KIF Working Paper
2017-08

빅데이터를 이용한 딥러닝 기반의 기업 부도예측 연구

2017. 12

오세경 · 최정원 · 장재원

KOREA INSTITUTE OF FINANCE
kif

KIF Working Paper 2017-08

빅데이터를 이용한 딥러닝 기반의 기업 부도예측 연구

오세경* · 최정원** · 장재원***

* 건국대학교 경영학과 교수, E-mail: skoh@konkuk.ac.kr
** 건국대학교 경영학과 박사과정, E-mail: garden31@gmail.com
*** 고려대학교 의학통계학과 석사과정, E-mail: jeawonlll@naver.com

목차

표목차

그림목차

요 약

Ⅰ. 연구배경 및 목적

▣ 부도예측 모형은 금융 산업에서 항상 중요한 과제로 인식되어 지속적으로 발전하여 왔으나 여전히 중요한 연구 과제로 인식되고 있음.

- 부도예측 모형은 그간의 많은 연구로 정확도가 많이 향상되었으나. 거시경제 여건, 기업 경영환경 등이 급속하게 변화하여 부도 기업에 대한 정확한 예측은 여전히 어려운 과제임.

▣ 과거의 많은 연구는 기업에 대한 재무 정보와 시장 정보를 기반으로 부도예측을 수행

- 재무 정보는 가장 객관적이고 세부적인 기업에 대한 정보임. 하지만 데이터 생성 주기가 상대적으로 길어(연도, 분기) 부도 예측의 적시성이 떨어지는 근원적인 한계가 있음.
- 시장 정보는 유가증권 시장 참여자에 의하여 기업에 대한 정보가 가장 빠르게 반영된다는 장점이 있음. 하지만 유가증권 시장 상장 기업만 활용이 가능하고, 주가에 영향을 주는 다른 요인에 대하여 영향을 통제하지 못하는 단점이 있음.

▣ IT 기술 및 데이터 분석 기법, 인공지능 기법의 발달로 인하여 새로운 데이터 원천인 뉴스 정보를 부도 예측 과정에 활용할

수 있음.

- 빅데이터 연구 분야에 활용되는 텍스트마이닝과 인공지능 기법을 활용하여 텍스트 정보를 측정 가능한 변수로 계량화 하는 방법 적용
- 뉴스 정보는 기업에 대한 가장 빠른 정보 원천 중 하나로 기업 부실의 징후를 사전적으로 알 수 있는 정보로서 충분한 가치가 있음.

▣ 본 연구는 기존의 연구를 기반으로 부도 예측 과정에서 1) 뉴스 텍스트와 같은 새로운 정보 원천이 적용에 따라 부도 예측력을 높일 수 있는지, 2) 인공지능(딥러닝) 기법과 같은 새로운 방법론이 기존의 방법론에 비하여 예측 성능이 향상되는지 두 가지 측면을 중점적으로 연구

Ⅱ. 빅데이터 및 인공지능의 금융 관련 분야 활용 현황

▣ 빅데이터 및 인공지능 분야는 활용 가능한 데이터의 확대와 IT 기술 혁신을 기반으로 발전

- 1) 분석가능한 데이터 양의 급격한 증가, 2) 복잡하고 방대한 데이터 분석을 위한 방법론의 발전, 3) 컴퓨터 과학의 진화
- 빅데이터는 데이터의 크기(Volume)가 크고, 분석 과정에서 실시간에 준하는 빠른 속도(Velocity) 및 데이터의 원천이 매우 다양(Variety)한 특성을 가지고 있음
- 빅데이터는 정보 원천에 따라 개인정보, 비즈니스 정보, 센서에 의한 정보로 구분

▣ 금융 산업 또한 빅데이터가 여러 경로를 통하여 수집 및 관리되고 있음.

- 금융 산업의 주요 데이터 원천은 증권거래소 등의 자본 시장과 금융 감독 기관과 같은 공공기관의 공시 데이터임.
- 금융 관련 데이터는 대부분 시간의 흐름에 따라 입력되어 관리되는 시계열(Time-Series) 데이터의 형태가 많음. 최근에는 데이터 수집 주기를 매우 짧은 기간으로 설정하여 시계열 데이터 발생 빈도를 크게 늘린 고빈도(high-frequency) 데이터도 많이 활용됨.
- 금융 데이터 수집 과정에서 금융 위기 기간은 반드시 별도로 고려되어야 함. 금융 위기 기간의 데이터가 정상적 기간의 데이터와 구분되지 않는 경우 경우 완전히 다른 분석 결과를 얻을 수 있음.
- 기존의 활용되지 못하던 신규 생성 데이터의 확보로 데이터 확장도 가능하지만, 이미 존재하고 있는 이종 데이터 간의 결합을 통해서도 데이터가 확대되는 효과를 얻을 수도 있음.
- 수집된 데이터는 분석 방법에 따라 필요한 정제 작업을 거쳐 데이터 분석 과정에 활용됨.

▣ 인공지능은 새로운 개념은 아니지만, 최근 매우 큰 관심을 받고 있고 매우 급속하게 발전하는 분야임.

- 인공지능은 인간이 지정한 방법에 따라 학습하여 의사결정을 수행하는 '지도학습'과 컴퓨터가 스스로 경험한 내용에 대하여 학습을 할 수 있도록 설계하는 '비지도 학습'으로 구분
- 인공신경망 이론을 기반으로 복잡한 비선형 문제를 '비지도

학습' 방식으로 해결하는 방법을 '딥러닝'으로 기존의 '머신러닝' 분야와 구별하고 있음. 하지만 이러한 구분은 절대적인 기준은 아님.

- 인공지능 관련 시장 규모는 연평균 44%의 성장 중에 있으며, 2020년에는 전 세계적으로 약 240조원의 시장 규모를 형성할 것으로 예측(일본 EY 연구소)
- 국내 또한 인공지능 시장은 2020년에 2.2조원, 2030년 27.5조원 시장으로 급격한 성장이 예상되고 있음(KT 경영연구소).

▣ 빅데이터는 복잡하고 방대한 양의 데이터를 기반으로 발전된 기법이므로 소매 금융 데이터 분석에 활용 효과가 높음.

- 소매 금융은 개인 및 소규모 기업 고객을 대상으로 하는 금융 서비스로서, 기업 고객에 비하여 상대적으로 데이터의 양이 많으며 다양한 속성이 복잡하게 나타나는 특성이 있음.
- 기존의 고객이 제공하던 데이터의 수집을 넘어서, 고객에 대한 정보를 직/간접적으로 확보하는 방향으로 정보 원천을 확대함.
- 소매 금융 부문 중 본 연구와 관련된 '신용 평가' 부분은 가장 빅데이터가 활발하게 활용되는 분야 중 하나임.

▣ 인공지능 알고리즘은 신용 평가모형의 예측 성능을 개선하기 위한 목적으로 활용도가 증가하고 있음.

- 미국의 '제스트 파이낸스' 는 1만개 이상의 대용량 변수를 신용 평가모형에 활용

- 독일의 ‘크레디테크’, 홍콩의 ‘렌도’, 일본의 ‘소프트뱅크’, ‘미즈호뱅크’ 등도 비슷한 수준
- 미국 ‘FICO’는 인공지능의 도입으로 신용 평가모형에 비선형변수의 반영, 다양한 변수 결합에 의한 고객 특성 반영 등으로 10~25%의 모형 개선 효과가 있다고 보고
- 미국 및 글로벌 핀테크 업체를 중심으로 신용 평가 및 금융기관 운영 과정에서 인공지능을 다양하게 활용하고 있음.
- 국내의 경우 여러 기관이 현재의 신용평가 모형을 인공지능을 활용하여 개선하고 있으나 아직은 선도적인 결과를 보고하는 기관을 찾기 어려움.

▣ 빅데이터 및 인공지능 도입은 비용 증가, 예측결과 해석의 어려움, 평가 모형의 신뢰성 부족 및 관련 규제 미비 등의 한계요인도 가지고 있음.
- 데이터의 확보, 처리, 분석 등에 시간, 인원, 컴퓨터 하드웨어 등의 추가 비용 요인 발생
- 전통적인 통계 분석 기법과 달리 예측 결과에 대한 원인 분석이 쉽지 않음.
- 과거 모형에 비하여 구축 및 적용된 기간이 길지 않아, 아직은 신뢰성에 대한 의문 존재
- 관련 산업에 대한 규제가 많아 관련 산업 발전의 장애 요인으로 작용 중

Ⅲ. 부도 예측 연구 방법론

1. 선행연구

▣ Altman(1968)의 다변량 판별분석과 Ohlson(1980)의 로짓 모형으로 대표되는 전통적인 기업부도예측 연구는 다양한 방법론을 적용하여 예측 성과를 높이는 방향으로 발전하여 왔음.

- McQuown(1993)은 자본시장의 시장 가격을 바탕으로 옵션 가격 평가모형을 적용하여 기업의 부도 위험 수준인 EDF (Expected default frequency)를 측정하는 모형(KMV 모형)을 제시
- 오세경(2001)은 국내 기업을 대상으로 로짓(Logit) 모형을 이용한 다변량 판별분석과 함께 옵션가격 평가모형을 이용하여 EDF의 시간별 변화 추이를 분석

▣ 각각 부도예측 과정에 활용되던 재무 정보와 시장 정보는 두 원천을 통합하여 부도예측력을 높일 수 있는 방법에 대한 연구로 발전

- Shumway(2001)가 회계 정보와 시장 정보를 헤저드 모형으로 통합하여 부도예측력을 높일 수 있는 방법을 처음 제안
- Campbell et al(2008) 또한 회계모형과 시장 정보를 결합한 헤저드 모형이 기존의 각각의 모형보다 부도예측력이 우수하다는 것을 실증
- 이인로 · 김동철(2015), 최정원 · 오세경(2016)은 국내 기업

을 대상으로 재무정보와 시장정보를 통합하면 기존의 모형보다 예측력이 우수한 것을 실증

- Nam et al(2008)은 시간 가변적인(Time-varying) 헤저드 모형을 사용하여 재무정보와 시장정보 및 거시경제 정보가 기업의 부도 예측 가능성을 높일 수 있음을 실증

▣ 빅데이터를 활용한 예측 모형 연구는 최근 관련 분야의 대내외적인 관심 증가로 인하여 폭발적으로 증가하고 있음.

- 배상진 · 박철균(2003), 김근형 · 오성렬(2009) 등은 텍스트 마이닝 및 텍스트 데이터 전처리 과정 등을 세부적인 절차로 제시
- 김유신 · 김남규 · 정승렬(2012), Martinez et al(2012)은 텍스트 정보를 이용한 분석 과정에서 텍스트가 담고 있는 감성(Opinion)을 분석하고 이를 연구 과정에 활용함.
- 이광석(2014), 최정원 · 한호선 · 이미영 · 안준모(2015), 조남옥 · 신경식(2016)은 텍스트 정보를 활용한 기업 부도예측 모형의 유용성을 실증함.
- Chen et al(2014), 김민수 · 구평회(2013), 안성원 · 조성배(2010)는 뉴스 텍스트마이닝 기법을 주가예측 모형에 활용

▣ 인공지능(딥러닝) 기법은 비교적 최신의 방법론으로서 금융 및 재무 분야에서는 전통적인 방법론에 의한 예측 방법론에 비하여 연구의 양과 질 모두 부족하지만 최근 기술의 발전 및 전 세계적인 관심 증가와 함께 관련 연구가 매우 급격하게 증가하고 있음.

- 이재식 · 한재홍(1995)은 기존의 재무정보만 활용한 부도예측의 한계가 있음을 지적하고 이를 보완하기 위하여 비재무정보를 활용한 인공신경망 기반의 부도예측 모형을 제시
- Kim and So(2010)는 SVM 기법으로 부도예측을 수행하고, 정보가 상대적으로 부족한 중소기업의 경우 기존의 방법론보다 인공지능 기법의 예측 성능이 더욱 우수함을 실증
- 김성진 · 안현철(2016)은 금융기관의 신용위험관리의 중요한 도구인 기업신용등급 예측 과정에 인공지능 기법 중 랜덤 포레스트(Random Forests) 방법을 적용
- Yeh et al.(2015)은 딥러닝 개념의 인공신경망 기법 중 하나인 Deep Belief Networks (DBN)이 기존의 머신러닝 중 대표적 기법인 SVM보다 기업 부도예측 성능이 더 우수함을 실증
- Addal(2016)은 인공신경망, K 근접 군집분석 등의 방법론을 이용하여 기업부도예측 모형이 우수한 예측력을 보이는 것을 실증

2. 연구방법론

▣ 선행연구를 참고하여 확보 가능한 다양한 정보 원천을 모두 포괄하여 예측 모형에 활용

- 재무 정보의 경우 기업에 대한 가장 기본적이고 객관적인 실적 지표로서 기업 부도예측에 반드시 활용되는 정보
- 시장 정보는 분석 시점의 기업에 대한 최신 정보를 반영하고 있다는 특성이 있으므로 재무 정보의 적시성 부족 문제를 보

완하나 유가증권 시장에 상장되어 주식이 거래되고 있는 기업들만의 정보를 이용한다는 한계

- 재무 정보와 시장 정보는 두 정보를 결합하여 모형에 반영이 가능함. Nam et al.(2008)의 연구는 Hazard 모형을 활용하여 재무정보와 시장정보를 결합한 부도 예측 모형 제시
- 거시경제 지표의 경우 과거 일부 부도 예측 연구에서 설명변수로 활용은 되고 있으나, 그 빈도가 재무지표나 시장지표에 비하여 많이 떨어짐.
- 여러 선행연구에서 적용하는 비정형 정보는 그간에 연구들이 주로 사용하지 못하였던 뉴스 및 인터넷 등의 텍스트 정보를 원천으로 활용하는 경우가 많음.

▣ 본 연구 분석 과정에서 활용한 예측 방법론의 종류와 각 방법론의 특징

예측모형		
분류	방법론	특징
이진분류 방법	로지스틱 회귀분석 (Logit)	전통적(대표적) 이진분류 모형
	Decision Tree	대표적인 Data mining 기반 이진 분류 방법론
생존분석	Cox-PH Hazard	공변량의 특성에 따른 생존기간 예측 모형
인공지능 (머신러닝) (딥러닝)	Random-Forest (RF)	Random-Forest 여러 개의 Decision Tree들을 임의적으로 반복 학습하여 추정하는 앙상블 기법을 활용한 예측 방법론
	SVM	데이터가 어느 카테고리에 속할지 판단하는 비확률적 이진 선형 분류 모형을 만들어 예측하는 방법론

	Deep Neural Network (DNN)	인공신경망의 Hidden Layer 층을 겹겹(Deep)하게 설계한 방법론
	Recurrent NeuralNetwork(RNN)	DNN의 Hidden Layer 설계 시 변수간의 시간 순서(Sequence)를 고려하여 설계하여 학습 과정에 활용한 딥러닝 방법론
시장정보*	KMV 모형	옵션 가격 결정모형을 기반으로 주가 변동에 따른 부도 확률을 산출하는 방법론

▣ 텍스트 데이터를 예측 모형 등에 활용하기 위해서는 계량화된 변수로 측정하는 과정이 필요

- 'Word2vec'은 단어들 간의 연관된 규칙을 찾아서 각 단어의 관계를 계량적으로 산출하는 방법론으로서, 각 단어 간의 앞뒤 관계를 보고 근접도를 벡터의 형태로 계산하는 알고리즘
- 'Word2vec'을 활용하여 뉴스 기사 내에 언급된 단어 간의 관계를 계량적으로 분석할 수 있음.
- 본 연구에서는 부도와 연관된 기사에서 나타나는 '부도'의 의미를 가지는 다른 단어들을 객관적으로 판단('부도 연관 어휘')하는 근거를 마련하여 위하여 'Word2vec' 활용
- 산출된 '부도 관련 기사 비율'과 '부도 유사도' 지표는 수준이 높게 나타날 경우 이를 사전적인 '부도'의 징후로 판단할 수 있음.

▣ 여러 가지 방법론을 적용하여 기업 부도예측을 수행할 경우 모형의 성능을 비교하기 위해서는 동일한 개념으로 적용이 가

* 다른 방법론은 모두 연간 부도예측 과정에 활용하지만, 시장정보를 활용한 KMV 모형은 텍스트 정보를 이용한 월 단위 부도예측 과정에서만 비교 분석 모형으로 활용하였다.

능한 객관적인 모형 평가 방법 필요

- 본 연구의 기업 부도예측과 같은 이진 분류 예측의 상황은 두 범주(부도, 정상)간의 정확한 분류가 가능한지를 여러 모형 간에 비교하여 봄으로써 모형 평가를 수행
- 기업예측 모형과 같은 이진 판별 예측은 할 때, 예측 모형의 추정 값들은 0에서 1 사이에서 판별 값(Threshold)이 변함에 따라 정확도가 변동함. 따라서 최적의 판별 값 수준 결정 필요

		예측 범주		합 계
		1	0	
실제 범주	1	n_{11}	n_{10}	n_{1+}
	0	n_{01}	n_{00}	n_{0+}
합 계		n_{+1}	n_{+0}	n_{++}

정확도(Accuracy, 정분류율) = $(n_{11}+n_{00})/n_{++}$

민감도(Sensitivity) = n_{11}/n_{1+}

특이도(Specificity) = n_{00}/n_{0+}

▣ 예측 모형을 도출하여 모형의 예측력을 평가하는 과정에서 Sample data를 학습 세트(training set)와 평가 세트(test set)으로 나누어 예측 정확도(Accuracy)를 산출하고 이를 근거로 모형의 성능을 평가하여야 함(out of sample test).

- 본 연구도 학습 세트와 평가 세트를 전체 표본 중 중복되지 않도록 70% 대 30%의 비중으로 배분하여 모형 추정과 예측

력 평가 과정에 각각 사용

- 과거 부도예측 연구에서는 부도 기업의 표본(sample) 수가 너무 적어 표본의 불균형에 의한 모형 예측력 평가의 어려움이 있음을 한계로 지적하였음.
- 본 연구는 부도 기업의 표본을 고정하고, 정상 기업의 표본을 부도 기업 수만큼만 Random 형태로 Sampling하여 균형(equal-weighted. 50% 대50%) 표본을 구성하여 모형의 추정과 평가에 활용하는 방안을 적용.
- 다만 이러한 Sampling 방식을 사용할 경우 정상 기업 표본에서 표본 선택에 따른 편의(bias)가 발생할 수 있으므로, 평가 과정의 강건성을 얻기 위하여 정상 기업 표본을 반복적으로 총 100 세트(set)를 임의 확률(random)로 구성하여 모형 평가 과정에 활용
- 각 방법론의 예측 수준 평가를 위한 정확도 값은 모든 평가 세트(100 set)에서 산출된 정확도의 평균 수준으로 산출

Ⅳ. 실증분석

1. 부도 사건의 정의

▣ 기업 부도예측 연구 과정에서 보다 유용한 결과를 얻기 위해서는 기업의 부도(부실)에 대한 명확한 정의를 하는 것이 매우 중요

▣ 유가증권시장에서 ‘상장폐지’가 결정된 기업들 중 부도에 관련된 공시가 발생한 기업들을 부도 발생기업으로 인식하고 분석을 진행

- 이인로 · 김동철(2015), 최정원 · 오세경(2016) 등의 선행연구와 동일한 가정
- 상장폐지 사건은 부도와 반드시 연결된다고 볼 수는 없으나, 부도와 관련된 이유로 상장폐지가 발생한 대부분의 기업은 특수한 상황을 제외하고 부도가 발생하거나 부도에 준하는 재무상황이 발생함.

2. 데이터 수집 및 정제

▣ 2001년부터 2015년 까지 부도 정의에 따라 유가증권 시장에 상장된 기업을 대상으로 분석

시장구분	정상기업	부도기업	Total
KOSPI	678	133	811
KOSDAQ	1108	370	1478
Total	1786	503	2289

▣ 비정형 정보인 뉴스 텍스트 데이터 수집을 위하여, 네이버 뉴스 검색 홈페이지를 활용하여, 분석 대상 기업들에 대한 2010년 1월부터 2016년 12월까지의 84기간의 뉴스 컨텐츠를 수집

- 인터넷 뉴스 서버에 DB가 구축되지 않아 기사를 확보할 수 없거나, 총 집계기간 동안 기사 수가 부족한 기업, 검색이

불가능한 이름의 기업, 명확한 구별이 어려운 기업 등의 기사는 수집 과정에서 제외

- 제외 후 텍스트 정보 수집 대상 기업은 총 1,788개의 기업으로 총 2,506,080건의 기사를 텍스트 DB로 확보함. 기업당 평균적으로 약 1,401건, 1개월 당 평균적으로 약 16.6건
- 텍스트 DB는 집계 이후 자연어 처리, 분석 Sample 수 미달 제외, 특정 의미 단어 제외 등의 정제 과정을 거쳐 최종 텍스트 분석 DB로 산출됨.

▣ 텍스트 분석 DB를 기반으로 '부도' 및 '상장폐지'와 기사 내에 언급된 단어 간의 유사도를 'Word2vec'을 이용하여 산출

- '부도' 혹은 '부도' 및 '상장폐지'로 'Word2vec' 유사도 기준 상위 20개 단어 선별
- 선정된 부도 유사 단어가 포함된 경우 해당 기사를 부도 연관 기사로 간주하고, 전체 기사 대비 부도 연관 기사 비율을 산출하여 '부도 기사 비율'을 산출함.
- 기사를 구성하고 있는 개별 단어별로 '부도' 및 '상장폐지' 유사도를 부여하고, 각 기사별 '부도 유사도(평균수준)'을 산출함.
- '부도 기사 비율' 과 '부도 유사도' 는 부도 기사에 대한 계량화된 텍스트 분석 결과로서 향후 부도 예측 모형 추정 과정에서 설명 변수로 활용

▣ 정보 원천별로 모형 예측의 영향을 평가하기 위하여 취합된 분석 DB를 4가지의 데이터 세트로 분류하여 각각의 모형에 적용하고 가용한 데이터 수준에 따라 기간을 나누어 분석함.

방법론	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
적용 정보 (Source)	재무 정보	재무 정보 + 거시경제	재무 정보 + 거시경제 + (증권)시장 정보	재무 정보 + 거시경제 + (증권)시장 정보 + 미디어정보(Text)
데이터 수집가능 기간	1998~2015년 (연간)	1998~2015년 (연간)	**1998~2015년 (연간/월간)**	**2010~2015년 (연간/월간)**
변수 정보	31개 변수	42개 변수	49개 변수	60개 변수

- 총 7개의 분석 Set가 구성되어 각각의 예측 방법론에 적용됨

1) Set A(2001~2016년) : 재무, 시장, 거시경제 정보. 총 2291개 (부도 502개) 기업 대상

2) Set B(2010~2016년) : 재무, 시장, 거시경제 정보. 총 1586개 (부도 258개) 기업 대상

3. 연간 예측 모형

▣ 각 분석 DB Set를 예측 방법론별 모형에 적합(Fitting) 하고 최적 모형을 도출함.

▣ SET A 결과(분석기간 2001년~2016년 적용)

- 가장 높은 정확도를 나타낸 방법론은 Random Forests 방법론
- 로지스틱 모형과 SVM 또한 0.9에 상회하는 높은 정확도가 산출
- 의사결정나무(Dtree)와 인공신경망(DNN, RNN) 등은 0.9에 다소 못 미치는 정확도

• 기업의 재무정보, 거시 경제정보, 시장정보를 포괄하여 가장 정보가 많이 활용된 〈SET3〉의 정확도는 타 데이터 세트에 비하여 다소 높게 산출. 하지만 유의미한 수준은 아님.

방법론	SET A_1	SET A_2	SET A_3	평균
logit	0.9258 0.0146	0.9208 0.0153	0.9272 0.0142	0.9246
Cox	0.7798 0.0183	0.7033 0.0237	0.7115 0.0199	0.7315
Dtree	0.8998 0.0183	0.8984 0.0179	0.8956 0.0180	0.8979
R.F	0.9357 0.0133	0.9350 0.0127	0.9381 0.0125	0.9363
SVM	0.9217 0.0153	0.9082 0.0179	0.9212 0.0226	0.9170
DNN	0.8533 0.0200	0.8584 0.0184	0.9052 0.0148	0.8723
RNN	0.8867 0.0210	0.9065 0.0232	0.9046 0.0279	0.8992
평균	0.8861	0.8758	0.8862	

▣ SET B 결과(분석기간 2010년~2016년 적용)

• Random Forests 방법론이 가장 우수한 예측력. SVM, 인공신경망(DNN) 순

• 로지스틱 모형은 상대적으로 모형 예측력이 하락. 인공지능 기법들의 예측력은 유지되거나 오히려 다소 상승

• 기존 전통적 정보 원천이 반영된 〈SET B_3〉에 뉴스 텍스트 정보까지 추가로 반영된 〈SET B_4〉가 타 모형에 비하여 모형 예측력이 높게 산출. 비정형 정보도 부도예측 성능 향상에 영향을 줄 수 있음을 실증하는 결과임. 유의성은 떨어짐.

방법론	SET B_1	SET B_2	SET B_3	SET B_4	평균
logit	0.8651 0.0427	0.8804 0.0410	0.8989 0.0383	0.9093 0.0338	0.8884
Cox	0.8280 0.0312	0.8235 0.0335	0.8473 0.0335	0.8745 0.0282	0.8433
Dtree	0.8910 0.0293	0.8895 0.0288	0.8868 0.0274	0.8862 0.0271	0.8884
R.F	0.9369 0.0224	0.9373 0.0226	0.9381 0.0225	0.9392 0.0222	0.9379
SVM	0.9217 0.0273	0.9148 0.0263	0.9271 0.0278	0.9178 0.0282	0.9203
DNN	0.9071 0.0285	0.9053 0.0282	0.9215 0.0286	0.9317 0.0299	0.9164
평균	0.8916	0.8918	0.9033	0.9098	

▣ 연관 예측 모형 추정 결과 인공지능 중 Random Forests 방법론이 두 데이터 SET 모두 가장 높은 수준의 예측력 나타남.

• 데이터 수가 상대적으로 적은 〈SET B〉에서도 우수한 예측력을 유지함으로써 인공지능 기법이 강건하게 기업의 부도에 대한 예측을 잘 수행할 수 있음을 실증

• 인공지능_DNN의 예측 성능이 기대 수준에 미치지 못함. 컴퓨터 하드웨어를 보강하고 추가적인 효율화 방안을 도입하

여 이러한 구조를 개선하면 현재보다 더 높은 예측 정확도를 얻을 가능성이 있음.

▣ 텍스트 데이터를 추가로 반영한 〈SET B_4〉의 예측 정확도는 방법론에 따라 약간의 차이는 있지만 전반적으로 텍스트 데이터를 반영하지 않은 SET에 비하여 유의한 수준의 정확도 차이가 나타나지 않음.

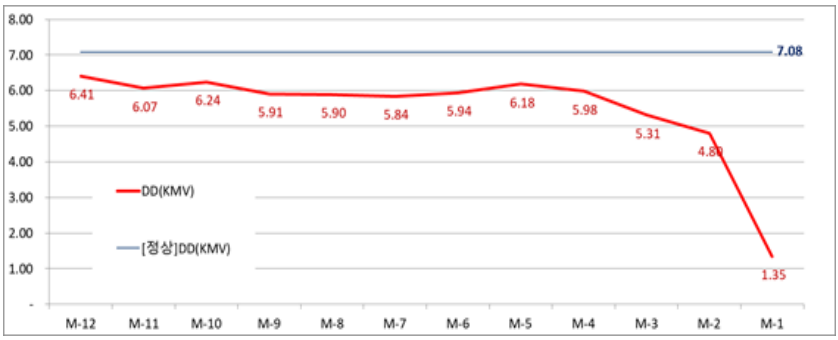
- 재무정보만 활용한 〈SET A_1〉, 〈SET B_1〉의 예측력도 타 SET에 비하여 큰 차이가 없음.
- 이는 상장 기업의 경우 다양한 공시 요구 및 규제에 의하여 기업의 정보가 재무정보에 이미 충분히 반영되어 나타나는 결과라 판단됨.

4. 월간 예측 모형

▣ 미디어의 뉴스 기사는 시장 정보(주가)와 마찬가지로 실시간으로 공개되는 정보임. 따라서 시장정보를 활용한 예측 모형인 KMV 모형과 유사한 형태의 부도예측 모형 구축 가능

- 기업의 부도 관련 뉴스가 실제 부도가 발생하는 시점 이전에 부도 가능성을 선제적으로 알려줄 수 있는지, 조기 경보 지표(early warning index)로서 활용 가치가 있는지 연구
- 분석 가능 대상 Sample : 부도 기업 52개, 정상기업 855개 확보
- KMV모형 및 텍스트 기반 모형의 부도예측 단위는 월간이며, 부도 기준 직전 12개월의 추이를 분석함.

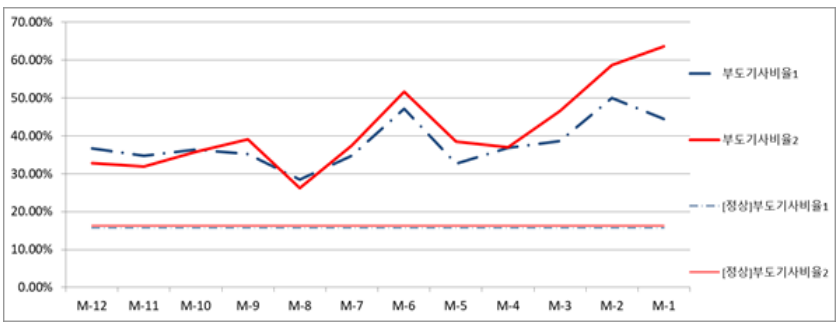
▣ 시장정보(KMV) 모형 산출 결과



• 부도 기업의 경우 부도 발생 1년전부터 점진적으로 평균 수준에 비하여 다소 낮은 수준으로 D.D. 가 하락하다가, 부도 발생 3개월 전부터 급격하게 하락함.

▣ 텍스트 정보기반 예측 모형 산출 결과(부도 기사 비율 추이)

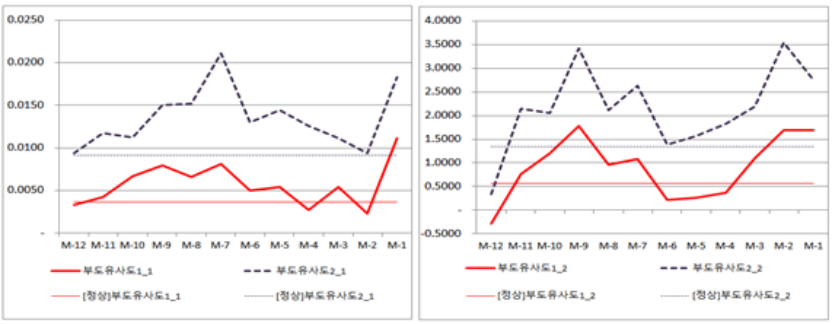
• 동일한 기간과 동일한 기업에 대하여 기사 텍스트 DB를 기반으로 산출한 부도 기사 비율



• KMV 모형과 마찬가지로 부도기사 비율은 부도 발생 12개월 이전부터 점진적으로 상승하여 지속적으로 정상기업에 비하여 높은 수준으로 산출

▣ 텍스트 정보기반 예측 모형 산출 결과(부도 유사도 추이)

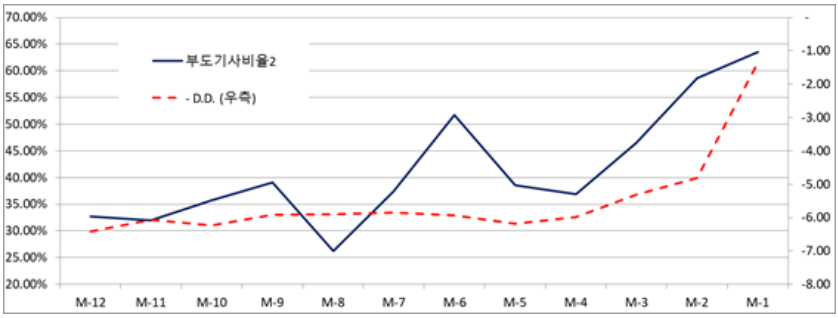
- 동일한 기간과 동일한 기업에 대하여 기사 텍스트 DB를 기반으로 산출한 부도 유사도



- 부도 유사도 역시 부도기사비율과 마찬가지로 부도발생 이전부터 정상기업과 차이가 나타남.
- 단, KMV 와 부도기사비율과는 달리 점진적 상승 추세가 다소 약하고, 부도 시점에 가까워지면서 오히려 정상기업보다 떨어지는 수준도 나타나는 것을 확인할 수 있음.

▣ KMV 모형과 텍스트 정보기반의 예측 모형은 각각 부도 발생 이전 시점부터 부도 가능성이 상승함을 보여주는 것을 확인할 수 있음.

- 선제적 예측 성능을 비교하기 위하여 두 모형을 함께 그래프로 도식화
- 부도 기사 비율은 KMV 모형의 결과인 D.D. 와 비슷한 형태로 부도 가능성에 대한 신호가 나타남.
- 특히 부도 발생 6개월 이전 시점 부터는 지속적으로 KMV 모형보다 다소 높은 수준으로 부도 기사 비율이 나타남.



▣ '부도 기사비율'과 '부도 유사도'를 활용할 경우 KMV 모형과 유사한 형태로 부도 예측이 가능하며 추가적인 확장도 가능함.

- 부도 발생 시점을 기준으로 KMV 모형 보다 이전 기간에 부도 유사도가 상승하여 기업 부도에 대한 조기경보 지표로서 충분히 활용 가능성이 있음.
- 텍스트 정보 기반의 부도예측은 주가 정보가 없는 비상장기업에도 활용이 가능하다는 점에서 KMV 의 단점을 보완하는 방법론으로 더욱 의미가 있음.

▣ 텍스트 기반의 부도 예측 방법 또한 기업관련 뉴스의 편중 문제가 나타나는 단점이 있음.

- 대부분의 기업 뉴스는 일부 매우 우량하고 유명한 대기업에 대한 기사가 많이 생성되고, 정작 부도가 많이 발생하는 규모가 작은 기업에 대한 뉴스는 상대적으로 매우 적음.
- 향후 이를 보완하기 위해서는 텍스트 데이터 확보 정보 원천을 미디어 뉴스뿐만 아니라 기업 공시자료, 증권/투자 관련 게시판, 해당기업 홈페이지 등으로 확대하여 보다 광범위한 텍스트 데이터의 확보가 필요함.

Ⅴ. 결론 및 시사점

▣ 기업 부도 예측 과정에서 우선 비정형 데이터인 뉴스 텍스트 데이터를 계량화하여 새로운 정보 원천으로 활용할 수 있는 방법을 제시

▣ 기존 정보 원천과 함께 텍스트 정보를 포함한 인공지능 기반의 예측 방법론을 제시하고 기존의 방법론과 예측력을 비교 분석

▣ 연구 결과, 연간 모형에서는 인공지능 기법인 Random forests 기법이 가장 우수한 예측력이 나타나는 것으로 분석

- 인공지능을 이용한 다른 방법론들도 전반적으로 기존의 전통적인 예측 방법보다 예측력이 우수함.

▣ 또한 뉴스 텍스트를 추가적인 정보 원천으로 추정한 월간 예측 모형의 경우 시장 정보 기반의 예측 모형인 KMV 모형과 유사한 결론을 도출할 수 있는 것으로 나타남.

- 기업 부도 예측 과정에서 텍스트 정보 기반의 부도 예측 모형은 조기 경보 모형으로 충분히 활용이 가능함.

▣ 중소기업(SME)과 개인에 대한 부도 예측 모형으로 연구의 확장이 필요

- 현재 분석 대상인 상장기업의 경우 재무 정보가 기업 현황을 비교적 잘 반영하고 있고, 기업에 대하여 발생하는 정보 또

한 주가에 즉각 반영되고 있는 편이기 때문에 텍스트 정보 및 인공지능 도입에 대한 예측 증가 수준이 미미할 수 있음.

- 재무정보의 신뢰도가 떨어지고 시장 정보의 확보가 어려운 중소기업이나 개인에 대하여 본 연구의 부도 예측 방법을 적용한다면 기존의 방법에 대하여 추가적인 예측 수준 증대를 얻을 수 있을 것으로 기대됨.
- 기업을 대상으로 하는 연구의 경우, 뉴스 텍스트 정보와 함께 웹 페이지, 공시자료 등 추가적인 정보 원천을 포괄하여 적용하면 추가적인 예측 수준 개선이 기대됨.

▣ 빅데이터 및 딥-러닝 분야는 아직까지 국내 금융, 재무 분야에서 관련 연구가 부족함.

- 본 연구에서 활용한 방법론은 타 연구에서도 충분히 응용하여 활용이 가능하므로 향후 관련 된 연구가 많이 발전할 것이라 기대할 수 있음.

Ⅰ. 연구배경 및 목적

과거부터 금융 산업은 신용 위험을 잘 관리하는 것이 가장 중요한 목표 중 하나였으며, 정확한 부도 예측은 신용 위험을 사전에 방지하는 가장 기초적인 기반이다. 신용 위험이 주요 발생 원인으로 지목되었던 IMF 위기 이후, 주요 국내 금융기관 및 관련 연구기관은 대출 차주의 부실을 선제적으로 예측하는 다양한 방법론을 연구하였으며 많은 발전된 방법론이 제시되었다. 하지만 이와 같은 노력에도 불구하고 정보통신(IT) 및 운송 기술의 발전에 따른 글로벌 경제화, 급격한 산업 구조 변화, 기업 경영환경 변화 등에 따라 새로운 원인에 의한 신용 부실(부도) 사건 또한 지속적으로 발생하고 있다. 특히 기업 부실이 발생할 경우, 해당 기업의 근무자, 유관 기업 및 개인, 금융기관을 비롯한 주요 투자자 및 채권자 등 모든 연관된 경제 주체에 연쇄적인 피해가 발생할 수 있다. 따라서 기업 부도 위험을 보다 정확히 예측하고 평가하는 방법을 개발하는 것은 더욱 중요한 연구 과제이다.

과거 기업 부실을 예측하는 많은 연구는 주로 재무(회계) 정보와 (주식)시장 정보를 기반으로 예측을 수행하였다. 우선 재무 정보는 공시된 정보를 활용하므로 기업의 현황을 가장 객관적이고 표준화된 형태의 데이터를 활용할 수 있다는 대표적인 장점이 있다. 다만 재무 정보는 분기 혹은 연단위로 작성되고, 각 기업의 결산 시점 이후 공시되는 데까지 일정 기간이 소요되기 때문에 사전적인 부도 예측이 필수 요소인 예측의 '적시성'이 떨어지는 근원적인 한계점이 있다.

이러한 단점을 보완하기 위하여 'KMV모형'으로 대표되는 시장 정

보 기반의 방법론이 제시되었다. 기업의 주가는 투자자들에 의하여 실시간으로 평가된 결과가 시장가격으로 형성되므로, 기업의 현황 수준을 가장 빠르게 반영하여 주는 정보이기 때문이다. 하지만 시장 정보 기반의 예측 모형도 단점을 가지고 있다. 우선 유가증권 시장에서 거래가 활발한 상장기업만을 대상으로 적용할 수 있다는 한계와 주가에 영향을 주는 거시경제 요인이나 산업 요인, 각종 뉴스에 의한 일시적인 요인 등의 영향을 통제하지 못한다는 단점을 가지고 있다.

본 연구는 기존에 활용되던 재무 정보와 시장 정보 외의 새로운 정보 원천을 활용한 기업 부도 예측 모형을 추정하고 기존의 예측 모형에 비하여 초과적인 예측 성과를 얻을 수 있는가에 대하여 연구하였다. 이를 위하여 먼저 빅데이터 연구 분야에서 많이 활용되는 텍스트 마이닝과 인공지능 기법을 이용하여 텍스트 정보를 측정 가능한 변수로 계량화하는 방법을 제시하였다. 이후, 전통적인 변수와 텍스트 기반의 변수를 포괄하여 인공지능 기반의 예측 모형을 추정하여 기존의 모형 대비 예측의 유용성을 실증 분석하였다.

우선, 부도 예측을 위한 새로운 정보 원천으로 과거 활용이 어려웠던 텍스트 형태의 비정형 정보인 뉴스 정보를 활용하였다. 기업에 관한 뉴스는 해당 기업에 대한 가장 빠른 정보 중 하나로서 기업의 가치와 연관된 여러 정보를 다루고 있다. 따라서 뉴스 정보는 기업이 부실화되는 징후를 사전적으로 알 수 있는 추가적인(additional) 혹은 대체(alternative)할 수 있는 정보 원천으로서의 충분한 가치가 있다.

텍스트마이닝으로 대표되는 텍스트 분석기법은 본 연구에서 활용하는 뉴스 정보뿐만 아니라 기업 공시 데이터, 웹 게시판, 기업관련 SNS 등 매우 광범위한 매체로 확장이 가능하다. 텍스트마이닝은 문서, 웹 등의 텍스트 정보를 데이터베이스로 수집하고 데이터로 정제

하는 과정을 포괄하는 개념으로서 정보처리 기술과 관련 기반(infra)의 발전에 따라 최근 급격하게 활용도가 높아지고 있다.

텍스트를 활용한 정확한 예측 모형 구축을 위하여 되도록이면 많은 텍스트 정보의 확보를 필요로 하게 되는데, 텍스트 데이터를 수기(scrap)로 취합할 경우 분석 표본(sampling) 데이터 수집 범위의 한계가 발생한다. 따라서 텍스트마이닝 과정에서는 광범위한 데이터의 보다 효율적인 확보 및 관리를 위하여 웹 데이터베이스(DB)에 직접 접근하여 데이터를 확보하는 웹 크롤링(web crawling) 방법을 주로 활용한다. 이는 기존의 수작업에 의존하여 텍스트 데이터를 수집하는 방법에 비하여 가용한 데이터의 범위를 크게 증진시킬 수 있고 분석자의 편의(bias) 혹은 실수 등의 오류(error) 또한 감소시킬 수 있다. 본 연구는 선행연구에서 활용되었던 여러가지 텍스트마이닝 관련 방법론을 활용하여 텍스트 정보 기반의 계량화된 지표를 산출하는 방법론을 연구에 적용하였다.

또한, 본 연구는 인공지능(A.I.) 분야의 여러 방법론을 적용하여 기존 방법론과 예측력을 비교 분석하였다. 머신-러닝(Machine-Learning), 딥-러닝(Deep-Learning) 등의 용어로 대표되는 인공지능 분야는 컴퓨터 공학을 이용하여 인간의 두뇌와 같이 컴퓨터가 학습 과정을 거쳐 예측 프로세스 등의 의사결정을 수행하는 체계를 의미한다. 과거에는 다양하고 동시 다발적인 경우의 수를 처리하는 데 물리적으로 발생하는 한계로 인하여 주목받지 못하였으나, 최근 'Google'사의 'AlphaGo'로 대표되는 딥-러닝 체계가 실제 인간의 판단 수준과 속도 면에서 대등하거나 오히려 능가할 수 있다는 것이 증명됨으로써 전 세계적으로 큰 관심을 받고 있다. 인공지능은 학습 데이터가 많을수록 예측력이 우수해지는 특성이 있으므로, 텍스트 데이터 등의 빅데이터를 원천으로 활용하는 본 연구와 같은 예측 과

정에서 더욱 우수한 효과를 기대할 수 있다. 또한 텍스트 마이닝 과정에서도 'Word2Vec'과 같은 인공지능을 이용한 계량화 방법론을 활용하여 보다 객관적이고 정확한 계량 변수를 생성할 수 있다.

빅데이터 및 인공지능 방법론은 제4차 산업혁명의 핵심 기술로서 여러 분야에서 많은 관심을 받고 있지만, 금융, 재무 영역의 연구에 적용된 사례는 아직은 많지 않다. 따라서 본 연구는 기업 부도예측 과정에 이러한 새로운 방법론 적용을 시도하고 예측 결과의 정확도를 비교 분석하여 기존의 방법론 대비 유용성을 실증해보고자 한다.

Ⅱ. 빅데이터 및 인공지능의 금융 관련 분야 활용 현황

1. 빅데이터 및 인공지능의 발전

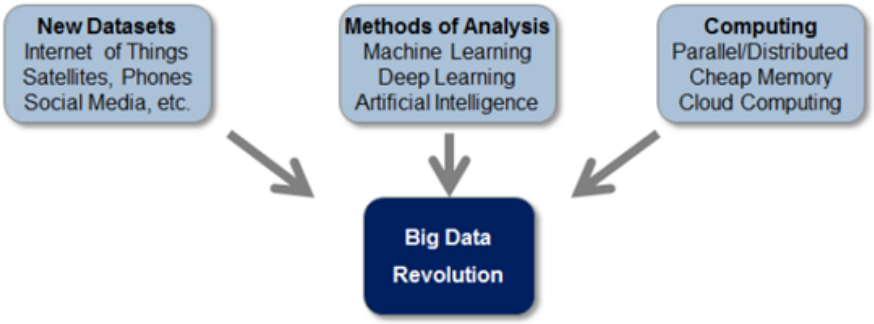
제4차 산업의 핵심 분야로 언급되는 빅데이터 및 인공지능 분야의 발전은 인터넷, 이동통신을 중심으로 하는 모바일(Mobile), 디지털 위성, 소셜미디어서비스(이하 SNS) 등의 IT 기술 및 소프트웨어의 급격한 발전을 기반으로 한다. 빅데이터 및 인공지능 혁명은 다음의 세 가지 기반으로부터 발전하고 있다(JP Morgan, 2017).

1) 분석 가능한 데이터 양(Size)의 급격한 증가
- 기존 방법으로 확보할 수 없었거나 너무 방대하여 관리하기 어려웠던 정보 원천에 대한 접근이 가능해짐
- 전 세계 데이터 량의 90%는 최근 2년간 생성된 Data일 정도로 급격하게 상승

2) 복잡하고 방대한 데이터 분석을 위한 방법론의 발전
- 머신러닝, 딥러닝 등의 인공지능 방법론의 발전
- 시뮬레이션 Tool의 발전

3) 컴퓨터 과학(Computing Science)의 진화
- 클라우드 컴퓨팅 등의 공유형 컴퓨팅, 병렬처리 기반의 소프트웨어 등 대용량 데이터에 대한 효과적인 처리 및 보관 가능
- 비교적 합리적인 가격으로 체계(시스템) 구축 가능

〈그림 1〉 빅데이터 혁명의 기반



가. 빅데이터

빅데이터는 다음의 세 가지 속성을 가지는 특성을 가지는 데이터를 뜻한다(JP Morgan, 2017).

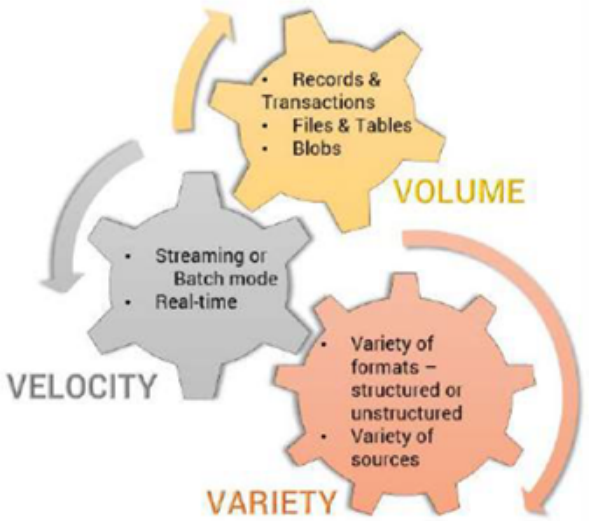
1) **Volume** : 기록, 파일, 거래 등으로부터 수집되는 데이터의 크기(size)가 매우 방대함.
기존의 접근이 불가능했던 정보 원천에 확보에 의한 데이터 증가뿐만 아니라, 시간의 변동에 따른 연속된 정보의 획득 또한 데이터의 크기를 늘리는 중요한 요인으로 작용

2) **Velocity** : 방대한 데이터를 분석하는 데 있어 물리적인 시간 소요가 너무 길어질 경우 분석의 실효성이 많이 제약 받음. 따라서 실시간(Real time)에 준하는 데이터의 수집, 관리 및 분석 속도가 현재의 빅데이터 혁명의 핵심 기술임.

3) **Variety** : 데이터의 원천(Source)이 매우 다양해짐에 따라 데이

터의 형태(Format) 또한 매우 다양함.
구조화(structured, SQL tables or CSV files), 준 구조화(semi-structured, JSON or HTML) 혹은 비구조화(unstructured, blog post or video message) 데이터로 각각 구분.

〈그림 2〉 빅데이터의 3 요소



빅데이터는 크게 개인 정보, 비즈니스 정보, 센서(Sensor)에 의하여 수집되는 정보로 구별할 수 있다.

1) **개인 정보** : Social Media, 뉴스, 평론 등 개인과 관련된 정보 (주로 웹 페이지를 원천으로 함)

2) **비즈니스 정보** : 회사 공개 정보, 상업적 거래 정보, 신용 거래 (카드 등) 정보, 공공기관 정보

3) **센서 정보** : 자동차/비행기/선박 등 위성 기반 정보, 사물 인터넷(IoT) 정보, 기타 지리 정보

나. 빅데이터의 수집 및 관리

전통적으로 금융과 연계된 산업에서 신뢰적인 데이터 획득을 위하여 주로 사용되는 정보 원천은 증권 거래소나 금융 감독 기관이 공개하는 정보이다.[1)] 대표적인 예로 금융 시장의 가격, 변동성 등의 데이터와 재무제표 형태로 제공하는 공시 데이터를 들 수 있다. 또한 국제적으로는 각국의 중앙 은행, G-20, Financial Stability Board (FSB) and International Monetary Fund(IMF) 등의 기관에서 관련 데이터를 제공하고 있다(Flood, 2015).

금융 관련 데이터는 지정된 시점의 횡단면적인 현황을 제공하는 경우도 있지만 많은 데이터는 시간, 일, 주, 월, 분기, 연도 등의 시간 주기에 따라 지속적으로 생산되는 시계열(Time-Series) 데이터이다. 특히 이러한 주기를 매우 짧은 단위(High-frequency)로 수집할 경우 데이터의 양이 매우 급격하게 늘어나게 되는데, 이 때 빅데이터 분석 기법들이 유용하게 사용될 수 있다. 물론 이 과정에서 회귀 모형, 패널 모형, 시계열 모형 등의 전통적인 분석 기법들도 분석 목적이나 상황에 따라 활용이 가능하다.

금융 관련 데이터 수집 과정에서 금융 위기와 같은 거시 경제의 체계적 위험(Macro economical systemic risk) 상황을 고려하는 것이 중요하다. 이 기간에는 금융 시장에 연관된 금융 기관 및 각 산업의

1 국내의 경우 DART의 각 기관별 공시자료, 미국의 경우 SEC의 10-K reports, FRB 공개 자료 등을 예로 들 수 있다.

기관들의 데이터가 매우 변동이 심하여 정상적인 관점에서 이를 분석할 경우 분석 결과의 왜곡이 발생할 수 있다. 특히 본 연구의 목적인 신용위험 예측 모형의 경우 이러한 기간의 영향을 반영할 수 있어야 유의미한 모형으로 활용될 수 있다.

데이터를 획득하는 또 다른 방법으로 데이터의 결합(Integration)을 들 수 있다. 예를 들어, 기업에 대한 신용 위험을 예측하기 위한 정보 원천으로 해당 기업 고유의 재무 정보뿐만 아니라 거시경제 수준 및 해당 기업이 속한 산업에 대한 지표를 결합하여 분석 데이터 원천으로 사용 하는 것이다. 빅데이터 분야에서는 이러한 이종 데이터 원천 간의 결합을 통하여 정보 원천의 확대를 다양하게 시도하고 있다.

수집된 데이터는 정제(cleansing)과정을 거쳐 분석에 활용하여야 한다. 데이터 정제 과정은 분석 데이터의 품질 향상을 위해서 필요한 과정으로서, 입력 누락(missing), 입력 오류(error), 잡음(noise), 이상치(outlier) 등을 처리하여 해당 데이터가 분석 과정에서 문제를 발생시키지 않도록 하는 절차를 의미한다. 구체적인 정제 방법은 데이터의 형태와 분석하고자 하는 모형에 따라 결정된다. 정제를 마친 데이터는 분석 모형 및 향후 활용이 가능하도록 적정한 식별자를 부여하여 효율적인 데이터베이스(database, 이후 DB) 형태로 관리되어야 한다.

다. 인공지능 기법

인공지능의 개념은 1956년에 수학자, 과학자 등이 모인 다트머스 회의에서 처음 등장했다. 당시 인공지능 체계는 주어진 문제를 해결

하기 위해 논리를 기계로 풀어내고자 하는 연산을 가진 컴퓨터 개념에 가까웠다. 이후 1960년대에 인공지능 기법 연구가 시작됐지만, 1970년에 문제 해결 로직의 한계점과 컴퓨터의 기술적인 한계에 부딪치면서 인공지능 실현가능성에 대한 의문이 제기되며 인공지능은 두 차례 큰 빙하기를 겪는다. 이후 여러가지 방법론 및 기술 등의 진보가 이루어져 1990년대 이후에는 인공지능에 대한 관심이 증가했고 최근 '알파고' 와 같은 사건으로 그 관심은 폭발적으로 증가하고 있다. 인공지능 시장에 대한 전망은 기관별로 상이하지만 인공지능 시장이 빠르게 성장할 것이라는 전망은 동일하다(김원걸 · 유성민 · 김영상, 2016).

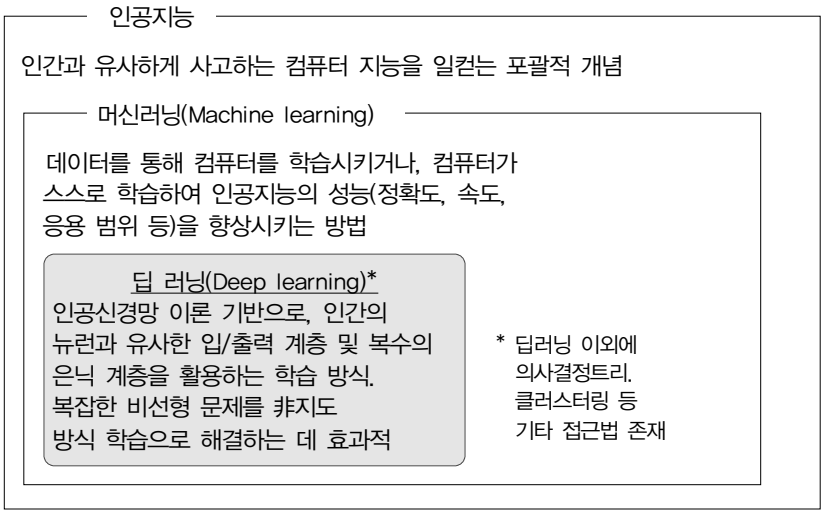
시장전문 조사기관인, Tractica에 따르면 인공지능 시장은 연평균 82.9%로 성장해 2015년 약 3천억원 규모에서 2020년에 약 5조원의 시장을 형성할 것으로 전망했다. 일본 EY연구소의 경우 인공지능 관련 시장을 좀더 넓게 보아, 2015년 약 32조원에서 2020년에는 약 240조원으로 성장할 것으로 전망했다. 연 평균 성장률은 44%로 계산했다. 아울러 IBM에 따르면 2025년에 인공지능 시장은 2,000조원에 달할 것으로 전망했고 멕킨지는 그보다 더 높은 수치인 7,000조원에 이를 것으로 전망했다. KT경영연구소는 국내의 경우 인공지능 시장규모가 2020년 2.2조원 시장을 형성하고, 2030년에는 27.5조원의 시장을 형성할 것으로 전망했다.

인공지능은 컴퓨터 공학과 통계학의 범주에 포함되는 분야로서, 인간이 지정한 방법에 따라 학습하여 업무를 수행하는 '지도 학습(supervised learning)'과 컴퓨터가 스스로 경험한 내용에 대하여 학습을 할 수 있도록 설계하는 '비지도 학습(un-supervised learning)' 체계를 뜻한다. 이러한 두 가지 학습 과정을 통하여 스스로 달성하고

자 하는 업무에 대한 성능이 향상될 수 있다. 예를 들어 '자율주행차'는 처음에는 인간이 운전하는 방법에 대하여 학습을 시킨 내용대로 주행을 시도하면서(지도 학습), 이후 주행 과정을 통하여 경험을 얻고 이후 계속적으로 스스로 주행하면서 여러 가지 상황을 경험하고 자율 주행을 최적화 시킨다(비지도 학습).

인공지능을 입력(input)되는 과거 데이터의 추세(historical patterns)와 상관없이 예측 결과(output) 값을 산출한다고 보는 견해도 있다. 즉, 인공지능 기법이 기존 모형 체계와 가장 다른 점을 모형에 근거하지 않는 특성으로 보는 견해이다. 하지만 앞서 언급한 '지도 학습'의 경우 기존의 통계적 방법론을 활용하여 학습 과정을 수행하는 경우가 많기 때문에 이렇게 단정하는 것은 어려울 수 있다.

〈그림 3〉 인공지능과 머신러닝, 딥러닝 개념[2)]



2 Source : "알파고의 딥 러닝(Deep Learning) 금융업 적용 사례", KB 지식비타민,

‘머신러닝’, ‘딥러닝’ 등의 인공지능 개념은 최근에 주목받은 분야로서 관련 연구자 및 업계 종사자 간에도 아직 각각의 체계에 대한 개념적인 정의가 혼동되는 경우가 많이 발생한다. 〈그림 3〉은 비교적 공통적으로 인식되고 있는 각 체계에 대한 개념도이다. 우선 인공지능이 가장 큰 개념으로서 머신러닝을 포괄하고, 머신러닝에 딥러닝이 포함되는 구조이다. 머신러닝과 딥러닝은 복수의 정보처리로 인간이 의도하지 않은 ‘비지도학습’의 효과 여부로 판단하는 개념이다.

하지만 컴퓨터가 스스로 학습하여 최적 예측 방법을 탐색하는 개념은 기존의 머신러닝에도 이미 존재하였기 때문에 이 또한 판단 기준에 따라 모호한 경우가 있다. 따라서 일부 연구자는 딥러닝을 단순히 ‘머신러닝의 중첩’의 개념으로 보고 별도로 구별하지 않는 견해도 존재한다. 본 연구는 머신러닝으로 분류되는 기존의 인공지능 기반의 예측 방법론과 딥러닝으로 분류되는 인공신경망 기반의 예측 방법론을 특별히 구분하지 않고 모두 활용하였다.

2. 빅데이터 및 인공지능의 금융 산업 활용

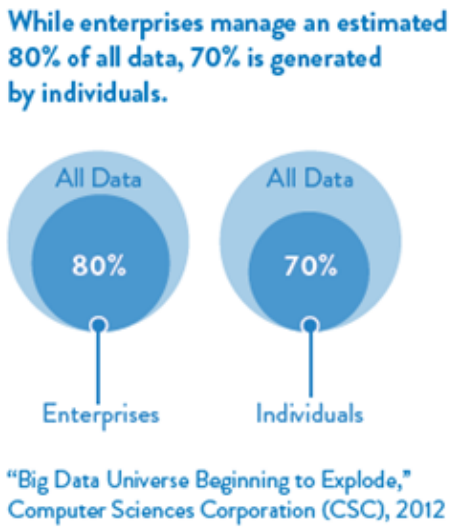
가. 소매 금융 시장의 빅데이터 혁명

빅데이터가 금융시장에 도입되면서 또 하나의 도구(tool)가 확보된 것은 사실이지만, 아직은 혁명으로 평가하기는 어렵다. 여러가지 새로운 시도가 시행되고는 있지만 아직은 가시적인 성과로 나타나서 시장의 판도를 뒤흔드는 수준의 변혁이 명확하게 나타난 사례는 찾아보기 쉽지 않기 때문이다. 하지만 복잡하고 방대한 양의 데이터를 기반으로 예측 모형 등을 구축할 경우 기존의 방법론에 비하여 예측

성과가 높게 나타난다는 연구 결과들을 볼 때, 매우 많은 수의 개인 및 소규모 법인을 주로 대상 고객으로 하는 '소매 금융' 분야에서 특히 활용도가 높을 것으로 기대할 수 있다.

금융 산업에서 가장 대표적으로 빅데이터가 활발하게 활용되는 분야는 '신용 평가' 분야이다. 은행 여신뿐만 아니라 할부금융, 리스, 보험 등 신용 위험을 수반하는 모든 금융 분야에서 신용 리스크의 사전적인 예측을 위하여 빅데이터가 활발하게 도입되는 추세이다. 특히 소매 금융의 경우 고객의 정보가 기업 금융에 비하여 상대적으로 부족하기 때문에 음성, 텍스트 등의 비정형데이터를 활용하는 방안에 대하여 많은 시도가 이루어지고 있다. 물론 아직까지는 컴퓨터 및 처리 성능의 제한, 방대한 규모의 전산화되지 않은 데이터(non-digitized sources) 등의 문제가 발전을 더디게 하는 요인으로 작용하고 있다.

〈그림 4〉 소매 금융시장의 빅데이터 활용 현황



〈그림 4〉는 미국의 소매 금융 시장을 대상으로 조사한 결과로, 기업에 비하여 개인에 대한 정보 활용 수준이 다소 떨어지는 것을 보여준다. 따라서 빅데이터 유관 산업 및 기술의 발전으로 개인의 경우 활용 가능한 정보가 부족한 현재 상황을 개선시킬 수 있다고 기대할 수 있다. 즉, 빅데이터 기반의 새로운 체계는 고객이 제공하는 데이터를 넘어서, 고객에 대한 정보를 직접 확보하는 방향으로 정보의 부족 문제를 해결하고자 한다. 예를 들어, 고객의 행동패턴, 개인 성향, 웹 및SNS 등의 파생 정보 등을 정보화하여 고객에 대한 신용 평가에 대한 추가적인 정보를 확보하고자 하는 사례를 들 수 있다.

〈그림 5〉 미국 개인 신용등급 현황

〈그림 5〉는 미국 개인 신용평가 평점 부여 현황이다. 1000만명 정도의 개인 고객은 충분한 수준의 데이터를 근거로 신용평점을 부여받지만, 3000만~3500만명 정도의 개인 고객은 평점 산출이 어려운 것으로 나타난다. 이러한 상황은 국내도 마찬가지로, 개인 신용평가 대상자 중 상위 등급의 우량 고객의 경우 충분한 개인 속성과 거래 행태 데이터를 파악할 수 있기 때문에 비교적 정확한 수준의 신용 평가가 가능하지만, 신용등급이 낮은 고객의 경우 충분한 정보를 확보하는 것이 쉽지 않다. 하지만 실제로 신용 사건의 경우 대부분은 이러한 신용등급이 낮은 고객군에서 주로 발생하기 때문에 새로운 정보원천을 활용하는 빅데이터 기반의 신용 평가 체계가 더욱 필요하다.

나. 빅데이터 및 인공지능 도입에 따른 신용평가 발전 현황

최근 신용평가는 빅데이터 선진국 및 선도 기업을 중심으로, 다양한 변수를 고려하는 데 한계가 있는 기존의 판별 분석 방법론에서 벗어나 빅데이터를 활용한 인공지능 알고리즘의 활용도가 증가하고 있다.

미국 구글의 CIO, 더글라스 메릴이 설립한 '제스트파이낸스(Zest-Finance)'는 신용 평가 시 머신러닝에 활용하는 변수만 1만개 이상(신용점수+카드이용+SNS/인터넷 이용정보 등)이라고 한다. 또한 독일의 '크레디테크', 홍콩의 '렌도', 일본의 '소프트뱅크', '미즈호은행' 도 비슷한 규모의 데이터 수준을 기반으로 신용평가를 수행하고 있다고 한다.

미국의 온덱은 소규모 자영업자에게 대출서비스를 제공하는 온라인 대출 서비스 기업이다. 랜딩클럽과 마찬가지로 오프라인 지점은 하나도 없는 것이 특징이며, 모든 대출 서비스는 온라인으로만 이루

어진다. 온덱은 빅데이터 기반으로 기존 은행권에서 고려하지 못하는 부분까지 분석하여 정확한 신용 평가를 하는 것을 특장점으로 홍보하고 있다. 은행의 거래내역, 현금흐름, SNS의 댓글이나 평점까지 고려하는 신용도 분석 시스템은 높은 정확도를 보이는 것으로 알려져 있다. 뿐만 아니라 신용도 분석이 자동화되어 있기 때문에 대출 신청서를 작성하고 대출여부를 확인하는 데 걸리는 시간까지 약 10분 밖에 소요되지 않는다는 장점도 있다.

국내의 경우 선도적인 은행 및 핀테크 업체 등이 관련 분야 선진국가 및 기관의 방법을 기반으로 신용 평가 모형을 개선하고 있으나 아직은 뚜렷한 성과가 나타나고 있는 기관을 찾아보기는 쉽지 않다.

다. FICO의 AI활용 신용평가 모형 개선 사례[3)]

신용평가 모형은 대상이 되는 대상을 세분화하여 추정하는 방향으로 발전하여 왔다. 특히 소규모 기업(small business enterprises, SMEs) 혹은 개인과 같은 소규모 대출 차주의 경우 각각의 매우 다양한 특성이 나타나는데 이러한 특성을 모형에 반영하는 것은 단순한 일이 아니다. 예를 들어 기존의 신용위험 모형은 신규 차주와 기존 차주를 구분(categorizing)하여 위험을 평가하는 모형을 구축하는데, 이는 각 차주의 특성을 정확하게 반영하는 데에는 분명한 한계가 있다.

인공지능 알고리즘은 신용 평가모형의 산출 결과인 신용 평점을

3 http://www.fico.com/en/blogs/analytics-optimization/how-to-build-credit-risk-models-using-ai-and-machine-learning/
FICO(FairIsaacCorporation)는 1998년부터 신용평가와 관련된 인공지능 기반 모형의 특허를 1998년부터 보유하고 있다고 보고하고 있다.

산출하는 과정에서 개별적인 차주의 특성을 보다 정확하게 반영할 수 있는 방법을 제공한다. 인공지능은 인간이 구별할 수 있는 명확한 기준의 구분뿐만 아니라 통계적인 군집(clustering), 변수 간의 결합, 과거 이력과 현재 현황의 결합 등 다양한 분류(category)를 수행하여 이를 분석자에게 제공할 수 있다. 따라서 기존의 모형에 대비하여 차주의 다양한 특성을 합리적인 근거로 보다 정확하게 반영할 수 있다.

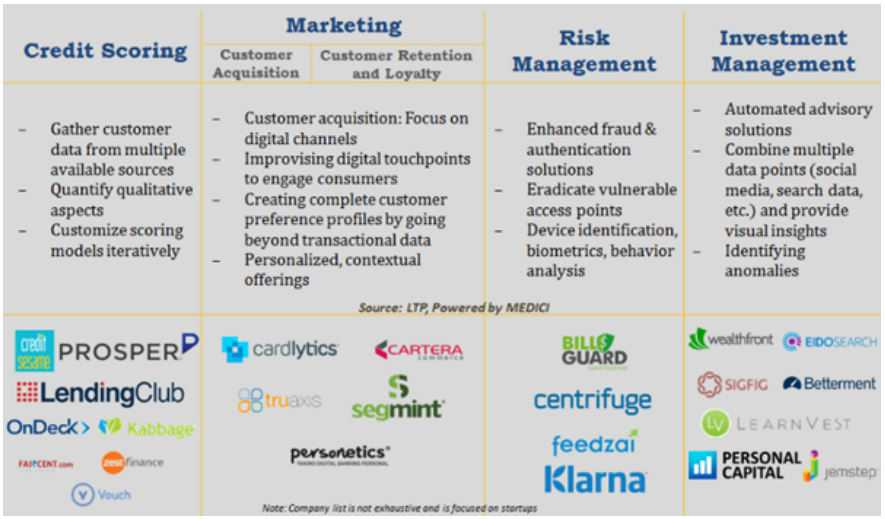
또 다른 인공지능을 활용하는 방법은 인공지능 기반의 예측 모형을 직접 이용하는 것이다. 인공지능을 이용한 예측 모형은 기존의 전통적 모형 보다 유연하다는 장점이 있다. 즉, 학습(train) 모형의 예측력을 증대 시키기 위하여 추가적인 변수를 적용하는 데 있어서 기존의 모형에서 적용이 어려운 비선형(non-liner) 변수도 적용할 수 있다. 이는 비선형 변수를 직접 반영하는 것뿐만 아니라 선형 변수의 비선형 결합도 포함하는 개념이므로 정보 기준으로는 상당한 수준의 양적 확대가 가능하다. FICO는 비선형 변수를 모형에 반영 함으로써 약 10%의 모형 예측력 개선 효과가 발생하고, 인공지능에 의한 분석 대상 특성을 적용하는 모형 추정으로 추가적인 15% 수준의 모형 개선 효과가 발생한다고 보고하고 있다. 또한 이러한 평점 부여(scoring)는 모형의 예측 및 검증이 반복됨에 따라 점차 더욱 예측 성능 향상이 기대된다는 점에서 더욱 고무적이다.

라. 핀테크 산업의 빅데이터와 인공지능 활용

〈그림 6〉은 핀테크 산업에서 빅데이터와 인공지능이 어떠한 분야에서 어떤 목적으로 활용되고 있는지 간략하게 요약하고 있다.

핀테크 산업의 주요 주체인 크라우딩 펀드 혹은 P2P 대출 업체들은 기본적으로 개인과 소규모 기업(SME)을 주요 고객으로 하고 있으므로 이러한 신용 평가 방법의 발전에 매우 적극적인 관심을 나타내고 있다. Credit Sesame, Faircent, OnDeck, Kabbage, LendingClub, Prosper, ZestFinance, Vouch Financial 등과 같이 업체들은 스타트 업, 구직자, 저소득층 등 기존의 신용거래가 없던 고객을 대상(Target)으로 개발된 상품을 운영하고 있어, 정확한 신용 평가를 위한 새로운 정보 원천을 찾는 데 더욱 많은 노력을 기울이고 있다.

〈그림 6〉 핀테크 산업의 빅데이터 및 인공지능 도입 현황[4]



4 https://letstalkpayments.com/how-is-big-data-analytics-being-leveraged-across-fintech/

3. 빅데이터 및 인공지능 도입 한계 요인

신용 평가 체계에 빅데이터 및 인공지능 기법을 적용하는 것은 고객 신용 수준에 대한 예측력을 증가시키는 장점을 가지고 있지만 몇 가지 장애 요인 및 한계점을 가지고 있다.

우선 데이터 추가 확보, 컴퓨터 처리 능력 개선, 시간 등의 추가 비용 요인이 존재한다는 점이다. 신용 평가 모형의 정확도를 향상 시키는 것은 매우 중요한 과제이지만 기업의 입장에서는 해당 과제에 대한 비용 대비 얻을 수 있는 효익을 검토한 후에 실행할 수밖에 없다. 따라서 적용 시 모든 비용을 상쇄하고 확실하게 수입이 증대되는 상황으로 예상되지 않는다면 새로운 방식의 신용평가 체계를 전면적으로 도입하는 결정을 내리기는 쉽지 않다.

두 번째로 로지스틱 회귀분석 등의 전통적인 분석 방법과 달리 예측 결과를 산출한 원인을 직접 도출할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 인공지능 기반의 신용 평가 체계는 상당히 복잡한 구조의 다차원 분석을 수행하기 때문에 예측에 대한 결과를 제공할 뿐 원인이 되는 변수, 요인 등을 판별해내는 것이 쉽지 않다. 이는 상품운영, 마케팅이나 고객에 대한 서비스 응대(CRM) 등의 분야에서 예측 결과를 활용하여 업무 활동을 하는 데 상당한 제약으로 작용될 수 있다.

세 번째는 신용 평가 모형의 신뢰성 문제이다. 그 동안의 신용평가 모형 및 평점 체계는 매우 오랜 기간 활용되어 왔기 때문에 지속적으로 방법론의 개선, 추가적인 정보 원천의 확보 등 신뢰성을 높이기 위한 수 많은 노력의 결과물이다. 이에 비하여 인공지능 및 빅데이터 기반의 방법론은 비교적 짧은 분석 기간의 결과를 사용하여 고객의 신용 수준을 예측하여야 하기 때문에 신뢰성이 검증될 때까지 부분

적 운영 혹은 병행 운영 등의 보완적인 운영 방안을 필요로 한다.

네 번째는 관련 규제이다. 이 분야의 선진국은 빅데이터 및 인공지능에 대한 활발한 연구에 의한 노하우 축적뿐만 아니라, 관련 규제 완화를 통한 민간 금융 업체의 활발한 참여를 유도하여 관련 산업을 융성하는 방향으로 진행하고 있다. 하지만 국내의 경우 많은 규제로 인하여 걸림돌이 많은 것이 현실이다. 대표적으로 고객 정보 보호에 대한 규제를 예를 들 수 있다. 많은 금융 선진국이 고객이 정보 활용에 거부 의사를 표명한 경우만 개인 정보 활용이 불가능한 옵트-아웃(Opt-Out)방식을 적용하고 있는 반면, 국내의 경우 모든 개인정보 활용에 모든 개개인 고객의 사전 동의를 받아야 활용이 가능한 옵트-인(Opt-In) 방식을 적용하고 있다. 이는 관련 업계에서 정보를 활용하여 신용 평가 모형을 개발하고 개선하는 데 상당한 제약 사항으로 인식되고 있다. 물론 개인정보 보호가 매우 중요한 문제이기는 하나 이러한 제약을 보완할 수 있는 규제 및 제도의 개선이 필요하다.

Ⅲ. 부도 예측 연구 방법론

1. 선행연구

가. 기업 부도예측 연구

Altman(1968)의 다변량 판별분석과 Ohlson(1980)의 로짓 모형으로 대표되는 전통적인 재무 정보 기반의 기업부도예측 연구는 이후 재무 정보에만 국한하지 않고 시장 정보를 기반으로 적시성 있는 기업 부도예측을 연구하는 방향과 다양한 방법론을 적용하여 예측 모형의 성과를 높이는 방향으로 발전하였다.

McQuown(1993)은 주식 시장의 시장 가격인 주가에 옵션가격 평가모형을 적용하여 기업의 부도 위험 수준인 EDF(Expected default frequency)를 측정하는 모형(KMV 모형)을 제시하였다. 이 연구는 EDF를 이용하여 채무불이행 확률이 발생할 추정치를 도출하는 것은 단순한 기대손실과는 다르며, 채무불이행 예측에 보다 효율적임을 실증하였다. 오세경(2001)은 국내 기업을 대상으로 로짓(Logit) 모형을 이용한 다변량 판별분석과 함께 옵션가격 평가모형을 이용하여 EDF의 시간별 변화 추이를 분석하였다. 연구 결과 부실 기업들의 EDF가 부도가 발생하기 수개월 또는 1년 이상 전부터 급격히 올라가는 것을 실증함으로써 시장 정보에 의한 기업 부도예측이 국내 기업의 예측 추정에도 유용함을 증명하였다.

이와 같이 개별적으로 부도예측 과정에 활용되던 재무 정보와 시장 정보는 Shumway(2001)가 회계 정보와 시장 정보를 헤저드 모형으로 통합하여 부도예측력을 높일 수 있는 방법을 제안하면서 본격

적으로 두 정보 원천을 통합한 연구가 진행되었다. 이 연구는 재무 정보와 시장 정보가 상호 보완적으로 부도예측 성과를 높일 수 있다고 주장하였다. Campbell, Hilscher, and Szilagyi(2008) 또한 후속 연구에서 회계모형과 시장 정보를 결합한 헤저드 모형이 기존의 개별 모형보다 부도예측력이 우수하다는 것을 실증하였다. 이 연구는 기존에 활용되지 않았던 시장 정보 기반의 변수를 모형에 적용하여 Shumway(2001)보다 부도예측력이 개선된 헤저드 모형을 제시한 것이 특징이다.

이인로 · 김동철(2015)은 Campbell et al.(2008)의 연구 결과를 활용하여 회계정보와 시장 정보를 통합한 헤저드 모형으로 국내 기업의 부도예측을 수행하였다. 미국기업을 대상으로 적용하여 선정된 변수를 국내기업에 그대로 적용하여 변수의 계수만을 재추정한 기존 모형과 국내기업에 적합하도록 모형을 수정한 새로운 헤저드 모형을 별도로 추정한 모형의 부도예측력을 비교 분석한 결과 국내기업에 적합하도록 변형된 모형이 최종적으로 가장 우수한 예측 성능을 나타내는 것을 실증하였다. 최정원 · 오세경(2016) 또한 비례 헤저드 모형을 활용하는 생존분석과 KMV모형을 활용하여 재무 정보와 주가정보를 결합하는 방법을 연구하였다.

한편, 거시 경제 변수의 영향을 반영한 통합 기업부도 예측모형 연구도 수행되었다. Nam, C., T. Kim, N. Park, and H. Lee(2008) 시간 가변적인(Time-varying) 헤저드 모형을 사용하여 거시경제 변동이 기업의 부도(헤저드) 확률을 상승시킬 수 있음을 실증분석하였다. Tinoco and Wilson(2013)은 재무 지표, 시장 정보와 함께 거시경제 변동 수준을 설명변수로 포괄하는 Panel Logit 기반의 다중회귀분석을 활용한 부도예측 모형을 연구하였다. 연구결과, 거시경제 변동은 부도에 매우 결정적인(conclusive)영향을 미치지는 않았지만

시장 정보 등 타 요인의 한계적(marginal)으로 영향을 미칠 수 있음을 연구하였다. 국내 연구로서는 김성규(2010)가 거시경제 상승/하락을 더미변수로 활용한 사례가 있다.

나. 빅데이터 기법을 활용한 관련 분야 연구

빅데이터를 활용한 예측 모형 연구는 최근 관련 분야의 대내외적인 관심 증가로 인하여 폭발적으로 증가하고 있다. 특히 텍스트 마이닝은 적용할 수 있는 영역이 광범위하여 선행 연구들은 다양한 분석 방법을 제시하고 있다. 배상진 · 박철균(2003)은 텍스트 마이닝 과정을 4단계로 나누었는데 각각 문서 수집, 문서 전처리, 텍스트 분석, 그리고 결과 해석 및 정제 과정으로 설명하였다. 특히 기존의 데이터 수집 방법에 비하여 강조되는 부분은 전처리 과정으로서 텍스트 마이닝에 필요 없는 단어 또는 기호를 정제하는 과정과 문장의 정확한 의미 파악을 위해서 각 단어의 어간을 파악하고 동의어를 할당하는 정규화 과정을 필요로 한다고 하였다. 또한 한글의 경우 동의어, 유사어 처리를 위해서 문장에서 최소의 의미단위를 추출해 내는 형태소 분석 (morphological analysis) 단계와 통사구조를 파악하는 구문 구조 분석 (syntactic analysis) 단계, 의미 구조를 추출하는 의미 분석 (semantic analysis) 단계를 나누어 분석하여야 함을 언급하였다. 김근형 · 오성렬(2009)도 전처리 과정과 텍스트 분석 과정으로 나누어 설명하였는데, 일반적인 텍스트 데이터들을 컴퓨터가 처리하기 쉽도록 변화하는 과정을 전처리 과정으로 논하였다. 또한 텍스트 데이터의 계량화는 특정단어와 관련된 문서들을 신속하게 검색할 수 있도록 FB (Frequency-Based), IDF (Inverse Document Frequency), LSI (Latent Semantic Indexing) 등의 계량화된 지표(index)를 만

드는 과정이라고 설명하고 있다. 또한 문서와 단어간의 연관성 분석 등 계량화 방법도 제시하였다.

텍스트 정보를 이용한 분석과정에서 유의할 점은 단순히 텍스트의 횟수를 분석하는 방법은 텍스트가 담고 있는 감성(Opinion)을 분석 결과에 반영하기 어렵기 때문에 별도의 감성 분석을 필요로 한다는 점이다. 김유신 · 김남규 · 정승렬(2012)은 뉴스 키워드의 감성 분석을 이용하여 투자의사결정 모형을 구축하고, 이 모형이 시장대비 초과 수익률을 얻을 수 있는 투자 전략임을 실증하였다. Martinez, Garcia, and Sanchez(2012)도 금융 경제 관련 뉴스 텍스트를 추출하여 의미와 감성을 분석하는 방법을 제시하였다.

기업 부도예측에 텍스트 정보가 활용된 사례는 비교적 최근의 연구들이 많은 편이다. 이광석(2014)은 기존의 재무 정보와 시장 정보 기반으로는 중소기업 대상의 부도예측은 한계가 있음을 지적하고 해당 기업의 신용 거래, 연체 정보 등을 실시간으로 이용하여 부도예측을 수행하는 방법을 제시하였다. 이 연구는 기존의 부도예측의 사각지대인 중소기업 및 개인기업을 대상으로 하는 매우 유용한 연구이기는 하나 제시된 주요 분석 정보 데이터가 아직은 공공재로 공개되지 않은 공공기관 내부 데이터로서 타 연구에 적용하기 어려운 한계가 있다. 최정원 · 한호선 · 이미영 · 안준모(2015)는 부도 기업과 정상 기업의 인터넷 뉴스 텍스트를 각각 수집하여 부도 기업 뉴스에서 주로 나타나는 키워드를 분석하고 해당 키워드가 포함된 기사가 발생하는 경우를 부도로 예측하였을 때 실질적으로 부도예측이 가능함을 검증하였다. 조남옥 · 신경식(2016)도 뉴스 텍스트에 대한 감성분석 기반의 multiple discriminant analysis(MDA)과 로짓 분석, 인공신경망, support vector machines (SVM) 등의 방법을 적용한 부도예측 모형을 제시하고 예측 모형으로서 유용성을 실증하였다.

금융 재무 분야의 뉴스 텍스트를 이용한 많은 연구는 부도 예측력 주로 주식 등의 투자 자산 가격 예측에 관한 연구를 중심으로 진행되어 왔다. Chen, De, Hu, and Hwang(2014)은 인터넷과 SNS 상의 게시물을 '집단(군중)의 지성(wisdom of crowd)'으로 명명하고 텍스트 분석을 통하여 주가 예측이 가능함을 실증분석하였다. 국내에서도 김민수 · 구평회(2013)가 검색엔진이 제공하는 검색어 추세를 기반으로 주가를 예측하는 연구를 수행함으로써, 전통적인 정보 외에 다른 정보 원천들도 빅데이터 분석으로 기존의 정보 원천을 대체할 수 있음을 연구하였다. 안성원 · 조성배(2010)도 뉴스 텍스트마이닝 기법을 시계열 분석 과정에 적용하여 주가예측 모형에 활용이 가능함을 실증 분석하였다.

다. 인공지능 기법을 활용한 관련 분야 연구

머신러닝, 딥러닝으로 대표되는 인공지능 기법은 비교적 최신 기술로서 금융 및 재무 분야에서는 전통적인 예측 방법론에 비하여 연구의 양과 질 모두 부족한 상황이다. 하지만 최근 기술의 발전 및 전 세계적인 관심 증가와 함께 관련 연구가 매우 급격하게 늘어나고 있으며, 부도 예측 분야도 몇몇 선도적인 연구가 진행되었다.

이재식 · 한재홍(1995)은 기존의 재무정보만을 활용한 부도예측에 한계가 있음을 지적하고 이를 보완하기 위하여 비재무정보를 활용한 인공신경망 기반의 부도예측 모형을 제시하였다. 연구 결과, 재무 정보가 불투명한 중소기업의 경우 이러한 예측 모형이 더욱 효과적임을 실증하였다. Kim and So(2010)는 support vector machines (SVM)을 이용하여 부도 예측을 수행하였다. 이 연구 역시 정보가 상대적으로 부족한 중소기업(SME)의 경우 기존의 방법론에 비하여 인

공지능 기법이 예측 성능이 더 우수함을 실증하였다.

김성진 · 안현철(2016)은 금융기관의 신용위험관리의 중요한 도구인 기업신용등급 예측 과정에 인공지능 기법 중 랜덤 포레스트(Random Forests) 방법을 적용하였다. 이 연구는 다중판별분석, 인공신경망, 다분류 SVM 등 기존 연구에서 전통적으로 기업 부도 예측과정에 사용되어 온 기존 방법론과 비교에 랜덤 포레스트 방법론이 예측 성능이 우수함을 실증 분석하였다.

국외에서는 Yeh, Wang, and Tsai (2015)은 딥러닝 개념의 인공신경망 기법 중 하나인 Deep Belief Networks (DBN)이 기존의 머신러닝 중 대표적 기법인 SVM보다 기업 부도예측 성능이 더 우수함을 연구하였다. 또한 Addal(2016)은 인공신경망(Artificial Neural network), K 근접 군집분석(k-Nearest Neighborhood) 등의 방법론이 기업 부도 예측에 우수한 예측력을 보이는 것을 실증하였다.

한편, 부도 예측은 아니지만 Vahala(2016)는 외환시장의 환율에 대하여 인공신경망(Neural network) 기반의 예측 모형 구축이 가능함을 보였다. 또한 Kim(2003)은 SVM이 금융시장의 time series 속성의 데이터를 예측하는 데 더욱 효과적임을 실증 분석하는 등 최근 인공지능 관련 기술의 진보와 함께 금융, 재무 분야의 관련 연구도 역시 급증하고 있다.

2. 연구방법론

가. 분석 데이터 정의

본 연구가 분석에 활용한 데이터의 종류 및 주요 특징은 〈표 1〉과 같다.[5)]

〈표 1〉 기업 부도예측을 위한 원천 정보 구분 및 특성

구분	의의	활용가능 데이터
1. 재무 정보	기업 공시(재무제표) 정보 결산(연/분기)기준 재무비율	– 수익성 : 자산(자본)대비 수익률 등 – 성장성 : 매출증가율, 자산증가율 등 – 건정성 : 부채비율, 이자보상배율 등 – 기타재무지표, 주주비율 등 기업정보
2. 시장 정보	상장 기업의 주식 거래 관련 정보	– 시장지표 : 주가, 시가총액, 주가수익률, 거래량 – 재무비율 혼합지표 시장가 대비 장부가 비율 시장조정부채비율, 시장조정 등
3. 거시경제지표	주요 기관에서 집계 및 발표하는 거시경제지표	– 거시경제지표 : 국가총생산(GDP), 통화량, 물가지수(PPI,CPI), 기업경기실사지수(BSI) 등 – 금융시장지표 : 금리, 종합주가지수, 변동성 지수 등
4. 비정형 정보	전통적인 방법으로 활용하기 어려웠던 비정형(텍스트) 데이터	– 뉴스(정보 뉴스 및 방송, 잡지 등) – 공시자료, SNS(인터넷 사이트) 등의 정보 – 주로 텍스트 형태의 데이터로 확보

5 후보변수 중 모형에 선정된 각 변수의 구체적인 정의 및 산출 방법은 Appendix에서 확인할 수 있다. 재무 정보와 시장정보는 공시 데이터를 정리한 재무 DB Source (Data Guide Pro 5.0)를 활용하여 수집하였다. 거시경제 정보는 한국은행 통계시스템(ecos)을 이용하여 연 단위 데이터를 수집하였다.

재무 정보의 경우 기업에 대한 가장 기본적이고 객관적인 실적 지표로서 기업 부도예측에 반드시 활용되는 정보이다. 재무 정보는 손익 성과를 측정하는 수익성지표, 자본구조를 나타내는 건전성 지표, 성장성 지표, 활동성 지표 등으로 구분할 수 있다. '주가' 등의 기업에 대한 시장 정보는 분석 시점의 기업에 대한 최신 정보를 반영하고 있다는 특성이 있으므로 재무 정보의 적시성 부족 문제를 보완할 수 있다. 다만, 시장 정보는 유가증권 시장에 상장되어 주식이 거래되고 있는 기업만이 정보를 제공한다는 한계점이 있다.

재무 정보와 시장 정보는 각각 활용할 수 있지만, 두 정보를 결합하여 모형에 반영하는 방법론도 연구되었다. 이인로 · 김동철(2015)의 연구는 국내기업의 경우 단순히 장부가격 기준의 재무지표보다 시장 가치로 조정된 재무지표를 사용하는 것이 보다 예측력이 우수하다고 하였다. 본 연구 또한 재무지표 중 '총자산'을 '장부가 기준 총자산'과 자본가격을 시장 가격으로 조정한 '시장조정 총자산'으로 나누어 설명 변수로 활용하였다.

거시경제 지표의 경우 과거 일부 부도 예측 연구에서 설명 변수로 활용되고 있으나, 각 기업의 특성이나 현황을 정확히 반영할 수 없기 때문에 활용 빈도가 재무지표나 시장지표에 비하여 떨어지는 편이다. 하지만 기업의 부도 발생은 거시경제 수준이나 산업의 경기 수준에 독립적일 수 없기 때문에 재무지표 혹은 시장 지표와 함께 모형에 반영할 경우 보다 정확한 예측을 수행할 수 있을 것으로 기대할 수 있다. 특히 경기에 민감한 업종의 경우 금융위기 기간에 집중적으로 부실이 발생하는 특징이 있기 때문에 거시경제 및 산업 변수를 보다 적극적으로 활용할 경우 과거 연구에 비하여 우수한 예측 모형을 추정할 수 있다.

비정형 정보는 그간에 연구들이 주로 사용하지 못하였던 정보 원천인 뉴스 및 인터넷 등의 미디어 데이터를 주로 포함한다. 인터넷 뉴스 포털의 기업명을 키워드로 검색한 기사 결과를 기반으로 뉴스 정보를 수집하였다. 신뢰도 있는 정보를 위하여 〈표 2〉에 해당되는 언론사 기사만 선택하여 취합하였으며, 텍스트 수가 매우 적은 단순 사실 보도자료, 스포츠 기사, 중복 기사 등은 제외하여 분석 대상 텍스트 데이터를 구성하였다.

〈표 2〉 뉴스 텍스트 수집 대상 언론 매체

구 분	언론 매체
종합	경향신문, 국민일보, 동아일보, 로이터, 문화일보, 서울신문, 세계일보, 연합뉴스, 조선일보, 중앙일보, 한겨레일보, 한국일보, JTBC, KBS, MBC, SBS, YTN
경제	뉴스토마토, 매일경제, 머니투데이, 서울경제, 아시아경제, 이데일리, 조선비즈, 파이낸셜뉴스, 한국경제, 한국경제TV, 헤럴드경제, MBN, SBSCNBC
온라인/인터넷	데일리안, 오마이뉴스, 쿠키뉴스

나. 예측 방법론

본 연구 분석 과정에서 활용한 예측 방법론의 종류와 각 방법론의 특징은 〈표 3〉과 같다.

〈표 3〉 기업 부도예측 방법론 요약

예측모형		
분류	방법론	특징
이진분류 방법	로지스틱 회귀분석 (Logit)	전통적(대표적) 이진분류 모형
	Decision Tree	대표적인 Data mining 기반 이진 분류 방법론
생존분석	Cox-PH Hazard	공변량의 특성에 따른 생존기간 예측 모형
인공지능 (머신러닝) (딥러닝)	Random-Forest (RF)	Random-Forest 여러 개의 Decision Tree들을 임의적으로 반복 학습하여 추정하는 앙상블 기법을 활용한 예측 방법론
	SVM	데이터가 어느 카테고리에 속할지 판단하는 비확률적 이진 선형 분류 모형을 만들어 예측하는 방법론
	Deep Neural Network (DNN)	인공신경망의 Hidden Layer 층을 겹겹이(Deep) 설계한 방법론
	Recurrent NeuralNetwork(RNN)	DNN의 Hidden Layer 설계 시 변수간의 시간 순서(Sequence)를 고려하여 설계하여 학습 과정에 활용한 딥러닝 방법론
시장정보[6]	KMV 모형	옵션 가격 결정모형을 기반으로 주가 변동에 따른 부도 확률을 산출하는 방법론

(1) 전통적 이진분류 방법론

기업 부도예측과 같은 이진(binary) 변수를 추정하는 가장 대표적인 방법은 로지스틱 회귀모형과 의사결정나무(Decision Tree)을 들 수 있다. 로지스틱 회귀분석은 재무지표, 시장지표 등의 정보를 설명

6 다른 방법론은 모두 연간 부도예측 과정에 활용하지만, 시장정보를 활용한 KMV 모형은 텍스트 정보를 이용한 월 단위 부도예측 과정에서만 비교 분석 모형으로 활용하였다.

변수로 활용하여 기업의 부도 여부(1 or 0)를 추정하는 방법이다. 의사결정나무 역시 이진 분류에 많이 활용되는 방법으로 부도 여부를 결정하는 중요한 요인 및 기준 값을 노드(분류 기점)로 설정하여 분류나무(tree) 구조를 설계함으로써 부도 여부를 판단하는 모형이다.

이 두 모형은 그 동안의 연구에서 지속적으로 활용되어 왔으므로 새로운 분류(예측) 기법을 평가하는 기준 모형으로 많이 활용된다. 본 연구 또한 예측 모형에 적용되는 동일한 분석 데이터를 로지스틱 회귀모형과 의사결정나무에 적용하여 기존 방법론과 새로운 방법론의 예측 성능을 비교한다.

(2) Cox 비례(PH) 헤저드 모형

생존분석 방법론 중 하나인 헤저드 모형(hazard model)은 회계정보와 시장 정보를 통합하여 부도를 예측하는 모형으로 부도 발생시점까지의 시간을 고려하는 방법론이다. 특히 공변량을 모형에 적용할 수 있는 Cox 비례위험 모형(Cox PH Regression)은 종속 변수가 부도 여부를 판별하는 이진 분석 방법론에 비하여 기업 생존 주기에 따른 부도 발생 확률이라는 추가적인 정보를 적용할 수 있다는 장점이 있다(최정원 외, 2016).

이인로 외(2015)는 헤저드 모형을 기반으로 회계정보와 시장 정보를 결합하여 부도예측을 수행하였을 때 기존의 방법론에 비하여 우수한 예측력을 얻을 수 있다고 하였다. 이 연구는 Campbell et al.(2008)이 제시한 헤저드 모형의 경우 미국 기업에 맞도록 변수가 설계되어 있어 수정이 필요함을 주장하고, 국내 현황에 맞도록 수정한 변수를 적용한 새로운 헤저드 모형이 보다 더 우수한 예측력이 나타나는 것을 실증 분석하였다. 본 연구는 이 밖에 많은 선행 연구들

이 제시한 유의한 변수와 방법론을 적용한 헤저드 모형을 구축함으로써 부도예측 최적의 헤저드 모형 추정을 시도하였다.

Cox 비례헤저드 모형을 추정하는 과정은 다음과 같다. 어떠한 개체(기업)의 사망(부도)가 발생하는 시점을 T 라고 가정하면, 현재(t_0) 시점에서의 추정 생존기간은 $T-t_0$가 된다. 이와 같은 가정하에 생존기간은 식 (1) 과 같은 확률밀도 함수를 가지는 확률변수로 표현할 수 있다.

$$h(t)=\lim_{\triangle t\to 0}\frac{P(t<T<t+\triangle t|T>t)}{\triangle t} \tag{1}$$

이러한 확률변수를 $F(t)=P(T<t)$의 누적함수 형태로 정의하면, t 시점 이전에 사망하지 않을 확률을 식(2)와 같은 생존함수 형태로 표현 할 수 있다. 또한 이 생존함수를 식(3)과 같이 역함수 형태로 변환하면 헤저드(위험) 함수를 얻을 수 있다.

$$S(t)=P(T>t)=1-F(t) \tag{2}$$

$$h(t)=\frac{f(t)}{S(t)} \tag{3}$$

$$\frac{h_1(t)}{h_0(t)}=\exp(b_1{}^*X_i) \tag{4}$$

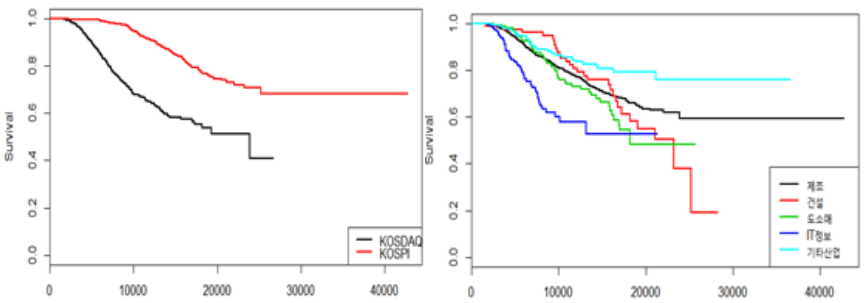
도출된 헤저드 함수를 기저 함수로 공변량(설명변수)의 영향을 반영하는 Cox 비례위험 모형은 식 (4) 와 같이 정의된다. $h_1(t)$는 사망(부도) 발생 기업의 헤저드 함수이고 $h_0(t)$는 정상기업의 헤저드 함수이다. 따라서 이 모형은 재무 정보, 시장 정보 등의 설명변수가 기

업의 부도(헤저드) 확률에 비례적으로 어떠한 영향을 주는지 도출하는 모형이다.

본 연구에서는 기저함수를 추정하는 데 있어 대표적인 비모수적 함수 추정 방법으로 Kaplan-Meier법(K-M법)을 이용한다. K-M법은 해당 기간에 누적으로 생존한 개체 수를 비율로 표시하여 주는 방법인 단순 누적 생존확률과 크게 다르지 않다. 하지만 확률론에 입각하여 모수 분포의 가정이 필요 없고 중도 절단이 있는 생존 자료의 특성을 반영할 수 있기 때문에 적은 양의 표본을 통해서도 생존함수를 추정할 수 있는 장점이 있는 방법론이다.

본 연구는 기저 헤저드 함수 추정에 있어서 산업별 층화 헤저드 함수를 적용하였다. 각 산업은 특징에 따라 생존 주기에 차이가 날 수 있기 때문이다. 이를 그래프로 도식하면 〈그림 7〉과 같다.

〈그림 7〉 시장별 산업별 헤저드(생존) 함수 산출 결과



우선 〈그림 7〉의 좌측 그래프는 유가증권 시장별 생존 함수의 차이를 보여준다. KOSDAQ에 속한 기업이 상대적으로 생존확률이 상당히 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 우측 그래프는 주요 산업(그룹)[7] 별 생존함수 이다. '건설' 산업에 속한 기업은 타 산업에 비하여

초기에는 오히려 생존 확률이 높다가 일정기간 이후 급격하게 부도가 많이 발생하는 것을 확인할 수 있다. 'IT정보서비스' 산업은 오히려 사업 초기에 부도가 많이 발생하지만 일정 기간 이후에는 부도 기업이 증가하지 않는 것을 볼 수 있다. 이처럼 산업별로 생존 함수는 약간의 차이가 나타나게 되므로 각 기업이 속한 산업별로 생존함수를 적용하여 층화(strata) Cox 비례위험 모형을 적용하면 보다 우수한 예측 성과를 기대할 수 있다. 더욱이 층화 모형은 〈그림 7〉의 산업별 생존함수처럼 함수가 교차하는 경우보다 우수한 예측 성능을 보인다(박재빈, 2006).

(3) 인공지능 기법

인공지능 기법 중 Support vector machine(이후 SVM)은 최근 가장 빈번하게 기업 부도예측 연구에서 활용되는 방법론 중 하나이다. SVM은 두 카테고리 중 어느 하나에 속한 데이터의 집합이 주어졌을 때, SVM 알고리즘이 주어진 데이터 집합을 바탕으로 하여 새로운 데이터가 어느 카테고리에 속할지 판단하는 비확률적 이진 선형 분류 모형이다. 만들어진 모형은 데이터 공간에서 경계로 표현되는데 SVM 알고리즘은 그 중 가장 큰 폭을 가진 경계를 찾는 알고리즘이다. SVM은 선형 분류와 더불어 비선형 분류에서도 사용될 수 있다는 점과 기존의 머신러닝(데이터마이닝) 방법론에 비하여 과적합(over-fitting)이 발생할 가능성이 낮은 장점이 있다고 알려져 있다(김경재, 2002). 하지만 SVM은 효과적인 입력변수 선정에 대한 과

7 산업 그룹은 표준산업대분류를 기준으로 각 산업에 속한 기업 수를 기준으로 특정 개수 이상인 그룹을 별도 구분하였다. 기타 그룹은 산업 간 유사한 속성으로 보기는 어렵지만 Sample수가 적어 통합하지 않으면 생존함수 추정이 불가능한 그룹을 의미한다.

정이 알고리즘 내부에 포함되어 있지 않다는 점, 많지는 않지만 커널 함수 및 커널 모수 등과 같은 직관에 의해 설정되어야 할 모수들이 있다는 점에서 다소 한계가 있다.

Breiman(2001)은 의사결정나무(Decision tree)보다 강건한 예측 방법론으로 Random forests 방법론을 제안하였다. Random forests는 독립적인 난수 sample vector로 개별적인 의사결정나무 구조를 반복적으로 구성하고 이를 통합적(앙상블, ensemble)으로 대표할 수 있는 모형을 찾아내는 방법이다. 대수의 법칙에 의해 숲(Forests)의 크기(나무의 수)가 커질수록 모형의 정확도가 상승하고, 일반화 오류가 특정 값으로 수렴하게 되어 과적합화를 피할 수 있다. 또한 각 개별 의사결정나무들을 학습시킬 때 전체 학습용 자료에서 무작위로 복원 추출된 데이터를 사용하고 있어 잡음(Noise) 및 이상값(Outlier)으로부터 크게 영향을 받지 않는다는 장점이 있다. Random forests가 갖는 또 다른 큰 장점은 모형의 설계자가 입력변수 선정으로부터 자유로울 수 있다는 점이다. 때문에, 많은 수의 독립변수와 방대한 양의 학습 사례로부터 분류 · 예측을 수행하여야 하는 본 연구에 매우 적합한 방법론이 될 수 있다. 또한 Random forests는 빈도가 불균형한(imbalanced) 이항분류의 예측에 있어 가장 우수한 예측력을 보이는 것으로 보고되고 있다(김성진 외, 2016).

딥러닝 기법은 머신러닝의 한 종류로서, 1980년대 등장한 인공신경망(ANN, Artificial neural network)을 기반으로 설계된 개념이다. 인공지능은 IT 기술 및 각종 분석 기법의 발전과 함께 단점들을 보완하며 점차 그 한계를 극복하여 왔는데, 최근 'AlphaGo'로 대변되는 Google 사의 'DeepMind'체계의 경우 '비지도 학습(unsupervised learning)'을 통한 최적화로 경우의 수가 무한에 가까운 바둑 분야에

서도 인간을 넘어서는 능력을 보여 줄 수 있음을 증명함으로써 '딥러닝' 이라는 체계가 전 세계적으로 조명을 받고 있다.

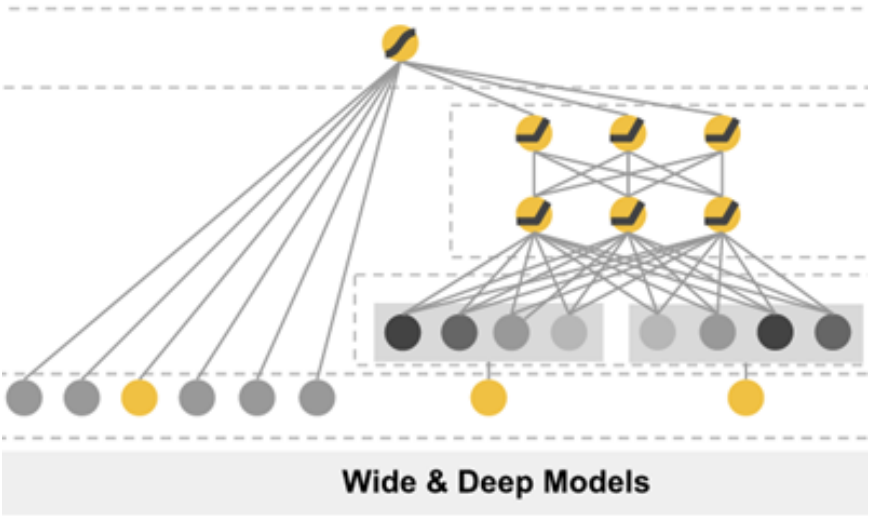
딥러닝의 구조적인 특징은 기존의 인공신경망(neural network)에서 활용되는 은닉층(hidden layer)을 겹겹이(deep) 쌓아 특정한 조건에서 컴퓨터가 스스로 최적의 모형을 도출하도록 유도한다는 점이다. 과거에는 이러한 다중 구조의 최적화 자체가 쉬운 일이 아니었으나, 컴퓨터 처리 속도의 향상, 데이터 처리 기술의 발달, Back Propagation 등의 연산방법 개발 등이 이루어지며 직접 구현이 가능한 수준으로 발전하였다. 더욱이 최근에는 'TensorFlow' 등 간단한 딥러닝 엔진은 Python 등 open source로 비교적 손쉽게 개인 컴퓨터로 개발하여 활용할 수 있기 때문에 더욱 관련 분야가 발전하고 있다.

딥러닝은 은닉 층(Hidden Layer)을 어떻게 구성하는가에 따라 여러가지 구조로 모형을 구성할 수 있다(그림 8). 은닉 층을 넓게(wide) 혹은 깊게(Deep) 설계하면 이론적으로는 모형의 정확도가 상승한다. 반면, 은닉 층을 넓거나 깊게 설계할 경우 학습 및 추정하기 위하여 컴퓨터가 활용하여야 하는 Resource의 물리적인 양이 증가하므로, 추정 시간이 오래 걸리거나 컴퓨터의 CPU, 메모리 등의 고성능 하드웨어가 필요할 수 있다는 단점이 있다.[8)]

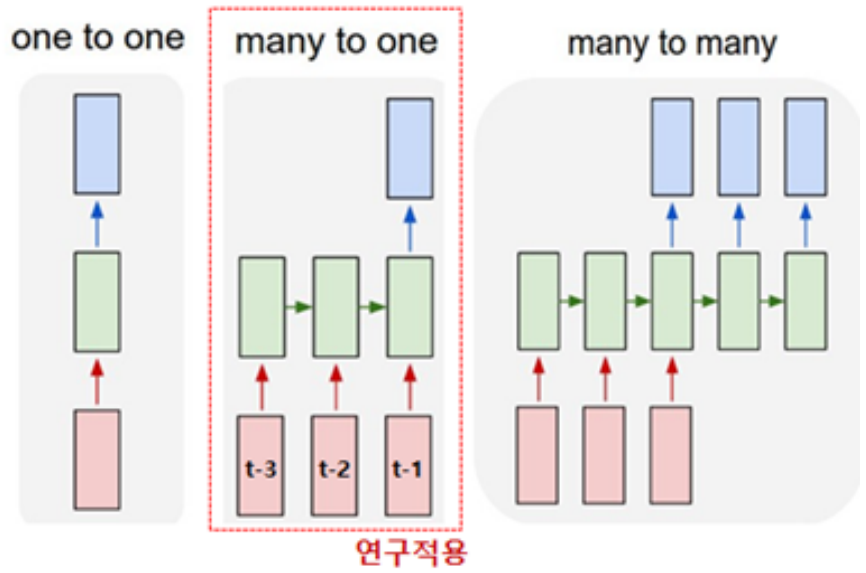
딥러닝 체계 설계 시 변수 간의 순서(sequence)를 반영한 모형을 적용하기 위해서는 RNN 체계를 설계하는 것을 고려할 수 있다(Gu, Zhang, Zhang and Kim, 2016). 이는 Panel data analysis 혹은 VAR(vector auto-regression) 모형과 같이, 모형에 투입되는 변수의 선후 관계 혹은 시간 등 순서를 지정하여 추정하는 방법이다. 본 연구

8 DNN최적의 예측 모형을 산출하기 위해서는 Cost 함수기준, 층별 가중치(LSTM), 시작값 등을 선택하여 딥러닝 체계를 설계한 후에 학습 및 예측 과정을 수행하여야 한다.

〈그림 8〉 DNN 체계 구성 개념



〈그림 9〉 RNN 체계 구성 개념



에서 부도예측의 설명변수로 활용하는 재무/시장/거시경제 정보는 전기(t-1)뿐만 아니라 그 전의 기간 (t-2, t-3, …)에 의해서도 영향 받을 수 있기 때문에(그림9), RNN체계를 활용할 경우 좀 더 정확한 예측이 가능할 것으로 기대할 수 있다. RNN 체계는 구조가 복잡하여 학습과 예측에 투입되는 데이터 양이 많아야 하고 역시 계산에 소요되는 Resource(시간, 컴퓨터 성능 등)가 추가적으로 필요하다는 단점이 있다.

(4) KMV 모형

재무정보가 포함된 부도 예측 모형은 재무 정보의 생성 주기가 연간[9]이기 때문에 재무지표 공시 기간 동안에는 기업 재무 현황이 변동되어도 재무지표에 반영되지 않는다. 따라서 재무정보 기반의 부도 예측 모형은 적시성이 떨어지는 단점을 필연적으로 가지고 있다.

이를 보완하기 위하여 제시된 개념이 Merton(1973)의 옵션 가격 결정 모형 기반의 시장 정보를 활용한 부도예측 모형(이하 KMV 모형)이다. KMV 모형은 기업의 정보가 즉각 반영되는 시장 정보(주가)를 기반으로 부도 확률을 예측하는 체계이기 때문에 앞서 언급한 재무정보 변동 공백 기간의 적시성 문제를 보완할 수 있는 특성을 가지고 있다. 다만, 주가를 얻을 수 있는 상장 기업 만을 대상으로 분석이 가능하다는 한계점이 있다.

본 연구는 미디어 기사를 대상으로 텍스트 분석을 통하여 얻어진

9 상장기업의 경우 분기 재무제표 공시가 의무화되어 있지만, 기업의 현황을 정확히 반영하는 정보는 여전히 연 정기 감사보고서 기준의 재무제표 정보를 대상으로 분석하여야 한다. 분기 재무지표는 연간 재무지표에 비하여 전기 대비 변동이 매우 적고 세부 계정단위로 정확한 데이터를 수집하는 것도 상대적으로 어렵다.

정보를 기반으로 KMV 모형과 유사한 형태의 부도 예측 모형을 설계하여 기존의 KMV 모형과 예측 성과를 비교한다. KMV 모형의 가장 큰 의미는 시시각각 시장 정보에 따라 변화하는 기업 주가로 일정기간 동안의 부도 확률을 구할 수 있다는 점이다. 기존의 재무제표 변수는 회계정보의 기간 단위 보고의 특성상 즉각적인 정보의 적용이 어렵다는 단점이 있으나 KMV 모형은 매 시점에서 움직이는 주가 정보로 EDF를 도출함으로써 이를 보완하여 보다 빠르게 기업 부도 위험을 인지할 수 있다는 것이 최대 장점이다. KMV 모형은 또한 EDF를 구하기 위한 과정이 매우 간단하면서도, 블랙-숄즈-머튼 옵션 가격 모형을 사용하기 때문에 이론적으로 기반이 확실하다는 장점을 가지고 있다(최정원 외, 2016).

Merton(1973)은 기업의 자산가치, 자기자본가치, 부채가치 사이에는 다음 (식 5) 같은 관계식이 성립한다고 하였다.

$$V_E = V_A * N(d_1) - e^{-r_t T} * X_T * N(d_2) \tag{5}$$

$$d_1 = \frac{\ln(\frac{V_A}{X_T}) + (r_T + \frac{\sigma_A^2}{2}) * T}{\sigma_A * \sqrt{T}} \tag{6}$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A + \sqrt{T} \tag{7}$$

V_E : 해당시점 시가총액(주가 * 발행주식수)

V_A : 해당시점 자산의 가치

X_T : T 시점에서 만기가 되는 부채의 장부가치

σ_A : 자산가치의 변동성

r_t : 만기t 인 무위험이자율

T : 추정 기간(해당 기간 안에 부도 확률 추정)

$N(\bullet)$: 표준누적정규분포의 값

식의 추정을 위해서는 자산의 변동성이 필요하지만 이것을 직접 구할 수 없다. 따라서 주식의 변동성은 시장 정보를 통하여 알 수 있으므로, KMV 모형의 정의에 따라 주식의 변동성과 자산의 변동성 사이에 관계식을 도출하고 수치적인 해를 반복적 시행착오의 조정 과정을 거쳐서 최적화 값을 찾아내야 한다. 산출된 자산 변동성을 활용하여 부도확률 예측을 위한 부도 거리(Default to distance, 이후 D.D.)를 산출할 수 있다. D.D.를 추정하기 위한 식과 가정은 다음 (식 8)과 같다.

$$D.D_T = \frac{\ln(\frac{V_A}{X_T}) + (\mu - \frac{\sigma_A^2}{2}) \bullet T}{\sigma_A \bullet \sqrt{T}} \quad (8)$$

σ_A : 해당기업 연간 자산의 변동성

μ : 연 평균 성장률

V_A : $V_E + V_D$ (자산가치 = 자본 가치 + 총 부채)

V_E : (자본가치 = 발행주식수 * 해당시점 주가)

X_T : T기간안에 만료되는 유동부채 잔액

다. 텍스트 계량화 방법론

텍스트 정보는 가장 대표적인 비정형 데이터로서 문서, 출판물, 웹 페이지, 메일, 메시지 등 여러 가지 정보 원천에서 확보할 수 있다. 또한 최근 발전하고 있는 음성 인식이나 영상 인식 기술과 결합할 경우 이러한 정보 원천의 범위는 더욱 확장될 수 있다. 텍스트 데이터를 예측 모형 등에 활용하기 위해서는 계량화된 변수로 측정하는 과정을 필요로 한다. 본 연구에서 활용한 계량화 방법론은 다음과 같다.

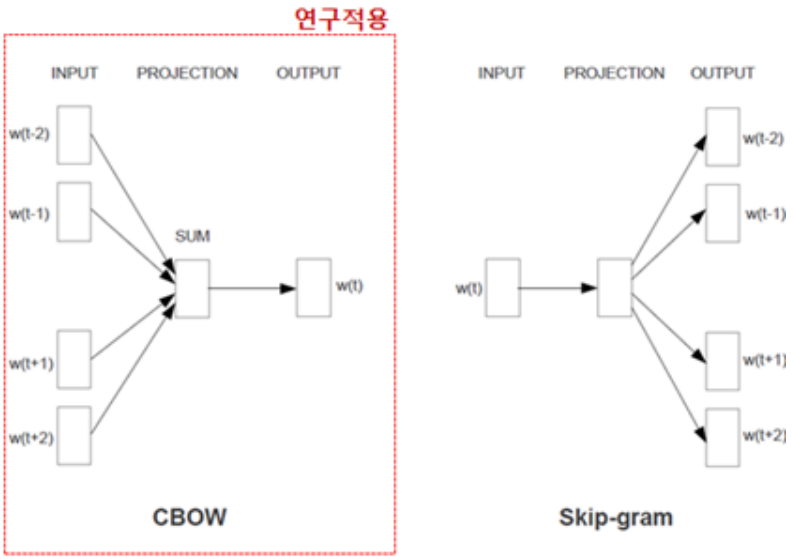
(1) Word2vec 활용

'Word2vec'은 단어들 간의 연관된 규칙을 찾아서 각 단어의 관계를 계량적으로 산출하는 방법론으로서, 각 단어 간의 앞 뒤 관계를 보고 근접도를 벡터의 형태로 계산하는 알고리즘이다. 'Word2vec'은 사전적으로 학습시키는 단계를 수행하지 않으므로 '비지도 학습' 기반의 인공지능(머신러닝)의 일종으로 볼 수 있다. 단어 간의 관계에 대한 정확한 벡터를 산출하기 위해서는 분석 대상이 되는 대규모의 텍스트 데이터 문서(corpus) 데이터베이스를 필요로 한다.

'Word2vec'은 〈그림 10〉와 같이 continuous bag-of-words(이하 CBOW) or continuous skip-gram(이하 Skip-gram) 두 가지 방법론이 있다. CBOW는 여러 단어로부터 한 단어를 추정하는 방법으로서, 주로 주변 단어로부터 목적이 되는 한 개의 단어를 찾는 과정에 활용된다. CBOW는 상대적으로 작은 Data-set 일 때도 효과적으로 동작하고 추정 속도도 빠른 것으로 알려져 있다. Skip-gram은 한 개의 단어로 연관되는 여러 단어를 예측할 경우 활용한다. 예를 들

어, 어떠한 단어가 현재 나타났을 때 향후 어떤 단어가 나타날지를 추정하는 것을 목적으로 하는 경우 사용하게 된다.

〈그림 10〉 Word2vec 방법론 비교



본 연구에서는 'Word2vec' 방법론을 활용하여 뉴스 기사 내에 언급된 단어 간의 관계를 계량적으로 분석하여 연구 과정에 활용하고자 한다. 기업의 부도 예측을 위해서는 부도와 연관된 기사가 보도되는 횟수, 비율 등을 파악하여야 하는데, 부도와 연관된 기사라고 해서 모든 기사에 반드시 '부도'(혹은 '상장폐지'. 이하 동일)라는 단어가 포함되지는 않는다. 내용은 부도와 연관되어 있지만 '부도'라는 단어 대신 다른 어휘를 사용한다거나 비슷한 느낌을 전달하는 단어를 선택할 수 있기 때문이다. 이 때 'Word2vec'을 활용하면 기사 중에 '부도' 단어와 유사한 의미로 사용되는 단어들이 유사도가 높게 산출되므로 다른 단어로 표현된 '부도' 기사를 판단할 수 있다.

(2) 부도 관련 기사 비율 측정

기업 부도가 실제로 발생하기 전부터 여러 가지 징후가 부도시점 이전부터 나타나게 된다. 이 때 기자들은 이러한 징후를 파악하여 부정적인 의견의 뉴스 기사를 작성하게 된다. 본 연구에서는 이러한 현상을 계량적으로 분석하기 위하여 '부도 관련 기사 비율'을 (식 9) 로 측정 하고자 한다. 기간 별로 전체 기사 중 부도와 관련된 기사의 비중을 산출하고, 이 비율이 높게 나타날 경우 이를 사전적인 '부도'의 징후로 판단하여 부도 예측에 활용하는 것이다.

$$\text{부도기사비율}_{it} = \frac{\text{부도관련기사수}}{\text{총정상기사수}}, \qquad (9)$$

i= 기업, t= 분석 기간(월간, 부도발생 기준 직전 각 12개월)

부도 기사 비율 산출을 위해서는 부도 기사에 대한 정의를 필요로 한다. 이 과정에서 앞서 산출한 'Word2vec' 유사도를 측정하여 부도와 연관된 기사를 판별하는 과정에 활용할 수 있다. 예를 들어, '부도' 와 특정 기준이상의 유사도를 나타나거나, 유사도 기준으로 순위(rank)를 부여하여 상위 단어들을 '부도 유사 단어'로 선정할 수 있다. 이후 선정된 부도 유사 단어 중 1개라도 포함된 기사를 '부도 관련 기사'로 판별할 수 있다.[10)]

10 이러한 방식으로 산출할 경우 부도 유사단어와 부정 서술문이 결합된 경우(예: '부도가 발생하지 않았다')를 별도로 구별하기 어렵다는 단점이 있다. 하지만 부도를 부정하는 경우도 일단 부도와 연관성이 아주 낮은 상황이라 단정하기 어렵고, 분석 기사 수가 증가함에 따라 이러한 현상은 희석되므로 일단은 상관 없이 분석을 진행하였다.

부도 유사 단어(1) : '부도' 단어와 'Word2vec' 유사도 상위 20개 단어

부도 유사 단어(2) : '부도' 와 '상장폐지' 두 단어와 'Word2vec' 유사도 상위 20개 단어

이러한 방식으로 각각의 도출된 [부도 유사 단어 (1)~(2)]을 기준으로 [부도 기사 비율 (1)~(2)]을 각각 추정할 수 있다.

(3) 기사/기업/기간 단위 유사도 수준 측정

'Word2vec'을 이용하면 기사를 구성하는 모든 단어[11]에 대하여 '부도' 단어와 유사도를 측정할 수 있으므로, 기사를 구성하고 있는 해당 단어들의 유사도 평균 값을 산출하면 해당 기사의 '부도' 단어와의 유사도 수준을 측정할 수 있다. 또한 기사 단위 유사도는 기업별, 기간별로 다시 평균 값을 산출함으로써 특정 기간의 해당 기업에 대한 기사를 구성하고 있는 단어들의 '부도'와의 유사도 평균 수준을 산출할 수 있다. 이러한 방식으로 분석 대상이 되는 기업과 해당 기간에 대한 뉴스의 '부도' 와의 유사도 수준을 측정하여 계량화된 변수를 산출할 수 있다.

부도 유사도(1) : 특정월의 해당 기업의 기사를 구성하고 있는 모든 단어의 유사도 평균 수준

11 모든 단어에 유사도를 부여하는 것이 가능하기는 하지만, 분석 resource(시간, 데이터 량 등)가 소모되는 수준에 비하여 분석의 실효성은 떨어진다. 따라서 모든 뉴스 기사를 취합한 기준으로 최소 200회 이상 언급된 단어 5,335개에 대해서만 유사도를 측정하여 분석에 활용하였다.

부도 유사도(2) : 특정월의 해당 기업의 기사단위 유사도 평균(단어 유사도 총합 / 기사 수)

3. 모형의 예측력 평가 방안

가. 모형 예측력 평가 지표

앞서 설명한 여러 가지 방법론을 적용하여 기업 부도예측을 수행할 경우 모형의 성능을 비교하기 위해서는 동일한 개념으로 적용이 가능한 객관적인 모형 평가 방법이 필요하다. 예측 모형의 성능은 '구축된 모형이 얼마나 예측 분류에서 실제 분류와 똑같이 분류하는가?'가 모형의 평가의 핵심이 될 것이다. 즉, 본 연구의 기업 부도예측과 같은 이진 분류 예측의 상황은 두 범주(부도, 정상)간의 정확한 분류가 가능한지를 여러 모형 간에 비교하여 봄으로써 모형 평가를 수행할 수 있다(최정원 외, 2016). 예측 값과 실제 값 기준의 정확도의 산출 방법은 〈표 4〉와 같다.

〈표 4〉 이진분류 모형의 예측 정확도 지표 산출방법

		예측 범주		합 계
		1	0	
실제 범주	1	n_{11}	n_{10}	n_{1+}
	0	n_{01}	n_{00}	n_{0+}
합 계		n_{+1}	n_{+0}	n_{++}

정확도(Accuracy, 정분류율) = $(n_{11}+n_{00})/n_{++}$

민감도(Sensitivity) = n_{11}/n_{1+}

특이도(Specificity) = n_{00}/n_{0+}

기업 부도 예측 모형과 같은 이진 판별 예측을 수행 할 경우, 0에서 1 사이에서 판별 값(Threshold)이 변함에 따라 민감도와 특이도를 포함한 정확도가 변동하게 된다. 이러한 판별 값별로 변하는 민감도와 특이도 간의 관계를 그래프로 나타낸 것이 ROC(Receiver Operation Characteristic)곡선 그래프이다. ROC곡선의 특성은 민감도와 특이도가 크면 클수록 좌상향으로 치우칠 것이며, 이와 같은 경우가 가장 정확도가 높은 수준으로 추정할 수 있다.[12] 본 연구에서는 각 예측 모형 추정결과의 ROC를 모두 도출하여 판별 값과 상관없이 가장 정확도가 높은 수준을 각 모형의 예측 수준으로 평가 하였다.[13]

나. 모형 평가 강건성 증대 방안

만약 예측 모형을 도출하여 모형의 예측력을 평가하는 과정에서 모형 도출 시 활용한 학습 (training) 데이터를 상기 평가 방법과 같은 예측력 평가로 적용하면 상당히 우수한 예측력이 나올 가능성이 높다. 이는 과잉 적합과 함께 대표적으로 인공지능과 같은 귀납적 추론 과정에서 흔히 나타나는 오류이다.

---

12 예측 목적에 따라 정확도가 아닌 민감도 혹은 특이도를 예측 모형 평가 지표로 활용하는 경우가 있다. 예를 들어 부도 기업예측 시, 부도(1)인 기업을 부도(1)로 예측하는 것이 정상(0)기업을 정상(0) 기업으로 예측하는 것보다 중요하다고 생각한다면 정확도보다는 민감도를 평가 기준으로 삼아야 한다. 이러한 가정은 보통 부실기업의 sample수가 현저하게 작아서 정확도로 예측 모형의 성능을 정확하게 평가하기 어려운 경우 사용한다. 본 연구는 Test set 구성 시, 부도(1)과 정상(1) 비중을 50% : 50% 균형 sample로 설정하여 분석하므로 정확도를 모형 예측의 평가 지표로 설정하였다.

13 이론적으로는 판별값으로 0.5 수준을 설정하는 것이 맞으나 모형 및 데이터 특성에 따라 판별 값이 많이 달라진다. 아직까지 확실하게 이론적으로 판별값을 지정하는 방법론이 확립되지 않아 대부분의 Data-mining Concept의 연구는 본 연구와 같이 귀납적으로 판별값을 설정하여 예측 결과를 산출하고 있다.

이를 방지하기 위해서는 Sample data를 학습 세트(training set)와 평가 세트(test set)으로 나누어 예측 정확도(Accuracy)를 산출하고 이를 근거로 모형의 성능을 평가하여야 한다. 본 연구도 학습 세트와 평가 세트를 전체 표본 중 중복되지 않도록 70% 대 30%의 비중으로 배분하여 모형의 추정과 예측력 평가 과정에 각각 사용하여 이와 같은 오류를 최소화 하고자 하였다.

한편, 그 동안의 연구에서는 부도 기업의 표본(sample) 수가 정상기업에 비하여 매우 작은 경우가 많이 나타나기 때문에 꾸준하게 표본의 불균형에 의한 모형 예측력 평가의 어려움이 있음을 한계로 지적하여 왔다.[14] 이에 본 연구는 부도 기업의 표본은 고정하고 정상기업의 표본을 부도 기업 수만큼만 Random 형태로 Sampling 하여 균형(equal-weighted. 50% 대50%) 표본을 구성하여 모형의 추정과 평가에 활용하는 방안을 적용하였다. 다만 이러한 방식을 사용할 경우 정상 기업 표본에서 표본 선택에 따른 편의(bias)가 발생할 수 있으므로, 평가 과정의 강건성을 얻기 위하여 정상 기업 표본을 반복적으로 총 100 세트(set)를 임의 확률(random)로 구성하여 모형 평가 과정에 활용하였다. 따라서 각 방법론의 예측 수준 평가를 위한 정확도 값은 모든 평가 세트(100 set)에서 산출된 정확도의 평균 수준으로 산출하였다.

---

14 예를 들어, 정상기업과 부도기업의 비중이 90% : 10% 라면, 모두 정상 기업으로 판단하는 예측을 수행해도 예측 정확도가 0.9로 나타난다. 따라서 편중이 심한 표본은 항상 예측 모형의 정확도를 과대하게 평가할 수 있는 우려가 있다. 최정원 외(2016)은 이와 같은 문제점을 해결하는 방안으로 각 부도 기업별로 동일한 시장(코스피/코스닥), 유사한 산업, 유사한 재무 수준의 정상 기업을 1:1로 짝지어(mapping) 분석하는 방법을 적용하였다. 하지만 이 방법은 객관적인 기준으로 유사한 기업을 찾기가 쉽지 않아서 분석자가 임의적으로 대상을 선정하는 경우가 많이 발생한다. 이러한 편의(bias)를 줄이고자 본 연구에서는 임의확률(Random)을 이용하여 균등표본을 설계하는 방안을 적용하였다.

Ⅳ. 실증분석

1. 부도 사건의 정의

증권거래소, 법원 등 상거래상 기업의 현황을 정의하여야 하는 공적인 기관에서는 공식적인 부도를 정의하고 있다. 하지만 실제로 기업의 부도를 인식하는 기준은 분석하는 목적과 연구자에 따라 기준이 다를 수 있다. 또한 실제로 이미 기업의 실질적인 부실이 발생하고 상당한 기간이 소요된 후 부도가 공식적으로 인식되는 경우도 많이 발생하게 된다. 따라서 기업 부도예측 연구 과정에서 보다 유용한 결과를 얻기 위해서는 기업의 부도(부실)에 대한 명확한 정의를 하는 것이 매우 중요하다.

본 연구는 이인로 · 김동철(2015), 최정원 · 오세경(2016) 등의 선행연구와 같이 유가증권시장에서 '상장폐지'가 결정된 기업들 중 부도에 관련된 공시[15]가 발생한 기업들을 부도 발생기업으로 인식하고 분석을 진행하였다. 상장폐지 사건은 부도와 반드시 연결된다고 볼 수는 없으나 일부 상장폐지가 발생한 대부분의 기업은 특수한 상황을 제외하고 부도가 발생하거나 부도에 준하는 재무상황이 발생하여 타 투자자에게 지분이 인수된다. 또한 부도가 발생하지 않더라도 상장폐지 사건은 거래 정지 및 주가 하락이 발생하여 투자자와 채권자가 큰 손실을 입을 수 있는 사건이므로 상장폐지를 부도로 인식하는

15 '부도발생', '화의절차개시신청', '회사정리절차개시신청', '감사인의 의견 거절' 및 '은행거래정지' 등 기업의 부실 및 지속 가능성이 심각하게 의심되는 사유로 발생한 상장폐지 사건을 부도로 정의하였다. 반면, '신규/변경 상장', '특수 목적에 의한 상장폐지', '기업 피인수' 등 원인의 상장폐지 공시는 부도 사건과 상관 없는 공시로 정의하여 분석대상에서 제외하였다.

것은 보다 보수적인 기준에서 부도를 적절하게 정의하는 방법이라고 할 수 있다.

2. 데이터 수집 및 정제

가. 분석 대상 기업 정의

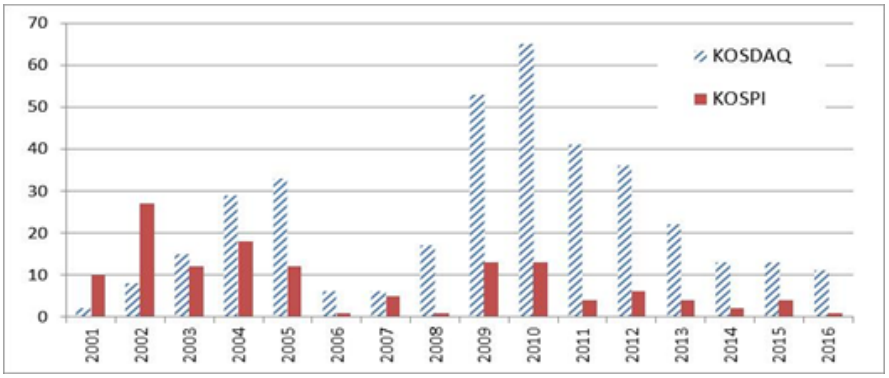
2001년부터 2015년까지 상기 부도 정의에 따라 유가증권 시장에 상장된 기업을 대상으로 분석 대상이 되는 부도 기업과 정상 기업을 집계하면 〈표 5〉와 같다.

〈표 5〉 분석대상 기업

시장구분	정상기업	부도기업	Total
KOSPI	678	133	811
KOSDAQ	1108	370	1478
Total	1786	503	2289

부도 기업은 상대적으로 KOSDAQ 시장에서 많이 발생하였다. KOSPI 시장의 경우 IMF 위기 이후 기간인 2002년 전후, KOSDAQ 시장의 경우 2008년 글로벌 경제위기 이후 기간인 2009년에서 2011년 사이에 집중적으로 부도기업이 발생한 것을 확인할 수 있다.

〈그림 11〉 연도별 부도기업 추이



나. 텍스트 데이터 수집

비정형 정보인 뉴스 텍스트 데이터를 수집하기 위하여, 분석 대상 기업들에 대한 2010년 1월부터 2016년12월까지의 84기간의 뉴스 컨텐츠를 '네이버' 뉴스 검색 홈페이지를 활용하여 수집하였다.[16]

텍스트DB를 구축하기 이전, 분석 대상 기업의 전체 기사 수를 먼저 집계하여 분석대상 제외 조건을 만족하는 총 650건(비부도기업 273 부도기업377개)의 경우를 제외하였다.

(a) 2010년 전의 부도가 일어난 기업 : 기사를 확보할 수 없음
(b) Sample 수가 부족한 경우 : 분석대상기간(2010년 ~ 2016년) 동안 기사 수 100건 이하
(c) 기업의 이름이 일상적인 용어와 같은 경우 (Ex: 전방, 청구, 부흥, 진도 등)
(d) 기타 해당 기업의 기사인지 정확하게 확인할 수 없는 기업

16 R 프로그램을 사용하였으며 N2H4패키지를 사용하였다.

제외 후 텍스트 정보 수집 대상 기업은 총 1,788개의 기업으로 총 2,506,080건의 기사를 텍스트 DB로 확보하였다. 기업 당 평균적으로 약 1,402건의 기사를 수집하였고, 1개월 당 평균적으로 약 16.6건의 기사이다. 또한 연도별로 기사 수 추이는 〈표 6〉과 같다.

〈표 6〉 총 뉴스 기사 수 연간 추이 및 합계

구분	Total	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
기사 수	2,506,080	110,213	39,040	390,764	394,128	402,792	26,991	442,152
기업당 평균	1,402	62	190	219	220	225	239	247

텍스트 DB는 이후 자연어 처리 과정(Natural Language Processing, NLP)을 진행하였다.[17] 기사 수와 마찬가지로 총 집계 200개 이하의 키워드는 분석에서 제외하였고, 동의어는 의미상의 대표 단어로 변환하여 활용하였다. 또한 특정의미(회사명, 제품명, 인물명, 지명, 일자, 시간) 명사는 제외하였다.

다. 부도 기사 비율 및 부도 유사도 산출 결과

앞(Ⅲ장 2. 다.)에서 설계한 방법론을 토대로 수집된 텍스트 데이터를 계량화하여 기업 부도 예측 모형에서 활용할 수 있도록 변수화하는 과정을 수행하였다.

17 자연어 처리는 R program의 KoNLP Package를 사용하였으며, 자연어 처리의 성능 향상을 위해 한국정보화진흥원에서 개발한 형태소 사전을 이용하였다. 자연어 처리 외에도 도출 빈도수가 높은 키워드 중에 특정한 의미의 동의어, 불용어 등은 분석자가 직접 지정하여 처리하여야 한다.

(1) Word2vec 산출 결과

수집된 텍스트 데이터베이스를 기반으로 '부도' 및 '상장폐지'와 기사 내에 언급된 단어 간의 유사도를 'Word2vec'을 이용하여 산출할 수 있다. 다음은 유사도 기준 상위 20개 단어를 선별한 결과이다.

〈표 7〉 'Word2vec' 유사도 산출 결과

Rank	'부도' 기준		'부도' & '상장폐지' 기준	
	word	유사도	word	유사도
1	도산	0.74	퇴출	0.63
2	파산	0.63	관리종목	0.62
3	경영난	0.60	파산	0.62
4	외환	0.60	도산	0.61
5	자금난	0.60	분식회계	0.60
6	법정관리	0.57	법정관리	0.57
7	어음	0.57	원리금	0.56
8	연체	0.55	잠식	0.56
9	워크아웃	0.54	연체	0.55
10	대출금	0.53	자금난	0.55
11	원리금	0.53	손실	0.54
12	폐업	0.53	매매거래	0.53
13	부실화	0.53	워크아웃	0.53
14	부실	0.52	부실	0.53
15	채무	0.50	기업회생	0.52
16	손실	0.49	감사보고서	0.52
17	몰락	0.48	대출금	0.52
18	제때	0.48	회생	0.52
19	기업회생	0.48	부실기업	0.51
20	속출	0.47	정지	0.51

‘부도’와 ‘상장폐지’ 는 두 단어 간에도 유사도가 존재하기 때문에 두 기준에 공통적으로 해당하는 단어가 많이 나타나는 것을 확인할 수 있다.[18)]

(2) 부도 기사 비율 산출 결과

〈표 7〉 의 ‘Word2vec’ 기준으로 부도 연관 기사를 산출한 결과를 요약하면 〈표 8〉 과 같다.

〈표 8〉 부도연관기사 및 부도기사비율 연간 추이

구분		Total	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
부도 연관 단어(1) 기준	부도연관 기사 수	380,673	16,586	48,636	59,214	65,863	60,729	59,473	70,172
	부도기사 비율(1)평균	15.19%	15.05%	14.35%	15.15%	16.71%	15.08%	13.93%	15.87%
부도 연관 단어(2) 기준	부도연관 기사 수	389,952	14,496	46,398	59,157	69,142	64,457	61,718	74,584
	부도기사 비율(2)평균	15.56%	13.15%	13.69%	15.14%	17.54%	16.00%	14.45%	16.87%

‘Word2vec’으로 산출된 부도 연관단어가 포함된 부도 기사비율은 두 기준 모두 평균 약 15% 정도로 나타난다.

18 두 기준 모두 상위 20개를 연구 기준으로 설정하였으나 상위 30, 40개 정도로 확장하면 중복되는 단어가 더욱 많아진다. 또한 선정된 단어 중에서 일부 단어는 간접적인 영향이 추정되지만 직접적으로 연관성이 있는지 의구심이 드는 단어도 존재한다. 이 부분은 향후 연구에서 보완이 필요하다.

〈표 9〉 정상기업과 부도기업의 부도기사비율 평균 비교

구분		2010	2011	2012	2013	2014	2015
부도기사 비율(1)	정상기업 평균	0.1538	0.1655	0.1732	0.1739	0.1835	0.1732
	부도기업 평균	0.2634	0.2990	0.3089	0.3865	0.4288	0.4003
	평균차이검증 (t stat.)	−4.74***	−6.70***	−5.87***	−7.47***	−7.01***	−4.27***
부도기사 비율(2)	정상기업 평균	0.1445	0.1664	0.1815	0.1894	0.1769	0.1763
	부도기업 평균	0.2915	0.3311	0.3218	0.4186	0.4002	0.5049
	평균차이검증 (t stat.)	−6.32***	−8.05***	−5.67***	−7.46***	−6.55***	−5.95***

〈표 9〉는 각각의 부도 기사비율을 정상기업과 부도기업으로 나누어 평균 수준을 산출하고 두 분류 간의 평균 수준을 통계적으로 비교한 결과이다. 비교 결과 부도 기사비율은 부도 연관 단어 (1), (2) 기준 모두 정상기업과 부도기업 간의 유의한 평균 차이가 있음을 알 수 있다. 즉, 'Word2vec'을 기준으로 산정한 부도 기사비율은 부도 기업을 선별하기 위한 계량 변수로 충분히 활용이 가능한 것을 알 수 있다.

(3) 부도 유사도 산출 결과

〈표 7〉 의 'Word2vec' 기준으로 각 기사의 부도 유사도를 산출하고, 이를 연도별로 부도 유사도 평균 수준을 산출하면 〈표 10〉과 같다.

〈표 10〉 부도연관기사 및 부도기사비율 연간 추이

구분	Total	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
부도유사도(1) ('부도')	0.0206	0.0124	0.0216	0.0276	0.0279	0.0296	0.0247	0.0206
부도유사도(2) ('부도' & 상장폐지')	0.0546	0.0309	0.0609	0.0730	0.0728	0.0749	0.0695	0.0546

부도 유사도 평균 수준은 '부도' 단어와의 유사도 평균 수준을 산출한 부도 유사도(1)는 약 0.02, '부도' 및 '상장폐지' 단어 와의 유사도를 평균한 부도 유사도(2) 기준은 0.05 수준으로 산출된다. 〈표 11〉은 〈표 9〉와 같이 정상기업과 부도 기업을 나누어 평균을 산출하고 통계적으로 평균 차이를 검정한 결과이다.

〈표 11〉 정상기업과 부도기업의 부도유사도 평균 비교

구분		2010	2011	2012	2013	2014	2015
부도유사도 (1)	정상기업 평균	0.0170	0.0268	0.0372	0.0376	0.0404	0.0327
	부도기업 평균	0.0200	0.0484	0.0621	0.0770	0.0474	0.1150
	평균차이검증(t stat.)	−0.24	−0.88	−0.81	−1.09	−0.15	−1.11
부도유사도 (2)	정상기업 평균	0.0426	0.0811	0.1011	0.1009	0.1057	0.0968
	부도기업 평균	0.0563	0.1272	0.1433	0.1525	0.1025	0.2365
	평균차이검증(t stat.)	−0.80	−1.36	−0.95	−1.02	0.05	−1.38

부도 유사도 평균 수준은 정상 기업과 부도 기업 간에 유의한 평균 차이가 나타나지 않는다. 이러한 현상은 부도 유사도가 높은 단어가 기사에 포함되더라도 기사의 대부분은 부도 유사도가 낮은 단어로

구성되어 평균이 큰 영향을 주지 못하기 때문이다. 부도 유사도 평균의 경우 예측 모형 반영 시 이와 같은 특성을 유의하여야 한다.

라. 데이터 수집 결과 요약 및 데이터 세트(set) 적용 방안

정보 원천별로 모형 예측의 영향을 평가하기 위하여 취합된 분석 DB를 4가지의 데이터 세트로 분류하여 각각의 모형에 적용하고자 한다. 분류된 데이터 세트의 구성은 〈표 10〉과 같다. 데이터 세트는 기존 연구에서 활용도가 높았던 순서대로 재무 정보, 시장 정보, 거시경제 정보, 비정형 정보 순으로 점진적으로 반영하는 정보가 늘어나는 형태로 설계하였다.

〈표 12〉 모형 적용 데이터 세트 요약

방법론	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
적용 정보 (Source)	재무 정보	재무 정보 + 거시경제	재무 정보 +거시경제 + (증권)시장정보	재무 정보 +거시경제 + (증권)시장 정보 + 미디어정보(Text)
데이터 수집가능기간	1998~2015년 (연간)	1998~2015년 (연간)	1998~2015년 (연간/월간)	2010~2015년 (연간/월간)
변수 정보	31개 변수 (21개 재무변수 +10개 기업특성)	42개 변수 (Set 1 + 거시 11개)	49개 변수 (Set 2 + 시장 7개)	60개 변수 (Set 3 + 뉴스 11개)
이용가능 데이터 수	결측제외 총 33,621 개 (2291기업)	결측제외 총 30,268 개 (2291기업)	결측제외 총 21,402 개 (2291기업)	결측제외 총 9,706 개 (1,586기업)

재무 정보의 경우 부도 발생 전기 (t-1시점)보다 이전부터 재무지표가 악화되어 부도에 영향을 줄 가능성이 있으므로 총 부도 발생 직전 3기간(t-1, t-2, t-3) 기간의 재무 정보를 사용하여 예측모형을 산출하였다.

한편, 뉴스 텍스트 정보는 인터넷으로 뉴스 기사 수집이 가능한 시점인 2010년 이후의 정보만 활용이 가능하다.[19] 따라서 분석 과정에서는 이러한 세트별 기간의 불일치를 고려하여 분석을 하여야 한다. 본 연구는 활용 가능한 데이터 수준에 따라 2 가지 분석 기준을 추가로 고려하였다. 따라서 〈표 12〉에서 구분한 정보 기준과 결합하면 총 7개의 분석 Set가 구성되었으며, 각 방법론에 모든 Set를 반영하여 각각의 예측모형을 산출하고 상호 간의 비교 분석을 수행하였다.

1) Set A : 재무, 시장, 거시경제 정보(2001~2016년). 총 2291개 (부도 502개) 기업 대상

[SetA_1] / [SetA_2] / [SetA_3]

2) Set B : 재무, 시장, 거시경제 정보(2010~2016년). 총 1586개 (부도 258개) 기업 대상

[SetB_1] / [SetB_2] / [SetB_3] / [SetB_4]

19 크롤링 Source인 '네이버뉴스' 웹 페이지가 2010년 이전 뉴스를 제공하지 않는다. 기타 Source를 활용할 경우 분석 기간에 대한 확장이 가능하다.

3. 연간 예측 모형

재무정보를 포함하는 기업 부도 예측 모형은 연간 단위로 예측을 수행하여야 한다. 부도 여부(1: 부도, 0: 정상)를 목표(Target) 변수로 하여 각 방법론을 활용하여 예측 모형을 구성하였다.

가. 방법론별 최적 예측 모형 도출

상기 과정을 통하여 생성된 분석 DB에 대해 각 학습 세트(training set)를 기반으로 〈표 13〉과 같은 여러 방법론을 적용하여 모형을 적합(fitting)하고 최적 모형을 도출하였다.

〈표 13〉 각 모형의 세부 적용 방안 및 산출 모형 적합도 평가 방법

방법론	세부 적용 방법론 및 가정	산출(fitting) 및 모형 평가 방법
1. 로지스틱(Logit)	다중회귀분석 모형 (Stepwise) Engine: R(glm)	• Cross-section 형태의 분석 방법이므로 시점 별(t-1,2,3) 변수를 모두 설명변수로 각각 적용 • 변수가 많아 과다 적합 문제 발생 가능 → Stepwise 로 변수 선택 적용 • F-value(P-value) 및 R^2로 모형 평가
2. Cox-PH Hazard (Cox)	Cox PH 모형(다중회귀, 층화, Stepwise) Engine: R(survival)	• 주가, 거시경제, 비정형정보 등 Hazard 함수 설명 변수로 반영 가능 • 산업별 생존함수를 추정하여 산업별 특성 반영 • 변수 선택(Stepwise) 필요 • F-value(P-value) 및 R^2로 모형 평가
3. Decision Tree (Dtree)	Max maxsurrogate(노드 수): 3단계 Engine: R (Dtree)	• 비교 모형으로 활용 • Accuracy로 사후적 모형평가
4. Random-Forest (RF)	Sampling을 통한 parameter 최적화 Engine: R (e1071)	• 다양한 설정 값 시뮬레이션 • Accuracy로 사후적 모형평가

5. SVM	Sampling을 통한 parameter 최적화 Engine: R (e1071)	• 다양한 설정 값 시뮬레이션 • Accuracy로 사후적 모형평가
6. 인공신경망(DNN)	Deep 구조: 512 EU * 8 Layer Activation Function: ReLU 초기값 설정: Xavier initializer[20] Engine: Python (TensorFlow)	• Cost 함수(평균예측오차): $\frac{(\text{실제값}-\text{예측값})}{\text{평가횟수}}$ → 학습횟수 2만 or Cost 기준 0.10이하 까지
7. 인공신경망(RNN)	Deep 구조: 3 기간(LSTM Cell) 적용 Activation Function: ReLU 초기값 설정: Xavier initializer Engine: Python (TensorFlow)	• Cost 함수(평균예측오차): $\frac{(\text{실제값}-\text{예측값})}{\text{평가횟수}}$ → 학습횟수 2만 or Cost 기준 0.10이하 까지

나. 예측 모형 성과 분석

(1) SET A 결과(분석기간 2001년~2016년 적용)

각 기간별 데이터 세트에 대해 예측 모형 추정 방법론을 적용한 예측 수준(정확도) 산출 결과는 〈표 14〉와 같다. 가장 높은 정확도를 나타낸 방법론은 Random Forests 방법론이었다. 로지스틱 모형과 SVM 또한 0.9수준을 상회하는 높은 정확도가 산출되었다. 그 외에 의사결정나무(Dtree)와 인공신경망(DNN, RNN) 등은 0.9수준에 다소 못 미치는 정확도를 산출하였다. 기업의 재무정보, 거시 경제정보, 시장정보를 포괄하여 가장 정보가 많이 활용된 〈SET 3〉의 정확도는 타 데이터 세트에 비하여 다소 높게 산출되긴 하였지만 유의미한 수준은 아니다.

20 딥러닝 초기값에 대한 방법은 Glorot, X., Y. Bengio(2010)를 참고하였다.

〈표 14〉 모형별 예측 정확도 산출 결과(SET A)[21]

방법론	SET A_1	SET A_2	SET A_3	평균
logit	0.9258 0.0146	0.9208 0.0153	0.9272 0.0142	0.9246
Cox	0.7798 0.0183	0.7033 0.0237	0.7115 0.0199	0.7315
Dtree	0.8998 0.0183	0.8984 0.0179	0.8956 0.0180	0.8979
R.F	0.9357 0.0133	0.9350 0.0127	0.9381 0.0125	0.9363
SVM	0.9217 0.0153	0.9082 0.0179	0.9212 0.0226	0.9170
DNN	0.8533 0.0200	0.8584 0.0184	0.9052 0.0148	0.8723
RNN	0.8867 0.0210	0.9065 0.0232	0.9046 0.0279	0.8992
평균	0.8861	0.8758	0.8862	

(2) SET B 결과(분석기간 2010년~2016년 적용)

〈표 15〉는 2010~2016년 동안의 데이터를 적용(SET B)하여 각 모형 예측 정확도를 산출한 결과이다.[22] 이 분석 결과에서도 역시 Random

21 정확도는 총 100회 Sample 세트별 예측 정확도의 평균값이고, ( ) 안은 표준편차이다(〈표 11〉 동일).

22 인공신경망(RNN) 의 경우 분석 과정에 3개년 연속된 데이터가 필요한데, 이럴 경우 Set B는 Data Sample 수의 손실이 너무 심해서 유효한 분석이 어렵다. 따라서 〈Set B〉 분석에서는 인공신경망-RNN은 제외하고 분석하였다.

Forests 방법론이 가장 우수한 예측력을 보였고, SVM, 인공신경망(DNN) 순으로 예측력이 좋았다. 앞서 예측력 수준이 높았던 로지스틱 모형은 상대적으로 모형 예측력이 하락하였으나 인공지능 기법들의 예측력은 유지되거나 오히려 다소 상승하였다. 이는 데이터가 줄어드는 경우에도 인공지능 예측 방법론들이 상대적으로 모형 예측력이 강건하게 유지될 수 있음을 의미한다.

또한 기존의 〈SET B_3〉에 뉴스 텍스트 정보까지 추가로 반영된 〈SET B_4〉가 타 모형에 비하여 모형 예측력이 높게 나타났다. 이는 비정형 정보도 부도예측 성능 향상에 영향을 줄 수 있음을 실증하는 결과이다. 다만 역시 평균과 표준편차 수준으로 볼 때 정보를 미반영한 SET와 차이가 통계적으로 유의한 수준이라 보기는 어렵다.

〈표 15〉 모형별 예측 정확도 산출 결과(SET B)

방법론	SET B_1	SET B_2	SET B_3	SET B_4	평균
logit	0.8651 0.0427	0.8804 0.0410	0.8989 0.0383	0.9093 0.0338	0.8884
Cox	0.8280 0.0312	0.8235 0.0335	0.8473 0.0335	0.8745 0.0282	0.8433
Dtree	0.8910 0.0293	0.8895 0.0288	0.8868 0.0274	0.8862 0.0271	0.8884
R.F	0.9369 0.0224	0.9373 0.0226	0.9381 0.0225	0.9392 0.0222	0.9379
SVM	0.9217 0.0273	0.9148 0.0263	0.9271 0.0278	0.9178 0.0282	0.9203
DNN	0.9071 0.0285	0.9053 0.0282	0.9215 0.0286	0.9317 0.0299	0.9164
평균	0.8916	0.8918	0.9033	0.9098	

(3) 연간 모형 예측 결과 종합 해석

분석결과 인공지능 중 Random Forests 방법론이 두 데이터 SET 모두 가장 높은 수준의 예측력을 보여주었다. 특히 데이터 수가 상대적으로 적은 〈SET B〉에서도 우수한 예측력을 유지 함으로써 인공지능 기법이 강건하게 기업의 부도에 대한 예측을 잘 수행할 수 있음을 실증하는 결과이다.

한편, 현재 적용된 인공지능-DNN 체계의 은닉층 구조는 1열 8개층(layer) 중첩 구조이고, RNN은 3기간 10개층(layer) 구조이다. 컴퓨터 하드웨어를 보강하고 추가적인 효율화 방안을 도입하여 이러한 구조를 개선하면 현재보다 더 높은 예측 정확도를 얻을 가능성이 있다.

인공지능(DNN)을 적용한 결과를 보면 Sample 데이터 수가 많은 〈SET A〉에 비하여 〈SET B〉의 예측 정확도가 오히려 높게 나오는 현상이 발생하였다. 이 역전 현상은 과잉 적합(over-fitting)하여 오히려 예측력이 떨어지는 현상이 나타난 것으로 추정된다. 따라서 향후 변수간의 관계를 고려하여 일부 변수를 정리하거나 과잉적합을 해결할 수 있는 추가적인 방법론을 적용해준다면, 인공지능 기법의 예측 정확도 결과는 현재보다 높아질 수 있다.

한편, 텍스트 데이터를 추가로 반영한 〈SET B_4〉의 예측 정확도는 방법론에 따라 약간의 차이는 있지만 전반적으로 텍스트 데이터를 반영하지 않은 SET에 비하여 정확도 수준의 유의한 차이가 나타나지 않았다. 또한 재무정보만 활용한 〈SET A_1〉, 〈SET B_1〉의 예측력도 타 SET에 비하여 큰 차이가 없었다. 이는 상장 기업의 경우 다양한 공시 요구 및 규제에 의하여 기업의 정보가 재무정보에 이미 충분히 반영되어 나타나는 결과라 판단된다. 따라서 기업에 대한 뉴

스 정보를 활용하여 유의미한 예측 모형을 얻기 위해서는 데이터 적용 주기를 보다 짧게 설정하여야 한다.[23)]

4. 월간 예측 모형

미디어의 뉴스 기사는 시장 정보(주가)와 마찬가지로 실시간으로 공개되는 정보이다. 따라서 시장정보를 활용한 예측 모형인 KMV 모형과 유사한 형태의 부도예측 모형 구축이 가능하다. 본 연구는 기업의 부도 관련 뉴스가 실제 부도가 발생하는 시점 이전에 부도 가능성을 선제적으로 알려줄 수 있는지, 조기 경보 지표(early warning index)로서 활용 가치가 있는지 연구하였다.

가. 예측 모형 설계

먼저 예측 모형 추정의 대상이 되는 Sample 데이터를 정의한다. 해당 기업의 기사 수가 너무 적은 경우 1, 2 건의 부도 관련 기사로 인하여 과민한 예측 결과가 발생할 수 있다. 따라서 신뢰성 있는 모형 결과를 위하여 일정 건수 이상의 기사가 확보된 기업을 대상으로 예측 모형을 산출하였다.

1) 대상기간 : 2010~2016년 (텍스트 DB 확보 가능 기간)

---

23 뉴스 정보는 주간, 일간, 심지어 시간단위로 발생하기 때문에 세부 기간 단위의 분석이 가능하다. 다만, 주가, 환율 등 금융 시계열 데이터와 달리 연속적으로 발생하지는 않는다. 따라서 본 연구는 세부 기간 단위 분석 주기를 월간으로 설정하고 해당 월에 발생한 뉴스를 집계하여 활용하는 방법을 적용하였다. 이후 연구에서 분석 데이터의 대상이 확대되면 보다 세부 기간 단위의 분석이 가능할 것이라 기대한다.

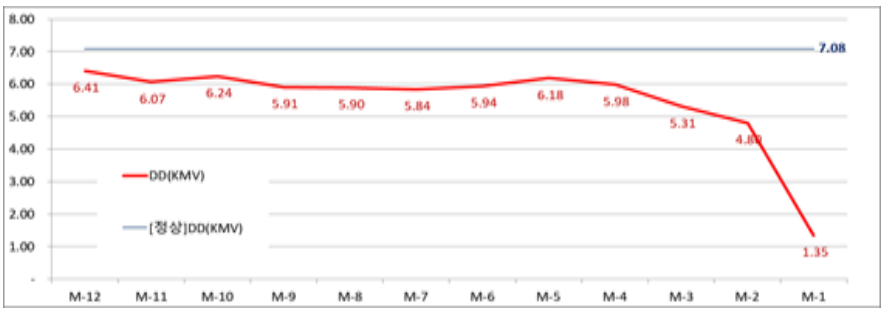
2) 기사 수 기준 : 대상기간 동안 총 기사 수 합계 100건 이상
3) 정보 확보 여부 : 대상 기간 동안 주가, 시가총액, 재무정보 모두 확보 가능한 기업
(신생기업, 중도 이탈 기업 제외. 부도 기업은 부도(상장폐지) 이전 시점 까지만 해당)

상기 기준을 적용하여 기존에 확보한 데이터를 대상으로 선별한 결과 부도 기업 51개, 정상기업 855개를 Sample 분석 대상으로 확보하였다. KMV모형 및 텍스트 기반 모형의 부도예측 단위는 월간이며, 부도 기준 직전 12개월의 추이를 분석하였다.

나. KMV 모형 산출 결과

부도기업의 부도발생 전 12개월의 D.D. 의 평균 수준 추이는 〈그림 12〉와 같다.

〈그림 12〉 부도 발생 12개월 전 D.D. 평균 추이[24]



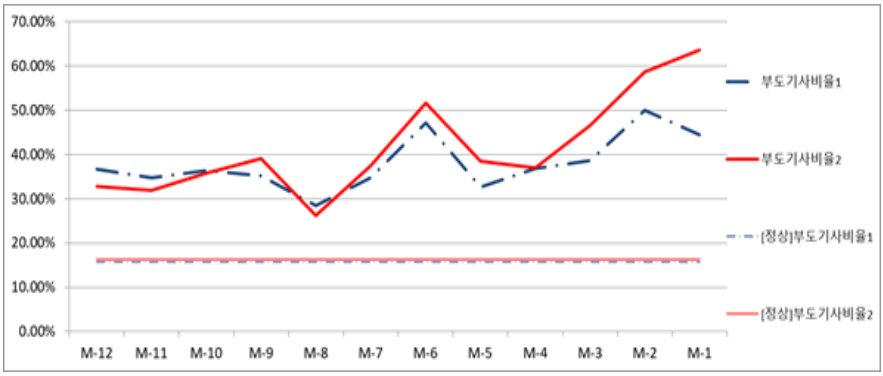
24 정상기업은 부도시점을 설정할 수 없기 때문에 2014~2016년 3개연도 기간의 월간 수치 평균값을 사용하였다. 이후 텍스트 지표도 동일한 기준을 적용하였다.

부도 기업의 경우 부도 발생 1년 전부터 점진적으로 평균 수준에 비하여 다소 낮은 수준으로 D.D.가 하락하다가, 부도 발생 3개월 전부터 급격하게 하락하는 것을 확인할 수 있다.

다. 텍스트 정보기반 예측 모형 산출 결과

〈그림 13〉은 동일한 기간과 동일한 기업에 대하여 기사 텍스트 데이터베이스를 기반으로 산출한 부도 기사 비율 및 부도 유사도를 적용하여 도식한 결과이다.

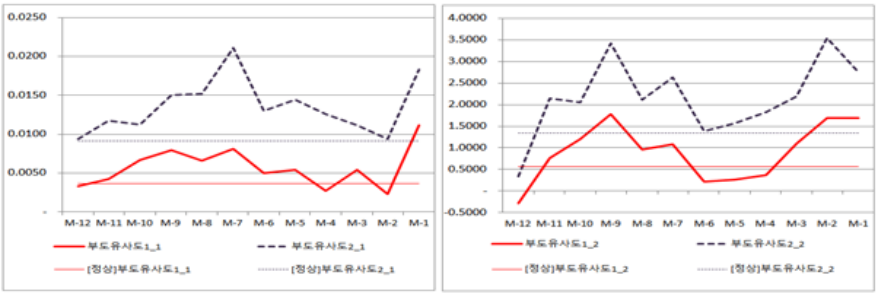
〈그림 13〉 부도 발생 12개월 전 부도 기사 비율 추이



KMV 모형과 마찬가지로 부도기사 비율은 부도 발생 12개월 이전부터 점진적으로 상승하여 지속적으로 정상기업에 비하여 높은 수준으로 산출되는 것을 확인할 수 있다. 부도기사 비율 중에는 '부도'와 '상장폐지'를 동시에 'Word2vec'을 활용하여 상위 20개 단어가 포함된 기사를 부도기사로 간주한 [부도기사 비율2]가 정상 수준에 대비하여 가장 유의한 차이를 보이고 있다.

〈그림 14〉는 '부도' 단어와의 'Word2vec' 유사도 수준의 산출 결과이다.

〈그림 14〉 부도 발생 12개월 전 부도 유사도(평균, 기사단위 평균) 추이



부도 유사도 역시 부도 기사비율과 마찬가지로 부도발생 이전부터 정상기업과 차이가 나타난다. 다만, KMV와 부도 기사비율과는 달리 점진적 상승 추세가 다소 약하고, 부도 시점에 가까워지면서 오히려 정상기업 보다 떨어지는 수준도 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이는 기사수가 많아지면서 절대적인 단어수가 증가하여 부도 유사도가 높은 단어의 영향을 중화하는 현상이 발생한 것으로 파악되었다.

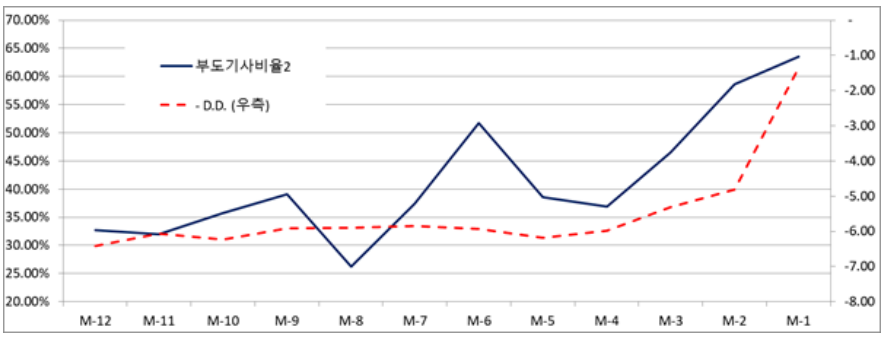
라. KMV와 텍스트 정보기반 예측 모형 비교

앞서 분석한 KMV 모형과 텍스트 정보기반의 예측 모형은 각각 부도 발생 이전 시점부터 부도 가능성이 상승함을 보여주는 것을 확인할 수 있었다. 두 모형의 예측 성능을 확인하기 위하여 모형 예측 결과를 그래프로 도식화하는 방법과 예측 정확도를 산출하는 방법으로 각각 비교하여 보았다.

(1) 월간 모형 예측 결과 그래프 비교

부도 기사 비율은 KMV 모형의 결과인 D.D.와 비슷한 형태로 부도 가능성에 대한 신호를 주고 있는 것을 볼 수 있다(그림 15). 특히 부도 발생 6개월 이전 시점 부터는 지속적으로 KMV 모형보다 다소 높은 수준으로 부도 기사 비율이 나타난다.

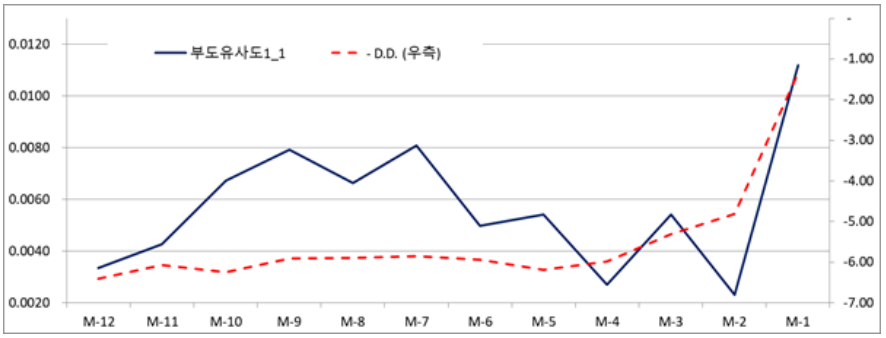
〈그림 15〉 부도 기사비율과 D.D.의 비교[25]



〈그림 16〉은 부도유사도 중 가장 예측수준이 높은 것으로 나타난 [부도기사비율 1_1]과 D.D. 수준 추이를 비교하여 보았다.

25 D.D.는 부도로부터의 거리로서 값이 작아질수록 부도 가능성이 증가하는 지표이고, 부도 기사비율은 값이 커질수록 부도 가능성이 높아지는 지표이다. 따라서 두 지표의 비교를 위하여 D.D.는 음수로 표현하였다. 〈그림 16〉 부도 유사도와 비교 그래프도 동일하다.

〈그림 16〉 부도 유사도와 D.D.의 비교



기사의 부도 유사도 수준은 D.D.에 비하여 부도 발생 7~10 개월 전에 매우 큰 차이를 보인다. 다만, 부도 발생 2~4개월 기간은 D.D. 보다 낮은 수준으로 부도 가능성을 예측하고 있다. 이러한 현상은 부도 기업의 경우 실제 부도가 나타나기 오래 전부터 부도 관련 단어가 기사에서 많이 나타나는 현상을 실증한다.

상기 분석 결과를 보면, 부도 기사비율과 부도 유사도를 활용할 경우 KMV 모형과 유사한 형태로 부도 예측이 가능함을 알 수 있다. 또한 부도 발생 시점을 기준으로 KMV 모형보다 이전 기간에 부도 유사도가 상승하여 기업 부도에 대한 조기경보 지표로서 기사 정보를 이용한 텍스트 기반의 모형 결과가 활용될 수 있는 충분한 가능성을 보여주었다. 더욱이 텍스트 정보 기반의 부도예측은 주가 정보가 없는 비상장기업에도 활용이 가능하다는 점에서 KMV의 단점을 보완하는 방법론으로 더욱 의미가 있다.

텍스트 기반의 부도 예측 방법 또한 단점을 가지고 있다. 먼저 기업관련 뉴스의 편중 문제이다. 대부분의 기업 뉴스는 일부 매우 우량하고 유명한 대기업에 대한 기사가 많이 생성되고, 정작 부도가 많이 발생하는 규모가 작은 기업에 대한 뉴스는 상대적으로 매우 적다. 따

라서 본 방법을 적용할 수 있는 분석 대상에 한계가 있었다. 향후 이를 보완하기 위해서는 텍스트 데이터 확보 정보 원천을 미디어 뉴스뿐만 아니라 기업 공시자료, 증권/투자 관련 게시판, 해당기업 홈페이지 등으로 확대하여 보다 광범위한 텍스트 데이터의 확보가 필요하다.

(2) 월간 모형 예측 정확도 비교

월간 부도 예측 모형 또한 연간 모형과 같이 모형에 활용된 표본이 정상 기업으로 편중됨에 따라 일반적으로 활용되는 〈표 4〉의 예측 정확도를 산출할 경우 정확한 예측력을 비교할 수 없다. 연간 모형의 경우 반복적인 Sampling(Ⅲ장 3.나.)으로 이 부분을 해결하고자 하였으나, 월간 예측 모형의 경우 연간 모형과 같은 Random 시뮬레이션이 아니므로 같은 방법을 적용하는 것이 불가능하다.

〈표 16〉 예측 모형의 오류 구분

구분		실제	
		부도(1)	정상(0)
예측	부도(1)	예측 정확	2종 오류(Error)
	정상(0)	1종 오류(Error)	예측 정확

이에 따라 월간 예측 모형의 정확도를 평가하기 위하여 오차(Error)의 형태(type)별로 특성을 구분하여 부도 예측의 정확도를 평가하였다. 예측 모형의 오차는 〈표 16〉과 같이 예측 결과와 실제 결과의 차이에 따라 1,2 종 오류가 구분된다. 각 오류는 활용 목적에

따라 중요성이 다를 수 있다. 부도 기업을 철저하게 판별하여야 하는 보수적인 금융기관의 경우 제2종 오류를 중요하게 판단하여야 하지만, 벤처 투자 등의 공격적인 투자 성향의 금융기관 및 펀드는 제1종 오류를 중요하게 생각할 수 있다.

본 연구에서는 텍스트 정보 기반과 시장 정보 기반의 월간 예측 모형을 각각 추정하고 얼마나 예측 성능이 우수한지 평가하기 위하여 1,2 종 오류를 각각 추정하여 비교하여 보았다.[26]

〈표 17〉 월간 각 모형 예측 수행 결과 예시[부도시점 기준 M-1개월]

[M-1] KMV(DD)

		실제		Total
		정상	부도	
예측	정상	812	21	833
	부도	43	29	72
	Total	855	50	905

[M-1] 부도기사비율2

		실제		Total
		정상	부도	
예측	정상	819	21	840
	부도	36	29	65
	Total	855	50	905

[M-1] 부도유사도2

		실제		Total
		정상	부도	
예측	정상	829	22	851
	부도	26	28	54
	Total	855	50	905

26 각 모형의 부도 예측 임계(Criteria) 수준은 모형 산출 결과(D.D., 부도기사비율, 부도유사도 등) 값의 전체 평균 수준 대비 95% 유의수준(1.96*표준편차)으로 가정하고, 임계 수준을 초과할 경우 부도로 간주하였다. 이는 매우 대략적인 방법으로 정확한 부도 임계 수준에 대해서는 보다 면밀한 연구를 필요로 한다.

〈표 17〉과 같이 각 모형은 예측 값과 실제 값의 일치 여부에 따라 예측 정확도 여부를 산출할 수 있다. 이 결과를 가지고 〈표 16〉의 기준으로 제1, 2종 오류를 부도 시점 이전 각 기간별로 산출하면 〈표 18〉과 같다.[27]

〈표 18〉 월간 모형 예측 제1, 2종 오류 산출 결과

오류구분	기간구분	KMV(DD)	부도기사비율2	부도유사도2
Type I Error	전기간[28]	5.03%	4.21%	3.04%
Type II Error	부도 1개월 전	40.00%	42.00%	44.00%
	부도 6개월 전	52.94%	66.67%	56.86%
	부도 12개월 전	47.06%	92.16%	56.86%

시장정보 기반의 예측 모형(KMV)는 텍스트 기반 모형에 비하여 제2종 오류가 전 기간에서 지속적으로 가장 낮은 수준으로 나타난다. 이는 시장정보 기반의 모형이 정상 기업을 부도 기업으로 판단하는 오류가 적다는 것을 뜻한다. 텍스트 기반의 예측 모형은 부도에 가까워지는 시점에서는 시장정보 기반의 예측 모형에 근접하는 제2종 오류 수준이 나타나지만 부도 시점에서 멀어질수록 이러한 수준이 급격하게 떨어지며, [부도기사비율]의 경우 이러한 현상이 더 심하게 나타나는 것을 알 수 있다.[29]

---

27 여러 텍스트 기반 변수 중 앞서 그래프 도식 결과 우수한 것으로 검증된 [부도기사비율 2] 와 [부도유사도 2] 를 사용하였다. 기타 텍스트 기반 변수를 사용한 예측 결과는 이 변수를 적용한 결과와 크게 다르지 않다.

28 정상 기업의 경우 부도 시점을 지정할 수 없기 때문에 부도 기업과 같이 부도 시점 기준의 기간별 예측이 불가능하다. 따라서 전체 Sample 추정기간(2014~2016년, 36개월) 동안 부도 임계 수준을 초과하는 모든 Case를 부도 예측된 결과로 간주하였다.

반면 텍스트 기반의 예측 모형은 시장정보 기반의 모형에 비하여 제 1종 오류가 낮게 나타난다. 이는 부도기업을 정상 기업으로 판단하는 오류가 적다는 것을 뜻한다. 따라서 은행과 같은 보수적인 기관의 경우에는 텍스트 기반의 예측 모형을 활용해야 함을 시사한다.

29 시장정보기반 모형(KMV)이 지속적으로 부도 기업에 대한 예측력이 높게 나타난 것은 사실이지만, 부도 시점 기준 1개월 전과 12개월 전이 크게 차이가 없는 점은 실제 부도가 나타날 시점을 파악하기 어려움으로 인하여 오히려 기업 부도에 대한 적시성 있는 Alert을 위해서는 단점으로 작용할 수 있다. 또한 제2종 오류 40% 수준은 매우 높은 수준으로 예측 모형으로 활용하기는 아쉬운 수준이다. 이러한 월간 예측 모형의 단점은 향후 연구 과정에서 보완을 필요로 한다.

Ⅴ. 결론 및 시사점

본 연구는 기업 부도 예측 과정에서 우선 비정형 데이터인 뉴스 텍스트 데이터를 계량화하여 새로운 정보 원천으로 활용할 수 있는 방법을 제시하였다. 또한 기존 정보 원천과 함께 텍스트 정보를 포함한 인공지능 기반의 예측 방법론을 제시하고 기존의 방법론과 예측력을 비교 분석하였다.

연구 결과, 우선 연간 모형에서는 인공지능 기법인 Random forests 기법이 가장 우수한 예측력이 있는 것으로 분석되었다. 또한 인공지능을 이용한 다른 방법론들도 전반적으로 기존의 전통적인 예측 방법보다 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 뉴스 텍스트를 추가적인 정보 원천으로 추가한 효과는 연간 예측 모형에서는 다소 미미하였다. 하지만 월간 예측 모형에서는 텍스트 정보 기반의 예측 모형이 시장 정보 기반의 예측 모형인 KMV 모형과 유사하거나 좀 더 우수한 결론을 도출할 수 있어 기업 부도 예측 과정에서 조기 경보 모형으로 충분히 활용 가능성이 있음을 실증하였다.

현재 분석 대상인 상장기업의 경우 재무 정보가 기업 현황을 비교적 잘 반영하고 있고, 기업에 대하여 발생하는 정보 또한 주가에 즉각 반영되고 있는 편이기 때문에 텍스트 정보 및 인공지능 도입에 의한 부도 예측 증가 수준이 미미할 수 있다고 판단된다. 그러나 재무 정보의 신뢰도가 떨어지고 시장 정보의 확보가 어려운 중소기업이나 개인에 대하여 본 연구의 부도 예측 방법을 적용한다면 기존의 방법에 대하여 유의한 예측 수준 증대를 얻을 수 있을 것이다. 다만, 이러한 연구 시 본 연구가 대상으로 한 뉴스 텍스트 정보와 함께 웹 페이지, 공시자료 등 추가적인 정보 원천을 포괄하여 적용하는 것이 필

요하다.

빅데이터 및 딥-러닝 분야는 아직까지 국내 금융, 재무 분야에서 관련 연구가 부족한 상황이다. 하지만 본 연구에서 활용한 방법론은 타 연구에서도 충분히 응용하여 활용이 가능하다. 향후 관련 연구자들의 괄목할 만한 연구 성과가 많이 도출되기를 기대한다.

〈Appendix 1 - 변수 정의〉

Code	분류	Index	산식
F01	건전성	부채비율	총부채/총자산
F02		시장부채비율	총부채/시장총자산*
F03		금융부채비율	금융부채/총자산
F04		금융부채비율2	금융부채/총부채
F05		금융부채변동율	당기 - 전기 / 전기 금융부채
F06		이자보상배율	영업이익/이자비용
F07		유동비율	유동자산/유동부채
F08		고정자산비율	고정(비유동)자산/총자산
F11	수익성	총자산영업이익율	영업이익/총자산
F12		총자산순이익율	당기순이익/총자산
F13		시장자산영업이익율	당기순이익/시장총자산*
F14		자기자본순이익율	당기순이익/총자본
F15		총자산이익잉여금비율	이익잉여금/총자산
F21	성장성	총자산증가율	당기 - 전기 / 전기 총자산
F22		매출액증가율	당기 - 전기 / 전기 매출액
F23		당기순이익증가율	당기 - 전기 / 전기 당기순이익
F31	유동성	현금자산비율	현금 및 현금성자산/총자산
F32		시장현금자산비율	현금 및 현금성자산/시장총자산*
F33		자산대비영업현금흐름	영업현금흐름/총자산
F34		자산대비총현금흐름	총현금흐름/총자산
F41	활동성	자산회전율	매출액/총자산
F42		매출채권회전율	매출액/매출채권
F51	규모	총매출액	ln(총매출액)
F52		총자산	ln(총자산)
M01	시장 정보	주가수익률	당기 - 전기 / 전기 주가**
M02		주가초과수익률	주가수익률 - 시장수익률
M03		주가변동성	주가변동성(20일)
M04		주가수준	ln(주가)

E01	거시경제 (연 기준 적용)	Kbond	국고채(3년)
E02		CD	CD유통수익률(91일)
E03		GDP	국내총생산(실질성장률)
E04		USD	원/미국달러(매매기준율)
E05		KOSPI	KOSPI_종가
E07		dPPI	PPI증감
E08		dCPI	CPI증감
E09		House	주택매매가격지수(증감율)
E10		Oil	국제유가(Dubai)
E11		Unemp	실업률
C01	기업특성	직원수 증감	당기 – 전기 / 전기 직원수
C02		직원평균임금 증감	당기 – 전기 / 전기 인당평균임금
C03		최대주주지분율	최대주주 지분율
C04		최대주주지분율 증감	당기 – 전기 지분율
C05		배당수익률	배당수익률
articleNum	비정형정보 (뉴스 텍스트)	연간 기사수	해당 기업 관련 총 기사 수
NumNeg_1		부도기사비율_1	연간 부도(w2v–부도) 기사수 / 연간 기사수
NumNeg_2		부도기사비율_2	연간 부도(w2v–부도&상폐) 기사수 / 연간 기사수
w2v1_1		부도 유사도_1	연관도평균(w2v–부도)
w2v1_2		부도 유사도_2	연관도합계 (w2v–부도) / 기사 수
w2v2_1		〈부도+상장폐지〉유사도_1	연관도평균(w2v–부도&상장폐지)
w2v2_2		〈부도+상장폐지〉유사도_2	연관도합계 (w2v–부도&상장폐지) / 기사 수
market	기업특성 (통제변수적용)	소속시장	KOSPI / KOSDAQ
industry		산업	표준산업분류기준 분석용 산업그룹 재분류
group		재벌그룹여부	30대 재벌 그룹 소속 기업
KP200		공공기관여부	공기업 & 공기업이 대주주 기업
Gov		대기업여부	KOSPI200 기업

* 시장총자산 = 주식의 시장가치 + 부채의 장부가치
** 주가는 지분 변동 등을 고려한 수정주가 사용

〈Appendix 2 – 텍스트 변수 정제 과정(예시)〉

[Step 1] 기사 크롤링

– [기업명]으로 뉴스 게시판에서 뉴스기사 텍스트 크롤링

> STX조선 끝내 부도 수순...산은 "법정관리 불가피"
> 2016-05-25 15:30, 한국경제
>
> 4조원 이상의 자금을 지원받고도 경영 개선이 요원한 STX조선해양이 결국 부도 수순을 밟을 전망이다. STX조선은 이후 법원 주도의 회생절차(법정관리) 체제로 전환될 예정이다.
>
> STX조선의 주채권은행인 산업은행은 25일 여의도 본점에서 수출입은행 농협은행 무역보험공사 등이 참석한 채권단 실무자회의를 열어 "추가자금을 지원하면서 자율협약을 지속할 경제적 명분이나 실익이 없다. 회사도 회생절차 신청이 불가피한 것으로 판단한다"고 밝혔다.
>
> 이에 따라 산은은 이달 말까지 채권단 협의회 논의를 거쳐 자율협약을 종료하고 법정관리로 전환하는 방안을 확정하겠다고 설명했다.
> .....

[Step 2] Data Cleansing

– 단순 사실 전달 기사 제외 (제목, 날짜 등 포함 100단어 이내)
– 반복 생산 기사 제외 (문서 유사도 0.9 이상)
– 기업 경영과 관계 없는 기사 제외 (스포츠, 문화 등 키워드로 선별)

[Step 3] Word Cleansing (NLP)

– 자연어 처리(Natural Language Process)
– 무의미한 조사, 의견 식별 불가능 단어 제외

keyword	빈도	처리
조선	3	
개선	1	
것	1	제외
경영	1	
공사	1	
논의	1	
채권은행	1	채권단
달	1	제외
말	1	제외
명분	1	
여의도	1	제외

[Step 4] 단어별 유사도 산출

- 단어별 유사도 Mapping

  [ex] 단어 '부도'와 유사도 → 조선(0.10), 채권단(0.26), 명분(0.01), 공사(-0.01) ….

[Step 5] 계량화 변수 산출

- 부도기사비율 : 부도 유사도 기준 상위 20개 단어 포함 기사를 '부도 연관 기사' 비율 산출
- 기사/기업 단위, 기간별(월간/연가) 부도 유사도를 직접 평균 수준을 산출하여 활용

참고문헌

김민수 · 구평회(2013), “인터넷 검색추세를 활용한 빅데이터 기반의 주식투자전략에 대한 연구,”「한국경영과학학회지」, 제38권 제4호, pp. 53-63.

김성규(2010), “경기변동을 반영한 부도예측모형에 관한 실증연구 : 중소기업 회계정보 기반 동태적 모형을 중심으로”,「한양대학교 박사학위 청구논문」, pp. 1~142.

김성진 · 안현철(2016), “기업신용등급 예측을 위한 랜덤포레스트의 응용”,「산업혁신연구」, 제32권 제1호, pp. 187-211.

김원걸 · 유성민 · 김영상(2016), “인공지능과 핀테크”,「한국정보기술학회지」, 제14권 제1호, pp. 23-28.

김유신 · 김남규 · 정승렬(2012), “뉴스와 주가: 빅데이터 감성분석을 통한 지능형 투자의사결정모형,”「지능정보연구」, 제18권 제2호, pp. 143-156.

박강희(2017), “인공지능에 대한 금융업의 기대와 현실”, IBK 경제연구소 working paper, pp. 1-23.

박재빈(2006),「생존분석 이론과 실제」, 신광출판사.

안성원 · 조성배(2010), “뉴스 텍스트마이닝과 시계열 분석을 이용한 주가예측,”「한국컴퓨터종합학술대회 논문집」, 제 37 권 제 1 호, pp. 364-369.

오세경(2001), “다변량 판별분석모형과 주식옵션모형을 이용한 기업도산 예측”,「산은조사월보」, 제549호, pp. 1-29.

이광석(2014), “빅데이터 기반의 거래기업 모니터링”,「기술금융연구」, 제 4권 제 1호, pp. 91-131.

이인로 · 김동철(2015), “회계정보와 시장 정보를 이용한 부도예측모형의 평가 연구”, 「재무연구」, 제28권, 제4호, pp. 626-666.

이재식 · 한재홍(1995), “인공신경망을 이용한 중소기업 도산 예측에 있어서의 비재무정보의 유용성 검증”, 「한국전문가시스템학회지」, 제1권, 제1호, pp. 123-134.

조남옥 · 신경식(2016), “빅데이터 기반의 정성 정보를 활용한 부도예측 모형 구축”, 「지능정보연구」, 제22권, 제2호, pp. 33-56.

최정원 · 오세경(2016), “생존분석과 KMV모형을 이용한 기업부도예측”, 「상경연구」, 제41권 제1호, pp. 91-136.

최정원 · 한호선 · 이미영 · 안준모(2015), “텍스트마이닝 방법론을 활용한 기업 부도예측 연구”, 「생산성논집」, 제29권 제1호, pp. 201-228.

Addal, S.(2016), “Financial forecasting using machine learning”, *African Institute for Mathematical Science(AIMS)*, pp. 1-32.

Altman, E.(1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy.”, *The Journal of Finance*, Vol. 23, No. 4, pp. 589-609.

Breiman, L.(2001), “Random forests”, *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32.

Campbell, J. Y., J. Hilscher, J. Szilagyi(2008), “In search of distress risk”, *The Journal of Finance*, Vol. 63, No. 6, pp. 2899-2939.

Chen, H., P. De, Y. Hu, and B. Hwang(2014), “Wisdom of Crowds: The Value of Stock Opinions Transmitted

Through Social Media", *Review of Financial Studies*, Vol. 27, No. 5, pp. 1367-1403.

Flood, Mark D., H. Jagadish, L. Raschid (2016), Big data challenges and opportunities in financial stability monitoring

Glorot, X., Y. Bengio(2010), "Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks", *Proceedings of the 13th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, PMLR 9, pp. 249-256.

Gu, X., H. Zhang, D. Zhang and S. Kim(2016), "Deep API Learning", *In Proceedings of the 24th ACM SIGSOFT International Symposium on the Foundations of Software Engineering (FSE 2016)*, pp. 1-12.

Kim, H., S. So(2010), "Support vector machines for default prediction of SMEs based on technology credit", European Journal of Operational Reserch, Vol. 201, pp. 838-846.

Kim, K. (2003), "Financial time series forecasting using support vector machines", *Neurocomputing*, Vol. 55, pp. 307-319.

Lu, Y.C., C.H. Shen and Y.C. Wei(2013), "Revisiting early warning signals of corporate credit default using linguistic analysis", *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 24, pp. 1-21.

Marko, K., R. T. Krishnamachari(2017), "Big data and AI

Strategies", *Global Quantitative & Derivatives Strategy*, JP Morgan, pp. 1-280.

Martinez, J. and R. Garcia, F. Sanchez(2012), "Semantic-Based Sentiment analysis in financial news", *Finance and Economics on the Semantic Web 9th conference*, pp. 38-51.

McQuown, J. A.(1993), "A Comment on Market vs. Accounting -Based Measures of Default Risk", *KMV Corporation working paper*.

Merton, R. (1973), "On the Pricing of Corporate debt: The Risk Structure of Interest Rates", *Journal of Finance*, Vol. 29, No. 2, pp.449-470.

Nam, C., T. Kim, N. Park, and H. Lee(2008), "Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal and macroeconomic dependencies", *Journal of Forecasting*, Vol. 27, no. 6, pp. 493-506.

Ohlson, J. A. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of accounting research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109-131.

Shumway, T.(2001), "Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model", *The Journal of Business*, Vol. 74, no. 1, pp. 101-124.

Tinoco M. H., N. Wilson(2013), "financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using

accounting, market and macroeconomic variablesl", *International Review of Financial Analysis*, Vol. 30, pp. 394-419.

Vahala, J.(2016), "Prediction of financial markets using Deep learning", *Bachelor's Thesis, Masaryk University*, pp. 1-50.

Yeh, S., C. Wang, M. Tsai(2015), "Corporate default prediction via deep learning", *Wireless and Optical Communication Conference (WOCC) 24th*, pp. 1-8.

Wolkowitz, E., S. Parker(2015), "Big Potential: Harnessing Data Technology for the Underserved Market", *Center for Financial Services Innovation*, pp. 1-35.

KIF Working Paper 2017-08

빅데이터를 이용한 딥러닝 기반의 기업 부도예측 연구

2017년 12월 26일 인 쇄
2017년 12월 29일 발 행
발 행 인 신 성 환
발 행 처 한 국 금 융 연 구 원
서울시 중구 명동 11길 19 은행회관 5·6·7·8층
전 화 : 3705-6300 FAX : 3705-6309
http://www.kif.re.kr ; webmaster@kif.re.kr
등록 제1-1838(1995. 1. 28)