>와 같은 예측력을 나타냈다. 도산1년전, 2년전, 3년전의 분류정확도는 81.5%, 84%, 81.6%를 나타내었다. 제1종 정확도는 82.9%, 82.4%, 76.5%로 나타났으며, 제2종 정확도는 81.5%, 84%, 81.7%로 나타나 세 가지 예측력 모두 비교적 안정된 결과를 보여주었다.

<표29> 1:전체 표본의 로짓분석모형의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	82.9%	17.1%	82.4%	17.6%	76.5%	23.5%
건전	18.5%	81.5%	16%	84%	18.3%	81.7%
분류정확도	81.5%		84%		81.6%	

주1) 판별기준점을 P=0.5로 했을 때의 예측력을 백분율로 나타낸 것임

3. 인공신경망 모형의 설계 및 예측력 검증

인공신경망 모형 I 에서 입력층의 노드에 투입될 변수는 MDA에서 선정된 변수이므로 10개의 변수를 처리하기 위해 10개의 입력층의 처리단위를 가지며, 인공신경망 II의 경우 8개의 입력층의 처리단위를 가지게 된다. 따라서 1:전체 표본의 전체적인 인공신경망의 구성도는 I 모형의 경우 10(입력층 처리단위) * 10(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 되며, II모형의 경우 8(입력층 처리단위) * 8(은닉층 처리단위) * 2(출력층 처리단위)가 된다.

이 표본의 인공신경망 모형의 예측 결과는 <표30> 및 <표31>과 같다. 분류정확도 및 2종 정확도는 탁월하나 도산기업을 도산기업으로 예측하는 능력이 현저히 낮다. 특히 II모형의 경우 거의 모든 기업을 건전기업을로 예측하고 있다. 따라서 인공신경망 모형의 경우 최적 입력 변수의 선택과 오류를 최소화하는 분류기준점 제시가 예측력 향상에 기여할 것으로 보인다.

<표30> 1:전체 표본의 인공신경망 모형 I 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	65.7%	34.3%	55.9%	44.1%	42.9%	57.1%
건전	1.2%	98.8%	1.5%	98.5%	1.2%	98.8%
분류정확도	97.8%		97.1%		97%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력임.

<표31> 1:전체 표본의 인공신경망 모형 II 의 예측력 검증 결과

실제	예측력					
	도산1년전		도산2년전		도산3년전	
	도산	건전	도산	건전	도산	건전
도산	2.9%	97.1%	0%	100%	2.9%	97.1%
건전	0.6%	99.4%	0%	100%	0.6%	99.4%
분류정확도	97.1%		96.8%		97.1%	

주1) 분류기준점을 50으로 했을 때의 예측력임.

4. 모형간 예측력 비교

지금까지 도산예측모형 분석에 사용된 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형에 대한 예측력 검증 결과를 다음의 <표32>와 같이 정리하였다. 이 표본에서 인공신경망 모형의 분류정확도와 제2종 정확도는 매우 탁월한 결과를 나타냈으나 도산기업에 대한 예측력인 제1종 정확도는 판별 및 로짓분석모형이 우수하였다. 특히 인공신경망 모형 II의 경우 거의 모든 기업을 건전기업으로 분류하고 있다. 도산 기업에 대한 예측력은 매우 저조함에도 불구하고 전체표본 중 97%이상을 차지하는 건전기업에 대한 예측도가 높은 까닭에 분류정확도가 매우 우수하게 나타나고 있다. 그러므로 제1종 정확도와 제2종 정확도가 모두 높은 분류기준점의 제시는 매우

의미있는 작업이라 생각되며, 이에 대한 연구결과는 본 장의 제7절에서 살펴보기로 한다.

<표32> 1:전체 표본의 모형간 예측력 비교

		판별분석	로짓회귀분석	인공신경망 I	인공신경망 II
분류 정확 도	도산1년전	90.3%	81.5%	<u>97.8%</u>	97.1%
	도산2년전	90.4%	84%	<u>97.1%</u>	96.8%
	도산3년전	91.6%	81.6%	97%	<u>97.1%</u>
제1종 정확 도	도산1년전	<u>82.9%</u>	<u>82.9%</u>	65.7%	2.9%
	도산2년전	64.7%	<u>82.4%</u>	55.9%	0%
	도산3년전	58.1%	<u>76.5%</u>	42.9%	2.9%
제2종 정확 도	도산1년전	90.5%	81.5%	98.8%	<u>99.4%</u>
	도산2년전	91.2%	84%	98.5%	<u>100%</u>
	도산3년전	92.6%	81.7%	98.8%	<u>99.4%</u>

제6절 도산예측모형간의 예측력 비교

본 연구의 목적은 도산예측모형간의 예측력을 비교 평가하는 것이며, 연구 목적을 달성하기 위해 4가지 세트로 표본을 구성하여 예측력의 변화를 살펴보았다. 본 절에서는 전체 표본의 분류정확도, 제1종 정확도, 제2종 정확도를 다음과 같이 살펴 보았다.

<표33> 모형간의 분류정확도 비교

	연도	판별분석모형	로짓분석모형	인공신경망 I	인공신경망 II
1:1	도산 1년전	81.4%	<u>85.7%</u>	78.6%	<u>85.7%</u>
	도산 2년전	<u>76.8%</u>	75.4%	75.7%	75.7%
	도산 3년전	68.1%	69.6%	70%	<u>71.4%</u>
1:2	도산 1년전	81.7%	86.5%	<u>89.2%</u>	87.3%
	도산 2년전	80%	82.6%	86.6%	<u>88.5%</u>
	도산 3년전	77.4%	78.3%	<u>83.2%</u>	78.6%
1:3	도산 1년전	<u>88.5%</u>	87.8%	87.8%	86.3%
	도산 2년전	84.1%	<u>85.5%</u>	83.5%	84.9%
	도산 3년전	79%	75.4%	<u>79.9%</u>	78.4%
1:전체	도산 1년전	90.3%	81.5%	<u>97.8%</u>	97.1%
	도산 2년전	90.4%	84%	<u>97.1%</u>	96.8%
	도산 3년전	91.6%	81.6%	97%	<u>97.1%</u>

전반적인 분류정확도는 인공신경망 모형이 판별 및 로짓분석모형에 비해 우수하게 나타났다. 1:1 표본과 1:3 표본에서는 인공신경망 모형의 분류정확도가 다른 분석기법에 비해 미미한 차이의 우수성을 보이거나 또는 우월성을 결정하기 어려웠다. 그러나 1:2 표본에서는 인공신경망 모형이 우수한 분류정확도를 보였으며, 1:전체 표본에서는 매우 탁월한 결과를 나타냈다.

<표34> 모형간의 제1종 정확도 비교

	연도	판별분석모형	로짓분석모형	인공신경망 I	인공신경망 II
1:1	도산 1년전	<u>88.6%</u>	85.7%	85.7%	<u>88.6%</u>
	도산 2년전	88.2%	82.4%	82.9%	<u>88.6%</u>
	도산 3년전	88.2%	79.4%	80%	<u>88.6%</u>
1:2	도산 1년전	71.4%	80%	<u>82.9%</u>	<u>82.9%</u>
	도산 2년전	70.6%	73.5%	73.5%	<u>85.3%</u>
	도산 3년전	73.5%	70.6%	60%	<u>79.4%</u>
1:3	도산 1년전	<u>74.3%</u>	<u>74.3%</u>	71.4%	71.4%
	도산 2년전	70.6%	<u>73.5%</u>	51.4%	57.1%
	도산 3년전	<u>73.5%</u>	55.9%	42.9%	37.1%
1:전체	도산 1년전	<u>82.9%</u>	<u>82.9%</u>	65.7%	2.9%
	도산 2년전	64.7%	<u>82.4%</u>	55.9%	0%
	도산 3년전	58.1%	<u>76.5%</u>	42.9%	2.9%

도산기업을 도산기업으로 예측하는 능력인 제1종 정확도도 분류정확도와 마찬가지로 표본 구성 방법에 따라 우수한 모형이 상이하게 나타났다. 1:1 표본과 1:2 표본에서는 인공신경망 모형이 판별분석이나 로짓분석모형에 비해 우월한 예측력을 나타냈다. 그러나 1:3 표본에서는 판별분석모형과 로짓분석모형의 1종 정확도가 인공신경망 모형에 비해 우수했고, 1:전체 표본에서는 로짓분석모형이 가장 우수한 예측력을 나타냈다. 1:전체 표본의 인공신경망 모형의 1종 정확도는 매우 저조하게 나타나고 있는데, 특히 II모형의 경우 도산기업에 대한 예측력이 거의 없다. 이는 전체 표본에서 도산기업이 차지하는 비율이 3%이하로 매우 적다는 점, 그리고 로짓분석모형의 단계적 선택법에 의해 최종 선정된 변수가 인공신경망 모형의 최적 변수가 아니라는 점, 그리고 모형간 예측력 비교의 목적으로 결정된 분류기준점 50이 최적의 분류기준점이 아니라는 점 등에서 그 원인을 찾을 수 있다고 생각된다.

<표35> 모형간의 제2종 정확도 비교

	연도	판별분석모형	로짓분석모형	인공신경망 I	인공신경망 II
1:1	도산 1년전	74.3%	<u>85.7%</u>	71.4%	82.9%
	도산 2년전	65.7%	<u>68.6%</u>	<u>68.6%</u>	62.9%
	도산 3년전	48.6%	<u>60%</u>	<u>60%</u>	54.3%
1:2	도산 1년전	87%	89.9%	<u>92.5%</u>	89.6%
	도산 2년전	84%	86.4%	<u>92.3%</u>	89.9%
	도산 3년전	79%	81.5%	<u>93.6%</u>	78.2%
1:3	도산 1년전	<u>93.3%</u>	92.3%	<u>93.3%</u>	91.4%
	도산 2년전	88.5%	89.4%	<u>94.2%</u>	<u>94.2%</u>
	도산 3년전	80.8%	81.7%	<u>92.3%</u>	74.8%
1:전체	도산 1년전	90.5%	81.5%	98.8%	<u>99.4%</u>
	도산 2년전	91.2%	84%	98.5%	<u>100%</u>
	도산 3년전	92.6%	81.7%	98.8%	<u>99.4%</u>

건전기업을 건전기업으로 예측하는 능력인 제2종 정확도는 전반적으로 인공신경망 모형이 우수한 결과를 나타냈다. 1:1 표본에서 로짓분석모형의 도산 1년전 예측력이 가장 우수한 경우를 제외하고는 모든 표본 및 연도에서 인공신경망 모형의 2종 정확도가 다른 분석기법에 비해 우월했다.

제7절 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화

지금까지는 일정한 분류기준점 하에서 도산예측모형간의 예측력을 비교하였다. 그러나 본 절에서는 제1종 정확도와 제2종 정확도의 합을 가장 크게 하는 분류기준점을 알아보기 위해 분류기준점을 변화시켜가며 모형의 예측력을 살펴보았다⁵⁸⁾. 로짓분석모형과 인공신경망 모형을 대상으로 도산 1년전의 예측력 변화를 살펴본 결과는 다음과 같다.

1. 1:1 표본

<표36> 1:1표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화

로짓분석법									
분류기준점	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
1종정확도	68.6%	74.3%	77.1%	80%	85.7%	88.6%	88.6%	88.6%	88.6%
2종정확도	94.3%	91.4%	91.4%	85.7%	85.7%	82.9%	80%	65.7%	57.1%
분류정확도	81.4%	82.9%	84.3%	82.9%	85.7%	85.7%	84.3%	77.1%	72.9%
인공신경망 I									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	11.4%	77.1%	82.9%	82.9%	85.7%	88.6%	94.3%	94.3%	94.3%
2종정확도	100%	88.6%	85.7%	74.3%	71.4%	71.4%	60%	48.6%	37.1%
분류정확도	55.7%	82.9%	84.3%	78.6%	78.6%	80%	77.1%	71.4%	65.7%
인공신경망 II									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	2.9%	77.1%	80%	82.9%	88.6%	91.4%	91.4%	91.4%	91.4%
2종정확도	100%	91.4%	88.6%	85.7%	82.9%	80%	74.3%	68.6%	57.1%
분류정확도	51.4%	84.3%	87.1%	84.3%	87.1%	85.7%	82.9%	80%	74.3%

58) Ohlson(1980)은 제1종 오류와 제2종 오류의 합을 최소화시키는 분류기준점으로 0.038을 제시하였다.

로짓분석모형의 경우 분류기준점을 0.5와 0.6으로 했을 때 분류정확도와 제1종 및 2종 정확도의 합이 가장 높았다. 기준점이 0.5와 0.6일 때 분류정확도는 85.7%로 동일하며 제1종 정확도와 제2종 정확도의 합도 각각 171.4, 171.5로 거의 같다. 인공신경망 모형 I의 경우 분류기준점이 30일 때 분류정확도와 1종 및 2종 정확도의 합이 각각 84.3%, 168.6로 가장 높았다. 인공신경망 모형 II의 경우 분류기준점을 50으로 했을 때 분류정확도는 87.1%, 1종 및 2종 정확도의 합은 171.5로 가장 높았다.

2. 1:2 표본

<표37> 1:2표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화

로짓분석법									
분류기준점	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
1종정확도	14.3%	74.3%	74.3%	77.1%	80%	82.9%	82.9%	82.9%	88.6%
2종정확도	98.6%	95.7%	94.2%	91.3%	89.9%	84.1%	78.3%	73.9%	62.3%
분류정확도	70.2%	88.5%	87.5%	86.5%	86.5%	83.7%	79.8%	76.9%	71.2%
인공신경망 I									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	0%	71.4%	77.1%	80%	82.9%	82.9%	82.9%	82.9%	85.7%
2종정확도	100%	100%	98.5%	95.5%	92.5%	91%	89.6%	88%	74.6%
분류정확도	65.7%	90.2%	91.2%	90.2%	89.2%	88.2%	87.2%	86.3%	78.4%
인공신경망 II									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	0%	0%	77.1%	82.9%	82.9%	82.9%	85.7%	85.7%	85.7%
2종정확도	100%	100%	98.5%	94%	89.6%	86.6%	79.1%	76.1%	74.3%
분류정확도	65.7%	65.7%	91.2%	90.2%	87.3%	85.3%	81.4%	79.4%	78.4%

로짓분석모형의 경우 제1종 정확도와 2종 정확도의 합을 169.9로 가장 크게 하는 분류기준점은 0.5로 나타났으며, 인공신경망 모형 I과 인공신경망 모형 II는 각각 분

류기준점이 30과 40일 때 두 정확도의 합이 175.6, 176.9로 가장 컸다.

3. 1:3 표본

<표38> 1:3표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화

로짓분석법									
분류기준점	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
1종정확도	5.7%	8.6%	68.6%	71.4%	74.3%	77.1%	80%	80%	85.7%
2종정확도	99%	99%	95.2%	94.2%	92.3%	89.4%	86.5%	79.8%	76%
분류정확도	75.5%	76.3%	88.5%	88.5%	87.8%	86.3%	84.9%	79.9%	78.4%
인공신경망 I									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	0%	60%	65.7%	71.4%	71.4%	74.3%	80%	82.9%	82.9%
2종정확도	100%	97.1%	96.2%	93.3%	93.3%	91.4%	88.5%	80.8%	76%
분류정확도	74.8%	87.8%	88.5%	87.8%	87.8%	87.1%	86.3%	81.3%	77.7%
인공신경망 II									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	0%	0%	0%	65.7%	71.4%	74.3%	80%	80%	80%
2종정확도	100%	100%	100%	96.2%	91.4%	90.4%	86.5%	84.6%	77.9%
분류정확도	74.8%	74.8%	74.8%	88.5%	86.3%	86.3%	84.9%	83.5%	78.4%

1:3 표본의 로짓분석모형의 경우 제1종 및 2종 정확도의 합이 가장 크게 되는 분류기준점은 0.5로 이 때의 두 정확도의 합은 166.6이다. 인공신경망 모형 I 은 분류기준점을 60으로 했을 때 두 정확도의 합이 165.7로 가장 컸으며, 인공신경망 모형 II의 경우 분류기준점을 70으로 했을 때 두 정확도의 합이 166.5로 가장 컸다. 1:1, 1:2표본의 결과와 비교했을 때 인공신경망 모형의 제1종 정확도와 제2종 정확도의 합을 가장 크게 하는 분류기준점이 전반적으로 올라가고 있음을 알 수 있다.

4. 1:전체 표본

<표39> 1:전체 표본의 분류기준점 변화에 따른 예측력의 변화

로짓분석법									
분류기준점	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
1종정확도	14.3%	20%	80%	82.9%	82.9%	82.9%	82.9%	85.7%	85.7%
2종정확도	95.7%	92.5%	89.2%	85.3%	81.5%	76.4%	71%	63.5%	52.2%
분류정확도	93.3%	90.3%	88.9%	85.2%	81.5%	76.6%	71.4%	64.1%	53.2%
인공신경망 I									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	0%	0%	0%	0%	65.7%	68.6%	77.1%	80%	82.9%
2종정확도	100%	100%	100%	100%	98.8%	97.4%	96.9%	95.2%	92.6%
분류정확도	96.7%	96.7%	96.7%	96.7%	97.8%	96.6%	96.3%	94.8%	92.3%
인공신경망 II									
분류기준점	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
1종정확도	0%	0%	0%	0%	2.9%	5.7%	71.4%	77.1%	85.7%
2종정확도	100%	100%	100%	100%	99.4%	98.4%	97%	95.4%	91.6%
분류정확도	97%	97%	97%	97%	97.1%	95.6%	96.3%	94.8%	91.4%

1:전체 표본의 로짓분석모형의 두 정확도의 합을 가장 크게 하는 분류기준점은 0.3으로 이 때의 두 정확도의 합은 169.2이다. 인공신경망 모형 I, II의 경우 두 정확도의 합을 가장 크게 하는 분류기준점은 90이며 이 때의 합은 각각 175.5와 177.3으로 나타났다.

지금까지 표본구성방법별로 분류기준점을 조정해가며 모형의 예측력 변화를 살펴 보았다. 제1종 정확도와 제2종 정확도의 합을 가장 크게 하는 분류기준점을 최적으로 제안하는 경우, 로짓분석모형은 도산기업 대비 건전기업을의 비율이 커질수록 최적의 분류기준점이 낮아졌으나 인공신경망 모형은 건전기업을의 비율이 커질수록 최적의 분류기준점이 높아졌다. 또한 인공신경망 모형은 표본구성방법에 따른 최적 분류기준점이 큰 폭으로 변해 이 분석기법이 표본구성방법에 민감하다는 것을 알 수 있었다.

제5장 결론

제1절 연구의 결론

본 연구는 도산 예측 연구에 주로 사용되어온 판별분석모형, 로짓분석모형, 인공신경망 모형을 동일 표본에 적용시켜 각 모형을 설계하고 모형간 예측력을 비교 평가하였다. 이와 더불어 도산기업 대비 건전기업의 비율 변화에 따른 예측력의 변화도 살펴보았다. 도산기업을 도산기업으로 예측하는 능력인 제1종 정확도 (Type I accuracy), 건전기업을 건전기업으로 예측하는 능력인 제2종 정확도 (Type II accuracy), 그리고 전체적인 예측정확도를 나타내는 분류정확도를 표본 구성 방법에 따라 정리하면 다음과 같다.

① 도산기업과 건전기업의 수를 동수로 구성한 경우, 분류정확도는 모형간의 우열을 가릴 수 없었다. 도산 1년전의 분류정확도는 로짓모형과 인공신경망Ⅱ 모형의 예측력이, 도산 2년전에는 판별분석모형의 예측력이, 그리고 도산 3년전에는 인공신경망Ⅱ 모형의 예측력이 우수하게 나타났다. 제1종 정확도는 3개 연도 모두 인공신경망Ⅱ 모형이 우수하였다. 건전기업을 건전기업으로 예측하는 능력은 도산 1년전에는 로짓모형이, 그리고 도산 2년전과 3년전에는 로짓 및 인공신경망Ⅰ 모형이 우수하게 나타났다. 분류정확도와 제1종 정확도, 그리고 제2종 정확도를 전체적으로 고려하여 세 모형의 예측력을 비교할 때, 인공신경망모형이 판별분석과 로짓분석에 비해 그 크기는 미미하지만 도산예측력이 높을 가능성이 있는 것으로 판단된다.

② 도산기업 대비 건전기업의 수를 1:2로 구성한 경우, 분류정확도 및 제1종 정확도, 그리고 제2종 정확도 모두 도산 전 3개년에 걸쳐 인공신경망 모형이 다른 분석방법에 비해 우수한 결과를 나타냈다.

③ 도산기업 대비 건전기업의 수를 1:3으로 구성한 경우, 분류정확도의 모형간 우열을 가릴 수 없었다. 도산 1년전의 분류정확도는 판별분석모형이 우수하였으며, 도산 2년전에는 로짓분석모형이, 그리고 도산 3년전에는 인공신경망 모형Ⅰ이 우수한 결과를 나타냈다. 그리고 제1종 정확도는 도산 전 3개 연도에 걸쳐 판별 및 로짓분석이 우수했다. 그러나 제2종 정확도는 도산 전 3개 연도 모두 인공신경망 모

형이 우수했다.

④ 마지막으로 비도산기업을 모두 건전기업으로 표본 구성한 경우, 분류정확도 및 건전기업에 대한 예측력은 인공신경망 모형이 다른 모형들에 비해 월등히 우수한 결과를 나타냈다. 그러나 도산예측모형의 가장 중요한 기능인 도산기업에 대한 예측력이 크게 떨어졌다. 이와 같이 제1종 정확도가 매우 저조함에도 불구하고 분류정확도가 높게 나타나는 이유는 전체 표본에서 97%이상의 비중을 차지하는 건전기업에 대한 예측력이 높기 때문이다.

표본 구성 방법에 따른 모형간 예측력을 종합적으로 평가하면, 도산기업 대비 건전기업의 비율을 1:1, 1:2로 구성한 경우에는 인공신경망 모형이 판별분석모형이나 로짓분석모형에 비해 우수한 결과를 나타냈다. 그러나 1:3 표본에서는 분류정확도, 제1종 정확도, 제2종 정확도에 대한 모형간 우열이 상이해 우수한 모형을 결정할 수 없었다. 1:전체 표본에서는 인공신경망 모형의 분류정확도 및 건전기업에 대한 예측력이 매우 우수하게 나타나나 도산기업에 대한 예측력이 크게 떨어지므로 역시 모형간 우열을 결정할 수 없었다.

결과적으로 표본 구성 방법에 따라 모형간 우열이 상이하게 나타나므로 최적의 표본 구성 방법에 대한 이론적 근거의 필요성이 느껴지며, 분석방법별로 분류기준점 선정이나 변수 선택 방법 등 연구자가 제어할 수 있는 요소를 조절하여 최적의 모형을 설계하는 것이 중요하다고 판단된다.

제2절 연구의 한계 및 향후 연구과제

본 연구의 한계점과 이를 바탕으로 유도할 수 있는 향후 연구방향은 다음과 같다.

첫째, 기업의 특성을 나타내는 지표로서는 재무자료뿐만 아니라 비재무자료도 포함된다. 본 연구에서는 자료 입수의 용이성과 객관적 통계처리를 이유로 재무변수만을 고려하여 모형을 설계하고 비교하였으나 비재무정보를 반영할 경우 더욱 효과적인 모형 구축이 가능할 것이다.

둘째, 제1종 오류와 제2종 오류를 동일하다고 가정하였다. 그러나 실무적으로 보

면 도산기업을 건전기업으로 예측하여 여신결정을 하거나 투자했을 때의 손실인 제1종 오류비용이 건전기업을 도산기업으로 예측하여 투자를 하지 않은 제2종 오류비용보다 월등히 높다. 향후의 연구는 제1종 오류와 제2종 오류에 따른 사회적 손실을 정확히 측정하여 보다 합리적인 판별 기준을 산출한 후 모형간 예측력을 비교하여야 할 것이다.

셋째, 본 연구의 주요 목적은 모형간 예측력 비교 연구이므로 각 모형의 예측력을 결정하는 변수 선택 방법에 엄격성을 가하지 못하였다. 본 연구에서 적용한 변수 선택 방법은 기존의 도산 예측 연구에서 가장 일반적으로 이용된 방법이다. 그러나 향후의 연구에서는 더욱 과학적이고 정밀한 변수 선정 방법을 거친 후 분석방법별로 최적의 모형을 설계하여 모형간 예측력을 비교, 평가한다면 보다 완성도 높은 연구가 될 것이다.

참 고 문 헌

<국내문헌>

강종만, 홍성희, 1999, 부실예측모형의 적합성 분석, 증권금융연구(제5권 제1호): 83-110

강철승, 1991, 부가가치회계정보의 기업부실예측력에 관한 실증적 연구, 회계학연구(제12호): 79-99

김건우, 조희길, 1999, 한국기업의 도산원인에 관한 실증적 연구, 경영연구(제4권): 25-70

김대수, 1992, 신경망 이론과 응용 I, 서울:하이테크정보사

김은철, 1998, 기업도산예측모형에 관한 비교연구, 서강대학교 경영학석사학위논문

남주하, 1998, 기업의 부도원인과 부도예측모형 분석 : IMF 전후 기간을 중심으로, 금융연구(제12권 제2호) : 77-107

남주하, 2000, 기업집단의 부실화 원인과 부도예측모형분석, 서강경제논집(제29집 제1호): 175-205

남주하, 이기백, 2002, 비재무적 정보를 포함한 부도예측모형의 예측력 비교연구, 서강경제논집(제31집 제1호): 1-29

박정운, 1998, 재무정책과 기업부실예측, 한국경영학회 추계발표논문집: 557-563

성시중, 1997, 기업부실예측에 있어서 판별분석과 인공신경망의 예측력 비교 연구, 경영연구(제31권 제2호): 27-46

신동령, 1999, 도산기업의 재무적 특성과 도산예측모형, 한일경상논집(제17권): 131-156

용환승 역, 1998, 데이터 마이닝, 그린

이건창, 1993, 기업도산예측을 위한 통계적 모형과 인공지능 모형간의 예측력 비교에 관한 연구 : MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망, 한국경영과학회지(제18권 제2호) : 57-80

이계원, 1993, 회계정보에 의한 기업부실예측과 시장반응, 회계학연구(제16호):49-77

이원흠, 이한득, 박상수, 2001, 현금흐름형 도산예측 모델과 옵션모델형 도산예상확률의 실증연구, 증권학회지(제27집): 35-70

이제익, 1999, 기업부실예측에 관한 실증 연구, 한국과학기술원 기술경영 석사학위논문

장미화라, 1999, 기업부실예측모형의 유의성 비교, 이화여자대학교 경영학석사학위논문

장휘용, 1998, 비금융상장기업의 부실예측모형, 재무관리연구(제15권 제1호):299-327

전성빈, 김영일, 2000, 도산예측모형의 예측력 검증. 회계저널(제10권 제1호): 151-182

전성빈의 4인 공저, 1993, 자본시장과 회계정보, 양영각

전성빈의 2인 공역, 1998, 기업의 재무위기와 도산, 한국신용분석사회

전춘옥, 1984, 기업의 도산예측에 관한 연구, 경희대학교 경영학박사학위논문

정기웅, 홍관수, 1995, 신경망기법을 이용한 기업부실예측에 관한 연구, 재무관리연구(제12권 제2호): 1-23

정현, 1998, 기업도산예측에 관한 실증적 연구, 재무관리논총(제4권 제1호)

채서일, 1999, 사회과학 조사방법론, 학현사

피종호, 김승권, 1997, 한정된 데이터 하에서 인공신경망을 이용한 기업도산예측 : 섬유 및 의류산업을 중심으로, 경영과학(제14권 제2호): 91-111

허남수, 1997, 기업도산예측에 관한 연구, 산업경영(제21권 제1호)

홍승현, 1998, 유전자 알고리즘을 활용한 인공신경망 모형 최적입력변수의 선정 부도예측모형을 중심으로, 이화여자대학교 경영학석사학위논문

황석하, 1989, 기업부실의 유형화에 관한 실증적 연구, 경영학연구(제18권 제2호) 147-190

<외국문헌>

Altman, E., 1968, Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *The Journal of Finance*(September 1968a): 589-609

Altman, E., R.G. Haldeman and P.Narayanan, 1977, Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporation, *Journal of Banking and Finance*(June 1977): 29-54

Altman, E., Eom and Kim, 1995, Failure Prediction : Evidence from Korea, *Journal of International Financial Management and Accounting* 6: 3: 230-249

Beaver, W. H., 1966, Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, Supplement to Volume 4, *Journal of Accounting Research*

Dambolena, I. G., and S. J. Khoury, 1980, Ratio Stability and Corporate Failure, *Journal of Finance*(September 1980): 1017-1026

Deakin, E. B., 1972, A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, *Journal of Accounting Research*(Spring 1972): 167-179

Ohlson, J.A., 1980, Financial Ratios and Probability Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research* Vol.18 No.1(Spring) :109-131

Zmijewski, M. E., 1984, Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models, *Studies on Current Economic Issues in Accounting Research*, Supplement to Journal of Accounting Research: 59-82

Abstract

The Comparative Study on Corporate Bankruptcy Prediction Model

Advisor: Taik-Su Lee, Ph.D

Jeongin Lee

Department of Business Administration

Graduate School of EWha Womans University

Bankruptcy prediction techniques, which has been a hot issue for a long period among investing companies, is getting more sophisticated and approached in various ways. From late 1960s - when researchers started to test their bankruptcy prediction models - to 1970s, the main stream of prediction technique was multiple discriminant analysis and from early 1980s to late 1980s, the major used tool was logistic regression. Currently, artificial neural network is introduced and widely used for default prediction in the industry. Therefore, many different methods has been introduced and their effectiveness has been tested by the researchers; however, optimal model selection is difficult, as the used data, processes and definitions of bankruptcy vary.

The study compared and evaluated prediction accuracies of discriminant analysis, logistic regression and artificial neural network. Bankruptcy is defined as changing ones position to managerial stock list. Estimated samples are bankrupted and non-bankrupted firms from 1992 to 1998. Samples for validation

are bankrupted and non-bankrupted firms from 1999 to 2001. Bankrupted and non-bankrupted firms ratios of the samples are 1:1, 1:2, 1:3 and 1: all(the non-bankrupted firms). T-test and stepwise method are used for variable selection.

Different ratio samples showed different prediction accuracy results. The predictions of the artificial neural network in the 1:1 and 1:2 ratio samples were relatively more accurate than any other models. In 1:3 ratio samples, the discrimination among the samples was not made because of different results in different year. 1: all cases, the results of the most ideal prediction accuracy and type 2 accuracy(non-bankruptcy prediction out of non-bankrupted firm samples) are obtained from artificial neural network while type 1 accuracy(bankruptcy prediction out of bankrupted firm samples) was relatively low. Discriminant analysis and logistic regression models, however, had lower prediction accuracy and type2 accuracy than those of neural network, but type 1 accuracy was stable and higher than that of neural network

For practical reason, bankruptcy prediction model should have high prediction, type 1 and type 2 accuracy in any ratio samples. This empirical study, which compared the overall prediction accuracy, type 1 and type 2 accuracy of discriminant analysis, logistic regression and artificial neural network with different ratios samples, didn't design the optimal prediction model. But this study has meaning that it suggests the need of the theoretical basis of the most practical samples in bankruptcy prediction study.