

# 기업부실 예측에 있어서의 내생성 검증

리우용상\*, 김성환\*\*, 판진주\*\*\*1)

## 〈요 약〉

기존 연구에서는 대체로 재무비율이나 기계 학습 등의 다양한 방법론을 적용하여 최선의 모형을 찾는 노력에 집중하고 있다. 반면, 본 연구에서는 Altman Z 등 전통적 방법론이나 그것을 확장한 유사한 연구에서의 부도 추정치 핵심 변수의 누락에 의한 모형 부적합성과 내생성이라는 심각한 문제에 노출되어 있음을 증명하고자 한다. 본 연구는 2020년부터 2021년까지의 한국 통계청의 기업활동조사 데이터를 활용하여 성향점수 대응(Propensity Score Matching: PSM) 모형을 사용하였다. 이를 통해 재무상태가 유사한 부도 및 비부도 기업을 선정하여 비교 분석함으로써 연구의 신뢰성을 높였다. 이러한 과정에서 전통적 모형에서 접근하는 재무비율 등의 한계점을 진단하고, 기업의 부도 결정에서 현실적으로 매우 중요하다고 판단되는 변수들이 모형 적합성 또는 예측 정확도를 얼마나 개선하는지를 평가하였다.

연구 결과는 다음과 같다. 첫째, 비전통적 특성변수 정보를 포함한 모형이 부도예측 성능을 현저히 향상하였다. 둘째, 관계회사 간 국내의 투자가 기업의 부도에 긍정적인 영향을 미쳤다. 특히, 과도한 해외 투자는 정보의 비대칭을 높여서 기업의 부도 가능성을 높이는 요인으로 작용하였다. 셋째, 주식형 비현금 인센티브 제도가 기업 부도에 미치는 영향은 통계적으로 유의하지 않았다. 넷째, 기업의 미래 성장과 실제 생존능력과 관련한 기업 내부성과의 개선이 부도확률에 유의한 영향을 미쳤다.

모형 적합도 측면에서 Altman Z 연구방법에 사용한 변수를 성향점수 대응 모형을 적용하더라도 전체적으로 50% 내외의 예측 정확도 수준에 머무른 반면, 기업의 대외 경쟁력이나 재무적 성과 개선과 관련한 다양한 기업 특성과 비재무적 성과 등을 반영할 때 전통적 모형보다 부도예측의 정확성을 70% 이상 수준으로 크게 개선하였다. 결과적으로 기업에 대한 부도 결정이 기업의 회생 가능성이나 안정성, 성장 가능성 등을 고려한 비 전통적 내부요소뿐만 아니라 의사결정 과정에서의 내생성 등 모형 적합성이 중요하다는 점을 알 수 있다.

주제어 : 기업 부도, 내생성, 성향점수 대응, 비재무적 요인, 내부성과 조정 요인

\* 제1저자, 경북대학교 경상대학 경영학부 박사과정, [tiwish@naver.com](mailto:tiwish@naver.com)

\*\* 교신저자, 경북대학교 경상대학 경영학부 교수, [indianak@knu.ac.kr](mailto:indianak@knu.ac.kr)

\*\*\* 공동저자, 경북대학교 경상대학 경영학부 석사과정, [friverz@naver.com](mailto:friverz@naver.com)

# I. 서론

기업은 다양한 이해관계자들과 직간접적으로 연결되어 있어, 지금 불능 상태가 되거나 부도에 직면하게 되면 이해관계자들에게 막대한 손실을 초래할 수 있다. 또한, 기업의 부도는 국가 생산성 감소, 연쇄적인 기업 부도, 국가 신용 하락 등의 사회경제적 문제를 야기할 수 있다. 기업 부도의 사회와 경제에 미치는 연쇄 반응을 구체적으로 살펴보면, 첫째로 산업 생산성이 감소한다. 부도 기업이 다른 기업에 인수되지 않는 한 가동 중단은 불가피하여 산업 생산성이 감소하게 된다. 둘째로 기업 폐업으로 인한 실업률이 증가하며, 셋째로 채권자와 투자자인 주주의 부가 감소된다.

일반적으로 기업의 경제적 가치는 자본, 노동력 및 기술의 유기적 결합을 통해 창출된 가치로 정의되지만, 기업이 부도가 나면 그 가치는 실물 자산의 청산 가치로 평가된다. 파산 시 주주와 채권자는 기업의 정상 가치와 청산 가치 간의 차이를 부담하게 되어 재산이 감소한다. 이러한 연쇄 반응을 고려할 때, 효율적인 기업 부도예측모형을 개발하면 관련 이해관계자들이 적시에 필요한 조치를 할 수 있어 사회적 및 경제적 손실을 줄일 수 있다.

김형준 등(2019)은 기업 부도예측을 위한 통계적 모형을 세 가지 유형으로 구분하였다. 첫 번째로는 판별분석을 활용한 Altman Z-score 모형이 있다. 이 모형은 Beaver(1966)와 Altman(1968)의 연구에서 시작되어, 기업의 부도 위험 정도를 순서대로 평가할 수 있는 장점이 있다. 두 번째로는 이항반응 모형(Binary Response Model)을 활용한 기업 부도 분석 방법이 있다. 주로 로짓 회귀분석이나 프로빗 회귀분석을 사용하여 기업의 상태를 정상(0)과 부도(1)로 구분한다. Ohlson(1980)의 O-score는 이항반응 모형의 대표적인 예시이다. 이 모형은 특히 다음 기간의 기업 부도확률을 예측하는 데 유용하게 사용될 수 있다. Campbell et al.(2008)은 이항반응 모형을 다중 로짓 모형으로 확장하여 다 기간 기업 부도확률을 계산하는 방법을 제안하였다. 세 번째로는 Shumway(2001)가 개발한 위험 모형을 사용한 연구가 있다. 이 생존분석 방법론은 판별 분석과 함께 최근 컴퓨터 기능의 발전과 더불어 기간별 기업 부도확률을 계산할 수 있으며, 기계학습을 이용한 기업 부도예측에 주류가 되고 있다.

1990년대부터 기계학습 기법은 기업 부도예측에 적용되어 그 유용성이 입증되었다. 특히, 인공신경망(Artificial Neural Network: ANN), 의사결정 나무(Decision Tree: DT), 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine: SVM), 랜덤 포레스트(Random Forest: RF), 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network: CNN), 순환 신경망(Recurrent Neural Network:

RNN) 등의 기법들이 널리 사용되고 있다.

기계학습을 활용한 초기 연구들은 단일 기법의 성능을 비교하는 데 중점을 두었으나, 최근에는 앙상블 기법(Ensemble)과 딥러닝(Deep Learning) 모형을 통해 예측성능을 향상시키려는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 이러한 모형들은 복잡한 데이터 패턴을 처리하고, 예측 정확도를 높이는 데 크게 기여하고 있다.

예를 들어, 최근 연구에서는 다양한 기계학습 알고리즘을 비교 분석하여 특정 기업의 부도예측에 적합한 모델을 제안하였다. Máté et al.(2023)은 파키스탄 기업을 대상으로 AdaBoost, 의사결정 나무(Decision Tree), 그라디언트 부스팅(Gradient Boosting), 로지스틱 회귀(Logistic Regression), 나이브 베이즈(Naive Bayes), 랜덤 포레스트(Random Forest), 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine) 등 여러 기계학습 알고리즘의 성능을 비교하고, 신용 리스크 평가에 있어 기계학습 모델의 적합성을 보여주었다. 또한, 김형준 등(2020)은 코로나 19 (COVID-19) 경기침체 기간 동안 자료를 이용하여 기계학습(Machine Learning)과 딥러닝(Deep Learning) 모델 등 AI 기술이 부도예측에 얼마나 효과적인지 보여 주었다.

그러나 본 연구에서는 기존 연구에서의 모형 적용 차이를 고찰하는 것이 아니라, 일반적인 재무비율이나 예측모형이 기업 부도의 원인을 충분히 설명할 수 있는지를 탐구하고자 한다. 유사한 재무 정보를 가진 기업들 사이에서도 국내외 경쟁력 강화, 특허 등 기술능력 강화, 내부거래와 인센티브 제공 등을 통하여 경영성과나 재무상태를 개선함으로써 부도를 회피하려고 노력할 것이며, 기업들은 이러한 다양한 노력과 성과에 의해 부도확률이 크게 영향을 받을 수 있다. 특히, Kim(2003)과 Alexeev and Kim(2004)의 연구에 따르면, 금융 시장이 불안정한 상황에서의 부도 결정은 초기에 추진한 투자사업을 실패한 창업자들을 대상으로 금융기관의 정책적 지향점에 따라 부도결정을 할 수도 있고, 지속적으로 지급지원을 할 수 있다. 또한, Alexeev and Kim(2008)의 연구에서는 Altman의 Z-Score를 통해 연성예산제약을 정의하였으며, 한국 기업을 대상으로 Z-Score가 낮은 기업이 부도를 당하지 않고, 지속적으로 대출을 받아 연명할 수 있음을 보여 주었다.

기업의 재무 상황에 문제가 발생하면 일부 기업은 부도를 내겠지만, 대부분 기업은 부도처리를 피하고자 이익 관리 등 다양한 재무적, 비재무적 노력을 기울일 것이다. 이러한 경우, 금융기관의 부도처리 결과에 기반을 둔 사후적 예측모형으로는 두 집단의 재무 상태가 유사한 경우에는 정확한 진단이 어렵다. 따라서 본 연구는 2020년부터 2021년까지 한국 통계청 데이터를 사용하여 성향점수 대응(Propensity Score Matching: PSM) 방법을 통해 재무상태 등이 유사한 비 부도 기업을 대응하여 비교 분석함으로써 연구의 신뢰성을 높였다. 이러한 접근은 단순히 교과서적인 재무비율 등 회계적 정보에 의존하지 않고, 기업의

생존능력과 성장 가능성, 그리고 내부거래 등 다양한 비재무적 요인들을 고려함으로써 보다 현실적인 부도예측모형을 구축하려는 시도이다.

본 연구는 전통적 방식으로 특정한 재무적 특성이 기업의 부실과 건진성에 미치는 차이를 분석하는 것이 아니며, 다음과 같은 차별성을 지닌다. 첫째, 기업의 부도처리 결정과정에서 고려할만한 재무적, 비 재무적 그리고 환경적 요인을 대상으로 부도에 미치는 영향을 진단한다. 둘째, 기존의 연구에서는 대부분 연성예산제약 등 다양한 외적 요인에 의하여 부실한 기업이 부도처리되지 않거나, 건전한 기업이 부도처리되는 경우가 발생하게 된다. 이러한 점은 기존의 부도 여부를 예측하는 모형이 아무리 정교하여도 주요한 변수가 누락되거나 계량적으로 문제가 생기면 적합한 모형으로 판별할 수가 없다는 점에서 부도모형의 적정성이나 정확성이 매우 중요하다는 것이다. 그런 점에서 동일한 유형의 변수나 표본을 바탕으로 수리적으로 다양한 파산 예측모형 간의 우열을 찾는 것이 아니라는 것이다. 넷째, 본 연구에서는 기업의 생존 가능성 외에 기업의 다양한 외적·내적 잠재력을 나타내는 지표를 선정하여, 부도예측에서 한계효과를 측정함으로써 향후 유사 연구사례에서 활용할 주요한 부도요인이나 기업의 건실화 요인을 찾음으로써 기업의 위험을 미연에 방지하고, 성장을 위한 자본비용 절감 등을 통하여 기업의 장기 성장발전을 위한 주요 요인별 효과 등을 파악할 수 있는 것이다. 본 연구에서는 부도 기업과 대응되는 비 부도기업의 선정, 부도결정 핵심 요인 변수를 추가함으로써, 매우 재무 상태가 유사한 기업들에 있어서도 비전통적인 재무요인을 포함한 예측모형이 더 높은 정확성을 확보할 수 있음을 증명하였다.

본 연구의 구조는 다음과 같다. 제I장에서 서론이고 제II장에서는 관련 선행연구를 검토하였으며, 제III장에서는 관련 기업 부도예측모형을 설명하였으며 가설 및 변수 정의 및 설명, 연구모형 등을 제시한다. 제IV장에서는 표본, 기초통계량 등 데이터 분석 이후에, 기존 모형의 예측 능력을 다양한 예측 회귀분석 모형을 통하여 비교, 검증하였다. 본 연구는 기존 모형에서의 내생성 현상을 진단하고, 기본 예측모형을 개선하는 방법을 제안하였다. 제V장에서는 본 연구의 결론, 시사점 도출 및 향후 연구방향을 제시하였다.

## II. 선행 연구

### 1. 기업의 부도예측

기업 부도예측이란 일반적으로 기업의 특징적인 재무비율을 설명변수로 삼고, 수학적 통계기법을 이용하여 표준모형을 도출 및 구축하고, 이를 통해 기업의 재무부실 가능성을 예측하는 것을 말한다. 이를 통해 기업 위기의 징후를 조기에 감지할 수 있어 경영인은 위기발생과 관련하여 미리 또는 사후적으로 기업 재무상황을 개선하고, 위기를 예방하기 위한 효과적인 조치를 할 수 있다. 투자자와 채권자는 기업의 경영활동 성과를 신호로 사용하여 적시에 투자를 이전하고 매출채권 및 신용 결정을 내린다.

기업 부도를 예측하기 위한 초기 논문으로는 Beaver(1966)와 Altman(1968, 1996) 등의 연구가 있다. Beaver(1966)의 연구에서는 부도 기업과 건전 기업을 비교하였고, Altman(1968)은 다변량 판별분석(Multiple Discriminant Analysis: MDA)을 통해 이들 간의 차이를 추정하였다. Altman(1996)은 한국 기업 데이터를 사용하여 판별 분석을 통해 부도 예측 모형을 개발하였다. 또한, Ohlson(1980)과 Zmijewski(1984)는 프로빗 모형(Probit Model)과 로짓 모형(Logit Model)을 이용하여 부도 기업을 예측하는 데 집중하였다. 또한, Odom and Sharda(1990)는 인공신경망(Artificial Neural Network: ANN)을 활용하여 부도 기업을 예측하였고, 다중판별분석(Multiple Discriminant Analysis: MDA)보다 우수한 예측 능력을 보였다. Baldwin and Gorecki(1990), Mata and Portugal(1994)은 생존 기간 연구(Survival Analysis)를 수행하였다.

Agarwal and Gort(1999)는 부도 위험 요인에 대해 연구하였고, Honjo(2000)는 기업 실패의 원인을 분석하였다. Agarwal and Gort(1999)의 연구는 다양한 경제적 및 산업적 요인이 기업의 부도에 미치는 영향을 조사하였으며, 특히 경기 변동, 산업 성장률, 기업의 시장 점유율 등의 변수가 부도 위험에 어떻게 작용하는지를 규명하였다. 한편, Honjo(2000)의 연구는 기업 실패의 원인을 내부 요인과 외부 요인으로 나누어 분석하였으며, 경영진의 능력, 재무 건전성, 시장 환경 등의 요소가 기업 실패에 어떤 영향을 미치는지를 자세히 설명하였다.

Campbell et al.(2008)은 다중 로짓 모형(Multinomial Logit Model)을 사용하여 기업의 다기간 부도확률을 계산하였고, Aretz et al.(2018)은 이 모형을 미국 외의 기업에 적용하여

부도 위험 프리미엄의 존재를 입증하였다. Figlewski et al.(2012)은 축약형 Cox 강도 모형(Reduced-form Cox Intensity Model)을 사용하여 신용 위험의 경제적 영향을 평가하였다. Kukuk and Rönnberg(2013)는 혼합 로짓 모형(Mixed Logit Model)을 사용하여 부도 위험을 예측하였고, Tian et al.(2015)은 LASSO 변수 선택방법을 통해 기존 모형보다 더 우수한 예측력을 보였다. Traczynski(2017)는 베이저안 모형(Bayesian Model)이 개별 모형보다 더 나은 예측력을 가진다고 주장하였다. Mai et al.(2019)은 재무 변수 및 경영 공시 정보를 활용해 딥러닝(Deep Learning)과 머신러닝(Machine Learning) 모형들을 분석한 결과, 딥러닝 모형이 더 우수한 예측성능을 보인다고 하였다. Alexandropoulos et al.(2019)은 로지스틱 회귀 모형(Logistic Regression Model) 등과 비교하여 딥러닝 모형이 탁월한 예측 성능을 보인다. Arratia and Sepúlveda(2019)는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network: CNN) 모형이 기업 부도예측에 유용하며, 재무변수를 이미지화하여 분석할 경우 예측력이 높아진다고 주장하였다. Vochozka et al.(2020)은 심층 신경망 모형에 장단기 기억망(Long Short-Term Memory: LSTM)을 적용하여 기업부도 여부를 예측하고 최적의 신경망 구성 방법을 시도하였다.

국내 연구에서는 남주하 등(1995)이 로짓 분석(Logit Analysis)과 판별 분석(Multiple Discriminant Analysis: MDA)을 사용하여 기업부도를 연구하였으며, 이상호(1998)는 비모수 회귀분석 모형(Non-parametric Regression Model)을 이용하였다. 남주하, 진태홍(1998)은 신용금고의 부도와 관련하여 로짓 모형을 사용하였다. 남재우 등(2000)은 한국 기업의 생존 기간을 분석하였다. 신동령(2006)은 부실기업과 건전기업을 비교하여 부실기업에 대한 생산성 지표의 유용성을 연구하였다. 오우석, 김진화(2017)는 전통적인 통계기법보다 의사결정나무(Decision Tree: DT) 모형을 이용하여 부도기업을 예측한 결과 가장 성능이 우수하다는 결론을 확인하였다. 권혁건 등(2017)은 순환 신경망(Recurrent Neural Network: RNN) 모형을 통해 기업부도를 예측함으로써, 예측성능이 타 모형보다 뛰어난을 확인하였다. 차성재, 강정석(2018)은 장단기 기억망(Long Short-Term Memory: LSTM)을 적용한 순환 신경망(Recurrent Neural Network: RNN) 모형이 전통적인 통계기법 및 다른 기계학습 모형들보다 우수한 성과가 있음을 보였다. 엄하늘 등(2020)은 랜덤 포레스트(Random Forest: RF), 인공 신경망(Artificial Neural Network: ANN), 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network: CNN)을 결합한 스택킹 앙상블(Stacking Ensemble) 모델을 제안하여, 이를 통해 단일 기계학습 모델의 예측 편향을 감소할 수 있다고 주장하였다. 이찬호 등(2020)은 K-최근접이웃법(K-Nearest Neighbors: KNN)의 예측 성능이 가장 우수하다는 것을 확인하였다. 조재혁 등(2021)은 다른 기계 학습 방법보다 랜덤 포레스트(Random Forest:

RF) 방법론의 성능이 가장 우수함을 확인하였다.

## 2. 비재무적 기업 부도예측 이론

기존 연구에서는 예측모형에 기본적으로 기업 회계정보나 재무지표를 설명변수로 활용하여 추정모형에 포함했는데, 상대적으로 기업운영에 큰 영향을 미치는 다른 많은 핵심 요인들이 상대적으로 소홀히 취급되었다. 이는 한편으로는 이러한 요소들을 정량화하기 어렵기 때문일 수도 있고, 다른 한편으로는 이러한 정보가 기존의 회계 데이터에 반영되어 있다고 판단할 수도 있다. 그러나 재무 변수만을 사용한 예측의 정확성은 실상에서는 설득력이 없다. 첫째, 기업의 재무지표나 회계 데이터에 대한 과도한 의존은 분명히 다른 요인의 영향을 무시한다. 둘째, 회계 데이터 공개는 실제로 너무 오랫동안 지연 발표된다. 마지막으로 과거의 재무지표나 회계 데이터는 회사의 과거 운영 상황만 반영할 뿐 미래 발전 추세를 명확하게 나타내지 않을 수 있다. 이러한 한계점들은 기업의 부실을 예측하기 위해 다른 방법을 모색할 필요성을 느끼게 한다.

Shumway(2001)는 기업의 부도 위험을 예측하기 위해 다기간 모형(Multi-period Model)을 사용하여 위험 모형(Hazard Model)을 확장하였고, 이 모형은 단기간 모형보다 부도 예측의 정확도가 높다는 결과를 보였다. 특히 재무 데이터뿐만 아니라 추가 정보를 포함하여 예측력을 향상시켰다. Nam et al.(2008)은 한국 주식시장에서 거시 경제 변수(예: GDP 성장률, 실업률 등)가 기업의 부도 위험을 예측하는 데 중요한 역할을 한다는 것을 발견하였다.

Bonfim(2009)은 기업 부도예측에 있어서 경제 성장률과 실업률 등 거시 경제 환경이 중요한 영향을 미친다는 결과를 도출하였다. Dakovic et al.(2010)은 산업별 비관측 이질성(Unobserved Heterogeneity)을 도입해 예측력이 우수함을 주장하였다. Jessen and Lando(2015)는 부도 거리(Default Distance: DD) 방법론을 사용해 기업 부도위험을 진단하였으며, Glover(2016)는 동적 자본 구조 모형(Dynamic Capital Structure Model)을 사용해 기대 부도 비용(Expected Default Costs)을 추정하였다. Pan et al.(2018)은 경영 위험과 경영진 교체가 부도 위험을 증가시킴을 보였으며, Brogaard et al.(2017)은 기업의 높은 주식 유동성(Stock Liquidity)이 자금 조달을 용이하게 하여, 재무적 유연성을 높이며, 결과적으로 부도 위험을 낮추는 데 기여한다는 것을 발견하였다.

국내에서도 비재무적 기반으로 연구가 시도되었는데, 이재식, 한재홍(1995)은 재무 정보만을 활용하여 분석한 선행연구를 보완하기 위해 기업의 재무 상태뿐만 아니라 경영진의 질, 조직 내 문화, 지배구조 등의 비재무적 요인이 부도 위험을 예측하는 데 중요한 변수가

될 수 있음을 보여 주었다. 오세경 등(2015)은 옵션 가격 결정 모형(Option Pricing Model)을 확장하여 부도 발생 가능성을 높인 모형을 제시하였다. 최정원 등(2015)은 텍스트 마이닝(Text Mining)을 이용한 예측모형을 제안했고, 이인로, 김동철(2015)은 해저드 모형(Hazard Model)의 예측력이 가장 높음을 보였다. 도영호 등(2016)은 실질 경제 성장률 둔화가 중소기업 부도율 증가에 영향을 미침을 보였고, 이인로, 김동철(2016)은 주식 수익률과 부도 위험의 관계를 분석하였다. 주식 수익률이 재무 상태를 반영하는 중요한 지표로, 기존의 재무 데이터만을 활용한 부도예측 모형을 보완한다고 하였다. 안경희 등(2018)은 신용등급이 채권 수익률 변화의 중요한 선행 지표임을 확인하고, 이를 통해 투자자와 기업 모두가 신용등급 정보를 보다 효과적으로 활용할 수 있는 방법을 제시하였다. 이는 신용등급이 채권 시장의 변동성을 예측하고 관리하는 데 중요한 도구임을 보여 주었다. 기존 선행 연구를 바탕으로 본 연구는 비전통적인 재무 정보가 기업 부도에 미치는 영향을 알아보고자 하였다.

### 3. 관계회사 간 거래와 부도예측 이론

관계회사 간 거래에 관한 선행연구는 크게 두 가지로 나누어 볼 수 있다. 첫째는 관계회사 간 거래의 동기에 관한 이론이며, 둘째는 이러한 거래가 기업 성과나 부실에 미치는 영향을 분석한 연구이다. 관계회사 간 거래의 동기에 관한 이론은 효율적 시장 가설(Efficient Market Hypothesis)과 이익 상충 가설(Conflict of Interest Hypothesis)이라는 상반된 두 이론을 기초로 하고 있다. Coase(1937)는 외부 금융시장에서의 거래 비용이 높기 때문에 관계회사 간 거래가 발생한다고 주장하였으며, 관계회사 간 거래를 통하여 계열 내의 신생기업을 지원하거나 어려움을 해소하려는 목적이 있다고 설명하였다. 이는 효율적 거래 가설(Efficient Transaction Hypothesis)을 지지하는 것으로, 관계회사 간 거래가 외부 거래보다 적은 비용으로 이루어져 기업가치(Firm Value)를 높일 수 있다고 하였다. Chang and Hong(2000)은 1985년부터 1996년까지의 데이터를 사용하여 한국의 30대 재벌과 비상장 회사를 포함한 기업집단(Corporate Groups)의 계열사들이 무형 및 재무적 자원을 공유하고 있다고 밝혔다. 그들은 내부 거래(Intragroup Transactions)가 상호 지원의 수단으로 이용된다는 것을 입증하였다. 이익 상충 가설(Conflict of Interest Hypothesis)은 대리인 이론(Agency Theory)에 기초하여, 관계회사 간 내부 거래가 자금을 비효율적으로 운영하게 하여 기업가치를 하락시킨다고 주장한다(Berger and Ofek, 1999; Lins and Servaes, 2002).



한국의 기업집단은 독립적으로 존재하기보다는 집단 내의 거래를 통해 경영활동이 이루어지고 있으며, 대기업 집단 지정 제도는 1986년 처음 도입되어 재벌의 경제력 집중을 완화하려는 목적으로 이어져 오고 있다. 관계회사 거래가 기업가치에 미치는 영향에 관한 국내 연구를 살펴보면, 남주하, 홍재범(1999)은 국내 기업이 해외 기업보다 국내 시장의 의존도가 높고, 상품이나 매출의 비중이 높을수록 부도 확률이 증가한다고 밝혔다. 특히, 차입금 의존도가 높은 기업일수록 부도 위험이 상승한다고 하였다. 박승록(2002)은 1992년부터 1998년까지의 생산, 노동 투입, 자본 투입, 중간 투입 자료를 사용하여 계열사 간 상품 매입 및 매출이 효율성 증대에 기여하며, 30대 기업집단 소속 기업일수록 내부 거래가 높은 기술적 효율을 달성한다고 분석하였다. 임경목, 조성빈(2007)은 매출액 영업이익률을 수익성 지표로, 광고비와 연구개발비, 유동성, 부채비율, 기업 규모, 사업 경력을 통제 변수로 사용하여 내부 거래가 수익률에 미치는 영향을 분석하였다. 그 결과, 내부 거래 매출이 높을수록 수익률의 차이가 큰 것으로 나타났다. 김지홍, 우용상(2009)은 특수관계자 거래 금액을 매출액으로 평균화하여 발생액의 질(Quality of Accruals)에 미치는 영향을 분석하였다. 분석 결과, 특수관계자와의 거래가 증가할수록 발생액의 질이 하락한다고 하였다. 최정호(2009)는 기업 지배구조(Corporate Governance) 변수와 내부 거래 모형을 검증하여 초과 내부 거래가 기업가치에 미치는 영향을 분석하였다. 2단계 회귀분석(Two-Stage Least Squares: 2SLS)을 이용한 결과, 내부 대여금이 기업가치에 긍정적인 영향을 미치고, 내부 차입금은 부정적인 영향을 미친다고 하였다. 김진희(2011)는 특수관계자의 매출, 매입, 수익, 비용이 경영성과에 미치는 영향을 실증 분석하였다. 총자산순이익률(Return on Assets: ROA)과 매출액총이익률(Gross Margin)을 대용 변수로 사용한 결과, 특수관계자와의 거래가 증가할수록 경영 성과에 부정적인 영향을 미친다고 하였다. 국내외 대부분의 연구는 관계회사 간 거래가 기업의 수익성에 미치는 영향을 분석하고 있다. 본 연구에서는 관계회사 간 거래가 기업의 부실화에 어떠한 영향을 미치는지에 대해 실증 분석을 통해 알아보고자 한다.

### Ⅲ. 가설 및 실증분석 모형

#### 1. 가설 설정

최근 연구들은 기업 부도예측에 있어서 전통적인 재무지표 외에도 다양한 비재무적

요인들이 중요하다는 것을 보여주고 있다. 비재무적 정보의 도입을 통해 중소기업의 부도예측 능력을 향상할 수 있다고 주장했다 (이재식, 한재홍 1995 ; Dakovic et al. 2010). 이러한 관점에서, 비전통적인 재무정보를 포함하면 부도예측 성능이 향상될 것이라는 가설을 세운다.

H1: 비전통적인 정보를 포함하면 부도예측 정확도가 높아진다.

내부거래는 기업 내부의 자본 이동과 관련이 있으며, 기업의 재무 건강 상태와 직간접적으로 연관된다. 기존 연구들에 따르면 관계회사 간 매출액과 매입액은 기업의 부도에 양(+)의 영향을 미치는 것을 나타내었다(남주하, 홍재범 1999; 안정환, 남준우 2001; 이유림, 김성환, 김미나 2014). 내부거래가 부도 위험을 증가시키거나 재무 건강 상태를 약화할 수 있다는 것을 시사한다. 이전 연구들과 함께 고려할 때, 내부거래는 기업의 부도예측모형에서 중요한 변수로 고려될 필요가 있음을 보여준다. 이에 따라, 다음과 같은 가설을 세웠다.

H2: 관계회사 간 거래는 부도에 양(+)의 영향을 미친다.

H2-1: 관계회사 간 매출액은 기업의 부도에 양(+)의 영향을 미친다.

H2-2: 관계회사 간 매입액은 기업의 부도에 양(+)의 영향을 미친다.

H2-3: 관계회사 간 국내 투자는 기업의 부도에 양(+)의 영향을 미친다.

H2-4: 관계회사 간 해외 투자는 기업의 부도에 양(+)의 영향을 미친다.

기업의 인센티브 제도가 기업의 재무 건강 상태와 관련하여 다양한 영향을 미칠 수 있다는 것을 보여주고 있다. 특히, 비현금 인센티브 제도는 종종 임직원들의 동기부여와 생산성 향상을 촉진하며, 이는 기업의 성과 개선에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다(Gerard Sanders, 1999). 인센티브 제도와 기업 부도에 관한 연구는 많지 않으며, 비현금 보상 제도는 기업의 현금 흐름에 더 도움이 되므로 부도확률을 줄일 수 있어, 다음과 같은 가설을 세운다.

H3: 비현금 인센티브 제도는 부도에 음(-)의 영향을 미친다.

H3-1: 스톡옵션 인센티브 제도는 부도에 음(-)의 영향을 미친다.

H3-2: 우리사주 인센티브 제도는 부도에 음(-)의 영향을 미친다.

## 2. 변수정의 및 연구모형 설정

### 1) 변수정의

<표 1> 변수 정의

변수명	변수 정의
Default_D (부도더미)	다음 해 회사의 부도이면 1, 아니면 0
RPT_SaleR (관계회사 매출비율)	관계회사 간 매출액/총 매출액
RPT_PurchaseR (관계회사 매입비율)	관계회사 간 매입액/총 매입액
RPT_DDIR (관계회사 국내투자비율)	국내 관계회사 총투자금액/총자산
RPT_FDIR (관계회사 해외투자비율)	해외 관계회사 총투자금액/총자산
Incentive_Option_D (스톡옵션 인센티브 더미)	인센티브로 스톡옵션 도입하였으면 1, 없으면 0
Incentive_Stock_D (우리스주인센티브 더미)	인센티브로 우리스주제도 도입하였으면 1, 없으면 0
Parent_D (모회사더미)	모회사이면 1, 아니면 0
Ln_Patent (특허권수)	Ln(특허권수+1)
Domestic_MS (국내시장 점유율)	해당 회사 매출액/해당 회사 총 매출액
Ownership_Foreign (외국인지분율)	외국인지분율
Ln_Staff (종업원수)	Ln(종업원수+1)
NWCR (운전자본 비율)	운전자본/총자산 (Altman Z-Score의 $X_1$ )
RER (유보이익 비율)	유보이익/총자산 (Altman Z-Score의 $X_2$ )
EBITR (영업이익 비율)	영업이익/총자산 (Altman Z-Score의 $X_3$ )
AGR (자산 성장률)	(기말 총자산 - 기초 총자산)/기초 총자산 (Altman Z-Score의 $X_4$ 대체 사용) <sup>1)</sup>
SaleR (매출 비율)	매출액/총자산 (Altman Z-Score의 $X_5$ )

<표 1>에서는 본 연구에서 사용하는 주요 변수의 정의 및 산출 기준에 대해 요약하여 제시하고 있다. 이 연구는 기업의 관계회사 간 거래와 인센티브 제도가 부도위험에 미치는 영향을 살펴보는 것으로, 종속변수로는 부도(Default\_D)를, 내생적 특성으로는 관계회사 간 거래를 나타내는 관계회사 매출비율(RPT\_SaleR), 관계회사 매입비율(RPT\_PurchaseR),

1) Altman Z-Score의 부도예측모형에서는 상장 기업을 대상으로  $X_4$ 는 시장가치/장부가치를 반영하지만, 중소기업의 경우 시장가치가 없으므로 기업의 성장성을 초기자산/총자산 비율로 대체한다.

관계회사 국내투자비율(RPT\_DDIR), 관계회사 해외투자비율(RPT\_FDIR)을 사용한 모형이다. 또한, 스톡옵션 인센티브제도 도입 여부(Incentive\_Option\_D)와 우리사주 인센티브 제도 도입 여부(Incentive\_Stock\_D)를 내부 성과조정 변수로 사용하였다. 종속변수인 부도(Default\_D)에 영향을 줄 수 있는 요인을 통제하기 위해 비 재무적 특성인 모회사 여부(Parent\_D), 특허권 수(Ln\_Patent), 국내시장 점유율(Domestic\_MS), 외국인 지분율(Ownership\_Foreign), 종업원수(Ln\_Staff)와 Altman의 5가지 요인을 기업 특성요인으로 사용하였다.

## 2) 연구모형 설정

먼저, Altman은 5가지 재무비율이 포함된 기업 부도예측모형을 제시하였다.

$$Z_i = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 1.0X_5$$

$$X_1 : \frac{\text{운전자본}}{\text{총자산}}, X_2 = \frac{\text{유보이익}}{\text{총자산}}, X_3 = \frac{\text{영업이익}}{\text{총자산}}, X_4 = \frac{\text{시장가치}}{\text{장부가치}} \quad 2) \quad X_5 = \frac{\text{매출액}}{\text{총자산}}$$

본 연구는 표본 선택의 내생성 문제를 해결하기 위해 Altman의 5가지 재무비율을 기준으로 성향점수 대응을 사용하여 부도 그룹 개체와 성향점수가 가장 유사한 비 부도 그룹 개체를 1:1로 대응하였다.

$$e(X_i) = \Pr(T_i = 1 | X_i)$$

$$\log\left(\frac{\Pr(T_i = 1 | x_i)}{\Pr(T_i = 0 | x_i)}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{NWCR}_{i,t} + \beta_2 \text{RER}_{i,t} + \beta_3 \text{EBITR}_{i,t} + \beta_4 \text{AGR}_{i,t} + \beta_5 \text{SALER}_{i,t}$$

여기서, NWCR, RER, EBITR, AGR 및 SaleR은 Altman의 5가지 재무비율에 해당한다.

이어서, 가설을 검증하기 위한 연구 모형은 다음과 같다.

---

2) Altman Z-Score의 부도예측모형에서는 상장 기업을 대상으로  $X_4$ 는 시장가치/장부가치를 반영하지만, 중소기업의 경우 시장가치가 없으므로 기업의 성장성을 초기자산/총자산 비율로 대체한다.

$$\begin{aligned}
Default\_D_{i,t+1} = & \beta_0 + \beta_1 RPT\_SaleR_{i,t} + \beta_2 RPT\_PurchaseR_{i,t} + \beta_3 RPT\_DDIR_{i,t} \\
& + \beta_4 RPT\_FDIR_{i,t} + \beta_5 Incentive\_Option\_D_{i,t} + \beta_6 Incentive\_Stock\_D_{i,t} \\
& + \beta_7 Parent\_D_{i,t} + \beta_8 Ln\_Patent_{i,t} + \beta_9 Domestic\_MS_{i,t} \\
& + \beta_{10} Ownership\_Foreign_{i,t} + \beta_{11} Ln\_Staff_{i,t} \\
& + \beta_{12} NWCR_{i,t} + \beta_{13} RER_{i,t} + \beta_{14} EBITR_{i,t} + \beta_{15} AGR_{i,t} + \beta_{16} SaleR + \xi_{i,t}
\end{aligned}$$

단,  $i$ 는 기업을,  $t$ 는 연도를 나타낸다.

Default\_D: 기업의 부도(다음 해 회사의 부도이면 1, 아니면 0)

Parent\_D: 모회사더미 (모회사이면 1, 아니면 0)

Ln\_Patent: 특허권수 (Ln(특허권수+1))

Domestic\_MS: 국내시장 점유율 (해당 회사 매출액/해당 산업 총 매출액)\*100

Ownership\_Foreign: 외국인지분을

Ln\_staff: 종업원수 (Ln(종업원수+1))

RPT\_SaleR: 관계회사 매출비율 (관계회사간에 매출액/총 매출액)

RPT\_PurchaseR: 관계회사 매입비율 (관계회사간에 매입액/총 매입액)

RPT\_DDIR: 관계회사 국내투자비율 (국내 관계회사 총투자금액/총자산)

RPT\_FDIR: 관계회사 해외투자비율 (해외 관계회사 총투자금액/총자산)

Incentive\_Option\_D: 스톡옵션 더미 (스톡옵션 인센티브가 있으면 1, 없으면 0)

Incentive\_Stock\_D: 우리사주 더미 (우리사주 인센티브가 있으면 1, 없으면 0)

### Ⅲ. 실증분석

#### 1. 기초 통계량

연구에 사용된 변수들의 평균, 표준 편차, 최솟값 및 최댓값은 <표 2>에 제시하였다. Altman의 5가지 재무비율을 기준으로 성향점수 대응을 통해 118개의 유사한 부도 및 비부도 기업을 선택하였다. 내부 성과조정 변수로는 관계회사 간 거래를 나타내는 관계회사 매출비율(RPT\_SaleR)의 평균은 0.38%, 관계회사 매입비율(RPT\_PurchaseR)의 평균은 0.50%, 관계회사 국내투자비율(RPT\_DDIR)의 평균은 0.35%, 관계회사

해외투자비율(RPT\_FDIR)의 평균은 0.10%이다. 또한, 스톡옵션 인센티브 제도 도입 여부(Incentive\_Option\_D)와 우리사주 인센티브 제도 도입 여부(Incentive\_Stock\_D)의 평균은 각각 5.1%와 11.0%이다. 비재무 기업특성으로 모회사 여부(Parent\_D)는 전체 표본 중 30.5%를 차지하였으며, 특허권 수(Ln\_Patent)의 자연대수 평균은 9.1이다. 국내시장 점유율(Domestic\_MS)과 외국인 지분율(Ownership\_Foreign)의 평균은 각각 0.1%와 6.7%이다. 종업원수(Ln\_Staff)는 자연대수를 적용한 종업원 수이며, 평균 약 5로 나타났다. Altman의 5가지 재무비율에 대한 설명은 생략하기로 하였다.

### <표 2> 기초통계량

Default\_D(부도더미), 다음 해 회사의 부도이면 1, 아니면 0; RPT\_SaleR(관계회사 매출비율), 관계회사간 매출액/총 매출액; RPT\_PurchaseR(관계회사 매입비율), 관계회사간 매입액/총매입액; RPT\_DDIR(관계회사 국내투자비율), 국내 관계회사 총투자금액/총자산; RPT\_FDIR(관계회사 해외투자비율), 해외 관계회사 총투자금액/총자산; Incentive\_Option\_D(스톡옵션더미), 인센티브 스톡옵션이 있으면 1, 없으면 0; Incentive\_Stock\_D(우리사주더미), 인센티브 우리사주가 있으면 1, 없으면 0; Parent\_D(모회사더미), 모회사이면 1, 아니면 0; Ln\_Patent(특허권수), Ln(특허권수+1); Domestic\_MS(국내시장 점유율), 해당 회사 매출액/해당 회사 총 매출액; Ownership\_Foreign(외국인지분율), 외국인지분율; Ln\_Staff(종업원수), Ln(종업원수+1); NWCR(운전자본 비율), 운전자본/총자산; RER(유보이익 비율), 유보이익/총자산; EBITR(영업이익 비율), 영업이익/총자산; AGR(자산 성장률), (기말총자산-기초총자산)/기초총자산; SaleR(총자산회전율), 매출액/총자산

변수	관측수	평균	표준 편차	최소값	최대값
Default_D	118	0.500	0.502	0.000	1.000
RPT_SaleR	118	0.038	0.142	0.000	1.000
RPT_PurchaseR	118	0.050	0.181	0.000	1.000
RPT_DDIR	118	0.035	0.105	0.000	0.569
RPT_FDIR	118	0.010	0.035	0.000	0.244
Incentive_Option_D	118	0.051	0.221	0.000	1.000
Incentive_Stock_D	118	0.110	0.314	0.000	1.000
Parent_D	118	0.305	0.462	0.000	1.000
Ln_Patent	118	0.910	1.327	0.000	6.234
Domestic_MS	118	0.075	0.238	0.001	1.521
Ownership_Foreign	118	0.067	0.239	0.000	1.000
Ln_Staff	118	4.603	1.009	2.398	7.696
NWCR	118	-0.270	0.955	-7.073	0.926
RER	118	0.042	0.078	0.000	0.498
EBITR	118	-0.209	0.940	-9.124	1.695
AGR	118	-0.181	0.666	-3.642	1.543
SaleR	118	1.883	3.325	0.018	26.422

<표 3> 피어슨 상관관계 분석

Default\_D(부도더미), 다음 해 회사의 부도이면 1, 아니면 0; RPT\_SaleR(관계회사 매출비율), 관계회사간 매출액/총 매출액; RPT\_PurchaseR(관계회사 매입비율), 관계회사 간 매입액/총매입액; RPT\_DDIR(관계회사 국내투자비율), 국내 관계회사 총투자금액/총자산; RPT\_FDDIR(관계회사 해외투자비율), 해외 관계회사 총투자금액/총자산; Incentive\_Option\_D(스톡옵션더미), 인센티브 스톡옵션이 있으면 1, 없으면 0; Incentive\_Stock\_D(우리스주더미), 인센티브 우리스주가 있으면 1, 없으면 0; Parent\_D(모회사 더미), 모회사이면 1, 아니면 0; Ln\_Patent(특허권수), Ln(특허권수+1); Domestic\_MS(국내시장 점유율), 해당 회사 매출액/해당 회사 총 매출액; Ownership\_Foreign(외국인지분율), 외국인지분율; Ln\_Staff(종업원수), Ln(종업원수+1); NWCR(운전자본 비율), 운전자본/총자산; RER(유보이익 비율), 유보이익/총자산; EBITR(영업이익 비율), 영업이익/총자산; AGR(자산 성장률),(기말총자산-기초총자산)/기초총자산; SaleR(총자산회전율), 매출액/총자산; (1)은 Default\_D, (2)는 RPT\_SaleR, (3)은 RPT\_PurchaseR, 마지막 (16)는 SaleR이다. \*\*\*, \*\*, \*은 각각 1%, 5%, 10% 수준(왼쪽 검정)에서 통계적으로 유의함을 나타낸다.

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
RPT_SaleR	-0.090	1.000														
RPT_PurchaseR	-0.114	0.134 *	1.000													
RPT_DDIR	0.042	0.035	0.015	1.000												
RPT_FDDIR	0.024	0.142 *	0.135	-0.023	1.000											
Incentive_Option_D	0.000	-0.062	-0.064	0.063	-0.061	1.000										
Incentive_Stock_D	-0.027	0.122 *	-0.056	0.143 *	0.220 **	0.411 ***	1.000									
Parent_D	0.037	0.299 ***	0.129 *	-0.016	-0.045 **	0.014 ***	0.002	1.000								
Ln_Patent	-0.160 **	0.115 *	0.151 *	0.160 **	0.354 ***	0.189 **	0.371 ***	-0.052	1.000							
Domestic_MS	-0.105	0.037	-0.037	0.169 **	-0.005	-0.059	-0.084	-0.081	-0.089	1.000						
Ownership_Foreign	-0.114	0.023	-0.029	0.081	-0.065	0.097	-0.046	0.406 ***	-0.104	-0.055	1.000					
Ln_Staff	-0.159 **	0.177 **	0.154 **	0.154 **	0.257 ***	-0.09	0.079	0.117	0.370 ***	0.049	0.216 **	1.000				
NWCR	-0.024	0.102	-0.353 ***	-0.037	-0.018	0.028	0.006	-0.065	0.066	0.044	-0.003	0.209 **	1.000			
RER	0.020	-0.068	0.255 ***	-0.078	-0.006	-0.076	-0.049	-0.048	0.059	-0.098	-0.058	0.139 *	0.072	1.000		
EBITR	0.047	0.070	-0.124 *	0.022	0.037	-0.370 ***	-0.007	-0.016	-0.021	0.031	0.013	0.167 **	0.396 ***	0.112	1.000	
AGR	0.008	0.044	-0.024	0.063	0.039	0.112	0.072	0.064	0.129	-0.310 ***	0.047	0.227 **	0.218 **	0.065	0.311 ***	1.000
SaleR	0.044	0.075	-0.004	-0.131 *	-0.047	-0.105	-0.074	-0.011	-0.137 *	0.289 ***	-0.078	-0.095 **	0.071 **	0.070	0.096 ***	-0.658 ***

## 2. 변수 간 상관관계

<표 3>은 변수 간 상관계수를 피어슨 상관계수(Pearson Correlation Coefficient)로 나타낸 것이다. 표본 선택을 위해 처음 성향점수 대응을 사용했기 때문에 재무비율은 10%의 유의수준에서 종속변수인 부도(Default\_D)와 상관관계가 나타나지 않는다. 특허권 수(Ln\_Patent)와 종업원수(Ln\_Staff)는 5% 수준에서 유의한 음(-)의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 세부 실증분석이 필요하므로 상관관계 해석은 생략하기로 한다.

## 3. 집단 간 평균 차이 분석

본 연구는 표본 선택의 내생성 문제를 해결하기 위해 Altman의 5가지 재무비율을 기준으로 성향점수 대응을 사용하여 부도 그룹 개체와 성향점수가 가장 유사한 비 부도 그룹 개체를 1:1로 대응하였다. <표 4>에서 확인할 수 있듯이, 이 방법으로 선택된 표본은 평균 t-검정 결과, 특허권 수(Ln\_Patent)와 종업원수(Ln\_Staff)를 제외한 다른 변수들은 통계적으로 1% 유의수준에서 차이가 없음을 확인하였다.

<표 4> 차이 분석

Default\_D(부도더미), 다음 해 회사의 부도이면 1, 아니면 0; RPT\_SaleR(관계회사 매출비율), 관계회사간 매출액/총 매출액; RPT\_PurchaseR(관계회사 매입비율), 관계회사간 매입액/총매입액; RPT\_DDIR(관계회사 국내투자비율), 국내 관계회사 총투자금액/총자산; RPT\_FDIR(관계회사 해외투자비율), 해외 관계회사 총투자금액/총자산; Incentive\_Option\_D(스톡옵션더미), 인센티브 스톡옵션이 있으면 1, 없으면 0; Incentive\_Stock\_D(우리스주더미), 인센티브 우리스주가 있으면 1, 없으면 0; Parent\_D(모회사더미), 모회사이면 1, 아니면 0; Ln\_Patent(특허권수), Ln(특허권수+1); Domestic\_MS(국내시장 점유율), 해당 회사 매출액/해당 회사 총 매출액; Ownership\_Foreign(외국인지분율), 외국인지분율; Ln\_Staff(종업원수), Ln(종업원수+1); NWCR(운전자본 비율), 운전자본/총자산; RER(유보이익 비율), 유보이익/총자산; EBITR(영업이익 비율), 영업이익/총자산; AGR(자산 성장률), (기말총자산-기초총자산)/기초총자산; SaleR(총자산회전율), 매출액/총자산; \*\*\*, \*\*, \*은 각각 1%, 5%, 10% 수준(한쪽 검정)에서 통계적으로 유의함을 나타낸다.

변수명	부도 (A)	비 부도(B)	A-B	t-statistic
RPT_SaleR	0.051	0.025	-0.025	-0.97
RPT_PurchaseR	0.070	0.029	-0.041	-1.24
RPT_DDIR	0.031	0.040	0.009	-0.45
RPT_FDIR	0.009	0.011	0.002	0.26
Incentive_Option_D	0.051	0.051	-0.000	-0.00
Incentive_Stock_D	0.119	0.102	-0.017	-0.29
Parent_D	0.288	0.322	0.034	0.40
Ln_Patent	1.122	0.698	-0.423**	-1.75
Domestic_MS	0.100	0.050	0.050	1.14
Ownership_Foreign	0.094	0.039	-0.054	-1.24
Ln_Staff	4.763	4.443	-0.320**	-1.74
NWCR	-0.247	-0.293	-0.046	-0.26
RER	0.040	0.043	0.003	0.22
EBITR	-0.253	-0.165	0.088	0.51
AGR	-0.186	-0.175	0.011	0.09
SaleR	1.738	2.028	0.291	0.47



#### 4. 회귀분석

본 연구에서는 일반 로짓 모형(Logistic model)과 프로빗(Probit model)을 이용하여 가설 검정을 하였다. 분석한 결과를 <표5>에 나타내었으며, 다중공선성(VIF: Variance Inflation Factor) 테스트는 3.02 범위로 일반 기각 임계값 10보다 낮은 것으로 나타났다. 분석 결과에 따르면, 관계회사 국내투자비율(RPT\_DDIR)과 관계회사 해외투자비율(RPT\_FDIR)은 부도(Default\_D)에 5%의 유의수준에서 양(+의 영향을 미치며 가설 H2를 지지한다. 또한, 비현금 형태의 스톡옵션 인센티브 제도 도입 여부(Incentive\_Option\_D)와 주식주 인센티브 제도 도입 여부(Incentive\_Stock\_D)는 통계적으로 유의하지 않다. 비재무적 특성이 모회사 여부(Parent\_D), 특허권 수(Ln\_Patent), 국내시장 점유율(Domestic\_MS)과 외국인 지분율(Ownership\_Foreign) 10% 이하의 유의수준에서 부도(Default\_D)에 영향을 미친다. 그러나 Altman의 5가지 범주의 재무비율은 통계적으로 유의하지 않다. 이는 재무비율을 주로 사용하는 전통적인 부도 모형은 실제로 부도 의사결정에서 증시되는 많은 핵심 요소들을 배제함으로써 기계 학습 등 첨단 기법을 사용한다하더라도 본질적인 한계점을 지니고 있음을 확인할 수 있었다.

본 연구는 프로빗 모형과 로짓 모형을 통해 부도예측에 미치는 영향을 분석하였다. <표 6>는 두 모형의 예측 결과를 제시하고 있다. Atman Z-Score 모형을 사용한 예측에서 프로빗 모형과 로짓 모형은 각각 50.8%, 49.2%의 정확도를 보였으며, 이는 재무 상태가 유사한 경우 Atman 지표의 예측 능력이 없음을 나타낸다. 비 재무지표를 포함하면 예측 정확도는 각각 59.9%와 64.4%로 향상되었고, 내생적 특성을 추가한 경우에는 부도예측 정확도가 각각 66.9%와 70.3%로 더욱 높아졌다. 이는 두 모형의 예측 능력이 크게 향상됨을 시사한다.

<표 7>은 비전통적인 정보가 부도예측에 대한 한계효과를 진단한 결과이다. Atman Z 모형(1968)을 기반으로 추가 변수를 하나씩 도입하였다. 결과적으로 특허권 수(Ln\_Patent)를 별도로 도입하면 부도예측 정확도가 11.0% 향상되었고, 관계회사 매입 비율(RPT\_PurchaseR)과 외국인 지분율(Ownership\_Foreign)을 도입하면 각각 8.4%, 8.4% 예측 정확도가 향상되는 것을 확인할 수 있다. 그 외에도 표에 나타난 바와 같이 부실 의사결정에 영향을 미칠 다양한 비 전통적인 정보가 예측에 사용되면 부도예측 정확도가 향상됨을 확인할 수 있다.

이와 같이 전통적인 부도예측모형들에 있어서 새로운 변수의 도입, 변수의 적합성 등의 관점에서 접근해 왔다. 그러나 기업들은 다양한 노력을 통해 부도처리를 회피하려고 노력한다. 또한 실제 부도가 발생하더라도 실업률, 사회 안정성 등을 고려하여, 정부와 은행의 요구사항을 충족함으로써 대출을 연장하거나 추가 대출을 통하여 부도를 처리하지 않는 경우가 많다.

### <표 5> 프로빗(probit) 모형과 로짓(logit) 모형

Default\_D(부도더미), 다음 해 회사의 부도이면 1, 아니면 0; RPT\_SaleR(관계회사 매출비율), 관계회사간 매출액/총 매출액; RPT\_PurchaseR(관계회사 매입비율), 관계회사 간 매입액/총매입액; RPT\_DDIR(관계회사 국내투자비율), 국내 관계회사 총투자금액/총자산; RPT\_FDIR(관계회사 해외투자비율), 해외 관계회사 총투자금액/총자산; Incentive\_Option\_D(스톡옵션더미), 인센티브 스톡옵션이 있으면 1, 없으면 0; Incentive\_Stock\_D(우리사주더미), 인센티브 우리사주가 있으면 1, 없으면 0; Parent\_D(모회사 더미), 모회사이면 1, 아니면 0; Ln\_Patent(특허권수), Ln(특허권수+1); Domestic\_MS(국내시장 점유율), 해당 회사 매출액/해당 회사 총 매출액; Ownership\_Foreign(외국인지분율), 외국인지분율; Ln\_Staff(종업원수), Ln(종업원수+1); NWCRC(운전자본 비율), 운전자본/총자산; RER(유보이익 비율), 유보이익/총자산; EBITR(영업이익 비율), 영업이익/총자산; AGR(자산 성장률),(기말총자산-기초총자산)/기초총자산; SaleR(총자산회전율), 매출액/총자산; \*\*\*, \*\*, \*은 각각 1%, 5%, 10% 수준(왼쪽)에서 통계적으로 유의함을 나타낸다.

Variables Default_D	Atman 모형				비 재무적 특성 변수모형				내부 성과조정 변수 모형			
	프로빗		로짓		프로빗		로짓		프로빗		로짓	
	계수값	z값	계수값	z값	계수값	z값	계수값	z값	계수값	z값	계수값	z값
RPT_SaleR									-1.091	-0.98	-1.750	-0.83
RPT_PurchaseR									-1.198 *	-1.36	-1.951	-1.22
RPT_DDIR									2.125 **	1.95	3.410 **	1.97
RPT_FDIR									6.335 **	1.70	10.476 **	1.69
Incentive_Option_D									0.568	0.85	0.927	0.90
Incentive_Stock_D									-0.212	-0.46	-0.352	-0.48
Parent_D					0.254	0.89	0.413	0.89	0.471 *	1.48	0.761 *	1.42
Ln_Patent					-0.152 *	-1.53	-0.239 *	-1.48	-0.225 **	-1.87	-0.365 **	-1.79
Domestic_MS					-0.746 *	-1.35	-1.199	-1.27	-0.961 **	-1.67	-1.552 *	-1.55
Ownership_Foreign					-0.825 *	-1.41	-1.338 *	-1.38	-1.137 **	-1.75	-1.885 *	-1.64
Ln_Staff					-0.127	-0.93	-0.204	-0.92	-0.123	-0.87	-0.197	-0.89
NWCRC	-0.083	-0.57	-0.134	-0.54	-0.029	-0.19	-0.044	-0.17	-0.098	-0.60	-0.155	-0.57
RER	0.156	0.10	0.249	0.10	0.269	0.18	0.385	0.16	1.199	0.80	1.904	0.79
EBITR	0.068	0.55	0.102	0.53	0.092	0.76	0.139	0.73	0.119	0.79	0.190	0.80
AGR	0.119	0.43	0.193	0.43	0.066	0.23	0.110	0.23	0.066	0.21	0.101	0.20
SaleR	0.033	0.65	0.053	0.65	0.026	0.46	0.040	0.43	0.049	0.79	0.072	0.67
Constant	-0.056	-0.36	-0.090	-0.36	0.711	1.18	1.141	1.18	0.589	0.94	0.953	0.96
Obs.	118		118		118		118		118		118	
P>카이제곱	0.927		0.927		0.330		0.383		0.242		0.354	
R-squared	0.006		0.006		0.059		0.058		0.107		0.106	
VIF	1.03~2.47				1.07~2.66				1.16~3.02			


<표 6> 표본 내에서의 부도예측 검증 결과

정확도 계산은 전체 예측 대상 기업 중, 각각 부도 또는 비 부도로 정확하게 예측되는 기업의 비중으로 부도율 예측치가 50% 이상인데 부도 처리되었으면 부도예측이 정확한 것이며, 부도율 예측치가 50% 미만인데 정상 처리되었으면 비 부도예측이 정확한 것이다.

구 분	Altman 모형						비 재무적 특성 변수 모형						내부 성과조정 변수 모형					
	프로빗		표본 합계	로짓		표본 합계	프로빗		표본 합계	로짓		표본 합계	프로빗		표본 합계	로짓		표본 합계
	건전	부실		건전	부실		건전	부실		건전	부실		건전	부실		건전	부실	
생존	32	31	63	30	31	61	27	20	47	33	16	49	35	15	50	38	14	52
부도	27	28	55	29	28	57	32	39	71	26	43	69	24	44	68	21	45	66
예측 수	59	59	118	59	59	118	59	59	118	59	59	118	59	59	118	59	59	118
P(right   Default)	50.9%			49.1%			54.9%			62.3%			64.7%			68.2%		
P(right   Non-Default)	50.8%			49.2%			57.4%			67.3%			70.0%			73.1%		
전체정확도	50.8%			49.2%			55.9%			64.4%			66.9%			70.3%		

<표 7> 모형별 부도예측 정확도

정확도의 차이는 Altman-Z 모형(1968)을 적용한 예측 정확도 대비 개별 변수의 도입으로 인한 정확도의 순증(Net margin)이다.

로짓	Altman 모형	RPT_ SaleR	RPT_ PurchaseR	RPT_ DDIR	RPT_ FDIR	Incentive_ Option_D	Incentive_ Stock_D	Parent_D	Ln_Patent	Domestic_ MS	Ownership Foreign	Ln_Staff
정확도	49.2%	51.7%	57.6%	53.4%	55.1%	55.1%	51.7%	51.7%	60.2%	50.0%	57.6%	54.2%
정확도 변화		+2.5%	+8.4%	+4.2%	+5.9%	+5.9%	+2.5%	+2.5%	+11.0%	+0.8%	+8.4%	+5.0%

## V. 결 론

본 연구는 Altman(1968, 1996)에서 제시한 Altman Z-Score와 K-Score 등 전통적인 재무지표가 특정 재무 데이터에 과도하게 의존하고 비전통적인 요소를 중시하지 않아서 한국 기업의 부도예측에서 효과가 떨어진다는 점을 발견하였다. 실제로 많은 기업이 내부거래 등을 통해 내부성과 지표를 조정함으로써, 부도를 회피하며, 부도가 발생하더라도 정부와 은행이 실업률과 사회 안정성 등을 고려해 부도를 처리하지 않는 경우가 많아 비 전통적인 요소가 부도예측에 매우 중요한 역할을 한다는 점이 나타났다. 이는 단순한 재무지표로는 기업의 복잡한 현실 상황을 충분히 반영할 수 없음을 시사한다. 본 연구는 2020년부터 2021년까지 한국 통계청 데이터를 사용하고 성향점수 대응 방법을 통해 재무 상태가 유사한 비 부도 기업을 선정하여 비교 분석함으로써 연구의 신뢰성을 높였다.

이러한 접근은 단순히 재무 데이터에 의존하지 않고 다양한 비재무적 요인들을 고려하여 보다 현실적인 예측모형을 구축할 수 있는 가능성을 열어주었다. 연구 결과, 재무상태가 유사한 경우 비전통적인 재무 요인을 포함한 예측모형이 더 높은 정확성을 보였으며, 이는 기존 모형의 한계를 극복하는 데 중요한 역할을 하였다.

구체적인 연구 결과로는 첫째, 비전통적 기업특성 정보를 포함한 모형이 부도예측 성능을 현저히 향상했다는 것이다. 이는 기업의 내부거래 활동 등 비전통적 재무 요인을 포함함으로써 기업의 실제 부도 가능성을 보다 정확히 예측할 수 있었기 때문이다. 둘째, 관계회사 간 국내외 투자가 기업의 부도에 긍정적인 영향을 미쳤다. 관계회사 간 복잡한 투자 네트워크가 형성될수록 재무적 안정성이 감소하고, 글로벌 경제 불안정성이 기업의 부도 가능성을 증가시키는 결과를 초래할 수 있다는 점이 확인되었다. 특히, 과도한 해외 투자가 높은 기업은 경제 충격에 더 취약하다는 점이 부도 가능성을 높이는 요인으로 작용하였다. 셋째, 비현금 인센티브 제도가 기업 부도에 미치는 영향은 통계적으로 유의미하지 않았다. 이는 주식주주 주식, 스톡옵션 등 성과 기반 보너스 등 비현금 인센티브가 경영진의 의사결정에 일정 부분 영향을 미칠 수는 있지만, 직접적인 부도예측 지표로서의 유효성은 낮다는 것을 의미한다.

결론적으로 본 연구는 기존의 Altman Z-Score와 K-Score 등의 전통적인 재무지표 기반 예측모형이 한국 기업의 부도예측에 한계를 보였음을 입증하였다. 이는 비재무 요인과 내부거래 등이 부도예측에 큰 영향을 미친다는 점을 시사하며, 내생성을 고려하지 않으면 예측 능력이 크게 저하될 수 있음을 보여준다. 따라서 금융 시장이 불안정한 상황에서 재정 상태가 약한 기업의 부도 결정 과정에서, 기업의 미래상황에 맞춘 내부성과 개선 노력이 기업부실에 큰 영향을 미침으로서, 표준화된 과거 회계정보보다 기업의 미래와 시장 경쟁력을 반영한 모형 구축이 필요하다.

## 참 고 문 헌

- 권혁건, 이동규, 신민수, “RNN(Recurrent Neural Network)을 이용한 기업부도예측모형에서 회계정보의 동적 변화 연구,” 지능정보연구, 제23권 제3호, 2017, 139-153.
- 김지홍, 우용상, “특수관계자와의 거래가 발생액의 질에 미치는 영향,” 회계정보연구, 제27권 제1호, 2009, 133-156.
- 김진희, “특수관계자와의 거래가 기업의 경영성과에 미치는 영향,” 대한경영학회지, 제24권 제1호, 2011, 569-585.
- 김형준, 류두진, 조훈, “기업부도예측과 기계학습,” 금융공학연구, 제18권 제3호, 2019, 131-152.
- 남재우, 이희경, 김동석, “기업도산예측을 위한 생존분석 기법의 응용,” 금융학회지, 제5권 제3호, 2000, 29-61.
- 남주하, 김동수, 김명정, “부도예측모형,” 한국경제연구원, 제12권, 1995.
- 남주하, 진태홍, “금융기관의 부실화예측모형 분석,” 국제경제연구, 제4권 제1호, 1998, 34-46.
- 남주하, 홍재범, “기업집단의 내부시장과 부도위험과의 관계분석,” 한국증권학회지, 제25권 제1호, 1999, 1-30.
- 도영호, 장영민, 김경숙, 김석진, “실질경제성장률이 중소기업 산업별 부도율에 미치는 영향: 구조적 VAR 모형을 이용하여,” 중소기업연구, 제38권 제3호, 2016, 25-48.
- 박승록, “기업집단의 내부거래와 효율성에 관한 연구,” 한국경제연구원, 제11권 제1호, 2002, 7-74.
- 신동령, “기업부실예측에 있어 생산성지표의 유용성에 관한 연구,” 한국생산성학회지, 제20권 제2호, 2006, 4-22.
- 안경희, 박래수, 박종원, “신용등급변경가능성이 자본조달에 미치는 영향: 채권 내재등급(BIR)과 신용등급(AR)의 차이를 중심으로,” 금융공학연구, 제17권 제2호, 2018, 23-52.
- 안정환, 남준우, “연립방정식모형을 이용한 기업부도위험과 부채구조의 실증분석,” 서강경제논집, 제30권 제1호, 2001, 1-25.
- 엄하늘, 김재성, 최상욱, “머신러닝 기반 기업부도위험 예측모델 검증 및 정책적 제언: 스태킹 앙상블 모델을 통한 개선을 중심으로,” 지능정보연구, 제26권 제2호, 2020, 105-129.
- 오세경, 최시열, 박기남, “임의의 부도발생 시점을 고려한 부도예측모형에 관한연구,” 재무관리연구, 제32권 제4호, 2015, 23-51.

오우석, 김진화, “인공지능기법을 이용한 기업부도예측,” 대한산업경영학회지, 제15권 제1호, 2017 17-32.

이상호, “중소전자기업의 생존요인 분석,” 국제경제연구, 제4권 제2호, 1998, 93-112.

이유립, 김성환, 김미나, “관계회사 간 거래가 기업부실에 미치는 영향,” 한국재무학회 학술대회, 2014, 1475-1502.

이인로, 김동철, “회계정보와 시장정보를 이용한 부도예측모형의 평가 연구,” 재무연구, 제28권 제4호, 2015, 626-666.

이인로, 김동철, “국내 주식시장의 부도위험 이례현상에 관한 연구,” 한국증권학 회지, 제45권 제5호, 2016, 1097-1129.

이재식, 한재홍, “인공신경망을 이용한 중소기업도산 예측에 있어서의 비재무정보의 유용성 검증,” 한국전문가시스템학회지, 제1권 제1호, 1995, 123-134.

이찬호, 최지혜, 김민승, 최정환, 성태웅, “기업구조조정 혁신을 위한 선제적 한계기업 예측모형에 관한 연구,” 기술혁신학회지, 제23권 제4호, 2020, 637-667.

임경목, 조성빈, “우리나라 기업집단의 내부거래에 관한 연구,” 한국개발연구원 연구정책세미나, 2007, 1-46.

조재혁, 안은주, 김성수, “딥러닝 기반 부실기업 예측모형에 관한 연구.” 경영연구, 제36권 제1호, 2021, 199-113.

차성재, 강정석, “딥러닝 시계열 알고리즘 적용한 기업부도예측모형 유용성 검증,” 지능정보연구, 제24권 제4호, 2018, 1-32.

최정원, 한호선, 이미영, 안준모, “텍스트마이닝 방법론을 활용한 기업 부도예측 연구,” 생산성논집, 제29권 제1호, 2015, 201-228.

최정호, “기업지배구조와 내부거래 및 기업가치에 관한 연구,” 한국회계학회 학술연구발표회 논문집, 제2호, 2009, 1-26.

Agarwal, R. and M. Gort, “The Determinants of Firm Survival,” *Working Pape Series*, (1999), 1-34.

Alexandropoulos, S. A. N., C. K. Aridas, S. B. Kotsiantis, and M. N. Vrahatis, “A deep dense neural network for bankruptcy prediction,” *In International conference on engineering applications of neural networks*, (2019) 435-444.

Alexeev, M. V. and S. Kim, “Lenders’ Reputation and the Soft Budget Constraint,” *Economics Letters*, 84(1), (2004), 69-73.

Alexeev, M. V. and S. Kim, “The Soft Budget Constraint and the Korean Financial

- Crisis,” *Journal of Economic Behavior & Organization*, 68(1), (2008), 178–193.
- Altman, E. I., “Financial Ratios, Discriminant, Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, 23(4), (1968), 589–609.
- Altman, E. I., “Distress Classification for Korean Firms,” *Credit Risk Management of Banks(Korean)*, (1996), 379–410.
- Aretz, K., C. Florackis, and A. Kostakis, “Do Stock Returns Really Decrease with Default Risk? New International Evidence,” *Management Science*, 64(8), (2018), 3469–3970.
- Arratia, A. and S. Sepúlveda, “Using Convolutional Neural Networks to Predict Corporate Bankruptcy,” *Applied Economics Letters*, 26(16), (2019), 1335–1339.
- Baldwin, J. and P. Gorecki, “Firm Entry and Exit in the Canadian Manufacturing Sector,” *Canadian Journal of Economics*, 33(2), (1990), 300–323.
- Beaver, W. H., “Financial Ratios As Predictors of Failure,” *Journal of Accounting Research*, (1966), 71–111.
- Berger, P., and E. Ofek, “Causes and Consequences of Corporate Refocusing Programs,” *Review of Financial Studies*, 12(2), (1999), 311–345.
- Bonfim, D., “Credit Risk Drivers: Evaluating the Contribution of Firm Level Information and of Macroeconomic Dynamics,” *Journal of Banking & Finance*, 33(2), (2009), 281–299.
- Brogaard, J., D. Li, and Y. Xia, “Stock Liquidity and Default Risk,” *Journal of Financial Economics*, 124(3), (2017), 486–502.
- Campbell, J. Y., J. Hilscher, and J. Szilagyi, “In Search of Distress Risk,” *Journal of Finance*, 63(6), (2008), 2899–2939.
- Chang, S. J. and J. Hong, “Economic Performance of Group-Affiliated Companies in Korea: Intragroup Resource Sharing and Internal Business Transactions,” *Academy of Management Journal*, 43(3), (2000), 429–448.
- Coase, R. H., “The Nature of the Firm”, *Economica*, 4(16), (1937), 386–405.
- Dakovic, R., C. Czado and D. Berg, “Bankruptcy Prediction in Norway: a Comparison Study,” *Applied Economics Letters*, 17(17), (2010), 1739–1746.
- Figlewski, S., H. Frydman and W. Liang, “Modeling the Effect of Macroeconomic Factors on Corporate Default and Credit Rating Transitions,” *International Review of Economics and Finance*, 21(1), (2012), 87–105.

- Glover, B., "The Expected Cost of Default," *Journal of Financial Economics*, 119(2), (2016), 284-299.
- Honjo, Y., "Business Failure of New Firm: An Empirical Analysis Using a Multiplicative Hazard Model," *International Journal of Industrial Organization*, 18, (2000), 557-574.
- Jessen, C. and D. Lando, "Robustness of Distance-to-Default," *Journal of Banking & Finance*, 50, (2015), 493-505.
- Kim, H. J., S. H. Kim and Y. S. Yoo, "A Comparative Study on Bankruptcy Prediction Models: Altman Z-Score, Ohlson O-Score, and Campbell Hilscher Szilagyi Models," *Journal of Economic Research*, 24(2), (2019), 201-232.
- Kim, H. J., S. H. Lee and J. H. Choi, "The Impact of Machine Learning and Deep Learning Models on Bankruptcy Prediction During Economic Downturns," *Journal of Finance and Economics*, 45(3), (2020), 355-372.
- Kim, S., *Essays on the Soft Budget Constraint*, Dissertation, Indiana University, (2003), 1-19.
- Kukuk, M. and M. Rönnerberg, "Corporate Credit Default Models: a Mixed Logit Approach," *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 40(3), (2013), 467-483.
- Lins, K. V. and H. Servaes, "Is Corporate Diversification Beneficial in Emerging Market?," *Financial Management*, 31(2), (2002), 5-32.
- Mai, F., S. Tian, C. Lee and L. Ma, "Deep Learning Models for Bankruptcy Prediction Using Textual Disclosures," *European Journal of Operational Research*, 274, (2019), 743-758.
- Mata, J. and P. Portugal, "Life Duration of New Firms," *Journal of Industrial Economics*, 3, (1994), 227-245.
- Máté D., H. Raza, and I. Ahmad, "Comparative Analysis of Machine Learning Models for Bankruptcy Prediction in the Context of Pakistani Companies," *Risks*, 11(10), (2023), 176. doi:10.3390/risks11100176.
- Nam, C., T. Kim, N. Park, and H. Lee, "Bankruptcy Prediction Using a Discrete Time Duration Model Incorporating Temporal and Macroeconomic Dependencies," *Journal of Forecasting*, 27(6), (2008), 493-506.
- Odom, M. D. and R. Sharda, "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction," *International Joint Conference on Neural Networks*, 1990, 163-168.



- Ohlson, J. A., "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, 18(1), (1980), 109-131.
- Pan, Y., T. Y. Wang and M. S. Weisbach, "How Management Risk Affects Corporate Debt," *Review of Financial Studies*, 31(9), (2018), 3491-3531.
- Sanders, Gerard W., "Incentive Structure of CEO Stock Option Pay and Stock Ownership: The Moderating Effects of Firm Risk," *Managerial Finance*, 25(10), (1999), 61-75.
- Shumway, T., "Forecasting Bankruptcy More Accurately: a Simple Hazard Model," *Journal of Business*, 74(1), (2001), 101 - 124.
- Tian, S., Y. Yu and H. Guo, "Variable Selection and Corporate Bankruptcy Forecasts," *Journal of Banking & Finance*, 52, (2015), 89-100.
- Traczynski, J., "Firm Default Prediction: a Bayesian Model-Averaging Approach," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 52(3), (2017), 1211-1245.
- Vochozka, M., J. Vrbka and P. Suler, "Bankruptcy or Success? The Effective Prediction of a Company's Financial Development Using LSTM," *Sustainability*, 12(18), (2020), 1-17.
- Zmijewski, M. E., "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models," *Journal of Accounting Research*, 22, (1984), 59-82.

# Verification of Endogeneity in Predicting Corporate Insolvency

Yong Shang Liu<sup>\*</sup>·Sunghwan Kim<sup>\*\*</sup>·Zhen Zhu Fan<sup>\*\*\*3)</sup>

## 〈Abstract〉

By utilizing data from the Korean Statistical Information Service (KOSIS) for the years 2020 to 2021 and employing the Propensity Score Matching (PSM) method, the study selected defaulted and non-defaulted firms with similar financial conditions and conducted predictive analyses to enhance the reliability of the research. This approach opens up the possibility of constructing more realistic prediction models that consider various non-financial factors, rather than relying solely on financial data. The study results showed that prediction models incorporating non-traditional financial factors had higher accuracy when financial conditions were similar, playing an important role in overcoming the limitations of existing models.

The findings are as follows. First, models incorporating non-traditional corporate information significantly improved the performance of default predictions. Second, investments via related-party transactions, both domestic and international, had a positive impact on corporate defaults. Thus, firms' internal adjustment efforts affect default risks significantly. Specifically, firms with excessive foreign investments were more vulnerable to economic shocks, thereby increasing the likelihood of default. Third, the effect of non-cash incentive systems on corporate defaults was not significant.

Based on these findings, the incorporation of a variety of non-traditional and internal adjustment factors to differentiate between groups with similar financial conditions resulted in improved prediction accuracy in the models.

Keywords : Default Models, Endogeneity, Propensity Score Matching, Non-financial Factors, Internal Adjustment Factors

---

\* First Author, Ph. D. student, School of Business Administration, Kyungpook National University, E-mail: [tiwish@naver.com](mailto:tiwish@naver.com)

\*\* Corresponding Author, Professor, Corresponding Author, School of Business Administration, Kyungpook National University, E-mail: [indianak@knu.ac.kr](mailto:indianak@knu.ac.kr)

\*\*\*Co-author, Master student, School of Business Administration, Kyungpook National University, E-mail: [friverz@naver.com](mailto:friverz@naver.com)