

2022년 9월

기술금융연구

Journal of Technology Finance

제11권 제2호
(통권 제18호)

목 차

연구 논문

지역경제 분석을 위한 자연어 처리 기반의 딥러닝 모델 개발 1
김지민, 강신정

Development of NLP Based Deep Learning Model for Local Economy Analysis
Kim Jimin, Kang Shinjeong

민간신용과 수출경쟁력의 경기변동성
: 미국과 한국을 중심으로 21
심승규, 정성윤, 지인엽

Business Cycle Dynamics of Private Credit and International Trade Competitiveness
: Evidence from the USA and Korea
Sim Seunggyu, Chung Sungyou, Ji Inyeob

금융불평등도 측정을 위한 방법론 연구 43
김상봉, 강경우

A Study on Methodology for Measuring Financial Inequality Index
Kim Sangbong, Kang Kyungwoo

기술금융을 고려한 은행의 건전성 예측모델 개발
: LSTM모형을 활용하여 67
김은미

Development of Bank Soundness Prediction Model Considering Technology Finance
: Using the LSTM Model
Kim Eunmi

COVID-19 팬데믹에 따른 기업의 충격량과 회복력 비교
: 벤처기업을 중심으로 85
석상익, 문형빈

Impact of the COVID-19 Pandemic on Firms and Resilience of Firms
: Focusing on Venture Firms
Seok Sangik, Moon Hyungbin

부 록

기술금융연구 연구윤리기준 111
「기술금융연구」 논문 모집 안내 114

핵심 주제어	생존분석
JEL분류번호	C8

지역경제 분석을 위한 자연어 처리 기반의 딥러닝 모델 개발*

김지민** Kim Jimin

강신정*** Kang Shinjeong

국문초록

신종 코로나바이러스 감염증이 장기화됨에 따라, 소상공인·자영업자 폐업 및 지역경제 악화가 가속화되고 있다. 정부의 지역경제 활성화 대책이 성공적인 효과를 거두기 위해서는 소상공인 및 자영업에 대한 데이터 기반의 과학적인 진단 및 분석이 선행되어야 한다. 따라서 본 연구는 데이터의 수집이 가능한 소규모 기업을 중심으로 지역, 금융, 인구, 문화/관광, 경제, 토지/주택 등 여러 분야의 공공 데이터를 학습하여 기업의 생존 확률을 산출하는 예측모델을 개발하였다. 본 연구는 모델 개발을 위하여 지방 인허가 데이터에서 제공하는 151,868개 창원시 사업자 데이터와 공공 데이터 포털에서 제공하는 60,284개 창원시 소상공인·자영업 데이터 등을 활용하였다. 모델은 합성곱 신경망을 기반으로 하며, 텍스트 형태의 업종 데이터를 수치화하기 위해 Facebook fastText 기반 언어학습모델을 개발하여 신경망에 학습 데이터로 활용하였다. 본 연구를 확장하여 고도화된 지역경제 분석 모델을 개발함으로써, 시민들, 더 나아가 국민에게 지역경제 및 국가경제에 대한 맞춤형 정보를 제공하는 공공서비스 개발이 가능할 것으로 기대된다.

주제어 딥러닝, 생존분석, 자연어, 중소기업, 지역경제

* 본 논문은 2021년도 한국경영정보학회 추계통합학술대회(2021년 11월 12일)에서 발표한 논문을 수정 및 보완한 것입니다.

** 한국과학기술정보연구원(KISTI) 데이터분석본부 기술사업화연구센터 R&BD분석연구팀 선임연구원, E-mail: kjm@kisti.re.kr, Tel: 02-3299-6045, 제1저자

*** 기술보증기금 디지털전략실 부부장, E-mail: kangsj@kibo.or.kr, Tel: 051-606-7455, 교신저자

I. 서론

신종 코로나바이러스 감염증(COVID-19, 이하 코로나19) 사태가 장기화됨에 따라, 전 세계적으로 코로나19 감염 방지를 위한 정부 정책이 시행되고 있다. 국내에서는 사회적 거리 두기, 외부활동 자제, 집합금지명령, 일부 업종 영업제한 등이 시행되었으며, 이러한 방침으로 인해 일부 업종의 경제적 피해가 불가피한 상황이 지속적으로 발생하였다. 특히 서울을 비롯한 전국 상권에서 소상공인 및 자영업자의 폐업이 급격하게 증가되고, 더 나아가 지역경제의 악화가 가속화되고 있는 실정이다. 코로나19로 인하여 국내외 출입국이 제한됨에 따라 외국인들을 대상으로 하는 관광지 상권이 크게 쇠퇴하였으며, 원격수업으로 인한 대학가 상권, 재택근무로 인한 오피스 상권 등이 큰 영향을 받아왔다.

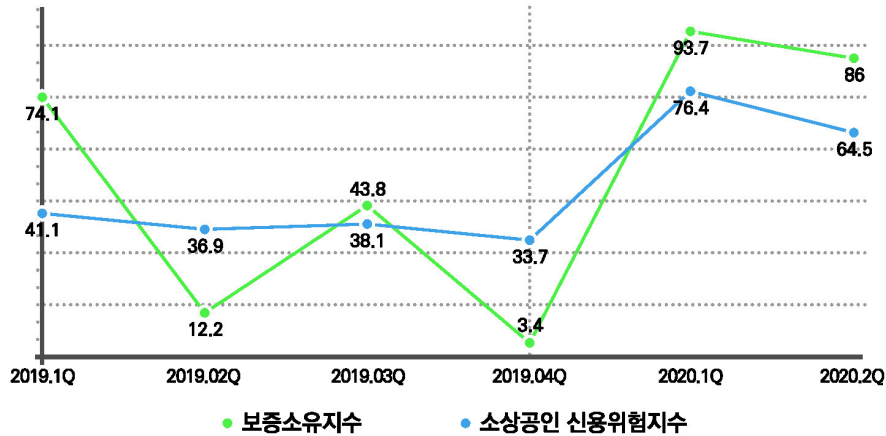
특히 음식점, 도소매, 숙박, 여행업 등 서비스업의 경기 악화는 전국 지자체 경제에 직접적으로 표면화되고 있는 실정이다(관계부처합동, 2020). 소상공인시장진흥공단(2020)에 따르면, 소상공인의 체감경기지수는 코로나바이러스 발생 이후인 2020년 2월 25.8p, 3월 11.8p, 7월 14.5p 감소하는 등 2020년 3분기까지 지속적인 큰 폭의 하락을 보인 것으로 조사되었다. 권역별 소상공인 매출¹⁾ 및 영업이익 동향을 살펴보면 전국이 대체적으로 악화되고 있으며, 특히 수도권에서 악화 전망이 뚜렷하게 나타났고, 보증이용업체의 자금사정 역시 판매감소로 인한 어려움이 나타나고 있다(신용보증재단중앙회, 2021a; 2021b).

소상공인 신용위험지수²⁾ 또한 2020년 2분기 기준 64.5로 2019년 동기 36.9 대비 큰 폭으로 증가하였고, 코로나19 최초 발생기점(2019년 12월) 전후인 2019년 4분기와 2020년 1분기를 비교해보았을 때 소상공인 신용위험지수는 33.7에서 76.4로 급등한 것으로 나타났으며, 보증수요지수 역시 2019년 대비 큰 폭으로 증가하여 소상공인 및 자영업자의 운영자금여력이 큰 폭으로 하락하고 있는 것을 알 수 있다(신용보증재단중앙회, 2020). 코로나19 최초 발생기점 전후로 보증수요지수는 <그림 1>과 같이 2019년 4분기 3.4에서 2020년 1분기 93.7로 급격하게 증가한 것으로 나타났다(신용보증재단중앙회, 2020).

이에 정부는 추경을 통한 소상공인 및 중소기업 대출 한도 상향, 지방재정 집행을 통한 지역경제 위축 리스크 최소화, 일자리, SOC 등 지자체 사업 시행과 같은 지역경제 활성화 대책을 시행 중에 있다. 코로나19 사태뿐만 아니라 앞으로 다가올 수 있는 바이러스 위기의 대비책으로 이러한 지역경제 활성화 등 정부대책이 성공적인 효과를 거두기 위해서는 데이터

1) 지역신용보증재단 보증담당자가 체감하는 소상공인 매출 여건을 '매우 호전' ~ '매우 악화'의 5단계로 조사

2) 지역신용보증재단 본점 및 지점 보증책임자를 대상으로 조사, 수치 100에 가까울수록 보증사고 발생 위험(신용위험)이 커지는 것을 의미함.



〈그림 1〉 소상공인 신용위험지수 (신용보증재단중앙회, 2020)

기반의 과학적인 진단 및 분석이 선행될 필요성이 있다.

기존의 소상공인 및 자영업에 대한 데이터 분석은 미시적 공간 단위³⁾를 주로 사용하는 상가 등 상권, 입지 분석 기법에 기반을 두고 있으며, 거시경제지표 및 지역통계 등과 같은 정적(Static)인 데이터⁴⁾ 보다는 유동인구와 같은 동적(Dynamic)인 데이터⁵⁾를 중심으로 분석이 이루어져왔다.

기존의 분석 기법은 행정 경계와 상관없이 작은 공간 단위로 정밀한 분석이 가능하여 정확도를 높일 수 있다는 장점이 있으나, 대부분 행정구역 단위로 집계되는 국가적 통계자료 및 공공데이터의 활용에는 어려움이 있다. 또한 동적 데이터는 사업체 생멸과 같은 장기적인 관점의 분석에 있어서는 데이터 크기(Volume)와 연산량이 급격하게 증가한다는 한계점이 존재한다. 더불어 이동통신사 제공 유동인구 데이터, 카드사 제공 매출액 및 매출 건수⁶⁾ 등의 데이터는 대부분 민간 제공 유료 데이터 형식으로 이용이 가능하여 다양한 활용에는 다소 제약이 있다.

이에 본 연구는 데이터의 수집 및 학습이 용이 할 뿐만 아니라, 기존 분석기법에서는 어려움이 존재했던 여러 분야의 데이터를 결합하여 학습이 가능하도록 지역 사업자 생멸분석에 공공데이터의 활용을 검토하였다.

지역 소상공인 및 자영업에 대한 사업자 데이터, 지역 현황/업소/금융/인구 데이터, 공간 데이터, 문화 데이터, 경제지표 등 다양한 공공데이터가 제공되고 있어, 이를 통하여 소상공

3) Grid(격자)방식 (100m×100m)

4) GDP, 경제성장률, 환율, 주거인구, 직장인구 등

5) 시간대별 유동인구(모바일 기기 기반, 통신사 제공), 1일 카드매출 데이터(카드사 제공) 등

6) 금융빅데이터플랫폼(<https://www.bigdata-finance.kr>) 제공 카드 매출 데이터는 대략 1개월 기준 2,500,000원 ~ 4,100,000원 내외

인 및 자영업자 생존예측에 대한 분석 모델을 개발함으로써 공공데이터의 활용성을 제고할 필요성이 있다.

본 연구는 첫째 다양한 공공데이터를 활용하여 창원시 소상공인 및 자영업 사업자의 생존을 예측하고, 분석 결과를 바탕으로 지역경제 및 자영업 창업을 위한 시사점을 제공한다. 둘째, 딥러닝, 텍스트 마이닝, 지오코딩(Geocoding) 등의 분석 방법을 활용하여 공공데이터의 정확도 및 활용 가능성을 제고하고, 데이터 및 분석 기법의 확장 가능성을 제시하고자 한다.

II. 선행연구

국내 소상공인 및 자영업자 수는 주요국 대비 높고 신규 창업 대비 폐업 비율도 높은 편이라고 할 수 있다(이정민·김동준·이승일, 2021). 특히 소상공인 및 자영업자는 상권의 영향을 상당히 많이 받으며, 상권 내에서 매출을 발생시키기가 상대적으로 쉬우면서도 일정 수준 이상 밀집이 높아 경쟁이 심할 경우는 오히려 매출이 감소할 수 있다(이정민 외, 2021). 여기서 상권은 상업시설이 밀집하여 소비자의 소비 활동이 이루어지는 공간으로 정의 할 수 있다(이정란·최막중, 2018).

이러한 소상공인 및 자영업자에 대한 지리적, 경제적 분석이 중요할 것이나, 데이터가 가지는 한계에 따라 그동안 많은 연구들이 자유롭게 이루어지지 못하고 있는 실정이다. 이정민 외(2021)는 서울시 음식점 폐업 밀도에 지역경제 변수와 상권 특성변수가 미치는 영향에 대하여 분석하였고, 박경태(2020)는 청주시 사업자 데이터를 활용하여 업종, 상권유형 등에 따른 생존분석을 수행하였다. 정동규(2017)는 서울시 이태원 상권의 음식점 생존에 공간, 상권 등 입지 특성 및 국내총생산(GDP) 증감률, 국내 종합주가지수(KOSPI), 소비자 물가지수 등 거시경제지표가 미치는 영향에 대하여 분석하였다. 이동현·이재경·천상현(2020)의 연구에서는 서울시 성장/쇠퇴 상권을 대상으로 외식산업의 생존율을 비교 분석하였다. 윤상용(2019)은 상권 특성이 자영업자 폐업에 미치는 영향에 대하여 분석하였다.

민철기(2020)은 서울시 홍대 상권의 음식점 생존에 점포 특성, 입지 특성, 인구경제 특성이 미치는 영향에 대하여 연구하였고, 송지현·이재영(2020)도 서울시 홍대 상권을 중심으로 상권의 집적에 대하여 연구한 바가 있다. 강현모·이상경(2019)은 서울시 상권 쇠퇴에 인구, 경제적 특성, 지역적 특성, 접근성 등이 미치는 영향을 연구하였고, 김준호·김형중(2019)은 신용카드 데이터를 활용하여 개인사업자 폐업 및 서울시 요식/유흥 업종 대상 창업과 생존에 대한 연구를 수행하였다. 최근 연구로는 코로나19 발생에 따른 수원시의 지역경제 분석 연

구가 있으며, 수원지역 사업자 카드 매출 데이터를 활용하여 분석하였다(이성호·최석환, 2020; 이성호·최석환·정수진·조용준, 2020). 또한 코로나19 전후의 서울시 유동인구와 카드 소비 데이터의 관계를 분석하고, 재난지원금의 효과를 살펴본 연구도 있다(나형선·김진우·안진현·전대성·임동혁, 2021). 조은주(2020)는 부산시 상권을 대상으로 신용카드 데이터를 활용한 분석을 수행하였고, 박기쁨·조예성·김재홍·최혜봉(2021)은 서울시 서초구를 대상으로 지역별 코로나19 확진자 수가 사업자 생존에 미치는 영향을 분석하였다. 김재호·김장영(2021)은 코로나19 발생과 서울 소상공인 점포 수의 상관관계를 살펴보았다.

Ⅲ. 연구방법

1. 데이터

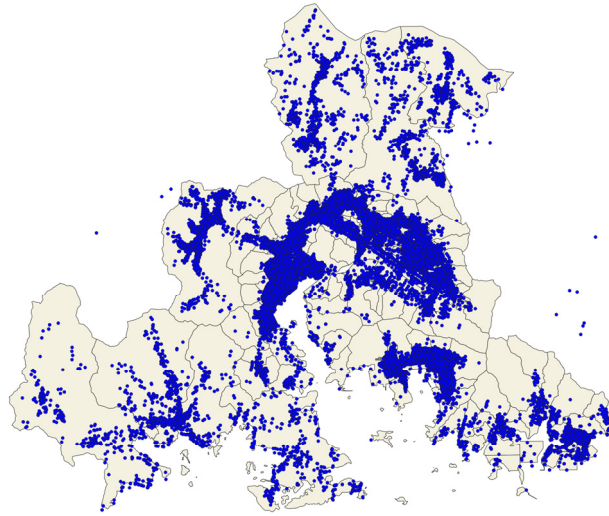
본 연구의 분석 프로세스는 <그림 2>와 같이 수집된 공공 데이터를 정제하여 텍스트 마이닝, 딥러닝 기법을 통한 창원시 소상공인 및 자영업 사업자의 생존 예측 및 분석을 수행하고, 지오코딩을 통해 분석결과를 시각화하여 제시하는 것이다.



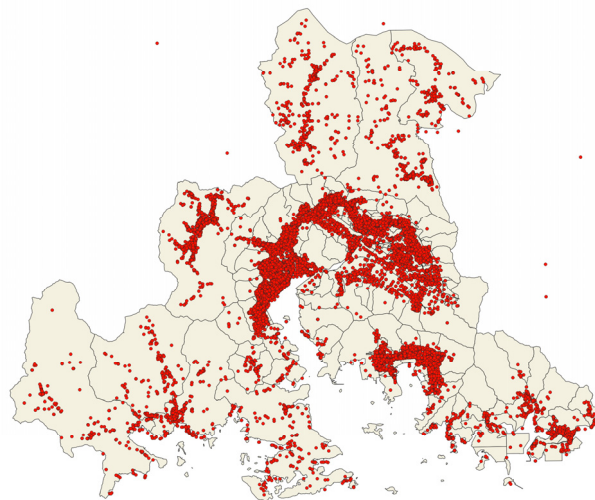
<그림 2> 분석 프로세스 개요

창원시 소상공인 및 자영업의 생존예측을 위하여, 지방 인허가 데이터에서 제공하는 151,868개 창원시 사업자 데이터와 공공데이터포털에서 제공하는 60,284개 창원시 소상공인 상권 데이터를 활용하였다. 최종 분석 대상 데이터는 총 203,095개의 창원시 소상공인 및 자영업 사업자의 데이터이며, 그 중 생존한 케이스는 117,446개, 휴폐업한 케이스는

85,649개로 나타났다. <그림 3>은 창원시 생존 사업자의 지역분포를, <그림 4>는 창업시 휴폐업 사업자의 지역분포를 나타낸다.



<그림 3> 창원시 생존 사업자 지역 분포



<그림 4> 창원시 휴폐업 사업자 지역 분포

데이터 스크리닝(Screening) 기준은 먼저 국내 사업자등록번호 부여방식⁷⁾을 고려하여, 상

7) 사업 재개 시 사업자등록번호 부여방식 : 폐업 후 1년을 초과하여 사업을 재개하는 경우에는 종전의 사업자등록번호를 그대로 부여받음

호명 및 주소가 모두 동일한 경우 과거 휴폐업 기준으로 중복 데이터를 제거하였다. 지방 인허가 데이터의 경우 데이터 확인 기준연도가 1980년부터 2020년까지 다양하며, 소상공인상권 데이터의 경우 2020년 7월 기준으로 하였다. 지방 인허가 데이터는 영업상태에 대한 정보를 포함하고 있으나, 소상공인 데이터의 경우 영업상태 정보를 포함하지 않아 상호명과 지점명이 모두 일치하는 경우 동일 데이터로 간주하여 최신 확인 일자 기준으로 중복 데이터를 제거하였다.

창원시 소상공인 및 자영업자의 생존을 예측하기 위한 딥러닝 모델 개발을 위하여, 특징 추출이 가능할 것으로 보이는 공공 데이터를 <표 1>과 같이 수집하였다.

<표 1> 분석 활용 데이터

공공 데이터명	속성	제공처
소상공인·자영업	상호명, 주소, 업종, 영업상태, 좌표 등	공공데이터포털 ⁸⁾
		지방 인허가 데이터 ⁹⁾
지역 현황	총가구수, 총인구수, 주요시설수, 집객시설수, 아파트 기준시가, 업소수, 업소당 가구수, 업소당시설물수	소상공인상권 정보시스템 ¹⁰⁾
업소 현황	업소 수('19년 상·하반기), 증감률	
금융/신용	연체 보유자수, 신용대출 잔액, 카드대출 잔액, 신용판매 이용금액, 주택담보대출 잔액, 카드대출 잔액, 평균연소득, 해외소비 금액	문화 빅데이터 마켓 ¹¹⁾
인구 현황	집계인구수, 성별인구수, 소득구간대별 인구수, 연령대별 인구수, 직업군별 인구수	
소비역세권	관광명소 수, 음식점 수, 쇼핑점 수, 숙박업체 수	
공공편의시설	공영주차장 수, 자전거대여소 수	KDX한국데이터 거래소 ¹²⁾
경제	경제성장률	
사업체	사업체 수	
토지/주택	개별공시지가, 개별주택가격	

2. 방법론

생존 예측 모델을 개발하기 위한 딥러닝 프레임워크로는 아파치 엠엑스넷(Apache MXNet)을 활용하였고 알 프로그래밍(R Programming)으로 구현하였다. 또한 업종 텍스트 처리를 위한 워드 임베딩 라이브러리(Word Embedding Library)는 페이스북 패스트텍스트

8) <https://www.data.go.kr>

9) <http://www.localdata.kr>

10) <http://sg.sbiz.or.kr>

11) <https://www.culture.go.kr/bigdata>

12) <https://kdx.kr>

13) <http://bigdata.gyeongnam.go.kr>

(Facebook fastText)를 활용하였으며, 지오코딩(Geocoding) 및 시각화에는 QGIS를 활용하였다.

본 연구는 코드화되어있지 않은 소상공인 및 자영업 업종 데이터에서 업종 특징을 가장 효과적으로 추출할 수 있는 최적의 방법으로 워드 임베딩(Word embedding)¹⁴기법을 제안하였다. 임베딩은 단어 또는 문장의 정보를 함축하고 있어 단어와 문장 간의 관련도를 계산하는데 활용된다(강형석·양장훈, 2020). 여러 연구들에서 텍스트 데이터의 활용을 위하여 Word2vec, Doc2vec 등 여러 가지 임베딩 기법들이 제시되어왔으며, fastText, BERT, GPT-3 등 임베딩 성능이 획기적으로 향상된 최신의 기법들이 최근 연구에서 활용되고 있다.

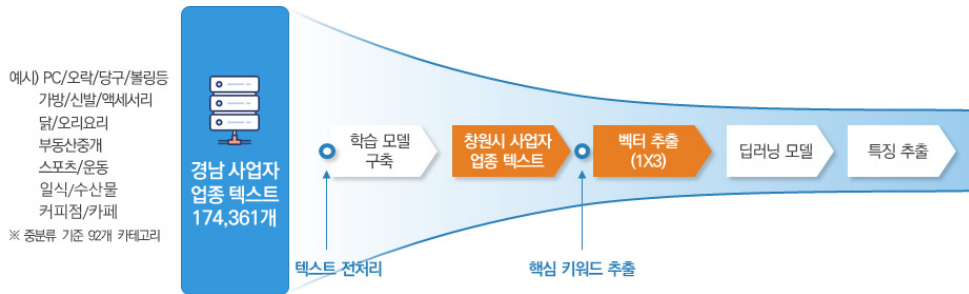
소상공인 및 자영업, 중소기업 데이터 분석에 있어서 일반적으로 업종은 중요한 특징으로 사용되어왔다. 그러나 기존 연구방법들에서는 데이터의 집계방식, 수집과 관리 기관 등에 따라 소상공인 및 자영업의 업종 분류가 통일되어 있지 않아 데이터 분석에 한계점이 존재하였다. 또한 업태 및 업종 분류의 경우 대, 중, 소 등 다양한 레벨의 표현이 혼재하고 있어 이를 모두 고려한 데이터 처리 방식이 필요하였다. 따라서 본 연구에서는 최신의 워드 임베딩 방식인 언어 사전학습 모델(Pre-trained model)을 개발하였다. 사전학습(Pre-training)과 파인튜닝(Fine-tuning)은 대용량 텍스트 데이터를 활용하여 사전에 학습된 모델(model)을 만들고 분석 도메인 데이터를 활용하여 분석 분야에 적합한 모델로 조정하는 방법을 말한다.

본 연구는 사전학습을 위해 워드 임베딩 방법들 중 희소한 단어, 새로운 단어, 유사한 단어 등에 좋은 성능을 보이는 Facebook fastText를 활용하였다(김윤정·신동구·정희경, 2021). fastText는 말뭉치(Bag-of-Character) 단위의 슬라이딩 방식의 한계점을 극복하기 위하여, n-gram¹⁵의 글자(Character)를 임베딩하는 방식을 채택하여 미등록단어(Out-of-Vocabulary: OOV) 처리가 뛰어난 학습 모델이라고 할 수 있다(강형석·양장훈, 2020).

경상남도 사업자 데이터로부터 텍스트 형식으로 이루어진 상세 업종 데이터 174,361개를 추출하였고, 특수기호 제거 등 단어 학습에 용이한 형태로 전처리를 수행하였다. 정제 데이터를 사용하여 fastText 기반 사전학습을 수행하였고, 창원시 사업자 데이터의 업종 키워드를 벡터화하는데 사전학습 모델을 활용하였다. 이렇게 추출된 업종 벡터는 다른 학습 데이터와 결합하여 딥러닝 기반 예측 모델의 입력값으로 투입되었다. 통일되지 않은 업종 분류를 별도로 코드화하지 않고 텍스트 그대로 활용하여 업종 특징을 추출하는 방식으로 <그림 5>의 프로세스에 따라 처리하였다.

14) 어휘 단어가 실수 벡터로 매핑 되는 자연어 처리를 위한 언어 모델링 기법

15) 대표적인 확률적 언어모델로서, n개 단어의 연쇄를 확률적으로 표현해 두면 실제로 발생된 문장의 기록 계산이 가능(출처: IT 용어사전, 한국정보통신기술협회)

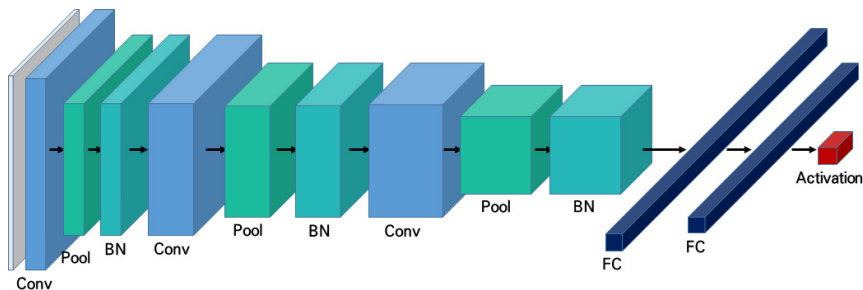


〈그림 5〉 업종 특징 추출을 위한 텍스트 마이닝 프로세스

최종 분석 대상인 창원시 소상공인 및 자영업자 203,095개 샘플의 특징 추출 및 학습을 위하여, 학습률이 좋은 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 알고리즘을 최종적으로 채택하였다. CNN은 다차원 배열 처리가 가능하여 이미지 및 음성 인식 분야에서 주로 사용되는 신경망 알고리즘이다. CNN은 연속성 있는 데이터의 학습에 주로 많이 사용되지만, 상관관계 정보를 제거하기 위해 벡터 내 변수가 무작위로 배치된 데이터에서도 좋은 성능을 나타내는 것으로 연구되었다(진달래·손혜령·정해주, 2019). 또한 기업 재무 데이터 등을 활용한 예측에 있어서도 딥러닝 모형이 뛰어난 성능을 보이는 연구들이 있어 CNN을 활용한 특징 추출 및 예측은 유용할 것으로 보인다(조재혁·안은주·김성수, 2021).

또한 최근 연구에서는 자연어 처리와 결합하여 CNN이 우수한 분류 성능을 나타냄에 따라, 워드 임베딩과 CNN을 결합한 모델을 제시하고 있다 (Johnson·Zhang, 2014; Wu et al., 2020; 이청용·이병현·이흥철·김재경, 2021).

데이터 셋은 훈련 셋(Training set) 70%와 테스트 셋(Test set) 30%의 분할 방식을 적용하였고, 투입 변수 특성 및 과적합(Over fitting)을 고려하여 〈그림 6〉과 같은 Layer 구조의 학습 모델을 구성하였다. 본 연구에 사용된 데이터가 크지 않고 특징(Feature) 수가 많지 않아 깊은 신경망 층을 활용할 경우 과적합이 발생할 수 있다는 점을 고려하였다.



〈그림 6〉 CNN 네트워크 구성도

창원시 소상공인 및 자영업 사업자의 생존 예측에 관한 분석결과는 지오코딩 기법을 활용하여 생존 스코어(확률)를 기반으로 시각화하여 제시하였다. 생존 스코어 상위 1%(600개), 10%(6,000개), 하위 1%(600개), 10%(6,000개) 각각에 대하여 결과를 제시하였고, 상하위 10% 결과에 대해서 경위도 및 좌표계 기반 시각화를 수행하였다. 창원시 지도는 2020년 5월 읍면동 기준 행정안전부 제공 행정구역도¹⁶⁾를 활용하였다.

IV. 연구결과

창원시 소상공인 및 자영업 사업자의 생존 예측 모델은 종합 정확도 82.7%를 보였으며, 재현율(Recall) 94.5%로 다소 긍정적인 예측 편향을 보였고, F1 Score 86.4%, 정밀도(Precision) 79.5%로 나타났다. 훈련 셋은 표본 수의 70%인 142,166개이고, 훈련 셋의 정확도는 82.6%로 적절한 수준을 나타내고 있는 것으로 보인다. 일반적으로 딥러닝 모델의 과적합 문제를 해결하기 위하여 훈련 셋과 테스트 셋을 구분하여 학습 정확도(Train-accuracy)와 테스트 정확도(Test-accuracy)를 비교하는 방법을 활용하고 있다. 본 연구에서는 학습 정확도와 테스트 정확도를 교차 확인하고 학습 횟수(epoch)와 Layer 구조를 조정하는 방식을 통해 과적합 문제를 해결하고자 하였다. 테스트 셋은 표본 수의 30%인 60,929개로 <표 2>와 같은 분류 결과를 보였다.

<표 2> 창원시 사업자 생존 예측 결과

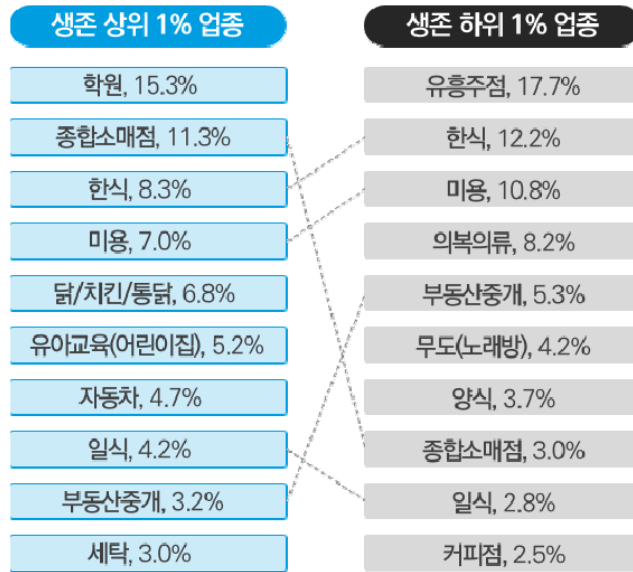
Preds \ Real	생존	휴폐업
생존	33,335	FP: 8,571
휴폐업	FN: 1,946	17,077

예측 모델을 활용하여 2020년 7월 데이터 기준 정상영업 중인 창원시 소상공인 및 자영업 60,283개 샘플에 대한 생존 스코어를 산출하였다. 먼저 산출된 생존 스코어를 기반으로 상위 1%(600개), 10%(6,000개), 하위 1%(600개), 10%(6,000개)에 대한 업종 분석을 수행하였다.

분석한 결과, <그림 7>과 <표 3>과 같이 생존에 유리한 업종은 학원, 식료품, 닭/치킨/통닭,

16) <http://www.gisdeveloper.co.kr>

유아교육(어린이집), 자동차, 세탁, 가정용품/서비스 등으로 나타났으며, 생존에 불리한 업종은 유흥주점, 의복의류, 무도(노래방), 양식, 화장품, 사진, 모텔 등으로 나타났다. 한식, 미용, 종합 소매점, 일식, 부동산 중개 등은 생존과 휴폐업의 가능성이 모두 높은 것으로 나타났다.



〈그림 7〉 생존 스코어 상·하위 1% 업종 현황

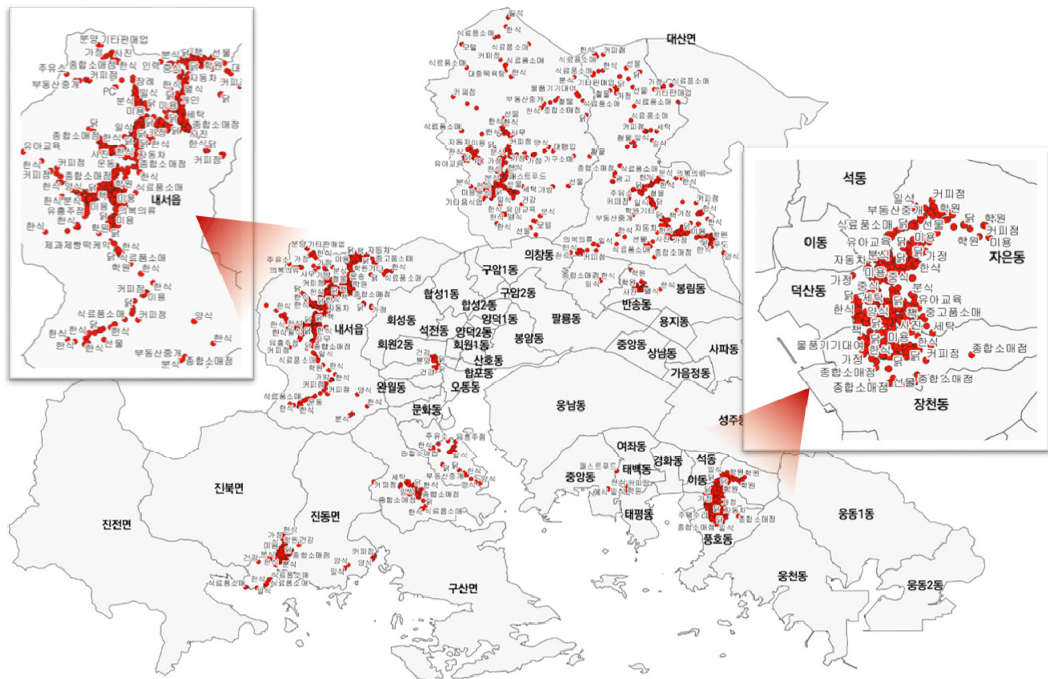
〈표 3〉 생존 스코어 상·하위 10% 업종 현황

생존 상위 10% 업종	생존 하위 10% 업종
한식, 15.7%	한식, 12.9%
미용, 10.2%	유흥주점, 10.5%
학원, 9.5%	미용, 7.8%
종합소매점, 5.7%	의복의류, 6.7%
유흥주점, 4.2%	종합소매점, 4.2%
식품소매, 3.9%	일식, 4.1%
닭/치킨/통닭, 3.8%	학원, 3.9%
커피점, 3.6%	무도(노래방), 3.9%
일식, 3.5%	커피점, 3.2%
분식, 3.3%	부동산중개, 2.8%
부동산중개, 3.3%	화장품소매, 2.4%
자동차, 3.3%	분식, 2.4%
의복의류, 3.0%	사진, 2.2%
가정용품/서비스, 2.9%	모텔, 2.2%
유아교육(어린이집), 2.4%	식품소매, 2.0%

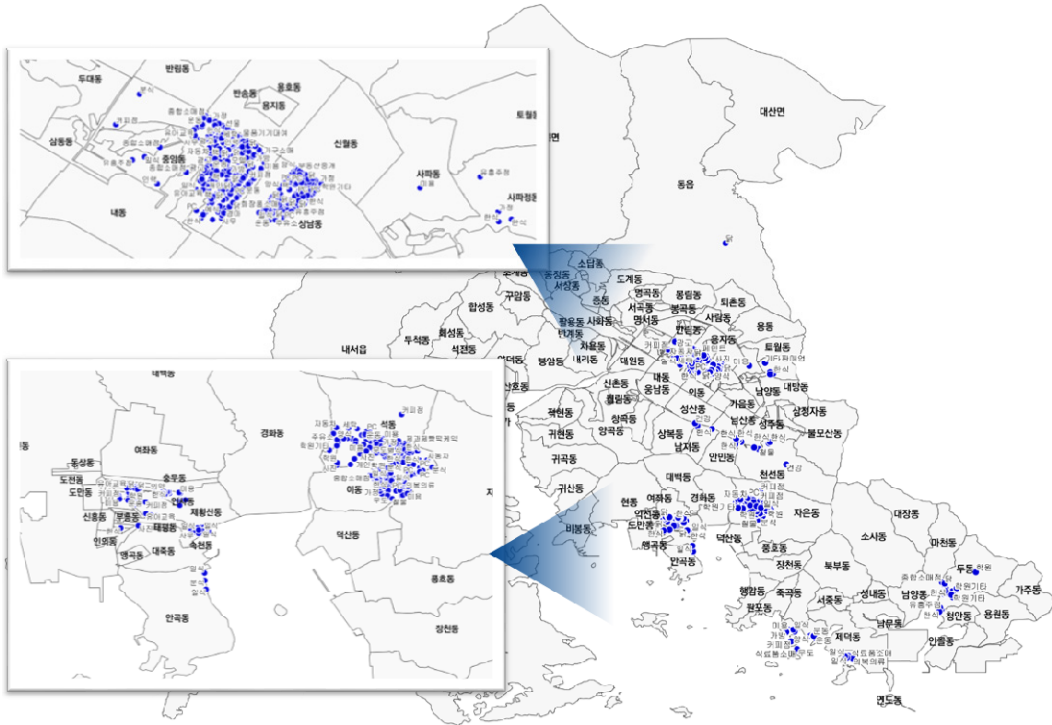
또한, <표 4>에 나타난 생존 스코어 상위 10%인 6,000개, 하위 10%인 6,000개에 대한 읍면동 기준 지역 분석을 수행하였다. 그 결과 창원시 생존 및 휴폐업 사업자 지역분포를 단순 시각화한 <그림 3, 4>에서 나타나지 않았던 상하위 집단의 뚜렷한 지역 차이가 <그림 8, 9>에서는 나타나는 것을 확인할 수 있었다.

<표 4> 생존 스코어 상·하위 10% 읍면동 현황

생존 스코어 상위 10% 읍면동 현황		생존 스코어 하위 10% 읍면동 현황	
마산회원구	내서읍	성산구	상남동, 중앙동, 천선동
진해구	자은동, 풍호동, 중앙동, 현동	진해구	석동, 송학동, 제항산동, 두동, 명동, 인사동, 대천동, 수도동
의창구	동읍, 북면, 봉림동, 명곡동		
마산합포구	진동면, 현동, 가포동, 교방동	마산합포구	사파정동, 월남동5가



<그림 8> 생존 스코어 상위 10% 소상공인 및 자영업 읍면동 분포도



〈그림 9〉 생존 스코어 하위 10% 소상공인 및 자영업 읍면동 분포도

V. 결론 및 시사점

본 연구는 국가 및 지자체에서 무료로 제공하는 공공데이터만을 활용하여, 기존의 전문적이고 유료 데이터 위주의 상관 분석 기법으로 가능했던 소상공인 및 자영업자의 생존 예측 분석 모델을 개발하였다는 점에서 의의가 있다. 더불어 향후 공공데이터를 활용하여 분석 모델의 재현이 용이하고, 변동 데이터의 지속적인 확보와 반영이 가능하다는 장점을 가진다.

분석 정확도 80%를 상회하는 딥러닝 기반 모델 제안을 통해 공공데이터의 활용성을 제고하고, 향후 다양한 유무료 데이터를 활용하여 고도화된 지역경제 분석이나 중소기업 지원성과, 생존분석 등 모델의 개발이 가능함을 보였다는데 연구의 시사점이 있다고 할 수 있다.

또한, 본 연구는 텍스트 마이닝 기법을 통하여 다양한 업태/업종 분류를 분석에 활용하기 위한 자연어 기반 업종 학습 모델을 개발하였다. 기존의 데이터 집계방식 및 수집/관리 기관 등에 따라 통일되지 않은 형식으로 제공되는 데이터에 대하여, 활용이 가능한 학습 모델을

제시함과 동시에 다양한 응용 분야로의 확장 가능성 및 시사점을 제공 할 수 있을 것으로 기대된다.

향후 본 연구의 활용 데이터 및 방법론을 확장하여 고도화된 지역경제 분석, 중소기업 지원성과 및 생존예측 등 모델을 개발함으로써, 국민에게 지역경제뿐 아니라 국가 경제에 대한 정보를 제공하는 공공서비스 개발이 가능할 것으로 기대된다. 특히 지역 내 자영업이나 소규모 창업을 위한 예비창업자들을 대상으로 미래 유망 상권, 지역 및 업종 등에 대한 정보를 제공하고, 더 나아가 사업 활성화 가능성, 최적 입지/업종, 예상 매출 및 성장 등에 대한 맞춤형 정보를 제공할 수 있을 것으로 보인다. 더불어 지역 소상공인 및 자영업자의 지원을 위한 정책 수립 시, 데이터 기반의 객관적인 진단 및 분석을 통한 정책 근거 자료로 활용이 가능하며 분석 결과를 통한 정책 제언도 가능할 것으로 기대된다.

다만 후속 연구에서 더 정교한 딥러닝 모델의 개발 필요성이 있으며, 모델 간 성능 비교가 이루어져야 할 것으로 보인다. 더불어 소상공인과 자영업에 제한하지 않고 중소벤처기업으로 확대하여 각 사업자 및 지역적 특성을 더 잘 반영할 수 있는 데이터의 보완과 분석이 이루어져야 할 것으로 보인다.

참고문헌

- 강현모, 이상경 (2019). 시계열 군집분석과 로지스틱 회귀분석을 이용한 골목상권 성장요인 연구. **한국측량학회지**, 37(6), 535-543.
- 강형석, 양장훈 (2020). Word2vec 및 fastText 임베딩 모델의 성능 비교. **한국디지털콘텐츠학회 논문지**, 21(7), 1335-1343.
- 관계부처합동 (2020. 2. 19). **코로나19 대응 지역경제 긴급 지원방안**.
- 김윤정, 신동구, 정회경 (2021). 머신러닝을 이용한 R&D과제의 연구분야 추천 서비스. **한국정보통신학회논문지**, 25(12), 1809-1816.
- 김재호, 김장영 (2021). 코로나 19와 서울 소상공인 상권의 상관관계 분석. **한국정보통신학회논문지**, 25(3), 384-388.
- 김준호, 김형중 (2019). 신용카드 빅데이터를 활용한 개인사업자 창업과 폐업 분석. **디지털콘텐츠학회논문지**, 20(10), 2035-2044.
- 나형선, 김진우, 안진현, 전대성, 임동혁 (2021). 코로나-19 전후에 따른 서울시 유동인구, 카드소비 데이터 관계분석. **한국정보처리학회 학술대회논문집**, 28(1), 301-304.
- 민철기 (2020). **상권 변화에 따른 상업시설 생존율과 생존요인 비교** 석사학위논문, 중앙대학교 대학원.
- 박경태 (2020). **골목상권의 영역 설정 및 생존요인 분석: 청주시를 사례로** 석사학위논문, 한국교원대학교 대학원.
- 박기쁨, 조예성, 김재홍, 최혜봉 (2021). 코로나 시국의 시의성을 반영한 상권 분석 서비스: 서초구를 중심으로. **한국HCI학회 학술대회**, 487-491.
- 소상공인시장진흥공단 (2020). **소상공인시장 경기동향조사 결과**.
- 송지현, 이재영 (2020). GIS 기반 집적원리에 기초한 도시지역 상권의 구역별 특성 분석-서울시 홍대 지역 상권을 중심으로. **주거환경**, 18(4), 117-129.
- 신용보증재단중앙회 (2020. 7. 10). **지역신용보증재단 분기 보증행태 서베이 (2020년 1/4분기 동향 및 2020년 2/4분기 전망)**.
- 신용보증재단중앙회 (2021a). **지역신용보증재단 보증이용업체 GBSI (2021년 3/4분기 동향 및 2021년 4/4분기 전망)**.
- 신용보증재단중앙회 (2021b). **지역신용보증재단 분기 보증행태 서베이 (2021년 3/4분기 동향 및 2021년 4/4분기 전망)**.
- 윤상용 (2019). 지역상권 특성이 자영업자 폐업률에 미치는 영향에 관한 연구: 서울시 25개 자치구를 중심으로. **기업과 혁신연구**, 42(3), 21-39.
- 이동현, 이재경, 천상현 (2020). 서울시 성장상권과 쇠퇴상권 내 외식산업의 생존율 비교. **국토연구**, 105, 65-84.

- 이성호, 최석환 (2020). 신용카드 빅데이터를 활용한 코로나19 발생의 지역상권 영향 분석: 수원시를 사례로. **공간과 사회**, 30(3), 167-208.
- 이성호, 최석환, 정수진, 조용준 (2020. 7. 31). 코로나19발생에 따른 수원시 지역상권 영향 분석. **수원시정연구원 SRI 정책리포트**, 20-21호.
- 이정란, 최막중 (2018). 동종과 이종의 도·소매 업종구성에 따른 상권변화의 특성. **한국지역개발학회지**, 30(2), 137-154.
- 이정민, 김동준, 이승일 (2021). 상업시설 업종별 밀도가 음식점 폐업에 미치는 영향 분석: 서울시 발달상권과 골목상권을 대상으로. **국토계획**, 56(1), 108-120.
- 이청용, 이병현, 이흠철, 김재경 (2021). CNN 기반 리뷰 유용성 점수 예측을 통한 개인화 추천 서비스 성능 향상에 관한 연구. **지능정보연구**, 27(3), 29-56.
- 정동규 (2017). **발달상권과 골목상권에 위치한 음식점 생존과 폐업 비교 분석**. 석사학위논문, 서울대학교 대학원.
- 조은주 (2021). **신용카드 데이터를 활용한 코로나19의 부산시 상권 영향 분석**. 국토연구원.
- 조재혁, 안은주, 김성수 (2021). 딥러닝 기반 부실기업 예측모형에 관한 연구. **경영연구**, 36(1), 99-113.
- 진달래, 손혜령, 정해주 (2019). 시점 정보가 있는 정형 데이터의 2차원 변환을 통한 CNN 적용 가능성 검토: 온라인 커머스 조회이력 기반 구매예측 모델 적용사례. **한국경영정보학회 2019년 경영정보관련 추계학술대회**, 278-284.
- Johnson, R., & Zhang, T. (2014). *Effective use of word order for text categorization with convolutional neural networks*. arXiv preprint arXiv: 1412.1058.
- Wu, P., Li, X., Shen, S., & He, D. (2020). Social media opinion summarization using emotion cognition and convolutional neural networks. *International Journal of Information Management*, 51, 101978.

부록

분류	데이터 상세		집계 기관	기준년월	제공처
소상공인 상가 (상권)	소상공인·자영업*(상호명, 주소, 업종, 좌표 등) * 2020년 기준		소상공인시장진흥공단	'20년 6월	공공데이터포털 ^[1]
경상남도 인허가 사업자	소상공인·자영업**(상호명, 주소, 우편번호, 업종, 영업상태, 좌표 등) ** 1980년~2020년 기준		지자체	'20년 7월	지방인허가데이터 ^[2]
지역현황	총가구수	읍면동	행정안전부	'20년 2월	소상공인상권 정보시스템 ^[3]
	총인구수	읍면동			
	주요시설수	읍면동	각급기관	'19년 12월	
	집객시설수	읍면동			
	아파트기준시가	읍면동	국토교통부	'20년 1월	
	업소수	읍면동	지자체	'20년 7월	
	업소당 가구수	읍면동			
업소당시설물수	읍면동				
업소현황	'19년 상반기 업소 수	읍면동	지자체	'20년 7월	
	'19년 하반기 업소 수	읍면동			
	증감률	읍면동			
금융/신용	30일 이상 연체 보유자수	시군구	코리아 크레딧 뷰로(KCB)	'20년 7월	문화빅데이터마켓 ^[4]
	신용대출 평균잔액	시군구			
	3개월 평균 신용판매 이용금액	시군구			
	주택담보대출 평균잔액	시군구			
	카드대출 평균잔액	시군구			
	평균연소득	시군구			
	3개월 평균 해외소비 이용금액	시군구			
속성별 인구	집계인구	시군구			
	성별 인구 수(남,여)	시군구			
	소득구간대별 인구 수(7구간)	시군구			
	연령대별 인구 수(6구간)	시군구			
	직업구분별 인구수 비율	시군구			
문화/관광	공영주차장수	읍면동	한국문화정보원	'19년 12월	문화빅데이터마켓 ^[4]
	관광명소 수	시군구		'20년 3월	
	음식점수	시군구		'20년 6월	
	쇼핑점 수	시군구		'20년 2월	
	자전거 대여소 수	읍면동			
	아 놀자 사업장 수	우편번호			
경제	경제성장률	기준연도	정부 (한국은행)	'20년	KDX한국데이터 거래소 ^[5]

분류	데이터 상세		집계 기관	기준년월	제공처
사업체	사업체수	읍면동	지자체	'20년 8월	경상남도빅데이터 허브포털 ^[6]
토지/주택	개별공시지가	읍면동		'16년	
	개별주택가격	읍면동			

[1] <https://www.data.go.kr>

[2] <http://www.localdata.kr>

[3] <http://sg.sbiz.or.kr>

[4] <https://www.culture.go.kr/bigdata>

[5] <https://kdx.kr>

[6] <http://bigdata.gyeongnam.go.kr>

ABSTRACT

핵심 주제어	Survival Analysis
JEL분류번호	C8

Development of NLP Based Deep Learning Model for Local Economy Analysis*

Kim Jimin**

Kang Shinjeong***

As the novel coronavirus infection continues for a long time, the closure of small businesses and the self-employed and the deterioration of the local economy are accelerating. In order for the government's measures to revitalize the local economy to have a successful effect, data-based scientific analysis of small business owners and self-employed people must be preceded. Therefore, this study develops an analysis model for predicting the survival of small business owners and self-employed people by using various public data focusing on small businesses. For predictive modeling, 151,868 data on local businesses in Changwon City provided by local licensing data were used in this study. In addition, in this study, 60,284 commercial district data provided by the public data portal were used. The analysis model is based on a convolutional neural network(CNN), and a Facebook fastText-based language learning model is used to utilize text-based industry data. By expanding this study and developing an advanced regional economic analysis model, it is expected that public services that provide customized information on the local and national economy to people will be possible.

Key words Deep learning, Survival Analysis, Natural Language Processing, Small and Medium-Sized Enterprise, Local Economy

* This paper is a revised version of the working paper presented at the 2021 KMIS International conference (November 12, 2021, Seoul, Korea).

** Korea Institute of Science and Technology Information(KISTI) Div. of Data Analysis, Center for Technology Commercialization Research, Team for R&BD Analysis Research, Senior Researcher, First Author

*** Korea Technology Finance Corporation, Digital Strategy Office, Direct, Corresponding Author

핵심 주제어	민간신용
JEL분류번호	G2

민간신용과 수출경쟁력의 경기변동성*

미국과 한국을 중심으로

심승규** Sim Seunggyu

정성윤*** Chung Sungyoun

지인엽**** Ji Inyeob

국문초록

본 연구는 벡터자기회귀모형을 이용하여 미국경제와 한국경제에서의 가계부채, 시장이자율, 그리고 실질실효환율 등의 경기변동성을 분석하였다. 실증분석결과, 한국(미국)의 민간신용대비 가계부채 비율은 통계적으로 경기순행적(경기역행적)임을 확인하였다. 가계대출 중 담보대출 비중이 압도적인 한국경제에서는, 호경기에 담보가치 상승이 가계신용 공급을 확대하여, 시장이자율의 경기역행적, 실질실효환율의 경기순행적 충격반응을 야기하는 것으로 보인다. 한국의 결과는 시장이자율이 경기순행적, 실질실효환율이 경기역행적인 미국경제와 극명한 대조를 보여 한국경제의 전반적인 경기변동성이 과도하게 증폭되는 근거로 볼 수 있다. 특히 2000년 이후 시계열 자료만을 대상으로 한 분석에서는 시장이자율의 경기순행적인 충격반응은 미국경제에서와 마찬가지로 경기역행적으로 전환되는 모습이지만, 실질실효환율의 충격반응은 경기순행적이다. 이는 한국경제에서 경기순행적인 가계대출이 경기순행적인 실질실효환율과 맞물려 한국 기업들의 수출경쟁력을 감소시키는 것으로 해석할 수 있다.

주제어 민간신용, 가계부채, VAR, 경기변동성, 수출경쟁력

* 본 논문을 작성하는데 건설적인 비판과 제안을 주신 동국대 강삼모 교수께 감사를 표한다.

** Aoyama Gakuin University 부교수, E-mail: ssg556@gmail.com, 주저자

*** 동국대학교 경제학 석사, E-mail: sychung94@hotmail.com, 공동저자,

**** 동국대학교 경제학과 교수, E-mail: philipji0422@dgu.ac.kr, Tel: 02-2260-3266, 교신저자

I. 서론

최근 한국은행이 발표한 ‘2021년 6월 금융 안정 보고서’에 의하면, 2021년 1분기 말 명목 국내총생산(GDP) 대비 가계신용은 104.7퍼센트를 기록했고 2020년 1분기에 비하여 9.1퍼센트 상승했다. 이러한 가계신용의 급증세와 관련하여 금융당국은 가계대출에 대한 총량규제 방침을 발표하였으나, 가계신용 급증의 위험도가 실제 어느 정도인지, 가계신용 급증의 기회비용은 무엇인지 정확히 밝혀지지 않은 상황에서 급진적이고 과도한 규제라는 비판도 제기되고 있다. 본 연구는 국내 가계신용 현황을 살펴보고 시계열 모형을 통해 가계신용과 주요 거시경제 변수들(시장이자율, 환율, 자산가격) 간의 관계를 추정하여 우리 경제에서 가계부채의 구조적인 문제와 그에 따른 기회비용을 규명하고자 한다.

일반균형이론에 의하면, 가계는 소비의 주체이고 기업은 생산의 주체다. 생산 요소 시장에서 가계는 노동 및 자본을 공급하고 생산물 시장에서 소비재를 구입한다. 반면, 기업은 생산 요소 시장에서 노동 및 자본을 고용하고, 생산물 시장에서 소비재를 판매한다. 이러한 원형적인 일반균형이론에서 출발하여 Krusell and Smith(1998)와 같은 가계소득의 개별적인 충격(idiosyncratic shock)과 경제 전반의 충격(aggregate shock)을 추가한다면, 기업신용은 경기순행적(pro-cyclical)이고, 가계신용은 경기역행적(counter-cyclical)일 것으로 추론된다. 따라서 기업신용과 가계신용을 합한 민간신용 대비 가계신용비율은 경기역행적이라 예측할 수 있다.

그러나 일반균형에서 기반한 이론적 예측이 한국 경제에 적용될지는 미지수다. 한국 경제가 대외의존도가 높은 소규모 개방경제(small open economy)라는 점에서 폐쇄경제(closed economy)를 가정한 일반균형이론을 적용하기 어렵고, 또한 각 가계가 가계대출을 통해 주식 및 부동산 등에 활발히 직접 투자하고 있어, 가계를 단순히 소비의 주체로만 보기도 어렵다. 본 고에서는 이러한 한국경제의 특징으로부터 파생되는 가계신용의 구조적 문제를 규명해 보고자 한국과 미국의 가계신용을 포함한 주요 거시변수들의 경기변동성¹⁾을 추정하였다.

좀 더 구체적으로, 본 고는 실질GDP 성장률, 민간신용 대비 가계신용비율, 시장(실질)이자율, 주가지수증가율, 주택가격지수 증가율, 실질실효환율 등의 시계열 자료를 이용하여 벡터자기회귀모형(vector autoregressive model: VAR)을 추정하여 다음과 같은 결과를 얻었다. 첫째, 한국(미국) 경제에서 민간신용 대비 가계신용비율은 경기순행적(경기역행적)이다.

1) 본 논문에서는 ‘변동성’을 분산, 표준편차, 불확실성 등과 구분하여 추정량이 자료로부터 움직이는 성질을 묘사하기 위한 용어로 사용하였다.

이는 Sim and Lee(2020)와 일치하는 결과이다. 둘째, 한국(미국) 경제의 실질이자율은 경기역행적(경기순행적)이며, 이는 Fernandez and Gulan(2015)의 주장과 부합하는 결과이다. 셋째, 한국(미국) 경제에서 실질실효환율은 경기순행적(경기역행적)이다. 넷째, 자산 가격 등을 포함한 모든 거시변수의 경기변동성이 미국 경제에서보다 한국 경제에서 훨씬 크게 나타났다.

이는 그 동안 한국 경제에서 가계대출은 강력한 LTV(loan to value; 담보인정비율) 규제를 적용 받았고, 그 결과 호경기에 담보가치가 상승함에 따라 가계대출도 함께 상승했기 때문인 것으로 해석할 수 있다. 더 나아가 호경기에 담보가치 상승은 국내외로부터 신용 공급을 증가시켜, 시장이자율을 낮추고 원화가치를 상승시킨 것으로 풀이된다. 결국 투자 수요가 늘어나는 호경기에 낮아지는 시장이자율은 우리 경제의 경기변동을 불필요하게 증폭시키고, 과도하게 상승하는 실질실효환율은 국내 기업의 수출경쟁력 약화를 초래한다. 본 고에서는 이러한 분석을 토대로, 최근 부동산 가격 급등과 그에 따른 담보가치 상승으로 인한 가계대출의 급증에 대하여 총량규제를 동원하여 가계대출을 억누르려 하기 보다는 대출을 기업대출로 유도하고, 가계대출 규제수단을 LTV규제에서 DSR(debt service ratio; 총부채원리금상환비율) 규제로 전환할 것을 제안한다.

신흥국의 실질이자율과 경기변동성은 Neumeyer and Perri(2005) 이후 상당히 활발하게 연구되고 있다. Neumeyer and Perri(2005)는 선진국의 실질이자율이 경기순행적이며 경기변동에 수반되는 데 반해, 신흥국의 실질이자율은 경기역행적이며 경기변동을 이끄는(lead) 현상을 발견하였다. 이에 대하여 Fernandez and Gulan(2015)은 신흥국 이자율의 경기역행성이 자산의 담보가치 상승에 기인한다고 주장한다. 신흥국에서 경기상승국면에 담보가치가 상승할 때 금융중개기관은 국외로부터 낮은 이자율에 자금 차입이 가능하므로 국내 이자율이 감소하게 될 수 있다는 논리이다.

선진국과 신흥국에서 실질이자율의 경기변동성에 대한 연구와 달리, 민간대출의 경기변동성에 대한 연구는 Sim and Lee(2020)가 유일하다. Sim and Lee(2020)는, 가계신용의 대부분이 담보에 기반한다는 점에 착안하여, 민간신용(private sector credit)을 가계신용(household credit)과 기업신용(corporate credit)으로 구분하여 경기변동에 대한 충격반응함수를 추정하였다. 특히 Sim and Lee(2020)는 패널벡터자기회귀모형(panel vector autoregressive model)을 추정하여 미국을 포함한 선진국의 민간신용 대비 가계신용비율은 경기역행적인 반면, 한국을 포함한 신흥국에서는 같은 비율이 경기순행적임을 보였다. 본 고에서는 이러한 기존 연구들의 연장선상에서 민간신용 대비 가계신용비율뿐 아니라, 실질이자율과 실질실효환율의 경기변동성을 함께 규명해보고자 한다. 특히 실질실효환율을 모형에 포함하여 선행연구들이 개방경제를 고려하지 못했다는 공통적인 한계를 극복하고자 한다.²⁾ 소

규모 개방경제(small open economy)인 한국은 무역의존도가 60퍼센트 이상으로 G20 중 독일 다음으로 2위를 차지할 정도로 높아 경제성장률이 수출에 상당한 영향을 받는 바 우리나라 가계부채 연구에서 개방경제에 대한 고려가 필요하다.³⁾ 실제 본 논문에서는, 가계 신용 공급의 두 채널, 이자율 채널(국내자금의 가계신용시장 유입 채널)과 환율 채널(대외자금의 유입 채널) 중에서, 후자의 경기순행성만 자료의 시기와 무관하게 강건함을 보인다.

국내에서는 2000년대 초 한국경제의 경기변동성과 구조적 변화를 주제로 다수의 연구가 선행되었다. 본 논문과 유사한 방법론의 김상봉·김우철·유종만(2009)은 CF(Christiano-Fitzgerald)필터를 이용한 경기변동 추출자료와 VAR 모형을 이용하여 구체적으로 국내 제조업과 서비스업 산업별경기변동의 특성과 요인을 분석하였다. 조하현·황선웅(2009)은 HP필터를 이용해 시계열 자료의 순환요인과 자기회귀모형을 바탕으로 2000년대 초반 국내 거시경제 변수들의 변동성 축소를 분석하였다. 광노선(2007)은 구조적 벡터자기회귀모형(SVAR)을 이용해 국내충격과 해외충격이 소국 개방경제모형에 해당하는 한국경제의 경기변동에 미치는 영향력을 비교하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서 한국과 OECD 국가의 가계부채 현황을 비교한다. 제 III장에서는 본 연구에서 사용한 한국과 미국의 시계열 자료를 설명하고, 경기변동 충격이 가계부채, 자산시장, 시장이자율, 환율에 미치는 영향을 분석하기 위해 사용한 VAR 모형을 소개한다. 제 IV장에서는 VAR 충격반응함수 결과를 보고하고 이에 근거하여 제 V장에서 결론과 정책적 시사점을 제언한다.

II. 가계부채 현황

〈표 1〉은 OECD(Organisation for Economic Cooperation and Development) 회원국들의 최근 명목 GDP(Gross Domestic Product)대비 가계부채 비율을 2019년 순위에 따라 나타낸 것인데, 마지막 열은 2019년과 2016년의 명목 GDP대비 가계부채 차분값이다.⁴⁾ 2019년 기준 OECD 38개 회원국들 중 명목 GDP대비 가계부채가 가장 큰 나라는 스

2) 본 고와 유사한 문제의식을 제기한 분석으로 예금보험공사 『금융리스크리뷰 2021년 여름호 제 18권 제2호』의 '가계부채의 구조적 문제'를 들 수 있다. 그러나 이 분석도 역시 대외부분을 고려하지 않았다.

3) 2019년 기준 한국의 무역의존도는 63.5퍼센트, 독인은 70.8퍼센트이다. KOSIS(국가통계포털) <https://kosis.kr> (최종검색 일자: 2021.09.17.)

4) 〈표 1〉은 『금융리스크리뷰 2021년 여름호 제 18권 제2호』와 2021년 8월 25일 『한경오피니언』 '가계부채의 구조적 문제'가 소개한 2019년 국가별 가계부채 현황을 확장하고 정교하게 분석한 결과이다.

위스이며 그 비율은 130퍼센트에 육박한다. 그 다음으로 호주, 덴마크, 노르웨이, 네덜란드, 캐나다가 가계부채가 높은 것으로 확인되었으며, 한국은 전체 7위(2016-2018년 8위)에 위치하여 우리의 가계부채는 상당히 우려할 만한 수준으로 볼 여지가 있다.

또한, OECD 회원국들 중 명목 GDP대비 가계부채가 높은 상위 10개국은 스위스, 호주, 덴마크, 노르웨이, 네덜란드, 캐나다, 한국, 뉴질랜드, 스웨덴, 영국이며 하위 10개국은 폴란드, 체코, 코스타리카, 콜롬비아, 슬로베니아, 리투아니아, 라트비아, 헝가리, 멕시코, 터키 순이다. 상위 10개국 중 한국을 제외한 나머지 9개국은 MSCI 선진국 지수(MSCI Developed Markets Indexes)에 선진국으로 분류되고, 하위 10개국 중 폴란드, 체코, 콜롬비아, 헝가리, 멕시코, 터키 등 6개국은 MSCI 신흥국 지수(MSCI Emerging Markets Indexes)로 구분된다. 즉, 명목 GDP대비 가계부채는 민간신용 시장의 발달을 반영하는 것으로도 보인다.

〈표 1〉 OECD 국가별 명목 GDP대비 가계부채 비교(단위: %, %P)

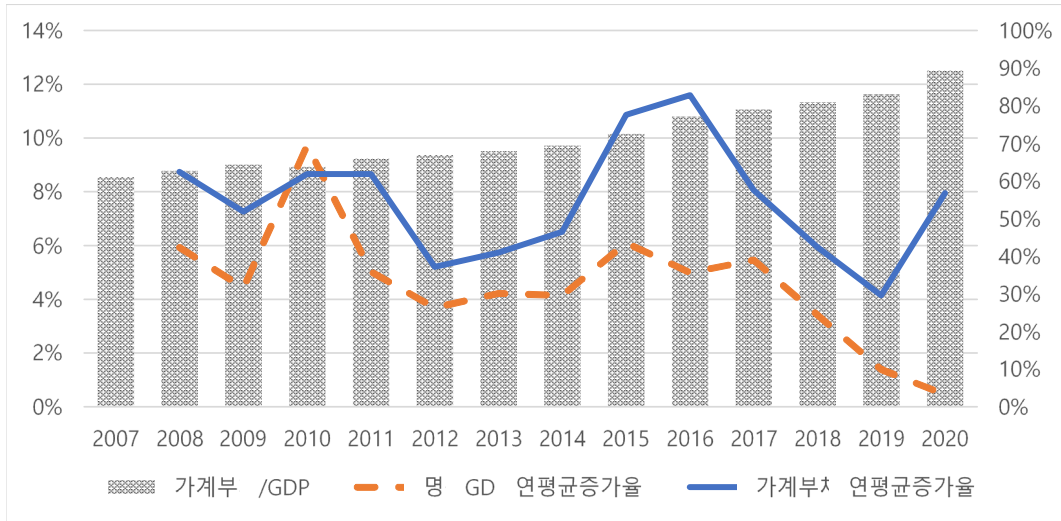
	2016	2017	2018	2019	2019-2016
Turkey	17.46	16.87	14.58	14.57	-2.8879
Mexico	15.94	16.01	16.04	16.16	0.2287
Hungary	20.28	18.84	17.97	18.66	-1.616
Latvia	23.63	22.43	21.11	20.33	-3.3086
Lithuania	22.78	22.35	22.72	23.17	0.3915
Slovenia	27.34	27.15	27	27.08	-0.2589
Colombia	26.24	26.95	27.71	27.57	1.3278
Costa Rica	30.52	31.51	31.9	30.74	0.2217
Czech Republic	31.13	31.02	31.21	31.19	0.0586
Poland	36.62	34.91	35.05	34.63	-1.9886
Ireland	52.72	46.57	41.72	37.55	-15.165
Estonia	39.67	39.17	38.29	37.56	-2.1099
Italy	41.17	40.75	40.87	41.22	0.0565
Israel	41.1	41.67	41.86	41.773	0.6637
Slovak Republic	38.35	41.12	42.33	43.59	5.2335
Chile	42.31	43.7525	45.43	47.3282	5.0152
Austria	50.27	49.4205	48.89	48.6402	-1.6332
Greece	59.96	56.7113	56.64	54.297	-5.6651
Germany	53.31	53.0346	53.42	54.3914	1.0774
Spain	64.5	61.1926	59.02	56.902	-7.6003
Japan	58.44	58.98	60.27	61.08	2.6315
France	57.05	58.44	59.77	61.73	4.6838
Belgium	58.7	59.21	60.08	62.07	3.3694

	2016	2017	2018	2019	2019-2016
Portugal	72.62	69.18	66.3	63.89	-8.7324
Finland	64.12	64.51	65.17	65.95	1.8328
Luxembourg	62.76	65.32	67.13	66.84	4.0765
US	77.85	77.5	75.76	75.34	-2.51
Iceland	75.68	75.49	76.28	76.32	0.6385
UK	85.29	85.08	84.97	83.98	-1.3067
Sweden	85.69	87.34	87.87	88.62	2.9258
New Zealand	92.48	91.3	92.57	94.3	1.8244
Korea	87.33	89.35	91.7	95.2	7.8671
Canada	101.31	100.8	100.79	101.23	-0.0782
Netherlands	111.29	108.31	104.81	101.33	-9.9557
Norway	102.08	102.05	100.6	105.07	2.9889
Denmark	117.1	114.77	112.29	110.43	-6.6739
Australia	123.87	123.06	122.32	119.49	-4.3814
Switzerland	126.72	128.98	128.5	129.36	2.6332

자료: IMF(International Monetary Fund)

한편 한국의 명목 GDP대비 가계부채 비율이 2016년 87.3퍼센트에서 2019년 95.2퍼센트로 약 7.8퍼센트 포인트 증가하였는데, 이는 해당기간 전체 OECD 국가 중 명목 GDP대비 가계부채 성장률 1위에 해당하는 결과이다. 이러한 수치는 명목 GDP대비 가계부채 성장률이 5.23.퍼센트로 2위인 슬로바키아에 비해 압도적으로 높은 수치이며, 같은 기간 약 9.95퍼센트 포인트 감소한 네덜란드, 그리고 본 연구의 분석비교대상국인 미국이 약 2.5퍼센트 포인트 감소한 것과 대조되는 모습이다.

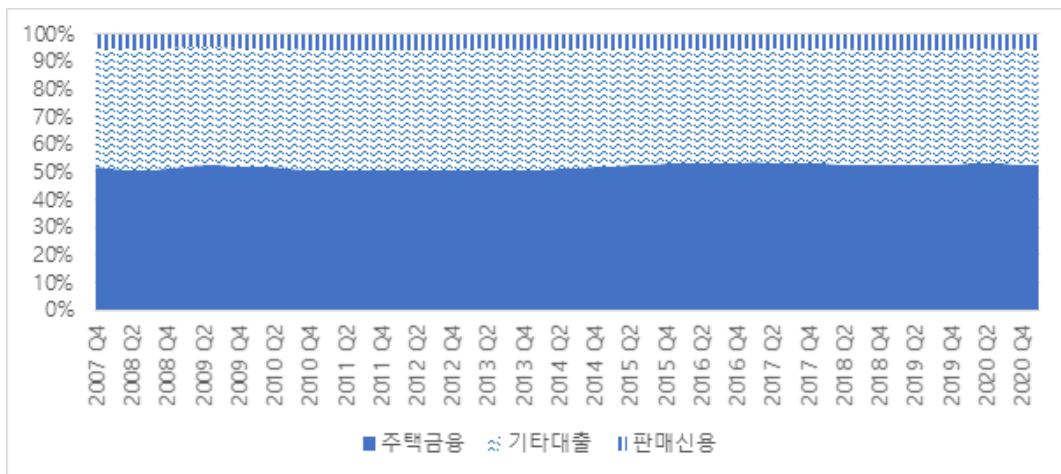
한국의 명목 GDP대비 가계부채의 동향을 보다 면밀하게 살펴보기 위해 <그림 1>에 2007년부터 2020년까지 명목 GDP대비 가계부채 비율, 그리고 명목 GDP와 가계부채 각각의 연평균 증가율을 그래프로 나타냈다. 그래프는 최근 급등한 가계부채비율 이면에 명목 GDP 상승의 둔화가 있음을 보여준다. 2019년과 2020년의 가계부채 증가율은 각각 4.1퍼센트와 7.9퍼센트인 반면 명목 GDP 성장률은 1.4퍼센트와 0.4퍼센트로 매우 낮은 수치를 기록했다. 즉, 경기둔화로 인한 명목 GDP 성장률의 저하를 GDP대비 가계부채 상승의 원인으로 볼 수 있으므로 수출경쟁력 강화와 같은 경제 성장의 동반 없이 가계부채의 양적, 질적 문제가 개선될 수 없음에 주목할 필요가 있다.



자료: 한국은행 경제통계시스템(ECOS)

〈그림 1〉 연도별 가계부채와 명목 GDP 연평균 증가율

〈그림 2〉는 분기별 주택금융, 기타대출, 판매신용으로 구성된 가계부채의 항목별 추이를 그래프로 나타낸 것이다. 주택담보대출과 전세자금대출을 포함하는 주택금융의 비중이 약 50퍼센트를 차지하고 기타 상업용 부동산 담보대출과 기타대출까지 포함시킨 비중은 94-96 퍼센트 정도로 전체적인 구성은 시간에 따라 일관되게 유지되고 있는 것으로 보인다.



자료: 한국은행 경제통계시스템(ECOS)

〈그림 2〉 연도별 가계대출(항목별)

Ⅲ. 데이터와 분석 모형

1. 데이터와 기초통계량

모형 추정에 필요한 변수들을 생성하기 위해 미국과 한국의 실질 GDP 성장률, 명목이자율(3개월 CD 수익률)⁵⁾, GDP 디플레이터, 주가지수(stock market index), 주택가격지수(house price index), 실질실효환율(based on manufacturing consumer price index)의 분기별 자료를 세인트루이스 연방준비은행(Federal Reserve Bank of St. Louis) 데이터베이스에서, 가계신용과 기업신용 그리고 이를 합한 민간신용의 분기별 자료를 BIS(Bank for International Settlement) 데이터베이스에서 수집하였다. 분석대상 기간은 1991년 1분기부터 2020년 3분기까지로 설정하였다.⁶⁾

수집된 모든 자료는 안정적(stationary) VAR모형의 변수 활용을 위해 시계열 자료의 추세추출(detrending) 기법인 HP필터(Hodrick-Prescott Filter)를 적용하였으며, 이 때 분기별 자료임을 고려하여 HP필터의 평활모수(smoothing parameter)는 1600으로 설정하였다. VAR모형에 사용한 최종변수는 6가지 종류로 실질GDP성장률(Y_US, Y_KR), 민간신용 대비 가계신용 비율(HCR_US, HCR_KR), 주가지수성장률(STK_US, STK_KR), 주택가격지수성장률(HPI_US, HPI_KR), 실질시장이자율(IR_US, IR_KR), 실질실효환율(REER_US, REER_KR)이다.

아래 <표 2>는 HP필터를 적용한 변수들의 기초통계량이다. 한국과 미국의 표준편차를 비교하면 주택가격지수성장률(HPI_US, HPI_KR)을 제외한 모든 변수들에서 한국의 표준편차가 크게 나타나 상대적으로 변동성이 높음을 확인할 수 있다. 양국의 상관관계행렬(correlation matrix)을 살펴보면 미국은 가계신용비율, 주가지수성장률이 실질 GDP 성장률과 양(+)의 관계를 나타내고, 주택가격지수성장률, 실질시장이자율, 실질실효환율이 음(-)의 관계인 것으로 나타났다. 한국은 주가지수성장률, 주택가격지수성장률, 실질실효환율이 양(+)의 관계를 나타내며, 가계신용비율, 실질시장이자율은 음(-)의 관계를 나타냈다. 이를 토대로 해석하면 미국의 이자율은 경기역행적이라는 직관적이지도, 기존문헌에 부합하지도 않는 결과가 도출되고 한국의 가계부채는 경기역행적이라는 결과를 얻게 된다.

5) Sim and Lee(2020)에서는 이자율로 3년 만기 국고채 수익률을 사용하였고 추정결과에서 미국과 한국 간 뚜렷한 차이를 발견하였다. 이와 달리 본고에서는 통화정책문헌에서 흔히 사용하는 3개월 만기 CD 금리를 사용하였고 추정 결과 한미 간 이자율 채널의 명백한 차이가 드러났다.

6) 해당기간 분기별 자료를 이용해 6변수 VAR모형을 구성하였으며, 분석모형의 자유도는 적정시차($p=4$)를 감안하더라도 충분하다고 사료된다.

다음 페이지의 수식 (1)에서 알 수 있듯이 상관관계는 시간에 따른 변화가 아닌 평균값으로부터의 편차를 이용하여 두 변수의 관계를 계산하는 방법이다. 그러나 단순히 상관관계에 전적으로 의존하는 것은 변수 간에 실질적인 영향관계를 밝히지 못하고, 오도(mislead)할 수 있는 한계가 있기 때문에 두 변수 사이에 시간에 따른 편차에 대한 정보를 사용하는 VAR모형이 적합하다.

〈표 2〉 기초통계량

United States		Y_US	HCR_US	STK_US	HPI_US	IR_US	REER_US
Standard Deviation		1.1939	0.0059	0.0566	1.5711	0.0096	2.8811
Correlation Matrix	Y_US	1					
	HCR_US	0.249	1				
	STK_US	0.3934	0.3007	1			
	HPI_US	-0.0073	-0.0983	-0.0247	1		
	IR_US	-0.1096	-0.1031	-0.0658	-0.1284	1	
	REER_US	-0.1965	-0.4418	-0.2695	-0.0088	-0.089	1
South Korea		Y_KR	HCR_KR	STK_KR	HPI_KR	IR_KR	REER_KR
Standard Deviation		1.2378	0.0110	0.1101	0.0150	0.0181	6.2412
Correlation Matrix	Y_KR	1					
	HCR_KR	-0.0018	1				
	STK_KR	0.4658	-0.1716	1			
	HPI_KR	0.4081	0.2333	0.2157	1		
	IR_KR	-0.4332	-0.0104	-0.3523	-0.3966	1	
	REER_KR	0.3903	0.4373	0.0206	0.4204	-0.1337	1

$$\rho = \frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2 (y_t - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

2. VAR 모형

상기 보고한 상관관계보다 엄밀한 분석을 위해 다음 수식(2)의 VAR(p) 모형을 추정하였다.

$$X_t = \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \dots + \Phi_p X_{t-p} + C\mu_t \quad (2)$$

X_t 는 $[y_t \ z_t]'$ 벡터이며 y_t 는 경기변동 충격변수인 실질GDP성장률(Y_US, Y_KR)로, z_t 는 y_t 이외의 변수벡터로 민간신용대비 가계신용 비율(HCR_US, HCR_KR), 주가지수성장률(STK_US, STK_KR), 주택가격지수성장률(HPI_US, HPI_KR), 실질시장이자율(IR_US, IR_KR), 실질실효환율(REER_US, REER_KR) 변수로 구성된다. 마지막으로 $C\mu_t$ 는 하방삼각행렬 C 와 구조적 충격벡터(vector of structural shocks) μ_t 의 곱을 의미한다.

상술하였듯이 모든 변수들에 HP필터를 적용, 추세추출 변동분만을 실증분석에 사용하였으므로 분석에 사용된 시계열 자료는 모두 안정적이며, 이를 확인하기 위한 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 단위근 검정 결과는 <표 3>에 제시하였다.⁷⁾ 적정시차 판단을 위해 분석한 결과, SIC(Schwarz Information Criterion)와 HQ(Hannan-Quinn Information Criterion) 기준에 따르면 한국과 미국 모두 적정시차가 1분기임을 확인하였으나, 자료의 빈도가 분기임을 고려하여 VAR 시차를 4분기(p=4)로 설정하였다.⁸⁾ 변수순서는 경기변동에 따른 신용시장, 자산시장, 환율의 반응을 분석하는 것이 본 분석의 목적임을 고려하여 실질GDP성장률(Y), 실질시장이자율(IR), 주가지수성장률(STK), 주택가격지수성장률(HPI), 실질실효환율(REER)의 순으로 정하였다.⁹⁾

<표 3> ADF 단위근 검정결과

시계열 자료		ADF검정(t)
United States	Y_US	-9.6232***
	HCR_US	-4.4122***
	IR_US	-3.3445**
	STK_US	-8.0102***
	HPI_US	-12.2098***
	REER_US	-4.9811***
South Korea	Y_KR	-8.1352***
	HCR_KR	-3.8785***
	IR_KR	-6.9407***
	STK_KR	-7.2978***
	HPI_KR	-6.5801***
	REER_KR	-5.0223***

주: *** 1%, ** 5% 유의수준에서 유의함

본 고에서는 VAR추정으로부터 도출할 수 있는 주요 정보 중 충격반응 함수(impulse

7) 예비분석으로 요한센 공적분검정(Johansen cointegration test)를 실시한 결과 공적분 관계는 존재하지 않는 것으로 확인되었다.

8) 예비분석에서 SIC와 HQ 기준은 1분기 시차를 제시하였는데 이를 따른 추정결과는 4분기 시차의 결과와 정성적으로 동일하다.

9) 예비분석을 통해 추정결과는 실질GDP성장률을 제외한 나머지 변수들의 순서 변경에 강건함을 발견하였다.

response function)를 사용한다. 충격반응 함수는 VAR모형 내 특정 변수의 단위변화, 즉 충격이 발생했을 때 다른 변수들이 시간의 흐름에 따라 어떻게 반응하는가를 동태적으로 분석하는 방법으로써 구체적으로 피충격변수의 방향성, 지속성을 파악할 수 있다. 후술한 충격반응함수 추정치는 실질GDP성장률에 1 표준편차만큼의 충격(양의 충격)이 발생했을 때를 가정하여 민간신용대비 가계신용비율, 실질시장이자율, 주가지수성장률, 주택가격지수성장률, 실질실효환율의 변화를 분석한 것이다.

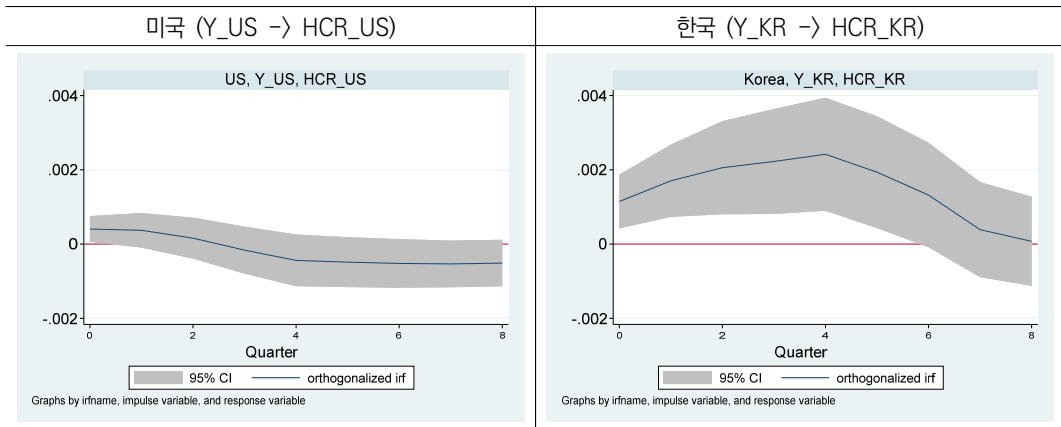
IV. 분석결과

1. 충격반응함수 결과

〈그림 3〉은 미국과 한국의 1991년 1분기부터 2020년 3분기까지의 기간의 경기변동 충격에 대한 민간신용 대비 가계신용비율의 충격반응함수이다. 미국의 경우, 민간신용 대비 가계신용비율이 상승하지만 상승폭이 0.001에 미치지 못하여 약 4분기 정도 지속한 것으로 보아 약(weak)경기순행적인 것으로 볼 수 있다.¹⁰⁾ 반면, 한국의 가계부채는 지속성이 강하며 상승폭이 4분기에 0.002를 초과하여 매우 강한 경기순행성을 보인다. 이는 호경기에 미국에서는 기업이 가계보다 더욱 적극적으로 차입 투자에 나서지만 한국에서는 가계가 주요 차입주체로 작용하는 것으로 해석할 수 있다.

전통경제이론에 따르면 투자의 주요 주체인 기업은 호경기에 적극적으로 차입을 늘려 투자에 나서고 불경기에는 차입을 줄여 기업부채는 경기순행적이 된다. 반면 소비평활화 이론(consumption smoothing theory)에 따르면 가계는 소비의 주체로서 소득이 증가하는 호경기에는 부채를 상환하고 불경기에는 차입을 늘려 소비를 유지하므로 가계부채는 경기역행적이다. 그러나 본 연구 결과, 한국에서는 미국과 달리 호경기에 경기상승국면에 증가하는 안정적인 담보가치를 이용해 레버리지(leverage)를 일으켜 자산을 확대하려는 가계의 욕구가 기업들의 생산투자를 압도하는 것으로 나타났다.

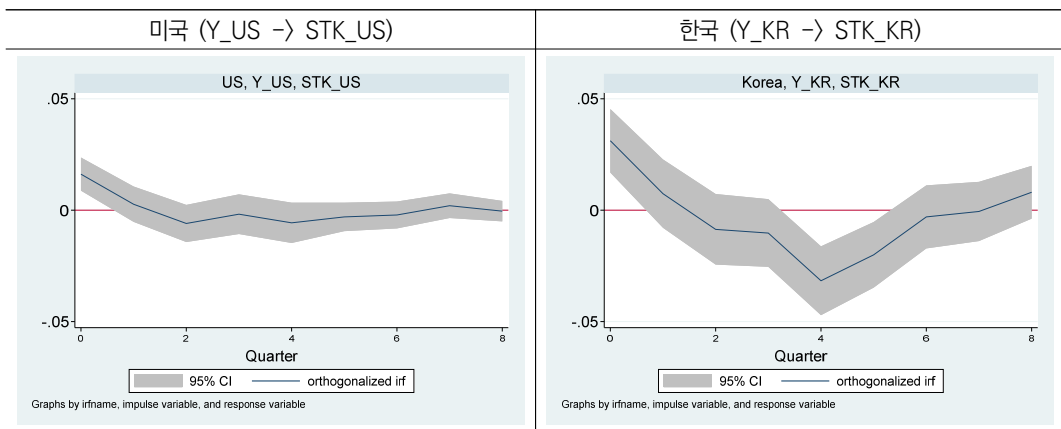
10) 미국의 경우 충격반응함수 신뢰구간의 통계적 유의성이 미약한 것으로 보이지만 이것이 전체결과의 신뢰성을 훼손하는 것은 아니다. 이미 계량경제학 문헌에서 자귀회귀모형의 표준신뢰구간의 신뢰도가 낮아 이를 높이기 위한 노력이 있었다. (참조: Pope, 1990) 예를 들어, 부트스트랩(bootstrap)에 기반한 충격반응함수 신뢰구간 추정법이 보완추정에 많이 사용된다. (참조: Killian, 2000) 그러나 부트스트랩 같은 기술적 접근이 본 연구의 초점이 아님을 밝혀둔다. 또한, 통상 자귀회귀모형 추정결과는 모형의 크기와 시차(lag order)에 민감한데, 미국의 민간신용 대비 가계신용비율, 이자율, GDP로 3변수 모형을 추정하였을 때 통계적 유의성이 높아지는 것으로 보아 미국의 민간신용 대비 가계신용비율의 충격반응함수 신뢰구간의 통계적 유의성이 미약함은 모형을 5변수로 확장하면서 발생하는 자료의 정보손실에 기인한 것으로 보인다.



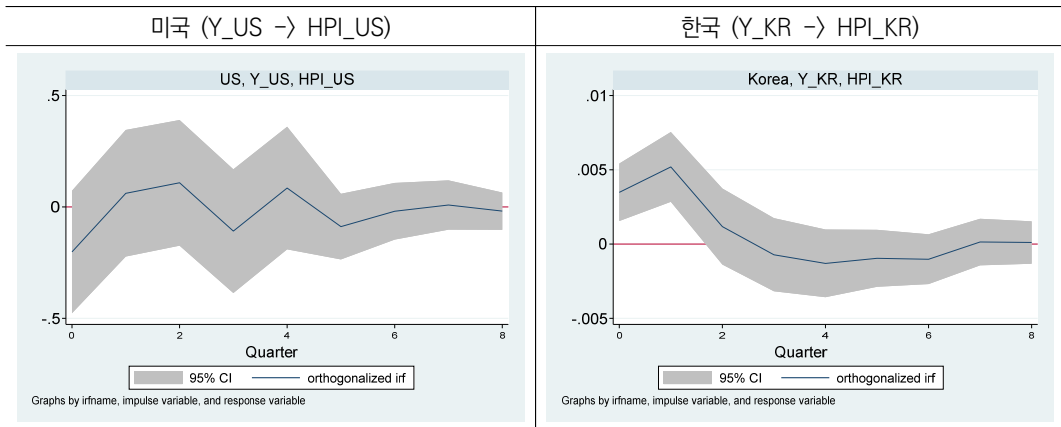
〈그림 3〉 경기변동 충격에 대한 민간신용 대비 가계신용비율 충격반응함수

〈그림 4〉는 경기변동 충격에 대한 자산시장의 충격반응함수이다. 주식시장의 경우, 경기가 상승국면으로 진입 시 미국 주식시장과 한국 주식시장 모두 상승한다. 그러나 미국의 주가 반응은 한국에 비해 작고 1분기 가량 지속되어 0으로 수렴하지만 한국의 주가는 약 3퍼센트 증가한 후, 4분기에는 오히려 하락하여 높은 변동성을 보인다.

주택가격의 경우, 미국과 한국의 양상은 대조된다. 미국은 주택가격이 하락한 이후 점차적으로 0으로 수렴하고 통계적 유의성이 소멸하는 반면, 한국에서는 주택가격이 상승하였으며 2분기 가량 통계적으로 유의미한 효과가 지속되었다.¹¹⁾ 이는 한국에서 경기상승국면에 가계 대출증가와 주택 등의 담보가치상승이 상호작용하여 주택가격과 가계부채가 동시 상승하는 악순환이 가능하다는 의미다.

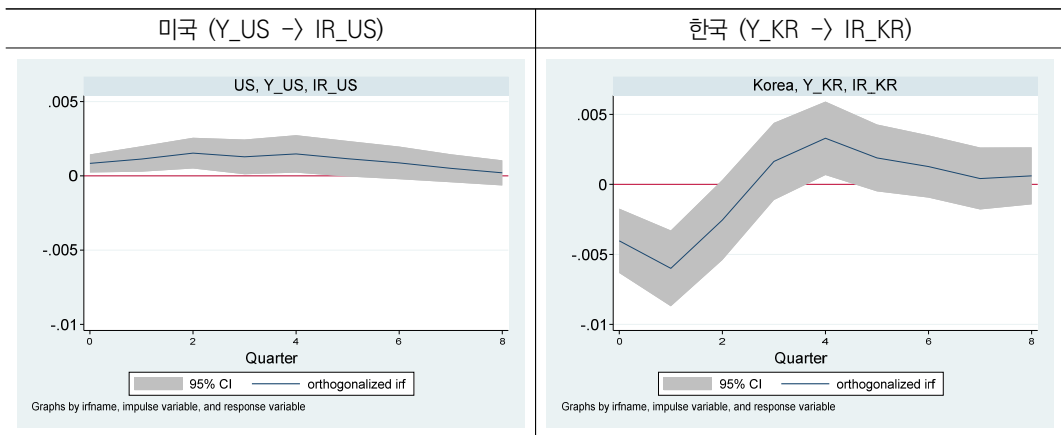


11) 〈그림 4〉의 한국의 주택가격지수 충격반응함수($Y_{KR} \rightarrow HPI_{KR}$)는 한국의 주택가격지수 상승의 통계적 유의성을 표현하기 위해 미국의 충격반응함수 그래프와 y축 범위를 달리하였다. 주택가격지수의 경우 미국에 비하여 한국이 변동성이 더 작은 것으로 보고되지만, 미국의 경우 통계적으로 유의미한 충격반응이 아닌 반면, 한국의 경우 통계적으로 유의미한 충격반응이 관찰된다.



〈그림 4〉 경기변동 충격에 대한 자산시장 충격반응함수 (주가지수, 주택가격지수)

〈그림 5〉는 시장이자율의 충격반응함수인데 양국의 충격반응은 매우 대조적이다. 추정 결과, 경기상승국면에 미국의 이자율은 0.001에서 0.002까지 완만하게 상승하고 통계적 유의성으로 보아 5분기까지 지속된다. 반면 한국의 이자율은 -0.005까지 즉각적으로 하락하여 경기역행성임을 알 수 있는데, 4분기가 경과한 후 재상승하여 미국에 비해 매우 높은 변동성을 보인다. 또한, 양국 모두 이자율과 자산가격이 반대 움직임을 보여 직관에 부합하는 전형적인 모습을 보인다.

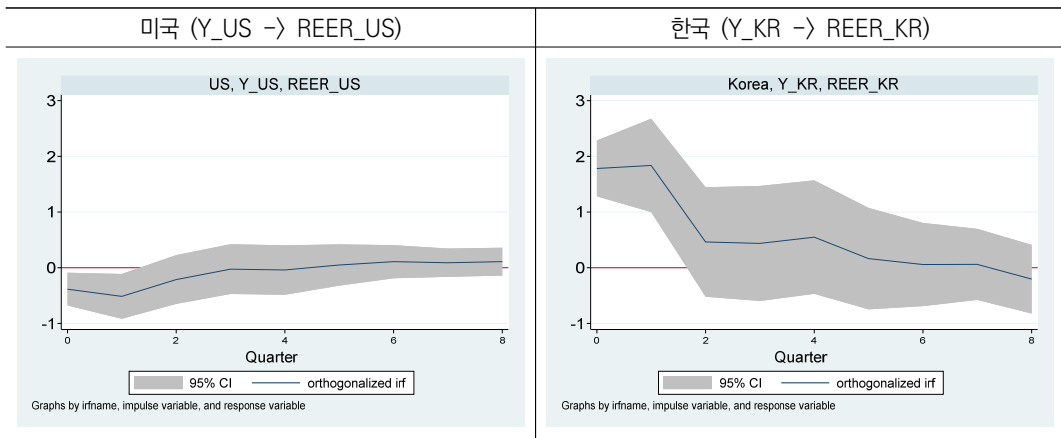


〈그림 5〉 경기변동 충격에 대한 시장이자율 충격반응함수

마지막으로 〈그림 6〉은 실질실효환율(REER)의 충격반응함수이다. 상관관계 분석과 동일하게 미국은 경기역행적, 한국은 경기순행적임이 드러난다. 미국은 실질실효환율이 즉각적으로 하락하며, 3분기에 회복하는 양상이다. 반면 한국의 환율은 미국보다 큰 폭으로 상승하고

점차적으로 0에 수렴한다.

실질실효환율의 상승(하락)은 자국 통화의 화폐가치 상승(하락)을 의미한다. 이에 비추어 볼 때, 한국은 경기가 상승국면에서 원화가치가 상승하여 수출품의 가격경쟁력이 약화되는 효과가 나타나게 된다. 무역의존도가 높은 한국의 경우 환율의 경기순행성은 경제에 적지 않은 부정적 영향을 미칠 것으로 예측된다.



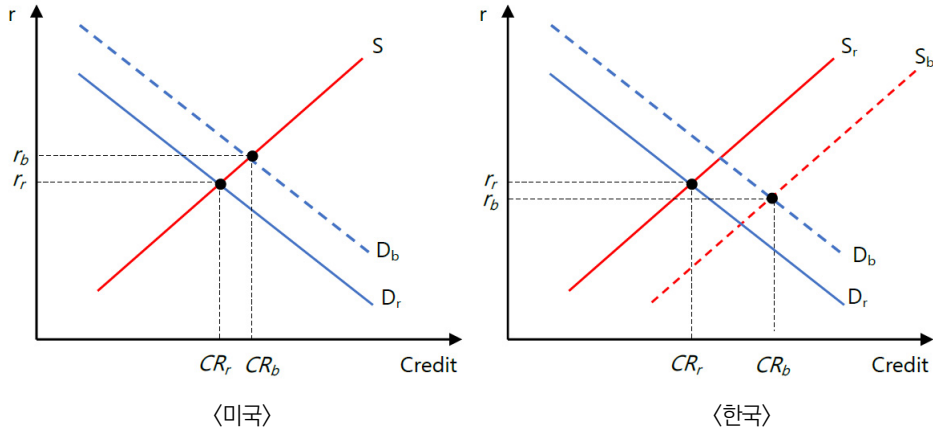
〈그림 6〉 경기변동 충격에 대한 환율 충격반응함수

경제에 양의 충격이 발생했을 때 미국과 한국의 시장이자율과 환율의 변화가 상이하게 나타나는 원리를 설명하기 위해 〈그림 7〉을 제시하였다. 좌측과 우측은 각각 미국과 한국의 신용시장에서의 대출수요-대출공급곡선 그래프를 나타낸 것이다.

우선 미국은 호경기에 기업 중심의 대출수요 증가가 나타난다. 이는 기업이 경제호황기에 생산적 투자를 늘려 기업의 성장동력을 확보하려는 움직임으로부터 비롯된다. 그 결과 미국 신용시장에서 대출수요곡선이 우상향하고, 시장이자율이 상승하게 된다. 이 때 대출공급곡선은 별다른 이동이 나타나지 않는데 이는 미국경제 특성상 경기변동에 따라 담보가치가 상승해도 추가대출이 발생하지 않는 대출수요의 비탄력(inelastic)성 때문이다.

한편 한국은 앞선 충격반응함수 분석결과에서 알 수 있듯이 경기호황기에 가계신용 중심으로 대출수요가 증가한다. 또한 한국은 경기호황기에 자산가격이 상승하고 대출 담보가치가 상승한다. LTV(주택담보안정비율), DTI(총부채 상환비율)와 같은 강력한 규제 하에서 이 같은 담보가치의 상승은 국내뿐 아니라 해외로부터의 대출자금 유입을 이끌어 가계대출공급의 탄력적 증가를 야기한다. 그 결과, 〈그림 7〉에서처럼 대출공급곡선이 대출수요곡선보다 더 많이 오른쪽으로 움직여 시장이자율이 감소하게 된다. 이 때 해외자본의 유입은 원화가

치의 상승, 즉 실질실효환율의 상승으로 이어져 앞선 <그림 6>의 충격반응함수와 같은 결과를 낳는다.



*각 그림에서 D_r 과 D_b 는 각각 불경기와 호경기의 대출수요를, S_r 과 S_b 는 불경기와 호경기의 대출공급을 의미한다. 같은 방식으로 r_r 과 r_b 는 불경기와 호경기의 실질이자율을 의미한다. 강력한 LTV규제가 지속된 한국시장에서는 호경기에 담보가치 상승으로 대출공급이 증가되는 현상이 나타난다.

<그림 7> 미국과 한국의 가계 신용시장 대출수요-대출공급곡선

2. 강건성 검정¹²⁾

다음으로 경기변동 충격에 대한 가계신용비율과 실질실효환율의 충격반응함수가 미국과 한국 모두에서 특정시기와 관계없이 강건하게 나타나는지 확인하기 위해 시계열데이터의 분석기간을 1991-2020년과 외환위기기간을 제외한 2000-2020년으로 분리하여 <그림 8>과 <그림 9>에 나타냈다.¹³⁾ 먼저 <그림 8>의 가계신용비율 충격반응함수의 형태를 비교한 결과 미국과 한국 모두 유사함을 확인할 수 있다. 특정시기와 관계없이 미국의 가계신용비율은 경제에 양의 충격이 발생한 이후 가계신용비율이 감소하는 모습을 보인 반면, 한국은 4분기까지 증가 후 감소하는 것으로 확인되었다.

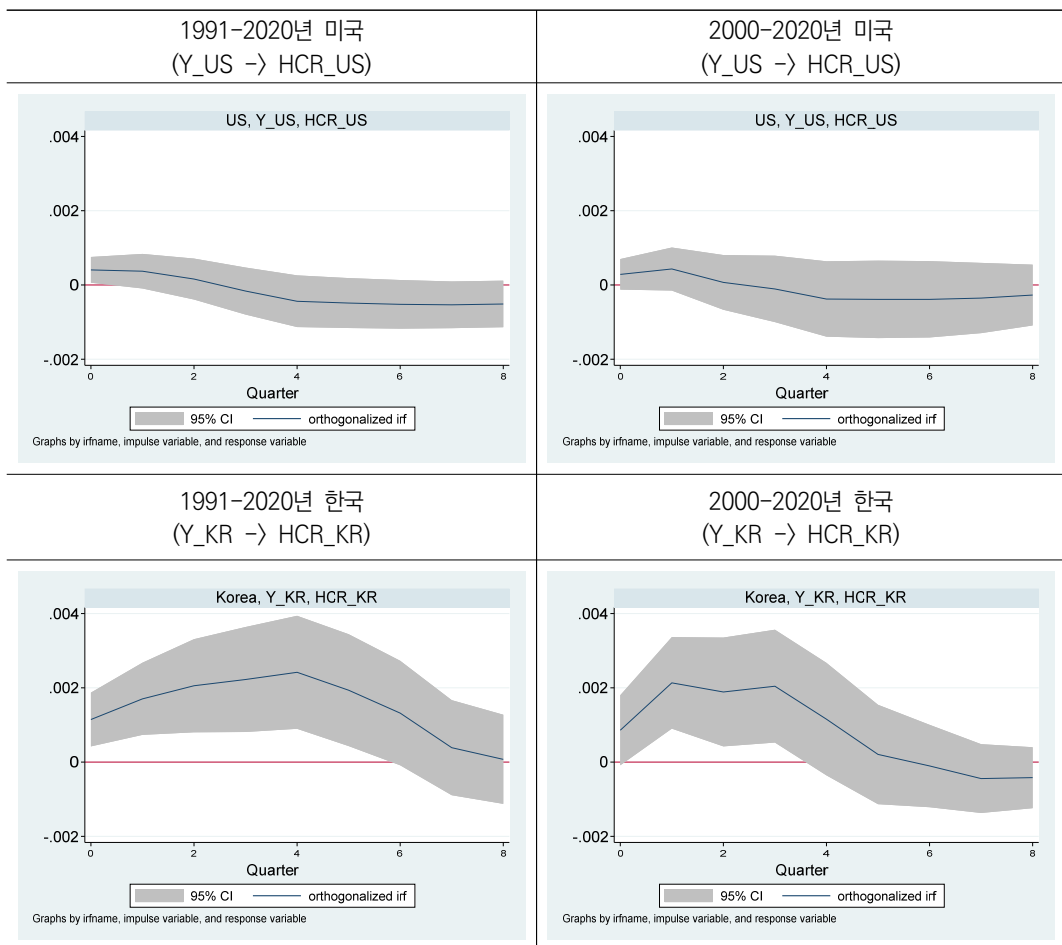
실질실효환율의 충격반응역시 가계신용비율과 마찬가지로 미국과 한국 모두 두 기간에서 동일한 형태로 나타나고 있음을 <그림 9>에서 확인할 수 있다. 미국은 경제에 양의 충격이 발생하면 실질실효환율의 하락, 즉 달러가치의 하락이 발생하여 1분기 가량 지속되고, 그 후

12) 지면의 절약을 위해 가계신용비율과 환율의 강건성 검정만 보고한다.

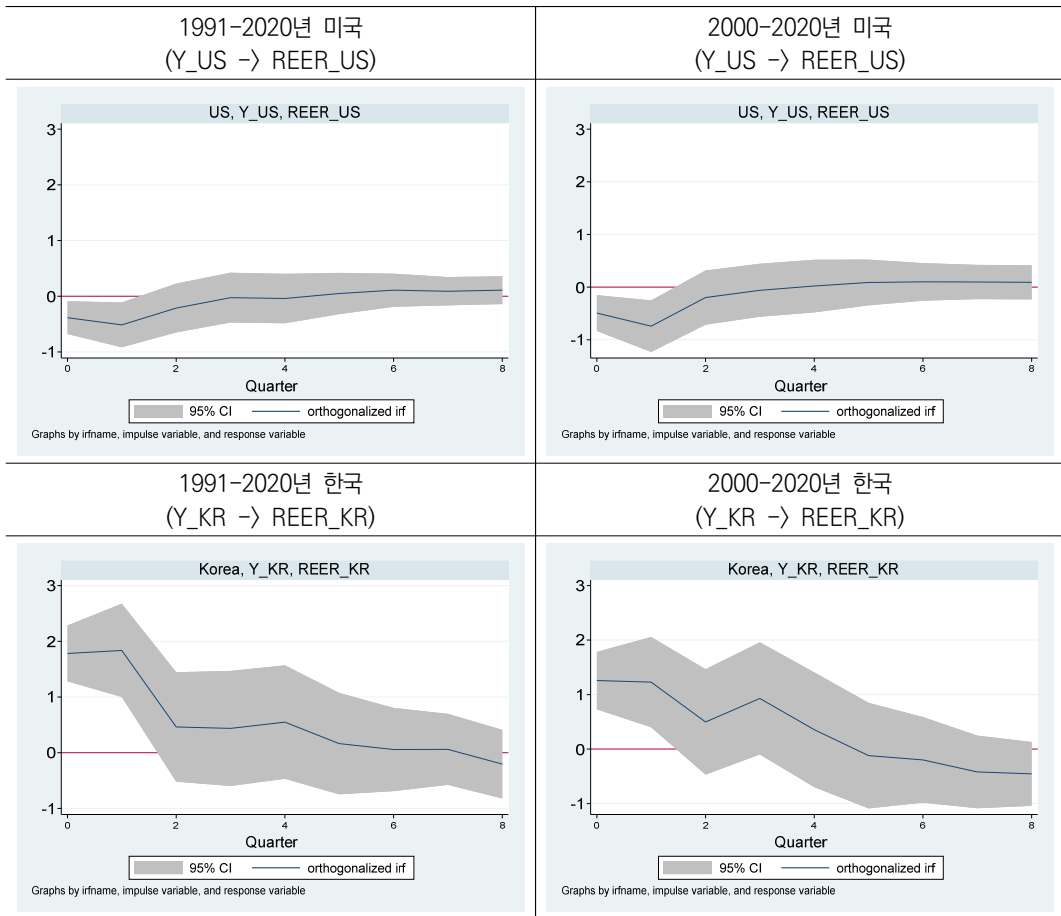
13) 전체 분석기간에 외환위기뿐만 아니라 2008-2009년 국제금융위기 등의 구조적 변화를 초래할 수 있는 사건들이 발생하였으므로 자료를 좀 더 세밀하게 나눌 필요가 있으나 관측치 부족의 한계로 분석기간을 1991-2020년으로 제한하였다.

점차적으로 상승하여 4분기가 지난 후 회복되는 모습을 보인다. 정반대로 한국은 경제에 양의 충격이 발생하면 실질실효환율의 상승, 즉 원화가치의 상승이 1분기 가량 지속되는 것으로 나타났으며, 이후 점차적으로 하락하여 4분기 이후에 회복되는 것으로 확인되었다.

경기변동충격에 대한 한국의 시장이자율 충격반응함수는 외환위기기간을 제외하고 추정된 결과와 상이하여 강건하지 않은 것으로 확인되었다. 즉, 가계신용 공급의 두 채널, 이자율 채널(국내 자금 유입 채널)과 환율 채널(대외 자금 유입 채널) 중에서, 후자의 채널만 시기와 상관없이 강건한 것으로 확인되었다. 이자율 채널에 대한 강건성 분석은 부록으로 남긴다.



〈그림 8〉 경기변동 충격에 대한 가계신용비용 충격반응함수 (1991년, 2000년 이후)



〈그림 9〉 경기변동 충격에 대한 환율 충격반응함수 (1991년, 2000년 이후)

V. 결론

본 연구는 최근 논란이 격화되고 있는 가계대출의 양적 팽창이 가계부실위험이나 금융리스크를 넘어서 수출경쟁력까지 훼손시키는 구조적 왜곡의 원인이 될 수 있다는 점을 지적한다. 이 주장은 본 저자들이 추정한 가계부채, 이자율, 실질실효환율의 경기변동성을 VAR모형에 기초한다. VAR 충격반응함수 추정 결과, 우리나라 가계부채는 경기순행적이고 이자율은 경기역행적이라는 점을 발견하였다. 이는 이자율이 경기순행적인 미국과 매우 대조적인 현상인데, 우리나라에서는 호경기 때 가계부채가 늘어날 뿐만 아니라, 경기상승과 동반한 담

보가치의 상승이 해외차입을 용이하게 만들어 국내 이자율이 하락하게 된다는 의미이다. 호경기의 성과가 가계부채에 집중된다는 점과 가계부채와 연계된 담보가치의 상승이 이자율을 하락시켜 자본시장을 왜곡시키는 결과를 낳게 된다.

뿐만 아니라, 본 연구는 실질실효환율이 경기순행적인 현상도 발견하였다. 환율의 경기순행성도 미국과 대조적인 현상인데 호경기에 담보가치 상승으로 해외차입금이 유입되어 환율이 상승하는 현상은 가계부채의 신용시장 압도가 수출주도형 경제인 우리에게 매우 부정적인 영향을 끼칠 수 있다는 것을 의미한다.

종합하여, 본 연구결과는 우리 경제정책이 가계부채가 건전성 규제의 대상일 뿐만 아니라 가계부채 중심의 경기부양은 수출경쟁력의 훼손이라는 역효과를 낼 수 있다는 점을 상기시킨다. 또한, 생산성 제고와 더불어 투자가 생산적인 기업활동으로 투입될 수 있도록 금융시장의 채널을 세심하게 설계하여 민간투자의 기업대출 비중이 확대되도록 노력해야 한다.

이런 노력의 일환으로 기업대출의 확대를 위해 2020년 3월 금융감독원이 발표한 바젤 은행 감독 위원회(Basel Committee on Banking Supervision)의 은행자본 건전화방안의 개혁안인 「바젤 III 최종안」조기시행을 들 수 있다. 이는 2022년 1월 시행 예정이었던 정책으로 발표기준 약 1년 반을 앞당겨 2020년 6월부터 자본규제 개편안을 적용함으로써 신용시장의 중심을 가계대출에서 기업대출로 전환하여 투자 활성화를 장려하는 것을 목표로 한다. 구체적으로, 「바젤 III 최종안」시행은 중소기업 대출의 위험가중치와 일부 기업대출의 부도시 손실률¹⁴⁾을 하향(무담보 대출 5%p, 부동산담보대출 15%p)시켜 기업자금 공급규모를 확대할 것으로 전망된다. 또한 이 정책은 가계대출의 경우 담보가 상대적으로 유동성이 높아 담보가치가 고평가되는 주택, 토지 등 일반재인 반면, 기업대출담보는 기계, 장비와 같이 상대적으로 유동성이 낮아 담보가치가 낮게 평가받는 현실을 고려하여 국내 중소기업의 자본확보를 용이하게 하는 건전성정책이므로 본 연구 결과에 비추어 보아 바람직한 정책으로 볼 수 있다. 더 나아가 향후 건전성 정책 수립에 있어 「바젤 III 최종안」 조기시행이 가계부채의 양적 팽창보다는 신용시장의 구조적 분석에 근거한 접근으로 개선되는 계기가 되어야 할 것이다.

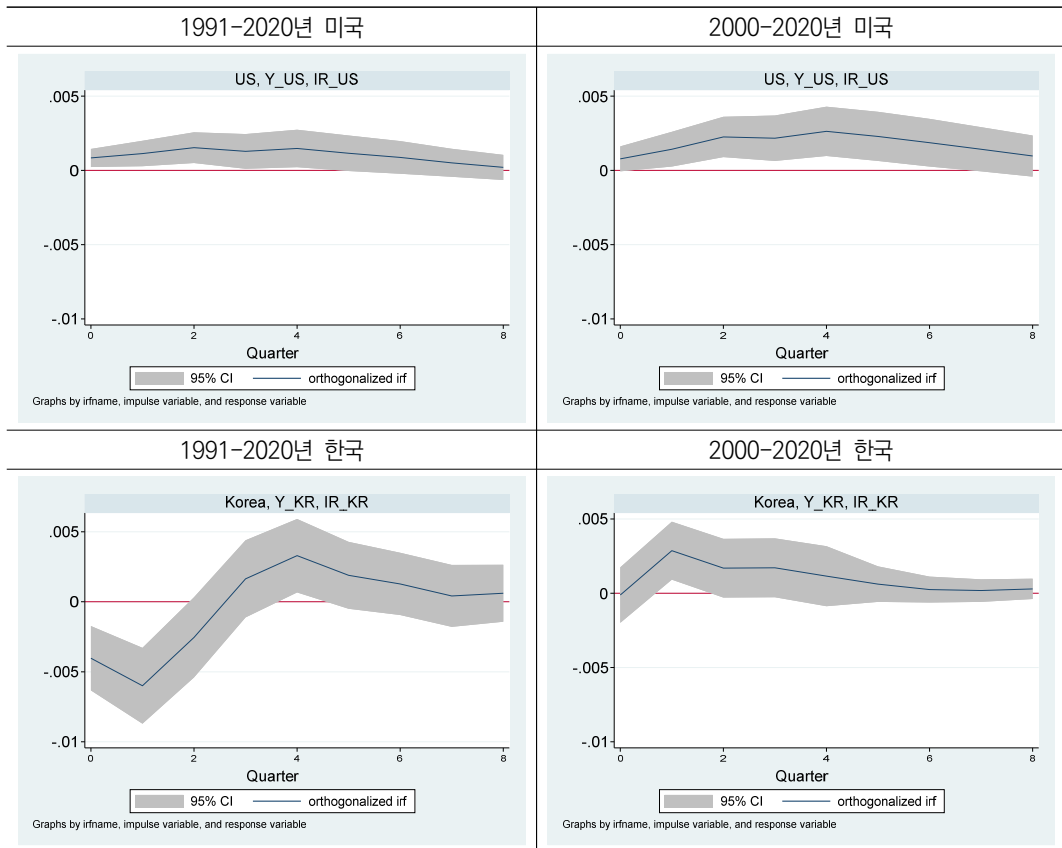
14) 부도시 손실률(LGD: Loss Given Default) - 경제적 자본 또는 규제자본 산출 시 이용하는 신용리스크 측정모형의 주요 요소(parameter). 부도 사건 발생 시 부도 주체에 대한 익스포져(exposure)로부터 금융회사가 입게 되는 손실률(총손실금액/부도 시 익스포져)의 추정치를 의미한다.

참고문헌

- 곽노선 (2007). 한국 경제의 경기변동요인 분석. *한국경제연구*, 18, 211-236.
- 국가통계포털 KOSIS (2021).
- 금융감독원 보도자료 (2020). **코로나 19로 어려운 중소기업 등 실물경제에 대한 은행의 지원 역량을 강화하기 위해 「바젤 III 최종안」을 ‘20.2분기부터 조기시행합니다.**
- 김상봉, 김우철, 유종만 (2009). 한국의 산업별 경기변동 추이에 관한 연구. *경제연구*, 27(4), 17-41.
- 예금보험공사 (2021). *금융리스크리뷰*. 2021년 여름호, 18(2).
- 조하현, 황선웅 (2009). 한국 경기순환의 변동성 구조변화. *산업경제연구*, 22(3), 1039-1070.
- 한경오피니언 (2021). **가계부채, 시한폭탄일까.**
- 한국은행 (2021a). **한국은행 경제통계시스템 ECOS.**
- 한국은행 (2021b). **한국은행 금융안정보고서 2021년 6월.**
- Aguiar, M., & Gopinath, G. (2007). Emerging market business cycles: The cycle is the trend. *Journal of Political Economy*, 115(1), 69-102.
- Fernández, A., & Gulán, A. (2015). Interest rates, leverage, and business cycles in emerging economies: The role of financial frictions. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 7(3), 153-188.
- Kilian, L., & Chang, P. L. (2000). How accurate are confidence intervals for impulse responses in large VAR models? *Economics Letters*, 69(3), 299-307.
- Krusell, P., & Smith Jr, A. A. (1998). Income and wealth heterogeneity in the macroeconomy. *Journal of Political Economy*, 106(5), 867-896.
- Neumeyer, P. A., & Perri, F. (2005). Business cycles in emerging economies: The role of interest rates. *Journal of Monetary Economics*, 52(2), 345-380.
- Pope, A. L. (1990). Biases of estimators in multivariate non-Gaussian autoregressions. *Journal of Time Series Analysis*, 11(3), 249-258.
- Sim, S. G., & Lee, S. (2020). The cyclical behavior of household and corporate credit in emerging economies. *Emerging Markets Review*, 45, 100724.
- Uribe, M., & Yue, V. Z. (2006). Country spreads and emerging countries: Who drives whom? *Journal of International Economics*, 69(1), 6-36.

부록

외환위기 기간 표본을 제외하고 추정한 이자율의 충격반응함수를 <그림 10>에 보고하였다.¹⁵⁾ 미국은 두 표본기간 모두 이자율이 증가하는 반응을 보이며 강건한 것으로 확인되었다. 반면, 한국은 본문에 상술한 바와 같이 0.5퍼센트 하락 후 약 4분기가 지나 회복하는 것과 달리, 외환위기 후 표본에서는 오히려 약 0.3퍼센트 상승한 후 완만하게 회복하는 것으로 나타나 경기순행성을 보인다. 미국과 달리 한국의 이자율 충격반응함수가 강건하지 않은 것은 이자율 동조화 현상 때문인 것으로 추측된다.



<그림 10> 경기변동 충격에 대한 시장이자율 충격반응함수(1991년, 2000년 이후)

15) 2007-2008년 국제금융위기기간을 기준으로 전후분석하는 방법도 있으나 관측치 부족으로 추정결과를 신뢰할 수 없는 문제가 있어 금융위기기간도 자료에 포함하였다.

ABSTRACT

핵심 주제어	Private Credit
JEL분류번호	G2

Business Cycle Dynamics of Private Credit and International Trade Competitiveness

Evidence from the USA and Korea

Sim Seunggyu*

Chung Sungyoung**

Ji Inyeob***

The present article examines business cycle dynamics of household debt and international trade competitiveness. To this end, we adopted Vector Autoregressive models results of which suggest that Korean household debt is strongly pro-cyclical while the interest rate is counter-cyclical compared to the US results. Asset price volatility is much higher in Korea than in the USA. Further, our results indicate that Korea effective real exchange rate is highly pro-cyclical. Korean international trade competitiveness may deteriorate during business cycle booms. With these findings, we argue that household debt should not only be a focus of prudential policy but also be considered as a structural issue of the Korean economy.

Key words Private credit, Household debt, VAR, Business cycle dynamics, Trade competitiveness

* Associate Professor, School of International Politics, Economics and Communication, Aoyama Gakuin University, First Author

** Master of Arts in Economics, Dongguk University, Co-Author

*** Professor, School of Economics, Dongguk University, Corresponding Author

핵심 주제어	금융불평등도
JEL분류번호	B26

금융불평등도 측정을 위한 방법론 연구

김상봉* Kim Sangbong

강경우** Kang Kyungwoo

국문초록

본 연구는 실제로 금융시장의 현재 상황을 알아보고 금융시장에서 가장 많이 이용되는 신용정보와 신용평점시스템에 살펴본다. 또한 신용평점시스템의 주요 요인과 측정에 대해 살펴본다. 여기에 기존의 로짓모형 등의 산출 모형과 더불어 최근에 각광을 받고 있는 머신러닝을 소개한다. 이러한 신용평점시스템에 의해 결정되는 금융불평등에 대해 논의한다. 여기에 불평등도를 측정하는 여러 가지 방법에 대해 살펴본다. 이러한 금융불평등도를 측정하는 방법으로, 주가지수와 같이 시계열 지수 산출하는 방식을 이용하여 측정할 수도 있다. 또한 행복지수와 같이 객관적인 지표를 만들고 가중치를 부여하여 새로운 지표로 산출할 수도 있다. 또 다른 방법으로, 기존의 자료를 사용하여 불평등도를 측정하는 방법을 사용하여 적용할 수도 있다.

주제어 금융불평등도, 신용정보, 신용평점시스템, 머신러닝, 측정방법론

* 한성대학교 경제학과 교수, E-mail: brainkim75@hansung.ac.kr, Tel: 02-760-8038, 제1저자

** 한성대학교 경제학과 석사과정, E-mail: stein127@naver.com, Tel: 02-760-8038, 공동저자

I. 서론

금융시장이 매우 빠른 속도로 변화하고 있다. 기존의 금융시장이 금융기관 또는 금융회사를 중심으로 예금, 대출, 그리고 비이자이익이 되는 부분을 취급하였다. 이러한 금융상품에 기반이 되는 것이 신용정보와 그 신용정보를 활용한 신용평점시스템이다. 이러한 신용정보의 역사는 상당히 길며 이와 관련된 통계학적 기반도 상당히 오랜기간 동안 발전되어 왔다.

최근에 이른바 빅테크나 핀테크기업이 금융시장에 진출하면서 기존의 금융회사들이 사용하던 부정적인 신용정보가 아니라, 비전통적인 정보인 긍정적인 신용정보를 활용하여 신용평점시스템을 도입하기도 하였다. 또한 빅테크기업들은 금융시장에 진출하고, 머신러닝과 같은 보다 최근 기술을 활용하여 기존의 금융회사들이 취급하는 상품들을 취급하면서 기존의 금융회사들의 영역에 들어오게 되었다.

이렇게 급박하게 변화하는 금융시장 속에서도 신용평점시스템은 여전히 중요하다. 금리, 한도 등의 대출 조건과 같은 금융거래 시작단계에서 계약체결 후의 금융거래에까지 많은 영향을 미치고 있다. 신용평점시스템에서 가장 중요한 변수 중 하나인 소득이나 자산에 대한 불평등도에 연구는 이전에 많이 존재해왔다. 그러나 신용정보와 신용평점시스템을 기반으로 하는 금융불평등도에 대한 이전연구는 거의 없으며 이러한 지수가 산출되는 과정도 거의 없다고 할 수 있다. 또한 금융불평등도 측정에 대한 논의의 출발점이 될 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서 신용평점시스템과 그 기반이 되는 모형에 대해 살펴본다. 3장에서 신용평점시스템의 기반이 되는 모형의 이전연구에 대해 알아본다. 4장에서 금융시장 현황에 대해 살펴보고 불평등도 측정방법론에 대해 알아본다. 5장에서 본론에 대해 요약하고 향후 연구과제에 대해 살펴본다.

II. 신용평점시스템과 모형

1. 신용평점시스템

일반적으로 신용평점시스템(Credit Scoring System, CSS)을 개발하기 위한 기본적인 절차는 금융기관이 가지고 있는 과거자료를 기반으로 우량고객과 불량고객을 선별하는 것에서 시작된다. 즉, 과거 신용이력이 양호한 고객과 불량한 고객들의 특성분석을 기반으로 하여

신용평가에 효율적으로 이용될 수 있는 특성변수들이 선정되어야 한다.

신용평가를 위한 특성변수들은 실제로 매우 다양하다. 일반적인 변수뿐만 아니라, 그들의 상호작용(interaction term)까지도 고려한다. 시대에 따라 일반적인 변수가 달라지기도 한다. 이러한 일반적인 변수의 예로 연령, 직업, 직장근속년수 합계, 월수입 합계, 기타 수입여부, 결혼여부, 맞벌이 여부, 자녀수, 부양가족수, 최근 이사여부, 보유차 담보여부, 보유차 종류, 부동산이나 주택보유여부, 과거 최고 신용금액, 은행계정 종류, 신용조회건수, 조회결과 불량회신건수, 월조회결과 불량회신건수등이 이용되기도 한다.

이러한 특성변수들을 보다 잘 설명하기 위해서 회귀분석이나 판별분석등의 다중통계기법(multivariate statistical techniques)이 많이 이용되는데 많은 경우에 특성변수들은 8개에서 12개 정도가 사용된다.

일반적으로 신용평가는 대출신청서에 기입된 개인의 신용정보 항목에 수치로 비중을 부여하게 된다. 예를 들어, 기혼자 10점, 미혼자 2점; 자가를 보유하는 경우 20점, 전세의 경우 5점 등을 부여하는 것이다. 이렇게 각 항목에 부여되고 있는 점수들을 합하여 신청자의 총점을 구하고, 총점을 상환잠재력에 대한 측정치로 사용하게 된다. 예를 들어, 이렇게 구한 총점이 높을수록 채무상환을 잘 하는 경향이 더 높다고 판단한다. 또한, 이러한 평점은 평가기준에 따라 다양한 방식으로 계산될 수 있다. 단일분리판정점(single cut-off)방식에서 대출신청인의 총평점을 이 판정점수와 비교하여, 총평점이 크면 대출승인이 이루어지고 작게 되면 기각하게 된다.

2. 신용평점시스템 모형

앞에서 언급한 바와 같이, 판별분석은 실제로 채무불이행한 집단과 그렇지 않은 집단을 판별할 수 있는 판별함수를 찾는 방법이다. 독립변수에 재무항목과 비재무항목들을 사용하여 채무불이행 집단과 그렇지 않은 집단을 나누어 통계적 유의성을 검증한다.

일반적으로 판별분석은 집단을 구분하는데 영향을 미치는 독립변수(판별변수)들이 무엇인지에 대해 파악하여, 이들 독립변수를 기반으로 각 집단을 구분하며, 어떠한 대상이 어떠한 집단에 속하게 될 것인가를 구분하는 방법이다.

이는 분석대상들을 그룹별로 구분하기 위해서 각 그룹의 평균들이 서로 멀리 떨어지도록 하는 동시에, 각 그룹들에 속한 분석대상들이 서로 비슷한 특성을 갖도록 하며 이 때 각 그룹 평균들 사이의 거리는 다음 식과 같이 그룹 간 분산(between groups variance)으로 측정(Bessis, 2002).

$$B = \sum_{k=0}^K n_k (\bar{X}_k - \bar{X})(\bar{X}_k - \bar{X})' \quad (1)$$

여기서 \bar{X}_k 는 그룹 k 의 평균이며, \bar{X} 는 전체 훈련자료이다. 각 그룹 내의 분석대상들 간의 특성차이는 다음 식과 같은 그룹 내 분산으로 측정할 수 있다.

$$W = \sum_{k=0}^K (n_k - 1) S_k \quad (2)$$

여기서 S_k 는 그룹 K 의 공분산행렬이다. 이때 선형판별분석은 그룹 간 분산을 최대화하고, 그룹 내 분산을 최소화하는 특성벡터 x 의 선형결합 $a'X$ 를 다음과 같이 구한다.

$$\max_a \frac{a'Ba}{a'Wa} \quad (3)$$

판별분석을 기초로 관측 가능한 변수들에 가중치를 두어 산출된 평점(score)을 가지고 부도가능성을 판단하는 신용평점방식을 제안하였으며 소비자대출 및 중소기업들의 부도리스크 측정에 사용하였으며 평점산출은 다음 식인 판별함수에서 출발한다(Altman et al., 1968, 1977).

$$Z = \omega_1 X_1 + \dots + \omega_n X_n \quad (4)$$

여기서 Z 는 판별점수이고 ω_i 는 판별함수의 계수이며 X_i 는 측정변수이다. 이때 기업의 특성을 나타내는 변수 X 는 운전자본/총자본, 유보이익/총자산, EBIT(법인세 차감전 영업이익)/총자산, 시가총액/부채의 장부가, 매출액/총자산 등이며 Z 값은 기업의 부도율을 측정하는데 낮은 값을 가질수록 부도율이 낮아진다고 보았다.

Altman의 방식을 활용하는 방법으로, 두 개의 판정점(cut-off point)을 구하여 세 개의 그룹으로 기업을 구분한다. Z 값이 낮은 판정점보다 작은 기업은 부실기업, Z 값이 높은 판정점보다 높은 기업은 우량기업, 그리고 Z 값이 두 판정점 사이에 있는 기업은 판단을 유보할 수 있는 기업으로 분류된다. 이러한 Altman모형은 신용평가를 빠르게 할 수 있다는 장점이 있으나, 경영자의 능력과 같이 정량화가 어려운 정성적인 변수들을 고려하기 어렵다는 문제점도 있다.

이러한 기업에 대한 판별분석을 이용하여 고객에 대해서도 2단계 과정의 신용평점제를 운영할 수도 있다. 대출을 신청한 고객의 총평점이 두 개의 분리판정점(cut-off point)과 비교

한다. 만약 총평점이 두 개의 분리 판정점 중에 높은 판정점보다 높으면 대출 신청은 승인되지만, 낮은 판정점보다 낮으면 대출신청은 기각된다. 만약 총평점이 두 개의 분리판정점 중간에 있으면, 평가자는 다른 신용정보를 추가하여 판단하면 된다. 분리판정점을 결정할 때, 금융회사는 제1종 오류와 제2종 오류 사이에 결정기준(trade-off)과 연관된 상환이나 연체 확률을 기반으로 한다. 제1종 오류(Type I Error)란 귀무가설이 옳음에도 불구하고 기각할 확률으로 유의수준이며, $\alpha = \text{Prob}(\text{귀무가설H0기각} \mid \text{귀무가설H0사실})$ 로 계산된다. 제2종 오류(Type II Error)는 옳지 못한 귀무가설을 기각하지 못하는 확률이므로 검정력=1-Prob(귀무가설H0채택 | 귀무가설H0거짓)이 된다.

〈표 1〉 제1종 오류와 제2종 오류

	귀무가설H0사실	귀무가설H0거짓
귀무가설H0채택	문제없음	제2종 오류
귀무가설H0기각	제1종 오류	문제없음(검정력)

대출승인에 대한 판정값이 높을수록 제1종 오류(연체가 예상되는 고객에게 대출승인하는 경우)는 그만큼 작아지게 된다. 반면에 대출기각에 대한 판정값이 낮을수록 제2종 오류(대출금을 연체없이 상환할 수 있는 고객에게 대출기각하는 경우)는 그만큼 작아지게 된다. 낮은 제1종 오류인 대출승인에 대한 성공률은 높이며 동시에 낮은 제2종 오류인 잠재적 우량고객에게 제대로 대출을 하기 위하여, 각 특성변수들의 상호작용 효과를 정확히 측정하고 이를 최소화시킬 수 있는 특성변수들의 결합형태를 찾아내고 이에 따른 평점표(scoring table)를 개발하여야 한다. Capon(1982)은 강력한 평점표의 개발은 우량고객집단과 불량고객집단을 최대한 제대로 구별하여 두 집단 간에 분산을 극대화시키는 것을 찾는 것에 있다고 하였다.

그러나 신용평점시스템에서 판별분석기법을 적용하는 경우에 다양한 문제가 발생할 수 있다. 대표적인 문제점은 사용변수들의 비정규분포성(nonnormality)가 있을 수 있다. 또한 우량고객 집단과 불량고객집단의 표본에서 나타날 수 있는 분산의 비동등성(inequality)이 발생할 수 있는데, 어떠한 변수를 분석에서 제외시킬 것인가에 대한 결정이 어려움으로 연결된다. 평점모형을 개발하기 위하여 이용되는 과거 자료들은 과거에 신용을 사용하기 위하여 신청한 모든 고객들이 전부 승인된 것은 아니었다는 것에서 한번 심사를 받은 자료라는 문제도 존재한다.

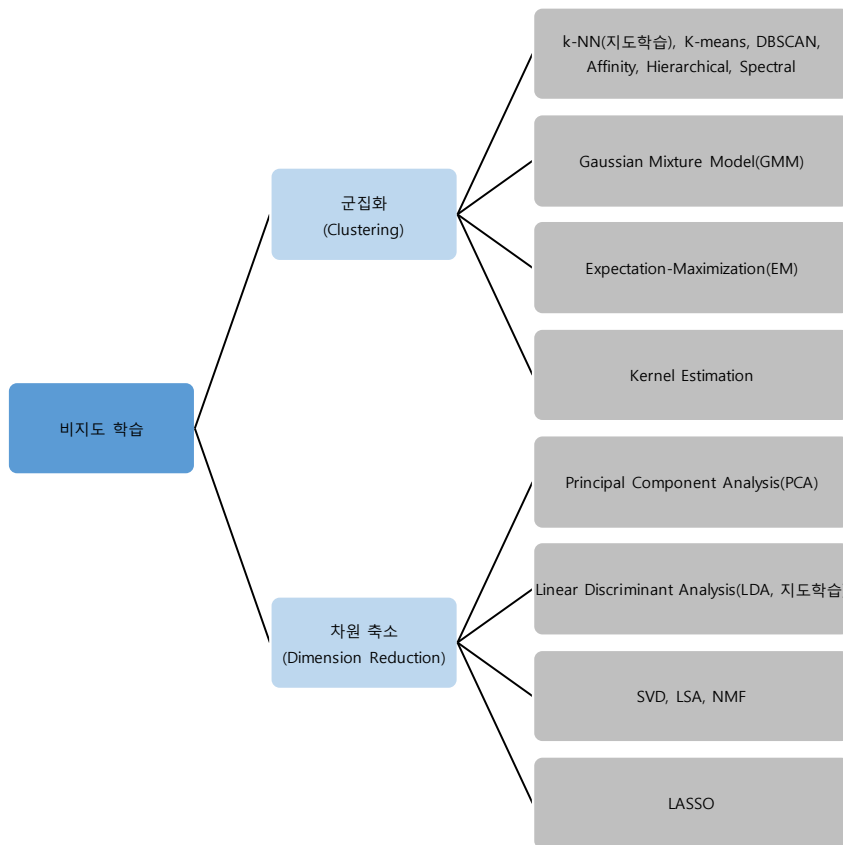
로짓모형(logit model)도 신용평점시스템 구축에 많이 이용되지만 판별분석과 다르게 종속변수가 두 개의 값만을 가지는 경우에 사용된다. 고객의 신용상태를 우량 또는 불량으로 분류하면 S곡선 형태의 연속적 확률변수가 가정된다. 우도함수(likelihood function)를 활용하여 전체적인 최대값을 찾는 과정에서 우량 또는 불량을 나타내는 조건확률을 직접적으로 추정이 가능하므로, 로짓분석은 판별분석과 다르게 정성적(qualitative)인 변수들이 존재할 때도 사용

이 가능하다.

최근에 머신러닝도 많이 활용되고 있다. 머신러닝으로 개발하는 목적은 인간이 개입하지 않고, 컴퓨터가 어떠한 일을 스스로 수행할 수 있도록 학습하게 하는 것이다. 이러한 머신러닝은 유전학, SNS, 광고, 위험분석 등과 같은 응용분야의 많이 활용됨에 따라 프로세스, 고객, 조직에 필요한 정보를 추출하거나 인사이트를 제공하기 위한 대용량의 데이터를 분석할 수 있는 데이터가 생성된다. 궁극적으로 머신러닝은 모형을 만들고 평가를 위해 과거, 현재, 미래의 데이터 등 이용가능한 데이터를 모두 이용하여 성능조건을 최적화하는 알고리즘이다. 머신러닝은 크게 3가지로 구분된다.

(1) 비지도학습(Unsupervised Learning)

비지도학습의 목적은 어떠한 관찰데이터 집합에서 일정한 규칙과 불규칙성을 발견하는 것이다. 먼저 군집화(Clustering) 또는 데이터 클러스터링의 목적은 수집된 데이터를 여러 개



〈그림 1〉 비지도학습 모형 분류

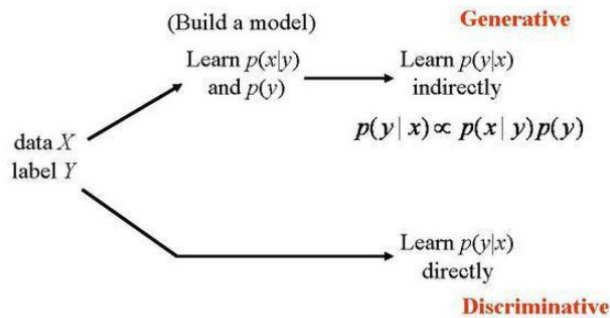
의 데이터 클러스터로 분리하는 것이다. 클러스터링 알고리즘은 클러스터 내에 포함되는 관찰데이터를 최소화하거나, 다른 클러스터 사이에 관찰데이터를 최대화하여 클러스터로 조직화하는데 사용된다. 클러스터링 알고리즘은 아래의 단계로 구성된다. 먼저 입력 데이터에 대한 가설을 세우고 모형을 생성한다. 다음으로 목적함수나 클러스터링의 목표를 선택한다. 마지막으로 목적함수의 최적화를 위하여 하나 이상의 알고리즘을 평가한다.

차원 축소(Dimension Reduction) 기법은 데이터셋의 신뢰성을 모형화하는 가장 작지만, 가장 관련이 높은 피쳐(feature) 그룹을 찾는 것이다.

(2) 지도학습(Unsupervised Learning)

지도학습과 가장 유사한 기법은 함수 근사화나 커브피팅(curve fitting)이다. 지도학습은 학습 데이터셋 $\{x, y\}$ 으로부터 관계식 또는 함수 $f: x \rightarrow y$ 를 얻는 것을 목표로 한다.

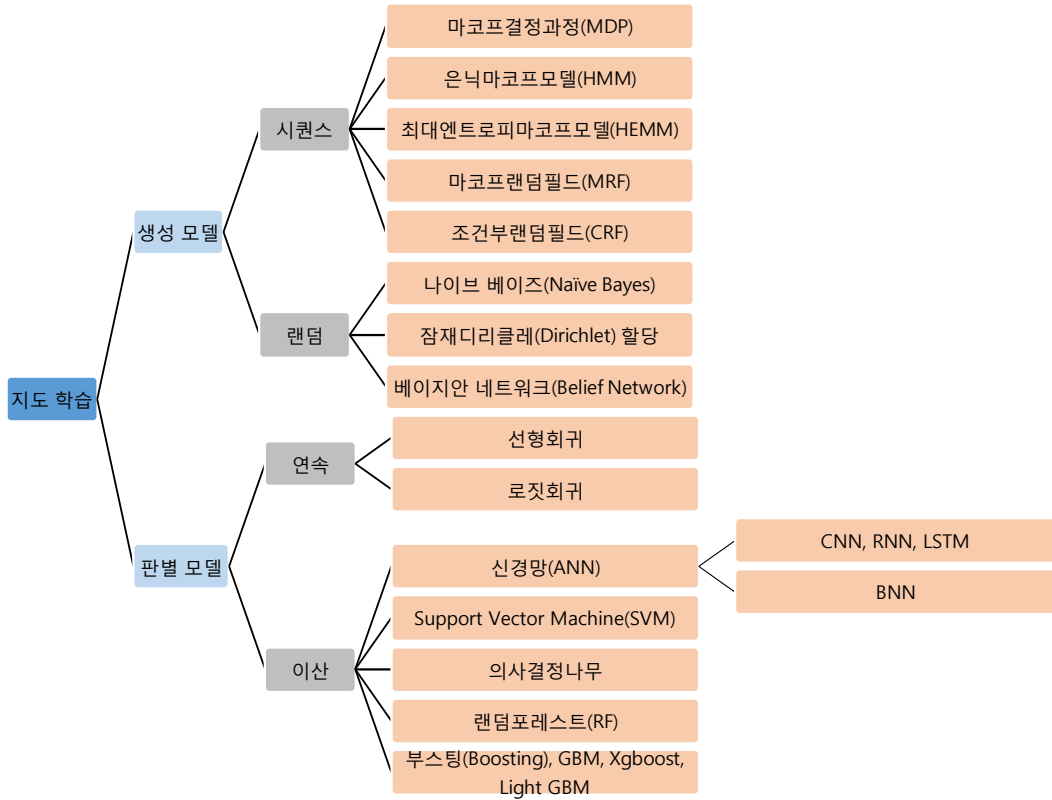
지도학습은 다른 어떠한 학습 전략보다도 훨씬 정확하지만, 어떤 유형의 문제에 대해서 데이터를 레이블링하기 위한 전문 지식이 필요할 수도 있다. 지도학습 알고리즘들은 생성 모델(generative model)과 판별 모델(discriminative models)로 나눌 수 있다.



〈그림 2〉 생성 모델과 판별 모델

목적	생성 모델	판별 모델
정확도	학습 데이터셋에 매우 의존적	확률 추정은 매우 정확한 편
모델링 요구사항	관찰 변수와 은닉 변수가 모두 필요하며, 상당한 학습량을 요구	학습 데이터의 품질은 생성 모델만큼 높지 않아도 됨
계산량	계산량이 보통 적음. 예를 들어, 베이직한 규칙에서 유도된 모든 그래픽 방법들은 적은 계산량을 요구	대부분의 알고리즘들은 상당한 성능을 요구하는 컨벡스(convex) 최적화에 의존
제약사항	모델 피쳐들(features) 간에 어느 정도 독립적임을 가정	대부분의 판별 모델 알고리즘들은 피쳐들 간에 의존성 수용

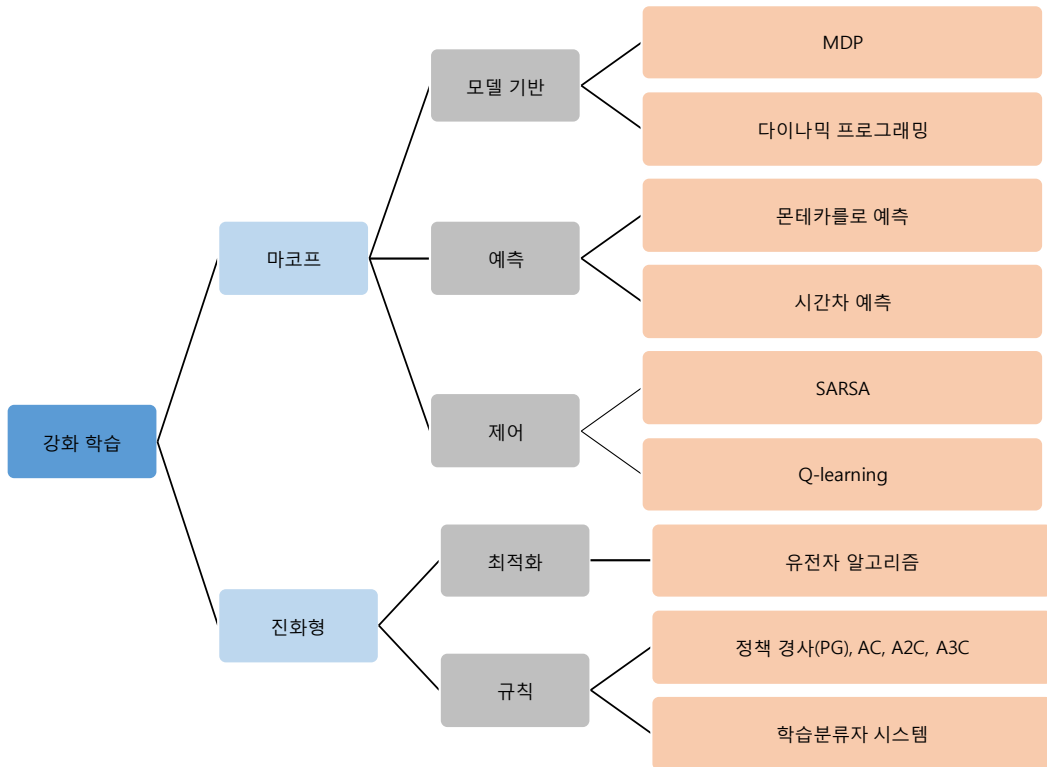
〈그림 3〉 생성 모델과 판별 모델의 차이



〈그림 4〉 지도학습 모형 분류

(3) 강화학습(Reinforcement Learning)

1990년대 이후, 강화학습은 도메인 전문가와 협업하여 문제를 해결하기 위하여 사용된 유전자 알고리즘을 기반으로 하는 분류자(classifier)가 유명하다. 가장 단순한 강화학습 알고리즘은 최선의 행동 코스를 계산하거나 평가한다. 이러한 강화학습에 기반을 두고 있는 대부분의 복잡한 시스템에 대해 전문가들은 추천하지 않을 지도 모르는 정책을 수립하고 업데이트를 한다. 강화학습 개발자들의 가장 중요한 문제는 추천 행동 또는 정책이 부분적으로 관찰되는 상태와 불확실성을 다루는 방법이다.



〈그림 5〉 강화학습 모형 분류

Ⅲ. 이전연구

신용평가모형 또는 신용평점시스템을 산출하는 역사는 1930년대 이후로 매우 오래되었다. Fisher(1936)는 채무불이행한 집단과 그렇지 않은 집단을 판별할 수 있는 판별함수를 찾는 방법을 개발하였다. Durand(1941)는 신용평점의 개념을 연구하고 실용화하였다. 37개 금융회사들이 제출한 7,200여 명에 대해서 우량 및 불량 할부 실적을 조사하여 분석하였다. Durand는 χ^2 검정을 이용해서 우량고객과 불량고객을 유의하게 판별해 줄 수 있는 변수들을 결정하였다. 대출신청자들 중에서 우량고객과 불량고객을 차별화하는데 효과적인 정도를 보여주기 위해 효율성지표(Efficiency Index)를 개발하였다. 이후, 신용평점모형을 만들기 위하여 여전히 실무에서 이용되는 판별함수(discriminant function)를 사용하기도 하였다. Wolbers(1949)는 미국의 백화점 고객에 대한 신용평가모형을 개발하였다. 그는 1차 표본에서 평점비중을 결정하고, 이렇게 결정된 비중을 2차 표본에 적용시켰다. 이에 따라 약간의

우량고객이 감소하더라도, 신용에 따른 손실을 7% 정도 줄일 수 있다는 것을 보였다.

1950년대에도 1940년대의 연구를 이어갔다. Myers and Cordner(1957)는 소비자금융을 영위하는 금융회사들의 자료를 이용한 결과, 신용평가모형을 도입할 경우에 우량고객을 감소시키지 않고도, 신용에 따른 손실을 6% 줄일 수 있다는 것을 보였다. 1950년대에 사용되었던 대부분의 신용평점모형들은 연체되었던 계정들을 추적하면서 개발된 스코어카드에 기반하고 있으며, 평점표에서 선정된 변수들과 가중치들은 주관적 판단에 의한 것이었다. 그러나 신용공여의사 결정 과정에서 이러한 변수 및 가중치들은 어떤 일관성을 가지고 있어야 하고 예측가능성을 나타낼 수 있어야 한다. 당시에 신용포트폴리오가 빠르게 확산되면서, 이러한 평점산출은 새롭게 입사한 신용분석가들의 주관적 판단에 의한 신용공여보다 상대적으로 적중률이 높았다.

Myers and Forgy(1962)는 평점배정(point assingment)을 결정하기 위하여 통계적 방법들을 사용하였다. 그들은 한 번에 한 가지 특성변수만을 이용하고 시행착오(Trial and Error)을 기반으로 신용위험을 측정하였다. Altman et al.(1968, 1977)은 관측가능한 변수들에 대해 판별분석으로 가중치를 두어, 산출된 평점(score)을 가지고 부도가능성을 판단하는 신용평점방식을 제안하였다. Capon(1982)은 1960년대 초반의 컴퓨터의 발전으로 인해 계산능력이 향상되면서 복잡한 계산도 빠르게 처리할 수 있게 되었기 때문에 신용평가모형의 개발도 본격화하였다. 따라서 대출신청인의 과거 자료를 활용하여 우량고객과 불량고객을 잘 판별할 수 있는 특성변수들이 선정되었고, 선정된 특성변수 중에서 다양한 수준(level)에 대한 평점배정 방법도 이전보다 통계적으로 유의하게(significantly) 결정할 수 있게 되었다.

이러한 통계적 기반의 신용평점시스템이 계속하여 구축되어 오다가, 최근에 컴퓨터의 발전, 빅데이터의 출현, 그리고 인공지능기술의 발전으로 새로운 모형들이 개발되기 시작하였다. 김상봉외(2015), 김상봉외(2017)는 기술신용평가에 인공지능모형을 활용하였다. 주성분분석(요인분석), 군집분석(클러스터링), 회귀분석, 로짓분석 등 활용하여 기존의 신용평점시스템과 비교하여 예측력을 높였다. 예상매출액과 성장가능성 등을 기술평가모형의 변수로 사용하여, 부도율을 나타내는 등급기준 모형의 성능지표이 개선되었다. 김성진(2016)은 랜덤 포레스트(Random Forest, RF)를 활용한 기업채권등급평가 모형을 도입하였다. 코스피나 코스닥에 상장된 제조업 데이터를 기반으로 랜덤 포레스트, 다변량판별 분석(MDA), 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN), 다분류서포트벡터머신(Multiclass Support Vector Machines, MSVM)을 활용하여, 신용등급평가에서 랜덤 포레스트가 전통적인 기법보다 빠르고 정확한 예측 결과를 산출한다고 보았다. 양진용(2017)은 기업의 재무정보를 활용하고 머신러닝을 기반으로 하는 경영예측시스템에 이용하였다. 건설기업에 한해 머신러닝 분석인 에이다부스트(AdaBoost), 심층신경망(Deep Neural Network, DNN), 서포트벡터머신(SVM),

의사결정나무를 활용하였는데, 에이다부스트(AdaBoost) 기법의 예측 결과가 우수하다고 보았다. 이현상, 오세환(2019)은 머신러닝 기법을 활용한 기업 신용평점 예측 모델을 개발하였다. 2,337개 기업 자료를 활용하여 랜덤 포레스트(Random Forest, RF), 포트벡터머신(SVM), 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP), 심층신경망(DNN)을 활용하였는데 랜덤 포레스트가 가장 예측력이 높은 것으로 나타난다.

IV. 금융시장 현황 및 불평등도 측정방법론

1. 국내 금융시장 현황

국내 금융기관은 연도마다 차이가 있으나 2017년말 이후 거의 비슷한 상황이다. 이러한 금융시장의 금융기관 또는 금융회사들이 공통으로 이용하는 정보가 바로 신용정보이다.

구분		기관 수	비고	
은행	일반은행	8	민타넷전문은행 2 포함	
	지방은행	6		
	외은지점	38	점포 수 45	
	특수은행	각 1	한국산업은행, 한국수출입은행, 중소기업은행, 농협은행, 수협은행	
비은행 예금취급기관	상호저축은행	79		
	신용협동기구	898	신용협동조합	
		1,315	새마을금고	
금융투자업자	유체국예금	1,358	농협수협산림조합의 상호금융(신용사업부문)	
	종합금융회사	1	우리	
	투자매매중개업자	55	외국사 지점 11포함	
보험회사	증권회사	5		
	선물회사	215		
	집합투자업자	179	역외사 포함 371	
	투자일임자문업자	56	19/20/6/11	
공적 금융기관	신탁업자(겸업포함)	25	외국사 9 포함	
	생명보험회사	19	외국법인(4), 지점(4) 포함	
	손해보험회사	10	외국사 지점 9 포함	
	재보험회사	3	외국사 지점 1 포함	
기타 금융기관	보통보험회사	3		
	우체국보험	1		
	공제기관	3		
	금융지주회사	8	지방은행지주 포함	
공적 금융기관	은행지주	3		
	여신전문금융회사	97	26/8/21/42	
	비은행지주	3		
대부업자	벤처캐피탈회사	120		
	증권금융회사	1		
	중소기업창업투자회사	1		
공적 금융기관	한국무역보험공사, 한국주택금융공사, 한국자산관리공사, 한국투자공사, 서민금융진흥원		8,084	
		각 1		

자료 : 금융감독원, 한국은행, 재구성

<그림 6> 국내 금융기관 현황(2017년말 기준)

2. 신용정보

2020년 12월 29일에 개정된 신용정보의 이용 및 보호에 관한 법률(신용정보법)에서 신용정보의 개념과 범위를 다음과 같이 기술하고 있다. 먼저, 개인신용정보는 개인에 관한 신용

정보라고 한다. 개인신용정보는 이용되어야 할 가치도 있지만 반면에 보호되어야 할 가치가 있는 정보이기도 하므로 이에 관한 법률인 「신용정보의 이용 및 보호에 관한 법률」은 개인신용정보의 이용과 보호에 관한 내용을 주로 담고 있다.

개인신용정보는 살아있는 개인에 관한 신용정보로서 신용거래정보, 신용도(度)정보, 신용거래능력정보, 공공기록정보, 개인신용평점정보, 그리고 이들과 결합된 개인식별정보 등 6가지가 있다. 신용거래정보는 “신용정보주체의 거래내용을 판단할 수 있는 정보”를 말하는데, 구체적으로 다음과 같은 신용정보를 말한다. 첫째, 신용정보제공·이용자에게 신용위험이 따르는 거래로서 다음 각각의 거래의 종류, 기간, 금액, 금리, 한도 등에 관한 정보이다. 「은행법」 제2조제7호에 따른 신용공여, 「여신전문금융업법」 제2조제3호·제10호 및 제13호에 따른 신용카드, 시설대여 및 할부금융 거래, 「자본시장과 금융투자업에 관한 법률」 제34조제2항, 제72조, 제77조의3제4항 및 제342조제1항에 따른 신용공여이다. 둘째, 「금융실명거래 및 비밀보장에 관한 법률」에 따른 금융거래(예금거래 등)의 종류, 기간, 금액, 금리 등에 관한 정보이다. 셋째, 「보험업법」에 따른 보험상품의 종류, 기간, 보험료 등 보험계약에 관한 정보 및 보험금의 청구 및 지급에 관한 정보이다. 넷째, 「자본시장과 금융투자업에 관한 법률」에 따른 금융투자상품의 종류, 발행·매매 명세, 수수료·보수 등에 관한 정보이다. 다섯째, 「상법」에 따른 상행위에 따른 상거래의 종류, 기간, 내용, 조건 등에 관한 정보를 말한다(법 제2조 제1호의3).

신용도(度)정보란 “신용정보주체의 신용도를 판단할 수 있는 정보”를 말하는데, 구체적으로 다음과 같은 신용정보를 말한다. 첫째, “금융거래 등 상거래와 관련하여 발생한 채무의 불이행, 대위변제, 그 밖에 약정한 사항을 이행하지 아니한 사실과 관련된 정보”이다. 둘째, “금융거래 등 상거래와 관련하여 신용질서를 문란하게 하는 행위와 관련된 정보로서 1) 금융거래 등 상거래에서 다른 사람의 명의를 도용한 사실에 관한 정보, 2) 보험사기, 전기통신금융사기를 비롯하여 사기 또는 부정한 방법으로 금융거래 등 상거래를 한 사실에 관한 정보, 3) 금융거래 등 상거래의 상대방에게 위조·변조하거나 허위인 자료를 제출한 사실에 관한 정보, 4) 대출금 등을 다른 목적에 유용(流用)하거나 부정한 방법으로 대출·보험계약 등을 체결한 사실에 관한 정보”를 말한다(법 제2조 제1호의4).

신용거래능력정보란 “신용정보주체의 신용거래능력을 판단할 수 있는 정보”로서 “개인의 직업·재산·채무·소득의 총액 및 납세실적”의 신용정보를 말한다(법 제2조 제1호의5).

공공기록정보는 “1) 신용정보주체가 받은 법원의 재판, 행정처분 등과 관련된 정보, 2) 신용정보주체의 조세, 국가채권 등과 관련된 정보, 3) 신용정보주체의 채무조정에 관한 정보”를 말한다(법 제2조 제1호의6 가목, 나목, 다목). 법원의 재판 등과 관련된 정보로서는 법원의 개인회생이나 파산선고·면책·복권과 관련된 결정이나 경매개시결정·경락허가결정 등

경매와 관련된 결정에 관한 정보를 들 수 있다. 조세 등과 관련된 정보는 국세, 지방세, 관세, 국가채권의 납부 및 체납 관련 정보가 해당된다.

개인신용평점정보란 “개인의 신용상태를 평가하기 위하여 정보를 처리함으로써 새로이 만들어지는 정보로서 기호, 숫자 등을 사용하여 점수나 등급 등으로 나타낸 정보”를 말한다(법 제2조 제1호의6 라목).

개인에 관한 식별정보란 “특정 신용정보주체를 식별할 수 있는 정보”를 말하는데, 살아 있는 개인에 관한 정보로서 “1) 성명, 주소, 전화번호, 2) 법령에 따라 특정 개인을 고유하게 식별할 수 있도록 부여된 개인식별번호, 3) 개인의 신체 일부의 특징을 컴퓨터 등 정보처리 장치에서 처리할 수 있도록 변환한 문자, 번호, 기호 또는 그 밖에 이와 유사한 정보로서 특정 개인을 식별할 수 있는 정보”를 말한다(법 제2조 제1호의2). 다만 이러한 식별정보가 개인신용정보에 해당하려면 위에서 언급한 신용정보와 결합되는 경우에만 해당한다(법 제2조 제1호 가목). 예를 들어, “홍길동 A은행 대출 채무 5백만원”이라는 정보는 개인신용정보에 해당하지만, “A은행 대출 채무 500만원”이라는 신용거래정보는 식별정보와 결합되지 않은 신용정보이기 때문에 개인신용정보에 해당하지 않게 되므로 개인신용정보는 「개인정보 보호법」상의 개인정보에도 해당된다. 개인신용정보는 개인정보도 포함하고 있어 개인정보 보호에 관한 일반법인 「개인정보 보호법」도 적용된다.

개인신용정보는 금융거래 등의 신용도 판단에 필요하므로 이용이 되어야 할 정보이지만 반면에 개인신용정보가 유출이 되면 범죄에 이용되거나 사생활의 비밀이 보호되지 않아 해당 개인이 피해를 입는 문제가 발생하므로 개인신용정보의 보호도 상당히 중요하다.

개인신용평점의 정의 및 목적은 다음과 같다. 개인신용평가회사(Credit Bureau, CB)가 개인에 대한 신용정보를 수집하고 이를 통계적 방법으로 분석하여 만든 것을 개인신용평점이라고 한다. 이를 바탕으로, 향후 1년 이내에 90일 이상 장기연체과 같은 신용위험이 발생할 가능성을 수치화하여 금융회사 등에 제공하게 된다. 이렇게 산출된 개인신용평점은 금융회사들이 개인의 신용을 기초로 신용거래를 설정하거나 유지 등의 의사결정이 필요한 경우, 참고지표로 활용이 가능하다. 또한 개별 금융회사는 자체적으로 신용평점시스템(Credit Scoring System, CSS)에서 산출된 평점을 기반으로 대출승인, 대출한도, 금리결정, 신용카드발급 등 금융거래를 위한 의사결정을 하고 있다. 이렇게 운영되는 신용평점시스템에는 신규 신용거래를 위한 신청평점시스템(Application Score System, ASS)과 현재 거래 중인 고객을 대상으로 하는 행동평점시스템(Behavior Score System, BSS)이 있다. 신청평점시스템(ASS)은 신규거래에 대한 대출승인여부, 신용카드발급 등을 위한 의사결정에 활용된다. 행동평점시스템(BSS)은 거래 중인 고객에 대해 대출연장 시 연장여부 또는 금리변경 등의 결정이나 한도변경 등의 결정에 활용된다.

활용기관	활용기관의 예	활용 사례
금융회사	은행, 카드, 할부금융사, 보험사, 상호금융(농협, 수협, 신협, 새마을금고), 상호저축은행, 등록 부업체	대출실행, 카드개설 등의 의사 결정 시 참고지표로 활용
비금융회사	일반 기업체	대리점관리, 신용거래개설, 통신 다회선 이용 등의 의사결정시 참고지표로 활용

〈그림 7〉 개인신용평점의 활용

금융회사 내부신용평점시스템은 금융회사 자신의 거래고객을 대상으로 한다. CB사가 제공하는 신용평점과 신용정보에 금융회사가 자체적으로 보유한 거래정보 등을 반영하여 신용위험을 예측하는 모형이다. 금융회사는 내부신용평점을 활용한 내부신용평점과 기타 개인이 제공한 직장정보나 소득정보 등에 따라 거래의 승인여부, 대출한도, 금리 등을 결정한다.

최근 시스템에 의해 산출된 신용등급은 신용점수제로의 전환되었다. 이전의 신용등급제(1~10등급) 적용은 회색지대가 존재하거나 문턱 효과가 발생할 수 있기 때문에, 기존의 신용등급이 아닌 신용점수(1~1,000점) 활용을 추진하였다. 예를 들어, 신용등급 7등급의 상위집단과 6등급 하위집단의 신용도가 유사하지만 7등급의 경우에 대출심사에서 불이익이 발생할 수 있다. 다만, 2019년 1월까지 신용등급이 널리 활용되었기 때문에 금융소비자 불편과 시장혼란을 최소화하기 위하여 단계적으로 점수제로 전환하였다. 먼저 2019년 1월 14일부터 자체적으로 신용위험평가 역량이 높은 KB, 신한, 우리, 하나, 농협과 같은 5개 시중은행이 신용점수제를 시범 적용한다. 2020년 중반 이후 보험, 금융투자, 여신전문금융회사 등 금융권으로 확대한다.

많은 금융회사는 예전부터 신용정보회사(CB사)가 산출한 개인의 신용등급을 여신전략에 활용하기 때문에, 자체적으로 신용위험 관리역량이 낮은 상황이다. 따라서 국민들은 CB사 신용등급에 따라 획일적 금융서비스를 제공받게 된다. 그러나 이러한 신용점수제를 시행함으로써, CB사는 신용점수만 제공한다. 여기에 금융회사는 이를 바탕으로 회사의 리스크에 대한 전략 등을 감안하여 자체적인 신용위험평가를 실시할 수 있다. 따라서 금융권의 신용위험 관리역량 제고되고, 금융회사별 리스크 전략이 발생할 수 있으며, 금융소비자 특성에 따라 차별화된 서비스가 제공되어 회색지대를 좁히거나 문턱 효과가 완화될 수 있다.

그렇다면 CB사의 개인신용평점의 주요 평가 요소는 무엇일까? 그동안 문제가 많았던 조회정보는 신용평가에 활용되지 않는다. 신용평가에 활용할 신용정보가 없거나(no filer), 18세 미만의 미성년자와 100세 이상의 고령자에 대하여 신용평점을 산출하지 않는다. 아래의 표에서 상환이력, 신용형태, 신용거래기간 순서로 활용비중이 높게 나타난다.

평가 요소	평가 요소의 상세내용	활용비중
상환이력	현재 연체 및 과거 채무 상황 이력	30.6%
부채수준	채무 부담 정보(대출 및 보증채무 등)	26.4%
신용거래기간	신용 거래 기간(최초/최근 개설로부터 기간)	13.3%
신용형태	신용 거래 패턴(체크/신용카드 이용 정보)	29.7%
계		100.0%

주: 위 평가요소의 활용비중은 RK0600 스코어를 기준으로 작성
 자료: NICE평가정보

〈그림 8〉 평가 요소 및 활용비중

보다 세분화된 신용평가 요소와 변동 요인은 다음과 같다. 상환이력정보, 부채수준, 신용거래기간 순서로 비중이 높게 나타난다. 일반고객군에 비해 장기연체군은 상환이력정보, 부채수준은 더 높게 나타난다.

평가영역	신용평가 요소	일반고객군	장기연체군	평가개요
상환이력정보	장기연체 발생	--	--	▪단기연체의 기준은 5영업일 10만원 이상이며, 장기연체는 신용정보원 및 신용정보사 채무불이행 등재 또는 90일 이상 연체 등재를 기준으로 하고 있다. ▪다만, 일시적 소액연체는 신용평가에 활용되지 않는다.
	단기연체 발생	--	--	
	연체 진행일수 경과	--	-	
	연체 해제	++	+	
	연체 해제일수 경과	+	+	
	비중	29.7%	47.8%	
부채수준	고위험 대출발생	--	--	▪보증 및 대출의 발생은 상환부담에 따른 신용위험이 있는 것으로 판단되어 부정적인 영향을 주게 되고, 반대로 상환 시에는 신용위험이 감소된 것으로 판단되어 신용평점에 긍정적인 영향을 주게 된다.
	고위험 외 대출 발생	-	-	
	대출잔액 증가	-	-	
	대출 부분 상환	+	+	
	대출 전액 상환	++	+	
	보증 발생	-	-	
	보증해소	+	+	
	비중	25.5%	42.8%	
신용거래기간	신용거래기간 없음	-	-	▪신용거래 기간은 시간이 길수록 긍정적인 요인으로 분류된다.
	신용거래기간 경과			
	비중	13.5%	9.4%	
신용형태정보	신용/체크카드 사용 개월	++	+	▪연체없이 사용하는 신용카드 사용은 긍정적인 요인이나, 지속/습관적인 할부 및 현금서비스의 과다 사용은 부정적인 영향을 미친다.
	신용/체크카드 사용 금액 적정	+		
	과다 할부 사용	-		
	현금서비스 사용	--		
	비중	31.3%	0.0%	
기타	증빙소득	+	+	▪국세청 소득금액증명 제출 및 통신요금, 아파트관리비, 국민연금, 건강보험성실 납부내역 제출 시(소득금액이 아닌 소득여부만 확인)
	비금융거래 성실납부실적 등록	+	+	

주: 개인신용평점의 평가요소별 평균적인 변동 요인은 ++)+++)+)-)-)-의 순서로 긍정적 요소의 단계를 나타낸다.
 자료: NICE평가정보

〈그림 9〉 신용평가 요소 및 변동 요인

이러한 개인신용평가 관련 인원수의 통계자료는 신용평점별 인원수, 장기연체가능성, 대출 보유고객, 신용카드보유자수로 나타난다.

〈표 2〉 신용평점별 인원수(2021년말 기준)

신용평점	인원수	장기연체가능성	대출보유고객	신용카드보유자수
900~	20,358,081	0.06%	8,530,246	19,696,583
800~	11,864,489	0.20%	6,638,556	7,809,189
700~	12,595,487	0.45%	2,687,916	2,638,510
600~	729,594	0.62%	640,997	565,255
500~	110,631	0.72%	103,659	87,262
400~	46,037	0.81%	44,607	37,545
300~	1,872,619	0.83%	866,123	633,619
200~	112,709	0.83%	108,259	101,772
~199	3,164	0.83%	3,144	3,164
계	47,692,811	0.83%	19,623,507	31,572,899

주: 장기연체가능성 : 2021.01~2021.12까지 신규로 한국신용정보원에 3개월 이상 연체 등록으로 신용평점 구간은 시작점수~1000점임

자료: NICE평가정보

3. 불평등도 측정방법론

아직 금융불평등도를 측정하는 방법론이나 측정지수는 존재하지 않는다. 자산이나 소득에 대한 불평등도를 측정하는 지표는 다수 존재한다. 소득, 자산, 고용여부 여러 변수를 사용하여 대출 등에 신용정보를 활용하고 있으며 지표를 개발할 수 있다.

이러한 금융불평등도를 측정하는 방법으로, 주가지수와 같이 시계열 지수 산출하는 방식을 이용하여 측정할 수도 있다. 이러한 방법의 단점으로 많은 미시적인 개인정보를 활용하여 지수를 산출해야 하는 문제점이 있다. 두 번째 방법으로, 행복지수와 같이 객관적인 지표를 만들고 가중치를 부여하여 새로운 지표로 산출할 수도 있다. 이러한 방법의 문제점은 객관적인 지표가 이미 존재하여야 하며 설문을 통해 가중치를 확보해야 한다. 마지막으로 기존의 자료를 사용하여 불평등도를 측정하는 방법을 사용하여 적용할 수도 있다. 이러한 방법의 문제점은 미시적인 개인정보가 일부 필요하다.

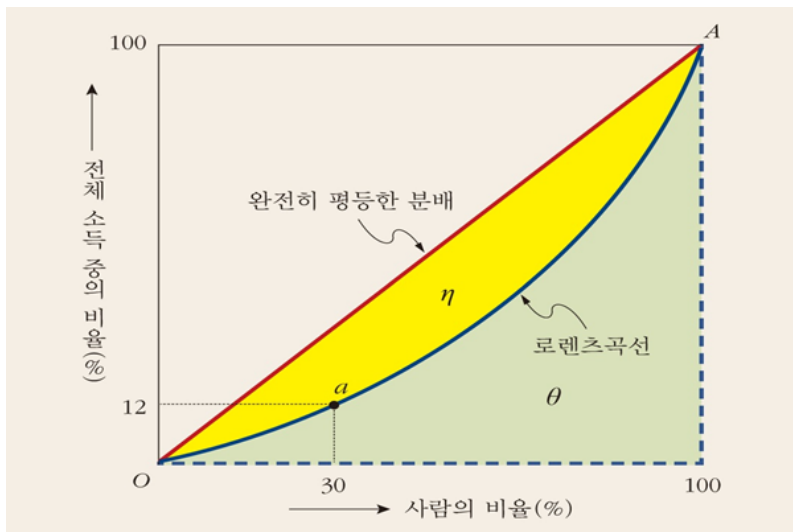
불평등지수에는 지니계수, 5분위배율, 앳킨슨(Atkinson)지수, 테일(Theil)지수, 울프슨(Wolfson)지수 등이 적용가능하다. 많은 불평등도지수가 개발되었지만 어떤 지수가 바람직한 속성을 모두 갖추고 있는 것에 대해 아직 발견되지 못했다. 따라서 각 불평등도지수가 어떤 장단점을 갖고 있는지를 파악하고 적절한 것을 선택하여 사용할 수밖에 없다. 일반적으로

불평등지수는 4가지 공리(axiom)를 충족해야 한다. 즉 이러한 불평등지수는 익명성(anonymity), 소득동차성(income homogeneity), 인구동차성(population homogeneity), 피구-달튼 원칙(Pigou-Dalton principle)을 만족해야 한다.

먼저 지니계수는 로렌즈곡선과 소득의 균등분배 균등선인 45도 직선 의 면적을 분모로 하고 균등선 이하를 분자로 하여 산출된다. 이러한 계측방법은 비교적 간단하다. 만일 완전히 균등하게 분배되는 경우에 값은 0이며, 완전 불평등할 경우에 1이 된다. 따라서 아래의 그림에서 지니계수는 다음과 같이 산출된다.

$$G = \frac{\eta}{\eta + \theta} \tag{5}$$

여기서 로렌즈곡선은 한 사회의 구성원에 대해 소득이 가장 낮은 사람부터 시작하여 높아 지는 순서대로 배열하는 경우에, 하위 몇 퍼센트(%)에 속하는 사람들이 전체 소득 중에서 몇 퍼센트(%)를 차지하고 있는지에 대해 나타내는 점들을 모아 놓은 곡선이다.



〈그림 10〉 로렌즈곡선과 지니계수

5분위배율은 상위 20%에 속하는 사람들의 소득점유비율을 하위 20%에 속하는 사람들의 소득점유비율로 나눈 값이다. 5분위배율은 모두가 균등한 소득을 가지고 있는 상황에서 1의 값을 가지며, 소득분배의 불평등도가 커질수록 그 값이 커지며 소득이 상위 20% 또는 하위 20%에 속하지 않는 사람들의 분배 상태를 반영하지 못한다는 점에서 한계를 가진다.

$$Q = \text{상위 20\%의 소득점유비율} / \text{하위 20\%의 소득점유비율} \quad (6)$$

엣킨슨(Atkinson)지수는 기존의 불평등도를 측정하는 지수가 특정한 가치판단 또는 사회 후생함수를 내포하고 있다. 그러나 그러한 측정의 배경이 되는 사회후생함수를 정의하기 힘들다고 보았다. 따라서 사회후생함수가 명확하게 잘 드러날 수 있는 성격을 가진 새로운 불평등도지수로 엣킨슨지수를 제안하였다.

엣킨슨지수를 이해하기 위하여 균등분배대등소득(equally distributed equivalent income)에 대해 알아보자. 1인당 평균소득이 \bar{Y} 로 주어진 사회가 있다고 하자. 소득이 어떤 특정한 상태로 사람들에게 분배된 결과로 인해 \hat{W} 의 사회후생수준이 달성되었다고 가정하자. 모든 사람들에게 Y_e 만큼의 소득을 균등하게 분배하여 주는 경우에 \hat{W} 의 사회후생수준이 달성될 수 있다고 하자. 그리고 이러한 소득수준 Y_e 을 균등분배대등소득이라고 정의한다.

$$A = 1 - \frac{Y_e}{\bar{Y}} \quad (7)$$

엣킨슨지수는 0에서 1까지의 값을 나타낸다. 엣킨슨지수가 1에 가까울수록 보다 불평등한 상태를 뜻하며 소득분배가 완전히 균등하다면 $Y_e = \bar{Y}$ 이므로 $A = 0$ 이 된다. 똑같은 분배상태라고 하더라도, 보는 사람에 따라 균등분배대등소득이 다를 수 있으므로, 엣킨슨지수의 값도 여러 가지로 나올 수 있다. $A = 1 - \left[\sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_i}{\bar{Y}} \right)^{1-\epsilon} f_i \right]^{1/1-\epsilon}$ 이다. 여기서 Y_i 는 i 번째 소득 계층에 속하는 사람들의 (평균)소득이고, f_i 는 이러한 i 번째 소득계층에 속하는 사람들이 전체 인구에서 차지하는 비율을 나타내며, ϵ 은 분배매개변수(distributive parameter)가 된다. ϵ 에 따라 엣킨슨지수의 값이 달리 나오게 되며 값이 커질수록 저소득층의 소득에 부여하는 가중치가 커진다. 엣킨슨지수는 불평등성에 대한 명확한 가치판단을 전제로 산출된다는 특성을 가진다.

테일(Theil)지수는 각 개인의 소득을 모집단의 평균소득과 비교하여 소득불평등도를 산출한다. 울프슨(Wolfson)지수는 중산층의 소멸정도를 나타내는 지수이다. 즉 중위소득으로부터 소득의 퍼짐정도인 분산이 커질수록 중산층 규모도 줄어든다는 가설을 전제로 하여, 중위 소득과 상위계층과 하위계층간 소득 차이의 절대값을 이용하여 산출한다. 이렇게 다양한 불평등도를 나타내는 지수가 있으며, 불평등도와 관계된 양극화를 나타내는 지표도 존재한다.

양극화지수로 ER(Esteban and Ray) 지수가 존재한다. ER지수는 서수적인 다극화 측정

법이다. ER지수는 내적 갈등을 나타낸다. 집단 내 동질성이 강하게 나타날수록, 집단 간의 이질성이 강하게 나타날수록, 그리고 상당히 큰 규모를 갖춘 집단의 수가 적을수록 양극화가 커진다. 특정 사회의 구성원 수를 n , 소득의 자연대수 y (개인의 모든 특성을 대표)라고 하자. 또한 개인의 분포함수 $(\pi, y) = (\pi_1 \cdots \pi_n; y_1 \cdots y_n)$ 의 집합이라고 하자. 단, π_i 는 개인 y_i 의 소득 계층에 속한 사람들의 척도로써 (π, y) 와 관련된 총인구를 $\sum_{i=1}^n \pi_i$ 를 D 라고 할 때 양극화척도

$$ER = D \text{에서 양의 실수의 집합 } R_+ \text{로 정의한다. } P(\pi, y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \pi_i \pi_j T(I(\pi_i), a(\delta(y_i, y_j)))$$

이라고 하자. 여기서 함수 $T(I, a)$ 는 y_i 가 y_j 에 느끼는 유효적대감(effective antaonism)이며 $I(\pi_i)$ 는 y_i 가 느끼는 동질감(indentification), $a(\delta(y_i, y_j))$ 는 소외감의 크기를 나타낸다고 하자.

Esteban and Ray는 두 가지 제약조건을 부과하였다. 동질성 부문에 있어 한 명의 개인은 자신과 동일한 소득 수준을 가지는 사람들이 증가할수록 자신이 느끼는 동질성은 더 커진다. 또한 소외함수를 개인 간의 소득차이로 정의한다. 따라서 자신의 소득이 다른 사람들의 소득과 차이가 커질수록 소외감을 느끼게 된다.

$$P^*(\pi, y) = K \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \pi_i^{1+\alpha} \pi_j |y_i - y_j| \tag{8}$$

여기서 π_i^α 는 개층 i 가 가지는 동질감(i 계층의 인구비중 $i = 1, 2, 3 \cdots, n$)이고 $|y_i - y_j|$ 는 소외감을 나타내며, $\pi_j |y_i - y_j|$ 는 유효적대감을 나타낸다.

이러한 지수의 민감도는 α 가 0일 경우에 지니계수값과 동일하다. 또한 민감도 값이 커질수록 불평등지수의 값과 격차가 커지게 된다. 일반적으로 α 는 0 이상 1.6이어야 한다.

V. 결론 및 향후 연구과제

본 연구는 실제로 금융시장의 현재 상황을 알아보고 금융시장에서 가장 많이 이용되는 신용정보와 신용평점시스템에 살펴보았다. 그리고 신용평점시스템의 주요 요인과 측정에 대해 살펴보았다. 여기에 기존의 로짓모형 등의 산출 모형과 더불어 최근에 각광을 받고 있는 머

신러닝을 소개하였다. 이러한 신용평점시스템에 의해 결정되는 금융불평등에 대해 논의하였다. 마지막으로 불평등도를 측정하는 방법에 대해 살펴보았다. 이러한 금융불평등도를 측정하는 방법으로, 주가지수와 같이 시계열 지수 산출하는 방식을 이용하여 측정할 수도 있다. 또 다른 방법으로, 행복지수와 같이 객관적인 지표를 만들고 가중치를 부여하여 새로운 지표로 산출할 수도 있다. 그리고 본 연구에서 소개한 마지막 방법으로, 기존의 자료를 사용하여 불평등도를 측정하는 방법을 사용하여 적용할 수도 있다. 이러한 방법의 문제점은 미시적인 개인정보가 필요하며, 이러한 미시적인 데이터를 바탕으로 지수를 산출할 수 있다.

향후 연구과제로 실제 연구를 목적으로, 미시적인 가명 개인정보 데이터를 활용하여 각 모형에 적용하여 지수를 시계열 형태로 산출할 필요가 있다. 지수를 산출하기 전에, 가중치 부여를 위해 머신러닝 방법이나 설문조사 등이 진행될 수도 있다.

참고문헌

- 김상봉 (2021). **빅데이터세상**. 지필미디어.
- 김상봉 (2021). **인공지능이론**. 지필미디어.
- 김상봉, 김정렬, 박덕배, 손영범, 심현섭, 이보우, 전인구, 조경준 (2012). **신용정보의 이해와 활용**. 지필미디어.
- 김상봉, 김정렬, 조경준, 유진호, 서지용 (2015). **미래성장성 기반 신 기술평가모형 개발 및 정책목적용 기술평가모형 체계 개선**. 기술보증기금.
- 김상봉, 이보우 (2009). **신용카드의 이해**. 청목출판사.
- 김상봉, 조경준, 김시연, 김재진, 심기준 (2017). 기술평가모형 개발 방법론에 관한 연구. **신용카드리뷰**, 11(1), 41-68.
- 양진용 (2017). **기업 재무 정보를 활용한 머신 러닝 기반 경영 예측 시스템**. 박사학위논문, 한성대학교 대학원.
- 이현상, 오세환 (2019). 머신러닝 기법을 활용한 기업 신용 평점 예측모델 개발. **한국경영정보학회 학술대회논문집**, 293-299.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 189-209.
- Altman, E. I., & Haldeman, R. G. (1995). Corporate credit-scoring models: Approaches and tests for successful implementation. *NYU Working Paper*, No. FIN-95-001.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETA analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29-54.
- Asako, K., & Uchino, Y. (1987). Bank loan market of Japan-A new view on the disequilibrium analysis. *BOJ Monetary and Economic Studies*, 169-215.
- Atkinson, A. B. (1970). On the measurement of inequality. *Journal of Economic Theory*, 2(3), 244-226.
- Bessis, J. (2002). *Risk management in banking* (2nd ed.). England, John Wiley & Sons Ltd.
- Capon, N. (1982). Credit scoring system: A critical analysis. *Journal of Marketing*, 46(2), 82-91.
- Cheney, J. S. (2008). Alternative data and its use in credit scoring thin- and no-file consumers. *Discussion Paper Payment Cards Center*, Federal Reserve Bank of Philadelphia.
- Duclos, J. Y., Esteban, J. M., & Ray, D. (2004). Polarization: Concepts, measurement, estimation. *Econometrica*, 72(6), 1737-1772.
- Durand, D. (1941). *Risk elements in consumer installment financing, financial research program, studies in consumer installment financing*. NBER New York.

- Esteban, J. M., & Ray, D. (1994). On the measurement of polarization. *Econometrica*, 62(4), 819-851.
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188.
- Gini, C. (1936). On the measure of concentration with special reference to income and statistics. *Colorado College Publication, General Series*, 208, 73-79.
- Leonard, K. L. (1995). The development of credit scoring quality measures for consumer credit applications. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 12(4), 79-85.
- Myers, J. H., & Cordner, W. (1957). Increase credit operations profit. *Credit World*, February, 12-13.
- Myers, J. H., & Forgy, E. W. (1962). The development of numerical credit evaluation systems. *Journal of American Statistical Association*, 58(303), 799-806.
- Theil, H. (1967). *Economics and information theory*. Chicago, Rand McNally and Company.
- Theil, H. (1996). *Studies in global econometrics*. Dordrecht, Kluwer Academic Publishers.
- Turner, M. A., & Agarwal, A. (2008). Using non-traditional data for underwriting loans to thin-file borrowers: Evidence, tips and precautions. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 1(2), 165-180.
- Wolbers, H. L. (1949). *The use of the biographical data blank in predicting good and potentially poor credit risks*. Unpublished Master's thesis, University of Southern California.

ABSTRACT

핵심 주제어	Financial Economics
JEL 분류번호	B26

A Study on Methodology for Measuring Financial Inequality Index

Kim Sangbong*

Kang Kyungwoo**

In this paper, we examine the current situation of the financial market and study the most commonly used credit information and the credit rating system in the financial market. Here, we introduce machine learning, which has recently been in the spotlight, along with output models such as the existing logit model. The financial inequality determined by these credit rating systems will be discussed. Here, we look at several methods of measuring inequality. As a method of measuring such financial inequality index, it can also be measured using a method of calculating a time series index like a stock index. In addition, objective indicators such as happiness index can be created, weighted, and calculated as new indicators. Alternatively, it can be applied using a method that measures inequality using existing data.

Key words Financial Inequality Index, Credit Information, Credit Scoring System, Machine Learning, Measurement Methodology

* Professor, Department of Economics, Hansung University, First Author

** MA student, Department of Economics, Hansung University, Co-Author

핵심 주제어	LSTM
JEL분류번호	B4

기술금융을 고려한 은행의 건전성 예측모델 개발

LSTM모형을 활용하여

김은마* Kim Eunmi

국문초록

본 연구는 은행의 기술력, 건전성의 평가지표인 예대율을 종속변수로 삼고 은행의 예대율에 영향을 미치는 변수인 금리, 전산업 생산지수, 기업 생산지수와 기술금융과 관련된 독립변수인 기술금융 신용대출 잔액을 적용하여 은행의 예대율을 예측할 수 있는 모델을 구축하였다. 분석기간은 2014년부터 2021년까지의 월별데이터를 구성하였으며 시간의 특성을 고려한 순환신경망 모형 중 하나인 LSTM모형을 적용하였다. 본 모형을 통해 장기 의존성 문제를 해결하고 좀 더 예측력을 높일 수 있었다. LSTM모형의 첫 번째 층은 모든 time-steps의 은닉 상태를 출력하기 때문에 (None, 10, 30)으로 구성하였으며 두 번째 LSTM층의 출력 크기는 마지막 time-steps의 은닉상태만 출력하기 때문에 (None, 8)로 최종 구성하였다. Dense층은 (None, 1)로 나타났으며 Total params값은 11,191로 나타났다. 또한 LSTM모델의 예측 성능 검정을 위해 2014년부터 2021년까지의 예측결과인 예측 월별데이터와 실제 월별데이터를 비교하였으며 검증방법은 RMSE를 이용하였고, RMSE의 값은 46,243인 것으로 나타났다. 마지막으로 실제값과 예측결과값을 시각화 하여 예측력을 확인하였다.

주제어 LSTM, 예대율, 기술금융, 예측모형, RMSE

* 주택도시보증공사 도시정비처 연구위원, E-mail: kem531@khug.or.kr, Tel: 051-998-2348

I. 서론

2014년에 도입된 기술금융은 기술력·혁신성 심사를 통해 미래성장성이 높은 중소기업에 게 자금을 공급하는 주요 경로가 된다.¹⁾ 기술금융이란 기술을 기반으로 사업화하는 기업과 관련해서 보증, 투자, 용자출연, 복합금융행위가 기술평가를 통해 이루어지는 일련의 과정 및 절차로 정의된다.²⁾

기술을 평가할 수 있는 기관(Technology Credit Bureau, TCB)이 축적한 기술정보(Technology Data Base, TDB)를 은행에 제공하면, 은행은 기술정보를 기준으로 기업에 자금을 지원하는 데, 은행입장에서는 부동산처럼 기술력 및 건전성, 성과 등을 평가할 수 있는 정보 제공처가 생긴 것이다.³⁾ 이후 금융당국은 기술금융 정착의 일환으로서 자체 기술신용평가를 위한 [기술신용대출 정착 로드맵]을 발표했으며 대출금액에 대한 자체 TCB평가를 통해 기술신용대출을 공급하는 은행이 등장할 것으로 예상하였다. 이는 은행의 자체 TCB평가가 활성화 되어 기술신용대출공급이 확대되고, 향후 은행의 기술력 및 건전성, 성과 등을 기대하고자 함이다.

이에 본 연구는 은행의 기술력, 건전성의 평가지표인 예대율을 종속변수로 삼고 은행의 예대율에 영향을 미치는 변수와 기술금융과 관련된 독립변수를 적용하여 은행의 예대율 예측 모델을 구축하고자 한다.

이를 위해 시계열 데이터를 고려하여 입력 순서에 따라 이전 상태와 함께 현재 상태에 저장되기 앞서 기억상태가 참전하는 처리과정을 겪는 모형이 필요하다.

LSTM(Long Short Term Model, LSTM)은 각 메모리 셀이 시간 경과에 따라 학습한 중요한 정보를 유지하고 있으며, 신경망은 많은 단계에 걸쳐 메모리 셀에서 유용한 정보를 효과적으로 유지하도록 설계되었기 때문에 해당 모형을 적용하기로 한다.

그에 따른 연구의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 은행 예대율 및 건전성 평가지표에 관한 선행연구를 알아보고, 3장에서는 본 연구에 적용된 변수설명과 모형설정 및 모형설계 등 분석방법에 대해 알아 볼 것이다. 4장에서는 상관관계 분석과 LSTM 신경망 모형을 통해 은행의 예대율 예측모형을 구축할 것이다. 마지막으로 5장에서는 연구의 결론 및 향후 지속적인 연구를 위한 방향을 제시하고자 한다.

1) 금융위원회. 21.6.1. 보도자료

2) 양동우 외 (2007), 기술금융 시장 선진화와 시장 친화적인 기술가치평가제도 혁신정책 방안

3) 김은미, 김상봉, 홍우형 (2016). 기술금융이 은행의 성과에 미치는 영향 분석

II. 선행연구

창성수(2015)는 자본적정성 규제의 양면성이 상존한다는 점을 고려하여 국내은행의 건전성 감독 지표와 은행효율성 사이의 상관관계를 측정하고자 하였다. 이를 위해 각 변수들이 은행 효율성에 미치는 영향을 파악하고 은행의 평가지표에 대한 정책적 시사점을 제시하고자 하였다. 특히, 유동성을 나타내는 예대율변수의 경우 우량/비우량은행에 따라 서로 다른 결과를 보였다. 비우량은행은 높은 예대율을 통해 수익성을 확대하여 효율성을 제고하는 것으로 나타났다. 비우량은행은 높은 예대율을 통해 수익성을 확대하여 효율성을 제고하는 것으로 나타났다. 비우량은행은 높은 예대율을 통해 수익성을 확대하여 효율성을 제고하는 것으로 나타났다. 비우량은행은 높은 예대율을 통해 수익성을 확대하여 효율성을 제고하는 것으로 나타났다. 비우량은행은 높은 예대율을 통해 수익성을 확대하여 효율성을 제고하는 것으로 나타났다.

유상열(2013)은 금융위기 전후에 따라 국내 은행의 효율성 변화를 측정하고 은행의 수익성과 비교하여 상호관계를 분석하고자 하였다.

이를 위해 불변규모수익을 전제로 두고 효율성을 평가하는 DEA분석을 활용하였으며 그 결과, 수익성, 기술적 효율성과 순수효율성 모두 금융위기 이후 유의성을 띄며 하락한 것으로 나타났다.

이내황(2015)은 은행의 자금조달과 운용구조 등의 변화가 은행의 수익성에 미친 영향을 분석하고자 하였으며, 금융위기 이후 마련된 예대율 규제는 은행의 유동성 제고 및 과도한 대출을 줄이는 데 긍정적인 성과를 거둔 것으로 판단하였다. 그러나 예대율 규제를 지속할 경우 은행의 자금조달 및 운용을 제약함으로써 금융 중개기능의 약화, 은행의 수익성에 부정적인 영향을 줄 수 있음을 지적하였다.

이에 감독 당국은 금융정책·경제여건 등을 고려하여 예대율 규제 비율을 조정하는 등 탄력적으로 운영 할 수 있는 방안을 마련해야 함을 제시하였다. 또한 금융위기 이후 실물 경제가 위축되어 낮은 성장률을 보이고있는 거시경제상황도 예대업무의 핵심영업 부문인 은행의 수익성이 하락된 요인 중 한가지임을 지적하였으며 대출의 부실화 건수 및 금액이 증가하고 대손충당금 규모가 커짐으로써 은행의 수익성이 떨어졌다고 보았다.

김희창(2012)은 은행의 효율성을 분석하고, 결정요인을 파악하고자 하였다. 분석결과 총자산규모와 BIS 자기자본비율이 유의미하게 긍정적인 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 또한 예대마진은 전체효율성과 수익효율성과는 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면 영업활동효율성에는 부(-)의 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 또한 예대율과 이자수익비중은 수익효율성과 생산 효율성만 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

배수현(2019)은 저축은행의 구조조정 이후 재무특성 변수를 고려하여 저축은행의 재무건전성에 미치는 요인을 파악하고자 하였다. 특히 예대율 규제에 근거하여 예대율을 핵심 설명

변수로 두고 재무건전성을 분석하였다. 분석 결과, 예대율이 높을수록 고정이하여신비율이 감소하는 것으로 파악되었다. 이는 높은 예대율은 대출재원으로 작용되며 예금이외의 시장성 수신 등을 이용할 가능성이 높다는 것으로 해석하였으며 저축은행의 포지션에서 공격적인 대출포트폴리오를 구축하는 것이 쉽지 않다는 점을 주장하였다. 이에 저축은행의 예수금을 통한 대출재원 조달이 어려울수록 위험회피성향이 두각될 수 있음을 시사하였다.

송건섭 외(2017)는 지방은행서비스 효율성 측정과 이를 결정짓는 여러가지 요인들을 분석하였으며 분석 결과, 지속적인 효율성을 유지한 은행지점이 있는 반면, 최근 효율성이 지속적으로 하락하는 은행지점이 있음을 확인하였다. 이는 은행서비스 효율성 하락은 수익불변 기술적 효율성 하락에 영향을 미친 것으로 분석하였으며 지방은행의 효율성은 대출금과 예수금에 따라 결정됨을 주장하였다. 이에 지방은행은 효율성 확보차원의 대출금을 확보하거나, 지역주민의 예금을 확대하는 등의 필요성을 제시하였다.

김남중(2018)은 국내 예대율 규제의 은행 대출 경기순응성 완화를 중심으로 한 거시건전성 효과를 분석하고, 예대율 규제에 대한 대체가능성이 거론되는 다양한 규제와 비교·평가함으로써 예대율 규제에 대해 논하였다. 국내 은행부문의 취약성이 해외에 비해 상대적으로 더 심각하고, 신흥국의 경우 국내외 다양한 환경변화에 따른 은행부문의 충격 요소에 더 많이 노출되어 있어 경기확장기의 유동성 유입으로 인한 은행 대출의 경기순응성 증폭이 어렵다고 보았다.

이병윤(2011)은 글로벌 금융위기 이후 안전자산 선호현상으로 인해 은행 예금이 증가하여 국내은행의 예대율이 크게 하락하였다고 보았다. 반면 낮은 안정성에 기반한 기업예금의 비중은 크게 증가하고 있어 은행 예대율과 유동성위험이 같은 방향으로 움직이기는 어렵다고 보았다. 은행 예대율과 유동성 위험 간의 차이가 발생할 수 있으므로 은행은 바젤Ⅲ에 의한 유동성 규제 강화에 대비해야 함을 제시하였다.

Ⅲ. 분석방법

1. 변수설명

본 논문에서는 2014년 9월부터 2021년 12월까지의 월별데이터를 활용하여 연구를 시행하였다. 연구를 통해 기술금융 신용대출을 고려한 은행의 성과를 예측하고자 하였다. 종속변수인 예대율은 은행의 건전성을 측정하기 위한 지표로 이용되고 있으며, 은행자금이 가계대출보다 혁신중소기업 대출로 흘러갈 수 있도록⁴⁾ 2020년 1월을 기준으로 예대율 산출방식이

일부 수정되었다.

$$\text{예대율} = \frac{\text{원화대출금}}{\text{원화예수금}} \times 100 \quad (1)$$

식 (1)의 예대율은 은행계정 대차대조표의 원화대출금 및 원화예수금 계정의 월평균 기준으로 산출⁵⁾되었으며 이를 통해 정부는 예대율 규제에 따라 전체 원화의 수금에 대한 원화대출금 비율을 100%이하로 유지하도록 권고하였다.

$$\text{예대율} = \frac{(\text{가계대출} \times 1.15) + (\text{법인대출} \times 0.85) + (\text{개인사업자대출} \times 1.0)}{\text{원화예수금}} \quad (2)$$

식 (2)는 예대율 산정시 대출 유형별로 가중치를 조정하여 은행들의 과도한 가계부채 취급유인을 억제하고 혁신중소기업 등 보다 생산적 분야에 대한 대출 인센티브를 제공하고자 하였다.

이에 본 연구는 국내 시중은행⁶⁾의 원화예수금과 원화대출금 데이터를 구축하고 식 (1)과 식 (2)를 적용하여 예대율을 산출하였다.

또한 독립변수는 전산업 생산지수, 기업생산지수, 금리, 기술금융 신용대출잔액을 적용하였으며 각 변수의 설명은 <표 1>과 같다.

전산업생산지수는 매출실적을 기준으로 산정하였으며 기업생산지수는 중소기업의 매출실적을 기준으로 산정하였다. 또한 기술금융 신용대출잔액 변수는 기술신용대출(TCB대출)을 기준으로 기술신용평가기관 및 은행의 기술신용평가서를 활용하여 실행된 대출의 잔액을 기준으로 산정하였다.

<표 1> 변수설명

구분	변수	정의	출처
종속변수	예대율(%)	은행의 예금잔액에 대한 대출잔액의 비율	은행감독원
독립변수	전산업 생산지수	국내의 모든 산업에서 생산된 재화와 용역에 대한 생산활동 동향	KOSIS
	기업 생산지수	경기 동향에 대한 기업가들의 판단 및 예측과 계획의 변화 추이를 관찰하여 지수화한 지표	한국은행
	금리(%)	이자의 원금에 대한 비율	KOSIS
	기술금융 신용대출잔액(억원)	기술신용평가기관(TCB) 및 은행의 기술신용평가서를 활용하여 실행된 대출 잔액	기술금융 월보집계

4) 금융위원회 은행업감독규정 개정 보도자료('18.7.11.)

5) <http://www.law.go.kr>, 예대율 산출기준

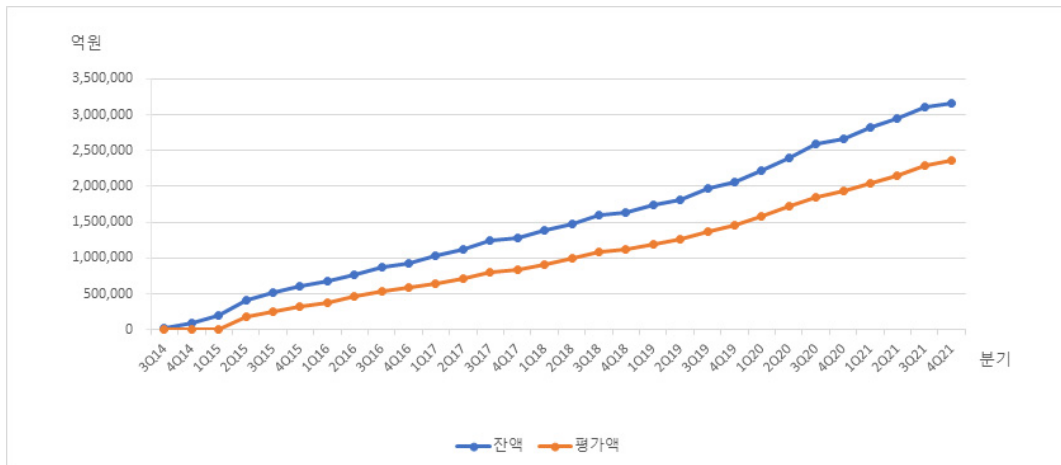
6) 국민은행, 신한은행, 우리은행, 하나은행, 한국스탠다드차타드은행, 한국씨티은행으로 구성하였으며, 하나은행(폐), 한국외환은행(폐)은 2015년 6월까지 투입되었음

본 연구는 <표 1>의 변수를 기반으로 하여 은행의 예대율을 예측하고자 하였다. 특히 독립 변수는 기술금융 신용대출과 관련한 변수인 기술금융 신용대출 잔액과 거시경제변수인 전산업 생산지수, 기업 생산지수, 금리로 구분하여 은행의 예대율 예측모형을 구축하였다.

특히 본 연구에 가장 중요한 독립변수로는 기술금융 신용대출 관련 변수임을 알 수 있는데, 기존 선행연구를 고려한 기술금융 신용대출 관련 변수로는 기술금융 잔액과 평가액, 대출건수가 있다.

기술금융 월보집계에 따르면 2014년부터 기술금융 신용대출 잔액과 평가액, 대출건수 모두 꾸준히 증가하였다. 특히, 은행들은 '15년 [기술신용대출 정착 로드맵]시행 이후 자체적으로 평가 인프라를 강화하여 지속적으로 자체 기술평가를 확대했으며, 이에 '21년 상반기 자체 총 평가건수는 15,953건으로 직전반기 대비 약 35%증가하였다.⁷⁾

마찬가지로 기술금융 신용대출 잔액은 310.9조원 ('21.9월 말)으로 매년 40조원 이상 높은 증가세를 보이며 새로운 여신관행으로 정착하였다⁸⁾. 기술금융 신용대출잔액·평가액은 <그림 1>⁹⁾과 같다.



<그림 1> 기술금융신용대출 잔액·평가액

2. 분석 모형

LSTM 구조의 핵심 구성 요소 중 하나는 메모리 셀이다. 이는 시간이 지남에 따라 학습된

7) 은행 총 자체평가건수 : ('20.下) 11,840 건 → ('20.上) 15,953 건 (+35%)

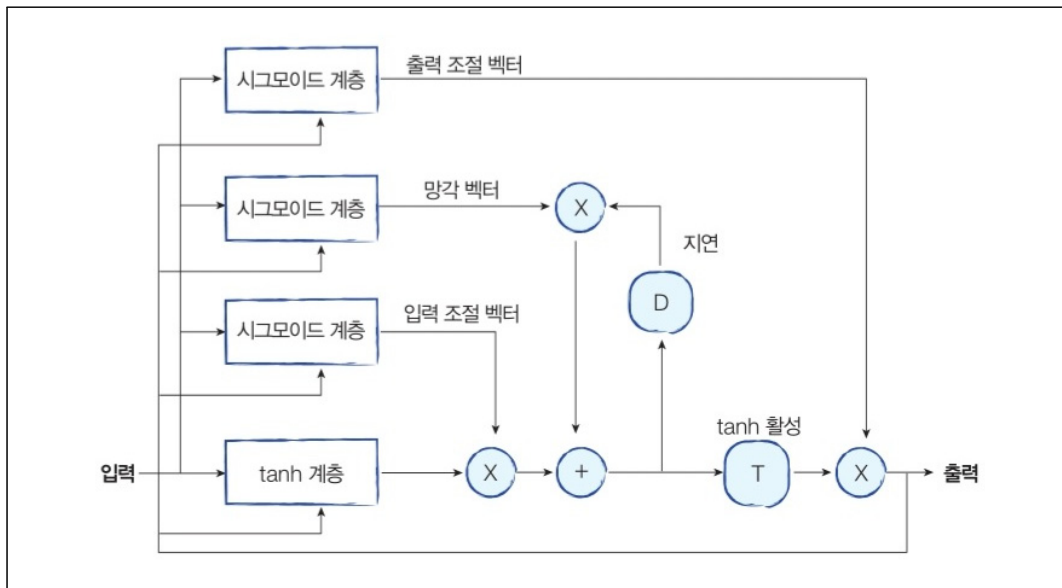
8) 금융위원회 (21.11.29.) 보도자료. '21년 상반기 은행권 실적평가 결과 및 기술금융 추진과제 발표

9) 기술보증기금(기술금융 월보집계)

중요한 정보를 유기적으로 기억하고 있으며, 신경망은 많은 시간 각 단계에 걸쳐 구성된 메모리 셀에서 유용한 정보를 효과적으로 유지하도록 설계되었다.

LSTM은 <그림 2>¹⁰⁾와 같이 출력조절벡터, 망각벡터, 입력 조절 벡터가, 4개의 Layer (Sigmoid, tanh)가 반복적으로 학습을 수행한다.

입력 조절 벡터는 입력 신호가 tanh활성화 함수의 완전 연결 계층을 거친 이후의 값을 조절하며, 망각벡터는 과거 입력의 일부를 현재 입력에 반영한다. 그리고 출력 조절 벡터는 과거의 값과 수정된 입력값을 고려하여 tanh활성화 함수로 수행하여 최종 결과를 산출한다. 최종 결과는 데이터 처리를 위한 tanh계층, 시그모이드 계층에 다시 입력되어 각 단계를 반복한다.



<그림 2> LSTM 구조

RNN(Recurrent Neural Network, RNN)은 어떤 특정 부분이 반복되는 구조를 통해 순서를 학습하기에 효과적인 딥러닝 기법이다¹¹⁾. RNN은 입력값을 받아 출력값을 만들고, 출력값은 다시 입력값으로 반복되며 이는 식 (3)과 같다.

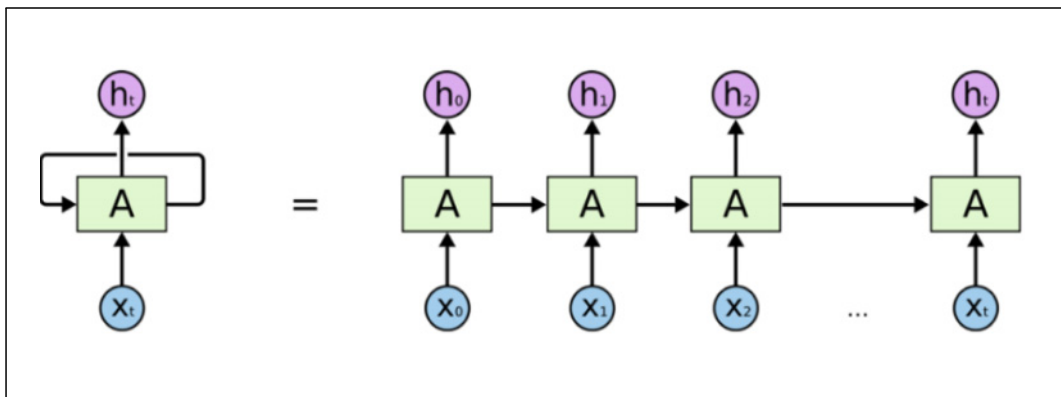
$$h_t = \tanh(h_{t-1}W_h + x_tW_x + b) \quad (3)$$

10) 김성진 (2018), 코딩세프의 3분 딥러닝, 케라스맛. 한빛미디어(주)

11) 이은주 (2017). CNN과 RNN의 기초 및 응용 연구

식 (3)은 입력값을 출력값으로 변환하기 위한 가중치($h_{t-1} W_k$)와 RNN의 최종 출력값을 다음 시각(t)의 출력으로 변환하기 위한 가중치($x_t W_x$), 편향(b)으로 구성되어 있으며 활성화 함수인 tanh함수를 이용해 변환하여 시간이 출력되며 다음 시각(t)의 RNN계층으로도 출력된다.

RNN구조는 <그림 3>¹²⁾과 같으며 RNN은 입력값과 출력값이 sequential-data의 길이에 관계없이 받아들일 수 있는 장점을 갖고 있기 때문에 언어 모델링, 기계번역 등 다양하게 활용될 수 있다.



<그림 3> RNN 구조

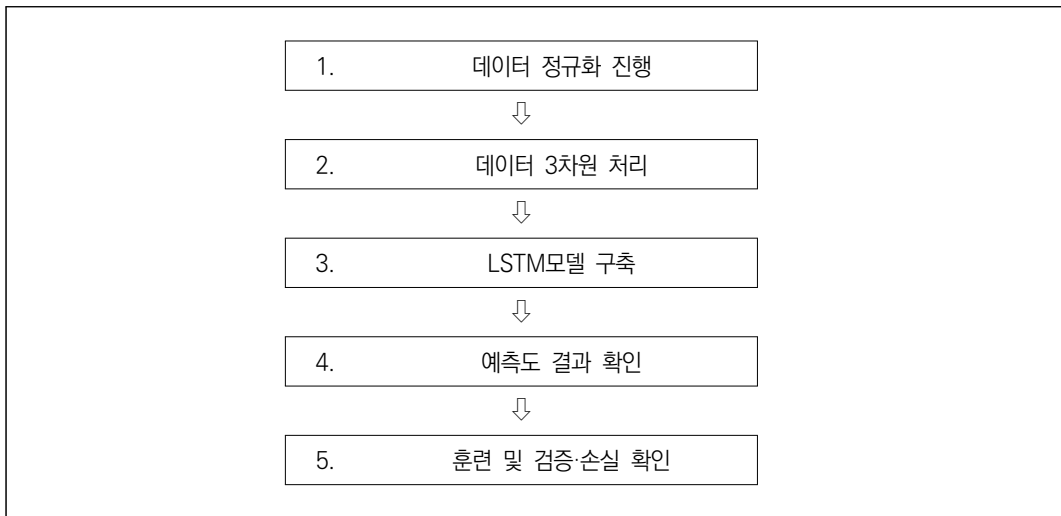
RNN모델은 다양한 길이의 sequential-data를 처리할 수 있다는 장점에도 불구하고 모듈을 반복시키는 체인 형태이기 때문에 그 체인이 길어지면 과거의 학습 결과가 사라지는 장기 의존성(Long Term Dependency) 문제가 발생한다. 이러한 문제 해결을 위해 고안된 LSTM(Long Short Term Memory, LSTM)은 상호작용을 하는 각각의 레이어로 구성되어 있고, 그 구조가 반복되는 모듈을 가짐으로서 기존의 장기 의존성 문제를 해결할 수 있다. 즉, RNN은 하나의 Hyperbolic Tangent Layer를 반복적으로 수행하는 모듈로 구성되어 있지만, LSTM은 출력조절벡터, 망각벡터, 입력 조절 벡터인 4개의 Layer(Sigmoid, tanh)가 반복적으로 학습을 수행한다.

이에 본 연구는 기억 연산의 강점을 가진 LSTM모델을 적용하여 은행의 예대율에 영향을 미치는 변수와 기술금융과 관련된 독립변수를 적용하여 은행의 예대율 예측 모델을 구축하고자 한다.

12) Published in 휴먼스케이프 기술 블로그.

3. 모형설계

본 연구에서 진행되는 연구 설계는 <그림 4>와 같다.



<그림 4> 연구 설계

첫 번째, 각 변수들의 범위를 일정한 수준으로 맞추기 위해 정규화(Normaliaztion)과정을 진행하였다. sklearn의 MinMaxScaler를 사용하였으며, 이는 데이터 값을 0과 1 사이의 범위값으로 변환하는 대표적인 정규화 방법이다.

두 번째로는 LSTM모델은 3차원 배열의 입력값을 사용하기 때문에 데이터를 3차원으로 재구성해줄 필요가 있다. 즉, (bata-size, time-steps, input-dim) 인 (78,10,1)의 3차원 데이터로 가공하였다. 이는 78개의 데이터 길이, 10개의 sequence 크기, 1개의 sequence 차원으로 구성되었음을 알 수 있다. 3차원 배열의 입력데이터를 기반으로 LSTM모델을 구축 하는데 필요한 과정은 ① 아키텍처, ② 컴파일링, ③ 피팅으로 구성된다. 특히 일련의 과정을 위해서 가장 중요한 점은 하이퍼파라미터의 설정이다. 하이퍼파라미터의 튜닝 과정은 정해진 방법이 없으며 반복적인 실험과 시행착오를 거쳐 최적의 하이퍼파라미터를 찾을 수 있다.¹³⁾ 본 연구에서는 모형의 성능 최적화를 위한 최적의 하이퍼파라미터를 위해 반복적인 실험을 진행했으며 <표 2>와 같이 최종 하이퍼파라미터를 선정하였다.

13) 김두환, 이강배 (2020) LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측

〈표 2〉 LSTM모델의 하이퍼파라미터

하이퍼파라미터	입력 값
Neuron	10
Hidden Layer	3
Optimizer	Adam
Metrics	Mean Absolute Error, MAE
Batch Size	78
Epoch	30
Active Function	Sigmoid, Tanh
Loss Function	Mean Squared Error, MSE

세 번째 단계로는 keras클래스의 sequence, models, layers 서브패키지를 사용하여 LSTM 모델을 구축하였다. 또한 layers서브패키지의 하위 클래스인 Dense, Embedding, LSTM을 적용하여 인공신경망의 계층 구현을 시행하였다.

LSTM레이어와 드롭아웃 정규화를 추가하여 3층의 Hidden Layer를 쌓아 아키텍처를 형성하고, 모델의 학습환경에 대한 설정을 위해 컴파일링을 시도하였다.

컴파일링을 위한 모델의 optimizer은 adam함수, loss는 MSE, metrics는 MAE로 설정하였다. 마지막으로 구현된 LSTM모델을 데이터에 피팅함으로써 모델의 결과 및 예측값을 산출하였다.

IV. 연구결과

1. 기초통계분석

본 연구에 투입된 변수들의 기초통계분석은 〈표 3〉과 같다.

입력데이터는 2014년 9월부터 2021년 12월 까지의 월별데이터 속성을 띄고 있으며, 총 88개의 관측치로 구성되었다.

그 중 종속변수인 예대율의 최대값은 97.29이고, 최소값은 93.63으로 나타났다. 또한 평균값은 96으로 나타났으며 표준편차는 0.83인 것으로 나타났다. 독립변수인 전산업생산지수의 평균값은 106.19이고, 최대값은 129.3으로 나타났다. 기업생산지수의 평균값은 67.63으로 나타났으며 최대값은 88인 것으로 나타났다. 금리의 평균값은 3.58이고, 최대값은 4.5인

것으로 나타났다. 기술금융 신용대출잔액은 평균 1,516,414억 원이며 최대값은 3,208,922억 원으로 나타났다.

〈표 3〉 기초통계분석

변수	관측치	최대값	최소값	평균	표준편차
예대율	88	97.29	93.63	96.00	0.83
전산업 생산지수	88	129.30	91.00	106.19	6.58
기업 생산지수	88	88.00	41.00	67.63	8.87
금리	88	4.50	2.80	3.58	0.42
기술금융 신용대출잔액	88	3,208,922	18,428	1,516,414	901,782

2. 상관관계 분석

본 연구에 투입된 각 변수들 간 상관관계는 〈표 4〉와 같다.

분석결과, 종속변수인 예대율과 가장 높은 상관관계를 가지는 변수는 기술금융 신용대출잔액으로 나타났고, 기업생산지수와 가장 낮은 상관관계를 갖는 것으로 나타났다. 특히, 예대율과 기업생산지수, 금리는 양의 상관관계를 가지고 있으나 전산업생산지수, 기술금융 신용대출잔액과는 음의 상관관계를 띄는 것으로 나타났다.

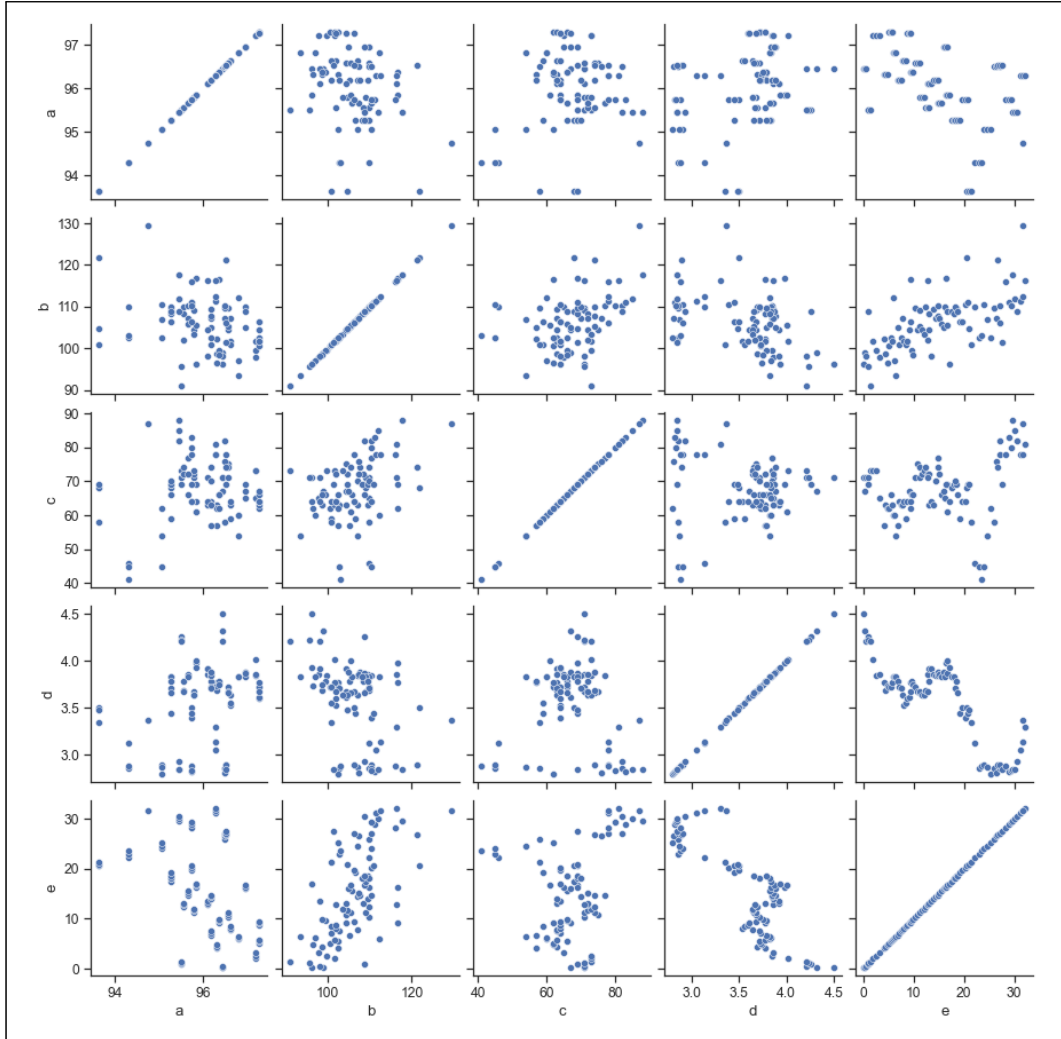
또한 금리가 전산업생산지수, 기업생산지수, 기술금융 신용대출잔액과 모두 음의 상관관계를 갖고있음을 확인할 수 있었고, 그 외 전산업생산지수와 기업생산지수, 기술금융 신용대출잔액은 서로 양의 상관관계를 갖고있음을 확인할 수 있었다.

독립변수들 중 기업생산지수와 금리는 가장 낮은 상관관계인 -0.08 을 보여주었으며, 반면에 기술금융 신용대출잔액과 금리는 음의방향으로 가장높은 상관관계인 -0.73 임을 확인할 수 있었다.

〈표 4〉 상관관계 분석 결과

	예대율	전산업 생산지수	기업 생산지수	금리	기술금융 신용대출잔액
예대율	1.00				
전산업 생산지수	-0.28^*	1.00			
기업 생산지수	0.19^*	0.37^{**}	1.00		
금리	0.29^{**}	-0.40^*	-0.08^*	1.00	
기술금융 신용대출잔액	-0.45^*	0.62^*	0.28^*	-0.73^*	1.00

각 변수 간 상관관계를 보여주는 산점도는 <그림 5>¹⁴⁾와 같다.



<그림 5> 상관관계 산점도

3. 분석 결과

최적 하이퍼파라미터를 적용하여 구축된 LSTM모델의 summary는 <표 5>와 같다. 첫 번째 LSTM층은 모든 time-steps의 은닉 상태를 출력하기 때문에 (None, 10, 30)으

14) 예대율:(a), 전산업생산지수:(b), 기업생산지수:(c), 금리:(d), 기술금융 신용대출잔액:(e)

로 표시되었으며 두 번째 LSTM층의 출력 크기는 마지막 time-steps의 은닉상태만 출력하기 때문에 (None, 8)로 나타났다.

Dense층은 (None, 1)로 나타났으며 Total params값은 11,191인 것으로 나타났다.

〈표 5〉 LSTM Model Summary

Layer	Output Shape	Param
LSTM_1	(None, 10, 30)	3840
LSTM_2	(None, 30)	7320
Dense	(None, 1)	31
Total params		11,191
Trainable params		11,191
Non-trainable params		0
RMSE		46,243

LSTM모델의 예측 성능 검정을 위해 2014년부터 2021년까지의 예측결과인 예측 월별데이터와 실제 월별데이터를 비교하였다.

대표적인 검증방법인 평균제곱근오차(Root Mean Squared Error, RMSE)를 이용하였으며 이는 표준편차를 일반화시킨 척도로서 실제값과 예측 값의 차이가 얼마인지를 측정¹⁵⁾한다. RMSE의 식은 식(4)와 같으며 X 는 실제 값, F 는 예측값, n 은 관측 값의 기간 수를 나타낸다.

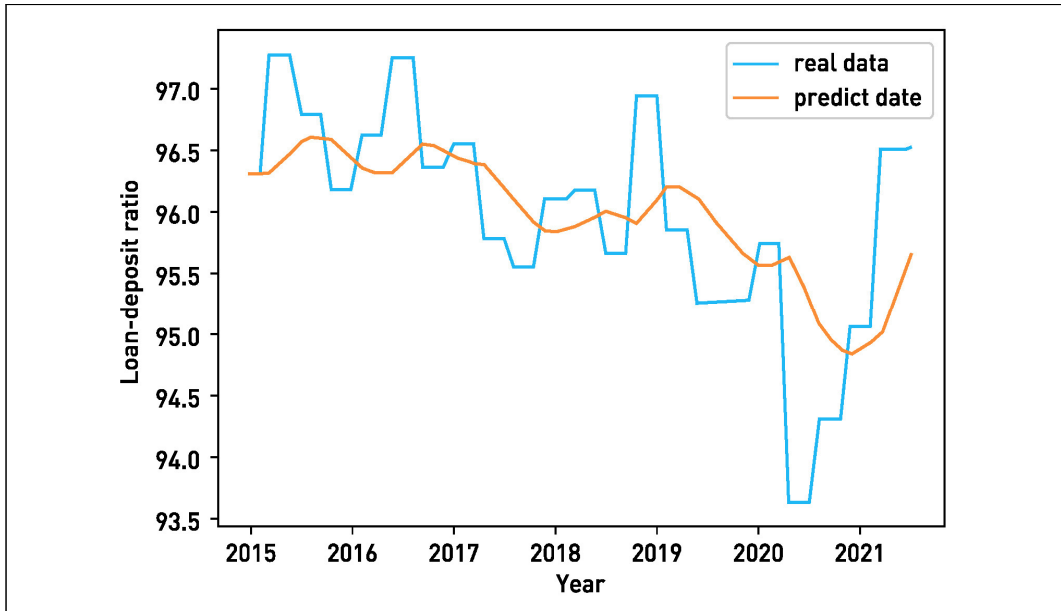
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2} \quad (4)$$

LSTM모델의 예측 성능 평가 결과, RMSE값은 46,243으로 나타났다.

또한 2014년부터 2021년까지의 예측 예대율 월별 데이터와 실제 예대율 월별데이터를 시각화하여 〈그림 6〉와 같이 예측력을 확인하였다.

실제값과 예측값은 비슷한 패턴을 보여주고 있으며 예측값이 실제값의 특성을 반영하여 잘 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

15) 김두환, 이강배 (2020), LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측



〈그림 6〉 실제값과 예측값의 시각화 결과

V. 결론

본 연구는 2014년부터 2021년까지의 월별 자료를 이용하여 은행의 예대율 예측모형을 구축하였다. 은행의 기술력, 건전성의 평가지표인 예대율을 종속변수로 삼고, 기존 선행연구에서 예대율에 영향을 미치는 독립변수인 전산업생산지수, 기업생산지수, 금리와 기술금융과 관련된 독립변수인 기술신용대출 잔액을 적용하여 연구를 진행하였다.

예측력이 가장 높은 모델을 구축하기 위해 반복된 실험을 통해 최적의 파라미터를 산정하였다. Neuron값은 10, Hidden Layer값은 3, Optimizer는 Adam, Metrics는 MAE으로 설정하였으며 Batch Size는 78, Epoch는 30으로 설정하였다. 또한 Active Function와 Loss Function는 Sigmoid, Tanh함수, MSE로 설정하였다.

LSTM모형은 두 개의 LSTM층과 Dense층으로 구성하였으며 예측 성능 검정을 위해 2014년부터 2021년까지의 예측결과인 예측 월별데이터와 실제 월별데이터를 검증·비교하였다. 대표적인 검증방법인 RMSE를 이용하였으며 검증결과, RMSE값은 46,243으로 나타났다.

또한 예측 예대율의 월별 데이터와 실제 예대율의 월별데이터를 시각화하여 비교하였다. 그 결과 실제값과 예측값은 비슷한 패턴을 보여주고 있으며 예측값이 실제값의 특성을 반영

하여 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

본 논문은 은행의 기술평가 역량을 고려한 기술력 및 건전성을 확인할 수 있는 예측모델을 구축하였고 이를 통해 향후 은행의 높은 건전성을 지닌 기술금융대출공급이 확대되고 기술 금융 추진이 더욱 가속화 될 것으로 기대한다.

참고문헌

- 금융감독원 (2015). **은행의 자체 기술평가 실시를 위한 [기술신용대출 정착 로드맵] 발표**
- 금융감독원 보도자료 (2018). **은행업감독규정 개정.**
- 금융위원회 (2021). **‘20년 하반기 은행권 기술금융 실적 및 은행 자체 평가 역량 심사 결과 발표**
- 김남중 (2018). 예대율 규제에 거시건전성 효과와 시사점. **한국금융연구원**, 27(3), 9-11.
- 김두환, 이강배 (2020). LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측. **한국항만경제학회지**, 36(2), 53-62.
- 김성진 (2018). **코딩셰프의 3분 딥러닝, 케라스맛**. 한빛미디어(주).
- 김은미, 김상봉, 홍우형 (2016). 기술금융이 은행의 성과에 미치는 영향 분석. **신용카드리뷰**, 10(2), 3-20.
- 김창범 (2012). 우리나라 은행산업의 효율성 결정요인과 금융정책. **산업경제연구**, 25(1), 801-825.
- 김희창 (2012). 은행산업의 효율성 및 결정요인에 관한 실증 분석: Network DEA모형과 Censored Tobit 모형을 이용하여. **산업경제연구**, 25(1), 365-386.
- 배수현 (2019). 저축은행 재무건전성 결정요인에 대한 연구. **문화기술의 융합**, 5(4), 277-282.
- 송건섭, 정낙원 (2017). 지방금융기관의 효율성과 결정요인 분석. **한국사회와 행정연구**, 27(4), 133-155.
- 양동우, 송준성, 김민지, 김수정, 서유화 (2007). **기술금융 시장 선진화와 시장 친화적인 기술가치평가제도 혁신정책 방안: 최종보고서**. 호서대학교 산학협력단, 한국과학기술부.
- 유상열 (2013). 2008년 금융위기 전후 국내 은행산업의 수익성과 효율성의 관계. **한국자료분석학회지**, 15(3), 1489-1502.
- 이내황 (2015). 금융위기 이후 국내 은행의 자금조달 및 운용구조 변화가 수익성에 미친 영향. **산업경제연구**, 28(5), 1847-1884.
- 이병윤 (2011). 은행 예대율과 유동성위험간의 관계. **한국금융연구원**, 20(48), 10-11.
- 이은주 (2017). CNN과 RNN의 기초 및 응용 연구. **방송과 미디어**, 22(1), 87-95.
- 창성수, 송영출, 한재현 (2015). 건전성감독 지표가 은행의 효율성에 미치는 영향 연구. **회계연구**, 20(5), 101-128.

ABSTRACT

핵심 주제어	LSTM
JEL분류번호	B4

Development of Bank Soundness Prediction Model Considering Technology Finance

Using the LSTM Model

Kim Eunmi*

This study established a model that can predict the bank's loan-to-deposit ratio by applying the interest rate, the industry production index, the corporate production index, and the balance of technology finance-related independent variables. The analysis period consisted of monthly data from 2014 to 2021, and the LSTM model, one of the cyclic neural network models considering the characteristics of time, was applied. Through this model, it was possible to solve the long-term dependence problem and increase the predictive power. The first layer of the LSTM model is configured as (None, 10 and 30) because it outputs the hidden state of all time-steps, and the output size of the second LSTM layer is finally configured as (None, 8) because it outputs only the hidden state of the last time-steps. The Dense layer was (None, 1) and the Total parameters value was 11,191. In addition, in order to test the predictive performance of the LSTM model, the predicted monthly data from 2014 to 2021 were compared with the actual monthly data, and the verification method was RMSE, and the value of RMSE was 46,243. Finally, the predictive power was confirmed by visualizing the actual value and the predictive result value.

Key words LSTM, Loan-to-deposit ratio, Technology finance, Forecasting model, RMSE

* Senior Researcher, Korea Housing & Urban Guarantee Corporation

핵심 주제어	벤처기업역량
JEL분류번호	G30

COVID-19 팬데믹에 따른 기업의 충격량과 회복력 비교

벤처기업을 중심으로

석상익* Seok Sangik
문형빈** Moon Hyungbin

국문초록

COVID-19 팬데믹에 의한 경기 침체는 2008년 글로벌 금융위기 이후 최악으로 평가될 만큼 국내 경제에 큰 영향을 미쳤다. 이와 같은 외생적 요인에 의한 경기 침체 상황에서는 국가 경제 전반의 타격을 최소화하기 위하여 공적자금을 활용한 효과적인 지원정책이 상당히 중요하다. 이때 효과적인 지원 전략을 수립하기 위해서는 외생적 요인이 기업에 미친 충격량과 회복력에 대한 정확한 진단이 필요하다고 할 수 있다. 이에 본 연구에서는 COVID-19 팬데믹 전후 산업별로 기업의 성과 변화를 비교하고 충격량과 회복력을 평가하였다. 분석 결과 COVID-19 팬데믹 이후 코스피 및 코스닥 상장 기업의 성과는 증가한 반면, 벤처기업의 성과는 감소한 것으로 나타났다. 기업의 충격량과 회복력을 비교한 분석에서도 코스피 및 코스닥 상장 기업은 회복력이 충격량을 상회하는 등 COVID-19 팬데믹으로 인한 충격량을 대부분 회복하였으나, 벤처기업은 회복력이 충격량에 못 미치는 결과가 나왔다. 이는 COVID-19 팬데믹 이후 실시된 다양한 기업 지원 정책이 벤처기업이 충격이 회복하는 데에는 부족하였음을 시사한다. 본 연구의 결과는 향후 COVID-19 팬데믹과 유사한 요인에 의해 경기 침체가 발생하였을 때 공적자금을 활용한 효과적인 지원정책을 수립하는 데에 근거가 될 수 있을 것으로 기대된다.

주제어 COVID-19, 벤처기업, 기업성과, 충격량, 회복력, 금융지원

* 울산대학교 경영학부 조교수, E-mail: siseok@ulsan.ac.kr, Tel: 052-259-2435, 제1저자

** 부경대학교 데이터정보과학부 빅데이터융합전공 조교수, E-mail: hbmoon@pknu.ac.kr, Tel: 051-629-4613, 교신저자

I. 서론

2019년 말 시작된 COVID-19 팬데믹(pandemic)은 국내외 경제에 큰 변화를 가져왔다. 바이러스의 전파를 막기 위해 이동 제한이 생겨나고 심한 경우 도시 및 국경이 봉쇄됨에 따라 소비는 줄어들고 연쇄적으로 생산활동도 위축되었다. 뿐만 아니라, 국가 간 무역도 원활하지 못해 원료의 수입과 완제품의 수출이 지연되면서 내수시장의 위축은 세계시장의 침체로 이어졌다. 또한 생산과 소비의 침체는 투자 둔화로 연결되면서 2008년 미국에서 시작된 글로벌 금융위기 이후 최대의 세계 경제 위기 상황을 맞이하게 되었다. 그 결과, COVID-19 팬데믹이 시작된 2020년의 세계경제성장률은 -3.1%를 기록하였으며 이는 전년(2019년) 대비 5.9%p 하락한 수준이다 (IMF, 2021). 한국의 2020년 경제성장률은 -0.7%로서, 1998년 외환위기 이후 처음으로 마이너스 성장률을 기록하였다 (한국은행, 2022). 이처럼 COVID-19 팬데믹은 국내외의 유례없는 경제 충격을 가져왔다.

하지만 2020년 말부터 세계 각국에서 COVID-19 백신 접종이 시작되고 바이러스 예방 및 확진자 관리 체계가 안정화됨과 동시에 상대적으로 치명률이 낮은 COVID-19 바이러스 변이가 우세종이 되면서 경제 활동과 관련한 여러 제약이 완화되기 시작하였다. 이에 따라 세계 경제는 다시 회복세에 들어섰으며 2021년 세계경제성장률은 전년 대비 9.0%p 상승한 5.9%에 이를 것으로 분석되었다 (IMF, 2021). 2020년 심각한 경제 침체에 따른 기저효과(base effect)를 감안하더라도 이는 세계 경제가 COVID-19 팬데믹 이전 상황으로의 복귀하였거나 그보다 더욱 성장하였다는 것을 의미한다.

이와 같이 COVID-19 팬데믹 상황 속에서 짧은 기간 동안 큰 폭의 경제 침체와 반등이 연속적으로 발생하면서, 회복력(resilience)이라는 개념이 다시 주목을 받게 되었다. 일반적으로 회복력은 “시스템 내부 또는 외부로부터의 충격으로 인하여 발생하는 불안정성을 극복하고 시스템의 기능을 회복하는 능력”으로 정의된다(서지영·조규진, 2014; 최남희, 2015). 한편, 경제학에서의 회복력은 이에 비해 구체적으로 정의되는데, 다음의 3가지 개념을 포괄한다: 1) 충격으로부터 빠르게 회복하는 능력(the ability to recover quickly from a shock), 2) 충격의 영향을 견디는 능력(the ability to withstand the effect of a shock), 3) 충격을 피하는 능력(the ability to avoid the shock) (Briguglio et al., 2006).

국가 산업 정책 관점, 특히 산업 금융지원 관점에서 볼 때 산업 및 기업의 회복력을 정확히 진단하는 것은 다음 두 가지 측면에서 중요하다. 첫째, 경제적 충격(위기) 상황에서 이에 취약한 산업 및 기업을 식별하여 산업 및 기업의 특성에 맞게 지원하는 것이 가능해지므로, 제한된 국가 자원을 효과적으로 활용하여 국가 경제 전반의 타격을 최소화할 수 있다. 둘째,

글로벌 경제 위기 상황이 발생하였을 때, 해외 주요국 대비 경제적 충격의 부정적인 영향을 적게 받는 산업을 전략적으로 육성함으로써 국가 경쟁력을 제고할 수 있다.

이에 본 연구에서는 COVID-19 팬데믹 전후 산업별로 기업의 성과 변화를 비교 분석하고자 한다. 이 때, 기업을 코스피 상장 기업, 코스닥 상장 기업, 벤처기업으로 구분하여 성과를 비교함으로써 COVID-19 팬데믹이 산업 전반에 미친 영향과 산업 내 벤처기업에 미친 영향을 구분해서 살펴보고자 한다. 나아가, 경제적 충격 상황에서 국가 경제 전반의 타격을 최소화하기 위한 벤처기업 대상 효과적인 금융지원 전략을 도출한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 연구배경에 대해 기술하고 3장에서는 연구 모형, 연구에서 활용한 데이터, 변수 정의에 관해 설명한다. 4장에서는 연구 결과를 기술하고 5장과 6장에서는 각각 결론과 본 연구의 한계를 제시한다.

II. 연구배경

1. 벤처기업 정의 및 현황

벤처기업은 중소기업 중 창의적인 아이디어 또는 기술을 활용하여 새로운 사업에 도전하는 모험기업을 의미한다. 즉 기술집약형 중소기업이 벤처기업에 해당한다. 한국은 「벤처기업 육성에 관한 특별조치법」에서 벤처기업의 요건을 정하고 있으며, 2021년 2월부터는 벤처기업을 벤처투자유형, 연구개발유형, 혁신성장유형으로 구분하고 있다. 벤처투자유형에는 중소기업창업투자회사, 신기술사업금융업, 벤처투자조합 등으로부터 투자받은 금액의 합이 5천만원 이상인면서 자본금 중 투자받은 금액이 차지하는 비율이 10% 이상인 기업이 해당된다. 연구개발유형에는 연간 연구개발비가 5천만원 이상인면서 연간 매출액 대비 연구개발비의 비율이 일정 수준 이상이고 전문평가기관으로부터 사업성이 우수하다고 평가받은 기업이 해당된다. 혁신성장유형에는 전문평가기관으로부터 기술의 혁신성과 사업의 성장성이 우수하다고 평가받은 기업이 해당된다.

한국은 벤처기업을 인증 및 관리하기 위하여 1998년부터 벤처기업확인제도를 두고 있으며, 실질적인 벤처기업을 발굴하고 투자·육성하기 위하여 여러 차례 제도를 개편하였다. 최근에는 2021년 2월에 제도 개편이 이루어졌는데, 그간 공공기관 중심의 제도를 민간 중심으로 전환하는 것이 제도 개편의 핵심이었다. 또한 벤처기업 유형 중 보증대출유형을 폐지하고 혁신성장유형을 신설함으로써 기업의 혁신성과 기술성을 실질적으로 평가하여 벤처기업으로

지정할 수 있는 길을 열었다. 2021년 2월 개편된 제도 하에서 벤처기업 확인은 별도의 민간 벤처기업확인기관이 담당한다.¹⁾ 기업이 벤처기업 확인을 신청하게 되면 벤처기업확인기관은 각 유형별로 지정된 전문평가기관에 요건 충족 여부와 선정 적절성을 평가하도록 의뢰하게 되고, 그 결과를 벤처확인위원회에서 심의·의결함으로써 최종적으로 벤처기업에게 확인서가 발급된다. 각 유형별 전문평가기관은 <표 1>과 같다.

<표 1> 벤처기업 유형별 전문평가기관

유형	전문평가기관
벤처투자유형	한국벤처캐피탈협회
연구개발유형	신용보증기금, 중소기업진흥공단
혁신성장유형	기술보증기금, 연구개발특구진흥재단, 한국과학기술정보연구원, 한국농업기술진흥원, 한국발명진흥회, 한국생명공학연구원, 한국생산기술연구원, 벤처기업확인위원회

출처: 벤처기업확인기관(2022)

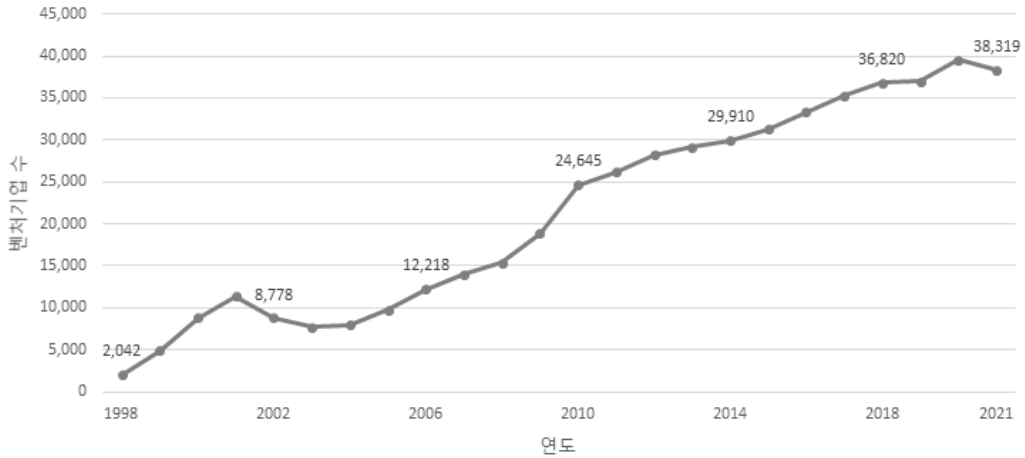
벤처기업확인서는 벤처기업 확인일로부터 3년간 유효하며 재심사 과정을 거쳐 연장도 가능하다. 기존의 벤처기업이 유효기간 만료일전 2개월, 만료일 후 1개월 이내에 벤처기업 확인을 신청하는 경우, 이전과 동일한 과정을 거쳐 벤처기업으로 확인되면 종전 유효기간 만료일의 익일을 신규 확인일로 하는 3년 간 유효한 벤처기업확인서가 발급된다.

2021년 12월 기준 벤처기업확인제도를 통해 지정된 벤처기업은 38,319개로서 제도가 시작된 1998년 2,042개 대비 약 18배 성장하였다 (<그림 1> 참고). 유형별로 살펴보면, 2021년 12월 기준으로 보증대출유형이 20,180개(52.7%), 혁신성장유형이 9,485개(24.8%), 연구개발유형이 4,454개(11.6%), 벤처투자유형이 4,022개(10.5%), 예비벤처가 178개(0.5%)이다.²⁾ 벤처기업의 업력을 살펴보면 약 65.8%에 해당하는 벤처기업이 10년 미만의 업력을 가지고 있으며, 약 82%가 제조업 기업과 정보처리 S/W 기업으로 나타났다 (<표 2> 참고).

벤처기업 중 일부는 코스피 또는 코스닥 시장에 상장되어 있다. 벤처기업이 코스피 또는 코스닥 등의 주식시장에 상장되기 위해서는 일정 수준 이상의 경영성과 및 시장평가를 보유하는 등의 요건을 갖추어야 한다. 즉 주식시장에 상장된 벤처기업은 유망한 기업으로 평가받은 기업이라고 할 수 있다. 벤처기업의 주식시장 상장은 벤처투자의 주요한 투자회수 방안이기도 하다. 2020년 기준, 코스닥 시장에 상장된 1,468개 기업 중 벤처기업은 625개로 전체의 42.6%를 차지하는 것으로 나타났다. 2020년에 신규로 상장한 86개 기업 중에서는 55.8%

1) 2020년 6월부터 (사)벤처기업협회가 벤처기업확인기관으로 지정되었다.

2) 2021년 2월 제도 개편이후 보증대출유형이 폐지되었으므로, 2023년 2월까지만 해당 유형에 해당하는 기업은 존재할 것으로 보인다 (제도 개편 이전에는 벤처기업 확인서의 유효기간이 2년).



출처: 중소벤처기업부 벤처혁신정책과

〈그림 1〉 연도별 벤처기업 수

〈표 2〉 벤처기업의 업력별·업종별 통계(2021년 12월 기준)

업력별	구분	1년 미만	1년~3년 미만	3년~5년 미만	5년~10년 미만	10년~20년 미만	20년 이상	예비 벤처	합계
	기업 수	575	5,842	6,928	11,504	9,075	4,217	178	38,319
비율(%)	1.5	15.2	18.1	30.0	23.7	11.0	0.5	100	
업종별	구분	제조업	정보처리 S/W	연구개발 서비스	건설·운수	도소매업	농·어·임·광업	기타	합계
	기업 수	23,804	7,628	1,160	813	1,129	141	3,644	38,319
비율(%)	62.1	19.9	3	2.1	2.9	0.4	9.5	100	

출처: 벤처기업확인기관(2022)

에 해당하는 48개 기업이 벤처기업이었다. 또한 2020년 기준, 코스닥 시장에서 시가총액 상위 20개 기업 중 13개가 벤처기업으로 나타났는데, 2001년 6개, 2020년 20개 수준이었던 점을 고려하면 우리 경제에서 벤처기업의 비중과 역할이 상당히 증가하였음을 알 수 있다(중소벤처기업부, 2020).

2. 외생적 위기와 기업의 경영성과

경제 위기 등 외생적 위기는 기업의 경영성과에 영향을 미치기 마련이다. 하지만 외생적 위기로부터 기업이 받는 영향은 기업의 상황과 기업이 속한 산업의 특성 등에 따라 상이하다. 일반적으로 중소기업이 대기업에 비해, 신생 기업이 기존 기업에 비해 외생적 위기에 취약한데, 이는 위기 대응에 활용할 수 있는 자원의 여력 상대적으로 부족하기 때문이다

(Cooper, 1993). 구체적으로, 광동철&홍운선(2019)은 기업이 보유한 금융 자원의 특징과 기업의 위기 취약성 간 관계가 있다는 점을 밝힌 바 있다. 해당 연구는 중소기업이 대기업보다 회사채 발행 등 직접금융에 대한 의존도가 낮고 은행 대출 등과 같은 간접금융에 대한 의존도가 높기 때문에 위기에 취약하다는 점을 제시하였다. 즉 기업의 금융 자립도는 위기 대응 역량에 영향을 줄 수 있다는 것이다. 또한 기업의 기술 역량에 따라서도 위기 시 경영성과의 변화 정도가 달라질 수 있다는 다수의 연구 결과가 존재한다. 많은 연구들은 기업의 기술 역량이 기업 성과와 경쟁력에 긍정적인 영향을 미치는 것을 확인하였으며(이상빈&김훈, 2015; 현승용&최윤석, 2013), 외생적 위기가 발생하였을 때에도 기술 역량을 가진 기업의 경영성과가 그렇지 않은 기업에 비해서 좋다는 연구 결과도 존재한다(채성욱, 조부연, 2017). 뿐만 아니라, 경기 침체 시 기업의 경영성과는 산업에 따라 달라짐을 지적한 연구도 있다(광동철&홍운선, 2019; 이승현&박광태, 2012). 광동철&홍운선(2019)는 제조업에 비해 숙박·음식점업, 개인서비스업, 도·소매업, 정보통신업 등이 경기에 민감하다는 것을 밝혔다. 즉 이들 업종을 경기 취약 업종으로 보았다. 이승현&박광태(2012)는 2008년 발생한 글로벌 금융위기 상황에서 산업별 충격량과 회복력을 분석하였으며, 충격량과 회복력을 기준으로, 산업을 (1) 충격둔감형, (2) 체력강인형, (3) 충격민감형, (4) 체력부실형으로 구분하였다. 분석 결과, 충격량과 회복력이 모두 작은 충격둔감형 산업에는 전기가스업, 화학, 음식료업, 서비스업 등이 포함되었고 충격량은 작고 회복력은 큰 체력강인형 산업에는 운수창고, 유통업이 포함되었다. 또한 충격량과 회복력이 모두 큰 충격민감형 산업에는 전기전자, 운수장비 등이 포함되었으며 충격량은 크나 회복력이 낮은 체력부실형 산업에는 기계와 기타제조업이 포함된 것으로 나타났다.

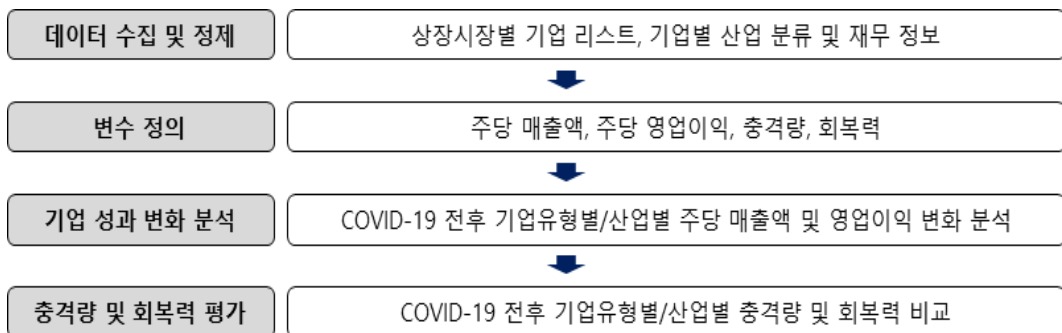
벤처기업에 한정하여 외생적 위기가 기업에 미치는 영향을 살펴보면, 외생적 위기의 양면성이 벤처기업에서 더욱 크게 작용한다는 주장이 존재한다(장수덕 & 송영화, 2002; Dean et al., 1993). 예상하지 못한 외생적 위기는 대응 자원이 부족한 벤처기업에게는 기업의 존폐에 영향을 미칠 만큼의 위협적인 요인이지만, 상대적으로 기업의 내부 환경을 쉽게 변화시킬 수 있다는 특성을 잘 활용한다면 성장을 위한 중요한 기회로 활용할 수 있다는 것이다. Woo et al. (1994)는 외생적 위기 등의 환경적 충격이 벤처기업의 성패를 결정하는 주요한 요인일 수 있다는 점을 지적하였다. 이와 관련하여, 외생적 위기를 기회로 잘 활용할 수 있는 기업의 특징을 분석한 연구도 다수 존재한다. 먼저, 경영 전략 측면에서는 차별화 전략, 특히 원가 우위 전략을 갖춘 기업이 외생적 위기 상황을 거치면서 더 나은 성과를 보일 가능성이 크다(Sandber & Hofer, 1987; Chandler & Hanks, 1994). 또한 장수덕&송영화(2002)는 외부 자원을 과도하게 활용하는 전략은 기업의 핵심 역량을 축적하는 데에 도움이 되지 않으며 이 때문에 외부자원에 과도하게 의존한 기업은 외생적 위기에 더욱 취약할 수 있음을 지적하였다.

뿐만 아니라, 분권화된 의사결정 구조를 가지면서 수평적인 조직 문화를 가진 벤처기업일수록 빠른 의사결정이 가능하므로 외생적 위기가 발생하였을 때 그렇지 않은 기업보다 대응을 효과적으로 할 수 있다는 점을 지적한 연구도 존재한다(Duchesneau & Gartner, 1990).

Ⅲ. 연구방법

1. 분석 과정

본 연구의 분석 과정을 요약하면 <그림 2>와 같다. 먼저, 분석에 활용될 원데이터를 수집하고 분석의 일관성 및 객관성을 높이기 위하여 특정한 기준으로 데이터를 정제한다. 본 연구에서는 상장 시장(KOSPI, KOSDAQ)별 기업 리스트, 기업별 산업분류 및 재무 정보를 분석 데이터로 활용한다. 다음으로, 정제된 데이터를 이용하여 분석에 활용할 변수를 정의한다. 본 연구에서는 COVID-19 팬데믹에 의해서 기업이 받은 충격량과 그 이후의 회복력을 평가하기 위하여 주당 매출액(sales per share), 주당 영업이익(earning per share)을 먼저 정의하였다. 그 다음, 이 두 변수를 활용하여 기업별로 COVID-19 팬데믹에 따른 충격량과 회복력을 정의하였다. 변수 정의 후에는 COVID-19 팬데믹이 기업의 경영성과에 어떠한 영향을 미쳤는가를 확인하기 위하여 COVID-19 전후 기업유형별(코스피 상장 기업, 코스닥 상장기업, 벤처기업)로 주당 매출액과 주당 영업이익의 차이를 분석하였다. 또한 COVID-19 전후 경영성과의 변화가 산업별로도 어떻게 다른지 확인하였다. 마지막으로 COVID-19 팬데믹에 의해 기업이 받은 충격량과 위기 극복 과정을 통한 회복력을 기업유형별, 산업별로 비교함으로써 COVID-19 상황 속에서 기업의 위기 극복 역량을 평가한다.



<그림 2> 분석 과정 요약

2. 연구 데이터

본 연구는 2022년 3월 31일 기준 KOSPI와 KOSDAQ 시장에 상장되어 있는 제조업 및 서비스업 관련 기업³⁾ 중 2018년 1분기부터 2022년 1분기까지 분기별 매출액 및 영업이익 정보를 확인할 수 있는 1,231개 기업을 분석대상으로 하였다. 2019년 말에 발생한 COVID-19 팬데믹의 영향을 분석하기 위해 2019년 12월 31일 기준으로 벤처기업으로 지정되어 있거나, 벤처기업 해제 후 7년 이내인 기업을 벤처기업으로 분류하였으며, 여기에는 377개 기업이 해당하였다.⁴⁾ 본 연구에서 분석대상 기업을 정리하면 <표 3>와 같다. 기업별 상장 시장 정보, 벤처기업 지정일 및 해제일, 한국표준산업분류체계 및 매출액 및 영업이익 등의 재무 정보는 모두 DataGuide로부터 추출하였다.

<표 3> 분석대상 기업 기초 통계

대분류	No.	산업분류 소분류	非벤처기업		벤처기업	합계
			KOSPI	KOSDAQ		
제조업	1	전자부품 컴퓨터 영상 음향 및 통신장비 제조업	31	74	85	105
	2	기타 기계 및 장비 제조업	25	38	61	63
	3	의료용 물질 및 의약품 제조업	32	18	33	50
	4	의료 정밀 광학기기 및 시계 제조업	5	15	35	20
	5	화학물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	56	24	20	80
	6	전기장비 제조업	16	15	13	31
	7	금속가공제품 제조업; 기계 및 가구 제외	7	9	6	16
	8	식료품 제조업	24	14	7	38
	9	자동차 및 트레일러 제조업	40	32	9	72
	10	고무 및 플라스틱제품 제조업	22	13	8	35
	11	기타 제조업	112	50	13	162
		소계	370	302	290	672
서비스업	12	정보통신업	27	71	66	98
	13	전문 과학 및 기술 서비스업	56	28	21	84
		소계	83	99	87	182
		합계	453	401	377	854

주: 제조업 분류는 한국표준산업분류체계 상 대분류 제조업(C) 내 중분류를 준용하였으며, 서비스업 분류는 한국표준산업분류체계 상 대분류 정보통신업(J), 전문, 과학 및 기술 서비스업(M)를 활용하였음

3) 10차 한국표준산업분류체계 상 대분류 중 제조업(C), 정보통신업(J), 전문, 과학 및 기술 서비스업(M)에 속한 기업을 제조업 및 서비스업 관련 기업으로 보았다.

4) 2018년 1분기부터 2022년 1분기까지 분기별 재무 정보를 확인할 수 있는 기업 중 2019년 12월 31일 기준으로 벤처기업으로 지정된 기업은 246개이며, 벤처기업 해제 후 7년이 이내인 기업은 134개이다.

3. 변수 정의

본 연구에서 활용한 주요 변수인 주당 매출액, 주당 영업이익, 충격량, 회복력은 다음과 같이 정의된다. 먼저, 주당 매출액은 분기별로 정의되며 기업의 매출액을 기업이 발행한 주식의 수로 나눈 값을 의미한다. 이는 기업의 규모를 고려한 매출액이라고 할 수 있다. 이와 유사하게, 주당 영업이익도 분기별로 정의되며 기업의 영업이익을 주식 수로 나눈 값으로 정의된다. 마찬가지로 기업의 규모를 고려한 영업이익을 의미한다. <표 4>는 코스피 및 코스닥 상장 기업과 벤처기업에 대한 주당 매출액 및 주당 영업이익의 기초 통계량을 보여준다.

<표 4> 주당 매출액 및 주당 영업이익에 대한 기초 통계량

Panel A. 주당 매출액								
기업 분류	관측치	평균	표준편차	중앙값	최대값	최소값	Q1	Q3
KSP	7,672	22.56	39.98	6.67	206.94	-0.18	2.10	21.02
KSQ	6,776	3.32	5.08	1.90	97.07	-0.18	0.68	3.94
VEN	6,313	2.04	3.18	1.07	47.94	-0.18	0.38	2.37
Panel B. 주당 영업이익								
기업 분류	관측치	평균	표준편차	중앙값	최대값	최소값	Q1	Q3
KSP	7,672	1.20	2.54	0.24	15.43	-2.42	0.01	1.22
KSQ	6,776	0.20	0.53	0.06	10.67	-1.90	-0.01	0.27
VEN	6,313	0.14	0.51	0.03	8.18	-2.42	-0.05	0.19

주: 극단치의 영향을 배제하기 위해 각 기간별로 1% 및 99% 수준에서 주당 매출액과 주당 영업이익을 윈저라이징(Winsorizing) 하였음. 관측치를 제외한 모든 값은 1,000원 단위로 기입하였음

충격량과 회복력은 이승현&박광태(2012)의 정의를 준용하였으며, 구체적으로 식(1), 식(2)과 같이 정의된다.

$$\text{충격량} = \frac{\text{2019년 4분기 대비 최저점의 경영성과 감소량}}{\text{2019년 4분기 이후 최저점까지의 기간(분기)}} \quad (1)$$

$$\text{회복력} = \frac{\text{최저점 대비 2022년 1분기의 경영성과 증가량}}{\text{최저점 이후 2022년 1분기까지의 기간(분기)}} \quad (2)$$

충격량은 COVID-19 발생 직전 시점인 2019년 4분기의 경영성과에 대비하여 2019년 4분기 이후 가장 저조한 경영성과의 감소량을 2019년 4분기부터 최저점을 기록한 시점까지

의 기간으로 나눈 값을 의미한다. 회복력은 COVID-19 발생 이후 가장 저조한 경영성과에 대비하여 2022년 1분기 경영성과의 증가량을 최저점을 기록한 시점부터 2022년 1분기까지의 기간으로 나눈 값을 의미한다. 충격량과 회복력은 주당 매출액, 주당 영업이익에 대해 각각 정의될 수 있으며, 식(1)과 식(2)의 “경영성과”에 주당 매출액 또는 주당 영업이익을 적용함으로써 각각의 충격량과 회복력을 산정할 수 있다.

IV. 연구 결과

1. COVID-19 팬데믹 전후 기업 성과 변화

COVID-19 팬데믹이 기업 성과에 미친 영향을 분석하기 위해 우선 상장 시장에 따라 COVID-19 전후의 매출액 및 영업이익이 어떻게 달라졌는지를 비교하였다. 이를 위해 각각의 기업에 대해 2018년 1분기부터 2019년 4분기까지 8분기 동안 발표된 실적을 평균하여 COVID-19 팬데믹 전(Before) 기업 성과를 측정하고, 2020년 1분기부터 2022년 1분기까지 9분기 동안 발표된 실적을 평균하여 팬데믹 후(After)의 기업 성과를 측정하였다. <표 5>는 이와 같이 계산된 기업 성과를 코스피 상장 기업(KSE), 코스닥 상장 기업(KSQ), 그리고 벤처기업(VEN)에 대해 평균한 값과 COVID-19 팬데믹 전후의 기업 성과 차이(Diff)에 대한 통계적 유의성을 보여준다.

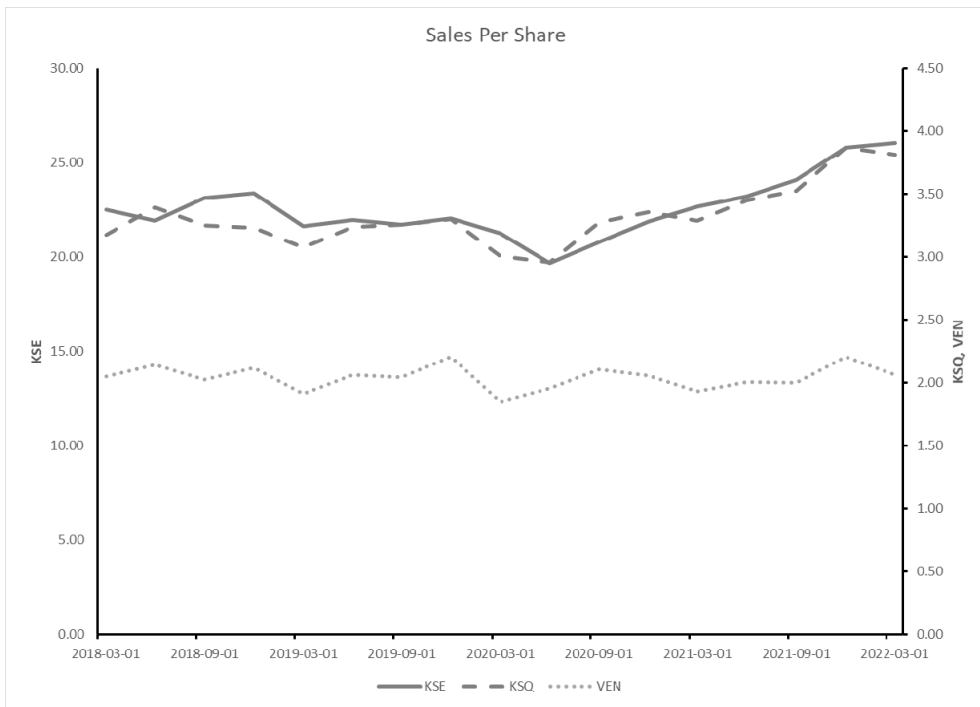
<표 5> COVID-19 팬데믹 전후 기업 성과 차이(전체 산업)

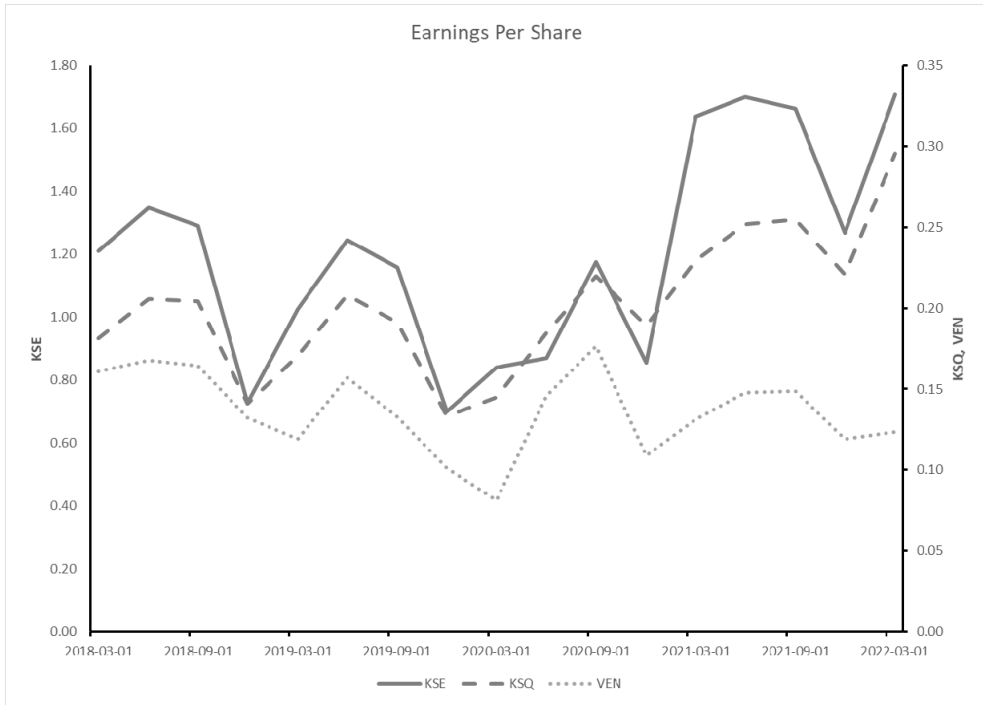
기업 분류	기업 수	주당 매출액			주당 영업이익		
		Before	After	Diff	Before	After	Diff
KSE	453	22.452	22.819	0.367 (0.74)	1.095	1.302	0.207*** (4.00)
KSQ	401	3.234	3.392	0.158* (1.69)	0.180	0.221	0.042*** (2.60)
VEN	377	2.063	2.021	-0.043 (-0.63)	0.138	0.131	-0.007 (-0.34)

주: *, **는 각각 10%, 1%에서 유의함을 의미하며 ()안은 t -통계량임. 단위는 1,000원.

<표 5>의 결과는 COVID-19 팬데믹 이후 기업의 실적이 전반적으로 악화되었을 것이라

는 보편적인 예상과 상충된다. 코스닥 상장 기업은 COVID-19 팬데믹 이후 오히려 매출액과 영업이익이 모두 유의하게 증가하였으며, 코스피 상장 기업 또한 영업이익은 유의하게 증가하였고, 매출액은 통계적으로 유의하지는 않지만 증가하는 양상을 보였다. 오로지 벤처기업만이 COVID-19 팬데믹 전후 주당 매출액과 주당 영업이익에 유의미한 차이를 발견하지 못하였다. 코스피 및 코스닥 상장 기업의 경우 주당 영업이익이 팬데믹 이후 유의미하게 증가하였다는 결과와 비교한다면, COVID-19 팬데믹이 벤처기업에 더 큰 타격을 주었음을 유추할 수 있다. 즉, <표 5>의 결과는 COVID-19 팬데믹이 기업 성과에 비대칭적으로 영향을 미쳤으며, 규모가 작고 경기 변동에 민감한 벤처기업에 더 큰 타격을 입혔음을 시사한다. 이와 같은 COVID-19 팬데믹의 비대칭적 영향을 알아보기 위해 2018년 1분기부터 2022년 1분기까지의 분기별 주당 매출액과 주당 영업이익을 상장 시장별로 평균하여 <그림 3>에 표시하였다.





〈그림 3〉 COVID-19 팬데믹 이후 기업 성과 추이(전체 산업)

주: 분기별 주당 매출액(상)과 주당 영업이익(하) 추이를 나타냄. 각 그림의 왼쪽 값은 코스피 시장에 대한 수치를 나타내고, 오른쪽 값은 코스닥 시장 및 벤처기업에 대한 수치를 나타냄. 실선은 코스피 상장 기업, 넓은 점선은 코스닥 상장 기업, 좁은 점선은 벤처기업의 성과임. 단위는 1,000원.

〈그림 3〉은 상장 시장에 따른 COVID-19 팬데믹의 비대칭적 영향을 더욱 명확하게 보여준다. 코스피 상장 기업과 코스닥 상장 기업 모두 COVID-19 팬데믹이 시작된 2020년 1분기와 2분기에는 매출액이 이전 분기들에 비해 다소 감소하였으나, 2020년 3분기부터 매출액이 회복세로 전환되어 2021년 1분기에는 COVID-19 직전 수준으로 돌아왔고, 그 후에도 꾸준히 매출액이 늘어나서 2022년 1분기에는 전체 분석 기간 중 최고 매출액을 달성하였다. 이에 반해 벤처기업의 경우 2020년 1분기와 2분기에 하락했던 매출액이 어느 정도는 회복되었으나, COVID-19 팬데믹 이전 수준보다 증가하지는 않았음을 확인할 수 있다. 기업의 직접적인 실적을 나타내는 영업이익 추이는 더욱 비대칭적이다. 2020년 1분기에 일시적으로 감소하고 그 후 꾸준히 증가세를 보이는 코스피 상장 기업과 코스닥 상장 기업과는 달리 벤처기업의 경우 2020년 3분기에 단기적으로 영업이익을 회복하지만, 그 추세가 장기적으로 유지되지는 못했다. 〈표 5〉와 〈그림 3〉의 결과는 모두 상장 시장에 따른 COVID-19 팬데믹의 비대칭적 영향을 보여주며, 특히 이 기간 동안 벤처기업이 집중적으로 타격을 입었음을 보여준다.

앞서 〈표 5〉을 통해 코스피 시장에 상장된 기업과 코스닥 시장에 상장된 기업, 그리고 벤

처기업의 중점 산업이 다르다는 것을 보였다. 예를 들어 기타 제조업으로 분류된 기업 비율(24.72%)이 가장 높은 코스피 시장과는 달리 벤처기업 중 기타 제조업으로 분류된 기업의 비율(3.45%)은 낮고, 많은 벤처기업이 전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업으로 분류(22.55%)되어 있다. 만약 COVID-19 팬데믹이 산업별로 다른 영향을 미쳤다면, <표 5>와 <그림 3>에서 나타나는 상장 시장에 따른 COVID-19 팬데믹의 비대칭적 영향은 각 시장별 중점 산업이 다르기 때문에 발생하였을 가능성이 있다. 이 가설을 검증하기 위해 우리는 각 상장 시장 내에서 산업별로 구분하여 COVID-19 팬데믹 전후의 주당 매출액(<표 6> 참고)과 주당 영업이익(<표 7> 참고)을 비교하였다.

<표 6> COVID-19 팬데믹 전후 기업의 주당 매출액 차이(산업별)

산업분류 No.	KSE				KSQ				VEN			
	기업 수	Before	After	Diff	기업 수	Before	After	Diff	기업 수	Before	After	Diff
1	31	10.983	12.680	1.697 (1.04)	74	3.002	3.233	0.230 (0.98)	85	2.927	2.657	-0.270 (-1.40)
2	25	7.987	6.280	-1.708 (-1.57)	38	3.090	3.022	-0.068 (-0.46)	61	2.136	1.839	-0.297** (-2.58)
3	32	7.946	8.340	0.394 (0.44)	18	3.053	3.086	0.033 (0.07)	33	1.399	1.596	0.197 (0.63)
4	5	3.401	4.206	0.805** (2.83)	15	1.973	2.476	0.503 (1.57)	35	1.513	1.384	-0.129 (-0.89)
5	56	36.319	40.244	3.925* (1.82)	24	2.667	2.920	0.252 (1.35)	20	1.764	1.653	-0.111 (-1.56)
6	16	20.552	20.380	-0.172 (-0.08)	15	4.240	4.900	0.660** (2.85)	13	2.643	3.517	0.875 (1.41)
7	7	2.690	2.897	0.207 (0.91)	9	3.083	2.955	-0.128 (-0.57)	6	1.043	1.307	0.264 (0.85)
8	24	58.733	60.433	1.700 (0.42)	14	7.190	8.069	0.879* (1.87)	7	1.745	2.254	0.509 (1.10)
9	40	15.033	14.457	-0.576 (-0.66)	32	5.115	5.003	-0.112 (-0.50)	9	3.770	3.354	-0.417 (-1.59)
10	22	8.070	8.373	0.303** (2.19)	13	2.249	2.205	-0.044 (-0.33)	8	0.733	0.666	-0.068 (-1.18)
11	112	23.470	21.644	-1.825* (-1.71)	50	2.769	2.585	-0.184 (-0.78)	13	2.851	2.923	0.072 (0.17)
12	27	10.262	10.748	0.486 (0.43)	71	2.876	3.272	0.396 (1.11)	66	1.572	1.760	0.188 (1.50)
13	56	33.641	35.211	1.571 (1.33)	28	2.903	2.859	-0.044 (-0.18)	21	1.471	1.457	-0.014 (-0.20)

주: *, **는 각각 10%, 5%에서 유의함을 의미하며 ()안은 t-통계량임. 단위는 1,000원.

〈표 7〉 COVID-19 팬데믹 전후 기업의 주당 영업이익 차이(산업별)

산업분류 No.	KSE				KSQ				VEN			
	기업 수	Before	After	Diff	기업 수	Before	After	Diff	기업 수	Before	After	Diff
1	31	0.649	1.030	0.381 (1.63)	74	0.132	0.174	0.042 (0.77)	85	0.137	0.087	-0.049** (-2.08)
2	25	0.419	0.262	-0.157 (-1.44)	38	0.211	0.214	0.003 (0.09)	61	0.153	0.113	-0.039 (-1.13)
3	32	0.476	0.476	0.000 (0.01)	18	0.334	0.393	0.058 (0.41)	33	0.184	0.236	0.053 (0.30)
4	5	0.467	0.618	0.151* (2.34)	15	0.230	0.353	0.123 (0.98)	35	0.092	0.119	0.027 (0.70)
5	56	2.061	2.761	0.700*** (2.94)	24	0.176	0.229	0.053** (2.28)	20	0.122	0.068	-0.054* (-1.91)
6	16	0.762	0.956	0.194 (1.64)	15	0.163	0.212	0.049 (1.09)	13	0.140	0.176	0.037 (0.74)
7	7	0.122	0.164	0.042 (0.76)	9	0.102	0.053	-0.049 (-1.73)	6	-0.005	0.030	0.035 (0.71)
8	24	2.244	2.423	0.179 (0.88)	14	0.354	0.415	0.061** (2.16)	7	0.098	0.147	0.049 (0.80)
9	40	0.422	0.466	0.043 (0.53)	32	0.085	0.089	0.003 (0.15)	9	0.100	0.013	-0.087* (-2.01)
10	22	0.354	0.297	-0.057 (-1.11)	13	0.087	0.103	0.017 (0.60)	8	0.011	0.017	0.006 (0.49)
11	112	1.017	1.166	0.149* (1.78)	50	0.133	0.169	0.036 (1.45)	13	0.305	0.331	0.027 (0.25)
12	27	0.978	1.018	0.040 (0.19)	71	0.215	0.306	0.091** (2.15)	66	0.180	0.209	0.028 (0.57)
13	56	1.795	2.151	0.356* (1.71)	28	0.230	0.214	-0.017 (-0.41)	21	0.010	0.004	-0.006 (-0.18)

주: *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1%에서 유의함을 의미하며 ()안은 t-통계량임. 단위는 1,000원.

〈표 6〉의 결과에 따르면 코스피 상장 기업의 경우 13개 산업 중 9개 산업에서 매출이 증가하였으며, 이 중 3개 산업의 매출 증가량이 통계적으로 유의하였다. 코스닥 상장 기업의 경우에도 7개 산업에서 매출이 증가하였으며, 이 중 2개의 값이 통계적으로 유의하였다. 반면 벤처기업의 경우 6개 산업의 매출이 증가한 것으로 보이지만, 어느 것도 통계적으로 유의하지는 않았다.⁵⁾ 이는 〈표 5〉 및 〈그림 3〉의 결과와 일치하며, COVID-19 팬데믹은 벤처기

5) 매출액 감소의 경우 코스피 상장 기업 중 4개 산업의 매출이 감소하였으며, 이 중 한 개만 통계적으로 유의미하였으며, 코스닥 상장 기업 중에서는 6개 산업의 매출이 감소하였으나 어느 것도 통계적으로 유의하지는 않았다. 반면 벤처기업의 경우 7개 산업에서 매출이 감소한 것으로 보이며, 이 중 한 개 산업의 감소량이 통계적으로 유의미하다.

업에 더 큰 타격을 미쳤음을 시사한다. 또한 기업이 어떤 시장에 상장되었는지에 따라 COVID-19 팬데믹에 영향을 받는 산업이 달랐다. 예컨대 코스피 상장 기업의 경우 의료 정밀 광학기기 및 시계 제조업, 화학물질 및 화학제품 제조업, 고무 및 플라스틱제품 제조업, 기타 제조업에서 매출액 변화가 유의한 반면, 벤처기업 중에서는 기타 기계 및 장비 제조업의 경우에만 매출액 변화가 유의하였다. 이와 같은 결과는 COVID-19 팬데믹이 각 산업에 미치는 영향이 상이하고 기업 간 양극화를 심화하였다는 기존의 연구 결과와 일치한다(송명진, 2021; 최현경 외, 2021). 최현경 외(2021)에 따르면, 의약품 제조업은 COVID-19 이전보다 이후에 생산과 고용이 증가되었으며 화학물질 및 화학제품 제조업은 COVID-19 팬데믹 이후 고용이 증가한 것으로 나타났다. 이는 COVID-19에 대응하기 위해 백신, 치료제에 대한 수요가 커진 것이 반영된 결과로 해석된다. 또한 COVID-19로 인해 위생용품과 포장용 제품 수요가 증가하면서 중간재로 활용되는 화학제품의 수요가 증가되었고 이에 따라 화학물질 및 화학제품 제조업 산업이 COVID-19를 전후하여 성장한 것으로 해석된다. 코스피 시장에 상장된 기업이 각 산업을 대표하는 기업이라고 보면, <표 6>의 결과는 기존의 연구 결과로 뒷받침된다. 뿐만 아니라, 송명진 (2021)은 COVID-19는 상대적으로 대기업에게 유리하였다는 점을 밝혔다. 즉 COVID-19로 인하여 호황을 경험한 산업 내에서도 상대적으로 규모가 큰 기업만이 혜택을 보았을 가능성이 크다는 것이다. 이와 같은 해석은 <표 6>의 결과에 대해서도 적용된다. <표 6>의 결과를 요약하면, COVID-19이 각 산업에 미친 영향은 상이하고, 따라서 <표 5> 및 <그림 3>에서 도출된 결과는 시장별 중점 산업의 차이에서 기인하였다는 가설을 기각한다. 즉, 앞선 결과는 상장 시장 자체의 특성 차이에서 기인하였음을 시사한다.

COVID-19 팬데믹이 산업별로 다른 영향을 미쳤고 이와 같은 산업별 영향력 차이 때문에 상장 시장에 따라 매출액 변화가 다를 수 있다는 가설을 기각한다. 즉, <표 5>와 <그림 3>의 결과는 시장별 중점 산업의 차이가 원인이 아님을 시사한다.

COVID-19 팬데믹이 영업이익에 미친 영향을 분석한 <표 7> 또한 위의 결과를 강하게 지지한다. <표 7>의 결과에 따르면 코스피 상장 기업의 경우 4개 산업에서 영업이익 증가가 통계적으로 유의하게 발생하였고, 영업이익의 유의한 감소는 어느 산업에서도 관측되지 않았다. 반면 벤처기업 중에서는 통계적으로 유의하게 영업이익 증가가 관측되는 산업은 없었고, 오히려 3개 산업에서 유의한 영업이익 감소가 나타났다. 단, <표 6> 및 <표 7>의 결과는 표본 숫자의 차이에서 기인하였을 가능성이 있다. 즉, 상장 시장에 따른 산업별 기업 수가 다르므로, 평균의 차이에 대한 표준편차가 상이하고, 이에 따라 통계적 유의성이 달라질 수 있다. 예컨대, 전자부품 컴퓨터 영상 음향 및 통신장비 제조업(1)의 경우 코스피 상장 기업은 31개, 코스닥 상장 기업은 74개, 벤처기업은 85개로 표본의 숫자가 다르다. 세 그룹의 평균값

의 차이가 동일하더라도, 벤처기업의 표본 수가 크므로 표준편차가 작아지고, 그 결과 벤처기업에서만 통계적 유의성이 도출되었을 가능성이 있다. 다만, 벤처기업에서만 평균의 차이에 대한 부호가 다르게 나타나는 경우가 많고, 오히려 표본의 수가 작은 산업(화학물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외(5) 및 자동차 및 트레일 제조업(9))에서도 벤처기업에서만 통계적 유의성이 도출되었으므로, <표 6> 및 <표 7>의 결과가 표본 수 차이에 의한 결과로 단정 지을 수는 없다. 이 부분은 표본 평균 비교 분석 방법의 한계임을 밝히는 바이며, 추후 연구에서 더 엄밀한 방법론에 따라 분석할 필요가 있다.

2. COVID-19 팬데믹으로 인한 충격량 및 회복력 평가

앞선 분석을 통해 우리는 COVID-19 직전 8개 분기의 기업 성과와 COVID-19 이후 9개 분기의 기업 성과를 비교하여, 팬데믹이 기업의 매출액 및 영업이익에 미친 영향이 기업의 상장 시장에 따라 달랐음을 보였다. 이와 같은 분석은 COVID-19 팬데믹의 최종적인 영향을 비교할 때에는 적절하나, 기업 성과 변화 추이 비교에는 어려움이 있다. 예를 들어 코스피 상장 기업의 경우 벤처기업 대비 COVID-19 직후 더 큰 성과 하락이 발생했지만, 이와 같은 충격을 빠르게 회복하여 2022년 1분기에 높은 성과를 보였다면, COVID-19 전후 비교 분석에서는 성과가 증가한 것으로 나타나지만, 이러한 결과가 코스피 상장 기업이 COVID-19에 더 작게 영향을 받았음을 뜻하지는 않는다. 따라서 COVID-19 팬데믹의 영향을 정확히 비교하기 위해서는 팬데믹 이후 기업 성과가 상장 시장에 따라 어떤 경로로 움직였는지를 비교하여야 한다. 이를 위해 우리는 이승현&박광태(2012)에서 정의된 충격량과 회복력 추정치를 다소 변형하여 COVID-19 팬데믹이 각 기업의 매출액 및 영업이익에 미친 충격량과 2022년 1분기까지의 회복력을 측정하였다. <표 8> Panel A는 식 (1)과 (2)에서 분자에 해당하는 부분을 의미하며, 이를 각각 충격량(dividend), 회복력(dividend)로 정의하였다. Panel B는 식(1)과 (2)에서 정의된 충격량과 회복력을 보여준다.

<표 8> COVID-19 팬데믹에 따른 충격량과 회복력 (산업 전체)

Panel A. only dividend						
기업 분류	주당 매출액			주당 영업이익		
	충격량 (dividend)	회복력 (dividend)	충격량 대비 회복력 (dividend)	충격량 (dividend)	회복력 (dividend)	충격량 대비 회복력 (dividend)
KSE	4.986	8.964	1.798	0.748	1.755	2.347
KSQ	0.864	1.371	1.587	0.228	0.390	1.711
VEN	0.927	0.782	0.843	0.277	0.299	1.081

Panel B. per Quarter						
기업 분류	주당 매출액			주당 영업이익		
	충격량 (dividend)	회복력 (dividend)	충격량 대비 회복력 (dividend)	충격량 (dividend)	회복력 (dividend)	충격량 대비 회복력 (dividend)
KSE	1.904	1.431	0.751	0.316	0.357	1.128
KSQ	0.363	0.239	0.660	0.076	0.104	1.382
VEN	0.289	0.133	0.461	0.083	0.090	1.090

주: 단위는 1,000원.

〈표 8〉의 결과에 따르면 코스피 상장 기업의 경우 벤처기업과 비교하여 COVID-19 팬데믹에 따른 충격량이 크고 동시에 회복력도 높았다. 이는 코스피 상장 기업의 매출액 및 영업이익의 기본 단위가 벤처기업보다 높기 때문이다. 따라서 단순히 충격량과 회복력의 크기를 비교하는 것보다는 충격량 대비 얼마나 많이 회복했는지를 비교하는 것이 중요하다. 〈표 8〉의 Panel A에 따르면 코스피 상장 기업의 경우 COVID-19 팬데믹이 주당 매출액에 미친 충격량 대비 회복력이 $1.798(=8.964/4.986)$ 으로 계산된다. 이는 코스피 상장 기업은 COVID-19 팬데믹으로 인해 감소한 매출액의 1.798배를 회복했음을 시사한다. 반면 벤처기업의 경우 주당 매출액에 대한 충격량 대비 회복력이 $0.844(=0.782/0.927)$ 으로 계산되어 COVID-19 팬데믹으로 인해 감소한 매출액의 84%만 회복했음을 알 수 있다. 즉, 충격이 발생하였을 때까지의 기간(최저 성과가 발생하였을 때까지의 기간)과 충격 이후 회복까지의 기간(최저 성과 발생 이후 현재까지의 기간)을 고려하지 않을 경우, 코스피와 코스닥 시장에 속한 기업은 COVID-19로 발생한 충격을 회복하고 오히려 COVID-19 이전보다 개선된 성과를 보이는 반면, 벤처기업은 여전히 COVID-19로부터 발생한 충격을 회복하지 못한 것으로 나타났다. 〈표 8〉 Panel B에서도 유사한 결과가 관측된다. 우선 모든 시장에서 충격량이 회복력보다 큰 값을 보이는데, 이는 2019년 4분기 이후 최저 실적이 발생하기까지의 기간이 회복 기간보다 짧기 때문이다. 예를 들어 코스피 상장 기업의 경우 평균적으로 최저 실적이 발생하기까지 2.6 분기가 소요되었지만, 그 후 회복 기간은 6.3 분기가 소요되었다. 따라서 총 회복력은 총 충격량보다 크지만, 분기당 회복력은 분기당 충격량보다 낮게 계산된다. 기업의 상장 시장에 따라 분기당 충격량 대비 분기당 회복력을 비교해보면, 주당 매출액의 경우 코스피 상장 기업에서는 $0.752(=1.431/1.904)$ 가 계산되고, 벤처기업의 경우 $0.460(=0.133/0.289)$ 가 계산된다. 따라서 벤처기업의 경우 총 충격량 대비 총 회복력이 다른 기업에 비해 낮은 뿐만 아니라 분기당 회복되는 속도도 현저히 낮았음을 알 수 있다. 다음으로 이와 같은 결과가 각 시장별 중점 산업 차이에서 기인하는 것인지 확인하기 위해 산업별로 나누어 충격량과 회복력을 계산하여, 〈표 9〉에 결과를 기입하였다. 이 때 전체적인 추세

를 비교하기 위해 총 충격량과 총 회복력만 사용하였다.

〈표 9〉의 결과에 따르면 산업에 따른 일괄적인 추세는 발견되지 않는다. 예컨대 전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업(1)의 경우 코스피 시장에서는 충격량 대비 회복력이 2.622(=7.589/2.894)로 계산되지만, 벤처기업의 경우 0.798(=1.151/1.442)로 계산되어 그 차이가 크다. 이러한 추세는 다른 산업에서도 동일하게 발견된다. 즉, 동일한 산업일지라도 상장 시장에 따라 충격량과 회복력이 상이한 양상을 보였다. 따라서 〈표 8〉의 결과는 각 시장별 중점 산업 차이보다는 시장에 따른 COVID-19 팬데믹에 따른 충격량과 회복력 자체의 차이에서 기인했음을 알 수 있다.

마지막으로 우리는 기업의 재무적 성과에 대한 충격량과 회복력 대신 금융 시장에서 평가 받는 주가에 대한 충격량과 회복력을 비교하였다. 즉, 2019년 12월 31일 대비 최저점까지의 수익률을 충격량으로 정의하고, 최저점 대비 2022년 3월 31일까지의 수익률을 회복력으로 정의하였다. 이를 위해 우리는 월별 주가 데이터를 사용하였다. 〈표 10〉의 Panel A는 〈표 8〉에서와 마찬가지로 식 (1)과 (2)에서 분자에 해당하는 부분을 의미하며, 이를 각각 충격량(dividend), 회복력(dividend)로 정의하였다. Panel B는 식 (1)과 (2)의 정의를 따르되 분모를 각각 최저점까지 도달 기간(월)과 그 후 2022년 3월 31일까지의 기간(월)으로 변형한 충격량(month)과 회복력(month)의 결과를 보여준다.

〈표 9〉 COVID-19 팬데믹에 따른 충격량과 회복력 (산업별)

Panel A. 주당 매출액									
산업분류 No.	KSE			KSQ			VEN		
	충격량	회복력	충격량 대비 회복력	회복력	충격량	충격량 대비 회복력	충격량	회복력	충격량 대비 회복력
1	2.894	7.589	2.622	0.897	1.899	2.118	1.442	1.151	0.798
2	3.160	3.020	0.956	1.227	0.897	0.731	0.930	0.638	0.686
3	1.826	1.649	0.903	0.980	1.805	1.842	0.645	0.586	0.908
4	0.911	2.416	2.650	0.535	1.252	2.339	0.681	0.496	0.729
5	5.364	17.192	3.205	0.439	1.326	3.020	0.544	0.425	0.780
6	6.004	8.980	1.496	0.700	2.142	3.061	1.412	2.376	1.682
7	1.415	0.737	0.521	0.815	1.529	1.877	0.596	0.234	0.393
8	4.962	16.389	3.303	0.302	1.613	5.342	0.427	1.002	2.348
9	4.910	5.303	1.080	1.724	1.558	0.904	0.808	1.197	1.481
10	1.324	2.153	1.626	0.617	0.627	1.016	0.383	0.310	0.809
11	6.590	7.904	1.199	0.706	1.116	1.581	1.070	0.889	0.831
12	4.048	4.083	1.009	0.786	1.151	1.463	0.840	0.499	0.593
13	7.651	16.519	2.159	0.747	1.007	1.349	0.454	0.748	1.647

Panel B. 주당 영업이익									
산업분류 No.	KSE			KSQ			VEN		
	충격량	회복력	충격량 대비 회복력	회복력	충격량	충격량 대비 회복력	충격량	회복력	충격량 대비 회복력
1	0.301	1.581	5.255	0.265	0.505	1.907	0.296	0.318	1.073
2	0.473	0.656	1.386	0.332	0.366	1.104	0.292	0.395	1.352
3	0.475	0.755	1.591	0.406	0.966	2.379	0.325	0.442	1.359
4	0.314	0.794	2.530	0.320	0.541	1.692	0.259	0.308	1.188
5	0.985	3.258	3.307	0.121	0.217	1.794	0.200	0.219	1.097
6	0.661	1.041	1.576	0.329	0.328	0.998	0.392	0.434	1.107
7	0.181	0.122	0.678	0.160	0.293	1.823	0.134	0.114	0.854
8	0.679	1.939	2.855	0.130	0.243	1.878	0.047	0.171	3.668
9	0.821	0.886	1.079	0.288	0.321	1.114	0.202	0.291	1.440
10	0.372	0.273	0.733	0.116	0.165	1.420	0.101	0.088	0.874
11	0.839	2.043	2.434	0.176	0.332	1.885	0.348	0.290	0.833
12	0.960	0.970	1.011	0.166	0.371	2.236	0.302	0.179	0.593
13	1.010	2.829	2.801	0.170	0.292	1.718	0.201	0.260	1.292

주: 단위는 1,000원.

〈표 10〉 COVID-19 팬데믹에 따른 주가에 대한 충격량과 회복력

Panel A. only dividend		
기업 분류	충격량(dividend)	회복력(dividend)
KSE	0.324	1.183
KSQ	0.329	1.236
VEN	0.327	1.236
Panel B. per Month		
기업 분류	충격량(month)	회복력(month)
KSE	0.080	0.035
KSQ	0.073	0.027
VEN	0.068	0.020

주: 단위는 %.

주가에 대한 충격량과 회복력(〈표 10〉 참고)은 재무적 성과에 대한 충격량과 회복력(〈표 8〉 참고)과는 다소 다른 양상을 보인다. COVID-19 팬데믹으로 인해 코스피 상장 기업은 32.4%의 주가 하락을 겪었지만, 최저점 대비 118.3%의 주가 상승을 보임으로써 2019년 12월 31일보다 주가는 1.475배(=1-0.324)*(1+1.183)) 증가했음을 알 수 있다. 이러한 현상은 벤처기업에서도 동일하게 관측된다. COVID-19 팬데믹으로 인해 벤처기업은 32.7%의

주가 하락을 겪었지만, 2022년 3월 31일까지 최저점 대비 123.6%의 수익률을 보임으로써 COVID-19 팬데믹 직전 대비 주가가 1.505배($= (1 - 0.327) * (1 + 1.236)$) 상승했음을 알 수 있다. 이와 같은 주가에 대한 결과를 <표 8>의 재무적 성과에 대한 결과와 비교해보면, COVID-19 팬데믹 후의 벤처기업의 주가 위험에 대해 명확하게 알 수 있다. <표 8>의 결과에 따르면, 코스피 상장 기업의 경우 주당 매출액이 COVID-19 팬데믹 이후 4,986원 감소하였으나, 최저점 이후 8,964원 증가하여 팬데믹 직전보다 오히려 주당 매출액이 증가하는 모습을 보였다. 이와 같은 주당 매출액 증가는 주가 상승을 견인하여, 주가 또한 팬데믹 직전보다 1.475배 증가하였다. 반면 벤처기업의 경우 주당 매출액이 COVID-19 팬데믹 이후 927원 감소하였고, 그 후 782원의 주당 매출액 증가를 보였으나, 여전히 감소분을 만회하지는 못하였다. 하지만 벤처기업의 주가는 팬데믹 직전 대비 1.505배 상승하는 모습을 보였다. 이와 같이 재무적 성과가 동반되지 않은 주가 상승은 향후 버블이 붕괴될 경우 벤처기업에 큰 손실을 야기할 수 있으므로 상당한 주의가 요구된다. 단, 벤처기업 주가를 견인한 요인은 본 연구의 범위를 벗어났기에, 이에 대한 추가 분석을 진행하지 않았다. 즉, COVID-19 팬데믹 이후 재무적 성과 없이 벤처기업의 주가가 상승한 원인에 대해서는 추후 추가적인 연구가 필요하다. 이에 대한 원인 중 하나로 COVID-19 팬데믹 동안의 개인투자자의 비합리적인 투자 행태가 지목될 수 있다. 김민기(2020)는 2020년 1분기에 개인투자자가 순매수한 종목은 중소형주에 집중되어 있으며, 특히 기초여건이 악화된 기업에 대한 개인투자자 순매수 비율이 높음을 보였다. 이와 같은 개인투자자의 비합리적 투자 행태가 벤처기업의 재무적 성과가 동반되지 않은 주가 상승을 견인하였을 가능성이 있으며, 추후 연구에서 이에 대해 구체적으로 분석할 필요가 있다.

V. 결 론

본 연구는 COVID-19 팬데믹 전후 기업의 성과 변화, COVID-19가 기업에 미친 충격량, 그리고 기업의 회복력을 분석하였다. 이를 위하여 기업을 코스피 상장 기업, 코스닥 상장 기업, 벤처기업으로 구분하고 기업이 속한 산업을 기준으로도 기업을 분류하여 충격량과 회복력을 평가하였다. COVID-19와 같이 외생적 요인에 의한 경기 침체 상황에서는 국가 경제 전반의 타격을 최소화하기 위하여 공적자금을 활용한 효과적인 지원정책이 상당히 중요한데, 본 연구의 결과는 공적자금을 활용한 효과적인 지원정책을 수립하는 데에 근거가 될 수 있다는 측면에서 의의가 있다. 다시 말해, 향후 COVID-19 팬데믹과 유사한 요인에 의해 경기

침체가 발생하였을 때, 본 연구의 결과는 효과적인 지원정책을 구성할 때 중점 지원 대상을 어떤 기업으로 할 것인지와 관련한 시사점을 제공한다.

본 연구의 주요 결과, 특히 벤처기업과 관련한 결과 및 정책적 시사점은 다음과 같다. 첫째, COVID-19 팬데믹은 매출액과 영업이익 등 기업의 성과에 비대칭적으로 영향을 미쳤으며, 특히 규모가 작고 경기 변동에 민감한 벤처기업에 더 큰 타격을 입혔다. 따라서 COVID-19 팬데믹과 같은 외부적인 시장 충격이 발생하였을 때는 벤처기업 관리에 세밀한 주의를 기울일 필요가 있다. 둘째, 코스피 및 코스닥 상장 기업은 COVID-19 팬데믹에 따른 충격량을 그 이상으로 회복하였지만, 벤처기업의 경우에는 여전히 손실을 만회하지 못하였다. COVID-19 팬데믹으로 인한 긴급경영자금지원, 특례보증, 일자리안정자금, 세제 및 공과금 지원 등이 대부분 벤처기업을 포함한 중소기업에 집중되었음을 고려한다면, 본 연구에서 도출된 결과는 기업 지원 정책이 의도와는 다소 부합하지 않는 방향으로 작용하였음을 시사한다. 단, 본 연구에서는 기업 지원 정책이 없었을 경우의 성과에 대해서는 비교하지 않았다는 한계가 있다. 예컨대, 벤처기업에 대한 정부의 지원이 없었다면, 주당 영업이익 혹은 주당 매출액이 본 연구에서 도출된 결과보다 더 큰 폭으로 하락했을 가능성이 있다. 즉, 기업 지원 정책으로 인해 더 큰 손실을 만회할 수 있었음을 배재할 수 없다. 따라서 추후 연구에서는 벤처기업 내에서도 정책적 지원을 받은 기업과 받지 못한 기업을 나누어 비교함으로써, 실제 기업 지원 정책이 벤처기업에 실효가 있었는지 여부를 확인할 필요가 있다. 끝으로 우리는 매출액과 영업이익과 같은 기업의 재무적 성과와는 달리 기업의 주가에 대한 충격량과 회복력은 코스피 및 코스닥 상장 기업과 벤처기업에서 유사한 값을 가진다는 것을 보였다. 이러한 결과는 벤처기업의 경우 COVID-19 이후 재무적 성과가 동반되지 않은 주가 급등이 있었음을 시사하고, 따라서 정책 당국은 향후 벤처기업의 주가 변동에 상당한 주의를 기울일 필요가 있다.

본 연구의 한계와 추후 연구주제는 다음과 같다. 첫째, 2022년 3분기 현재에도 COVID-19의 영향력이 여전히 존재하므로 본 연구에서 측정된 회복력이 기업의 실제 회복력을 과소 또는 과대 추정하고 있을 가능성이 존재한다. 따라서 COVID-19로 인한 기업의 충격량과 회복력을 정교하게 분석하기 위해서는 COVID-19의 특수성이 사라진 이후(COVID-19의 엔데믹(endemic)화 등) 이를 다시 평가할 필요가 있다. 둘째, 본 연구는 2019년 4분기~2020년 1분기에 COVID-19가 발생하였다는 정보만 활용하여 전후 성과를 비교하였다. 하지만 COVID-19의 유행 양상은 팬데믹 발생 이후 시간에 따라 달라졌으므로 COVID-19가 경제에 영향도 시점별로 달라졌을 것으로 추측할 수 있다. 즉 실제로 COVID-19 팬데믹이 기업에 미치는 영향과 기업의 회복 활동은 세부 시점 구간별로 달랐을 것이다. 특히 시점 구간별로 COVID-19가 기업에 미친 영향이 산업에 따라 달라질 수 있음

을 예상할 수 있다. 따라서 추후 연구에서 COVID-19 감염 양상을 고려하여 시점 구간을 세분화하여 기업의 충격량과 회복력을 분석한다면 더욱 풍부한 산업 정책 관점의 시사점을 얻을 수 있을 것으로 보인다. 셋째, 본 연구에서는 한국표준산업분류체계를 활용하여 산업을 분류하였으며, 각 산업에 속하는 기업이 일정 수준 이상이 되도록 하기 위하여 중분류 이상의 분류체계를 준용하였다. 하지만 한국표준산업분류체계 상 같은 중분류에 속하는 기업 중에서도 COVID-19의 영향력이 상이한 경우가 존재하므로(예를 들면, 정보통신업), 추후 연구에서는 각 산업에 COVID-19가 미치는 영향력을 고려하여 산업 분류체계를 개선할 필요가 있을 것이다. 넷째, 본 연구는 기업이 어떤 주식시장에 속하는지, 그리고 어느 산업에 속하는지로 기업을 분류하고 성과를 비교하였다. 향후 경제 위기 상황에서 실제 금융지원을 위해서는 개별 기업의 특성과 COVID-19 충격량 및 회복력 간의 관계를 추가로 살펴볼 필요가 있을 것이다. 다섯째, 본 연구는 코스피, 코스닥 시장에 상장된 기업과 벤처기업을 대상으로 COVID-19 전후의 성과를 비교함으로써 COVID-19 팬데믹이 벤처기업에 미친 영향을 살펴보았다. 하지만 COVID-19 팬데믹이 벤처기업에 미친 영향을 보다 객관적으로 평가하기 위해서는 경영성과에 영향을 미칠 수 있는 변수를 통제된 상태에서 벤처기업과 非벤처기업을 비교할 필요가 있다. 즉 벤처기업과 유사한 기업군을 통제집단으로 두고 벤처기업과 비교하여야만 벤처기업의 특성을 보다 정교하게 판단할 수 있을 것이다. 추후 이와 같은 연구가 이루어진다면 벤처기업에 대한 정교한 평가가 가능할 것이다.

참고문헌

- 곽동철, 홍운선 (2019). 경기변동에 따른 중소기업의 경영평가 변화에 관한 연구. *산업경제연구*, 32(1), 429-452.
- 김민기 (2020). 최근 개인투자자 주식 매수의 특징 및 평가. *자본시장연구원 이슈보고서*, 20-14.
- 벤처기업확인기관 (2022). **벤처기업확인제도 개요**. <https://www.smes.go.kr/venturein/institution/ventureGuide>
- 벤처기업확인기관 (2022). **벤처확인기업 현황**. <https://www.smes.go.kr/venturein/statistics/viewVentureCurrent>.
- 서지영, 조규진 (2014). 회복력(Resilience) 향상을 위한 정책방향과 이슈. *STEPI Insight*, 147, 1-32.
- 송명진 (2021). 포스트 코로나 시대의 기업 양극화. *Future Horizon+*, 50, 7-12.
- 이상빈, 김훈 (2015). 기업의 경영환경과 기술경영역량이 기업성과에 미치는 영향. *경영경제연구*, 37(2), 21-35.
- 이승현, 박광태 (2012). 경영혁신과 위기시 기업이 받는 충격 및 회복력과의 관계 연구. *기업경영연구*, 19(5), 177-191.
- 장수덕, 송영화 (2003). 환경, 전략 및 조직특성의 변화와 벤처기업의 성과변화. *중소기업연구*, 25(1), 27-50.
- 중소벤처기업부 보도자료 (2020). **주식시장의 떠오르는 주역 ‘벤처·거대신생기업’**.
- 채성욱, 조부연 (2017). 기업 간 의존 상황에서 외부적 충격과 기술경영역량이 중소기업성과에 미치는 영향: 에이전트 기반 모델링 기법 중심으로. *인터넷전자상거래연구*, 17(1), 279-296.
- 최남희 (2015). 새로운 지역개발전략으로서의 회복탄력성의 요소와 인과순환적 원형구조에 관한 연구. *한국시스템다이내믹스연구*, 16(4), 155-178.
- 최현경, 길은선, 김주영, 최동원, 조용원, 이재운, 이은창, 임은정, 원혜진 (2021). **코로나19 이후 생산 및 고용 충격과 기업구조조정 연구**. 산업연구원.
- 한국은행. (2022). **2020년 국민계정(확정) 및 2021년 국민계정(잠정)**.
- 현승용, 최윤석 (2013). 기술혁신형 중소기업의 기업특성과 기술혁신성에 따른 R&D 성과에 관한 연구. *중소기업연구*, 35(4), 193-215.
- Briguglio, L., Cordina, G., Farrugia, N., & Vella, S. (2006). Conceptualizing and measuring economic resilience. *Building the economic resilience of small states, Malta: Islands and Small States Institute of the University of Malta and London: Commonwealth Secretariat*, 265-288.
- Chandler, G. N., & Hanks, S. H. (1994). Market attractiveness, resource-based capabilities, venture strategies, and venture performance. *Journal of Business Venturing*, 9(4), 331-349.

- Cooper, A. C. (1993). Challenges in predicting new firm performance. *Journal of Business Venturing*, 8(3), 241-253.
- Dean, T. J., Meyer, G. D., & DeCastro, J. (1993). Determinants of new-firm formations in manufacturing industries: Industry dynamics, entry barriers, and organizational inertia. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 17(2), 49-60.
- Duchesneau, D. A., & Gartner, W. B. (1990). A profile of new venture success and failure in an emerging industry. *Journal of Business Venturing*, 5(5), 297-312.
- IMF. (2021). *World economic outlook*.
- Sandberg, W. R., & Hofer, C. W. (1987). Improving new venture performance: The role of strategy, industry structure, and the entrepreneur. *Journal of Business Venturing*, 2(1), 5-28.
- Woo, C. Y., Daellenbach, U., & Nicholls-Nixon, C. (1994). Theory building in the presence of 'randomness': The case of venture creation and performance. *Journal of Management Studies*, 31(4), 507-524.

ABSTRACT

핵심 주제어	Venture Capability
JEL 분류번호	G30

Impact of the COVID-19 Pandemic on Firms and Resilience of Firms

Focusing on Venture Firms

Seok Sangik*

Moon Hyungbin**

The economic recession caused by the COVID-19 pandemic has had a significant impact on domestic economy to the extent that it is evaluated as the worst since the global financial crisis of 2008. In an economic recession caused by exogenous factors, effective support policies using public funds to minimize the damage to the overall national economy are very important. In order to establish an effective support strategy, it is necessary to accurately investigate the impact of economic crisis on firms and evaluate firms' resilience around the impact. To this end, this study compared firms' performances by industry before and after the COVID-19 pandemic, and evaluated the impact of COVID-19 on firms and resilience of firms. As a result, it was found that the performance of general companies listed on the KOSPI and KOSDAQ markets increased after the COVID-19 pandemic, while the performance of venture firms decreased. In addition, general companies listed on the KOSPI and KOSDAQ markets recovered most of the shock from the COVID-19 pandemic, but venture companies did not have the ability to recover from the shock. This indicates that various policies to support businesses implemented after the COVID-19 pandemic were insufficient for venture firms. The results of this study are expected to be used as a basis for establishing effective support policies using public funds when an economic recession occurs due to factors similar to the COVID-19 pandemic in the future.

Key words COVID-19, Venture firms, Firms performance, Shock, Resilience, Financial support

* Assistant Professor, College of Business Administration, University of Ulsan, First Author

** Assistant Professor, Division of Data and Information Sciences, Major of Big Data Convergence, Pukyong National University, Corresponding Author

기술금융연구 연구윤리기준

제 정 : 2021.10.27

제1조(목적) 이 기준은 기술보증기금이 발간하는 기술금융연구의 연구윤리를 확립하고 진실성을 검증하기 위한 기본 원칙과 절차를 정하는 것을 목적으로 한다.

제2조(정의) “연구부정행위”란 연구논문을 투고하는 과정에서 발생한 다음 각 호의 어느 하나에 해당하는 행위를 말한다.

1. 위조 : 존재하지 않는 데이터 또는 연구결과를 허위로 만들어 내는 행위
2. 변조 : 연구과정 등을 인위적으로 조작하거나 데이터를 임의로 변형·삭제함으로써 연구 내용 또는 결과를 왜곡하는 행위
3. 표절 : 다른 사람이 서면으로 작성하여 발표회, 회의 등을 통하여 공유한 아이디어·연구 내용·연구결과 등을 정당한 승인없이 또는 인용되었음을 표시함이 없이 도용하는 행위
4. 부당한 논문저자 표시 : 연구내용 또는 결과에 대하여 공헌 또는 기여를 한 사람에게 정당한 이유없이 논문 저자 자격을 부여하지 않거나, 실제로 공헌 또는 기여를 하지 않은 자에게 감사의 표시 또는 예우 등을 이유로 논문저자 자격을 부여하는 행위
5. 부당한 중복 게재 : 연구자가 자신의 이전 연구결과와 동일 또는 실질적으로 유사한 연구논문을 출처 표시 없이 게재한 후 부당한 이익을 얻는 행위
6. 연구부정 행위에 대한 조사방해 행위 : 본인 또는 다른 사람의 연구부정행위 의혹에 대한 조사를 고의로 방해하거나 제보자에게 위해를 가하는 행위
7. 그 밖에 기술보증기금 편집위원회(이하 “위원회”라 한다)가 연구부정행위로 판단한 사항

제3조(연구부정행위 금지) ① 투고자는 연구부정행위를 하여서는 아니 되며 연구윤리를 준수하여야 한다.

② 투고자는 투고 논문에 대하여 책임을 지며, 필요한 경우 연구윤리를 위반하지 않았음을 입증하여야 한다.

제4조(연구부정행위 제보) ① 투고자가 연구부정행위를 한 사실을 인지한 경우에는 누구든지 구술·서면·전화·전자우편 등 가능한 모든 방법으로 위원회에 제보할 수 있으며, 구체적인 사실을 적시하여야 한다.

② 제1항의 제보자는 실명으로 제보함을 원칙으로 한다.

제5조(제보자 정보 보호) 위원회는 연구부정행위의 제보자가 연구부정행위 신고를 이유로 신분상 또는 인사상 불이익한 처우를 받지 않도록 제보자 정보 보호에 노력하여야 한다.

제6조(연구부정행위 조사) ① 기술금융연구 편집위원장(이하 “위원장”이라 한다)은 연구부정행위에 관한 제보를 받은 경우 그에 필요한 조사를 실시할 수 있다. ② 제1항의 조사를 실시하기 위하여 필요한 경우에는 제보자 또는 연구부정행위를 하였다고 제보된 자(이하 “피조사자”라 한다)에 대하여 조사에 출석하게 하거나 입증자료를 제출할 것을 요구할 수 있다.

③ 누구든지 연구부정행위에 대한 조사가 종료되기 전까지 그 사실을 공개할 수 없다.

④ 조사가 종료될 때까지 피조사자의 권리와 명예가 침해되지 않도록 한다.

제7조(연구부정행위 판정) 연구부정행위에 대한 의혹이 제기되면 위원장은 이 사실을 투고자에게 통보하여 30일 이내의 소명기회를 부여한 후, 위원회 재적위원 3분의 2이상의 의결로 연구부정행위의 판정과 제재조치를 결정한다.

제8조(연구부정행위 제재) ① 학술지에 게재하기로 확정된 연구논문에 대해 연구부정행위의 의혹이 있는 경우 위원회가 최종 판정할 때까지 해당 논문을 발간하지 않는다.

② 이미 학술지에 게재되어 발간된 논문이 연구부정행위로 최종 판정될 경우에는 게재를 취소할 수 있다. 이 경우 해당 논문은 학술지 논문 목록에서 삭제한다.

③ 연구부정행위로 판정을 받은 논문을 투고한 사람은 위원회의 제재조치 등에 따라 최소 3년 이상 「기술금융연구」에 논문투고를 금지한다.

④ 표절 또는 중복게재로 판정받은 논문은 그 세부 내용을 한국연구재단에 통보한다.

제9조(재심의) ① 피조사자 또는 제보자가 위원회의 결정에 불복하는 경우에는 결정을 통지 받은 날부터 2주 이내 타당한 사유를 적어 서면으로 재심의를 요청할 수 있다.

② 재심의를 하는 경우 위원회는 재심의 해당 분야에 대한 전문성과 객관성을 갖춘 외부 위원 2명을 추가로 위원으로 위촉하여 심의하여야 한다.

③ 위원회는 재심의 요청일로부터 2주 이내 연구부정행위의 판정과 제재 조치를 결정하여 그 결과를 제보자와 피조사자에게 문서로 통보한다.

제10조(비밀유지의무, 사후관리 등) ① 연구부정행위의 심의에 직·간접적으로 참여한 사람은 조사·심의·의결 등 직무수행 과정에서 취득한 어떠한 정보도 누설하여서는 안된다.

② 연구부정행위를 방지하기 위하여 기술보증기금 홈페이지에 연구부정행위 건수와 제재 조치를 공개한다.

③ 제보, 조사, 심의, 의결, 제재조치 등에 관한 개인정보를 비밀로 하는 것을 원칙으로 한다.

제11조(수당 등) 위원회에 참석하는 외부위원 등 외부관계자에 대하여는 예산의 범위 내에서 수당 및 여비를 지급할 수 있다.

제12조(운영세칙) 이 기준에서 정하지 않은 세부사항 등은 위원회 담당 부서장이 따로 정하여 시행할 수 있다.

부칙 <제정>

이 기준은 2021년 10월 27일부터 시행한다

「기술금융연구」 논문 모집 안내

기술보증기금에서는 「기술금융연구」(Journal of Technology Finance)에 게재할 논문을 아래와 같이 모집하고 있으니, 역량 있는 분들의 많은 관심과 투고를 바랍니다.

○ 투고 자격

- 아래 논문 주제에 관심이 있는 전문가(학계 종사자, 연구자 등) 및 대학원생 (☞ 제1저자 및 공동저자 모두)

○ 논문 주제

- 중소기업과 관련된 분야 전반(아래 예시 참조)의 정책·제도에 관한 조사·분석 및 제안 등
* (예) 기술금융, 기술거래, 기술보호, 투자, R&D, IP, 창업·벤처·이노비즈·유니콘·재도전기업, 스타트업(start-up), 스케일 업(scale-up), 개방형 혁신, 핀테크 금융, 수출, 고용 등

○ 제출 서류 (☞ ‘기술보증기금 홈페이지’ - ‘정보공개’ - ‘기술금융연구’ 참조)

- 투고 논문 원고 파일 1부
- 논문 투고 신청서 1부
- 연구윤리 서약서 1부
- 저작권 양도동의서 1부
- 개인정보의 수집·이용 및 제공 동의서 1부
- KCI 문헌 유사도 검사결과 확인서(상세) 1부

○ 접수 기한

- 상시 모집 (☞ 사정에 따라 변경될 수 있음)

○ 제출 방법

- e-mail로 제출(research@kibo.or.kr)

○ 심사 기준

- 「기술금융연구 편집위원회 운용기준」에 따름

○ 결과 발표

- 이메일 등을 통해 개별 통보

○ 원고료

- “기술금융연구”誌 게재가 확정된 논문(발간 호당 5편 내외)에 대해 3백만원의 원고료 지급*
- * 다수 인이 공동으로 작성한 논문의 경우 제1저자에게만 원고료 지급
- * 제세공과금은 투고자 부담

○ 유의 사항

- 투고자 1인당 논문 투고 편수에 제한은 없으며, 각 논문은 1인이 단독 저술하거나 2인 이상 공동 저술 가능(단, 필요시 기술보증기금 미래혁신연구소장이 발간호별로 투고자 1인당 논문 투고 편수 제한 가능)
- 논문 주제 및 형식에 적합하지 않은 경우, 심사에서 제외될 수 있음
- 논문표절방지시스템(KCI 문헌 유사도 검사 서비스)을 통한 표절 검사 결과에 대해 기술금융연구 편집위원회 논의를 거쳐 최종 표절 여부를 결정함
- 제출된 논문이 타 학술지(혹은 간행물)에 게재되었거나, 연구부정행위로 판정받은 경우 게재 대상에서 제외 함.
- 게재 후 연구부정행위가 확인된 경우 지급한 원고료는 환수조치 함.
- 저작권재산권 등 관련 법적 분쟁 발생시 모든 책임은 투고자에게 있음

○ 문의처

- 기술보증기금 미래혁신연구소(051-606-7377/051-606-7378)

기술금융연구

2022년 9월 제11권 제2호 (통권 제18호)

발행일 : 2022년 9월 30일

등록일 : 2011년 7월 15일

발행인 : 김종호

편집인 : 이대일

발행처 : 기술보증기금

「기술금융연구」는 중소기업과 관련된 분야 전반의 정책·제도에 관한 조사·분석 및 제언 등을 연구하는 학술지입니다. 「기술금융연구」에 수록된 논문은 일정한 심사과정을 거친 연구 논문 중에서 기술금융연구 편집위원회가 선정한 것입니다. 논문의 내용은 집필자 개인의 의견으로 기술보증기금의 공식 견해를 뜻하는 것은 아니며, 출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.

