

# 기술금융연구



# 기술금융연구

2020년 제10권 제1호



# CONTENTS

## 1

AIRATE 전문가·AI기반  
新기술평가시스템

---

I. 개요	006
II. 주요 내용	009
III. 모형의 성과	019

## 2

후속투자 가능성  
예측모형 연구

---

I. 개요	030
II. 선행연구 및 사례 조사	032
III. 데이터 및 예측모형의 구조	036
IV. 분석 결과	041
V. 결론	047
참고문헌	048

## 3

성향점수매칭과  
실태조사를 통한  
우수기술 사업화 지원  
기업 성과분석

---

I. 연구개요	052
II. Tech밸리 기업 현황	056
III. Tech밸리 기업 성과분석	062
IV. Tech밸리 기업 설문조사	081
V. 결론	087
참고문헌	089

## 4

미래 성장 가능성이 높은  
기업의 결정요인 분석

---

I. 서론	092
II. 선행연구 및 미래성장 기업의 정의	094
III. 연구방법과 기초통계량	097
IV. 분석 결과	107
V. 결론	114
참고문헌	116

## 5

기술평가지표 개선을  
위한 4차산업 기반의  
기술성숙도 분석

---

I. 연구개요	120
II. 연구 내용	121
III. 연구 방법	129
IV. 기술성숙도 분석	130
V. 결론	134
참고문헌	135

# 1 AIRATE 전문가·AI기반 新기술평가시스템

이종학<sup>1)</sup>, 이재식<sup>2)</sup>, 성형석<sup>3)</sup>, 김우현<sup>4)</sup>, 박진주<sup>5)</sup>, 전윤미<sup>6)</sup>

## 초록

본 연구에서는 기업의 기술사업평가등급을 산출하기 위한 평가모형을 인공지능 기반 알고리즘을 적용하여 설계하고 그 성능을 평가하였다. 인공지능 성능 최적화를 위해 공통지표 기반의 표준모형 체계를 구축하고 산업분류체계를 재정립하였다. 인공지능 알고리즘 도입하여 예측 정확도가 기존 모형대비 기술사업성장가능성 6%(70.4%→76.1%), 기술사업위험가능성은 12%(65.7%→78.0%)이상 향상되어 전체적으로 9%(68.1%→77.1%)이상 향상시켰다. 또한, 전문가모형과 AI모형이 상호 보완하는 유기적인 결합 구조의 알고리즘을 설계하여 등급산출을 위한 평점데이터 분포를 넓게 하여 등급 분별의 성능을 높였다.

기술사업평가등급, 기술사업성장등급, 기술사업위험등급을 독립적으로 산출하며, 14등급체계로 재정립하여 다양하게 결합된 상품 설계로 중소기업에게 맞춤형 지원이 가능한 기반을 마련하였다. 이와 동시에, 모형의 유지, 관리 및 데이터 최신화를 위해 각종 기초 통계를 비롯하여 모형정보를 지원하는 상시모니터링시스템을 개발하여 관리 효율성을 강화하였다.

**주제어:** 기술평가, 인공지능, 평가모형, 평가시스템

**JEL 분류기호:** C45, C55

1) 기술보증기금 부장, 기술사업정책학석사(718@kibo.or.kr)

2) 기술보증기금 부부장, 공학박사(tieangle@kibo.or.kr)

3) 기술보증기금 팀장, 경영학박사(1805@kibo.or.kr)

4) 기술보증기금 차장, 공학박사(2181@kibo.or.kr)

5) 기술보증기금 차장(2210@kibo.or.kr)

6) 기술보증기금 대리(yum@kibo.or.kr)

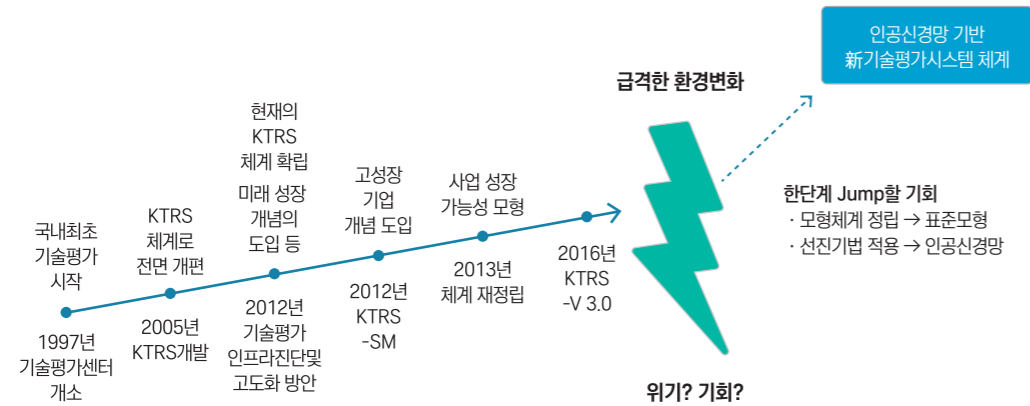
\* 본 논문의 내용은 집필자 개인의 의견으로 기술보증기금의 공식견해를 뜻하는 것은 아니며, 출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.

I.개요	006
II.주요 내용	009
1. 모형 설계	009
2. 모형 구성체계	012
3. 평점산출 알고리즘	014
4. 전문가인공지능의 콜라보(Collaboration) 모형체계	018
III.모형의 성과	019
1. 고성장 예측력/기술사업위험 예측력 성능 향상	019
2. 상시모니터링시스템 도입을 통한 체계적 관리	022
3. 해석모듈 도입을 통한 평가정보 제공	024
4. 新기술평가시스템의 성장, 부실, 재무 등급과의 연관성	024
5. 新기술평가시스템 장점 및 의의	027

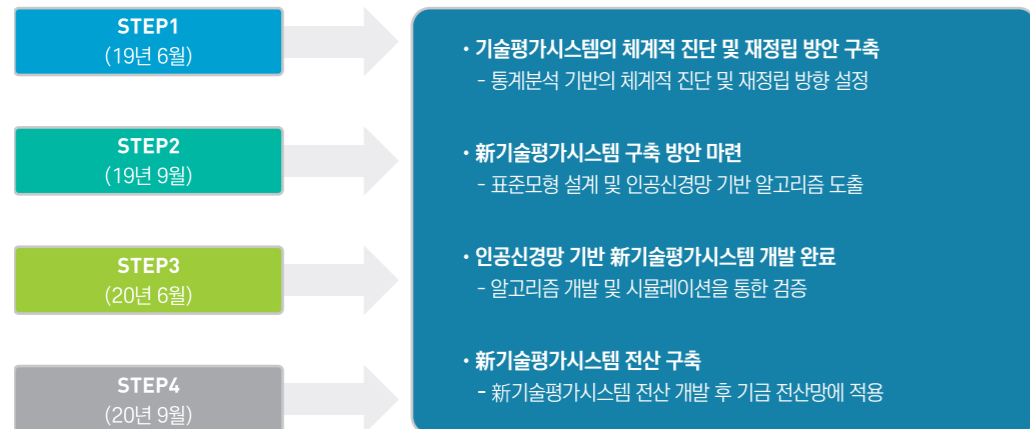
# I 개요

## ■ 新기술평가시스템 개발 배경 및 필요성

- 변하는 경제/산업/기업/기술 환경변화에 선제적으로 대응하기 위해 현행 시스템을 체계적으로 분석하고 그간 축적된 기술평가 빅데이터를 기반으로 인공지능 등의 신기술을 적용하여 新기술평가시스템을 개발

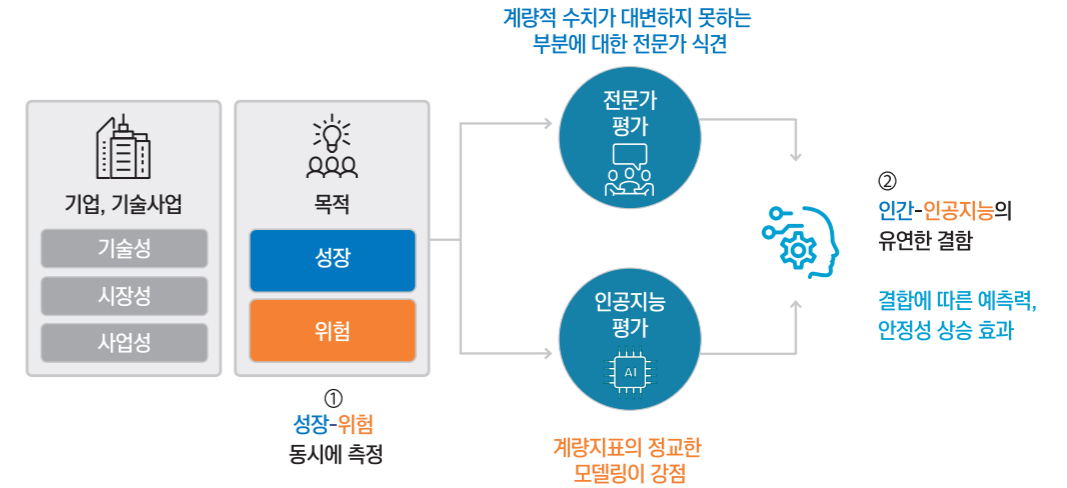


## ■ '18.12월부터 新기술평가시스템의 로드맵을 수립하여 기금 모형전문가집단의 체계적 진단(분석)을 기반으로 인공신경망 기반 모형의 알고리즘 개발, 체계적 시뮬레이션을 통한 검증 과정을 거쳐 '21.1월 전면 시행

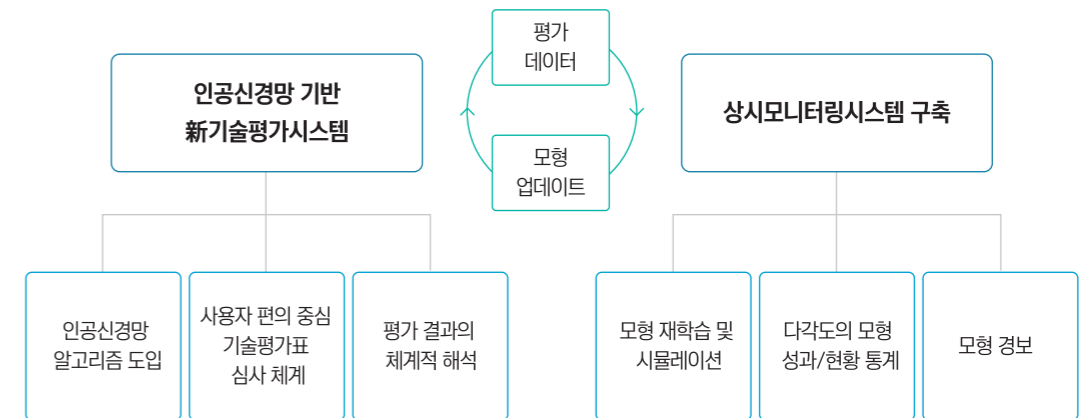


## ■ 新기술평가시스템 및 상시모니터링시스템 구축

- 과학적 통계기반의 표준모형체계를 구성하는 평가지표를 기반으로 전문가모형과 인공지능모형이 독립적으로 상호 보완하는 구조로 모형의 성능과 안정성을 동시에 확보

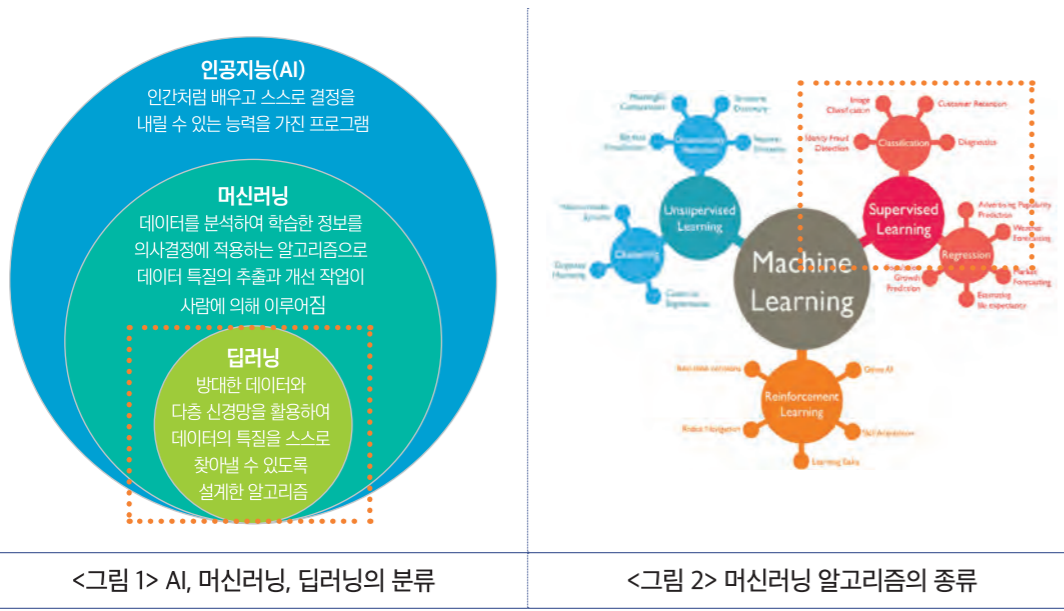


- 모형경보, 모형해석, 성과분석 등 상시모니터링시스템을 통해 체계적인 모형운영과 성과관리가 가능하며, 모형 재학습, 시뮬레이션을 통해 모형의 성능 향상과 안정적인 적용이 가능한 체계를 수립



■ **新기술평가시스템 구현 알고리즘으로 인공지능망(심층신경망) 도입**

- 모형의 구현은 머신러닝의 한 분야인 인공지능망(딥러닝)을 도입하였으며, 훈련 데이터(Training Data)로부터 하나의 함수를 유추해내기 위한 기계학습(Machine Learning)의 한 방법인 지도학습(Supervised Learning)의 분류(Classification) 문제를 구현
- 이를 통해 모형 성능 향상과 더불어 해석모듈을 도입하여 금융권에서 인공지능 도입의 걸림돌이었던 해석의 어려움을 극복



# II 주요 내용

## 01 모형 설계

■ **고성장, 지속가능성장 개념의 도입**

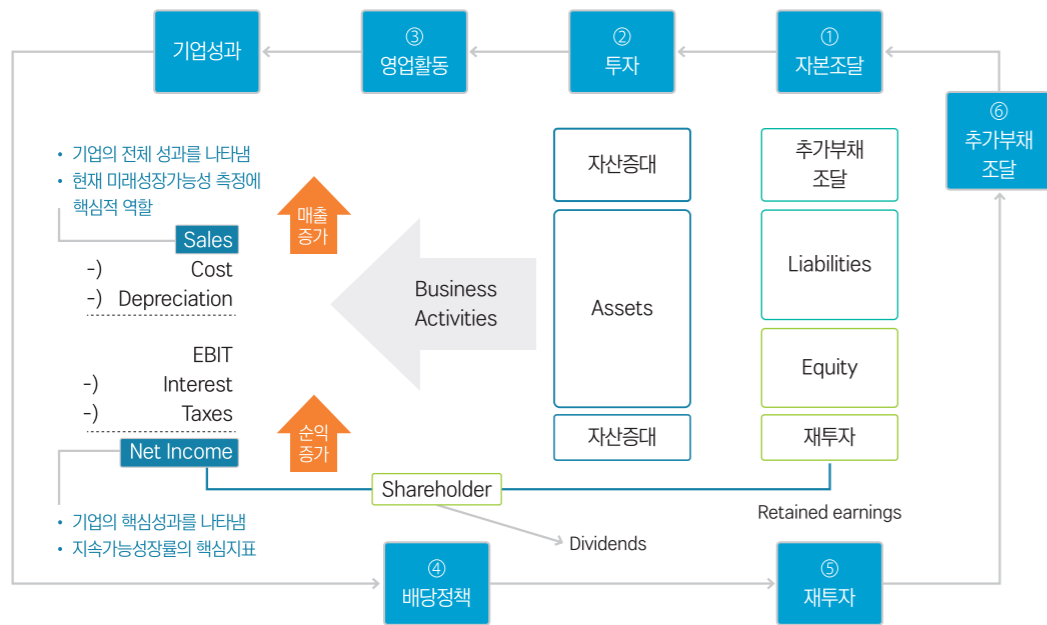
- ▷ 고성장 : 3년간 연평균 규모조정성장률(SAGR) 20% 이상
- ▷ 위험 : 3년 이내 기업 부실(사고) 발생 여부
- ▷ 지속가능성장 : 기업이 성장하기 위해 지속적인 이익 창출 및 이를 활용한 재투자 능력

- 기술기반 중소기업의 고 성장을 정의하기 위해 규모조정성장률(SAGR, Size Adjusted Growth Rate)고안하였고, 이를 평가지표와의 통계적 유의성 검증을 통해 성장모형의 목적변수로 도입
- 기존의 절대성장률(AGR, Absolute Growth Rate)과 상대성장률(RGR, Relative Growth Rate)의 장점을 동시에 추구하는 규모조정성장률을 통해 기존 성장률의 규모편향(Bias)현상을 최소화한 성장 측정방법임

<표 1> 연구자별 고성장과 고용창출 기여도

국가	연구문헌	고용창출 기여도
미국	Birch and Medoff (1994)	4%에 해당하는 고성장기업이 약 60%의 일자리를 창출
	Storey (1994)	4%의 고성장기업이 신규 일자리의 50%를 창출
	Birch et al. (1995)	가젤기업이 전체 경제에서의 모든 신규 고용을 담당
	Acset al. (2008)	전체 기업의 2~3%가 민간부문의 대부분 일자리를 창출
네덜란드	Deloitte (2004)	고성장 기업이 신규 일자리의 1/3을 창출
	Bangmaet al. (2005)	고성장 기업이 신규 일자리의 44%를 창출
영국	NESTA (2009)	6%의 고성장기업이 신규 일자리의 54%를 창출
OECD	Schreyer (2000)	OECD 여러나라에서 고성장기업이 신규 일자리의 50~60%를 창출
한국	조덕희 (2011)	상위 10%의 고성장기업이 31.5%의 고용 창출력을 보임
	서정대·김선화 (2011)	약 10%에 해당하는 고성장기업이 전체 신규일자리의 46.3%를 제공

- 기술기반 중소기업이 지속적으로 성장하기 위해서는 양적성장 뿐만 아니라 지속적인 이익의 창출을 통해 재투자가 이루어지는 선순환 구조에 진입해야 함



<그림 3> 지속가능성장성의 개념

■ 기술혁신역량모형, 지수의 도입

- 기업의 기술혁신역량을 모형에 도입해 기업의 성장성을 조절하는 요인으로 활용되며, 인프라/투입/활동/성장 관점에서 기술혁신역량을 측정하도록 구성하였으며, 인공신경망을 활용하여 독립적인 지수로서 기술혁신역량지수\* 산출

\* 기술혁신역량지수(TICI, Technological Innovation Competence Index)는 기술혁신기업의 기술사업화 원천이며 기술사업화 경쟁력을 표현하는 지수로 제공

<표 2> 국내 중소기업관련 지수

지수	정의	측정주기	조사대상	조사방법(근기)	지수특성	조사기관
기술혁신역량지수 (TICI)	중소기업 기술역량	매월 실시간 가능	기금거래기업 (8만여개)	객관적 기업자료	특정시점대비 상대치	기술보증기금
기업경기실사지수 (BSI)	기업체가 느끼는 체감경기	매월	3,700여개 법인기업	설문	전월대비 상대치	한국은행 중소기업연구원
제조업가동률지수	생산능력 대비 생산실적	매월	3,400여개 제조기업	설문	특정년도대비 상대치	통계청 한국은행
제조업생산능력지수	정상 조업환경에서 최대 생산량	매월	3,400여개 제조기업	설문	특정년도대비 상대치	통계청 한국은행
중소기업건강도지수 (SBHI)	중소기업의 경기	매월	1,500개 중소제조기업	설문	전월대비상대치	중소기업중앙회 중소기업연구원
중소제조업 평균가동률	중소제조업	매월	1,500개 중소제조기업	설문	정성+정량	중소기업중앙회 중소기업연구원

■ 체계적 위험(거시 환경변수) 재정립

- 116개의 거시경제지표 후보군에서 다양한 연구자의 이론연구를 바탕으로, 데이터 입수 가능성을 고려하여 1차적으로 21개의 지표를 선정후 통계분석 수행하였고, 최종적으로 거시경제지표 후보 중 통계적으로 유의한 10개의 지표 선별하여 모형의 거시 환경변수로 활용

■ 비체계적 위험(기업내부 환경변수) 재정립

- 기업이 당면하는 기업내부 환경변수를 확정하기 위해 지표탐색을 통해 기업의 다양한 기술사업화 위험요인을 고려하였고, 이론연구를 바탕으로 후보지표를 선정후 통계분석 절차를 통해 최종적으로 17개 지표를 선별하여 인공신경망 위험모형의 투입변수로 활용

## 02 모형 구성체계

### ■ 표준모형 기반 모형체계 개편

- 모형 관리체계를 표준모형, 정책표준모형, 독립정책모형으로 **표준모형화**
  - 공통의 표준 평가지표를 가지므로써 모형의 관리성, 데이터베이스 공유 기반의 신경망 학습이 가능하며 이를 통해서 모형성능 향상을 도모
  - 정책표준모형은 유사한 구성 및 지표를 가지는 모형을 공통모형으로 구성하여 도출한 모형이며, 독립정책 모형은 모형의 특이성으로 인해 표준모형으로의 편입이 불가하여 별도로 운영
- 표준지표체계 및 산업체계 재정립을 기반으로 모형체계를 기존의 수평적인 나열식에서 수직적 체계화를 시킴으로써 모형 간소화 추진하였고 이를 통해서 기존 13종 65개에서 12종 46개로 변경하였음

표준 모형	일반 표준모형	모든 기업	일반표준모형 (KTRS)	제조업群	서비스업群
	창업 표준모형	창업후 7년내내 기업	창업표준모형 (KTRS-SM)	제조업群	서비스업群
정책 표준 모형	정책일반 표준모형	녹색성장산업 영위기업	녹색기술평가모형 (GTRS)	제조업群	서비스업群
		기후기술 영위기업	기후기술평가모형 (CTRS)	제조업群	서비스업群
	정책창업 표준모형	대표자1인영위	1인창업기업평가모형	제조업群	서비스업群
		청년(만17~39세)창업기업	청년창업기업평가모형	제조업群	서비스업群
		예비창업자	예비창업자평가모형	제조업群	서비스업群
독립정책모형	기술개발(R&D) 및 개발완료 후 시제품제작을 위한 자금지원	R&D평가모형	사업주체 유(有)	사업주체 무(無)	
	문화콘텐츠사업 영위기업	문화콘텐츠평가모형	극장영화, 방송애니, 온라인게임, 모바일게임, 기타게임, 뮤지컬공연, 기타방송, 연극공연, 방송드라마, 극장애니, 기타공연, 기타콘텐츠, 기타극장용콘텐츠		
	투자대상 기업	투자용평가모형	일반기업, 창업기업-사업화이후	창업기업-사업화이전	
	소셜벤처 영위기업	소셜벤처기업 평가모형	제조업	서비스업	
	혁신형지식서비스업종 중 일정 업종/사업 영위기업	혁신형지식서비스업 평가모형	창업, 연구개발(공학), 연구개발(인문), 광고물작성업, 보안시스템, 의료, 교육, 비창업, 연구개발(공학), 연구개발(인문), 광고물작성업, 보안시스템, 의료, 교육		

<그림 4> 기술평가등급모형의 구성체계

### ■ 기존 산업/기술/업종별 모형체계를 제조업群과 서비스업群의 산업별 모형체계로 재정립

- 체계화, 세분화, 통합화의 관점에서 新산업별 평가모형체계를 개선하였으며, 기존모형의 8개의 정책/산업/기술이 혼재된 기존 산업분류 체계를 제조업群과 서비스업群의 하위구조 10개의 산업 섹터(Sector)로 재정비

新산업체계 재정립방향	체계화	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 산업분류체계에 맞춰 산업모형분류체계를 체계적으로 재정비</li> <li>• 신규산업의 무분별한 신설을 최소화</li> </ul>
	세분화	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 쓸림이 심한 산업은 평가목적에 맞게 세분화</li> <li>• 전체의 80~90%나 차지하는 제조업을 6개의 산업으로 세분화</li> </ul>
	통합화	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 유사한 특성을 지녔으며 평가수요가 많지 않은 산업은 하나로 통합</li> <li>• 바이오와 환경을 하나의 산업으로 통합</li> </ul>

<그림 5> 산업체계 재정립 방향성

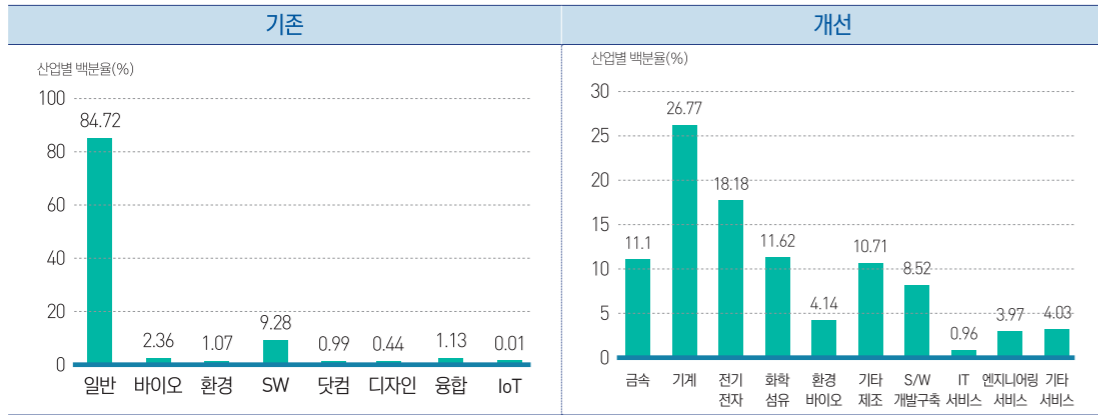
- 산업별 모형체계로 재정립 후 사용자 이해를 돕기 위한 분류표 제작
  - 각 산업群 내부의 소속 산업에 대한 정의를 하였으며, 한국표준산업분류코드(KSIC) 소분류를 기준으로 분류

<표 3> 2산업군-10산업 분류체계

산업군	산업	색인	설명
제조업 [M]	금속	M1	· 금속 제품을 절삭, 가공하는 업체(금형, 의장품 등) · 금속의 주조 등 1차 금속 제조업
	기계	M2	· 일반적인 기계, 기계부품을 제조하는 업체
	전기,전자	M3	· 전기장비, 부품 등을 제조하는 업체
	화학,섬유	M4	· 화학제품, 섬유 제품 등을 제조하는 업체
	환경,바이오	M5	· 환경관련 장비, 부품, 소재 등을 제조하는 업체 · 바이오 의약품 생산업체
	기타 제조	M6	· M1~M5에 포함되지 않는 업종
서비스업 [S]	S/W개발구축	S1	· 소프트웨어를 직접 개발 및 설치하는 업종 · 프로그램 개발, 수정 등을 통해 매출이 발생하는 업종
	IT서비스	S2	· 인터넷사이트, 모바일앱 등 온라인 서비스를 통해 매출이 발생하는 업종
	엔지니어링서비스	S3	· 도면설계, 디자인(광고포함) 등 전문 기술인력을 통해 용역 서비스를 제공하는 업종 · 연구개발업을 포함
	기타 서비스	S4	· S1~S3에 포함되지 않는 업종

- 기존 모형체계에서는 특정 산업에 높은 사용빈도(쓸림현상)를 보였으나, 재정립된 산업별 모형체계 하에서는 안정된 산업별 사용빈도를 보임



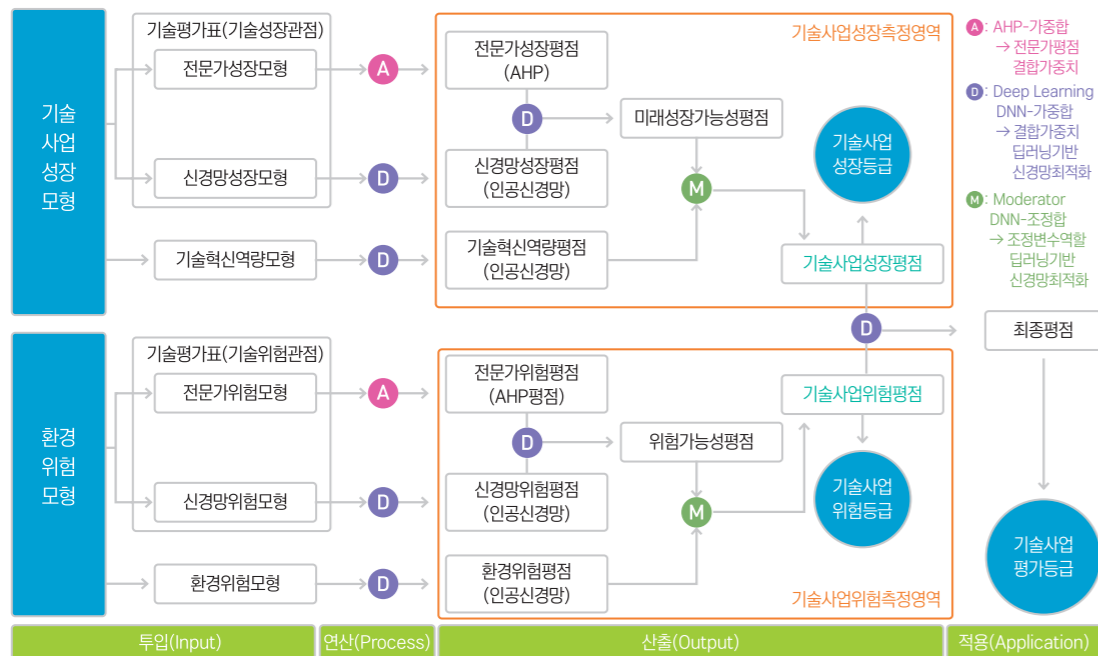


<그림 6> 산업분류 재정립에 따른 사용빈도 개선 결과

### 03 평점산출 알고리즘

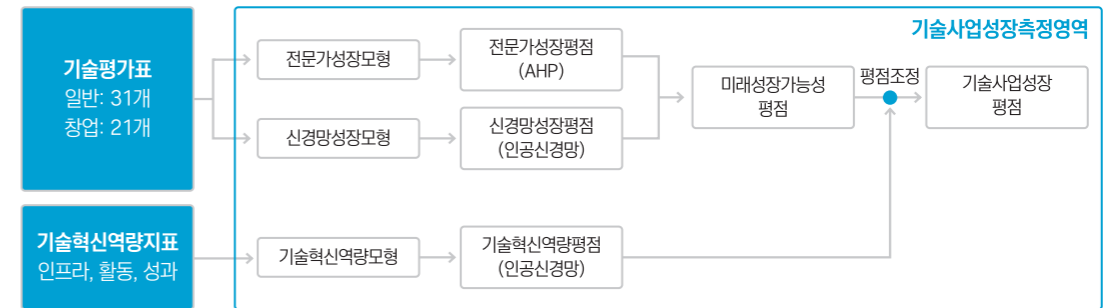
#### ■ 빅데이터, 인공지능을 반영하여 과학적이고 자동화된 진화, 학습 알고리즘 구현

- 인공지능 기반 성능이 최적화된 자동산출 프로그래밍으로 설계하였고, 향후 평가결과를 학습(업데이트) 할 수 있는 알고리즘을 구축함으로써 지속적인 성능 최적화 기대
- 성장/위험의 부분을 나눠서 측정하며, 전문가모형과 인공지능모형이 서로 보완하는 형태로 구성
  - 전문가평가와 인공지능의 유기적인 결합을 통해 평가등급(점수)이 산출되는 맨-머신 콜라보 시스템



<그림 7> 표준모형의 기술사업평가등급 산출체계

#### • 기술사업성장평점 산출과정



- 전문가평가와 인공신경망 모형을 기반으로 산출된 미래성장가능성평점을 기술혁신역량모형으로 조정하는 알고리즘을 도입함으로써 기술력 기반의 기술사업성장가능성에 대한 예측력을 높이고자 함
- AHP, 인공신경망 기반의 하위모형이 순차적으로 인공신경망 알고리즘을 통해 결합하는 구조로 설계됨

#### • 기술사업위험평점 산출과정

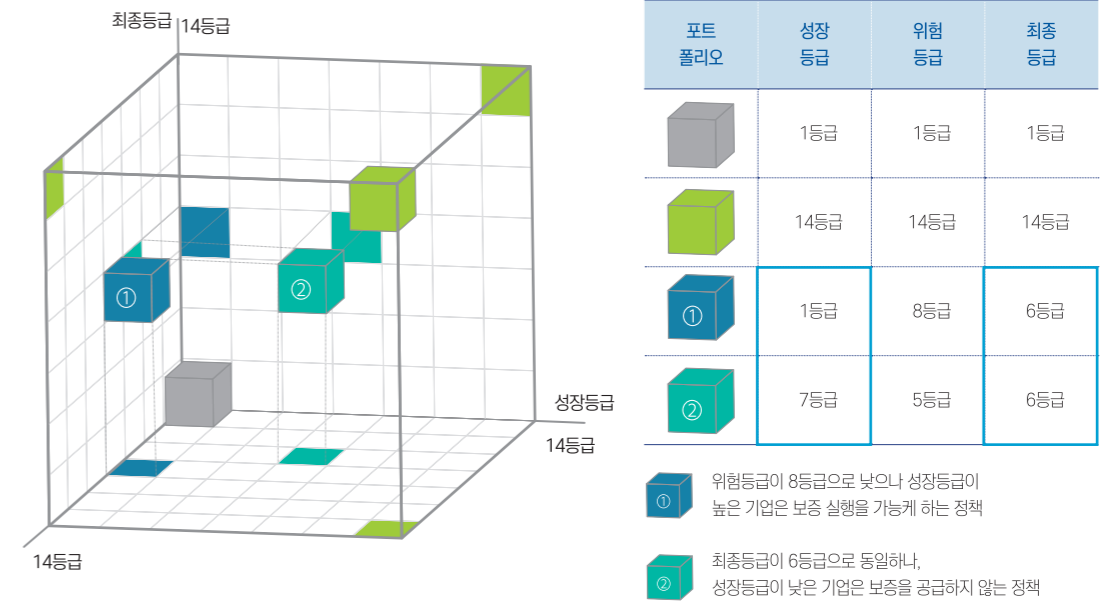


- 전문가평가와 인공신경망 모형을 기반으로 산출된 위험가능성평점을 환경위험모형으로 조정하는 알고리즘을 도입함으로써 기업 내·외부의 위험요소를 반영하여 기술사업위험가능성에 대한 예측력을 높이고자 함
- AHP, 인공신경망 기반의 하위모형이 순차적으로 인공신경망 알고리즘을 통해 결합하는 구조로 설계됨

• 기술사업성장평점과 기술사업위험평점 산출

산업군	설명
기술사업성장평점	미래성장가능성평점과 기술혁신역량평점을 조정합하여 산출한 평점
전문가성장평점	평가자에 의해 평가된 소항목의 각 평점을 가중평점모형(AHP모형)에 의해 산출한 평점
신경망성장평점	평가자에 의해 평가된 소항목의 각 평점을 인공신경망 기법으로 산출한 평점
미래성장가능성평점	전문가성장평점과 신경망성장평점을 인공신경망 기법으로 가중합하여 산출한 평점
기술혁신역량평점	기술혁신역량의 대표성이 높은 독립 변수를 지속가능성장의 관점에서 인공신경망 기법으로 산출한 평점
기술사업위험평점	위험가능성평점과 환경위험평점을 조정합하여 산출한 평점
전문가위험평점	평가자에 의해 평가된 소항목의 각 평점을 가중평점모형(AHP모형)에 의해 산출한 평점
신경망위험평점	평가자에 의해 평가된 소항목의 각 평점을 인공신경망 기법으로 산출한 평점
위험가능성평점	전문가위험평점과 신경망위험평점을 인공신경망 기법으로 가중합하여 산출한 평점
환경위험평점	기업 내외부환경변수를 기술사업위험 관점에서 인공신경망 기법으로 산출한 평점

- 각각의 성장, 위험, 역량 등급은 하나의 완전한 통계모형의 결과로 나온 등급(평점)으로 개별 활용이 가능
- 각각의 등급은 독립성이 있으므로 정책적으로 다차원적으로 포트폴리오형 모형 운영이 가능함



■ 기술사업성장평점과 기술사업위험평점을 가중합하여 기술사업평점을 통해 기술사업평가등급의 산출

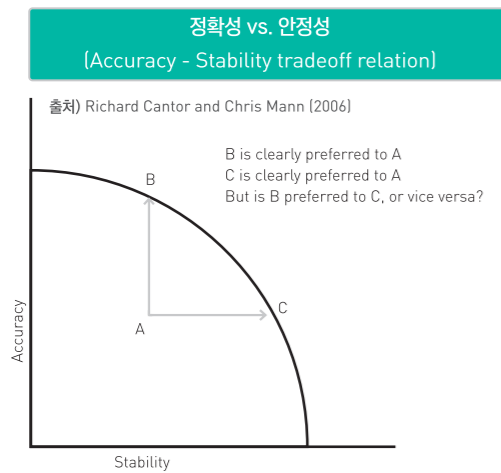
- 기술사업성장평점에 일정 기준을 적용하여 기술사업성장등급 산출
- 기술사업위험평점에 일정 기준을 적용하여 기술사업위험등급 산출
- 기술혁신역량평점에 일정 기준을 적용하여 기술혁신역량등급 산출
- 기술사업성장평점과 기술사업위험평점을 가중합하여 기술사업평점에 일정기준을 적용하여 기술사업평가 등급 산출

모형	등급	기술사업 성장등급	기술사업 위험등급	기술혁신 역량등급	기술사업 평가등급	등급체계
KTRS		G1~G14	R1~R14	I1~I14	AAA~D	14등급
KTRS-SM		G1~G14	R1~R14	I1~I14	AAA~D	14등급
녹색기술평가모형		G1~G14	R1~R14	I1~I14	AAA~D	14등급
기후기술평가모형		G1~G14	R1~R14	I1~I14	AAA~D	14등급

## 04 전문가·인공지능의 콜라보(Collaboration) 모형체계

### ■ 모형의 정확성과 안정성

- 등급의 정확성(accuracy)과 안정성(stability)은 상호 충돌(trade-off)하는 개념으로, 일반적으로 모형의 정확성만 중요시하는 경향이 있으나, 정확성만 추구할 경우 자칫 모형의 과적합 문제가 발생할 수 있음
- 모형의 적합성 또는 적정성은 정확성과 안정성을 동시에 포괄하는 개념으로 모형은 정확성 뿐만 아니라 안정성도 중시해야 함
- 新기술평가시스템은 인공지능의 편향, 과적합의 문제를 전문가평가 결과와 유기적으로 결합함으로써 안정성을 확보하도록 설계됨



- B는 A보다 정확성 측면에서 더 우월  
- A와 B는 안정성이 동일하지만 B가 A보다 더 높은 정확성을 달성
- C는 A보다 안정성 측면에서 더 우월  
- A와 C는 정확성이 동일하지만 C가 A보다 더 높은 안정성을 달성
- B와 C는 정확성과 안정성 간의 상충관계에서 서로 동등  
- B는 C보다 더 높은 정확성을 달성한 대신에 안정성이 떨어지고  
- C는 B보다 더 높은 안정성을 달성한 대신에 정확성이 떨어짐

↓

新기술평가모형은 H.I와 A.I간의 콜라보 모형체계  
이를 통해 정확성과 안정성 모두 확보

### ■ 인공지능의 편향을 보완하기 위한 전문가모형

- 전문가모형과 신경망모형이 상호 독립적으로 보완하는 구조를 통해 인공지능의 편향에 의한 모형 왜곡 방지

인공지능을 망칠 수 있는  
5가지 편향  
(Forbes)

- 1. 인간의 편향 (Human Bias)**
  - 인공지능이 학습하는 데이터는 인간으로부터 기인함
  - 불가피한 것으로 인공지능을 '결정' 단계에서 도입하기 위해 조심해야함
- 2. 숨겨진 편향 (Hidden Bias)**
  - 고의적이지 않지만 숨어있는 편향으로 드러나지도 찾을 수도 없음
  - 가장 개선하기 어려운 편향, 중요한 결정에서는 인간이 적극 개입-인공지능이 보조
- 3. 데이터 표본 편향 (Data Sampling Bias)**
  - 자료 수집 단계에서 데이터 샘플링에 의해 발생하는 편향
- 4. 롱테일 편향 (Long-tail Bias)**
  - 학습데이터에 특정종류(카테고리) 데이터가 빠져서 생기는 편향
- 5. 고의적 편향(Intentional Bias)**
  - 해킹 등 불순한 의도의 공격에 의한 편향

전문가모형의  
필요성

\* 자료) How AI Can Go Terribly Wrong:5 Biases That Create Failure, Forbes, 2020

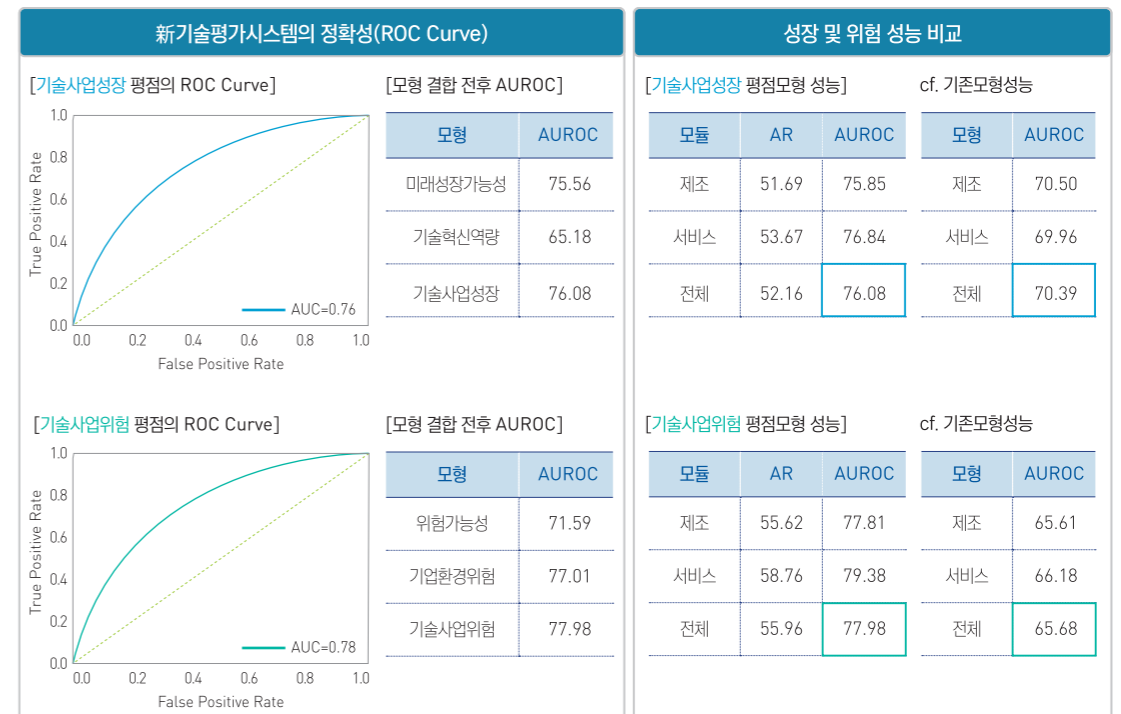
## III 모형의 성과

### 분석기준

- 대상 : 2014~2018년 기술평가건 ■ 데이터수 : 총 202,134건
- 新기술평가시스템의 산출평점 등급화 기준 수립에 활용된 전체 모형자료(기술평가부-3230, '20.11.2)  
→ 재무등급과의 연관성 분석시, 재무등급 산출된 평가건(24,785건)을 대상으로 함

### 01 고성장 예측력/기술사업위험 예측력 성능 향상

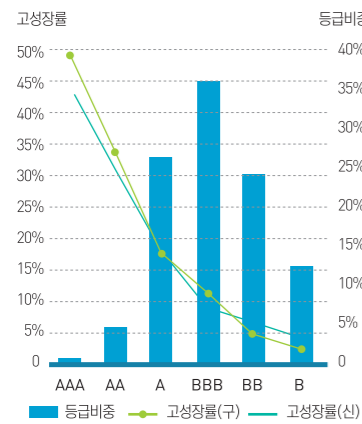
#### ■ 고성장 예측력(70.4% → 76.1%), 기술사업위험 예측력(65.7% → 78.0%)으로 향상된 성능을 보임



- 등급별 고성장 예측력/위험 예측력 추이가 가파른 기울기를 보여 기존 모형 대비 정확성이 높은 것으로 분석되며, 등급별 고성장 예측력/위험 예측력의 역전현상이 발견되지 않는 것으로 등급의 안정성 확보

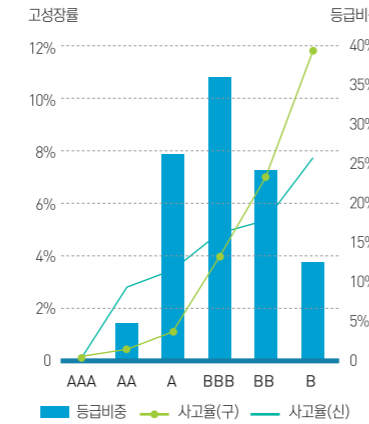
기술사업성장측정

등급	고성장률		등급비중
	新모형	기존모형	
AAA	49.5%	43.0%	0.2%
AA	34.2%	30.7%	4.8%
A	18.6%	18.9%	22.4%
BBB	11.0%	9.6%	35.9%
BB	5.0%	6.4%	24.2%
B	2.3%	4.5%	12.4%

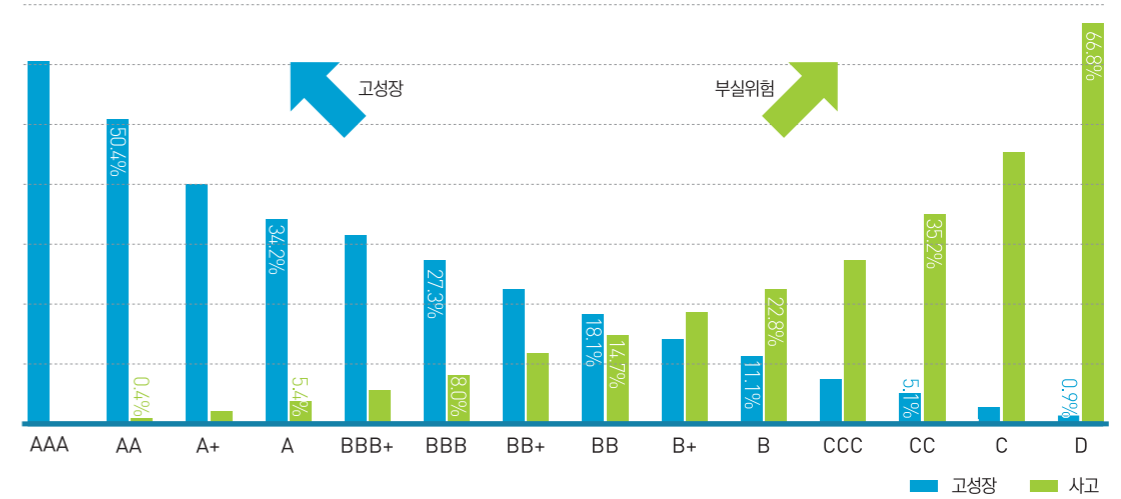


기술사업위험측정

등급	사고율		등급비중
	新모형	기존모형	
AAA	0.0%	0.0%	0.2%
AA	0.4%	2.7%	4.9%
A	1.0%	3.5%	21.6%
BBB	4.0%	4.9%	35.5%
BB	7.2%	5.3%	24.8%
B	11.7%	7.8%	12.9%



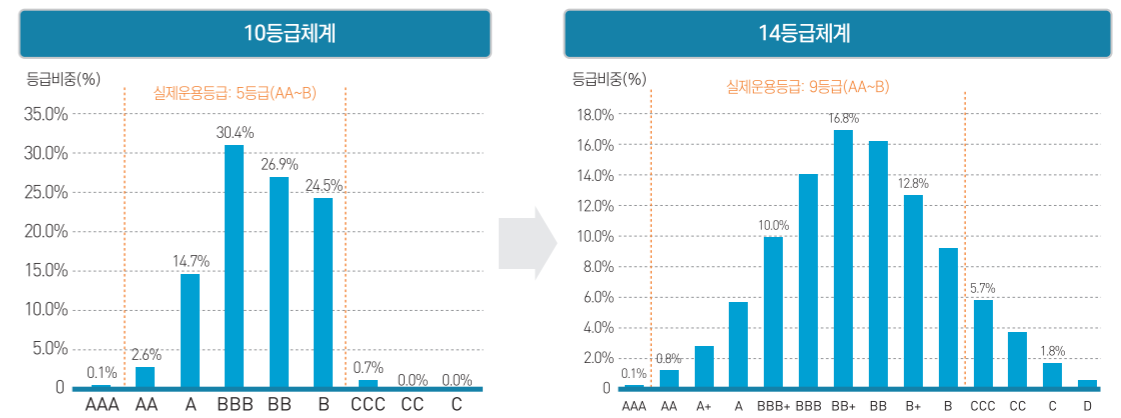
■ 등급별 고성장 및 부실위험 분포 또한 상호 역전현상 없이 이상적인 추세를 나타내고 있음



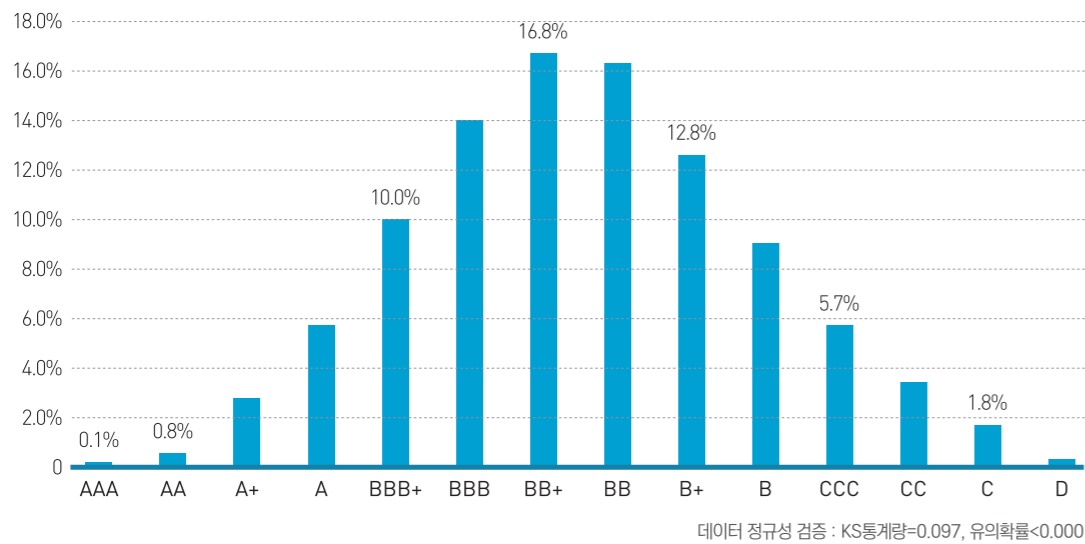
<그림 9> 기술사업평가등급별 고성장/부실위험 분포도

■ 기술평가등급 세분화

- 기술평가시스템의 예측성능을 기반으로 기존 10등급에서 14등급 체계로 등급 세분화 추진하여, 실제 운용 등급을 약 2배 증가시켰고 등급 세분화는 기금의 기술평가능력 향상을 의미함
- 등급세분화는 등급별로 유의미한 고성장률과 사고율을 확보했을 때 비로소 가능하며, 등급세분화를 통해 실제 운용등급이 5개에서 9개로 약 2배 증가한 것은 기술평가능력이 2배 향상되었다는 의미함



■ 기술사업평점의 순위등간에 의한 구간화 데이터 분석 결과, 통계적으로 정규성이 유의하게 확보되었으며 등급 분포가 편향되지 않음

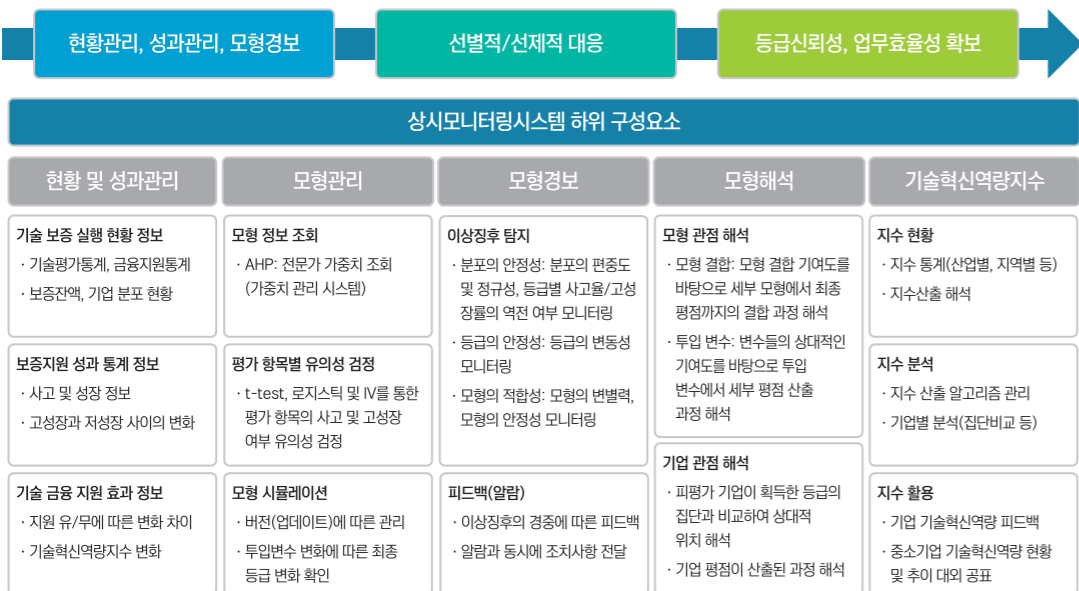


데이터 정규성 검증 : KS통계량=0.097, 유의확률<0.000

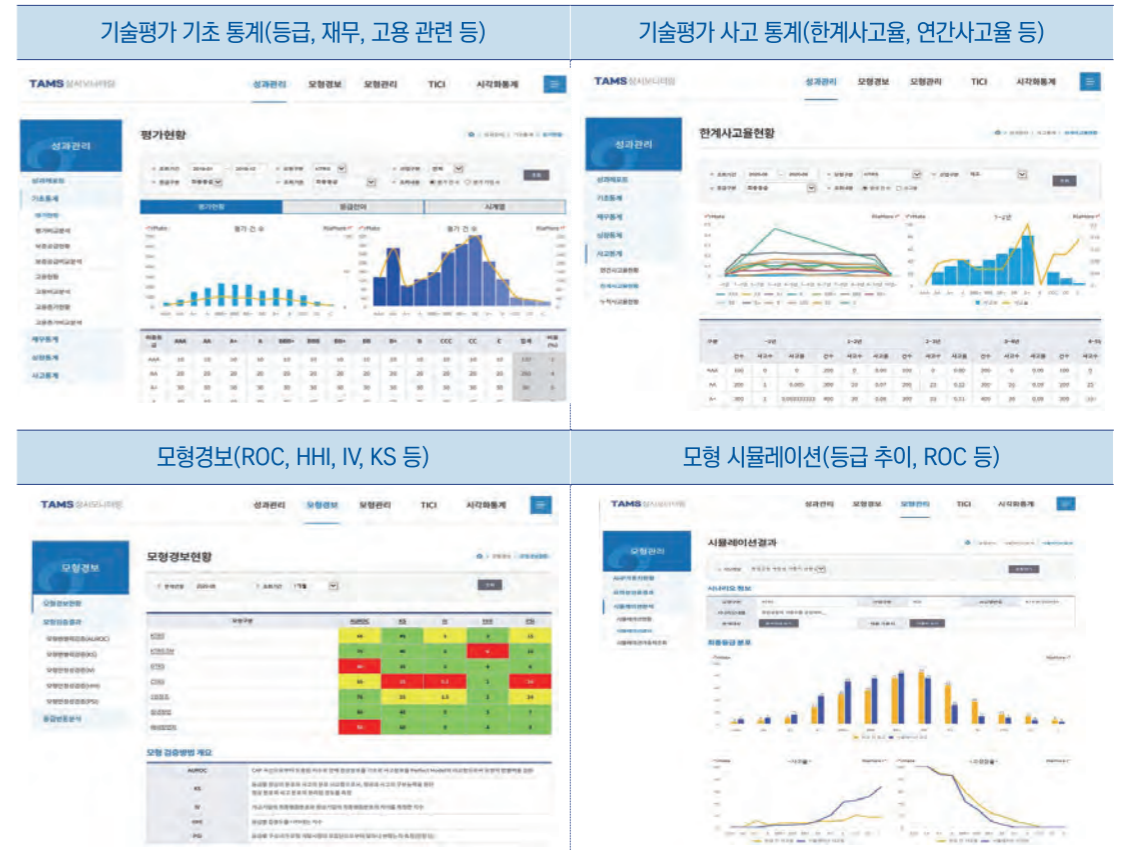
<그림 8> 기술사업평가등급별 분포도

## 02 상시모니터링시스템 도입을 통한 체계적 관리

- (현황관리 시스템) 기술평가가 지원 및 사고현황에 대한 기초통계, 원인분석을 통해 모형의 인과관계 정보를 파악하며 전반적인 현황을 인포그래픽으로 관리
  - 기술평가통계, 모형관련 리뷰 분석정보
- (성과관리 시스템) 모형의 성능을 비교, 통계적 검증을 위한 관리 환경 구축
  - 모형성능검증(정확도, 정밀도 등), 미시·거시적 측면에서의 성과분석
- (경보 시스템) 모형의 진부화, 환경변화 등에 따른 문제를 조기에 발견하고 실시간으로 보완할 수 있는 시스템적 경보 체계 구축
  - 모형안정성/적합성 경보, 이상징후 탐지 및 알람



<그림 10> 상시모니터링시스템 전체 구성도

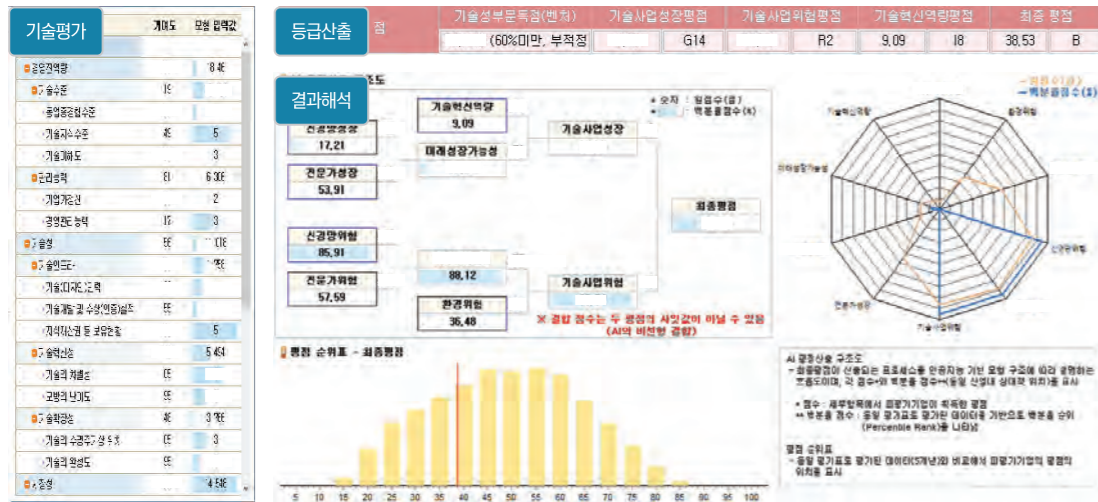


<그림 11> 상시모니터링시스템 실제 구축현황

### 03 해석모듈 도입을 통한 평가정보 제공

#### 평가자에게 평점산출의 흐름과 각 세부모형의 점수, 백분율을 제공하여 최종등급에 대한 해석이 가능하게 함

- 또한, 기업관점에서 피평가기업이 다른 기업들과 비교했을 때 어느 위치에 있는지 해석 정보를 제공함



<그림 12> 기술평가시스템의 기술평가/등급산출/결과해석

### 04 기술평가시스템의 성장, 부실, 재무 등급과의 연관성

#### 기술평가시스템의 고성장기업 선별 역량 우수한 수준

- 기보의 기술평가기업\*과 중소기업 전체의 고성장기업 비교 시 기보의 고성장 비중이 18.9% 더 높게 나타남  
 \* '16년 16.2%, '17년 20.7%, '18년 27.8%(전체기업 8.9%, 통계청) 등

#### 성장성 우수한 기업에 대한 차별적인 보증제도 운용 필요

- 기술사업평가등급 CCC 중 기술사업성장등급 B이상인 비중은 37.8%(4,381건: '14~'18년) 수준
- 기술사업평가등급이 동일하더라도 기술사업성장등급의 차이(편차)가 큰 편임  
 - 성장성 우수기업의 보증지원정책 탄력적으로 운용할 필요

구분	기술사업성장등급														전체
	G1 (AAA)	G2 (AA)	G3 (A+)	G4 (A)	G5 (BBB+)	G6 (BBB)	G7 (BB+)	G8 (BB)	G9 (B+)	G10 (B)	G11 (CCC)	G12 (CC)	G13 (C)	G14 (D)	
AAA	33.1	58.9	8.1												100
AA	1.9	36.4	52.0	9.6											100
A+	0.4	8.4	37.6	40.0	13.3	0.3									100
A	0.1	2.7	14.9	36.8	32.3	12.1	1.1								100
BBB+	0.0	1.1	5.4	18.4	38.8	24.4	9.0	2.5	0.1						100
BBB	0.0	0.4	3.2	8.5	20.7	35.4	20.0	8.1	3.0	0.0					100
BB+	0.0	0.3	1.0	5.2	12.4	18.7	27.6	23.1	6.7	3.3	1.3	0.2			100
BB		0.0	0.5	1.3	4.4	12.9	19.7	30.9	16.4	6.9	3.6	2.4	0.8	0.0	100
B+				0.2	0.9	3.1	14.7	27.5	23.0	12.6	8.3	6.1	3.5	0.1	100
B					0.0	0.4	2.0	14.5	30.0	20.8	12.0	11.5	8.0	0.8	100
CCC							0.0	0.9	8.2	28.7	26.8	17.8	15.1	2.4	100
CC									0.2	3.6	27.1	37.3	28.2	3.7	100
C											0.8	20.6	61.6	17.0	100
D												0.3	18.8	80.9	100
전체	0.1	1.0	3.6	7.5	11.9	13.8	13.6	15.2	10.4	7.1	5.5	5.0	4.4	0.9	100

#### 기술사업평가등급, 리스크등급, 재무등급의 연관성 수준

- 기술사업평가등급은 리스크등급 및 재무등급과 연관성 정도가 낮게 나타남  
 \* 상관계수값이 0.4~0.5 이상일 때 관련성이 높다고 정의

(단위: 상관계수 -1~+1)

구분	최종등급	성장등급	위험등급	리스크등급	재무등급
기술사업평가등급	최종등급	1.000			
	성장등급	0.836	1.000		
	위험등급	0.696	0.220	1.000	
리스크등급	0.344	0.203	0.328	1.000	
재무등급	0.262	0.145	0.260	0.643	1.000

■ 기술사업평가등급, 리스크등급, 재무등급과 기업부실과의 영향력

- 기술사업위험등급, 리스크등급이 기업부실에 높은 수준의 영향력을 미치는 것으로 나타났으며 재무등급은 기업부실에 영향력이 없는 것으로 나타남

구분	기술사업평가등급			리스크등급	재무등급
	최종등급	성장등급	위험등급		
부실영향력	12.4%	-9.3%	33.9%	43.1%	1.3%
통계유의성	낮음	낮음	높음	높음	낮음

통계산출값

※ 유의확률은 통계적 유의성으로 0.05미만 기준을 적용하며 낮을수록 유의성이 높으며, 베타값(영향력)은 영향력의 크기 수준을 나타내며 Wald값은 효과차이 검증값을 나타냄

구분	베타값 (영향력)	유의확률 (통계유의성)	Wald (차이검증값)	S.E. (표준오차)	
기술 사업 평가 등급	최종등급	0.067	0.393	0.7	0.078
	성장등급	-0.050	0.279	10.1	0.046
	위험등급	0.182	0.000	24.5	0.037
리스크등급	0.232	0.000	192.6	0.017	
재무등급	0.007	0.667	0.1	0.017	
상수항	-5.758	0.000	1445.7	0.151	

※ 종속변수(타겟팅) : 기술평가이후 3년 이내 기업부실(사고) 발생여부

05 新기술평가시스템 장점 및 의의

■ 예측성능(AUROC) 향상

- 인공지능 알고리즘을 도입하여 기존 모형대비 기술사업성장가능성은 6%(70.4%→76.1%), 기술사업위험가능성은 12%(65.7%→78.0%)이상 향상되어 전체적으로 9%(68.1%→77.1%)이상 향상됨
- 기보의 기술보증 규모는 25조로 연간 사고율 4.5% 고려시 연간 약 700억원의 기본재산을 확충하는 효과를 지님

■ 기술사업성장등급, 기술사업위험등급 구분 활용 가능

- 新기술평가시스템은 기술사업성장등급과 기술사업위험등급을 독립적으로 산출하여 두 등급을 다양하게 조합하여 상품을 설계할 수 있어 등급활용성이 증대되고 이를 통해 중소기업 맞춤형 지원이 가능함

■ 인간과 인공지능의 유기적인 협업

- 일반적으로 AI모형은 정확성을 중시하는 경향이 있으며, 정확성만 추구할 경우 자칫 모형의 쓸림현상이 발생할 수 있어 이를 해결하기 위해 전문가 모형을 AI모형과 유기적으로 결합하는 것이 매우 중요
- 과편향 불량데이터가 정제된 전문가데이터는 질적으로 우수한 장점을 가지며, 이를 활용하여 기존 인공지능망이 가지는 예측 정확도의 한계를 극복할 수 있음
- 기술평가에 AI기법을 도입한 국내외 최초 사례이며, 인간의 통찰력과 안정성, AI의 정확성이 상호 경쟁하고 협력하는 콜라보레이션 모형임

■ 10등급체계에서 14등급체제로 기술사업평가등급체계 확대

- 등급세분화를 통해 실제 활용가능등급이 기존 5개에서 9개로 증가함에 따라 기금의 기술평가능력(고성장 기업 구별능력 및 부실위험기업 구별능력)이 2배 향상되었다는 것을 의미함

# 2 인공지능 후속투자 가능성 예측모형 연구

문정훈<sup>1)</sup>, 윤형덕<sup>2)</sup>

## 초록

본 연구에서는 투자 플랫폼의 AI 매칭 엔진으로 활용을 계획하고 있는 후속 투자 가능성 예측 모형을 설계하고 그 성능을 평가하였다. 선행 연구를 통해 스타트업의 투자에 영향을 미치는 것으로 알려진 각종 기업정보를 수집하여 학습데이터로 활용하였으며, 모형은 인공신경망을 기본구조로 설계하였다. 그리드 서치(grid search)를 통해 학습데이터의 패턴을 인식하는 데에 최적화된 모형 구조를 스스로 찾을 수 있도록 디자인하여 향후 새롭게 수집될 데이터에 대해 능동적으로 대응할 수 있도록 하였으며, 예측 모형은 62.94%(95% 신뢰수준 오차범위:  $\pm 1.49\%$ )의 정확도와 77.03%(95% 신뢰수준 오차범위:  $\pm 0.80\%$ )의 AUROC를 보였다. 또한, 모형을 통해 산출된 후속투자 가능성 확률값을 이용해 후속투자 성공 가능성 등급을 산출·제공하는 방법을 제안하였으며, 향후 추가연구를 통해 투자대상기업 선별모형 등급의 결과 값 등의 다른 모형의 예측 등급 값과 결합하여 투자 추천등급을 산출하여 제공하는 방법을 모색할 계획이다.

**주제어:** 스타트업 투자, 인공신경망, 투자 매칭, 후속투자

**JEL 분류기호:** C15, C81

1) 기술보증기금 차장, 공학박사(2075@kibo.or.kr)

2) 기술보증기금 부부장(yoonhd74@kibo.or.kr)

\* 본 논문의 내용은 집필자 개인의 의견으로 기술보증기금의 공식견해를 뜻하는 것은 아니며, 출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.

<b>I.개요</b>	030
1. 연구 배경	030
2. 연구목적	031
<b>II.선행연구 및 사례 조사</b>	032
1. 벤처 투자 의사 결정요인	032
2. 투자 의사 결정의 인공지능 활용 사례	034
3. 기업 데이터를 활용한 예측모형 개발 선행연구	035
<b>III.데이터 및 예측모형의 구조</b>	036
1. 모형 설계 목적 및 데이터의 구조	036
2. 예측모형의 설계	038
<b>IV.분석 결과</b>	041
1. 모형의 예측 결과 분석	041
2. 예측모형을 활용한 서비스 제안	046
<b>V.결론</b>	047
<b>참고문헌</b>	048



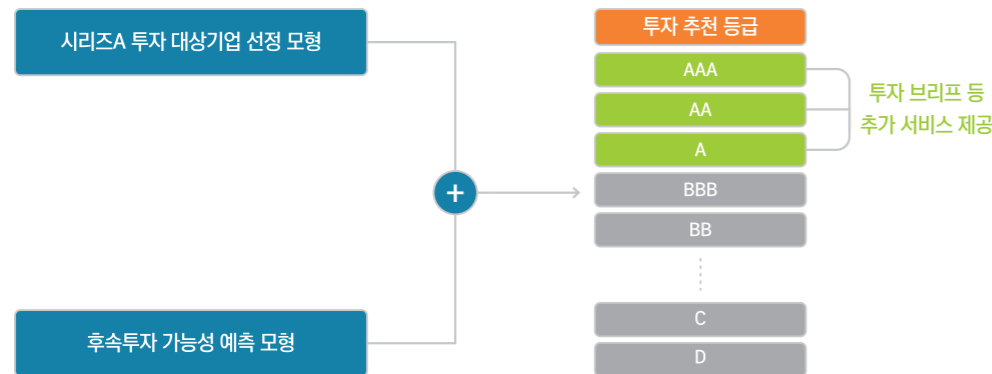
# I 서론

## 01 연구 배경

### ■ 투자 플랫폼 구축을 위한 AI 매칭 엔진 개발

#### - 투자 플랫폼 -

- (기본 방향) 투자 사각지대에 있는 기업과 투자자 간 정보 비대칭성을 해소하고 기술기업에 대한 벤처투자 확대
- 구성 요소
  - (기업정보) 일반, 신용, 기술평가, 투자 정보 등
  - (AI 매칭 엔진) 투자기업 선별(자가진단, deal sourcing) 시스템
  - (기타) 투자추천 브리프, 기술시장정보, 기술평가 서비스
- (AI 매칭 엔진) 투자 대상기업 선별모형\* 및 후속투자 가능성 예측모형의 산출 결과를 종합한 투자 추천등급을 산출하여 투자 매칭 서비스에 활용
  - \* (투자 대상기업 선별모형) '19.3월 개발 및 '20.2월 특허출원(본 출원) 완료
- AI 매칭 엔진의 완성을 위해 후속투자 가능성 예측모형의 개발 필요성 대두



<그림 1> 투자 추천등급 서비스의 개념도

## 02 연구목적

### ■ 투자 대상기업의 투자 성공 가능성에 대한 지표로 후속투자 확률 제시

- 후속투자는 기업이 투자를 유치한 후, 계획 사업에 추가적인 자금을 총당하거나, 계획 사업에 성공한 후 다음 라운드의 사업 추진에 필요한 자금을 투자의 형태로 조달하는 것으로,
- 기업이 후속투자의 유치에 성공했다는 것은 투자기업이 선행 투자자의 투자유치 당시에 제시한 기업 목표를 특정 수준 이상 달성하여 앞으로의 성장 역량을 후속 투자자로부터 인정받았다는 것을 의미
- 따라서, 본 연구에서는 후속투자 가능성을 예측하는 모형을 개발하여, 투자 대상기업의 투자 심사 시 피투자 기업의 예상 재무성과, IPO 예상 시기, 예상 수익률(IRR) 등과 함께 참고자료로 활용할 수 있는 정보를 제공
- 후속투자 가능성 예측모형을 통해 산출된 후속투자 확률 또는 등급 정보는 투자자에게는 투자 심사 참고자료로, 피투자기업에는 자사의 투자 시장 내 경쟁력 수준 및 투자자와의 투자 협상 단계의 참고자료로 활용 가능

### ■ 투자 플랫폼에 탑재하여 서비스 형태로 제공될 수 있는 엔진 개발

- (데이터) 투자 검토 시점에 수집 및 활용 가능한 데이터를 이용하여 인공지능 학습 모형 개발
- (동적 학습) 새롭게 수집되는 데이터의 패턴을 파악하는 최적의 모형 구조를 스스로 찾고 자가 업그레이드 할 수 있는 동적 학습 메커니즘 제안

## II 선행연구 및 사례 조사

### 01 벤처 투자 의사 결정요인

#### ■ Fried & Hisrich(1994)

- Hisrich and Jankowicz(1990)은 벤처캐피탈의 투자 의사 결정기준에 관한 다수의 연구를 정리하여, 다양한 투자 의사 결정기준을 컨셉(Concept), 경영진(Management), 수익성(Return)으로 구분
- Fried & Hisrich(1994)는 Hisrich & Jankowicz(1990)의 연구를 인용하면서, 투자 의사 결정기준에 관한 선행 연구를 분석하여 각 구분별 의사 결정 기준을 체계적으로 제시

<표 1> 벤처캐피탈 의사 결정 기준(Fried & Hisrich, 1994)

구분	의사 결정 기준
컨셉 (Concept)	① 큰 폭의 수익 성장이 가능한가? ② 2~3년 내 시장 진출이 가능한가? ③ 시장 내 경쟁기업 대비 경쟁력을 보유하고 있거나, 시장 내 유일한 참여자인가? ④ 사업의 성공을 위해 필요한 전체 투자 규모가 합리적인 수준인가?
경영진 (Management)	① 경영자들은 인격적으로 진실된 사람인가? ② 경영자들의 과거 경력이 우수한가? ③ 경영자들은 현실 감각을 가지고 있는가? ④ 경영자들이 사업에 대한 철저한 이해를 보유하고 있고, 유연한 사고를 할 수 있으며, 근면한가? ⑤ 경영자들이 사업 관리에 대한 경험을 보유하고 있는가?
수익성 (Return)	① 투자금의 회수(exit)가 가능한가? ② 투자 회수 시 높은 수준의 내부수익률(30~70%)을 기대할 수 있는가? ③ 높은 수준의 절대 수익(absolute return)을 기대할 수 있는가?

- 또한, Sandberg, Schweiger, Hofer(1988)의 연구를 인용하면서, 벤처투자의 의사 결정 프로세스에 대한 이해를 위해서는, 인간 지각, 감정, 인지 프로세스에 관한 연구가 필요하다고 강조

#### ■ 구중회, 김영준, 이수용, 김도현, 백지연(2019)

- 벤처캐피탈의 의사 결정요인에 관한 다수의 연구를 정리하여 의사 결정 기준을 창업자/팀의 특성, 제품/서비스의 특성, 시장의 특성, 재무적 특성, 그 외 기타로 구분

- (창업자/팀의 특성) 벤처캐피탈리스트가 투자 결정에서 가장 중요하게 여기는 기준 중 하나로, 뛰어난 업적, 우수한 기술전문성 및 마케팅 기술 등을 보유하고 있는 창업자가 선호(Franke, Gruber, Harhoff, Henkel, 2006)

<표 2> 벤처캐피탈 의사 결정 기준(구중회, 김영준, 이수용, 김도현, 백지연, 2019)

구분	의사 결정 기준
창업자/팀의 특성	① 관리 역량/리더십, ② 창업팀의 완성도, ③ 마케팅 역량, ④ 재무관리 역량, ⑤ 투자 지분 관리 역량, ⑥ 사업 아이템에 대한 표현력, ⑦ 개인적 동기, ⑧ 근면성, ⑨ 위험 예측/계산 역량, ⑩ 관련 경력, ⑪ 시장 친화력, ⑫ 창업자의 성품, ⑬ 창업자의 평판
제품/서비스의 특성	① 제품의 특성, ② 독점 수준, ③ 차별성, ④ 예상 매출 증가율, ⑤ 개발 단계, ⑥ 기술 수명 주기, ⑦ 예상 수익, ⑧ 기술 혁신성, ⑨ 리스크 저항 수준, ⑩ 확장성, ⑪ 시장진입장벽, ⑫ 우월성, ⑬ 고객층 존재 여부, ⑭ 시장의 관심도/수용도, ⑮ 협력관계 구축 가능성, ⑯ 제품/서비스의 완성도
시장의 특성	① 시장 규모, ② 시장 성장성, ③ 예상 시장 점유율, ④ 경쟁자의 수 및 경쟁도 수준, ⑤ 경기 민감도, ⑥ 수요자의 수, ⑦ 시장 창출 여부
재무적 특성	① 투자 회수 방법, ② 예상 투자 수익률, ③ 예상 리스크, ④ 지분율, ⑤ 투자 조건, ⑥ 투자 규모, ⑦ 자금의 원천, ⑧ 투자금의 유동성, ⑨ 기업가치
그 외 기타	① 사회적 네트워크, ② 지리적 위치, ③ 공동투자 여부

- (제품/서비스 특성) 제품 차별화는 기업 성과와 긍정적으로 관련되어 있으므로(Caves, 1972), 벤처기업이 경쟁자보다 경쟁우위를 확보하기 위해서는 제품/서비스가 독특하고 혁신적이어야 함(Mason & Stark, 2004)
- (시장 특성) 벤처기업의 제품/서비스가 기존 시장의 수요를 충분히 충족시키거나 새로운 요구를 자극할 수 있는지, 또는 새로운 시장을 형성할 수 있는지가 중요한 의사 결정 기준(MacMillan, Siegel, Narasimha, 1985; MacMillan, Zemann, Subbanarasimha, 1987)
- (재무적 특성) 투자 자본의 유동성, 수익, 출구전략(exit)이 투자 의사 결정에 중요한 요인인 것으로 연구 되었으며(Mishra, 2004), 기대수익률과 위험 요소를 동반한 투자 기준의 중요성을 강조(Poindexter, 1977; MacMillan, Siegel, Narasimha, 1985; Gompers & Lerner, 1999)

## 02 투자 의사 결정의 인공지능 활용 사례

### ■ 벤처캐피탈의 인공지능 모형 활용 사례

- EQT Ventures - Motherbrain
  - EQT Ventures는 유망 스타트업을 발굴하기 위해 과거 투자기업의 재무 정보, 웹 검색자료, SNS 검색 정보 등을 활용하여 머신러닝 시스템(Motherbrain)을 개발
  - Motherbrain은 수백만 개의 기업을 분석하여 유망 스타트업의 리스트를 투자 심사역에게 제시해주며, 2020년 기준 EQT Ventures의 투자기업 중 약 15%가 Motherbrain을 통해 발굴된 기업
- Nauta Capital
  - Nauta Capital은 2014년 설립되어 3억 유로 규모의 투자를 운영하고 있는 VC로 주로 시리즈 A 단계에서 투자
  - 2017년 소프트웨어 엔지니어와 데이터사이언티스트를 채용하여 머신러닝 모형을 개발하였고, 이를 통해 투자 대상기업의 특성, 투자 규모, 성공 가능성을 산출하여 투자 심사에 활용
- Georgian Partners
  - 2008년 설립 후 10억 달러 규모의 투자를 운영하고 있는 Georgian Partners는 투자 심사 대상기업을 선별해주는 인공지능 모형을 개발하여 운용 중
- e.ventures
  - 샌프란시스코에서 10억 달러 규모의 투자를 운영하고 있는 e.ventures는, 인터넷의 바이럴 정보, 스타트업 성장률 등의 정보를 인공지능 기술로 수집 분석하여 투자 대상기업을 탐색
- Connetic Ventures
  - 2015년 설립하여 천만 달러 이하의 기업가치를 가지는 기업을 중점적으로 투자하는 벤처기업 투자사로, 초기 투자기업의 발굴(deal sourcing)에서부터 실사(due diligence)까지에 이르는 프로세스에 자체 개발한 인공지능 플랫폼인 Wendal을 활용
- Hone Capital
  - 초기 단계 투자를 중심으로 총 5천만 달러 규모의 자산을 운영하고 있는 벤처캐피탈로, AngelList와 협력하여 자체 머신러닝 플랫폼을 구축
  - Hone Capital을 머신러닝 플랫폼은 30,000개 이상의 투자 건을 분석하여 투자 성공의 특징을 찾아내고, 투자 심사대상 기업에 대한 투자 추천정보를 제공
- InReach Ventures
  - 2015년에 설립되어 유럽지역의 초기 단계 투자에 집중하고 있는 벤처캐피탈로, 기업의 창업팀, 제품, 웹사이트 트래픽 등을 분석하여 새로운 투자 기회를 찾아내는 머신러닝 프로그램을 2년 동안 5백만 달러를 투자하여 개발
  - 머신러닝 프로그램을 통해 유망 스타트업 발굴에 대한 생산성이 10배 이상 증가한 것으로 자체적으로 평가

## 03 기업 데이터를 활용한 예측모형 개발 선행연구

### ■ 벤처캐피탈 의사 결정을 위한 인공지능 모형 개발 선행연구

- ARROYO, Corea, Jimenez-Diaz, RecioGarcia(2019)는 벤처투자 플랫폼인 Crunchbase의 정보를 활용하여 투자기업의 IPO, M&A, 후속투자 확률 등을 예측하는 머신러닝 모형을 개발하는 연구를 수행
- 머신러닝 모형의 학습을 위해, 623,232개 기업에 대한 기업 일반정보(업종, 지역, 업력 등), 투자 정보(투자금액, 기업가치 등), 창업자 정보(창업자 수, 성별, 학력 등) 등의 정보를 Crunchbase로부터 수집하였으며,
- 수집한 정보를 이용해 의사 결정 나무(Decision Trees), 랜덤포레스트, EDT(Extremely Randomized Trees), Gradient Tree Boosting, Support Vector Machine을 활용하여 예측모형을 제작하고 성능을 비교

### ■ 정형 데이터(structured data) 분석을 위한 인공지능 모형 제안 연구

- 투자 플랫폼을 통해 수집·적재되는 정보는 기업의 일반사항, 재무 사항, 기술분석 및 투자 관련 정보로 구성된 정형 데이터(structured data)
- 예측모형을 투자 플랫폼 탑재 및 지속적인 자가 업그레이드를 실현하기 위해서는 플랫폼 내에서 수집·정제·적재된 정형 데이터를 활용하는 데에 최적화된 예측모형을 개발하는 것이 중요
- 정형 데이터 분석에는 의사 결정 나무, 랜덤포레스트, 인공신경망 등의 다양한 머신러닝 알고리즘이 활용될 수 있으나, 다양한 분야에서 인공신경망 모형이 다른 머신러닝 모형에 비해 우수한 성능을 보이는 것으로 연구(Bao, Lai, Ma, Zhang, Gao, Yang, 2019; Yang, Dai, Yang, Carbonell, Salakhutdinov, Le, 2019; Zoph, Cubuk, Ghiasi, Lin, Shlens, Le, 2019)
- 2017년 구글 연구팀에서는 인공신경망에 부스팅(boosting)을 접목한 앙상블(ensemble) 모형인 ADANET을 개발하여 큰 폭의 성능 향상을 발표(Cortes, Gonzalvo, Kuznetsov, Mohri, Yang, 2017)한 바 있으며,
- 아마존, 링크드인, Criteo AI lab의 개발자는 인공신경망에 gradient boosting을 접목한 연구를 통해 GrowNet을 개발하고 인공신경망을 대체할 새로운 모델로 제안(Badirli, Liu, Xing, Bhowmik, Doan, Keerthi, 2020)

# III 데이터 및 예측모형의 구조

## 01 모형 설계 목적 및 데이터의 구조

### 가. 모형 설계 목적

#### ■ 투자 심사 시점에 대상기업이 향후 후속투자를 유치할 확률이 어느 정도인지 예측

- 투자 심사 시점에 수집 가능한 기업의 다양한 정보(기업 일반정보, 투자 정보, 대표자 정보, 기술 관련 정보, 시장정보, 재무 정보 등)로 구성된 정형 데이터(structured data)를 입력 변수(input features)로 활용구성 요소
  - (예시) 투자 심사 시점에 분석 대상 정보를 입력하면, 해당 기업의 향후 후속투자 유치 확률을 제시
    - (투자자) 투자 심사 시 참고자료로 활용
    - (기업) 투자 시장에서 자사의 경쟁력 확인, 투자자와 투자 조건 협상에 활용

#### ■ 플랫폼 탑재 후 동적 학습(dynamic training)을 통해 모형 스스로 지속적인 자가 업그레이드가 가능하도록 설계

- 투자 플랫폼에 수집·축적되는 정보를 활용하여, 주기적으로 자기학습을 반복하고, 학습 결과를 통해 스스로 모형 성능을 고도화
  - (데이터) 학습데이터를 투자 플랫폼에서 수집·축적 가능한 데이터로 구성
  - (모형 구조) 수집된 데이터가 내포하고 있는 후속투자 패턴을 가장 잘 찾아내는 구조를 찾는 절차(grid search)를 연구범위에 포함

### 나. 데이터 구성

#### ■ 분석 대상기업

- (분석 대상기업) 2013년~2019년 기간 중 보증연계 투자기업 중 모형 학습에 필요한 정보를 보유하고 있는 242개 기업
- (예측 기준시점) 보증연계 투자기업의 투자 심사 시점

#### ■ 입력 변수(input features)

- 심사 대상기업의 후속투자에 영향을 미칠 것으로 예상할 수 있는 변수 중 투자 플랫폼에서 수집 가능한 변수로 입력 변수를 구성
  - (기업 일반정보, 기술평가정보, 투자 정보) 투자 심사 당시 기준
  - (재무 정보) 투자 심사일 기준 수집한 당기 재무 자료 기준
- 투자 시점에 따라 발생하는 여러 가지 영향을 구분하여 인식시키기 위해, 투자연도를 입력 변수로 추가

<표 3> 입력 변수(input features) 구성

구분	변수명	구성	비고	
입력 변수	기업 일반정보	투자 연도	범주형	2013~2019
		업력		0년, 1~3년, 3~5년, 5~7년, 7년 초과
		사업장소유		자가/임차
		업종분류		BT, IT, 기계 금속, 화공, 문화 콘텐츠, 기타
		학력		명문대(학사, 석사, 박사) = 1 일반대(학사, 석사, 박사) = 0
		대표자 나이		
	기술평가정보	기술평가점수	연속형	
		기술인력수		
		기술인력점수		
	투자 정보	투자금액	연속형	
		기업가치(투자 당시)		
	재무 정보	자산총계(당기)		
매출액(당기)				
영업이익(당기)				
연구개발비(당기)				
1인당 인건비(당기)				
기술인력인건비(당기)				
출력 변수	투자 정보	후속 투자유치 여부		이진형

#### ■ 출력 변수(종속변수)

- 투자 시점 이후, 타 투자기관으로부터 후속투자 유치 여부를 출력변수로 구성하되, 모형 출력단에 sigmoid 분류기\*를 배치하여 보증 해지 확률을 도출

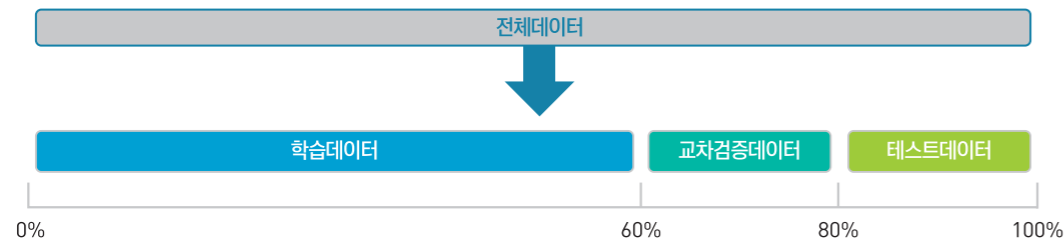
$$* P(Y=1|X) = \frac{1}{1+e^{-\beta X}}$$

<표 4> 출력변수 구성

기준	출력변수
투자 시점 이후 후속투자 미유치	0
투자 시점 이후 후속투자 유치	1

■ 데이터 구분 및 정규화

- (학습/교차검증/테스트 분리) 모형의 과도한 학습에 따른 과적합 문제를 파악하고, 정확한 모형 성능의 측정을 위해 데이터를 60:20:20으로 분리하여 학습/교차검증/테스트 데이터로 구분



<그림 2> 학습/교차검증/테스트 데이터 분리

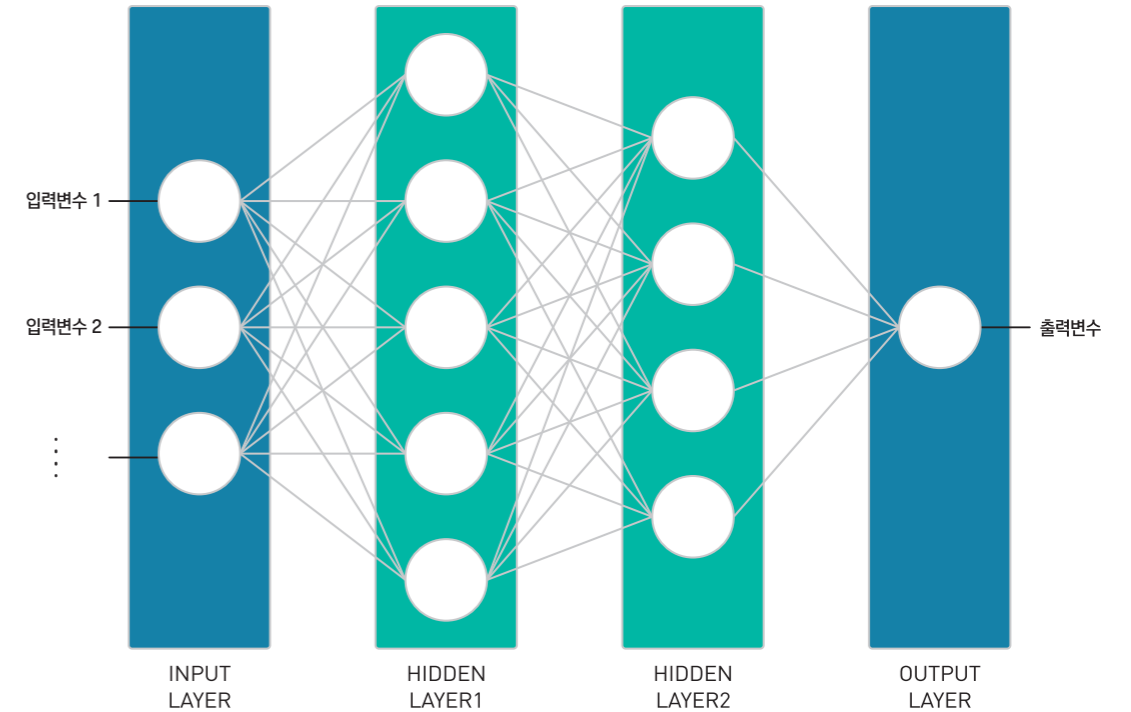
- 학습데이터는 모형의 패턴 학습, 교차검증데이터는 모형의 매개 변수(hyperparameters) 최적화, 테스트 데이터는 모형의 성능검증에 각각 활용
- 학습데이터의 변수 중 범주형 변수는 one hot encoding으로 변환
- 입력 변수는 각각의 변수가 가지는 의미를 유지하는 수준에서 정규화(normalization)

02 예측모형의 설계

■ 모형 구조

- 본 연구에서 이용할 기업환경 데이터는 18개의 변수의 정형 데이터로, 정형 데이터를 분석하는 데에 유리한 것으로 알려진(Bao, Lai, Ma, Zhang, Gao, Yang, 2019) 인공지능경망\*(artificial neural network, ANN)으로 모형 구성

\* 입력층과 출력층 사이에 다차원의 은닉층을 두어 비선형적으로 분리되는 데이터에 대해서도 학습이 가능하도록 설계된 모형



<그림 3> 본 연구에서 사용된 인공지능경망 모형의 구조

■ 매개 변수(hyperparameters)의 구성, 손실함수 정의, 학습 방법

- 인공지능경망 모형의 변수 초기화 방법으로는 ResNet을 개발한 Kaiming He가 2015년에 Xavier initialization(Glorot X & Bengio Y., 2010)을 개선하여 제안한 변수 초기화 방법인 He initialization(He, Zhang, Ren, Sun, 2015)을 활용
- 활성화 함수(activation function)는 은닉층의 경우 ReLu(Rectified Linear Unit), 출력층은 출력변수가 이진형인 점을 고려하여 sigmoid 함수를 이용
- 모형의 학습은 binary cross entropy를 손실함수로 활용한 mini-batch gradient descent를 통해 이루어졌으며, 학습 반복 횟수(epoch)는 300회로 설정
  - Mini-batch gradient descent의 최적화 방법은 ADAM(adaptive movement estimation, Kingma & Ba, 2014)을 사용
- 모형의 과적합은 Dropout 및 early stopping을 통해 방지하였고, 과적합 수준은 모형의 성능평가 지표로 활용한 AUROC를 학습데이터에 대해서 산출하여 평가

■ 모형 성능 평가 방법

- 모형의 성능평가 지표는 데이터의 종류와 비대칭 수준에 따라 신중하게 고려될 필요가 있는데,
  - 만약 후속투자 유치 여부가 클래스별로 차이가 크게 나는(skewed class) 경우, 정밀도(precision), 재현율(recall) 및 F score 등을 통해 다각적으로 모형을 평가할 필요가 있으나(Bekkar, Djemaa, Alitouche, (2013)),
  - 본 연구에서 수집한 투자기업의 후속투자 유치여부는 1:1 수준(전체 242개 기업 중 후속투자 유치기업 129개)으로 균일한 클래스로 분류되는 데이터에 해당하여, 정확도(accuracy) 및 AUROC를 모형의 성능 평가지표로 활용
- 예측모형의 동적 학습 및 자가 업그레이드와 최적의 학습 모형 도출을 위해 인공지능망에 포함된 은닉층 2개에 대해 10~10,000개의 범위를 10단계로 나누어 각각 그리드 서치(grid search, 범위)를 수행하였으며,
- 의미 있는 학습이 이루어지고 있는 영역(음영, 학습데이터 AUROC 80% 이상) 및 최적 모형으로 선택된 영역(강조, 테스트 데이터 정확도 기준 상위 2개)으로 구분하여 제시함
- 모형의 개발에 활용되는 데이터가 무작위로 학습/교차검증/테스트 데이터로 나누어져, 선택 편의(selection bias)가 발생할 수 있는 점을 고려하여, [학습/교차검증/테스트 데이터 구분] → [모형 학습] → [성능 평가]의 과정을 100회 반복하여 정확도 및 AUROC를 산출

# IV 분석 결과

## 01 모형의 예측 결과 분석

■ 유효 학습영역 그리드 서치(grid search) 및 과적합 검증

- 인공지능망의 학습 수준을 평가하기 위해 학습데이터에 대한 인공지능망 모형의 적합 수준을 AUROC를 통해 평가해본 결과,
- 은닉층 1의 개수가 10~50개, 은닉층 2의 개수가 200~10,000개 수준일 때 학습데이터에 대한 모형의 AUROC가 80% 이상인 것으로 파악되어, 해당 구조의 인공지능망은 학습데이터에 따라 의미있는 학습을 수행하고 있는 것으로 판단

<표 5> 학습데이터에 대한 AUROC

구분	은닉층 2										
	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000	10,000	
인 공 신 경 망 1	10	73.02	57.14	70.91	73.16	81.18	83.48	82.20	77.94	82.41	78.40
	20	59.40	67.30	78.60	76.84	81.02	85.02	84.20	87.65	84.33	79.21
	50	60.89	69.33	80.00	81.72	85.59	85.66	87.33	87.45	87.75	87.22
	100	56.20	55.18	74.85	78.07	78.99	83.74	89.24	86.86	88.29	86.97
	200	64.35	61.95	70.57	77.78	76.29	83.88	87.30	87.79	87.85	85.28
	500	62.93	67.03	70.51	76.91	79.80	82.17	84.08	86.57	85.76	87.70
	1,000	61.28	64.49	66.11	74.16	77.60	81.51	81.54	84.16	87.24	87.83
	2,000	56.88	61.52	64.64	76.77	75.63	80.81	82.56	83.30	85.84	86.31
	5,000	59.43	62.91	63.79	62.85	70.50	76.03	80.42	82.35	85.34	86.31
	10,000	56.57	52.12	59.08	69.17	67.77	76.98	79.03	81.03	82.97	84.42

- 또한, 학습데이터에 대한 300회의 반복 학습(epoch=300)을 수행하였음에도 불구하고, 학습영역에 포함된 예측모형의 학습데이터에 대한 적합 수준이 AUROC를 기준으로 80% 수준을 유지하여, 모형이 학습데이터에 과적합 수준이 높지 않음을 확인

■ 최적 모형 구조 도출

- 모형의 성능평가를 위해, 학습이 완료된 모형을 기준으로 성능평가를 수행한 결과,
- 학습을 수행하고 있는 것으로 판단되는 구조의 인공지능망 구조(표 5의 음영 영역)는 타 구조의 모형에 비해 더 높은 정확도와 AUROC를 보여주고 있는 것으로 확인되었으며,
- 해당 영역의 구조를 갖는 모형의 테스트 데이터에 대한 정확도 수준(100회 반복 평균값)을 평가한 결과, 은닉층 1이 20개, 은닉층 2가 2,000개인 구조와 은닉층 1이 10개, 은닉층 2가 500개인 모형이 높은 성능을 보이는 것으로 확인

<표 6> 테스트 데이터에 대한 정확도(Accuracy)

구분	은닉층 2									
	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000	10,000
10	49.27	43.88	48.43	50.84	60.78	<b>62.94</b>	61.47	54.06	61.78	58.92
20	46.63	48.39	55.14	53.63	55.41	57.31	59.24	<b>67.39</b>	59.63	51.65
50	45.06	50.55	50.92	57.45	56.41	62.65	58.84	61.59	60.71	59.14
100	44.00	44.51	51.92	51.88	56.33	59.24	64.98	57.94	62.55	61.06
200	48.27	46.41	49.51	52.65	50.94	58.39	62.31	61.71	62.12	59.37
500	47.04	48.47	49.94	49.33	52.45	57.27	56.92	61.27	59.18	59.35
1,000	45.45	47.10	47.96	48.73	49.94	54.47	56.24	58.57	60.84	60.94
2,000	42.86	46.08	47.06	49.94	49.55	53.39	55.88	56.47	59.24	60.78
5,000	49.92	46.20	47.98	47.59	49.02	46.84	54.78	56.43	59.04	59.82
10,000	42.86	46.06	45.69	47.37	48.51	50.43	52.27	54.76	55.36	58.27

- 또한, 두 구조는 테스트 데이터에 대해 각각 77.03% 및 71.89%의 AUROC를 보여주었으며, 이는 일반적인 사회과학 분야의 예측모형으로서 높은 설명력을 확보한 것으로 인정되는 수준

<표 7> 테스트 데이터에 대한 AUROC

구분	은닉층 2									
	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000	10,000
10	60.69	54.34	68.79	64.68	65.13	<b>77.03</b>	65.62	64.14	67.37	63.38
20	60.90	60.67	66.44	61.31	66.83	66.03	65.00	<b>71.89</b>	67.13	60.39
50	52.63	59.97	61.76	68.66	62.48	71.22	68.84	70.77	66.35	65.08
100	48.75	50.02	58.29	59.73	67.72	69.68	72.19	64.90	67.43	67.60
200	51.72	52.98	53.57	60.60	58.43	66.88	68.69	70.44	68.86	66.19
500	50.49	51.28	52.69	56.72	60.14	62.97	64.15	67.48	65.47	64.93
1,000	48.76	49.96	50.54	54.57	55.71	60.10	61.72	64.44	66.58	67.86
2,000	46.45	49.39	50.24	54.37	54.87	59.18	61.69	61.47	66.03	67.29
5,000	56.47	49.33	51.07	50.42	51.72	52.78	59.23	68.93	64.82	66.27
10,000	46.64	53.04	48.96	52.91	51.09	54.85	57.12	61.91	63.89	65.24

- 본 연구에서는 테스트 데이터에 대한 정확도를 최적 모형 구조를 도출하는 기준으로 두고 총 100개의 구조를 갖는 인공지능망 모형 중 가장 높은 성능을 보이는 2개의 구조를 선택하여 보다 세밀한 성능을 검토
  - (선택모형 1) 은닉층 1: 20개, 은닉층 2: 2,000개
  - (선택모형 2) 은닉층 1: 10개, 은닉층 2: 500개
- 선택모형 1은 중간값 67.35%, 평균 67.39%(95% 신뢰수준 오차범위 ±1.80%)의 정확도가 측정되었으며, AUROC는 중간값 65.31%, 평균 71.89%(95% 신뢰수준 오차범위 ±1.09%)로 나타남

<표 8> 선택모형 1의 정확도(테스트 데이터) 세부 결과

백분위 수	구분	정확도(%)
0%	평균	<b>67.39</b>
25%	95% 신뢰수준오차범위	±1.80
<b>50%</b>	<b>67.35</b>	분산
75%	73.47	표준편차
100%	81.63	

<표 9> 선택모형 1의 AUROC(테스트 데이터) 세부 결과

백분위 수		구분	정확도(%)
0%	59.01	평균	<b>71.89</b>
25%	68.80	95% 신뢰수준오차범위	±1.09
<b>50%</b>	<b>73.22</b>	분산	30.87
75%	76.53	표준편차	5.56
100%	79.42		

- 선택모형 2는 중간값 65.31%, 평균 62.94%(95% 신뢰수준 오차범위 ±1.49%)의 정확도가 측정되었으며, AUROC는 중간값 78.23%, 평균 77.03%(95% 신뢰수준 오차범위 ±0.80%)로 측정되어,
- 선택모형 2는 선택모형 1에 비해 평균 정확도는 낮지만, 더 안정적인 예측 성능을 보이는 것으로 판단

<표 10> 선택모형 2의 정확도(테스트 데이터) 세부 결과

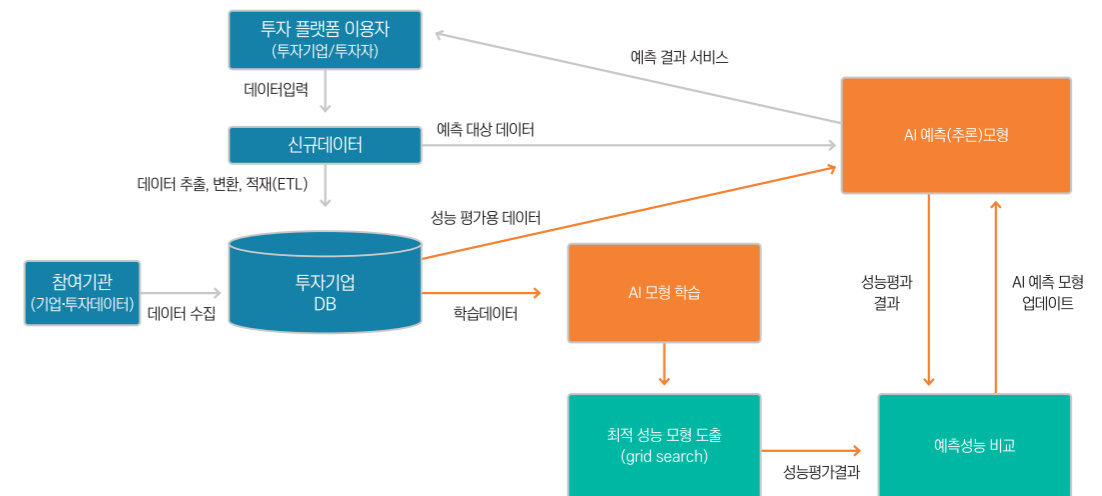
백분위 수		구분	정확도(%)
0%	44.90	평균	<b>62.94</b>
25%	54.59	95% 신뢰수준오차범위	±1.49
<b>50%</b>	<b>65.31</b>	분산	57.70
75%	67.86	표준편차	7.60
100%	73.47		

<표 11> 선택모형 2의 AUROC(테스트 데이터) 세부 결과

백분위 수		구분	정확도(%)
0%	60.54	평균	<b>77.03</b>
25%	77.25	95% 신뢰수준오차범위	±0.80
<b>50%</b>	<b>78.23</b>	분산	16.80
75%	78.85	표준편차	4.10
100%	81.97		

■ 동적 학습을 통한 자가 업데이트 모형 구조 구축

- 앞서 그리드 서치를 통해 탐색 된 최적의 모형 구조는 데이터가 내포하고 있는 패턴의 변화에 따라 달라질 수 있어, 새로운 데이터가 추가 수집되는 경우 지속적으로 최적의 구조를 찾는 탐색이 이루어져야 함
- 따라서, 최적 구조를 찾는 과정을 인공지능 학습 프로세스에 추가하여, 투자 트렌드의 변화 등에 따른 후속 투자 예측 패턴의 복잡성과 다양성의 변화를 최적으로 탐지하는 구조의 모형을 동적 학습 구조 모형 설계
  - ① 투자 플랫폼의 신규 이용자(투자자 또는 투자기업)가 투자 플랫폼의 다양한 서비스를 이용하기 위해 투자 대상기업의 정보를 신규로 입력하면,
  - ② AI 예측모형에 예측 대상 데이터를 전달하여 예측 결과를 고객에게 제공하는 한편,
  - ③ 입력된 데이터는 변환/적재 과정을 거쳐 투자기업 DB로 구축되고, 신규 데이터가 충분히 쌓이면, 예측 모형의 업데이트를 위해 새로운 AI 모형의 학습을 시작
  - ④ 머신러닝과 본 연구에서 보인 그리드 서치(grid search)를 통해 새로운 데이터의 패턴에 최적화된 모형을 도출하고, 현행 AI 예측모형과 예측 성능을 비교·분석하여 AI 예측모형을 업데이트



<그림 4> 동적 학습 모형의 개념도



## 02 모형의 예측 결과 분석

- 앞서 학습된 예측모형을 통해 후속투자 가능성 제공 서비스를 제공하기 위해서는, 은닉층의 크기에 대해 수행된 그리드 서치(grid search) 결과를 토대로 최적 모형의 선택이 필요
  - 본 연구의 경우, 가장 높은 설명력(AUROC 77.03%)을 보인 선택모형 1(은닉층 1 10개, 은닉층 2 500개)과 가장 좋은 정확도(67.39%)를 보인 선택모형 2(은닉층 1 20개, 은닉층 2 2,000개) 중 서비스에 활용할 모형을 선택
  - 후속투자 가능성 제공 서비스는, 투자기업이 향후 후속투자를 받을 확률값 또는 그 확률값을 등급 구간별로 구분한 등급 정보를 제공하는 것이 그 목적으로,
  - 후속투자 확률 정보 전체에 대한 설명력이 높은 모형을 선택하는 것이 바람직한 것으로 판단되는바, 본 연구에서 수집된 분석 결과를 고려할 때, AUROC가 가장 높은 선택모형 1을 이용한 서비스 구축이 유리할 것으로 판단
- 모형에서 얻어낸 후속투자 확률은 개별 기업별로 확률값을 그대로 제공하여, 투자 심사역 또는 피투자기업이 투자 심사 또는 유치에 활용하게 서비스할 수 있으며,
- 보다 직관적인 정보 전달을 위해, 모형에서 산출된 확률을 토대로 후속투자 유치 확률을 고려하여 등급 형태로 정보를 제공할 수 있음
  - 등급 구간의 기준 설정에 대해서는 고객의 니즈 등에 대한 보다 세밀한 추가 연구가 필요할 것으로 예상되며,
  - 본 연구에서는 등급 제안의 일례로, 후속투자 유치 확률을 같은 간격으로 나누어 구간별 등급과 등급별 실제 후속투자 유치기업의 비율을 산출한 사례를 제시

<표 12> 후속투자 가능성 예측모형의 등급 구간별 후속투자 기업 비중

백분위 수	P≥85%	85%>P≥70%	70%>P≥55%	55%>P≥40%
전체	10	7	6	24
후속 투자 유치기업(비중)	8(80%)	4(57.14%)	3(50%)	6(25%)
후속투자 비유치 기업	2	3	3	18

## V 결론

### ■ 투자 플랫폼의 AI 매칭 엔진 개발

- 앞서 연구된 투자 대상기업 선별모형의 후속 연구의 하나로, 투자 대상기업의 투자 성공 가능성을 제시하는 후속투자 가능성 예측모형 개발
- 후속투자 가능성 예측 결과는 투자 대상기업 선별모형의 산출 결과와 결합하여 투자 추천등급을 제시하는 종합모형으로 구성될 수 있으며, 이를 활용해 투자자와 투자기업을 연결해주는 AI 매칭 서비스 출시 가능

### ■ 동적 학습을 통한 자가 업그레이드 구조

- 연구의 범위에 최적의 인공지능경망 구조를 찾는 알고리즘을 추가하여, 향후 투자 플랫폼에서 새롭게 수집되는 데이터가 가지는 패턴을 스스로 학습하여 최적의 예측 결과를 보여주는 모형 구조를 스스로 탐색하는 자가 업그레이드 구조를 제시

### ■ 추가연구

- (투자추천등급) 투자 대상기업 선별모형과 후속투자 가능성 예측모형의 산출 결과를 결합하여 의미 있는 추천등급을 제시하기 위해서는, 산출 결과의 결합 방법, 등급 구간 설정 방법 등에 관한 추가 연구가 필요
- (추가 서비스) 투자 플랫폼에 축적될 투자 관련 기업정보를 활용하여 향후 투자기업의 exit 유형(M&A/IPO/매각) 예측, 예상 수익률 등을 제시해주는 모형 등을 개발하여 다양한 추가 서비스 제공도 가능



- [ 1 ] 구중희, 김영준, 이수용, 김도현, 백지연 (2019), 한국 벤처캐피탈리스트의 투자결정에 미치는 요인 연구, 벤처창업연구, 14, 1-18.
- [ 2 ] Arroyo J., Corea F., Jimenez-Diaz G., RecioGarcia J. A., (2019), Assessment of machine learning performance for decision support in venture capital investments, IEEE Access, 7, 124233.
- [ 3 ] Badirli S., Liu X., Xing Z., Bhowmik A., Doan K., Keerthi S. S., (2020), Gradient boosting neural networks: Grownnet, ArXiv preprint, arXiv:2002.07971.
- [ 4 ] Bao W., Lai W. S., Ma C., Zhang X., Gao Z., Yang M. H., (2019), Depth-aware video frame interpolation, IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 3698-3707.
- [ 5 ] Bekkar M., Djemaa H. K., Alitouche T. A., (2013). Evaluation measures for models assessment over imbalanced data sets, Journal of Infomation Engineering and Applications, 3, 27-38.
- [ 6 ] Caves R. E. (1972), American Industry: Structure, conduct, performance.
- [ 7 ] Cortes C., Gonzalvo X., Kuznetsov V., Mohri M., Yang S., (2017), AdaNet: Adaptive structural learning of artificial neural networks, Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning.
- [ 8 ] Franke N., Gruber M., Harhoff D., Henkel J., (2006), What you are is what you like-similarity biases in venture capitalists' evaluations of start-up teams, Journal of Business Venturing, 21, 802-826.
- [ 9 ] Fried V. H. and Hisrich R. D., (1994), Toward a model of venture capital investment decision making, Financial Management, 23, 28-37.
- [10] Glorot X. and Bengio Y., (2010), Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks, Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics, 249-256.
- [11] Gompers P. and Lerner J., (1999), An analysis of compensation in the US venture capital partnership, Journal of Financial Economics, 51, 3-44.
- [12] He K., Zhang X., Ren S., Sun J., (2015), Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification, Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 1026-1034.
- [13] Hisrich R. D. and Jankowicz A. D. (1990), Intuition in venture capital decisions: an exploratory study, Journal of Business Venturing, 49-62.
- [14] Kingma D. P. and Ba J. (2014), Adam: A method for stochastic optimization, arXiv preprint, arXiv:1412.6980.
- [15] MacMillan I. C., Siegel R., Narasimha P. N. S., (1985), Criteria used by venture capitalist to evaluate new venture proposals, Journal of Business Venturing, 1, 119-128.
- [16] MacMillan I. C., Zemann L., Subbanarasimha P. N., (1987), Criteria distinguishing successful from unsuccessful ventures in the venture screening process, Journal of Business Ventureing, 2, pp. 123-137.
- [17] Mishra A., (2004), Indian venture capitalists(VCs): Investment evaluation criteria, ICFAI Journal of Applied Finance, 10, 71-93.
- [18] Poindexter J. B. (1977), The Efficiency of Financial Markets: The Venture Capital Case.
- [19] Sandberg W. R., Schweiger D. M., Hofer C. W., (1988), The use of verbal protocols in determining venture capitalists' decision processes, Entrepreneurship Theory and Practice, 8-20.
- [20] Yang Z., Dai Z., Yang Y., Carbonell J., Salakhutdinov R. R., Le Q. V., (2019), XLNet: Generalized autoregressive pretraining for language understanding, Proceedings of NeurIPS.
- [21] Zoph B., Cubuk E. D., Ghiasi G., Lin T. Y., Shlens J., Le Q. V., (2020), Learning data augmentation strategies for object detection, European Conference on Computer Vision, 566-583.

# 3

## 성향점수매칭(PSM)과 실태조사를 통한 우수기술 사업화 지원 (Tech 밸리) 기업 성과분석

이기순<sup>1)</sup>, 윤형덕<sup>2)</sup>

### 초록

Tech밸리(우수기술 사업화 지원)보증은 대학, 연구기관, 대기업 연구소의 고기술인력 창업기업에 특화된 프로그램으로 보증·투자 등 금융지원과 컨설팅, IPO 지원 등 비금융지원을 통해, 성공 창업을 유도하기 위한 전문가 창업 종합 플랫폼이다. 본 연구는 Tech밸리 기업의 현황을 파악하고, “성향점수매칭(PSM)”을 통해 보증지원 성과 및 향후 발전 방향 도출을 위한 문제점 등을 분석하였다.

성과분석 결과, Tech밸리 기업들은 재무성과에서는 성장성이 비교기업 대비 높게 나타났으며, 상대적으로 비재무성과인 고용 창출과 지식재산 건수 증가가 높은 것으로 분석되었다. 한편, Tech밸리 보증지원을 받은 기업들은 ‘향후 매출규모와 관계없이 운전자금 보증을 최대 3억까지 지원 가능한 점’을 가장 큰 장점으로 언급하였으며, 만족도 조사 결과 불만족으로 응답한 기업들의 불만족 사유는 ‘매출기반 보증한도 부여’라는 의견이 대부분을 차지하였다.

본 연구 결과는 전문가 창업의 활성화 필요성이 증대되는 경영환경에서 기금의 핵심전략보증으로 발전하기 위한 소구점을 제시한 점에서 시사점이 있다.

**주제어:** 전문가 창업, Tech밸리 보증, 성과분석, 성향점수매칭(PSM)

**JEL 분류기호:** C81, C83

1) 기술보증기금 차장, 경영학박사(1901@kibo.or.kr)

2) 기술보증기금 부부장(yoonhd74@kibo.or.kr)

\* 본 논문의 내용은 집필자 개인의 의견으로 기술보증기금의 공식견해를 뜻하는 것은 아니며, 출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.

<b>I. 연구 개요</b>	052
1. 연구 배경 및 목적	052
2. 문헌 연구	053
3. 기존 연구와 차이점	053
4. 연구 절차	055
<b>II. Tech밸리 기업 현황</b>	056
<b>III. Tech밸리 기업 성과분석</b>	062
1. 분석 자료 및 대상	062
2. 분석자료 기초통계량	064
3. 성과 분석	069
<b>IV. Tech밸리 기업 설문조사</b>	081
1. 설문 조사	081
2. 분석 결과	081
<b>V. 결론</b>	087
1. 결과 요약	087
2. 시사점	088
<b>참고문헌</b>	089

# I 연구 개요

## 01 연구 배경 및 목적

### ■ Tech밸리(우수기술 사업화지원) 보증은 대학, 연구기관, 대기업 연구소의 고기술인력 창업기업에 특화된 지원 프로그램

- (사업 개요) “우수 전문 인력이 창업한 대학 및 연구기관 내 기업에 보증·투자 등 금융지원과 컨설팅, IPO 지원 등 비금융 지원을 통해, 성공 창업을 유도하기 위한 종합 플랫폼”(16.12월 시행, 기술보증기금 내부 사업소개자료 발췌)
- (제도 취지) “창업 및 사업화 과정의 어려움을 패키지로 지원하여 대학 내 창업에 도전할 수 있는 환경 조성 및 우리 경제의 성장동력 창출”(기술보증기금 내부 사업소개자료 발췌)

#### 전문가 창업은,

- “대학 교수로 쌓은 역량을 바탕으로 비즈니스 모델을 창출, 경제와 산업에 새로운 가치를 부여”(전자신문, ‘교수창업’ 활성화해야, 2020.9.1. 신문기사 발췌)
- “바이오 분야를 넘어 非공학 분야로 확산, 분야별 전문가 성공 가능성을 통해 창업 생태계 보완의 ‘순기능’ 기대”(전자신문, “대학가 ‘교수창업’ 붐.. ‘지분기능’ 관행 없애 자율성 키워줘야”, 2020.9.1. 신문기사 발췌)
- \* 교수 창업 시 기술지주회사 자회사 의무 지분 비율 20%
- ☑ “각 분야의 전문가라는 점에서 사업 성공 가능성이 높고, 청년창업만으로 부족한 생태계를 보완할 수 있는 매력이 존재”(이창영 외, 2016)

- (지원 대상) “창업 후 7년 이내 대학, 연구기관의 이공계(의대 포함) 교수, 석·박사 연구원(연구직, 기술직)이 창업하여 협약기관(대학, 연구기관)의 추천을 받은 기업 또는 기금이 선정한 기업”(기술보증기금, 규정 발췌)
  - 사업성과를 촉진하고 도전적 창업환경 조성을 위해 대기업 연구소 출신 창업지원 프로그램 신설(19.2월)
    - **M-TECH 밸리**
  - 협약기관을 73개 대학, 19개 연구기관으로 확대하고 지원체계를 지속적 정비
    - **‘17년 이후 6,730억 원 지원**

### ■ 전문가 창업은 부가가치 창출 등 경제성장의 핵심적인 역할 수행

- (연구 목적) Tech밸리 기업의 현황, 보증 전후 성과 및 향후 발전 방향 도출을 위한 문제점 등을 고찰해 불필요성 증대

## 02 문헌 연구

<표 1> 기존 문헌연구 요약

구분	저자	연구 결과
문헌 연구 요약	박건철, 이치형(2019)	신생기업들은 경제성장의 원천으로 핵심적인 역할 수행
	손수정(2013)	창업 장애 요인으로 자금 부족, 전문성 부족, 창업 의식 부족 등을 밝혔으며, 이를 극복하기 위해서 창업보육센터 기능 강화, 단계별 인큐베이터 체계 구축, 창업 네트워크 활성화 등을 제안
	김용정, 신서원(2015)	대학의 인적 자원, 기술지식자원, 재정자원, 관리자원 등의 내부자원과 기업 연계 여부 등의 외부 상황이 기술사업화에 영향을 주는 요인으로 밝힘
	박건철, 이치형(2019)	기술창업의 국내현황과 장애 요인을 분석하고 기술창업 활성화 방안과 관련된 문헌 연구 조사
	김종운(2017)	대학의 지식자산인 특허는 교수창업 성과에 긍정적 영향을 미치는 것을 밝힘
	김인영, 이선제, 이상윤(2018)	연구소 기업의 역량과 매출 성장 간의 관계를 분석한 결과 연구소 기업들의 기술 역량과 기업가 역량을 높이는 방향으로 집중할 필요성을 언급

## 03 기존 연구와 차이점

### ■ 기존 연구\*와 분석 대상 기업, 분석 대상 기간, 분석 방법 등에서 차이점 존재

\* Tech밸리보증 지원현황 및 성과분석 등(기술보증부, '19.12월)

- 본 연구는 Tech밸리보증 현황분석 뿐만 아니라 “성향점수 매칭(Propensity Score Matching: PSM)\*\*”을 이용한 재무, 非재무분석과 설문조사를 통한 정성적 실태조사를 병행

#### 성향점수매칭\*

선택 편의(Select bias)가 존재할 수 있는 두 집단의 비교대상을 성향 점수(Propensity Score)를 기준으로 매칭하여 유사 성향이 있는 비교대상끼리 성과를 비교분석하는 방법

<표 2> 본 연구와 기존 연구 차이점 비교

구분	본 연구	기존 연구
① 분석 대상기업 (모집단)	17년, '18년 Tech밸리 보증 승인기업 <b>151건</b> <b>20,931건</b> - '17년(4개년): '16년~'19년 - '18년(3개년): '17년~'19년	'17년 Tech밸리보증 승인기업
② 분석 대상기간	- ('17년 승인기업) '16년~'19년(4년) - ('18년 승인기업) '17년~'19년(3년)	- '17년 승인기업: '16년~'18년(3년)
③ Data 정제기준	1. 4개년, 3개년 재무 자료가 모두 있는 기업 <b>87건</b> <b>18,201건</b> 2. 매출액, 총자산 음수값 제거 <b>0건</b> <b>14건</b> 3. 업력(7년 미만)제거 <b>0건</b> <b>6,421건</b> 4. 업종*(제조업, 출판·영상·방송 통신 및 정보서비스업, 전문 과학 및 기술 서비스업) 해당 기업 <b>86건</b> <b>11,546건</b> * Tech밸리 보증승인 기업 영위 업종 5. 대표자 학력*(석사, 박사) 추출 <b>86건</b> <b>1,571건</b> * Tech밸리 보증 대상 요건 6. 특허보유기업 추출 <b>86건</b> <b>1,492건</b>	1. 3개년 재무 자료가 모두 있는 기업 2. 업력(7년 미만)
④ 분석 대상 기업 수 (최종)	Tech밸리 기업: '17년(40개사), '18년(46개사) 비교기업: '17년(714개사), '18년(778개사)	분석기업: 36개사 비교기업: 2,792개사
⑤ 분석 방법 및 내용	1. Tech밸리 기업 현황 2. 성과분석(PSM) - 재무적 성과 - 비재무적 성과(고용 창출 등) 3. 설문조사를 통한 실태 조사 (Tech밸리 보증 승인 기업대상)	1. 재무 성과 분석 2. 고용 창출 분석

\* Tech밸리 기업 그룹 **비교 그룹**

## 04 연구 절차

■ Tech밸리 기업에 대한 현황분석 → 성과분석 → 실태조사 → 결과 및 시사점 순으로 진행

<표 3> 연구 절차

1. 현황 분석 (기초통계량)	2. 성과분석 (보증 승인기업)	3. 실태조사 (온라인 Survey)	4. 결과 및 시사점
<b>대상</b> '17년~'19년 보증서 승인기업	<b>대상</b> '17년~'19년 보증서 승인기업	<b>대상</b> '17년~'20년10월 Tech밸리 보증 승인기업	* 시사점 * 향후 제언
<b>내용</b> 기초통계량	<b>내용</b> ① Tech밸리기업과 일반보 증기업비교 ② PSM분석* *Tech밸리 보증 이외 기업 중 Tech밸리 보증기업과 유사한 기업(업종, 업력 등)	<b>내용</b> ① 보증인지경로, 장점, 단 점, 건의 사항 ② 만족도 등	

## II Tech밸리 기업 현황

▷ (분석 대상) Tech밸리 승인기업 256\*개사, 257건('17년~'19년)  
\* 중복기업 1개사

▷ 재무 정보의 경우 보증승인 시점의 결산자료임

### ■ 기업체 개요

- (기업형태) 주식회사(96%) → 개인기업(3%) → 유한회사 및 기타(1%) 순임
- (설립년도) 2018년 설립년도 28%, 2017년 설립년도가 21%임
- (대표자 CB등급) 과반수 이상 1~2등급으로 조사
- (기술평가등급) A등급이 14개사(5%), BBB등급이 38개사(15%)이며, BB등급은 142개사(55%), B등급은 63개사(25%)임
- (재무등급) A-등급이 11개사(4%), CCC등급이하 19개사(7%)임
- (연구소 현황) 기업부설연구소 보유가 77개사(30%), 기술인력확보가 59개사(23%), 연구개발전담부서 확보가 15개사(6%)임
- (대표자 학력) 박사가 96%, 석사 3%

<표 4> Tech밸리 기업 현황(일반)\*

(단위: 건, %)

구분	'17년		'18년		'19년		합계		
	업체수	비중	업체수	비중	업체수	비중	업체수	비중	
기업 형태	개인기업	0	0	5	5	2	2	7	3
	유한회사	1	2	0	0	1	1	2	1
	주식회사	54	98	91	95	102	96	247	96
	기타	0	0	0	0	1	1	1	0
설립 년도	2011	1	2	0	0	0	0	1	0
	2012	3	5	1	1	1	1	5	2
	2013	2	4	3	3	0	0	5	2
	2014	11	20	6	6	3	3	20	8
	2015	12	22	8	8	6	6	26	10
	2016	14	25	16	17	8	8	38	15
	2017	12	22	25	26	18	17	55	21
	2018	0	0	37	39	36	34	73	28
규모	2019	0	0	0	0	34	32	34	28
	소기업	55	100	96	100	106	100	257	100
리스크	AA	0	0	1	1	1	1	2	1
	A+	0	0	2	2	5	5	7	3
	A0	0	0	0	0	0	0	0	0

리스크	A-	15	27	7	7	8	8	30	12
	BBB	14	25	13	14	24	23	51	20
	BB	5	9	37	39	25	24	67	26
	B+	5	9	14	15	19	18	38	15
	B0	7	13	8	8	12	11	27	11
	B-	2	4	6	6	9	8	17	7
	CCC	7	13	6	6	3	3	16	6
	CC	0	0	2	2	0	0	2	1
대표자 CB등급	1	19	35	32	33	42	40	94	37
	2	19	35	29	30	33	31	83	32
	3	8	15	14	15	17	16	42	16
	4	3	5	7	7	10	9	24	9
	5	6	11	4	4	3	3	18	7
	6	0	0	4	4	1	1	11	4
	7	0	0	5	5	0	0	12	5
	8	0	0	1	1	0	0	9	4
기술 평가 등급	A	4	7	3	3	7	7	14	5
	BBB	16	29	8	8	14	13	38	15
	BB	24	44	76	79	42	40	142	55
	B	11	20	9	9	43	41	63	25
지역	서울	18	33	16	17	29	27	63	25
	대전	12	22	16	17	14	13	42	16
	경기	3	5	12	13	12	11	27	11
	광주	3	5	8	8	5	5	16	6
	기타	19	35	44	46	46	43	109	42
재무등급	AA	0	0	1	1	1	1	2	1
	A+	0	0	1	1	1	1	2	1
	A0	0	0	0	0	0	0	0	0
	A-	2	4	3	3	6	6	11	4
	BBB	0	0	2	2	3	3	5	2
	BB	2	3	2	2	0	0	2	1
	B+	4	7	1	1	3	3	8	3
	B0	1	2	4	4	3	3	8	3
	B-	4	7	3	3	1	1	8	3
	CCC이하	7	13	6	6	6	6	19	7
	해당없음	36	35	74	78	82	76	192	75
연구소 현황	기업부설연구소	26	47	20	21	31	29	77	30
	연구개발전담부서	1	2	2	2	2	11	15	6
	기술개발연구실	12	22	15	16	11	10	38	15
	기술인력확보	9	16	24	25	26	25	59	23
	해당 없음	2	4	16	17	11	10	29	11
대표자 학력	박사	55	100	91	95	101	95	247	96
	석사	0	0	3	3	5	5	8	3
	학사	0	0	2	2	0	0	2	1

\*등급자료가 없는 경우(재무 등급) 결측치를 포함한 퍼센트임

• (업종) Tech밸리 기업은 특정 업종에 집중

- 대분류 기준으로, 제조업(C), 출판 영상 방송통신 및 서비스업(J), 전문 과학 및 기술서비스업(M) 영위 기업이 전체의 97%를 차지

<표 5> Tech밸리 기업 업종 현황

(단위: 건, %)

구분	'17년		'18년		'19년		합계	
	업체수	비중	업체수	비중	업체수	비중	업체수	비중
A 농업, 임업 및 어업	-	-	2	2	2	2	4	3
B 광업	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>C 제조업</b>	<b>33</b>	<b>60</b>	<b>64</b>	<b>67</b>	<b>58</b>	<b>55</b>	<b>155</b>	<b>60</b>
D 전기, 가스, 증기 및 수도사업	-	-	-	-	-	-	-	-
E 하수 폐기물처리, 원료재생 및 환경복원업	-	-	-	-	1	-	1	-
F 건설업	-	-	-	-	-	-	-	-
G 도매 및 소매업	-	-	-	-	-	-	-	-
H 운수업	-	-	-	-	-	-	-	-
I 숙박 및 음식점업	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>J 출판, 영상, 방송통신 및 정보서비스업</b>	<b>8</b>	<b>15</b>	<b>8</b>	<b>8</b>	<b>13</b>	<b>12</b>	<b>29</b>	<b>11</b>
K 금융 및 보험업	-	-	-	-	-	-	-	-
L 부동산업 및 임대업	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>M 전문, 과학 및 기술서비스업</b>	<b>14</b>	<b>25</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>32</b>	<b>33</b>	<b>68</b>	<b>26</b>
N 사업시설관리 및 사업 지원 서비스업	-	-	-	-	-	-	-	-
O 공공행정, 국방 및 사회보장행정	-	-	-	-	-	-	-	-
P 교육 서비스업	-	-	-	-	-	-	-	-
Q 보건업 및 사회복지서비스업	-	-	-	-	-	-	-	-
R 예술, 스포츠 및 여가관련서비스업	-	-	-	-	-	-	-	-
S 협회 및 단체, 수리 및 기타 개인서비스업	-	-	-	-	-	-	-	-
합계	55	100	96	100	106	100	257	100

<표 6> Tech밸리 기업 기술평가지역 현황

(단위: 건, %)

구분	'17년		'18년		'19년		합계		
	업체수	비중	업체수	비중	업체수	비중	업체수	비중	
기술 지식 수준	A	39	71	80	83	95	90	214	83
	B	15	27	13	14	9	8	37	14
	C	0	0	1	1	1	1	2	1
	D	0	0	1	1	0	0	1	0
	E	1	2	1	1	1	1	3	1

기술수명 주기상 위치	A	3	5	24	25	26	25	53	21
	B	39	71	61	64	64	60	164	64
	C	9	16	8	8	10	9	27	11
	D	4	7	3	3	6	6	13	5
	E	0	0	0	0	0	0	0	0
기술 완성도	A	5	9	7	7	14	13	26	10
	B	10	18	31	32	20	19	61	24
	C	15	27	20	21	28	26	63	25
	D	23	42	37	39	44	42	104	40
	E	2	4	1	1	0	0	3	1
동업종 경험수준	A	0	0	4	4	1	1	5	2
	B	2	4	4	4	4	4	10	4
	C	9	16	7	7	13	12	29	11
	D	7	13	20	21	17	16	44	17
	E	37	67	61	64	71	67	169	66

- 경영주 기술지식 수준(A: 특급기술자, B: 고급기술자, C: 중급기술자, D: 초급기술자, E: 기타)

- 기술수명 주기상 위치(A: 성장기 기술로 상당기간 동안 활용이 가능하다, B: 성장기 초기의 기술로 활용도가 검증되고 있다, C: 성숙기로 성장성이 둔화되고 있으나, 아직 활용도가 남아 있다, D: 도입기로 활용도에 대한 검증이 필요하다, E: 기술변화가 거의 없는 쇠퇴기에 접어든 기술로, 활용이 제한적이다.)

- 기술완성도(A: 양산단계, B: 양산 준비 단계, C: 제품화 완료 단계, D: 연구개발 단계 또는 시제품 제작 완료 단계, E: 아이디어 단계)

- 동업종 경험 수준(A: 25년 이상, B: 18년 이상, C: 12년 이상, D: 6년 이상, E: 6년 미만)

• (기술평가지역별 현황)

- 대표자 기술지식수준은 특급기술자가 83%, 기술수명 주기상 위치는 성장기 초기의 기술인 경우가 64%를 차지

- 기술완성도의 경우 연구개발 단계 또는 시제품 제작단계(40%)이고, 대표자 동업종 경험 수준은 과반수 이상이 E등급(6년 미만)임

• (고용\*) 평균 6.12명으로 최대는 24명이며, 지식재산권(등록 특허)의 경우 평균 4.87개를 보유하고 있음

\* 고용보험 가입자 수 기준

• Tech밸리 기업 중 14개사는 보증연계투자\*를 보유하고 있음

\* 기술보증기금이 보증금액의 2배 이내에서 상환전환우선주, 전환사채, 보통주 등의 형태로 직접 투자

<표 7> Tech밸리 기업 지식재산권, 고용인원 현황

(단위: 건, 명)

구분		'17년	'18년	'19년	합계
특허건 수	평균	9.05	3.67	3.78	4.87
	표준편차	10.74	5.28	5.59	7.23
	최댓값	52	24	41	52
	최솟값	0	0	0	0
고용자 수	평균	6.49	4.41	9.08	6.12
	표준편차	4.78	2.71	3.82	4.24
	최댓값	24	10	14	24
	최솟값	1	0	2	0

\* 지식재산권 수는 개인기업 제외

<표 8> Tech밸리 기업 보증연계투자 현황

(단위: 백만 원)

구분		'17년	'18년	'19년
보증연계투자기업 수	보통주	3	5	5
	상환전환우선주	0	1	0
투자금액 (보증연계투자 전체)	평균	1,167	750	1,008
	표준편차	289	419	383
	최댓값	1,500	1,500	1,702
	최솟값	1,000	499	500

<표 9> Tech밸리 기업 재무 현황\*

(단위: 백만 원)

구분	매출액	자본금	부채총계	자산총계	영업이익	당기 순이익	주식발행 초과금	
'17	평균	147	266	271	649	-228	-148	390
	최댓값	1,498	3,263	2,304	5,848	48	121	8,210
	중간값	29	116	60	388	-42	-13	0
	최솟값	0	1	0	1	-1,997	-2,106	0
'18	평균	98	105	436	414	-138	-111	44
	최댓값	1,846	821	18,441	11,330	448	396	672
	중간값	15	50	30	138	-21	-7	0
	최솟값	0	3	0	4	-3,996	-3,955	0
'19	평균	159	102	171	423	-126	-44	212
	최댓값	2,034	1,059	2,517	3,413	196	183	3,106
	중간값	15	55	34	178	-29	-16	0
	최솟값	0	1	0	1	-1,100	-687	0

\* 보증승인 당기 결산자료임

• 주식발행초과금 상위업체는 A사, B사, C사 순으로 나타났으며, 공통으로 바이오 연구개발 및 의료용 기기제조업을 영위 중임

<표 10> Tech밸리 기업 주식발행초과금 상위기업

(단위: 백만 원)

순번	회사명	주식발행 초과금*	업종	주 제품	기술평가등급
1	A사**	9,270	자연과학 및 공학 연구개발업	줄기세포 치료제	BBB
2	B사	8,044	의료용 기기제조업	재활 로봇	BBB
3	C사	5,815	의료용품 및 의학 관련 제품 제조	체외진단기	BB
4	D사	5,405	의학 및 약학 연구개발업	디지털 치료제	BB
5	E사	5,251	기타 의료용 기기제조업	내시경 수술 로봇	BB
6	F사	4,394	의학 및 약학 연구개발업	재생의학 치료제	BBB
7	G사	4,373	의학 및 약학 연구개발업	진단 시약, 진단 키트	A

\* 보증 시점의 당기 결산자료기준

\*\* 코넥스 상장일자: '16.11.29.

<표 11> Tech밸리 기업 기술평가등급 별 재무현황

(단위: 백만 원)

평가등급		'17년		'18년		'19년	
		매출액	영업이익	매출액	영업이익	매출액	영업이익
A	평균	292	-300	188	-1,145	658	-141
	최댓값	520	-180	321	1	2,034	196
	중간값	356	-345	231	-250	288	24
	최솟값	0	-373	12	-3,996	21	-1,100
BBB	평균	244	-309	80	-176	220	-244
	최댓값	1,498	36	269	5	1,190	-1
	중간값	116	-32	41	-50	78	-99
	최솟값	0	-1,997	0	-702	0	-740
BB	평균	95	-206	99	-50	79	-101
	최댓값	610	48	1,846	448	564	34
	중간값	8	-31	15	-17	0	-33
	최솟값	0	-1,308	0	-868	0	-635
B	평균	43	-105	44	-72	16	-65
	최댓값	169	23	170	-5	83	21
	중간값	18	-76	3	-72	0	-28
	최솟값	0	-319	0	-139	0	-484



# III Tech밸리 기업 성과분석

## 01 분석 자료 및 대상

■ (Tech밸리 기업) '17년, '18년 Tech밸리 보증 승인 기업

■ (비교 기업) '17년, '18년 신규보증 지원기업 중 Tech밸리 보증 승인 기업을 제외한 업체

<표 12> 분석대상기업 요약

구분		업체 수
대상 기업	(Tech밸리 기업) '17년, '18년 Tech밸리 승인 기업	'17년: 55개 '18년: 96개
	(비교기업) '17년, '18년 신규보증기업*(Tech밸리 제외)	'17년: 10,653개 '18년: 10,278개
분석 자료 / 분석 기간	'17년 4년 패널 : '16 ~ '19년(지원 전 1년 + 지원 후 2년)	
	'17년 3년 패널 : '16 ~ '18년(지원 전후 1년)	
	'18년 3년 패널 : '17 ~ '19년(지원 전후 1년)	

주1) Tech밸리 총 151개 기업

① U-TECH밸리기업 : 2017년 53개사, 2018년 84개사

② R-TECH밸리기업 : 2017년 2개사, 2018년 12개사

\* (신규보증기업) 고용노동부로부터 고용자료 수집대상 운용기준(보증부대출 잔액 보유기업)을 감안, 보증부 대출 실행기업 기준으로 자료 수집

### ■ Data 정제

#### ① 재무 분석용 패널\* 데이터

\* 대상 기업의 횡단면(cross-section) 자료와 시계열(time series) 자료를 결합한 데이터

- (기준1) 패널 자료별 분석 기간 중 재무 자료가 모두 있는 기업

- (기준2) 매출액, 총자산이 음수인 기업 제거

- (기준3) 업력이 7년\*을 초과하는 기업 제거

\* Tech밸리지원 대상 기업의 업력 조건

- (기준4) 대상 업종에 포함되지 않는 기업 제거

\* (C)제조업, (J)출판·영상·방송 통신 및 정보서비스업, (M)전문 과학 및 기술 서비스업

\* Tech밸리 지원 기업의 대상 업종 집중도가 97%인 점을 감안

- (기준5) (Tech밸리 기업) 대표자의 학력이 석사 이상인 기업 선별

\* Tech밸리 지원 대상 대표자 학력 수준 조건을 충족하는 기업을 비교기업으로 추출

- (기준6) 패널 자료별 대상 기간\* 중 특히 정보가 모두 있는 기업

\* ('17년 4년 패널)'16 ~ '19년, ('17년 3년 패널)'16 ~ '18년, ('18년 3년 패널)'17 ~ '19년

<표 13> 패널 Data - 재무 분석용

구분	Tech밸리 기업		비교기업	
	'17	'18	'17	'18
모집단	55	96	10,653	10,278
기준1 재무 자료 모두 보유	4년	38	8,821	
	3년	40	9,442	9,379
기준2 매출,자산 음수 제거	4년	27	8,816	
	3년	40	9,438	9,377
기준3 업력 7년 초과 제거	4년	38	5,664	
	3년	40	6,128	6,266
기준4 업종 C, J, M 추출	4년	38	5,280	
	3년	40	5,700	5,846
기준5 석사, 박사 추출	4년	38	725	
	3년	40	754	817
기준6 특히 모두 보유	4년	38	688	
	3년	40	714	778

#### ② 고용창출 분석용 패널 데이터

- (기준1) 패널 자료별 분석 기간\* 중 고용정보가 모두 있는 기업

→ 재무 자료에 결측이 있더라도, 고용자료를 충분히 보유한 기업을 분석 대상기업으로 하여, 분석 대상 샘플 수 확보

<표 14> 패널 Data - 고용창출 분석용

구분	Tech밸리 기업		비교기업	
	'17	'18	'17	'18
모집단	55	96	10,653	10,278
기준1 고용자료 모두 보유	4년	37	688	
	3년	37	714	778

**02 분석자료 기초통계량**

**2.1 2017년 보증 승인(지원) 기업 기준**

■ **(매출액)** 비교기업의 매출액이 상대적으로 높으며, 보증지원 전, 후 지속적인 매출 증가세를 보여주고 있음

<표 15> 매출액 비교

(단위: 개, 백만 원)

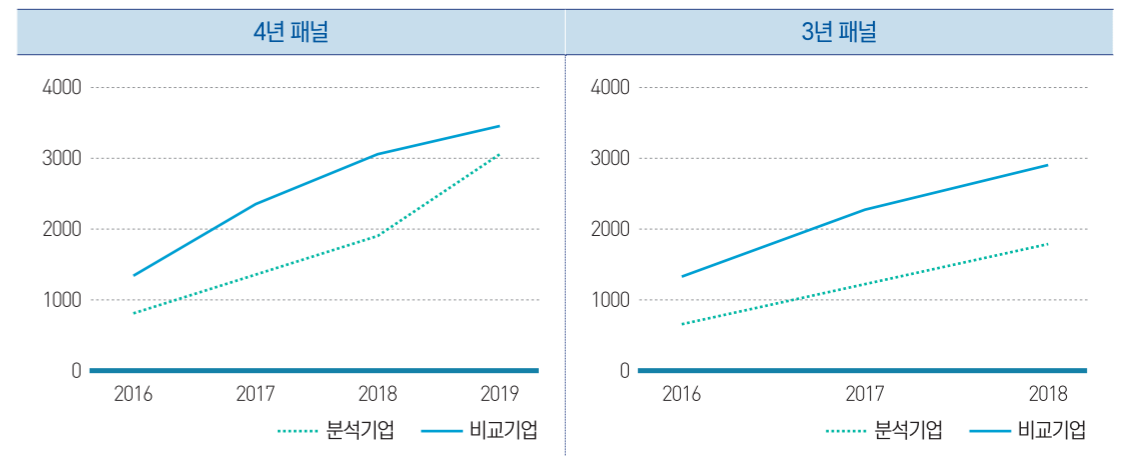
구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25			
Tech 밸리 기업	4년패널	CAGR=34.5%	'16	38	162	289	51	-	195	
			'17	38	243	335	100	-	368	
			'18	38	369	463	129	26	687	
			'19	38	394	472	176	46	641	
	3년패널	CAGR=51.6%	'16	40	154	284	38	-	165	
			'17	40	232	330	95	-	330	
			'18	40	354	456	108	21	638	
			'19	38	394	472	176	46	641	
	비교 기업	4년패널	CAGR=23.8%	'16	688	1,599	3,704	563	99	1,727
				'17	688	2,342	5,596	887	236	2,329
				'18	688	2,675	6,006	941	322	2,604
				'19	688	3,031	5,963	1,079	402	3,015
3년패널		CAGR=29.8%	'16	714	1,521	3,631	517	81	1,617	
			'17	714	2,251	5,492	812	228	2,282	
			'18	714	2,563	5,891	899	289	2,526	
			'19	688	3,031	5,963	1,079	402	3,015	

■ **(총자산)** 비교기업의 총자산이 크지만, 보증지원 이후 총자산 중위수 평균값의 차이가 감소하는 것으로 나타남

<표 16> 총자산 비교

(단위: 개, 백만 원)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25		
Tech 밸리 기업	4년패널	CAGR=62.6%	'16	38	699	1,034	399	85	947
			'17	38	1,295	1,423	846	445	1,610
			'18	38	1,874	2,345	1,145	530	2,638
			'19	38	3,006	4,385	1,488	644	3,321
	3년패널	CAGR=63.5%	'16	40	677	1,013	399	82	891
			'17	40	1,243	1,406	825	376	1,494
			'18	40	1,810	2,303	1,008	527	2,569
			'19	38	3,006	4,385	1,488	644	3,321
비교 기업	4년패널	CAGR=33.9%	'16	688	1,442	3,762	427	136	1,356
			'17	688	2,300	5,706	825	341	2,124
			'18	688	2,996	7,254	1,081	474	2,849
			'19	688	3,462	7,054	1,453	590	3,363
	3년패널	CAGR=44.4%	'16	714	1,393	3,697	410	123	1,309
			'17	714	2,234	5,595	801	310	2,104
			'18	714	2,906	7,130	1,051	424	2,711
			'19	688	3,462	7,054	1,453	590	3,363



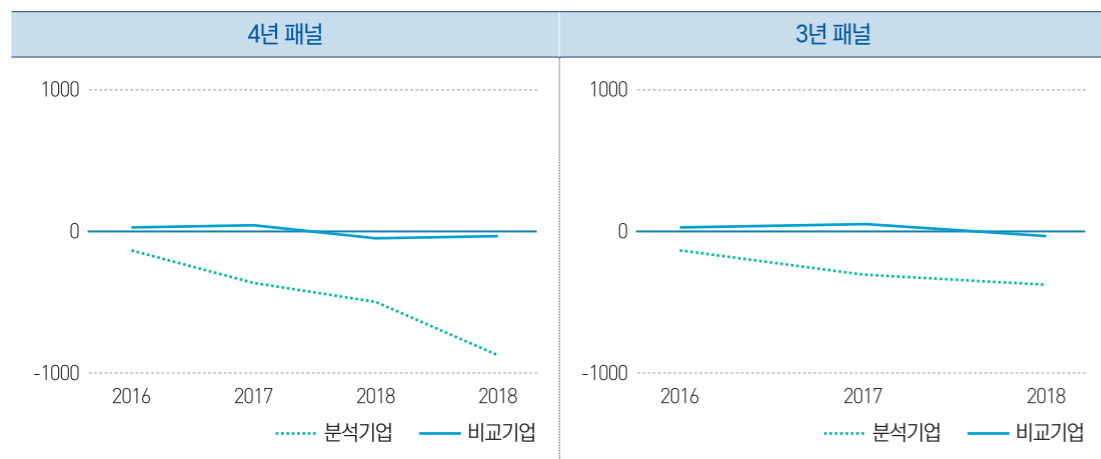
<그림 1> 총자산 평균 비교

- **(영업이익)** 비교기업과 Tech밸리 기업의 2017년 기준 영업이익을 비교하면, 비교기업의 영업이익은 보증지원 이후 차이가 유사하거나 감소하는 것으로 분석되었으며, Tech밸리 기업의 경우 영업이익은 매년 감소

<표 17> 영업이익 비교

(단위: 개, 백만 원)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25	
Tech 밸리 기업	4년패널	'16	38	-246	422	-52	-332	-4
		'17	38	-428	741	-200	-558	-51
		'18	38	-526	768	-304	-682	-88
		'19	38	-854	1,319	-462	-1,176	-82
	3년패널	'16	40	-241	413	-52	-326	-3
		'17	40	-421	725	-200	-540	-43
비교 기업	4년패널	'16	688	11	565	17	-24	124
		'17	688	9	828	29	-65	148
		'18	688	-53	1,177	24	-99	137
		'19	688	-49	1,132	40	-59	174
	3년패널	'16	714	5	555	13	-24	113
		'17	714	5	815	26	-70	140
	'18	714	-55	1154	21	-98	132	



<그림 2> 평균 영업이익 비교

- **(고용\*)** 비교기업과 Tech밸리 기업 모두 평균 고용자 수는 매년 증가

\* 고용보험 가입자 수 기준

- Tech밸리 기업의 평균 고용 고용자 수의 연평균 성장률(CAGR)은 35.7%(4년 패널), 41.4%(3년 패널)임

<표 18> 평균 고용자 수 비교

(단위: 개, 명)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25		
Tech 밸리 기업	4년패널	CAGR=35.7%	'16	37	4	4	3	2	8
			'17	37	6	4	5	3	10
			'18	37	8	6	8	3	12
			'19	37	10	9	8	4	14
	3년패널	CAGR=41.4%	'16	37	4	4	3	2	8
			'17	37	6	4	5	3	10
비교 기업	4년패널	CAGR=15.9%	'16	688	9	15	5	2	10
			'17	688	12	18	6	3	14
			'18	688	13	20	7	4	15
			'19	688	14	21	8	3	16
	3년패널	CAGR=20.2%	'16	714	9	15	4	2	10
			'17	714	11	18	6	3	13
	'18	714	13	20	7	3	14		

## 2.1 2018년 기준 보증 승인(지원) 기업 기준

- **(매출액)** 비교기업의 매출액이 상대적으로 높으며, Tech밸리 기업과 비교기업 모두 보증지원 후 지속적인 매출 증가세를 보여주고 있음

<표 19> 매출액 비교

(단위: 개, 백만 원)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25		
Tech 밸리 기업	3년패널	CAGR=31.8%	'17	46	125	306	30	-	107
			'18	46	172	342	42	7	224
			'19	46	217	318	103	33	282
비교 기업	3년패널	CAGR=24.1%	'17	778	1,838	4,479	510	72	1,571
			'18	778	2,329	5,026	760	236	2,218
			'19	778	2,830	6,380	912	280	2,571

■ **(총자산)** 총자산은 매년 증가하고 있으며, 비교기업의 총자산이 상대적으로 높음

<표 20> 총자산 비교

(단위: 개, 백만 원)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25		
Tech 밸리 기업	3년패널	CAGR=135.4%	'17	46	364	948	143	52	311
			'18	46	1,551	6,399	445	249	886
			'19	46	2,017	6,058	601	395	1,635
비교 기업	3년패널	CAGR=39.2%	'17	778	1,708	5,908	425	128	1,241
			'18	778	2,567	7,098	803	301	2,085
			'19	778	3,310	8,985	1,100	439	2,750

■ **(영업이익)** Tech밸리 기업과 비교기업 모두 영업이익은 매년 감소하는 것으로 분석되었음

<표 21> 영업이익 비교

(단위: 개, 백만 원)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25	
Tech 밸리 기업	3년패널	'17	46	-187	796	-24	-103	-1
		'18	46	-349	1,271	-83	-248	-14
		'19	46	-570	1,800	-212	-496	-22
비교 기업	3년패널	'17	778	57	555	13	-32	104
		'18	778	-3	755	13	-111	104
		'19	778	-70	1,917	18	-135	118

■ **(고용\*)** 비교기업과 Tech밸리 기업 모두 평균 고용자 수는 매년 증가

\* 고용보험 가입자 수 기준

- Tech밸리 기업의 평균 고용 고용자 수의 연평균 성장률(CAGR)은 62.5%임

<표 22> 평균 고용자 수 비교

(단위: 개, 백만 원)

구분	년도	업체수	평균	표준편차	중위수	하위 25	상위 25		
Tech 밸리 기업	3년패널	CAGR=62.5%	'17	29	2	2	2	-	3
			'18	29	4	2	4	2	6
			'19	29	5	3	4	3	8
비교 기업	3년패널	CAGR=15.6%	'17	778	9	16	4	1	10
			'18	778	11	17	6	3	13
			'19	778	12	21	7	3	14

**03** 성과 분석

**3.1** 분석 방법

■ **(매칭분석) 성향점수매칭(PSM)\*을 이용하여 매칭**

\* 성향점수매칭(Propensity Score Matching: PSM)

- PSM 추정방법은 로지스틱 회귀모형을 통해 추정된 Propensity score는 하나의 기준으로 관측치를 매칭하는 방법
- (매칭) Tech밸리 기업과 비교기업 간의 매칭을 위해서 기업의 특성을 대변하는 변수로 업력과 업종, 총자산, 고용자 수를 매칭변수로 활용

**3.2** 분석 내용

재무분석은 성장성, 수익성, 안정성, 생산성 측면에서 성과를 비교

1. 성장성: 매출액증가율, 총자산증가율, 자기자본증가율
2. 수익성: 매출액영업이익률, 총자산순이익률, 자기자본순이익률, 매출액순이익률
3. 안정성: 부채비율, 자기자본비율, 차입금의존도, 이자보상배율
4. 연구개발집중도(=연구개발비/매출액)

비재무분석은 고용보험가입자 수와 지식재산권 건수를 통해 성과 비교

### 3.2.1 재무분석

<표 23> 주요 재무비율 의미

구분	의미	
성장성	매출액증가율	전기 매출액에 대한 당기 매출액의 증가율로 기업의 성장추세를 판단하는 지표
	총자산증가율	총자산이 전년 대비 얼마나 증가하였는가를 나타내는 증가율로 기업의 전체적인 성장성을 판단하는 지표
	자기자본증가율	유상증자나 내부유보액 등을 통해 자기자본이 얼마나 증가하였는가를 나타내는 지표
수익성	매출액영업이익률	기업의 주된 영업활동에 의한 성과를 판단하기 위한 지표
	총자산순이익률	당기순이익이 총자산에 대한 비율로 기업의 계획과 실적간의 차이 분석을 통한 경영활동 평가나 경영전략 수립에 활용
	자기자본순이익률	자본금에 대한 당기순이익의 비율로 기업의 배당능력 판단 등 투자자들의 투자 결정 시 참고지표로 활용
	매출액순이익률	매출에서 비용, 세금을 제외하고 최종적으로 창출한 순이익 비율
안정성	부채비율	타인자본과 자기자본 간의 관계를 나타내는 대표적인 안정성 지표
	자기자본비율	총자본 중에서 자기자본이 차지하는 비중을 나타내는 지표로 자기자본이 높을수록 기업이 안정성이 높다고 판단
	차입금의존도	총자본 중 외부에서 조달한 차입금의 비중을 나타내는 지표로 차입금이 높은 기업일수록 금융비용 부담이 가중되어 수익성 저하됨

\* 출처: 한국은행 기업경영분석지표

### 3.2.2 비재무분석

- **(지식재산권) 지식재산권 증가율**
- **(고용창출효과) 고용보험가입자수를 이용하여 Tech밸리 기업과 비교기업에 대한 보증지원 이후의 고용창출 효과를 연도별로 비교**

### 3.3 재무성과

- ① **성장성** 성장성 지표에서 Tech밸리 기업의 평균적인 성과증가율이 높은 것으로 나타남
- **(매출액증가율) Tech밸리 기업의 매출액증가율이 더 높은 것으로 나타남**
  - Tech밸리 기업의 매출액증가율이 높게 나타나 영업활동의 성장성을 보여줌

<표 24> 매출액증가율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16						
'17	50.00	46.47	50.65	47.99		
'18	51.85	14.22	52.59	13.86	37.60	26.71
'19	6.78	13.31			26.16	21.51

- **(총자산증가율) Tech 밸리 기업의 총자산증가율이 높게 나타나 보증지원을 통해 기업 성장에 미치는 영향이 큰 것으로 분석**

<표 25> 총자산증가율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16						
'17	85.26	59.50	83.60	60.37		
'18	44.71	30.26	45.62	30.08	326.10	50.29
'19	60.41	15.55			30.05	28.94

- ② **수익성** Tech밸리 기업의 수익성은 낮은 것으로 나타남
- **(매출액영업이익률) Tech밸리 기업의 매출액영업이익률은 음수(-) 값을 보여주고 있어, Tech밸리 보증지원 기업들의 수익성은 열악한 것으로 분석**
  - Tech밸리 기업 대부분이 연구개발 단계 또는 사업화 준비단계에 있는 기업에 해당되어 비교기업 대비 영업 손실 규모가 클 가능성(↑)

<표 26> 매출액 영업이익률 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	-151.85	0.69	-156.49	0.33		
'17	-176.13	0.38	-181.47	0.22	-149.60	3.10
'18	-142.55	-1.98	-145.76	-2.15	-202.91	-0.13
'19	-216.75	-1.62			-262.67	-2.47

- **(총자산 순이익률)** 비교기업과 Tech밸리 기업의 총자산 순이익률은 보증지원 이후 감소하는 것으로 확인되고, 비교기업의 총자산 순이익률이 Tech밸리 기업보다 매년 높은 수준인 것으로 나타남

<표 27> 총자산 순이익률 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	-23.46	0.28	-23.63	-0.07		
'17	-27.34	-0.09	-27.35	-0.31	-21.15	2.34
'18	-30.84	-4.14	-30.44	-4.23	-61.70	-0.27
'19	-28.71	-5.31			-55.73	-4.14

- ③ **안정성** Tech밸리 기업이 비교기업보다 비교적 안정적으로 나타남

- **(부채비율)** 부채비율이 낮을수록 재무구조의 안정성이 높은 것으로 해석할 수 있으며, Tech밸리 기업의 경우 보증지원 이후 비교기업 대비 낮은 부채비율을 보여주고 있음

<표 28> 부채비율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	43.63	57.28	42.84	57.50		
'17	63.09	67.65	62.75	68.13	41.48	56.38
'18	76.15	69.86	75.36	70.37	93.29	59.95
'19	67.76	61.18			43.68	60.54

- **(자기자본비율)** 자기자본비율은 총자본 중에서 자기자본이 차지하는 비율을 나타내며, 자기자본 비율이 높을수록 재무구조의 안정성이 높은 것으로 해석됨

- 2017년 Tech밸리 기업이 자기자본비율이 보증지원 다음 해인 2018년도는 비교기업보다 높은 것으로 나타났으나, 2019년도의 경우 감소한 결과를 나타냄
- 2018년 비교기업에 비해 Tech밸리 기업이 높은 비율을 나타내고 있어 재무 구조 안정성이 높은 것으로 해석

<표 29> 자기자본 비율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	56.37	42.72	57.16	42.50		
'17	36.91	32.35	37.25	31.87	58.24	43.62
'18	23.85	30.11	24.59	29.63	6.64	40.01
'19	32.24	38.82			56.27	39.49

- **(이자보상배율)** 이자 지급에 필요한 수익의 창출능력을 측정하기 위한 지표로, 이자보상배율이 “1” 미만이면 영업활동에서 창출한 이익이 금융비용조차 지급할 수 없으므로 잠재적 부실기업에 해당

- Tech밸리 기업의 이자보상배율은 모두 마이너스 값을 나타내고 있어 부실 위험이 큼을 의미하나, 보증지원 이후 마이너스 값은 줄어들고 있음

<표 30> 이자보상배율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	-49.20	0.52	-48.20	0.38		
'17	-32.92	0.32	-32.38	0.19	-6.23	3.17
'18	-14.61	-0.98	-14.74	-1.06	-5.54	-0.09
'19	-13.56	-0.68			-6.71	-1.27

- **(차입금의존도)** 보증지원 이후 차입금 의존도는 낮아지는 것으로 분석

<표 31> 차입금의존도 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	51.78	77.60	50.13	78.89		
'17	142.47	138.04	140.39	141.29	29.25	80.94
'18	203.13	144.12	195.06	148.66	282.52	104.48
'19	119.61	108.26			42.64	103.83

**④ 연구개발집중도** Tech밸리 기업의 연구개발집중도는 비교기업에 비해 높게 나타났으며, 보증지원 이후 지속적으로 증가하는 것으로 분석

<표 32> 매출액 대비 연구개발비 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16	47.53	4.13	48.70	4.21		
'17	57.20	4.27	59.48	4.26	97.60	3.65
'18	52.57	5.38	53.39	5.42	111.63	4.29
'19	72.59	5.34			138.71	5.37

### 3.4 재무성과 비교

**① 고용증가율** 고용보험가입자 수를 통해 Tech밸리 기업과 비교기업의 고용인원 증감을 분석한 결과 Tech밸리 기업의 고용증가율이 높음

<표 33> 고용보험 가입자 증가율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16						
'17	50.00	33.33	50.00	22.22		
'18	33.33	8.33	33.33	18.18	100.00	22.22
'19	25.00	7.69			25.00	9.09

**② 지식재산권증가율** Tech밸리 기업과 비교기업의 분석 결과 매년 지식재산권은 증가하고 있으며, Tech밸리 기업의 증가율이 높음

<표 34> 평균 지식재산권 증가율 비교

(단위: %)

구분	'17년 4년 패널		'17년 3년 패널		'18년 3년 패널	
	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업	Tech밸리기업	비교기업
'16						
'17	37.50	25.00	37.50	25.0		
'18	18.18	20.00	27.27	20.00	50.00	25.00
'19	7.69	16.67			16.67	0.00

### 3.5 PSM분석

#### 조건

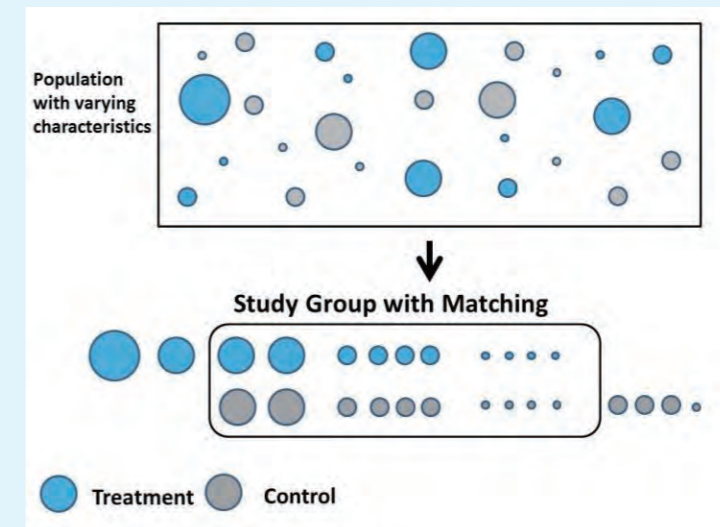
변수 결측치 無

#### PSM 모델 투입변수

- Tech밸리 보증지원에 영향을 미치는 변수로 로지스틱 회귀분석\*을 통해 ①업력, ②고용자 수, ③업종, ④총자산이 최종 선택
- \* 독립변수(X)의 선형 결합을 이용하여 사건의 발생 가능성(Tech밸리 보증 여부)을 예측하는 통계기법
- 업력, 고용자 수, 업종, 총자산을 투입하여 성향점수(propensity score) 추출

#### PSM 매칭 방법

- 층화 매칭(Stratified matching) 방법 추출



\*그림 출처: [SPSS를 활용한 논문통계] 성향점수매칭, 네이버 블로그

<그림 3> PSM 원리

#### PSM 결과 수치해석

- ATET\*(Averaged Treatment Effect on Treated sample) : 처치군(treated sample)에 대한 평균 처리 효과
- \* (산출방법) 1) 성향점수를 기준으로 처치군과 대조군을 매칭
- 2) 매칭 그룹별로 대조군 대비 처치군의 성과차이(Treatment Effect on Treated Sample) 산출 (예: 매출액 증가율 차이 = 매출액 증가율 처치군 - 매출액 증가율 대조군)
- 3) 2)에서 산출된 성과차이를 전체 매칭 그룹에 대해 모두 산출하여 평균

\* 수식:  $ATE_T = E[Y_1(1) - Y_1(0) | D_1=1]$

해석 : 처리 받은 그룹을 대상으로 처리에 대한 효과를 측정 → Tech 밸리 기업의 비교 그룹 대비 성과

1 성장성

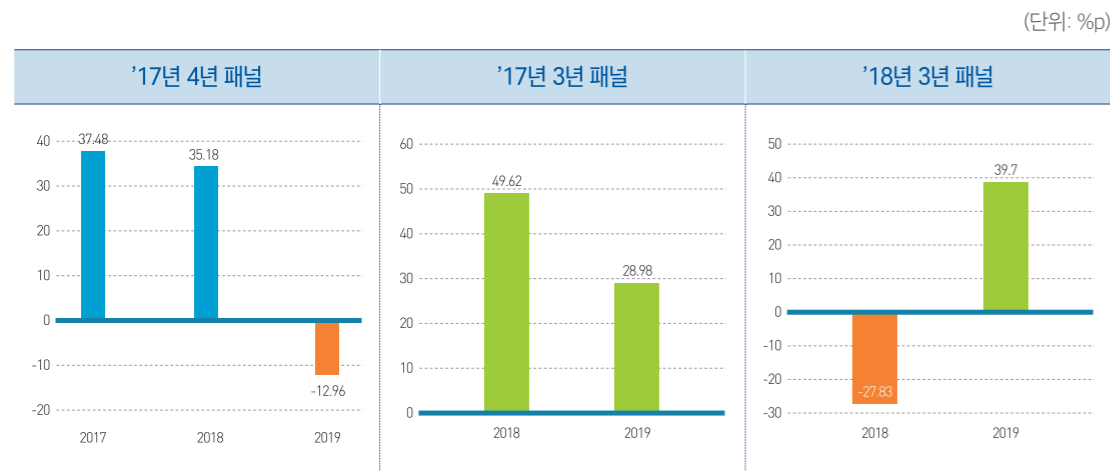
■ (매출액증가율) 매출액증가율은 Tech밸리 보증기업의 매출 증가율이 더 높은 것으로 나타남

- '17년 Tech밸리 기업이 '17년 37.48%p(4년 패널), 49.62%p(3년 패널) 상승하였으며, '18년 35.18%p, 28.98%p 상승
- '18년 비교기업 대비 Tech밸리 기업이 '18년 27.83%p 하락하였으나, '19년 39.70%p로 상승

<표 35> 매출액증가율 비교

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET*)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16			
'17	37.48	49.62	
'18	35.18	28.98	-27.83
'19	-12.96		39.70

\* 평균 처치 효과(ATET): Averaged Treatment Effect on Treated sample



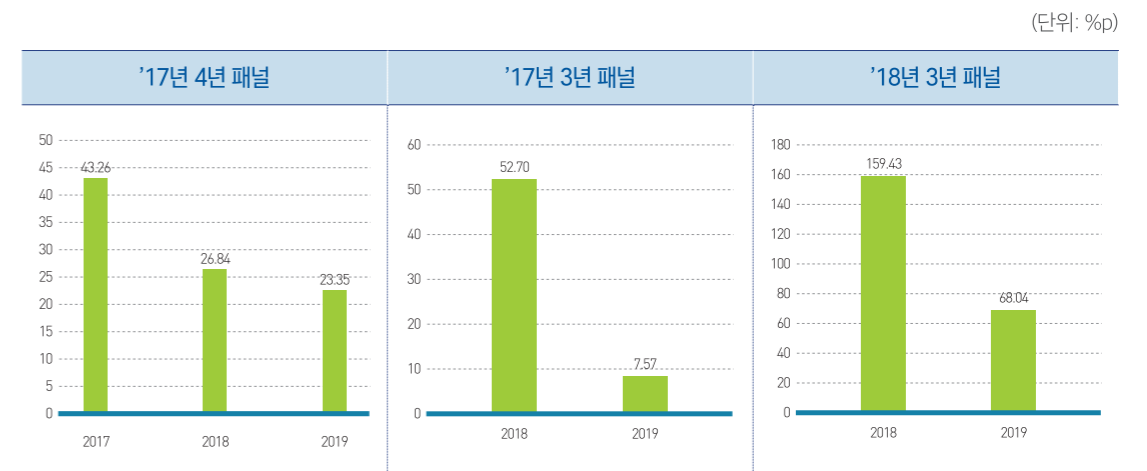
<그림 4> 매출액증가율 성과

■ (총자산증가율) 비교기업 대비 Tech밸리 기업의 증가율이 높음

- 비교기업대비 Tech밸리 기업이 '17년 43.26%p(4년 패널), 52.70%p(3년 패널) 상승하였으며, '18년 26.84%p, 7.57%p 상승
- '18년 비교기업대비 Tech밸리 기업이 '18년 159.43%p, '19년 68.04%p로 상승

<표 36> 총자산증가율 비교

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16			
'17	43.26	52.70	
'18	26.84	7.57	159.43
'19	23.35		68.04



<그림 5> 총자산증가율 성과

2 수익성 수익성은 낮음

■ (매출액영업이익률) Tech밸리 기업의 매출액영업이익률 비교 시 음수 값을 나타내어 수익성이 비교기업 대비 낮은 것으로 판단

- Tech밸리 기업 특성상 매년 높은 연구개발비\* 지출로 인해 영업손실 기록
- \* Tech밸리 기업은 연구개발단계 또는 사업화 준비단계에 해당

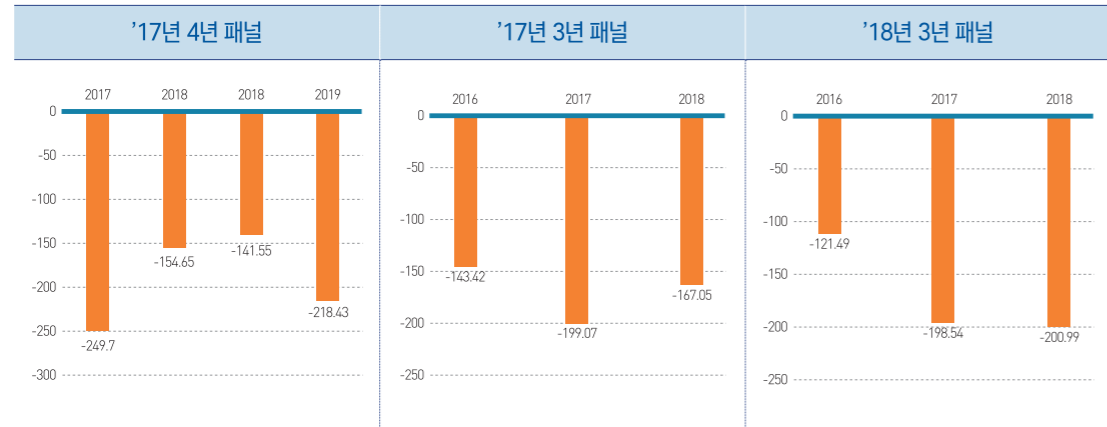
<표 37> 매출액영업이익률 비교

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16	-249.70	-143.42	
'17	-154.65	-199.07	-121.49



'18	-141.55	-167.05	-198.54
'19	-218.43		-200.99

(단위: %p)



<그림 6> 매출액영업이익률 성과

③ 안정성 Tech밸리 기업이 비교 기업보다 비교적 안정적으로 나타남

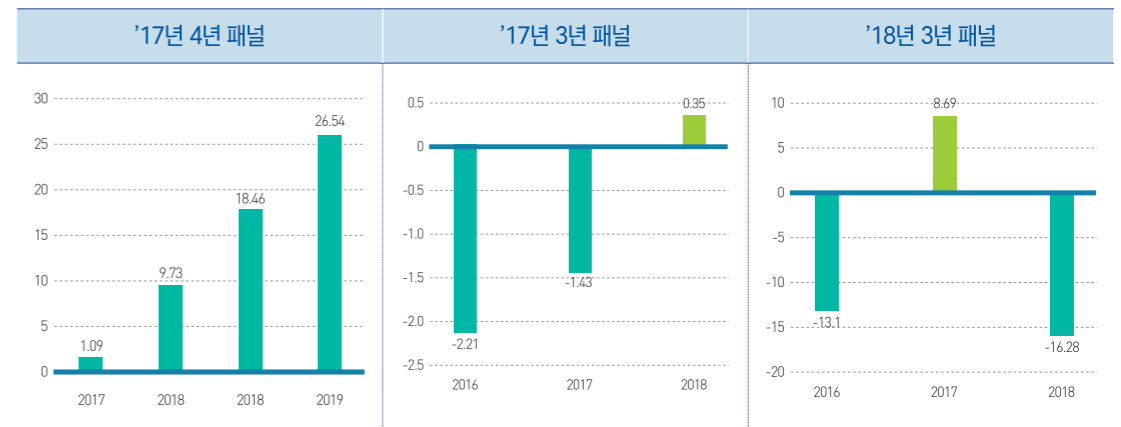
■ (부채비율) 부채비율이 낮을수록 재무구조의 안정성이 높은 것으로 해석할 수 있으며, '18년 보증지원의 경우 '19년 비교기업 대비 Tech밸리 기업의 부채비율이 낮은 것으로 분석

<표 38> 부채비율 비교

(단위: %p)

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16	1.09	-2.21	
'17	9.73	-1.43	-13.10
'18	18.46	0.35	8.69
'19	26.54		-16.28

(단위: %p)



<그림 7> 부채비율 성과

④ 연구개발집중도 Tech밸리 기업의 연구개발집중도는 비교기업에 비해 높게 나타났으며, 보증지원 이후 지속적으로 증가하는 것으로 분석

- '17년, '18년 Tech밸리 기업 모두 비교기업 대비 50%p 이상의 수준으로 매출액 대비 연구개발비가 높은 수준으로 분석
- 연구개발비 투자 비중이 높은 기업군에 Tech밸리 지원을 집중하고 있고, Tech밸리 기업은 지원 이후 연구개발비 투자 규모를 증가시키는 것으로 확인

<표 39> 매출액 대비 연구개발비 비교

(단위: %p)

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16	78.91	35.68	
'17	52.96	52.61	48.89
'18	50.89	52.45	88.83
'19	65.72		93.55

**5 고용** Tech밸리 기업의 고용인원은 비교기업 대비 매년 증가

- '18년 비교기업대비 Tech밸리 기업이 '18년 70.37%p, '19년 25.98%p로 상승

<표 40> 고용보험 가입자 증가율 비교

(단위: %p)

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16			
'17	15.78	7.25	
'18	0.36	4.43	70.37
'19	9.60		25.98

**6 지식재산권** Tech밸리 기업의 지식재산권은 비교기업 대비 매년 증가하는 것으로 분석

- 2018년 보증지원 그룹은 비교기업 대비 Tech밸리 기업이 2018년 15.5%p, 2019년 12.59%p로 상승
- Tech밸리 기업의 연구개발비 투자 규모와 지식재산권 증가율을 감안 시, Tech밸리 기업은 비교기업 대비 高 기술 중심의 사업 추진에 집중하고 있는 것으로 판단

<표 41> 지식재산권 증가율 비교

(단위: %p)

구분	비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과(ATET)		
	'17년 4년 패널	'17년 3년 패널	'18년 3년 패널
'16			
'17	10.95	14.94	
'18	6.36	4.28	15.50
'19	1.01		12.59

# IV Tech밸리 기업 설문조사

## 01 설문 조사

**■ 설문 목적**

- Tech밸리보증 이용에 대한 설문조사를 통해 Tech밸리보증 개선방향 도출, Tech밸리보증에 대한 고객만족도 제고

**■ 설문 개요 및 설문 내용**

- 설문 개요
  - (설문 대상) 이메일\*이 유효한 Tech밸리 보증 승인고객(340 건)
    - \* 대표자 이메일(1차 기준), 업무 담당자(2차 기준), 기업 이메일(3차 기준)
    - \* 승인 후 미발급 업체 포함
    - \* '17년 55건, '18년 96건, '19년 106건, '20년 83건
  - (설문 방법) 온라인 설문(응답수 76건, 응답률 22.35%)
  - (설문 기간) '20년 11월 2일 ~ '20년 11월 13일(10일간)
- 설문 내용
  - Tech밸리 보증 신청이유, Tech밸리 보증 인지경로, 장점, 개선이 시급한 사항, 만족도, 불만족했을 경우 불만족 사유, Tech밸리보증 추천의도 등

**■ 분석 방법**

- ①기술통계분석, ②다중이분법
  - (다중이분법, multiple dichotomy method) 설문 조사시에 하나의 설문에 대하여 2개 이상의 답이 나오는 경우, 모든 경우의 응답 항목을 변수로 하고 각 변수에 대해 "0", "1"의 값을 부여하여 분석하는 방법

## 02 분석 결과

**■ 기술통계분석**

- 설문 응답자들은 U-TECH밸리 기업 56건(75.7%), R-TECH밸리 기업 18건(24.3%)이며, 평가등급은 B등급이 35.1%, BB등급이 50.5%로 나타났음

<표 42> 설문 응답자

(단위: 개, %)

구분		빈도	비중	구분		빈도	비중
종류	U-TECH밸리	56	75.7	평가등급	A	5	6.8
	R-TECH밸리	18	24.3		B	26	35.1
승인년도	2017년	3	4.1		BB	37	50.0
	2018년	19	25.7		BBB	6	8.1
	2019년	25	33.8	직위	교수	49	66.2
	2020년	27	36.5		연구원	20	27.0
추천구분	기금	43	58.1		기타*	5	6.8
	협약기관	30	40.5	업체상태	<b>미실행**</b>	<b>8</b>	<b>10.8</b>
	기타*	1	1.4		보증중	66	89.2

\* 기타는 결측치 포함

\*\* 업체 상태의 미실행은 Tech밸리 보증 미실행 건임

**미실행 업체 중 불만족 의견**

- 다른 보증사업과 비교 시 특별한 장점이 보이지 않음
- 최근 6개월 이내 기술혁신센터의 기술평가 이력을 보유하고 있어 Tech밸리 보증을 받지 못함 (기술평가 취급점은 기술보증부 사전승인 등)
- 스타트업 특성상 매출 발생에 기간이 걸리는데, 매출액 기준의 보증지원 제도는 적합하지 않음
- 연구개발에서는 매출이 없는 상황에서 보증계약이 있음

**설문 결과**

**1 도움 Tech밸리 보증이 가장 큰 도움이 되었던 부분**

- 운전자금 조달(53.9%), 기술개발자금 조달(36.8%) 순으로 분석됨

<표 43> Tech밸리 보증 도움이 된 부분

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중
일자리 창출(고용 창출)	2	2.6
기술개발 자금 조달	28	36.8
운영자금 조달	41	53.9
시설자금 조달	5	6.6
전체	76	100

**2 개선 Tech밸리 보증의 개선이 시급한 부분**

- 보증서 발급 조건 및 보증지원 후 투자연계 지원이 가장 개선이 필요한 분야로 조사됨

<표 44> Tech밸리 보증 개선이 가장 시급한 부분

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중
보증서 발급 조건*	32	42.1
보증지원 후 투자 연계 지원	29	38.2
보증지원 후 기술·경영 컨설팅 지원	6	7.9
Tech밸리 보증 추천 절차(프로세스)	1	1.3
Tech밸리 보증 대상 기업 요건	5	6.6
기타	3	3.9
전체	76	100

\* Tech 밸리 보증기업 선정(한도 부여)후 1년 이내 : 당해연도 추정 매출액의 1/2 이내, TECH 밸리 보증기업 선정(한도 부여)후 1년 초과 ~ 2년 이내 : 당해연도 추정매출액의 1/3 이내, TECH 밸리 보증기업 선정(한도 부여)후 2년 초과 : 보증금액 소요자금 산정방식에 따라 결정)

**3 만족도 Tech밸리보증 만족도**

- 평균 7.86(백점 환산시: 85.67점), 중위수 8.00로 나타나 Tech밸리보증을 이용한 기업들은 전반적으로 만족하는 것으로 조사됨

<표 45> Tech밸리 보증 만족도 분석 결과

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중	통계량
1 (전혀 그렇지 않다)	1	1.3	평균= 7.86 표준편차= 1.62 중위수= 8.00
2	1	1.3	
3	1	1.3	
4	2	2.6	
5 (보통이다)	1	1.3	
6	1	1.3	백분위 수 25= 7.25 50= 8.00 75= 9.00
7	12	15.8	
8	25	32.9	
9 (매우 그렇다)	32	42.1	
전체	76	100.0	

**4 추천의도 Tech밸리보증 추천의도**

- 평균 8.09(백점 환산시: 88.48점), 중위수 9.00로 나타나 Tech밸리 보증을 이용한 기업들의 추천 의도는 긍정적으로 나타남

<표 46> Tech밸리 보증 추천 의도 분석 결과

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중	통계량
1 (전혀 그렇지 않다)	-	-	평균= 8.09 표준편차= 1.44 중위수= 9.00
2	-	-	
3	3	3.9	
4	1	1.3	
5 (보통이다)	1	1.3	백분위 수 25= 8.00 50= 9.00 75= 9.00
6	2	2.6	
7	8	10.5	
8	20	26.3	
9 (매우 그렇다)	41	53.9	
전체	76	100.0	

5 신뢰 기술보증기금을 받고 의지할 의향(의도)

- 평균 8.09(백점 환산시: 89.30점), 중위수 9.00로 나타나 Tech밸리 보증을 이용한 기업들이 기금을 받고 의지할 의도는 높은 것으로 나타남

<표 47> Tech밸리 보증 이용고객의 기금 의지 의향

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중	통계량
1 (전혀 그렇지 않다)	-	-	평균= 8.17 표준편차= 1.38 중위수= 9.00
2	-	-	
3	3	3.9	
4	-	-	
5 (보통이다)	2	2.6	백분위 수 25= 8.00 50= 9.00 75= 9.00
6	1	1.3	
7	7	9.2	
8	20	26.3	
9 (매우 그렇다)	43	56.6	
전체	76	100.0	

기타 의견

- 자체 금리 보존 상품 (서비스)와 연계요청
- 보증 후 실질적인 투자연계 지원
- 의료, 바이오 분야의 경우 요건 완화(한도승인 후 5년까지 연장)
- 투자연계 지원 조건 완화

6 신청이유 (다른 보증상품과 비교시) Tech밸리 보증 신청이유

- 향후 매출 규모와 관계없이 운전자금 보증금액을 최대 3억까지 지원 가능한 점(20.1%)과 보증 한도(사전 한도)(16.4%), 협약기관(연구기관)의 추천(13.8%) 순으로 높게 응답

<표 48> Tech밸리 보증 신청이유(다중응답)

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중
보증 한도(사전 한도)	31	16.4
보증료율(0.5% 고정)	22	11.6
보증비율	12	6.3
향후 매출 규모와 관계없이 운전자금 보증금액을 최대 3억까지 지원 가능	38	20.1
성과보증료 면제	7	3.7
보증지원 후 투자연계 지원	25	13.2
보증지원 후 기술, 경영 컨설팅 지원	11	5.8
협약기관(연구기관)의 추천	26	13.8
기술보증기금 영업점 담당자 추천	15	7.9
은행 담당자 추천	2	1.1
전체	189	100

7 인지경로 Tech밸리 보증 알게 된 경로

- 협약기관(연구기관)의 추천(45.9%)과 기술보증기금 영업점 담당자의 추천(20.4%), 지인 추천(14.3%)순으로 응답

<표 49> Tech밸리 보증 알게 된 경로(다중응답)

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중
협약기관(연구기관)의 추천	45	45.9
지인 추천	14	14.3
언론(신문 기사, 인터넷 기사 등)	8	8.2
기보 홈페이지를 통해 직접 인지	9	9.2
기술보증기금 영업점 담당자 추천	20	20.4
은행 담당자 추천	2	2.0
전체	98	100

8 장점 Tech밸리 보증 장점

- 향후 매출 규모와 관계없이 운전자금 보증금액을 최대 3억까지 지원 가능한 점(25.7%)과 보증 한도(사전 한도)(20.7%), 보증료율(0.5% 고정)(14.5%) 순으로 Tech밸리 보증의 장점으로 응답하였으며, 기타 의견으로는 연대보증인 면제가 있었음

<표 50> Tech밸리 보증 장점(다중응답)

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중
보증 한도(사전 한도)	37	20.7
보증료율(0.5% 고정)	26	14.5
보증비율	18	10.1
향후 매출 규모와 관계없이 운전자금 보증금액을 최대 3억까지 지원 가능	46	25.7
성과보증료 면제	13	7.3
보증지원 후 투자연계 지원	25	14.0
보증지원 후 기술, 경영 컨설팅 지원	13	7.3
기타	1	0.6
전체	179	100

9 만족 Tech밸리 보증을 만족한 이유

- 만족도 조사 결과, 만족이라고 응답한 사람\*들이 만족한 이유는 보증비율(31.7%)로 가장 높게 나타났고, 다음으로 보증 한도(사전 한도)(27%), 보증료율(0.5% 고정) 순으로 높게 나타남

\* 6점 이상 선택한 응답자(리커트 9점 척도: 1점 전혀 그렇지 않다 - 5점 보통이다 - 9점 매우 그렇다)

<표 51> Tech밸리 보증 만족한 이유(다중응답)

(단위: 개, %)

구분	빈도	비중
보증 한도(사전 한도)	34	27.0
보증료율(0.5% 고정)	23	18.3
보증비율	40	31.7
향후 매출 규모와 관계없이 운전자금 보증금액을 최대 3억까지 지원 가능	5	4.0
성과보증료 면제	16	12.7
보증지원 후 투자연계 지원	7	5.6
보증지원 후 기술, 경영 컨설팅 지원	1	0.8
전체	126	100

10 불만족 Tech밸리 보증을 만족한 이유

- 만족도 조사 결과, 불만족이라고 응답한 사람\*들이 불만족한 이유는 '매출 기반 보증 한도 부여'라는 의견(5명, 100%)임

\* 4점 이하 선택한 응답자(리커트 9점 척도: 1점 전혀 그렇지 않다 - 5점 보통이다 - 9점 매우 그렇다)

# V 결론

## 01 결과 요약

- (일반현황) Tech밸리 기업의 기업형태는 주식회사가 96%, 지역은 서울이 25%, 리스크등급은 BB, BBB가 과반수이며, 기업부설연구소 보유가 30%임

- (기술평가항목) 기술지식수준은 A등급이 83%, 기술수명주기상 위치는 B등급이 63%, 기술완성도는 D등급\*이 40%임



\* 연구개발 단계 또는 시제품 제작 완료 단계

- (성과분석, 'PSM') Tech밸리 기업들은 재무성과에서는 성장성(총자산증가율)이 비교기업 대비 높은 것으로 나타났으며, 상대적으로 비재무성과(고용창출, 지식재산 건수)가 두드러짐

\* (고용증가율) '18년 보증지원: 비교기업 대비 Tech밸리 기업이 '18년 70.37%p

\* (지식재산권증가율) '18년 보증지원: 비교기업 대비 Tech밸리 기업이 '18년 15.5%p, '19년 12.59%p로 상승

<표 52> 비교기업 대비 Tech밸리 기업 성과

매출액증가율	매출액 영업이익률	총자산증가율	연구개발집중도	고용	지식재산권
					
흐림	비	맑음	맑음	화창	화창

- (설문조사) Tech밸리 보증을 지원받은 기업들은 '향후 매출 규모와 관계없이 운전자금 보증금액을 최대 3억까지 지원 가능한 점'을 가장 큰 장점으로 언급(25.7%)

- 그 외 Tech밸리 보증 장점으로는 보증 한도(사전 한도)(20.7%), 보증료율(0.5% 고정)(14.5%) 순으로 조사

## 02 시사점

### ■ (경영환경) 전문가 창업 활성화 필요성 증대

- 연구개발투자, 고용창출 측면에서 원활한 자금 공급을 통해 창업 생태계 보완 역할(순기능)
- 교수가 연구활동을 통해 쌓은 역량을 바탕으로 비즈니스 모델을 창출  
→ 경제와 산업에 새로운 가치를 창출

### ■ Tech밸리 보증 핵심성공요인

- ① 창업 이후 성장 과정에 걸쳐 단계별 자금 공급
  - 매출액이 없는 창업기업 3억 원 이하 지원 가능
  - 기업 성장단계에 따라 추가 자금 공급 가능
- ② 비금융서비스 지원
  - 투자지원, 기술·경영 컨설팅 지원, 코스닥 기술특례상장 등을 통한 IPO지원 등

### ■ 기금 핵심전략보증 발전을 위한 제안

- 적극적인 보증서 발급을 위한 전략
  - (고객) 매출액이 없는 창업기업 3억 원 이하까지 지원 가능한 점을 적극 홍보
    - \* 바이오 분야의 경우 매출 시현까지 오랜 시간이 소요되는 점을 감안 시 한도 운영 기간(승인 후 3년 이내) 탄력적 운용 필요성
  - (직원) 보증서 발급에 따른 신규 성과지표 개발
- 비금융서비스 지원 확대
  - 실질적인 보증연계 투자지원, 기술·경영 컨설팅 요청
    - \* '20.8월말 기준, Tech밸리 보증승인 340건 중 27건(18,702 백만 원) 투자실행(건수 기준 7.9%)
  - 보증연계 투자요건 완화 검토



- [ 1 ] 김용정, 신서원(2015), 대학의 지식재산 기반 창업 활동에 관한 요인분석, 지식재산연구, 11(1), 163-194
- [ 2 ] 김종운(2017), 대학의 역량과 내외부 자원이 교수창업 성과에 미치는 영향, 한국기술혁신학회, 20(3), 642-663
- [ 3 ] 김소연, 백종일(2016), 성향점수를 이용한 퍼지 매칭 방법, Journal of the Korean Data & Information Science Society, 27(1), 91-100
- [ 4 ] 김인영, 이선제, 이상윤(2018), 연구소 기업의 역량과 매출성장 간의 관계에 관한 연구, 한국기술혁신학회, 21(4), 1,445-1,473
- [ 5 ] 박건철, 이치형(2019), 교수 기술창업 장애요인 활성화 방안에 관한 연구, 디지털융복합연구, 17(8), 81-88
- [ 6 ] 손수정(2013), 기술창업 활성화를 위한 분야별 해외 주요 프로그램 고찰, 과학기술정책, 191호, 134-154
- [ 7 ] 이명중, 주영진(2019), 기술기반창업기업의 기업활동이 기업성장에 미치는 영향, 벤처창업연구, 14(6), 59-76
- [ 8 ] 이철주, 최종인(2019), 우리나라 대학의 기술사업화 영향요인 연구: 국내 논문에 대한 체계적 문헌 고찰, 기술혁신학회지, 22(1), 50-84
- [ 9 ] '교수창업' 활성화해야, 2020.09.1., 전자신문
- [10] 대학가 '교수창업' 붐... '지분기증' 관행 없애 자율성 키워줘야, 2020.9.1., 전자신문
- [11] 매출성장 2배, 고용효과 3배 '경총' 테크밸리 보증 기업 '이유있는 결실', 2020.10.26., 헤럴드경제
- [12] 전공살려 제품, 기술 사업화 도전... '학생' 취업길 열어, 2020.9.1., 전자신문
- [13] 통계청(2019), 2018년 기준 기업생명행정통계 결과, 통계청 보도자료, 2019.12.12

# 4 미래 성장 가능성이 높은 기업의 결정요인 분석

강신정<sup>1)</sup>

## 초록

본 연구는 투자받은 기업과 연계한 모험적 보증제도의 성공적 도입과 효과성 제고를 위해 선결해야 하는 우수 성장기업의 선별방법에 관한 것으로, 미래성장 기업의 특성과 결정요인 분석을 통해 모험적 보증지원 대상 기업의 판별 기준을 도출하였다.

미래성장 기업의 예측모형은 단계적 로지스틱회귀(stepwise logistic regression), 라쏘 로지스틱회귀(lasso logistic regression), 랜덤포레스트(randomforest) 등 머신러닝 알고리즘(machine learning algorithm)을 이용하여 적합하였다. 예측모형의 분석 결과, 3가지 모형 중 단계적 로지스틱회귀(stepwise logistic regression)의 경우가 가장 높은 예측성능(AUROC=69.4%)을 보였으며, “대표자의 동업종 경력”, “기술(디자인)인력 수준”, “기술개발 및 상용화 실적”, “기술개발전담조직” 등 4개의 기술사업성 평가항목, 기업 규모, 기업 업력, 벤처 확인여부 등이 미래성장 기업을 결정하는 중요한 요인으로 확인되었다.

본 연구결과는 미래 성장성에 중요한 관점을 두는 후속투자 기업의 발굴이나 엔젤투자연계보증의 후속보증 기업 등을 선별하기 위한 계량적 기준으로 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

**주제어:** 스타트업 투자, 인공지능경망, 투자 매칭, 후속투자

**JEL 분류기호:** C52, C81

I.서론	092
1. 연구 배경	092
2. 연구 목적	093
II.선행연구 및 미래성장 기업의 정의	094
1. 선행연구	094
2. 미래성장 기업의 정의	096
III.연구방법과 기초통계량	097
1. 연구방법	097
2. 기초 통계량	103
IV.분석결과	107
1. 미래성장 기업의 결정요인	107
2. 예측모형 적합	110
3. 예측모형의 성능평가	112
V.결론	114
참고문헌	116

1) 기술보증기금 부부장, 공학박사(kangsj@kibo.or.kr)

\* 본 논문의 내용은 집필자 개인의 의견으로 기술보증기금의 공식견해를 뜻하는 것은 아니며, 출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.

# I 서론

## 01 연구배경

### ■ 최근 엔젤·엑셀러레이터, 벤처캐피탈의 투자를 연계한 기술보증(이하, 투자연계보증) 지원사업이 활발히 추진 중에 있음

- 투자연계보증은 기술사업성과 미래 성장성이 높은 기술중소기업에 기술금융 지원을 확대하기 위한 맞춤형 정책금융 지원사업에 해당
- 투자연계보증은 투자금액의 두배까지 보증지원이 가능하며, 기업의 매출액 대비 보증지원 규모가 크고, 보증 리스크도 상대적으로 높아 지속적인 모니터링을 통한 제도 개선의 노력이 필요
- 또한 새롭게 추진 중인 포스트엔젤보증은 엔젤투자연계보증 기업 중 미래성장 가능성이 높은 기업에 추가 보증을 지원하기 위한 것으로 대상기업의 선정이 중요

### ■ 투자받은 기업과 연계한 모험적 보증제도는 “투자기업의 성공으로 창출되는 성과”를 공유받지 못하고, 기업 부실로 인한 대규모 보증손실 위험이 높은 구조로 우수 성장기업의 선별이 중요

- 포스트엔젤보증 대상기업 요건으로, 기업 규모, 적용모형, 등급기준을 정하고, 미래성장 가능성이 높은 기업을 정의, 판별 또는 예측하기 위한 연구수행이 요구
- 現투자연계보증은 투자기관의 투자사실과 기술사업평가등급 만으로 미래성장 가능성을 판단하고 있어, 기존 기술보증 지원기업을 대상으로 한 실증분석을 통하여 미래를 예측(판별)하고, 제도로 환류
- 이에 따라, 포스트엔젤보증, 투자연계보증 등 모험적 보증지원 대상기업의 판별을 위한 선별기준을 마련하기 위해 미래성장 기업의 특성과 결정요인 분석 필요

## 02 연구목적

### ■ 미래성장 가능성이 높은 기업의 통계적 특성과 결정요인 분석

- 2013년부터 2015년까지 신규 보증지원 기업의 일반정보, 기술사업 평가정보 등에 관한 통계분석(t-검정)을 통하여 보증지원 3년 후 미래성장 기업\* 여부에 유의미한 영향 변수를 도출  
\* 신규보증 지원연도 기준 당기 매출액(t0-1)이 3년 후(t0+2) 72.8%(연평균 20%) 이상 증가한 기업
- 미래성장 기업에 영향을 미치는 설명변수(결정요인)를 발견하기 위해 다변량 로지스틱 회귀분석 실시

### ■ 미래성장 기업 예측을 위한 모형 적합

- 예측모형은 단계적 로지스틱회귀(Stepwise logistic regression), 라쏘 로지스틱회귀(Lasso logistic regression), 랜덤포레스트(Randomforest) 등 머신러닝(Machine Learning) 알고리즘을 이용하여 적합
- 예측모형의 성능(예측력) 검증을 통하여 미래성장 기업 예측에 가장 효율적인 모형을 제안하고,
- 포스트엔젤보증 대상기업의 선별방법, 기술혁신성장(고성장) 기업 육성을 위한 맞춤형 정책금융 지원사업 등 활용방안 제시



## II 선행연구 및 미래성장 기업의 정의

### 01 선행연구

#### ■ 기업의 성장에 관한 연구는 Gibrat(1931)의 연구를 시작으로 최근까지 많은 연구자들에 의해 활발하게 이루어지고 있음

• 기업의 성장은 초기 기업규모와 무관하고, 기업의 성장률은 모든 규모의 기업에서 동일 → Gibrat 법칙(Gibrat, 1931)

- 후속 연구에서 이와 상반된 결과들\*의 발표로 Gibrat 법칙 기각  
→ 기업 규모는 성장률과 부(-)의 관계

\* Mansfield, 1962; Kumar, 1985; Hall, 1987; Mata, 1994; 이인권, 2000; 김영준, 2018

• 기업의 업력은 오래될수록 성장률이 낮고, 짧을수록 고성장 가능성이 높다는 습득모형 제시 → Jovanovic 가설(Jovanovic, 1982)

- 기업성장과 업력에 관한 후속 연구\*를 통해 Jovanovic 가설 지지

\* Evans, 1987; 성효용, 2000; 이인권, 2000

• 하지만, 그간의 기업성장 관련 연구는 기업 일반정보나 재무자료에 기초한 특성 연구가 주를 이루었고, 기업의 기술사업성 등에 기초한 연구는 미비한 수준

#### ■ 고성장 기업은 기업 성장이론에서 시작되고, 일반적으로 통용되는 정의는 없으나, 성장하는 기업 중 상위에 속한 기업군을 의미

• Acs et al.(2008)은 1998년부터 2002년 기간 중 매출액이 2배 이상 증가한 기업을 고영향 기업(High-Impact Firms)이라 정의하고, 전체 기업의 2~3%에 불과하지만 새로운 일자리의 대다수를 창출하는 사실을 밝힘

• John Haltiwanger et. al(2017)은 미국 소재 기업의 업력, 재무자료 등을 활용하여 고성장 기업의 생산량 성장 특성에 관하여 실증 분석

- 고성장 기업은 일자리 창출과 매출성장에 기여하는 역할 이외에, 생산량 성장 기업의 패턴이 고용이 성장하는 기업의 패턴과 거의 유사함을 밝힘

#### ■ 국내 고성장 기업에 관한 연구는 2009년부터 관심을 받으며 성과분석 위주로 수행, 최근 일자리 창출, 혁신성장 등 정부정책에 따라 관심 증대

• 김성태·홍재범(2014)은 2008년에서 2011년 기간 동안 기술보증기금에서 기술평가 실시한 기업을 대상으로 고성장 기업\*의 특성에 관하여 실증분석

\* 3년 동안 매출 또는 고용인원의 증가율이 연평균 20% 이상인 기업 (규모 제한 없음)

- “기술의 수명주기상 위치”, “기술의 완성도” 및 “기술인력의 관리체계”가 고성장 기업에 통계적으로 유의미한 영향을 주는 것으로 확인

- 다만, OECD의 기업규모 기준 ‘고용인원 10인 이상’을 고려하지 않아 영세 기업의 과다 포함으로 인한 표본 선택 편이가 발생할 가능성 존재(홍운선외, 2015; 이미순외, 2015)

• 김형창(2019)은 과학기술정책연구원(STEPI)에서 제공하는 2016년 기술혁신조사(KIS)의 제조업 부문의 설문 자료를 활용하여 고성장 기업\*의 혁신활동의 특성을 분석

\* 3년 동안 매출 또는 고용인원의 증가율이 연평균 20% 이상인 기업 (고용인원 10인 이상)

- 고성장 기업은 일반기업보다 혁신을 적극적으로 도입하고 있고, 4개로 구분한 혁신 유형\* 중 마케팅 혁신을 제외한 나머지 혁신은 고성장기업이 일반기업보다 적극적으로 도입

\* 제품혁신, 공정혁신, 조직혁신, 마케팅혁신

- 이미순외(2015), 김형창(2019)의 연구는 고성장 기업과 일반기업의 혁신 유형별 평균차이를 통계적으로 분석한 것으로, 혁신유형과 고성장기업간의 인과관계는 밝히지 못함

#### ■ 과거 정책금융을 지원한 중소기업의 성장특성과 미래성장성 예측에 관한 연구는 대부분 기술평가모형의 개선에 집중

• 기보는 중소기업의 기술사업성 평가를 위한 기술평가모형을 2005년에 개발·도입한 후 2018년까지 수차례에 걸쳐 평가모형 고도화를 추진

- 현재 KTRS 계열 모형은 미래성장가능성과 부실가능성을 동시에 고려하여 기술사업평가등급을 산출하고 있어 기업의 미래성장성을 설명하는데 한계가 있음

• 미래성장 가능성 관점에서 투자한 기업과, 투자 받지 못한 기업에 관한 실증분석 결과

- Patel & D’Souza(2008)은 VC투자를 받은 기업 72개와 투자를 받지 못한 기업 128개의 사업계획서의 분석을 통하여, VC의 중요도 비중은 경영팀의 역량보다 사업 자체의 잠재성에 있다는 사실을 제시

- 차명수(2009)는 벤처기업에 대한 VC들의 종합적인 평가의 요인별 비중에 대한 분석을 통하여 창업자 및 창업팀 36.5%, 성공시의 잠재적 수익률 22%, 시장 및 경쟁기업의 상황 20.4%, 제품 및 서비스의 우수성 13.9%, 재무적 상황 7.4%인 결과 도출

- 다만, 이들의 연구는 기술중소기업에 제한하여 수행되지 않았고, 기술성 관련 부문의 자료를 충분히 고려하지 못한 연구한계 존재

## 02 미래성장 기업의 정의

### ■ 포스트엔젤보증 대상기업의 선별기준 중 하나가 기업의 미래성장성을 반영하는 것으로, 미래성장 기업에 대한 구체적 정의가 필요

- 포스트엔젤보증이 엔젤투자연계보증 후 높은 성장이 예상되는 미래성장 기업에 추가적 기술금융을 지원하는 모험적 보증제도인 점을 고려하여
  - OECD나 기존의 많은 연구에서 제시하는 고성장 기업을 기초로 미래성장 기업을 정의하는 것이 바람직함
- 미래성장 기업의 판별은 투자관점의 접근과 제도적 특성을 고려하여 매출성장성만 고려함

### ■ 본 연구의 미래성장 기업은 최근 3년간 연평균 매출액 증가율 20% 이상인 기업으로 정의

- 통계청의 고성장 기업 기준(최근 3년 간 연평균 매출액 증가율 또는 고용인원 증가율이 20% 이상)과 동일 하지만,
- 시작(기준)연도 기업규모의 조건은 매출액 10억 원 이상\*으로 함
  - \* 보증지원 한도(30억 원), 통계청이나 OECD의 고용인원 10인 이상 조건 등 고려

# III 연구방법과 기초통계량

## 01 연구방법

### 가. 분석대상

#### ■ 2013년부터 2015년까지 KTRS 또는 KTRS-SM으로 신규 기술보증 지원한 기술중소기업

- '19년 하반기 추진으로 "엔젤투자연계보증"의 지원사례가 부족하고, 대상기업이 기술중소기업으로 동일한 점 고려하여 기술보증 지원기업을 표본으로 함
- 표본 크기를 늘리기 위해 3년간 연도별 지원기업의 기술사업성 평가항목, 기업의 재무정보 및 비재무정보(기업의 업력, 업종 등)를 통합한 횡단면(pooled cross section)을 만들어 분석자료로 함
- 통합 횡단면 자료의 경우, 관측시점별 분석자료의 수집 순서는 중요하지 않지만, 관측시점은 중요하기 때문에 정확한 연도구분 필요
  - 연도구분은 보증연도, 기준연도 및 종료연도로 구분하여 다음과 같이 정의함

<표 1> 연도구분 및 정의

구분	정의
보증연도( $t_0$ )	신규 기술보증을 위해 기술사업 평가를 완료한 연도
기준연도( $t_0-1$ )	보증연도의 직전 연도로 미래성장성을 측정하기 위한 기초연도
종료연도( $t_0+2$ )	보증연도로부터 2년이 경과한 시점의 연도

- 예로, 보증연도가 2014년인 기업은 평가 직전연도인 2013년부터 2016년까지의 4개년 매출액으로 3년 간 연평균 매출증가율을 산출하여 미래성장 기업 판별

#### ■ 최종 표본기업은 2013년부터 2015년까지 신규 보증기업 33,469개 중 기준연도부터 종료연도까지 4개년 매출 자료를 보유하면서 기준연도 매출액이 10억원 이상인 기업

- 연도별 표본수는 2013년 3,981개로 가장 많았고, 2015년이 2,981개로 가장 적은 반면, 미래성장 기업 수의 비율(23.5%)은 가장 높은 것으로 나타났음

<표 2> 분석대상 기업 및 미래성장 기업 현황

구분	보증연도			
	전체	2013	2014	2015
분석대상 기업	10,326	3,981	3,364	2,981
미래성장 기업 (비중)	2,103 (20.4%)	743 (18.7%)	660 (19.6%)	700 (23.5%)
일반기업	8,223	3,238	2,704	2,281

**나. 주요 변수**

■ 종속변수는 미래성장 기업 여부로 구분한 범주형 자료

• 미래성장 기업 여부는 다음의 식을 통하여 3년 동안 기업 성장률( $S_G$ )을 산출한 후, 연평균 매출증가율( $\overline{S_G}$ )이 20% 이상이면 미래성장 기업으로 판별

$$S_G = \frac{S_{t_0+2}}{S_{t_0-1}}, \quad \overline{S_G} = (\sqrt[3]{S_G} - 1) \times 100$$

if ( $\overline{S_G} \geq 20\% \rightarrow 1, \overline{S_G} < 20\% \rightarrow 0$ ), here 1 : 미래성장 기업, 0 : 비미래성장 기업

$S_G$  : 3년간의 매출 성장성  
 $S_{t_0-1}$  : 기준연도의 매출액,  $S_{t_0+2}$  : 종료연도의 매출액  
 $\overline{S_G}$  : 연평균 매출 증가율,  $t_0$  : 보증연도(평가연도)

■ 설명변수는 기술사업성 평가항목, 기술개발전담조직, 특허건수, 기업 규모, 업력, 업종 등과 최소한의 재무정보

• 기술사업성 평가항목은 KTRS와 KTRS-SM의 공통 항목 18개 중 생산역량을 제외\*한 18개 항목에 기술개발 전담조직을 추가하고, 그 외 기술성 관련 변수로 특허건수, 벤처여부 등을 설명변수에 포함

\* 업종별 평가기준이 명확하게 구분되어 있지 않는 점 고려하여 제외

<표 3> KTRS 계열 모형 공통 평가지표

KTRS계열 모형 공통 평가지표	
대항목	소항목
경영주역량	동업중경험수준 기술지식수준 기술이해도 경영관리능력

기술성	기술인력 기술개발 및 수상(인증)실적 지식재산권 등 보유현황 기술의 차별성 모방의 난이도 기술의 수명주기상 위치 기술의 자립도
시장성	목표시장의 규모 시장의 성장성 경쟁상황 경쟁제품과의 비교우위성
일반기업	생산역량 자금조달능력 투자 대비 회수 가능성

- 선행 연구에서 주요 이슈로 다루고 있는 Gibrat 법칙과 Jovanovic 가설을 검증하고, 영향을 반영하기 위해 매출액 및 총자산 기준의 기업규모와 창업 후 경과연수인 업력을 설명변수에 추가
  - Gibrat 법칙의 검증을 위해 기업의 규모로 매출액의 로그 값이 주로 사용되고 있지만, 매출액의 경기 변동성을 고려하여 총자산의 로그 값도 함께 고려
- 업종 차이에 기인하는 기업 성장률이나 공통의 거시경제적 영향을 통제하기 위해 산업과 시간더미도 설명변수에 추가(박순홍외, 2013; 홍운선외, 2015)
  - 업종 영향은 한국표준산업분류표의 중분류\* 기준 업종더미, 거시경제적 영향은 평가연도 더미로 통제
- 이상 설명한 주요변수를 요약하면 다음의 표와 같음

<표 4> 주요 변수 요약

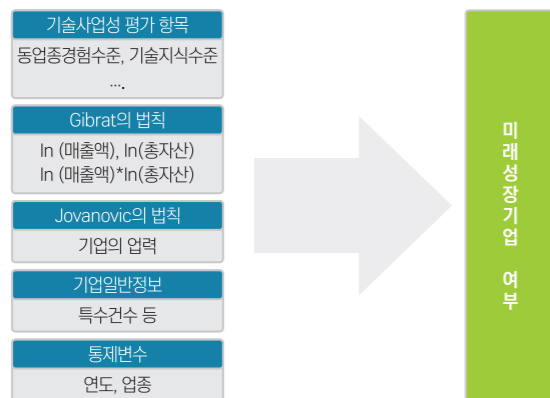
구분	변수명	정의	
종속변수	미래성장 기업 여부	미래성장 기업은 1, 미래성장 기업이 아니면 0	
설명변수	기술 사업성 평가항목	동업종 경험	경영주의 동업종 경력 기간(연수)에 자연로그 취한 값
		기술지식수준	경영주의 기술에 대한 지식수준
		기술이해도	경영주의 기술에 대한 이해도
		경영관리능력	사업수행에 위해 갖추어야할 경영주의 사업화이지 등
		기술인력	기술개발의 인적자원의 우수성
		기술개발 및 수상 실적	최근 3년간 기술개발, 사업화, 수상 및 각종 인증 실적 평가
		지식재산권 등 보유현황	특허, 실용신안, 디자인 등 지식재산권의 양적 평가
		기술의 차별성	기존 기술 대비 기술의 차별성 평가
모방의 난이도	개발기간, 비용, 지식재산권 등을 고려한 모방난이도		

설명 변수	기술 사업성 평가항목	기술의 수명주기상 위치	성장기, 성장초기, 성숙기, 도입기 및 쇠퇴기 순으로 평가
		기술의 자립도	핵심제품의 생산 및 구동에 기여 정도에 따라 평가
		목표시장의 규모	목표로 하는 시장의 규모 평가
		시장의 성장성	동업종 평균 매출증가율, 향후 시장의 전망 등으로 평가
		경쟁상황	시장의 경쟁 정도를 평가하고, 경쟁이 심할수록 높은 점수
		경쟁제품과의 비교우위	경쟁제품의 수, 가격, 품질 등을 고려하여 평가
		자금조달능력	재정상태, 수입창출능력 등을 고려한 적기자금 조달 능력
		투자대비회수가능성	투자금액의 회수 가능 정도를 평가
		기술개발전담조직	개발조직의 확보 수준을 평가
	기업 일반정보	특허건수	0건 1, 1건 2, 2건 3, 3건 이상 4으로 처리
		벤처여부	벤처기업 1, 벤처기업 아니면 0
		기업의 규모(매출액)	보증연도 직전연도 매출액에 자연로그 취한 값
		기업의 규모(총자산)	보증연도 직전연도 총자산에 자연로그 취한 값
		기업의 업력	보증연도 기업의 창업 후 경과연수의 자연로그 값
		당기 매출액증가율 10% 이상 여부	기준연도 매출액 증가율이 10% 이상이면 1, 아니면 0
	평가연도 업종	연도더미	평가연도인 보증연도에 해당하면 1, 아니면 0
		업종더미	한국표준산업분류표 상 중분류 기준으로 더미

**다. 연구 모델**

■ 종속변수는 미래성장 기업 여부로 구분한 범주형 자료

• 미래성장 기업의 결정요인을 찾기 위한 연구모델은 아래 그림과 같음



<그림 1> 연구모델

$$y^* = \beta_1 x_1 \cdots \beta_{18} x_{18} + \beta_{ss} x_{ss} + \beta_{as} x_{asi} + \beta_{sas} x_{sas} \times x_{as} + \beta_{age} x_{age} + \mu_{year} + \mu_{ids} + \epsilon$$

$y^*$  종속변수로 1이면 미래성장 기업, 0이면 일반기업  
 $x_1 \cdots x_{18}$  기술사업성 평가항목, 기술개발전담부서  
 $x_{ss}$  매출액 기준의 기업규모,  $x_{age}$  기업의 업력  
 $x_{as}$  총자산 기준의 기업규모,  $\mu_{year}, \mu_{ids}$  연도더미, 업종더미  
 $x_{as} \times x_{ss}$  매출액과 총자산의 교차항,  $\epsilon$  오차

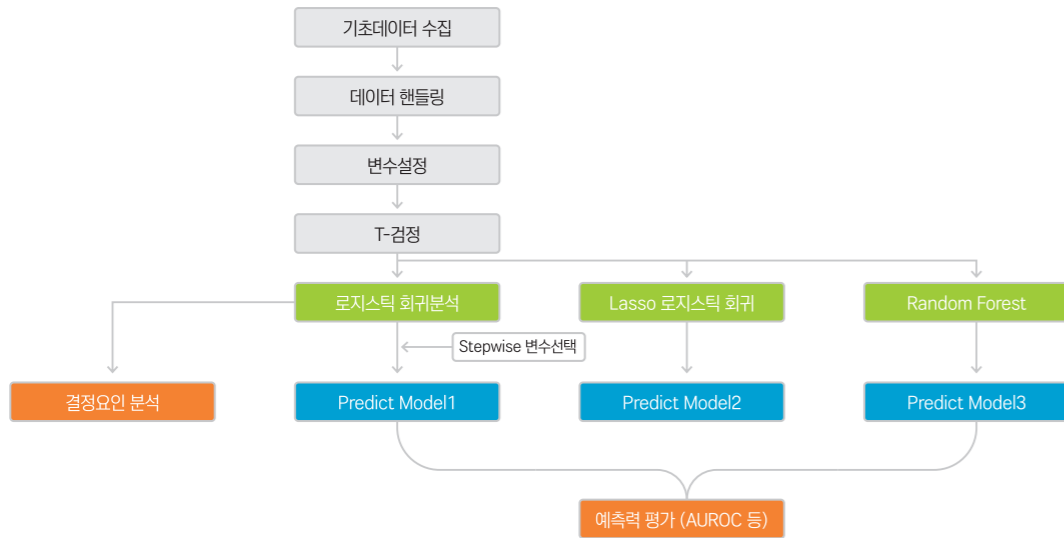
- 기업규모는 경기 변동의 영향이 큰 매출액과 경기 변동성이 작은 총자산을 동시에 고려
  - 매출액과 총자산의 관계가 기업의 성장성에 다른 영향을 미칠 수 있다는 기존 연구(기술보증기금 2019년 성과분석)에 따라 두 변수간 교차효과를 모델에 추가
  - 표본기업별 매출액, 총자산, 업력 등이 지수함수 분포의 특성을 보이고 있어 이 변수값들은 로그 취한 값으로 사용
- 특허건수는 기업별 특허보유 건수 분포\* 등을 고려하고, 기술개발전담조직은 체계정도에 따라 순위처리
  - \* 0건 69.6%, 1건 11.9%, 2건 5.9%, 3건 이상 12.6%

<표 5> 기술개발전담조직 및 특허건수의 순위처리

순위	기술개발전담조직	특허건수
5점	기업부설연구소	-
4점	연구개발전담부서	3건 이상
3점	자체기술개발부서	2건
2점	기술인력만 보유	1건
1점	해당 없음	0건

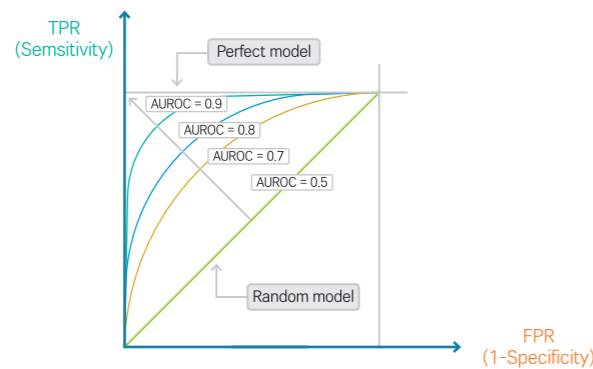
■ 본 연구는 <그림 1>의 연구모델을 통하여 미래성장 기업의 특성과 결정요인을 해석하고, <그림 2>의 머신러닝 알고리즘을 활용하여 예측모형 적합

- <그림 2>는 1차 변수선택(t-test) 후 최적의 예측모형 적합을 위한 머신러닝 알고리즘(“단계적 로지스틱 회귀”, “Lasso 로지스틱 회귀”, “Randomforest”)을 나타냄
  - 미래성장 기업 여부로 나눈 두 집단별 설명변수에 대한 t 검정을 실시하여 통계적으로 유의미한 평균차이를 보이는 설명변수 도출
  - 머신러닝 알고리즘에 투입한 설명변수는 1차 변수 선택법인 t 검정으로 도출한 통계적 유의미 변수로 하고, 로지스틱 회귀분석의 경우 단계적 회귀(stepwise regression)에 의해 최적의 예측모형을 적합
  - Lasso 로지스틱회귀는 설명변수 중 종속변수에 통계적으로 유의미한 영향을 미치는 정도에 따라 벌점을 부여하고, 높은 벌점을 부여받은 설명변수를 제거해가는 방식으로 최종 예측모형을 적합



<그림 2> 미래성장 기업의 예측모델 적합 절차

- 개별 예측모형의 성능(예측력)은 AUROC(Area Under Receiver Operator Characteristic), 예측확률 구간별 정밀도(precision) 등으로 비교
  - 분석데이터는 학습셋(training set)과 검증셋(validation set)으로 나누고, 학습셋(80%)은 예측함수를 추정(예측모형)하는데 사용하고, 검증셋(20%)은 예측함수(모형)의 검증으로 활용
  - ROC 곡선의 X축은 일반기업을 미래성장 기업으로 평가한 경우(False Positive Rate), Y축은 미래성장 기업을 미래성장 기업으로 평가한 경우(True Positive Rate)로 하고, 낮은 미래성장 기업의 확률에서 높은 확률로 증가해가면서 누적 FPR과 TPR을 산출하여 그래프 작성
  - <그림 3>의 ROC 곡선이 가파를수록 미래성장 기업과 비교하여 일반기업을 미래성장기업으로 잘못 분류(false alarm)한 경우가 거의 없는 경우에 해당하고, 45도 직선은 임의모형(random model)을 나타내며 설명변수들이 미래성장 기업 예측에 도움이 되지 못한 모형의 결과를 보여줌
  - 일반적으로 AUROC의 값이 0.63이상 이면 모형의 설명력이 양호한 편이며, 0.7 이상이면 모형의 설명력이 높다고 할 수 있음(Marnie E. Rice & Grant T.Harris, 2005)



<그림 3> ROC Curve

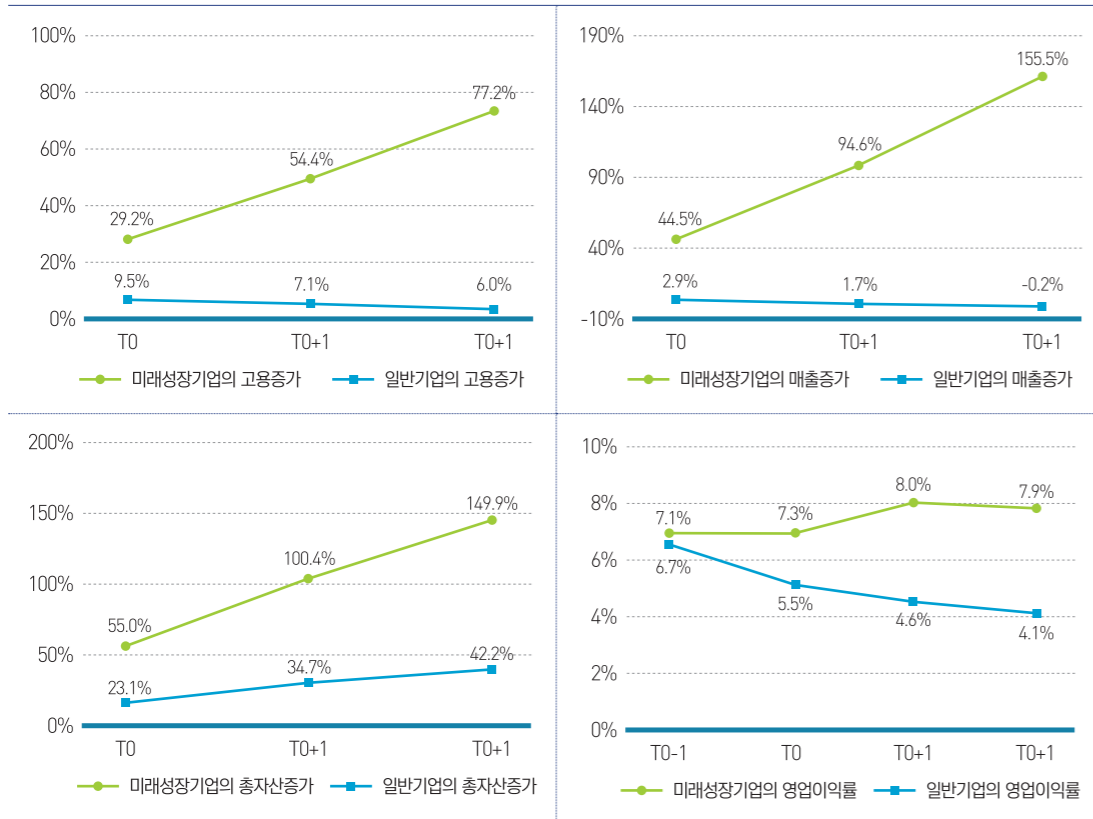
## 02 기초 통계량

### ■ 종료연도( $t_0+2$ ) 미래성장 기업의 평균 매출액과 평균 총자산은 기준연도( $t_0-1$ ) 대비 155%와 150% 성장, 일반 기업의 평균 매출액과 평균 총자산의 성장률 -0.2%와 42.2% 대비 월등히 높음 (<표 6>, <그림 4>)

- 영업이익률의 경우, 미래성장 기업은 기준연도( $t_0-1$ ) 7.1%에서 종료연도 7.9%로 나타난 반면, 일반기업은 기준연도 6.7%에서 종료연도 4.1%로 크게 감소한 것으로 나타났음
- 전체 표본 기업 중 미래성장 기업의 비율은 20.4%이지만, 전체 표본기업의 성장과 고용창출을 주도한 반면,
  - 일반기업은 3년 동안 매출액과 고용인원이 성장 없이 유지하는 수준이고, 영업이익률은 크게 감소한 것으로 나타났음
- 미래성장 기업의 평균 연구개발비율은 보증연도 2.3%에서 종료연도 2.5%로 증가한 반면, 일반기업의 평균 연구개발비율은 2.6%에서 2.1% 감소

<표 6> 미래성장 기업과 일반기업의 재무성과

구분		기준연도( $t_0 - 1$ )	보증연도( $t_0$ )	$t_0 + 1$	종료연도( $t_0 + 2$ )
평균 매출액	미래성장	4,979	7,195	9,690	12,720
	일반	7,184	7,394	7,308	7,169
평균 총자산	미래성장	4,133	6,405	8,282	10,327
	일반	5,405	6,651	7,279	7,687
평균 고용인원	미래성장	19	25	30	34
	일반	23	25	25	25
평균 영업이익률	미래성장	7.1%	7.3%	8.0%	7.9%
	일반	6.7%	5.5%	4.6%	4.1%
평균 연구개발비율	미래성장	-	2.3%	2.6%	2.5%
	일반		2.6%	2.3%	2.1%



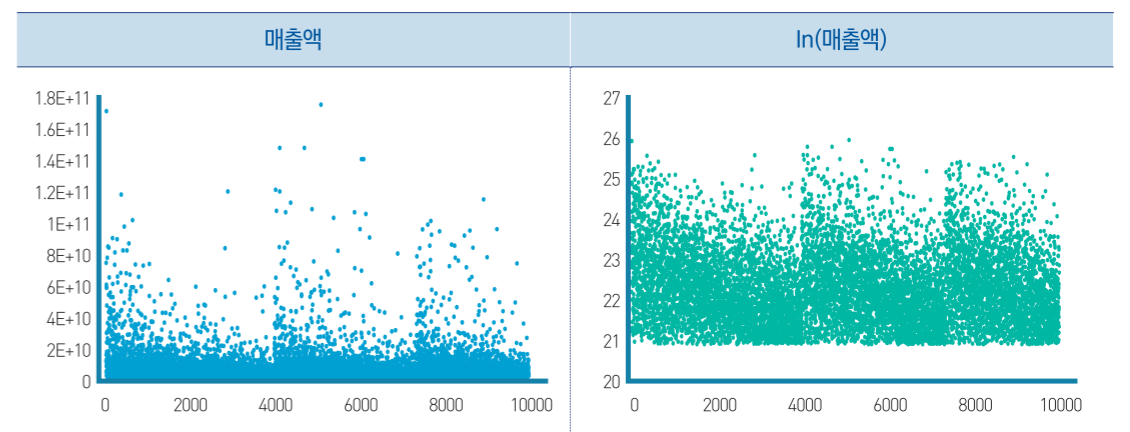
<그림 4> 미래성장 기업과 일반기업의 성장률 비교

■ 기술사업 평가항목별 최솟값은 1 ~ 3이고, 최댓값은 5인 것으로 확인(<표 7> 참조)

- 지식재산권 등 보유현황의 경우, 평균이 1.99로 다른 항목에 비해 낮고, 그 외 평가항목의 평균은 3.01 ~ 4.5이며, 투자대비회수가능성, 기술의 자립도, 목표시장의 규모 등은 기업별 순위 편차가 낮은 편임
- 매출액과 총자산, 기업의 업력은 최솟값과 최댓값의 차이가 크고, 지수 증가 패턴을 보이고 있어 로그 값을 취하면,
  - <그림 5>와 같이 최솟값과 최댓값의 편차는 감소하고, 선형적 분포를 보임

<표 7> 표본 집단의 기초 통계량

설명변수	표본 수	최솟값	최댓값	평균	표준편차
동업종 ln(경험)	10,326	0	4.1	2.88	.553
기술지식수준		1	5	4.50	.986
기술이해도		3	5	4.33	.495
경영관리능력		1	5	3.57	.834
기술인력		1	5	3.71	1.241
기술개발 및 수상 실적		1	5	3.01	1.015
지식재산권 등 보유현황		1	5	1.99	1.464
기술의 차별성		2	5	3.75	.524
모방의 난이도		1	5	3.63	.679
기술의 수명주기상 위치		1	5	3.49	.710
기술의 자립도		1	5	4.05	.467
목표시장의 규모		2	5	3.76	.489
시장의 성장성		1	5	3.08	.829
경쟁상황		1	5	3.37	.557
경쟁제품과의 비교우위		1	5	4.04	.620
자금조달능력		2	5	3.69	.550
투자대비회수가능성		3	5	3.86	.384
기술개발전담조직		1	5	3.84	1.275
특허건수		1	4	1.81	1.074
기초연도 매출액(백만원)		1,000	170,000	6,781	10,738
기초연도 총자산(백만원)	21	204,000	5,177	10,133	
기초연도 ln(매출액)	20.7	25.6	22.1	0.92	
기초연도 ln(총자산)	16.7	26.0	21.7	1.10	
기업의 업력(년)	2	570	10.3	44.4	
기업의 ln(업력)	1.1	4.0	2.1	0.64	



<그림 5> 매출액과 ln(매출액)의 분포

■ <표 8>은 미래성장 기업과 일반기업을 구분한 집단에 대한 기초 통계량과 두 집단 간 평균차이에 대하여 t-검정한 결과를 나타냄

<표 8> 미래성장·일반 기업의 기초 통계량 및 집단 간 평균차이 분석

설명변수	미래성장기업			일반기업			t-검정	
	표본	평균	표준편차	표본	평균	표준편차	t값	유의확률
동업종 ln(경험)	8,209	2.91	.53	2,103	3.41	1.11	9.069	.000
기술지식수준		4.54	1.12		4.33	1.12	7.835	.000
기술이해도		4.34	.49		4.30	.49	3.169	.002
경영관리능력		3.58	.82		3.53	.82	2.222	.023
기술인력		3.16	1.27		3.20	1.27	-1.067	.286
기술개발 및 수상 실적		3.00	1.04		3.06	1.04	-2.513	.012
지식재산권 등 보유현황		1.98	1.48		2.03	1.48	-1.407	.159
기술의 차별성		3.74	.53		3.76	.53	-1.638	.101
모방의 난이도		3.63	.67		3.65	.67	-1.278	.201
기술의 수명주기상 위치		3.47	.73		3.55	.73	-4.756	.000
기술의 자립도		4.06	.47		4.03	.47	2.393	.017
목표시장의 규모		3.76	.47		3.78	.47	-1.614	.107
시장의 성장성		3.07	.82		3.10	.82	-1.310	.190
경쟁상황		3.37	.55		3.36	.55	.777	.437
경쟁제품과의 비교우위		4.04	.60		4.03	.60	1.053	.292
자금조달능력		3.70	.55		3.64	.55	3.943	.000
투자대비회수가능성		3.86	.38		3.86	.38	.152	.879
기술개발전담조직		3.83	1.28		3.89	1.28	-1.896	.058
특허건수		1.81	1.06		1.80	1.06	.568	.570
기초연도 ln(매출액)		22.17	.84		21.88	.84	13.936	.000
기초연도 ln(총자산)		21.73	1.06		21.48	1.06	9.355	.000
기업의 ln(업력)		2.19	.60		1.90	.60	19.770	.000

• 미래성장 기업과 일반기업의 집단 간 평균차이에 대한 t-검정을 실시한 결과, 설명변수 22개 중 12개가 통계적으로 유의미한 차이가 있는 것으로 나타났음(유의수준 10% 미만)

## IV 분석결과

### 01 미래성장 기업의 결정요인

#### 가. 분석 방법

■ 설명변수가 미래성장 기업 여부에 미치는 영향분석을 통하여 미래성장 기업의 결정요인 도출

- 설명변수는 기술사업성 평가항목, 벤처기업 여부, 기업규모, 기업의 업력, 기준년도 매출증가율 10% 이상 여부, 보증연도 더미변수, 업종더미 변수
- 결정요인은 학습셋을 이용한 다변량 로지스틱 회귀분석을 통하여 도출

#### 나. 다변량 로지스틱 회귀분석 결과

■ <표 9>은 미래성장 기업의 결정요인 분석을 위해 실시한 다변량 로지스틱 회귀분석 결과를 나타내고 있음

- Model 1은 벤처기업 여부, 기업규모 등을 통제하지 않고 미래성장 기업 여부에 통계적으로 유의미한 영향을 미치는 기술사업성 평가항목에 대한 분석결과를 나타냄
- Model 2는 Model 1에 벤처기업 여부, 기업규모 및 기업의 업력을 통제한 경우, Model 3은 Model 2에 지역, 보증연도 더미, 업종더미를 추가적으로 통제한 경우, 미래성장 기업에 통계적으로 유의미한 영향을 미치는 기술사업 평가항목에 대한 분석결과를 나타냄

■ Model 1의 경우, “동업종경험수준”, “경영관리능력”, “지식재산권 등 보유현황”, “기술의 수명주기상 위치”, “기술의 자립도”, “목표시장의 규모”, “자금조달능력”, “특허실적”이 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 영향을 주는 것으로 확인

- “동업종경험수준”, “경영관리능력”, “기술의 자립도”, “자금조달능력”, “특허실적”은 미래성장 기업에 부(-)의 방향에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났고, “지식재산권 등 보유현황”, “기술의 수명주기상 위치”, “목표시장의 규모”는 정(+)의 방향에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났음

■ Model 2의 경우, “동업종경험수준”, “기술(디자인)인력 수준”, “기술의 수명주기상 위치”, “목표시장의 규모”, “기술개발 전담조직”이 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 영향을 주는 것으로 확인

- Model 1의 결과와 비교시, “경영관리능력”, “지식재산권 등 보유현황”, “기술의 자립도”, “자금조달능력”, “특허실적”이 결정요인에서 제외되었고, “기술(디자인)인력수준”, “기술개발 전담조직”이 결정요인으로 포함되었음
- “경영관리능력”, “지식재산권 등 보유현황”, “기술의 자립도”, “자금조달능력” 및 “특허실적”은 “벤처기업 여

3) 설명변수별 유의수준 차이(0.1, 0.05, 0.01, 0.001)는 있음

부”, “기업의 규모” 및 “업력” 등으로 통제된 경우 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 수준에서 영향을 주지 않는 것으로 확인

- 반면, “기술(디자인)인력수준”과 “기술개발 전담조직”은 기업의 규모 등을 통제된 경우 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 확인
- “동업종 ln(경험)”은 대표자의 동업종 경력연수에 자연 로그 취한 값으로 대표자의 동업종 경력이 길수록 미래성장 가능성은 낮아지는 것으로 나타났음
  - 기업의 업력이 오래될수록 고성장 가능성이 낮아진다는 기존 연구결과(Jovanovic 가설)와 동일하고, 기술중소기업의 경우 대표자가 기업 특성이나 사업성향에 미치는 영향력이 강하기 때문에 발생한 현상일 가능성을 시사하고 있음

■ 설명변수의 결정계수와 유의수준의 차이는 있지만, 미래성장 기업에 영향을 미치는 기술사업성 평가항목 부문의 결정요인은 Model 3과 Model 2에서 동일

- 기술사업화 관점에서, 대표자의 “동업종 경력”이 길지 않을수록, “기술(디자인)인력 수준”이 높을수록, “기술의 수명주기상 위치”가 성장초기나 성장기에 속할수록, “목표시장의 규모”가 클수록, 체계적인 “기술개발전담조직”을 확보한 기업일수록 미래성장 기업일 가능성이 높은 것으로 나타났음
- 기준연도의 매출액 10억 원 이상인 기업에서 기업규모가 작을수록, 기업의 업력이 낮을수록 미래성장 기업일 가능성이 높은 것으로 나타나, Gibrat법칙은 기각하고, Jovanovic 가설은 지지하고 있음
- 기업규모에 있어 매출액과 총자산의 교차항이 통계적으로 유의하게 나타나, 두 변수사이에 조절효과가 있고, 매출액 기준 기업규모는 작을수록 미래성장 기업에 유리한 반면, 총자산 기준 기업규모는 매출액 규모가 작고, 총자산이 클 경우 미래성장 가능성이 높아지는 것으로 나타났음

■ Model 1 ~ Model 3의 결과는 기업 성장성과 기술사업성 평가항목의 통계적 인과관계 분석 시 기업규모, 기업의 업력, 업종 등을 함께 고려할 필요성 시사

<표 9> 로지스틱 회귀모형 분석 결과

설명변수	Model1. 추정값(β) 유의수준 및 부호	Model2. 추정값(β) 유의수준 및 부호	Model3. 추정값(β) 유의수준 및 부호
상수항	+ *	+ ***	+ ***
동업종 ln(경험)	- ***	- ***	- **
기술지식수준	-	-	-
기술이해도	+	+	+
경영관리능력	- *	-	-
기술(디자인)인력 수준	+	+ **	+ ***
기술개발 및 수상실적	+	+	+
지식재산권 등 보유현황	+ *	+	+
기술의 차별성	-	-	-
모방의 난이도	+	+	+
기술의 수명주기상 위치	+ ***	+ **	+ **

기술의 자립도	- *	-	-
목표시장의 규모	+ *	+ **	+ *
시장의 성장성	+	+	+
경쟁제품과의 비교우위	-	-	-
자금조달능력	- ***	-	-
투자대비회기가능성	-	-	-
기술개발전담조직	+	+ *	+ *
특허실적	- *	-	-
통제변수 (1)	벤처기업 여부		+
	ln(매출액)		- ***
	ln(총자산)		+ ***
	ln(매출액)*ln(총자산)		+ *
	ln(기업의 업력)		- ***
	당기 매출증가율(10%이상 여부)		+ *
통제변수 (2)	수도권 여부		+
	2013년		- ***
	2014년		- ***
	2015년		Ref.
	10		+ *
	11		-
	13		-
	14		+
	15		-
	16		+ *
	17		-
	18		+
	19		+ *
	20		+
	21		+ *
	22		-
	23		+
	24		-
	25		+
	26		-
27		+	
28		+	
29		-	
30		+ **	
31		+	
32		+	
34-57		+ **	
58		+	
59-99		Ref.	

\*\*\* : 0.001, \*\* : 0.01, \* : 0.05, · : 0.1

※ 중분류 코드별 표본기업 수가 100개 이하인 경우 업종통합(업종코드별 업종 명칭은 부록 참조)



## 02 예측모형 적합

### 가. 적합 방법

#### ■ 모든 설명변수를 포함한 모형\*은 주어진 표본자료에 대한 설명력은 높지만 새로운 표본자료에 대한 예측력은 떨어짐

\* 미래성장 기업의 결정요인 분석을 위한 다변량 로지스틱 회귀모형 등

- 모형의 과적합(over fitting) 가능성을 제거하고, 유의하지 않은 변수는 제거하거나 가중치를 0으로 설정하여 모형의 전반적인 예측력 개선 필요
- t-검정을 통해 통계적 유의성 없는 설명변수를 제거할 수도 있으나, 설명변수가 많을 경우 예상되는 다중공선성이 존재하면 이론적으로 중요한 변수도 추정량 분산의 증가로 제거될 수 있음(Hill et al., 2011)
- 본 연구에서는 1차적으로 t-검정을 통하여 통계적 유의성 없는 설명변수를 제거하고, “단계적 로지스틱 회귀”, “전방 대입 로지스틱 회귀”, “라쏘 로지스틱 회귀”, “리찌 로지스틱 회귀”, “랜덤포레스트” 등의 알고리즘을 통하여 통계적으로 유효한 설명변수만 선택

#### ■ 본 연구는 예측모형 도출을 위해 “①단계적 로지스틱 회귀(stepwise logistic regression)”, “②라쏘 로지스틱 회귀(lasso logistic regression)”, “③랜덤포레스트(random Forest)” 알고리즘을 사용

① 단계적 로지스틱 회귀분석은 단계적 설명변수 선택에 의한 로지스틱 회귀 분석으로 AIC<sup>3)</sup> 값이 가장 적은 최적의 모형을 도출

② 라쏘 로지스틱 회귀<sup>4)</sup>는 제약조건(L1-norm 패널티\*)을 가진 로지스틱 회귀 방법으로, MSE(Mean Squared Error)가 최소가 되는 가중치와 편향을 찾는 동시에 가중치의 절댓값이 최소(0 또는 0에 가깝게)가 되도록 함으로써 그에 해당하는 특성들을 제외하여 최적 모형을 찾는 방법으로써, 모형의 해석력을 높임과 동시에 과적합을 피함

$$MSE + penalty = MSE + \alpha (L_1\text{-norm}) \\ = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \alpha \sum_{j=1}^m |W_j|$$

\* L1-norm은 최소절대편차(least absolute deviations(LAD)) 또는 최소절대오차(least absolute errors(LAE))라 부르고, 기본적으로 목표치과 추정된 값 사이의 절댓값 차의 합을 최소화함

- MSE와 벌점(penalty)항의 합을 최소로 하는 가중치(w)와 절편(편향, b)을 찾아 최적의 모형을 도출

③ 랜덤포레스트(random forest)는 결정 트리의 앙상블로서, 여러 개의 의사결정 트리를 결합한 것이라 할 수 있고, 본 연구에서는 앙상블 기법으로 배깅의 방법을 사용하였음

3) AIC(Akaike Information criterion)는 최소의 정보 손실을 갖는 모형이 가장 데이터와 잘 적합한 모형으로 선택되는 방법

$$AIC = -2\ln(L) + 2k$$

-2 ln(L)은 모형의 적합도, k는 모형의 추정된 파라미터의 개수, L은 likelihood function이고, AIC 값이 낮다는 것은 모형의 적합도가 높은 것을 의미

4) 설명변수가 많은 회귀함수의 문제를 해결하기 위해 Tibshirani(1996)에 의해 제시된 모형축소방법으로, 중요하지 않은 설명변수들의 계수를 0으로 강제적으로 설정하면 약간의 편의(bias)를 희생하는 대신에 예측 분산이 감소해서 모형의 전반적인 예측력을 개선시킬 수 있음(Bickel and Li, 2006; 정기호&임희준, 2020)

### 나. 적합 결과

#### ■ 미래성장 기업 예측모형은 단계적 로지스틱 회귀(PM1; Predict model 1), 라쏘 로지스틱 회귀(PM2), 랜덤포레스트(PM3)으로 구분하여 실시하였음

- 단계적 로지스틱 회귀에 의한 예측모형 PM1은 통계적으로 유의한 기술사업성 평가항목이 4개로 가장 적지만, 예측력은 가장 높음
- 라쏘 로지스틱 회귀에 의한 예측모형 PM2은 PM1에 비해 통계적으로 유의한 기술사업성 평가항목이 3개 더 많고, 예측력은 유사한 것으로 나타나, 모델 성능과 활용성이 PM1보다 낮음
- 랜덤포레스트의 경우, PM1, PM2 보다 통계적으로 유의한 설명변수는 많은 반면, 예측력은 낮아 비효율적 예측모형으로 판단됨

#### ■ 따라서, 예측모형은 ‘PM1’을 기준으로 세부 해석하고, PM2와 PM3의 해석은 생략

- 미래성장 기업의 추정함수(PM1)는 “대표자의 동업종 경력”, “기술개발 및 수상실적”, “기술의 수명주기상 위치”, “기술개발전담조직”, “벤처확인 여부”, “기업 규모(매출액, 총자산, 매출액·총자산)”, “기업의 업력”, “당기 매출증가율 10% 이상 여부” 및 “업종더미”로 구성
- “대표자의 동업종경력”의 결정계수 부호가 부(-)를 보이고 있어, 대표자의 동업종 경력이 길수록 미래성장 가능성은 오히려 낮아지며, 기업의 업력과 동일한 경향을 보임
  - 기업의 업력은 앞 절의 결정요인 분석 결과와 동일하게 미래성장 기업에 부(-)의 방향에서 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났음
  - 대표자의 동업종 경력과 기업의 업력이 통계적으로 유사한 특성을 보이는 결과는 기업 경영전반에 대한 대표자의 영향력이 크고, 대표자의 경영특성이나 사업전략이 기업 전체와 동기화되어 있을 가능성 시사
- 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 기술사업성 평가항목은 대부분 기술성 부문의 계량 지표로 나타났음
  - “기술개발 및 수상실적”, “기술의 수명 주기상 위치” 및 “기술개발전담조직”은 미래성장 기업에 정(+)의 방향에서 통계적으로 유의한 영향을 미치고 있음
  - 기술개발, 기술개발 상용화 실적이 많을수록, 기술의 수명주기상 위치가 성장 초기나 성장기에 해당할수록, 기술개발전담조직을 체계적으로 갖추고 있는 기업(기업부설연구소)일수록 미래성장 기업일 가능성이 높은 것으로 나타났음
- 기업 규모의 결정계수가 매출액 기준인 경우 부(-), 총자산 기준인 경우 정(+), 두 기준의 교차항은 정(+)으로 나타나, 총자산 기준 기업규모는 클수록, 매출액 기준 규모는 작을수록 미래성장 가능성이 높은 것으로 나타났음
  - 이 결과는 변동성이 큰 매출액과 함께 총자산을 기업의 규모로 고려함으로써 미래성장 기업의 예측 확률을 정교화 할 수 있음을 시사
- 한국표준산업분류상 중분류 더미변수 중 11개 변수가 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났음

### 03 예측모형의 성능평가

#### ■ 예측모형의 성능은 AUROC\*와 예측확률 상·하위 구간별 민감도(Recall)·정밀도(Precision)로 평가

\* Area Under the Receiver Operator Characteristic Curve

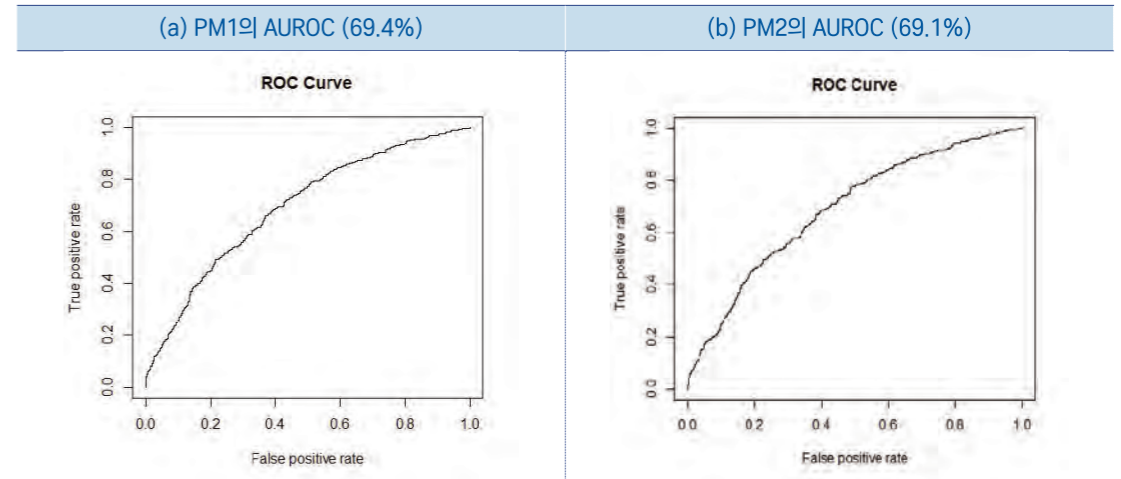
• 정확도는 예측확률의 절단(cut-off)값을 어떻게 정하느냐에 따라 정확도가 달라지기 때문에 예측모형의 성능을 판단하는 유일한 척도가 아님

• 예측확률의 절단값(cut-off)은 민감도, 정밀도, 특이도 및 정확도<sup>5)</sup>를 기준으로 활용목적에 따라 결정\*할 필요

\* 바이러스 진단 등과 같은 경우는 FPR(1-특이도)가 높은 확률로, 암 발생 가능성 등의 예방적 기준 설정과 같은 경우는 FPR이 좀 낮은 확률로 결정하는 것이 바람직

#### ■ 모형별 AUROC는 PM1(69.4%), PM2(69.1%), PM3(66.2%) 순으로 높게 나타났음(<그림 6> 참조)

- AUROC는 로지스틱 회귀모형의 예측력 검증을 위한 일반적인 방법으로, 본 연구는 검증셋을 각 예측모형에 투입하여 산출한 확률값으로 분석
- Marnie & Grant (2005)는 ROC Area, Cohen's d, and r의 효과크기<sup>6)</sup>에 관한 연구를 통하여 Cohen's d가 0.8에 해당하는 ROC가 0.714이고, Cohen's d가 0.5에 해당하는 ROC가 0.636인 것을 밝혔으며, 이 결과로부터 ROC가 0.636이상이면 설명력이 양호한 수준, 0.7이상이면 설명력이 높은 수준으로 분류함
- 따라서, 본 연구에서 제시하는 예측모형들은 양호한 수준의 예측력을 보이는 것으로 판단되고, 특히 PM1과 PM2는 비교적 높은 예측력을 보이고 있음



<그림 6> 예측모형별 AUROC

#### ■ PM1과 PM2에 검증셋을 투입하여 미래성장 기업 확률을 산출한 후, 상·하위 확률에 속하는 기업 중 미래성장 기업의 비중을 비교

- PM1의 미래성장 기업 확률 상위 40%에 전체 미래성장 기업 중 61.3%(431개 중 264개)가 포함된 것으로 나타났고, 하위 30%에 12.7%(431개 중 55개)가 포함된 것으로 나타났음
- PM2의 경우, 미래성장 기업 확률 상위 40%에 전체 미래성장 기업 중 61.2%(431개 중 263개)가 포함된 것으로 나타났고, 하위 30%에 12.5% (431개 중 54개)가 포함된 것으로 나타났음

#### ■ 결론적으로, PM1이 PM2에 비하여 AUROC와 미래성장 기업 확률에 따른 정답수가 높게 나타났고, 상대적으로 적은 유효변수로 구성되어 있어, 미래성장 기업의 예측모형으로 PM1이 가장 적합

5) 민감도(Recall) = TP/(TP+FN), 정밀도(Precision) = TP/(TP+FP), 특이도(Specificity) = TN/(FP+TN), 정확도(Acuracy) = (TP+TN)/(TP+FN+FP+TN)

		미래성장 기업 예측	일반기업 예측
실제	미래성장 기업	TP	FN
	일반기업	FP	TN

6) 효과크기(effect size)는 연구되는 현상이 실제로 모집단에 존재하는 정도(the degree to which the phenomenon being studied exists in the population)을 말함. 예를 들어, 두 집단 평균차이 검증의 경우 효과크기는 집단간 차이의 표준화 측정치(Cohen's d)로서 집단 평균값들 간의 차이를 표준편차로 나눈 것임. 분산분석의 경우 η<sup>2</sup>, 회귀분석의 경우 R<sup>2</sup> 등은 각각의 경우 효과크기를 나타냄.

# V 결론

## ■ 포스트엔젤보증은 엔젤투자보증기업 중 일정 규모를 갖추고, 미래성장 가능성이 높은 기업에 대하여 지원하는 것이 바람직

- 포스트엔젤보증 대상기업 선정기준으로 최소 매출액 규모(10억 원 이상), 적용 평가모형, 최소 기술사업평가 등급, 미래성장 가능성 판단 등 최소 요건 도입
- 미래성장 기업의 결정요인 분석과 예측모형에 관한 연구를 통하여 미래성장 가능성의 판별 또는 선별 방법 도출

## ■ 미래성장 기업의 결정요인

- 기업 규모, 기업 업력, 업종 등을 통제한 경우,
  - 기술사업성 평가항목 중 “동업종 경력”, “기술(디자인)인력 수준”, “기술의 수명주기상 위치”, “목표시장의 규모”, “기술개발전담조직 수준”이 미래성장 기업에 통계적으로 유의한 영향 미침
- “대표자의 동업종 경력”은 미래성장 기업에 부(-)의 방향에서 통계적으로 유의한 영향을 주고, “기술(디자인)인력 수준” 등 4개 설명변수는 정(+)의 방향에서 통계적으로 유의한 영향 미침
  - 대표자의 동업종 경력은 길수록 오히려 기업의 미래성장 가능성은 낮아지는 반면, 기술인력 수준이 우수할수록, “기술의 수명 주기상 위치”가 성장기나 초기 성장기에 해당 할수록, “목표시장의 규모”가 클수록, “기술개발전담조직”이 체계적일수록 기업의 미래성장 가능성은 높아짐

## ■ 미래성장 기업 예측모형

- 다수 알고리즘(단계적 로지스틱 회귀, 라쏘 로지스틱 회귀, 랜덤포레스트)을 적합하여 미래성장 기업 예측모형을 도출
  - 분석자료는 학습셋(80%)과 검증셋(20%)으로 구분하고, 학습셋을 알고리즘 학습에 적합하여 최적 예측모형을 도출하고, 검증셋으로 예측모형의 성능을 평가함
  - 예측모형의 성능(예측력)과 모형 효율성 측면에서, 단계적 로지스틱 회귀에 의한 예측모형(PM1)이 가장 우수한 것으로 나타났음
- PM1의 설명변수는 기술사업성 평가항목 4개, 기업규모, 기업업력, 벤처확인 여부 등으로, 기술사업성 평가항목 중 “대표자의 동업종경력”, “기술(디자인)인력 수준”, “기술개발 및 상용화 실적”, “기술개발전담조직” 등 계량항목이 대부분
- 예측모형별 성능(AUROC)은 PM1이 69.4%, PM2가 69.1%, PM3가 66.2%로 나타나, PM1과 PM2는 높은 수준의 설명력을 보이고 있음
- 검증셋을 PM1과 PM2에 투입하여 산출한 미래성장 기업 확률 상위 40%와 하위 30% 기업 중 미래성장 기업수의 비중 다음 표와 같음

구분	전체	확률 상위 40%(정답률)	확률 하위 30%(정답률)
PM1	431개	264개(61.2%)	55개(12.7%)
PM2	431개	263개(61.1%)	54개(12.5%)



## 참고문헌

- [ 1 ] 김형창(2019), 고성장기업의 기술혁신활동 특성에 대한 연구, 기술혁신학회지, 22(1), 28-49.
- [ 2 ] 김성태·홍재범(2014), 가젤기업의 경영특성과 결정요인, 한국경영학회 통합학술발표논문집, 4179-4194.
- [ 3 ] 김영준(2018), 우리나라 기업 특성별 성장성 및 고용역량 분석, 경영경제연구, 40(2), 211-236.
- [ 4 ] 성효용(2000), 기업성장률과 규모 및 나이에 관한 실증연구: 한국 제조업체를 대상으로, 산업조직연구, 8(2), 71-85.
- [ 5 ] 이인권(2002), 한국기업의 성장동학에 관한 실증연구, 국제경제연구, 8(1), 85-109.
- [ 6 ] 이미순·서승원·주섭중(2015), 가젤형 벤처기업과 일반 벤처기업 간 역량 비교 연구, 중소기업연구, 37(3), 201-224.
- [ 7 ] 정기호, 임희준(2020), Logistic Lasso를 이용한 에너지·환경산업 기업부도 예측, 에너지경제연구, 19(1), 117-152.
- [ 8 ] 차명수(2009), 벤처캐피탈의 투자사결정 연구 : 판단분석의 활용, 기업가정신과 벤처연구, 12(4), 19-43.
- [ 9 ] 홍운선·송치승·김상태(2015), 분위회귀 분석을 활용한 기업규모별 고용 성장에 관한 연구, 산업경제연구, 28(2), 653-675.
- [10] Acs, Z. J., Parsons, W. and Tracy, S. (2008), High Impact Firms: Gazelles Revisited, An Office of Advocacy Working Paper, U.S. Small Business Administration.
- [11] Bickel, P. and Li, B.(2006), Regularization in Statistics, Sociedad de Estadística e Investigación Operativa Test, 15(2), 27-344.
- [12] Evans, D. S. (1987), The relationship between firm growth, size and age: Estimates for 100 manufacturing industries, Journal of Industrial Economics, 35, 567-581.
- [13] Gibrat, R. (1931), Les Inegalites Economicques, Librairie du Recueil Sirey.
- [14] John Haltiwanger, Ron S. Jarmin, Robert Kulick, Javier Miranda (2017), High Growth Young Firms: Contribution to Job, Output and Productivity Growth, CARRA Working Paper Series, Working paper 2017(03), 1-73.
- [15] Jovanovich, B. (1982), Selection and the evolution of industry, Econometrica, 50(3), 649-670.
- [16] Marnie E. Rice & Grant T.Harris(2005), Comparing Effect sizes in Follow-Up Studies: ROC Area, Cohen's d, and r, Law and Human Behavior, 29(5).
- [17] Mansfield E. (1962), Entry, Gibrat's law, innovation, and the growth of firms, American Economic Review, 52, 1023-1051.
- [18] Kumar, M. S. (1985), Growth, acquisition activity and firm size: Evidence from the United Kingdom, Journal of Industrial Economics, 33(3), 327-338.
- [19] Hall B. H. (1987), The relationship between firm size and firm growth in the U.S. manufacturing sector, Journal of Industrial Economics, 35(4), 583-606.
- [20] Mata, J. (1994), Firm growth during infancy, Small Business Economics, 6, 27-93.
- [21] OECD(2007), High Growth Enterprises and Gazelles-Preliminary and Summary Sensitivity Analysis, OECD-FORA, Paris.
- [22] Patel, P and R D'Souza (2008), Uncovering knowledge structures of venture capital investment decision making, Working paper, University of Louisville.
- [23] Tibshirani, R. (1996), Regression Shrinkage and Selection via the Lasso," Journal of the Royal Statistical Society, 58(1), 267-288.

# 5

## 기술평가지표 개선을 위한 4차산업 기반의 기술성속도 분석

정규만<sup>1)</sup>

### 초록

기술 성속도(TRL: Technology Readiness Level) 평가는 해당 분야 핵심 요소 기술의 성속도를 보여주는 객관적 지표로 널리 사용된다. 미국 DoD와 영국의 MoD에서는 국방부의 무기체계를 개발하는데 적용하고 있으며, 기술개발을 착수하기 이전에 해당 기술의 기술성속도를 분석하여 기술적 위험을 평가하고 있다.

기술 분야별로 기술성속도를 판단하려면 객관적인 평가지표의 개발이 필요하다. 특히 4차산업의 기술 분야별 기술개발 방법과 기술개발의 단계별 산출 결과물에 따라서 개별 기술의 분야별 기술성속도 평가지표 개발이 필요하다. 그리고 기술 동향 정보는 정부와 공공 정책과 산업계 연구개발의 투자 의사를 결정하는데 직접적인 영향을 미치는 정보의 특성 때문에 기술 동향 정보의 공개는 공공 데이터 개방과 함께 의무적으로 이루어질 필요가 있다. 본 연구에서는 기술 분야별 기술성속도의 수준을 확인할 수 있는 방법을 고찰하고, 기술성속도의 수준을 진단하기 위해서 4차 산업혁명의 핵심기술의 분야별로 시장과 정책 동향 등을 조사하고 이를 종합적으로 판단하여 기술별 성속도의 수준 진단을 도출하였다.

기술 개발자에 의해 기술성속도 측정값이 배점되기 때문에, 개발자의 성향에 따라 편견이 적용될 경우 주관적인 평가가 될 수 있다. 개별 기술에 대한 성속도 측정이기 때문에, 전체 시스템을 통합하는 관점에서의 평가에는 적합하지 않다. 그러나 전체 시스템을 구성하는 기반 요소 기술들을 시스템에 적용하기 전에 성속도를 평가할 경우, 전체 시스템의 효용성과 구현 가능성을 판단할 수 있는 수단이 되므로, 기술개발을 계획하는 단계에서는 중요한 역할을 수행할 것으로 기대된다.

**주제어:** 기술성속도, 4차산업

**JEL 분류기호:** O32

1) 대구대학교 교수, 공학박사(kyuman.jeong@gmail.com)

\* 본 논문의 내용은 집필자 개인의 의견으로 기술보증기금의 공식견해를 뜻하는 것은 아니며, 출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.

<b>I. 연구 개요</b>	120
1. 4차산업혁명의 개요	120
2. 연구의 목적	120
3. 연구의 필요성	120
<b>II. 연구 내용</b>	121
1. 로봇	121
2. 인공지능	121
3. 빅데이터	122
4. 사물인터넷	123
5. 3D 프린팅	125
6. 클라우드	126
7. 블록체인	127
<b>III. 연구 방법</b>	129
1. 기술성속도 분석 개요	129
2. 기술성속도 적용 시사점	129
<b>IV. 기술성속도 분석</b>	130
1. 로봇	130
2. 인공지능	130
3. 빅데이터	131
4. 사물인터넷	131
5. 3D 프린팅	132
6. 클라우드	132
7. 블록체인	133
<b>V. 결론</b>	134
<b>참고문헌</b>	135

# I 연구 개요

## 01 4차산업혁명의 개요

- 정보기술(IT)과의 융합을 바탕으로 발생한 산업혁명을 말하며 초연결성과 초지능화로 대표되며, 기존의 온라인과 오프라인을 결합하는 변화
- 인공지능을 필두로 로봇, 빅데이터, 사물인터넷, 무인 운송수단(무인 항공기, 무인 자동차) 등 다양한 분야에서 새로운 기술 혁신이 이루어지고 있음

## 02 연구의 목적

- 기존의 제조업은 빅데이터, 사물인터넷, 인공지능 등 디지털 기술이나 플랫폼 비즈니스와 같은 새로운 패러다임과 결합 가능
- 실세계와 디지털 세계를 빅데이터에 기반하여 분석하고 인공지능 기술로 통합하는 등 모든 산업 분야에 영향을 주는 다양한 신기술 등장
- 스마트 공장의 등장에 따른 맞춤형 소량생산 등 제조공정 전반의 혁신과 일반 소비 제품에서도 사물인터넷 서비스 가능

## 03 연구의 필요성

- 2000년에 들어 빅데이터 기반 기술이 발전하면서 제자리를 걷고 있던 인공지능 분야도 발전을 거듭하고 있음
- 빅데이터 기반 머신러닝 기술의 발달로 기계의 자동화, 초지능화와 같은 기술 발전을 이룩함
- IoT 센서의 가격이 저렴해지고 IP 주소가 폭증하면서 IoT 기술이 발전하고 이와 관련된 데이터도 함께 늘어나고 있음
- 거대한 규모의 데이터를 분석하기 위한 빅데이터 기술로 연계되고 있음

# II 연구 내용

## 01 로봇

### ■ 기술 동향 및 전망

- 로봇 기술은 사람의 행동을 따라하는 공통기술에서 다양한 산업에 적용되고 있으며, 이러한 공통기술은 해당 산업의 플랫폼 기술로 발전하여 첨단기술 개발의 원동력이 되고 있음
- 다양한 분야에 로봇 기술을 적용하기 위해서는 로봇 기술을 해당 산업의 주요 기술과 융합하는 것이 필요함
- 근래에 들어 안전 사회에 대한 요구 증가, 제조업의 경쟁력 강화 등 사회적 요구 사항을 반영하여 지능형 로봇의 범주를 다양한 서비스 적용 분야까지 포함하는 개념으로 발전하고 있음
- 미래에는 로봇 시장이 점점 확대되어 자동차나 컴퓨터, 그리고 스마트 기기까지 다양하게 확대되면서 매우 큰 규모의 시장을 형성할 것으로 예상됨

### ■ 시장 동향 및 전망

- 글로벌 시장의 평균 성장 전망치는 15%이며, 지속적인 증가세를 보이며 제조용 로봇 분야는 지속적인 성장 이 두드러짐
- 국내 시장은 2013년부터 연평균 18.65% 성장률을 보이며 2016년에는 전년에 비해 27.71% 상승하여 1.5조 원으로 증가
- 로봇시장 중 로봇 시스템이 가장 크게 확대될 것으로 전망
- 2016년에 비해 로봇 시스템 분야는 1.2753조원, 로봇 서비스 분야는 1.0707조원, 제조업용 로봇 분야는 0.9483조원, 전문서비스용 로봇 분야는 0.7037조원, 로봇 부품 산업은 0.5397조원 등의 발전이 예상됨

## 02 인공지능

### ■ 기술 동향 및 전망

- 다양한 레이어를 가진 신경망을 활용하여 감지 시스템 개발
- 컴퓨팅 파워와 빅데이터 기술을 통한 기술 발전으로 가능해짐
- 입력하는 데이터가 많을수록 정확도가 높아짐
- 오랫동안 기술적 한계에 막혀 정체되었으나 최근 들어 급속한 발전을 거듭하고 있으며, ICT 산업 이외에도 제조업과 의료계 등 다양한 산업 분야에 영향을 주고 있음
- 구글이나 페이스북과 같은 해외 주요 IT 기업들은 이러한 트렌드를 미리 감지하고 인공지능을 기업의 미래 먹거리로 발굴하여 기술을 선도하기 위해 경쟁하고 있음

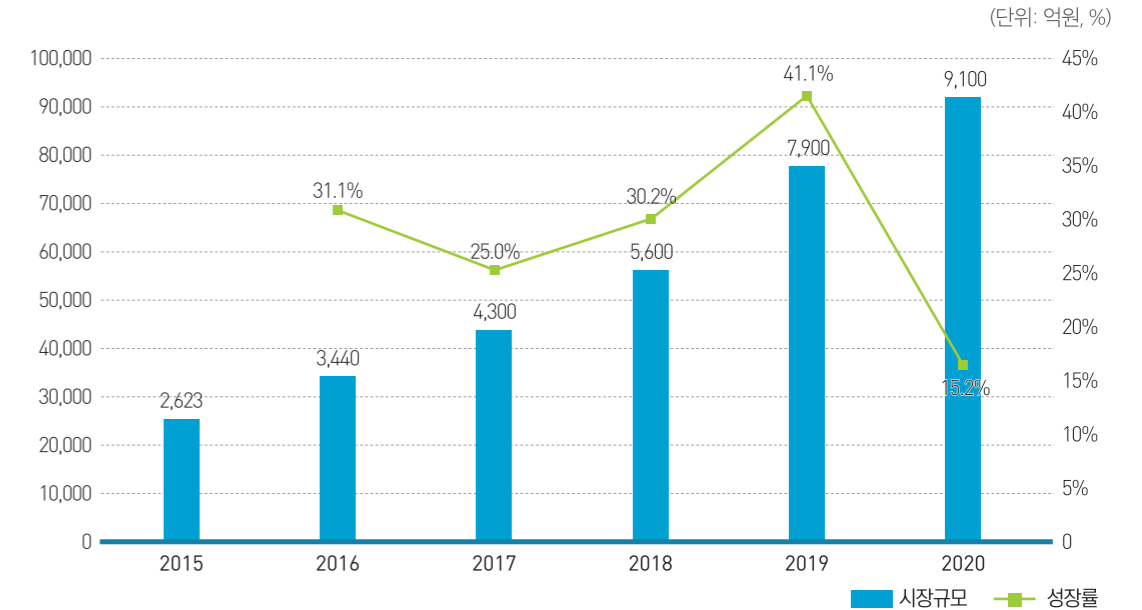
- 글로벌 IT 기업들은 인공지능 기술 개발을 통해 기존의 사업 분야를 고도화하고 향후 관련 산업 분야에서 혁신을 주도하기 위해 많은 투자를 하고 있음

■ 시장 동향 및 전망

- 글로벌 인공지능 시스템 시장은 2016년 이후 2020년에 이르는 최근 5년간 매년 55%가 넘는 빠른 성장을 하고 있으며, 전체 시장규모는 2016년 80억 달러를 기록하였고 2020년에는 470억 달러로 성장할 것으로 기대됨
- 인공지능 어플리케이션 분야는 최근 빠르게 성장하고 있어 2020년에는 시장 규모가 182억 달러에 달할 것으로 전망되며, 서버 구축과 스토리지 구축 분야도 2016년부터 2020년까지 5년간 매년 평균 60% 이상 성장할 것으로 예상됨
- 인공지능 분야 국내 시장 규모는 2016년에 5.4조원을 기록하였으며 2020년에는 11.1조원으로 확대될 전망이다
- 삼성과 LG 등의 제조, SKT나 KT와 같은 통신사, 그리고 네이버나 카카오 같은 IT 기업들이 인공지능 음성 인식과 번역 시장에 뛰어들면서 해당 분야의 빠른 기술 발전이 이루어지고 있음
- 글로벌 기업들은 인공지능 기술이 자사에 긍정적으로 기여한다고 인지하고 있으며 다양한 산업으로의 적용이 가속화되고 있음
- 주요 산업에서 인공지능 기술을 이용한 변화의 추세는 2016년을 기점으로 가속되고 있으며, 금융/소비, 헬스케어, 교통, 보안 등의 순서로 활용이 증가하고 있음

정함으로써 독감의 확산을 예측함

- 주요 카드업체에서는 소비자의 행동패턴을 분석하여 마케팅에 활용하고 신규 상품 개발 및 상품 추천에 빅데이터를 활용
- 빅데이터와 분석 솔루션 분야 중 banking과 공정제조 등의 분야가 투자 비중이 높을 것으로 예상됨



출처: 과학기술정보통신부(2018), "IT시장분석기관 KRG" 인용

<그림 1> 국내 빅데이터 시장 규모 및 성장률 추이

03 빅데이터

■ 기술 동향 및 전망

- 현재 빅데이터 기술은 모든 산업에 영향을 미치고 있으며, 지능형 분석을 이용한 변화 예측형 빅데이터 기술로 진화하고 있음
- 2023년 이후 공급망과 관련한 핵심 기술로 발전할 것으로 전망함
- 50개의 글로벌 주요 기업을 대상으로 실시한 설문조사 결과 95% 이상이 빅데이터 기술에 투자하고 있는 것으로 나타났으며, 기업의 비용 절감 등에서 성과를 거두고 있다고 응답하였음
- 유의미한 정보를 획득하려는 기존 빅데이터 기술의 목적이 최근 들어 변화 예측으로 변하고 있음

■ 시장 동향 및 전망

- 세계 시장은 전년 대비 12.4% 성장한 것에 비하여 국내 시장은 2018년 기준 전년도 대비 30.2% 성장하였음
- 글로벌 기업에서는 이미 빅데이터 사업을 진행 중이며, 바이오, 통신, 금융 등 다양한 분야에서 활용됨
- 구글은 2008년부터 '플루 트렌드'라는 서비스를 통해 검색 정보에 기반하여 미국 내 감기 바이러스 확산 현황을 알려주는 위치 기반 서비스를 제공 중이며, 감기나 독감 등의 단어에 대한 검색 빈도가 높은 지역을 추

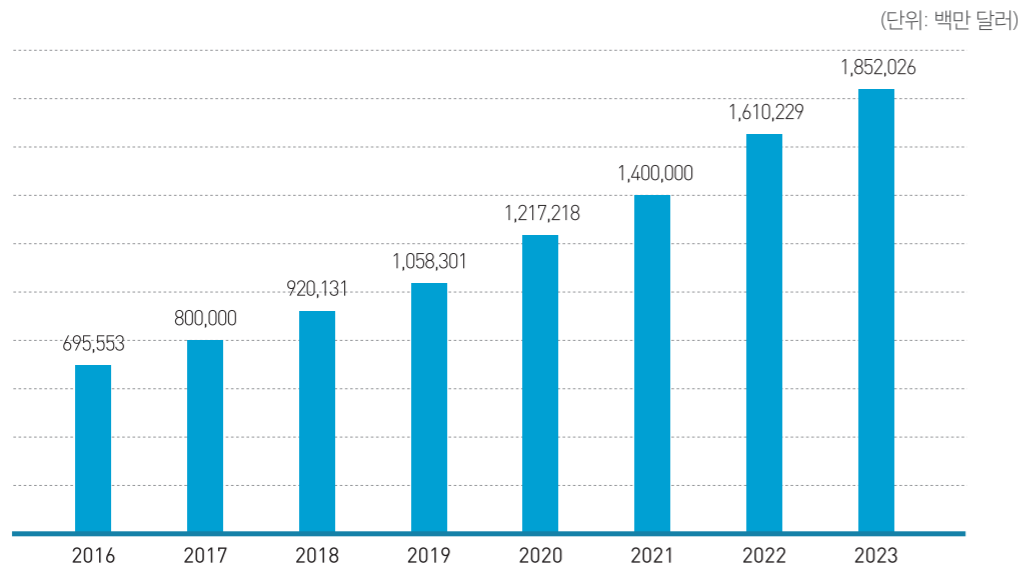
04 사물인터넷

■ 기술 동향 및 전망

- 무수히 많은 기기에서 나오는 방대한 양의 데이터가 생성되므로, 그 데이터에서 유의미한 정보를 얻기 위해 중요한 데이터의 효율적인 처리방식이 필요함
- 기술의 발전과 더불어 사물인터넷과 빅데이터의 관계가 더욱 밀접해지는 경향을 보임
- 사물인터넷 시장은 최근 성장기에 접어들고 있으며, 인터넷으로 연결되는 디바이스의 수는 500억개(2020년 기준)를 넘을 것으로 예측됨
- 최근에 산업별로 사물인터넷을 본격적으로 도입하고, 사물인터넷을 위한 센서의 가격이 하락하면서 사물인터넷 기반의 개인맞춤 서비스가 가능해지고 있음
- 특히 생활 밀착형 서비스와 관련된 차세대 디바이스의 시장이 크게 증가할 것으로 예상됨

■ 시장 동향 및 전망

- 글로벌 사물인터넷 시장은 2022년 1조 달러 이상의 규모로 성장할 전망
- 사물인터넷 시장은 2024년에는 4.3조 달러 규모로 확대될 것으로 예측되며, 어플리케이션, 플랫폼, 시스템, 사물인터넷 서비스 등의 4개 분야 시장 규모 역시 1.8조 달러 수준으로 큰 폭의 성장이 예상됨
- 리포츠앤리포츠(2017)의 전망에 따르면 스마트 가전과 스마트 기기의 증가로 인해 데이터 수집에 필요한 통신 인프라의 수요가 커지고 있으며, 2016년 160억 달러 규모에서 2023년에는 1,950억 달러로 예측되어 10 배 이상의 성장이 예상됨
- 향후 사물인터넷은 개인보다는 기업 간 거래에서 큰 경제적 파급 효과를 유발할 것으로 예상되며, 시장경쟁 구조가 변화하고 새로운 사업 모델이 등장할 것으로 예측
- 현재와 같은 추세가 이어질 경우, 10년간(2013~2022) 공공 부문 4.6조 달러, 민간 14.4조 달러 규모의 가치를 발생시킬 것으로 전망(IDC, 2013)
- 공장, 도시 및 건강 등 9개 분야의 사물인터넷 경제적 파급효과가 2025년까지 최소 3.9조 달러에서 최대 11.1 조 달러에 이를 것으로 전망됨



출처: 한국과학기술기획평가원(2018), "KT경제경영연구소" 인용

<그림 2> 세계 사물인터넷 시장 전망

05 3D 프린팅

■ 기술 동향 및 전망

- 3D 프린터는 모델링 데이터에 따라 액체 또는 파우더 타입의 폴리머나 금속 등의 재료를 가공 또는 적층 방식으로 가공하여 입체물을 만들어내는 장비임
- 3D 프린터는 입체물 제조에 사용하는 재료와 적층 방식에 따라 구분되며, 많이 사용되는 재료는 폴리머, 금속, 종이 등이 있으며, 적층 방식에 따라서 압출, 잉크젯 방식, 광경화, 파우더 소결, 인발 등으로 구분
- 미국과 EU 등 주요 선진국이 기술 개발을 주도하고 있으며, 다양한 분야의 기술개발에 투자가 집중되고 있음
- 주요 국가(미국, 일본, 중국, EU 등)의 장비가 시장을 선점했고, 장비기술 보유업체가 소재기술도 동시 보유하는 경우가 많음
- 소비재, 전자, 자동차 등의 분야로 활용범위가 확대되고 있으며, 새로운 원천기술 개발에도 많은 투자가 이루어지고 있음
- 현재 장비와 소재 위주의 산업생태계는 앞으로 '서비스' 중심으로 바뀔 것으로 예상되고 있어 소프트웨어와 서비스 기술 개발에도 투자가 늘어나고 있음

■ 시장 동향 및 전망

- 2016년 전세계 시장규모는 2016년 대비 17.4% 증가한 61억 달러이며, 연평균 27.6% 고성장이 이어지면서 2022년에는 시장규모가 262억 달러로 확대될 전망
- 2017년 국내 시장은 전년과 비교해서 16.8% 증가한 3,469억원으로 집계되었으며, 매년 24% 이상의 성장률을 보이며 2022년에는 1조원 규모로 성장할 전망

06 클라우드

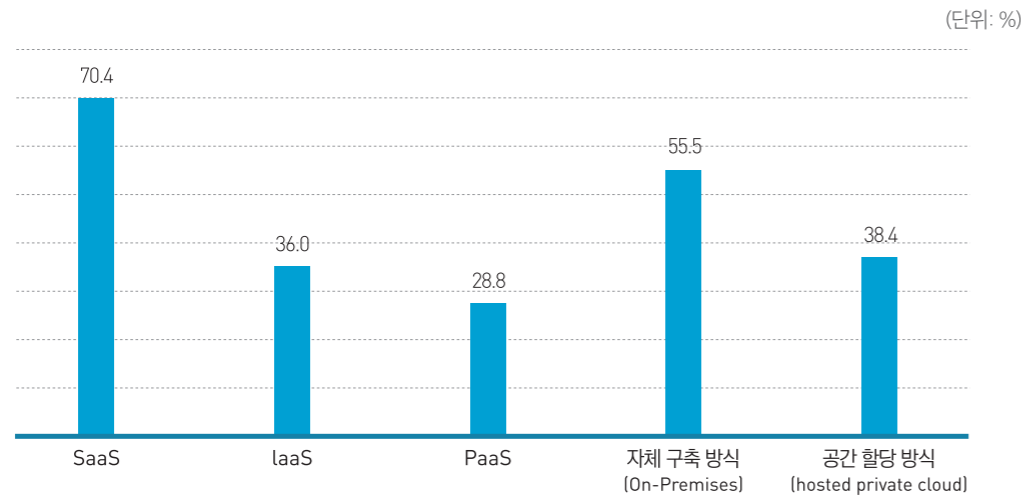
■ 기술 동향 및 전망

- 클라우드 컴퓨팅은 PC 단말별로 응용 프로그램을 운영하고 데이터를 보관하던 기존 방식을 벗어나, 데이터와 프로그램 모두를 네트워크 상에 저장하고 이를 개별 PC 단말에 할당해서 운영하는 방식
- ICT 자원을 필요한 만큼만 빌려 사용하므로, ICT 자원을 직접 구축하고 운영하는 것보다 적은 비용이 수요됨
- 일반적인 개인이나 소규모 기업에서는 사이버 보안에 대해 투자하고 지속적으로 관리하는 것이 어려운데, 클라우드 사업자가 이를 전문적으로 담당해줌으로써 개인이나 기업은 사이버 보안 측면을 덜 신경써도 된다는 장점이 있음
- 국내 기술 수준은 SaaS 분야에서만 일부 기술을 보유하고 있고, 전체적으로 미국에 비해 80% 이하의 기술 수준으로 평가받고 있음
- 가상머신 플랫폼에서 시작한 기술 개발은 최근 들어 공개 SW 기반으로 변화하고 있음
- 서비스 거래 활성화를 유도하고 서비스 선택/사용 편의성을 제공하는 클라우드 서비스 브로커 기술이 향후 각광받을 것으로 예상됨



■ 시장 동향 및 전망

- 글로벌 퍼블릭 클라우드 시장은 2016년 965억 달러 규모이며, 매년 20% 이상의 성장을 거듭하여 2020년에는 1,950억 달러에 달할 것으로 전망
- 프라이빗 클라우드 컴퓨팅을 구분하면, 기관의 내부에 자체적인 클라우드 데이터센터를 구축하는 형태가 55.5%를 차지하고 있고, 클라우드 컴퓨팅 사업자가 고객별로 공간을 물리적으로 할당해 주는 방식이 38.4%를 차지하고 있음
- 국내 클라우드 컴퓨팅 시장의 전체 규모는 2014년 6.3천억원에서 2019년에는 1.4조원에 이를 것으로 보고 있으며, 매년 17% 이상의 성장을 할 것으로 보고 있음
- 글로벌 기업인 아마존과 세일즈포스는 원천기술을 보유하고 있어 시장에서 기술을 선도하고 있음
- 아마존은 12종의 기업용 어플리케이션 서비스(컴퓨팅 서비스, 스토리지 서비스, 데이터베이스 서비스를 포함)와 67종의 제품을 보유하고 있어 시장을 선도하고 있음
- 7종의 솔루션과 15종의 제품을 보유한 세일즈포스가 aPaaS (Application PaaS) 분야를 선도하고 있음
- 마이크로소프트는 .NET 생태계 연동의 장점을 내세워 PaaS에 이어 IaaS 분야 시장에 진입
- 오라클은 DBMS 기반 기업용 클라우드 솔루션을 출시
- 가상화 기반 기술을 보유하고 있는 VMware는 클라우드 데이터센터 분야 솔루션을 확장
- SKT, KT, LGU+ 등의 통신사들은 IaaS 위주의 연구를 진행 중이며, 중소기업들은 SaaS 분야에 집중되어 있음
- 국내 클라우드 컴퓨팅 사업자 중에서 33%가 SaaS 서비스 기업이고 IaaS 서비스 기업의 비율은 22.1%이며, PaaS 기업은 3%에 불과함



출처: 정보통신기술진흥센터(2017)

<그림 3> 세계 클라우드 컴퓨팅 시장 구성 (2015년)

07 블록체인

■ 기술 동향 및 전망

- 지금 유통되는 가상화폐 중 가장 유명한 비트코인이 블록체인 기술을 기반으로 구현되어 서비스되고 있음
- 앞으로는 정부에서 발급하는 증명서, 보험금 청구 서류, 진료 기록 등 코드화가 필요한 많은 거래에 블록체인 기술을 접목할 것으로 예상됨
- 블록체인의 각 블록은 헤더와 바디로 구성되며, 헤더에는 이전과 현재 블록의 Hash 값과 Nonce 등을 포함하고 있으며, 데이터베이스 인덱스 방식 블록을 검색하여 데이터 값을 찾음
- 블록체인은 공공 거래장부로 활용되는데, 분산 데이터베이스와 비슷하게 거래내역을 저장하는 데이터를 헤더와 바디로 구성된 구조체 리스트로 관리함
- 10분마다 모든 사용자의 구조체 리스트를 업데이트한 거래 내역을 블록이라 하고 전체 거래장부를 블록체인이라 함
- 작업증명은 채굴을 통해 인센티브를 받으며 이 과정에서 블록에 담긴 거래 내용을 암호화하고 해당 해시 값을 다음 블록으로 전달함
- 각 사용자들은 해당 블록에 대한 유효성 검증을 수행한 후 노드의 51% 이상 합의를 통해 블록으로 승인하는 절차를 거침

■ 시장 동향 및 전망

- 글로벌 금융기관은 하이퍼레저(Hyperledger) 프로젝트를 통해 플랫폼 생태계를 구축하고 서비스 표준화를 추진하고 있음
- JP모건 체이스를 비롯한 전세계 70개 금융사(국내에서는 5개 시중 은행이 참여함)가 참여하였으며, 시스코, 인텔, 웰스 파코 등의 글로벌 기업들이 공동으로 참여하고 있음
- 최근 하이퍼레저 컨소시엄은 IBM과 공동으로 기업용 블록체인 네트워크 프레임워크를 공동으로 개발하여 '패브릭 (Fabric)' 이름으로 공개함
- 유럽에서는 최근 도이치 뱅크(Deutsche Bank), HSBC 등 7개의 대형 은행을 중심으로 'Digital Trade Chain(DTC)' 컨소시엄을 설립
- 국내 금융권에서도 블록체인 기술을 상용화하기 위해 '금융권 공동 블록체인 컨소시엄'을 구성하였고, 현재는 금융위원회를 중심으로 운영하고 있음
- 20여개 증권사와 16개 주요 은행이 컨소시엄으로 참가하였으며, 전자금융거래를 위한 고객 인증과 위변조 여부 검증, 금융 투자 상품의 청산 결제 업무를 자동화하는 서비스 개발 등에 집중하고 있음
- 블록체인 기술의 사업적 부가가치를 분석한 결과 2030년 3조 달러를 돌파할 것으로 예측되는 등 인공지능, 빅데이터기술과 융합하면서 산업 전반의 혁신을 이끌 것으로 기대됨
- 금융거래 위주로 초기 생태계가 조성되었지만 이후 산업과 서비스 간 경계를 넘어 유통, 의료 등 다양한 분야로 적용분야가 확대되는 추세

- 실시간 결제 시스템이나 가상 통화의 형태로 제공되는 서비스가 초기에는 전체의 80% 이상이었으나, 57.6% 수준으로 줄어들고 있어 다양한 산업에 분산되고 있음을 확인할 수 있음
- 유엔의 '유엔미래보고서 2050'는 블록체인을 미래를 바꿀 혁신 기술로 선정하였으며, 모든 디지털 기록에 블록 체인 기술을 적용하는 새로운 방식의 국가관리 구조가 탄생할 것으로 예측

<표 1> 블록체인 분야 시장전망

구분	2017	2018	2019	2020	2021
세계(\$M)	636	1,121	1,626	3,087	6,792
국외(\$M)	602	1,003	1,481	2,811	6,186
세계(십억 원)	30	104	128.5	243.9	536.6

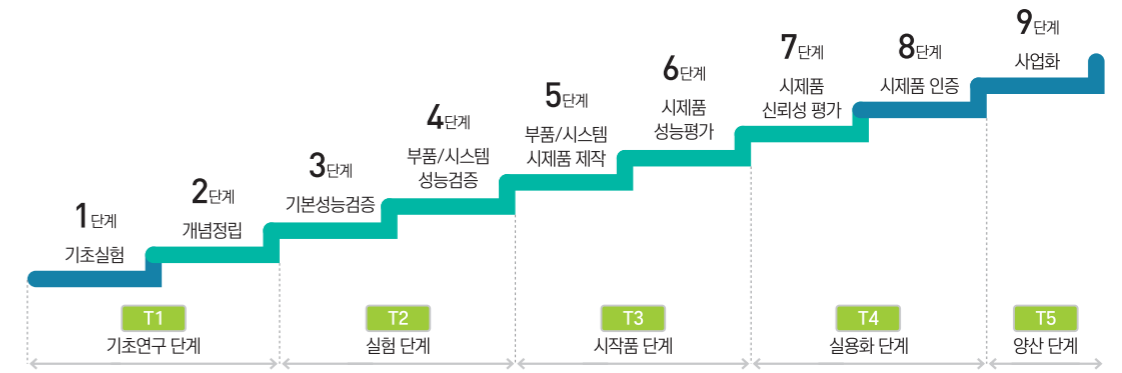
출처: 정보통신산업진흥원(2018)

## III 연구 방법

### 01 기술성숙도 분석 개요

#### ■ 국내외 산업별 기술성숙도를 분석하여 국내 산업별 적용방안을 검토하고 시사점 및 개선방향 수립

- 개발기술의 성숙도(TRL) 또는 이행단계를 평가하기 위한 정량화된 측정지표
- 국내외 산업별 동향 및 선진 사례를 비교하여 기술성숙도 분석



출처: 안보경영연구원(2011)

<그림 4> 기술성숙도 단계

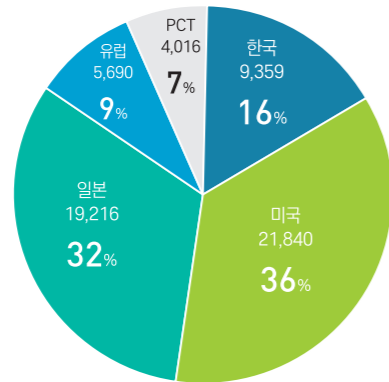
### 02 기술성숙도 적용 시사점

- 기술 성숙도에서 기술 개발이란 어떤 특정한 시점에서 정확하게 완료되는 것이 아니라 일련의 개발 과정을 의미
  - 기술개발이 완료된 상태, 미개발된 상태로 나누는 것이 아닌 일련의 단계 혹은 과정을 표현
- 체계적이며 계량적인 절차로서 기술이 얼마나 성숙되어 있는지를 객관적이고 정량적으로 평가할 수 있는 방법론
- 기술성숙도를 판단하기 위해서는 해당 기술에 관해 전문적이고 객관적으로 평가할 수 있는 전문가가 필요
- 위험관리를 위한 경우나, 평가팀이 해당 사업 분야의 최고 전문가로 구성된 경우에 사용하는 것이 유리
  - 사업을 수행하는 조직에서 사업관리 목적으로 기술성숙도 평가를 자체적으로 수행할 경우 적합

# IV 기술성숙도 분석

## 01 로봇

- 로봇 분야의 특허를 기준으로 봤을 때, 미국의 비중이 36%이며 한국은 15.6%를 차지하고 있음
- 4차산업 혁명 기반기술과의 융합이 필요하며, 각 기반기술과 연계된 연구가 수반될 필요가 있음



출처: 특허청(2016)

<그림 5> 로봇 분야 주요 특허출원 비중

## 02 인공지능

- 인공지능 국내 기술 수준은 최고 수준 보유국 미국에 비해 78.5%(격차 1.8년) 수준이며 전년에 비해 0.1% 소폭 상승하는데 그쳤는데, 이는 최근 글로벌 기업들도 국내 못지 않게 인공지능 연구에 투자를 집중한 결과인 것으로 판단

<표 2> 국가별 연간 인공지능 등록특허 건수(1976~2014)

	미국	일본	독일	한국	캐나다	합계(기타포함)
등록특허건수	9,171	1,965	446	197	180	13,119
비율	69.91	14.98	3.40	1.50	1.97	100.00
한국=1	46.6	10.0	2.3	1.0	0.9	-

출처: 정보통신기술진흥센터(2017)

## 03 빅데이터

- 빅데이터 국내 기술 수준은 최고 수준 보유국 미국에 비해 79.4%(격차 1.58년) 수준으로 전년에 비해 0.1% 소폭 상승하는데 그쳤는데, 이는 최근 글로벌 기업들도 국내 못지 않게 빅데이터 연구에 투자를 집중한 결과인 것으로 판단

<표 3> 국가별 빅데이터 특허 출원 현황

국가	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	총출원수
중국	68	60	113	161	218	37	712	1366	2443	4743	6451	680	17422
미국	202	203	248	305	436	635	998	1762	1731	1910	241	3	8674
한국	28	61	45	35	34	51	103	284	484	864	216	18	2223
일본	163	152	187	135	113	128	183	271	360	360	68	2	2122
인도	3	6	1	1	11	5	25	50	85	93	30	8	318
기타	523	533	651	704	876	1291	2200	4012	5498	8467	7081	713	1790

출처: 한국개발연구원(2018)

## 04 사물인터넷

- 사물인터넷 국내 기술 수준은 최고 수준 보유국 미국에 비해 82.6%(격차 1.1년) 수준으로 조사되었으며, 이는 전년에 비해 1.6% 상승한 결과로서 한국이 세계 최고 수준의 네트워크 인프라를 바탕으로 사물인터넷 분야 연구개발을 꾸준히 진행하고 있음을 확인할 수 있음

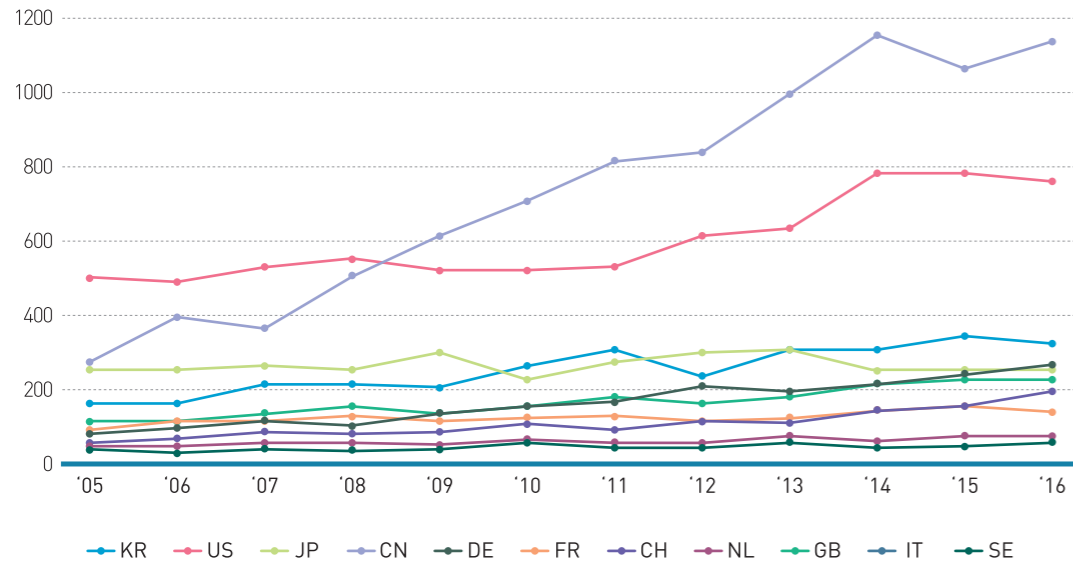
<표 4> 사물인터넷 최고기술 보유국과의 기술수준 비교

구분	기술수준		최고기술 보유국
	상대수준(%)	격차(년)	
IoT응용기술	83.7	1.1	미국
IoT플랫폼	81.7	1.2	미국
IoT네트워킹	88.3	0.8	미국
IoT디바이스	83.3	1.1	미국
IoT디지털트윈	75.0	1.3	미국
합계	82.4	1.1	미국

출처: 한국과학기술기획평가원(2018)

### 05 3D 프린팅

- 3D프린팅 국내 기술 수준은 최고 수준 보유국에 비해 74.7% (격차 2.6년) 수준이며, 한국은 정부의 주도로 기술개발 상승세에 있지만 기술을 선도하는 기업이 부족해서 사업화가 정체되는 등 향후 시장 성장성은 약한 편이라고 판단됨



출처: 한국정보통신진흥협회(2017)

<그림 6> 국가별 3D 프린팅 관련 논문 건수 추이

### 06 클라우드

- 클라우드 컴퓨팅 국내 기술 수준은 최고 수준 보유국 미국에 비해 75.1%(격차 1.7년) 수준을 보이며 세계 5위 수준으로 평가지만, 중국과 비교하면 기술 수준 상승세가 낮은 것으로 판단됨

<표 5> 최근 3년간 등재논문 및 출원특허 건수 비율

	한국	중국	일본	유럽	미국
논문	47	44	35	39	34
특허	64	74	37	54	55

출처: 정보통신기술진흥센터(2017)

### 07 블록체인

- 한국의 블록체인 국내 기술 수준은 최고 수준 보유국 미국에 비해 76.4%(격차 2.4년) 수준으로 조사되었으며, 전체 조사 대상국 중에서 가장 낮은 수준인데, 아직은 해외에 비해 국내 블록체인 연구가 활성화되지 않은 것으로 판단됨

<표 6> 블록체인 최고기술 보유국과의 기술수준 비교

구분	기술수준		최고기술 보유국
	상대수준(%)	격차(년)	
블록체인 핵심기술	75.7	2.3	미국
블록체인 플랫폼	77.0	2.3	미국
블록체인 서비스	76.3	2.5	미국
합계	76.3	2.4	미국

출처: 과학기술기획평가원(2017)

# V 결론

- 기술 성숙도(TRL: Technology Readiness Level) 평가는 해당 분야 핵심 요소 기술의 성숙도를 보여주는 객관적 지표로 널리 사용됨
- 1980년대 우주 산업의 기술 투자 위험을 관리하기 위해 미국 NASA에서 도입한 이후 다양한 분야에서 개별 기술의 수준을 판단하기 위해서 도입되고 있음
- 미국 DoD와 영국의 MoD에서는 국방부의 무기체계를 개발하는데 적용하고 있으며, 기술개발을 착수하기 이전에 해당 기술의 기술성숙도를 분석하여 기술적 위험을 평가하고 있음
- 국내에서도 방위사업청은 무기체계 개발 사업을 수행하는 과정에서 기술적 구성요소와 성숙도를 평가하는 규정을 만들어 시행하고 있으며, 국가 R&D 과제를 수행하는 과정에서 단계별 개발 목표 설정하고 정량적 평가 기준을 객관화하기 위해 이용되고 있음
- 기술성숙도에 대한 정의가 다소 추상적이기 때문에, 기술 분야별로 기술성숙도를 판단하려면 객관적인 평가 지표의 개발이 필요함
- 기술 분야별 기술개발 방법과 기술개발의 단계별 산출 결과물에 따라서 개별 기술의 분야별 기술성숙도 평가지표 개발이 필요함
- 기술 동향 정보는 정부와 공공 정책과 산업계 연구개발의 투자 의사를 결정하는데 직접적인 영향을 미치는 정보임
- 이런 특성 때문에 기술 동향 정보의 공개는 공공 데이터 개방과 함께 의무적으로 이루어질 필요가 있음
- 기술 동향 정보를 활용하여 본 연구에서는 기술 분야별 기술성숙도의 수준을 확인할 수 있는 방법을 고찰함
- 기술성숙도의 수준을 진단하기 위해서 4차 산업혁명의 핵심기술의 분야별로 시장과 정책 동향 등을 조사하고 이를 종합적으로 판단하여 기술별 성숙도의 수준 진단을 도출하였음
- 기술 개발자에 의해 기술성숙도 측정값이 배점되기 때문에, 개발자의 성향에 따라 편견이 적용될 경우 주관적인 평가가 될 수 있음
- 개별 기술에 대한 성숙도 측정이기 때문에, 전체 시스템을 통합하는 관점에서의 평가에는 적합하지 않음
- 그러나 전체 시스템을 구성하는 기반 요소 기술들을 시스템에 적용하기 전에 성숙도를 평가할 경우, 전체 시스템의 효용성과 구현 가능성을 판단할 수 있는 수단이 되므로, 기술 개발을 계획하는 단계에서는 매우 중요한 역할을 수행할 것으로 기대됨



- [ 1 ] 과학기술정보통신부(2018), 2017년 BIG DATA 시장현황조사
- [ 2 ] 안보경영연구원(2011), 연구개발사업의 신뢰성 보장을 위한 기술성숙도 평가 방법 및 활용방안 연구
- [ 3 ] 정보통신기술진흥센터(2017), 일본의 인공지능(AI) 정책 동향과 실행 전략
- [ 4 ] 정보통신기술진흥센터(2017), 클라우드컴퓨팅 기술 동향과 R&D 방향
- [ 5 ] 정보통신산업진흥원(2018), 블록체인 산업 현황 및 동향
- [ 6 ] 특허청(2016), 국가 특허전략 청사진 구축 사업-로봇분야
- [ 7 ] 한국개발연구원(2018), 논문·특허로 본 우리나라 빅데이터 산업현황, 2018.6
- [ 8 ] 한국과학기술기획평가원(2018), 4차 산업혁명 기술경쟁력 분석 및 시사점: 사물인터넷을 중심으로
- [ 9 ] 한국과학기술기획평가원(2018), KISTEP 통계브리프-2017.1~2017.12
- [ 10 ] 한국정보통신진흥협회(2017), 2017 3D프린팅 산업 실태 및 동향 조사

### 원고를 환영합니다.

기술금융연구는 기술경영, 기술혁신, 기술중소기업 성과에 관한 논의의 장이 되고자 합니다.  
다른 곳에서 게재되지 않았거나 게재될 예정이 아닌 내용의 원고라면 언제든지 환영합니다.  
채택된 원고에 대해서는 소정의 원고료를 드립니다.

### 보내실 곳

(48400) 부산광역시 남구 문현금융로 33, 12층 기술보증기금 미래혁신연구소 「기술금융연구」 담당자  
T 051-606-7377 E 1901@kibo.or.kr



## 기술금융연구

2020년 제10권 제1호

**발행일** 2020.12.30

**발행처** 기술보증기금 미래혁신연구소(정책연구팀)  
(48400) 부산광역시 남구 문현금융로 33, 12(문현동)

**발행인** 정윤모

**편집인** 임선형, 윤형덕

**등록번호** ISSN 2234-1358

**등록일자** 2011년 7월 15일

**디자인·인쇄** CCA

\* 본지에 수록된 내용은 집필자의 개인적 견해이며, 기술보증기금의 공식 견해는 아니며,  
출처 및 집필자를 명시하는 조건으로 인용하실 수 있습니다.