

# 기술금융시장에서의 신뢰성있는 기술평가 정보와 신용평가 정보의 최적화 결합에 관한 연구

이재식\*, 김재진\*\*

기술보증기금·고려대학교 기술경영학과\*, 기술보증기금·고려대학교 지식재산학과\*\*

## A Study on the Effective Combining Technology and Credit Appraisal Information in the Innovation Financing Market

Jae-Sik Lee\*, Jae-jin Kim\*\*

Ph-D candidate of Graduate School of Management of Technology, Korea University\*

Professor of Division of Master of Intellectual Property, Korea University\*\*

요 약 본 연구는 기술신용정보의 기술금융공여자가 신뢰할 수 있는 기술신용정보의 구성요소와 등급산출체계를 분석하고 이를 토대로 기술금융 공급확대를 유인할 수 있는 최적의 기술신용평가시스템을 도출하는 것이다. 기술평가등급과 신용평가등급의 결합비율 변화를 통해 최대 AUROC 값이 되는 최적화된 기술신용평가등급을 산출하고 기존의 신용평가등급 및 체계 간의 격차 시뮬레이션을 통해 기술신용평가등급과 신용평가등급 간 대체가능성을 검증해 본 후 금융기관이 활용할 수 있는 등급체계를 제시하였다. 연구결과, 기업 규모별, 업종별로 동일하게 신용평점 : 기술평점의 가중치 결합비율 70% : 30% 일 때 AUROC가 가장 높게 나타났다. 본 연구를 통해 기술신용등급의 부도유이성이 신용등급 또는 기술등급보다 향상된 결과를 확인함에 따라 기술신용평가정보가 신용등급을 대체 적용 가능성을 발견하였고 나아가서 금융기관에서 여신 의사결정 시 기술평가정보와 신용평가정보가 최적화 결합된 기술신용등급을 이용하여 정교한 리스크 관리도 가능함을 시사하고 있다.

주제어 : 기술평가, 기술평가등급, 신용등급, 기술신용평가등급, ROC, AUROC

**Abstract** This study investigates the components and rating system of reliable technology credit information for a technology finance donor who is a consumer of the information and aims to create an effective and optimal technology credit appraisal system to enlarge technology finance supply. Firstly, we calculate the optimal TCAR which becomes the maximum AUROC through the combination of ratio change, verify the substitution possibility between TAR and CR through the existing CR and system gap simulation, and propose a rating system by which financial institutes can utilize the TCAR as a credit rating. As a result, 70% : 30% is the most suitable as the weighted combination ratio of credit rating : technology rating. As a result of this study, we confirmed the possibility that the technical credit rating information could be substituted by the credit rating or the technology appraisal rating. Furthermore, it also suggests that sophisticated risk management is possible through using technology credit rating that are combined with credit and technology appraisal rating.

**Key Words** : Technology Appraisal, Technology Appraisal Rating, Credit Rating, Technology Credit Appraisal Rating, ROC, AUROC

Received 21 November 2016, Revised 29 December 2016  
Accepted 20 January 2017, Published 28 January 2017  
Corresponding Author: Jae-Jin Kim(Korea University)  
Email: jjkim4613@naver.com

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ISSN: 1738-1916

## 1. 서론

### 1.1 연구 배경 및 목적

현 정부가 '창조경제'를 핵심 국정 아젠다(agenda)로 내세우면서 금융부문에서 '기술금융'이 중요한 인프라로 부각되고 있다. 이에 따라 정부는 2014년 하반기부터 3년 이내에 기술금융관행이 시장에 정착되는 것을 목표로 다양한 정책을 의욕적으로 추진하고 있다. 이 중 대표적인 정책으로 기술에 관한 정보와 신용정보를 활용한 기술신용정보를 평점 또는 등급 등으로 산출하여 제공하는 TCB(Tech Credit Bureau, 기술신용평가기관)평가서를 들 수 있다.

기술은 불확실성과 정보비대칭성을 본질적 특성으로 하고 있다. 반면 금융은 안전성을 추구하고 리스크를 회피하고자 하는 속성을 갖고 있다. 이러한 속성 때문에 시장의 기능이 제대로 작동되지 못하는 대표적인 '시장실패'의 영역으로 정책과 시장 간에 큰 간극이 있는 실정이다.

본 연구의 목적은 기술신용정보의 수요자인 기술금융 공여자가 신뢰할 수 있는 기술신용정보의 구성요소와 등급산출체계를 연구·분석하고 이를 토대로 기술금융 공급확대를 유인할 수 있는, 실효성 있는 최적의 기술신용평가시스템을 도출하고자 하였다. 기술신용정보는 금융기관이 기술 기반 사업의 기회·위험요인을 명확하게 이해하고 금융공여 의사결정에 활용될 수 있도록 종합적인 정보로 구성되어야 할 것이다. 환언하면 기술과 신용에 관한 정보라는 개념적 측면에서 볼 때 개별기업의 기술 경쟁력과 기술사업화 역량을 평가하여 미래성장가능성을 나타내는 기술등급과 기업의 재무상황 등을 평가하여 미래의 채무불이행위험을 나타내는 신용등급으로 결합될 필요가 있다. 즉, 정보수요자의 니즈(needs)와 용도에 부합되도록 채무상환능력의 핵심지표인 안정성과 수익성·성장성 등 신용에 관한 평가정보와 기술의 다양한 속성과 성장가능성 등 기술에 관한 평가정보들이 조합되어야 한다는 것이다. 특히 상대적으로 높은 기술정보의 불확실성과 정보비대칭성을 완화시키기 위해서는 최신성 있는 양질의 기술 및 시장 정보수집과 가공이 중요하다. 이에 정부는 2014년 하반기부터 기술정보, 권리정보, 시장정보, 기술평가사레정보 등을 수집, 가공하여 평가서를 생산하는 TCB와 기술동향 및 시장 정보 등을 TCB,

은행 등에 제공하는 TDB(Tech DataBase)를 설치, 가동하고 있다.

기술금융제도 도입과 확대를 정부가 주도적으로 추진해온 배경은 일반적으로 기술금융의 리스크가 높는데다 국내 금융기관들이 기술평가등급과 연계한 금융제도에 대한 운영 경험이 거의 없기 때문이다. 이러한 상황에서 금융시장이 기술금융을 회피할 수밖에 없음에 따라 기술금융에 필수적인 기술, 신용, 시장정보와 평가기법 등에 대한 연구는 매우 드문 실정이다. 이에 전통적인 금융 인프라와는 다른 특성을 가지고 있는 기술금융 인프라에 대한 연구의 필요성이 제기된다고 볼 수 있다.

본 연구에서는 향후 기술금융시장에서 신뢰할 수 있는 기술신용정보가 되기 위해서는 기술평가정보와 신용평가정보를 어느 정도의 비율로 결합시켜야 할 지 최적화 비율을 도출하고자 하였다. 이를 위해 본 연구는 기술보증기금이 기술금융 의사결정기준으로 활용하고 있는 기술평가 데이터와 신용평점 데이터를 중심으로 분석·검증하였다. 이러한 검증결과를 바탕으로 기술금융시장에서 실효성 있는 기술신용정보에 대한 프레임워크를 제시함으로써 금융실무적인 시사점을 제공하고 나아가서 기술금융 인프라에 대한 관심이 증대될 것으로 기대된다.

### 1.2 연구 범위 및 방법

본 연구에서는 우선 기술보증, 경제성 평가 등 기술금융시장에서 주로 사용되어온 기술평가등급(또는 점수)과 전통적인 금융기관의 대출심사기법인 신용평가등급(또는 점수) 산출방법을 분석하였다. 다음으로 최적화된 기술신용평가등급과 그 체계를 산출하고 기존의 신용평가등급 및 체계 간의 격차 시뮬레이션(simulation)을 통해 기술신용평가등급과 신용평가등급 간 대체가능성을 검증해본 후 은행 등 금융기관이 기술신용평가등급을 신용평가등급처럼 활용할 수 있는 등급체계를 제시하고자 한다.

본 연구의 방법은 기술평점과 신용평점의 최적화된 결합비율을 검증하기 위해 ROC(Receiver Operating Characteristic Curve) 곡선을 활용하였다. 이는 모형의 부실예측변별력을 평가하는데 쓰는 그래프로, ROC 곡선의 아래 면적(AUROC, Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)의 크기로 모형 적합도를 측정 하였다.

또한 평점결합에 따른 기술평점과 신용평점의 분포차이를 줄이기 위해 Z-Score(표준값, 표준점수)방법을 활용하였다. 연구표본은 기술보증기금이 기술금융 공급 시 산출한 기술평가결과와 시계열자료(2008년~2013년)를 활용하여 기존의 신용정보와 대비해봄으로써 객관성을 확보하고 있다는 점에서 여타 연구와 차별성이 있다.

## 2. 이론적 배경 및 선행연구

### 2.1 기술평가

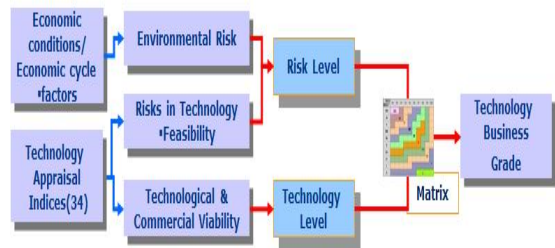
일반적으로 기술평가는 기술의 가치, 특성 등을 평가하는 절차 내지 제도를 의미하고 있다. Gordon V. Smith & Russell L. Parr(1994)는 “무형의 기술을 대상으로 그 기술의 기술성, 사업성, 시장성을 검토하여 금액, 등급, 점수, 의견 등으로 표시하는 평가활동”을 기술평가라고 정의하고 있다[1]. 보다 넓은 의미에서 기술평가는 기술과 관련된 정책결정에 중립적이고 사실적인 일련의 대안 및 결과들을 제공하기 위하여 신기술의 실제 적용시의 예상결과, 신기술도입 등을 평가하고 기존기술의 새로운 변화가 사회에 미치는 영향, 즉 사회적, 문화적, 정치적, 경제적 그리고 환경적 영향들을 체계적으로 관별해 내고 분석·평가하는 절차를 말한다(Coates(1976), Roessner & Frey(1974))[2,3]. 한편 “기술의이전및사업화촉진에관한법률” 제2조4호에서 ‘기술평가란 사업화를 통하여 기술의 경제적 가치를 가액, 등급 또는 점수 등으로 표현하는 것이라고 정의하고 있다. “기술보증기금법” 제28조제1항6호에서는 기술평가를 기술과 관련된 기술성, 시장성, 사업성, 등을 종합적으로 평가하여 금액, 등급, 의견 또는 점수 등으로 표시하는 것이라고 정하고 있다.

### 2.2 기술평가등급

미국의 NTTC(National Technology Transfer Center)는 NASA의 기술이전업무를 위해 관련기업, 연방기관, 기술이전기관 등과의 통로 역할을 수행하는데, 개별기술에 대한 객관적 평가를 위해 NTTC TOP Index를 활용하여 기술평가를 실시하여 등급을 산출하였다.

Sohn et al.(2005)[4]은 기술보증기금의 평가 자료를 바탕으로 기술평가기법의 다중공선성문제를 지적하고 새로운 평가등급모델을 제시했다. 조근태 외(2006)[5]는

기술평가항목구조의 타당성을 평가한 후 기술경영상과를 추정하는 판별모형의 유의성을 검증하였다. 박창균, 임형준(2015)은 기술평가정보가 기술기반기업의 부도에 측력 제고에 기여할 수 있으며, 특히 보증기관의 건전성 제고 및 관리에 유용함을 확인하였다[6]. 이러한 문제점과 선행연구를 바탕으로 기술보증기금은 2005년부터 KTRS(Kibo Technology Rating System)모형을 개발하였고, 현재의 기술평가등급모형은 KTRS 모형을 기본으로 하여 KTRS-SM(창업기업용), KTRS-BM(소액), 1인창조기업평가모형, 혁신형 지식서비스업 평가모형, 청년창업기업 평가모형, 예비창업자 평가모형, 투자용 모형 등 8개 모형을 운영하고 있으며, 기술평가등급 산출체계는 [Fig. 1]과 같다.



[Fig. 1] Technology appraisal rating system of KTRS model

### 2.3 기술신용평가등급

지금까지 기술평가등급은 정부, 공공기관, 금융기관 등에서 다양한 목적의 의사결정에 활용되어 왔으나 최근에는 기술금융시장에서 활용도가 높아지고 있다. 금융공급자 측면에서 기술평가등급은 금융기관 또는 투자자에게 기술사업화를 추진하는 기업에 대한 투자로부터 기대되는 수익과 수반되는 위험을 등급이라고 하는 표준화된 기호에 집약하여 제시함으로써 이들의 의사결정을 지원하는 데 산출목적이 있다. 즉, 기술기반 사업의 기회 및 위험요인에 대해 금융기관의 의사결정권자들이 이해할 수 있는 기호와 언어로 설명하여 의사결정과정을 실질적으로 지원하는데 그 취지와 목적이 있다고 할 수 있다. 그러나 정부가 주도하는 R&D 등 기업의 기술혁신을 지원하는 사업에 대하여는 수익성, 위험요소보다는 경제성 또는 기술적 파급효과 등에 중점을 두고 있다.

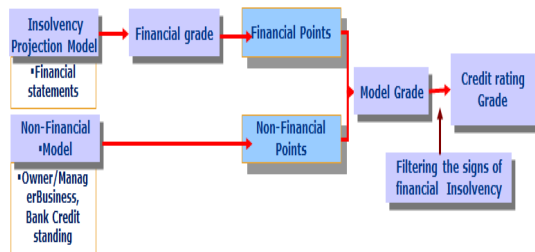
반면, 민간 금융기관입장에서는 수익성이나 성장성보

다는 원리금의 안정적 회수에 최우선적 관심을 두고 있어 향후 채무상환능력 등 위험요소들에 주목할 수밖에 없다. 따라서 기술신용평가등급은 채무상환능력으로 대표되는 안정성과 미래가치창출능력을 의미하는 수익성 및 성장성 그리고 기술의 독특한 속성들을 평가한 결과가 종합적으로 반영되어야 할 필요가 있다.

임형준(2016)은 재무제표 정보나 기술평가정보만을 사용하였을 때보다 두 정보를 동시에 고려할 때 부도에 취약이 높게 나타난다는 것을 확인하였다[7]. 즉, Altman(1968)[8] 유형의 재무 5변수에 기술평가정보 변수 하나를 추가하거나, 기술평가정보 4변수에 재무 변수 하나를 추가한 모형의 AUROC가 70%를 상회하였는데 이는 기술 중소기업에 대출을 제공하는 금융기관이 기존 신용위험 평가모형에 기술평가정보를 추가적으로 적용할 수 있는 가능성을 시사하고 있다.

#### 2.4 신용평가등급

신용평가등급은 특정 유가증권 또는 채무증권을 발행하는 기업과 금융기관에 대하여 신용평가회사가 약정 기간 내에 원금 및 이자상환을 적기에 이행할 수 있는가를 종합적으로 평가하여 그 결과를 일정한 기호(신용평가등급)로 표시한 것을 말한다. 신용평가등급은 채무자에 대한 리스크를 나타내는 차주등급과 개별여신에 대한 손실 리스크를 나타내는 여신등급으로 구분된다.



[Fig. 2] Credit appraisal rating flow chart

기업의 신용평가등급은 투자자에게 합리적 투자의사 결정을 위한 정보가 되며, 자본조달시장에서는 투자에 대한 위험보상가격의 기준이 된다. 따라서 기업의 신용평가등급은 자본조달 비용과 양의 상관관계를 갖게 되고 기업의 성장성과 수익성에 영향을 미치게 되며, 경영자 및 기업 이해관계자의 부(Wealth)에 직접적인 영향을 미

치게 된다(Pinches and Singleton, 1978 ; Holthausen and Leftwich, 1986, 1992)[9,10,11].

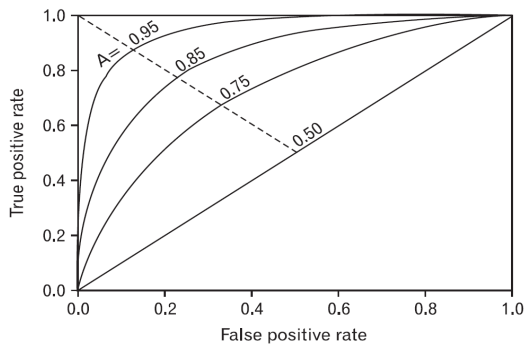
#### 2.5 기술금융

OECD(2006)<sup>1)</sup>는 기술금융(Innovation Financing)을 ‘아이디어와 기술개발에서 사업화에 이르기까지 기술혁신 전 과정에 필요한 자금을 지원하는 것’으로 포괄적으로 정의하고 있다[12]. 이러한 OECD의 정의를 기반으로 김광희(2008)는 기술금융을 ‘R&D-창업-사업화 등 기술혁신 전 과정에 소요되는 자금의 수급’이라고 하여 기술혁신과 금융에 초점을 두고 있다[13]. 한편, 남수현(2009)은 ‘기술과 금융이 결합된 기업금융의 한분야로서 기술이 개발되어 사업화되는 일련의 과정에서 발생하는 금융’이라고 하였다[14]. 정부(2013)는 “기술금융활성화방안”을 발표하면서 기술금융을 ‘기술평가를 통해 기술을 개발하고 사업화하는 기업에게 금융접근성을 제고하기 위한 활동’이라고 정의하고 있어 기업금융측면을 강조하고 있다[15]. 일반적으로 기술금융은 기술·지식재산 등의 생태적 특성인 높은 불확실성과 정보비대칭성으로 인해 시장의 기능이 제대로 작동하지 못하는, 시장실패의 대표적인 영역으로 간주되고 있다. 이는 기술보유기업과 금융공급자간 기술 등에 대한 정보비대칭성에 따른 역선택 또는 도덕적 해이 문제 유발 등에 기인한다고 볼 수 있다. 지금까지 언급한 정의를 종합할 때 진정한 의미의 기술금융은 기술과 노하우, 아이디어의 가치와 미래성장성을 중심으로 한 기술평가결과에 따라 결정되는 것이라고 할 수 있다.

#### 2.6 ROC

ROC(Receiver Operating Characteristic Curve) 곡선은 두 개의 범주를 가지고 있는 분류 모형의 성능을 평가하는데 쓰는 그래프이며, 이진(binary) 분류 시스템의 성능을 나타내는 가장 보편적인 방법으로 알려져 있다. 우수한 시스템은 부도 기업을 정상으로 잘못 판단하는 비율(X축: False positive rate)이 낮고, 정상 기업을 정상이라고 판단하는 비율(Y축: True positive rate)이 높게 나타나야 한다.

1) OECD(2006). The SME Financing Gap(Vol. I )



[Fig. 3] ROC Curve

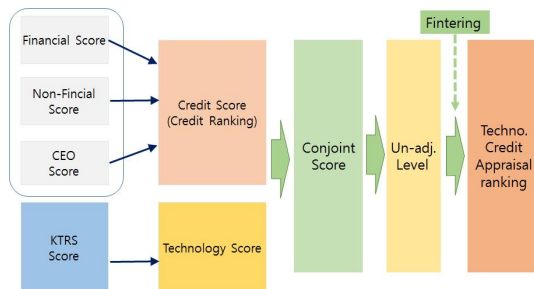
ROC 곡선의 아래 면적을 AUROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)라고도 한다. AUROC의 크기는 0에서 1사이이며, 이는 모형의 전체적인 정확도를 나타낸다. 값이 1에 가까울수록 민감도와 특이도 모두가 높은 완벽한 모형이라고 할 수 있다.

보통 AUROC 수치에 따라 비 정보적(AUROC=0.5), 덜 정확한(0.5<AUROC≤0.7), 중등도의 정확한(0.7<AUROC≤0.9), 매우 정확한(0.9<AUROC<1) 그리고 완벽한 모형(AUROC=1)으로 분류할 수 있다. 즉, 그려진 curve가 좌측 상단 모서리에 가까울수록 좀 더 정확한 모형이라고 해석할 수 있는데, 실제 양성률은 높고 위 양성률은 낮음을 의미한다.

본 연구에서는 곡선의 증가율이 가장 큰 지점인 Cut-Off Point를 찾아 최적 기술평가등급(점수)과 신용평가등급(점수)의 최적 조합비율을 발견하는데 활용하였다.

### 3. 연구방법 및 실증분석

#### 3.1 분석의 틀



[Fig. 4] Technology credit rating calculation flow chart

리스크모형(신용등급, 신용평점)과 기술평가모형(KTRS 기술등급, 기술평점)의 결합 유형은 평점결합(Score Level Fusion)과 등급결합(Grade Level Fusion)으로 구분할 수 있는데, 각각의 결합유형별 시뮬레이션을 통해 정보손실이 적고, 추후 모형 분석·관리가 용이한 결합 방법을 제시하였으며 본연구 분석의 틀은 [Fig. 4]와 같다.

먼저 리스크모형의 신용평점을 산출하기 위하여 재무평점, 비재무평점, 대표자평점을 가중 결합하였다.

신용평점 산출을 위한 절차는 우선 기업의 영위업종은 소비재, 기계, 전자, 금속, 화학, 지식, 기타의 7개 업종으로 구분하였고, 기업의 규모는 자산총계, 매출액 및 업력에 따라 5개의 규모로 구분하였고, 모형의 결합은 평가요소(재무, 비재무, 대표자)별로 5개 규모(외감, 중, 소, 영세, 신생) 및 7개 업종(소비재, 기계, 전자, 금속, 화학, 지식, 기타)의 조합에 따라 35개의 신용평가모형으로 세분화하였다.

아울러 재무평점, 비재무평점, 대표자평점은 모형별로 사고기업 판별에 유의한 것으로 나타난 Risk Factor를 Rank Transformation을 통해 해당구간의 사고율 값으로 변환한 후 로짓모형에 투입하여 각각의 평점을 산출하였다.

마지막으로 100점 만점으로 환산(EDF Scaling)된 재무모형, 비재무모형, 대표자모형별 평점을 5개 규모별 차등화 된 결합가중치에 따라 합산하여 결합된 신용평점을 최종적으로 산출하였고, 이를 14개의 신용등급 구간으로 나누었다.

다음으로 기술평점을 산출하기 위하여 기술사업수준 평점과 위험평점을 가중 결합하여 산출한 후 산출된 평점을 10개 기술등급 구간으로 나누었다.

세부적으로 입력 단계에서 기술평가표를 작성하며 평가항목으로 “경영주역량”, “기술성”, “시장성”, “사업성 및 수익성”의 대항목과 33개 소항목으로 구성되어 있다. 등급산출 단계에서는 미래 성장가능성과 기업의 부실가능성을 측정하는데, 미래 성장가능성 측정 단계에서는 평가대상 기업(또는 기술)의 미래 성장가능성을 기술사업역량과 사업 성장가능성을 평점(점수)으로 산출하게 된다. 다음으로 기업의 부실가능성 측정을 위하여 기술평가결과와 기업 내·외부 환경변수를 통계적 방법으로 구성하여 평가대상 기업의 부실가능성을 측정하게 된다. 등급출력 단계에서는 미래 성장가능성을 나타내는 기술

사업평점과 부실가능성을 나타내는 위험평점을 가중합하여 기술사업평가등급을 산출하게 된다.

마지막으로 산출된 기술평점과 신용평점의 표준화 값을 가중 결합하여 기술신용평점을 산출하였다. 이때, 기술평점의 경우 특정 구간에 집중된 편향된 분포를 나타내고 있어 평점을 변환 없이 이용할 경우, 신용평점과 결합 시 점수의 집중화 현상이 발생할 수 있으므로, 기술평점을 신용평점과 같은 정규분포의 형태가 되도록 평점 변환 과정을 수행하였다.

본 연구 분석에서는 결합가중치 결정이 중요한 점을 감안하여 기술평점과 신용평점의 가중치를 10%씩 변화시켜 가면서 생성된 10가지 조합의 부실예측 변별력을 비교하여 최적 가중치 결정하는 방법을 사용하였다.

### 3.2 자료수집 및 데이터 추출

본 연구의 분석 대상 및 자료는 기술보증기금이 2008년 11월부터 2013년 5월까지 기관고유의 기술평가시스템(KTRS)을 이용하여 평가한 48,580개 기업의 평가데이터를 모집단으로 하였다. 이 중 신용평점 미부여 업체, 사고업체 292개를 제외한 48,288개 기업의 기술신용평점과 이에 대응되는 신용평점을 분석대상으로 하였다.

### 3.3 표본통계량

본 연구통계량은 아래 <Table 1, 2, 3>와 같다. 분석대상을 기업규모별로 보면 외감기업, 중기업, 소기업, 영세 및 신생기업(창업 1년 이내) 등 5개 유형으로 분류하고 정상 기업과 사고 기업의 비율을 <Table 3>에 표시하였다.

<Table 1> Sample statistics

Classification		Consumable	Machinery	Electronics	Metal	Chemistry	Knowledge	Etc.
Ext. auditor	Normal	228	690	635	348	330	156	103
	Default	8	18	18	12	4	2	7
Mid.	Normal	1,430	3,223	2,670	1,631	1,698	1,677	627
	Default	53	77	78	49	32	20	15
Small	Normal	1,083	2,474	2,236	1,433	1,060	2,475	389
	Default	23	31	31	20	20	26	5
Very small	Normal	105	279	86	147	62	99	12
	Default	4	2	3	2	-	2	1
New	Normal	2,059	4,141	3,735	2,847	1,905	4,427	567
	Default	118	131	83	104	70	132	27

<Table 2> Status by firm size

	Ext. auditor	Mid.	Small	Very small	New	Total
Total	2,559	13,280	11,306	804	20,346	48,295
Ratio (%)	5.3	27.5	23.4	1.7	42.1	100.0
Default	68	305	139	14	597	1,123
Ratio (%)	2.66	2.30	1.23	1.74	2.93	2.33

<Table 3> Status by industry

	Consumable	Machinery	Electronics	Metal	Chemistry	Knowledge	Etc.	Total
Total	5,111	11,066	9,575	6,593	5,181	9,016	1,753	48,295
Ratio (%)	10.6	22.9	19.8	13.7	10.7	18.7	3.6	100.0
Default	188	234	197	175	119	160	50	1,123
Ratio (%)	3.68	2.11	2.06	2.65	2.30	1.77	2.85	2.33

업종별 분포구조를 보면 신생기업이 42.1%, 중기업 27.5%, 소기업 23.4% 순으로 구성되어 있다. 업종별로는 소비재, 기계, 전자, 금속, 화학, 지식업종 등으로 분류하였고, 정상적인(Normal Status) 기업과 사고 상태(Default Status) 기업의 비율을 <Table 3>에 표시하였다. 업종별 구성비는 기계(22.9%), 전자(19.8%), 금속(13.7%)업종 순으로 나타나고 있다.

### 3.4 분석방법

#### 3.4.1 기술과 신용의 가중치별 시뮬레이션

<Table 4> AUROC by score/firm size

Size Tech. Weight	Ext. auditor	Mid.	Small	Very small	New
0%	65.36	56.55	37.77	32.39	28.16
10%	68.13	58.53	38.69	33.18	29.61
20%	70.58	60.16	39.29	33.69	30.90
30%	72.14	61.19	39.31	34.83	31.87
40%	72.59	61.19	38.59	35.23	32.31
50%	71.68	59.88	36.78	35.64	32.02
60%	69.55	57.19	33.97	34.77	30.92
70%	66.18	53.30	30.39	32.51	29.08
80%	61.89	48.59	26.42	28.43	26.80
90%	56.79	43.53	22.45	24.09	24.31
100%	51.16	38.48	18.58	19.95	21.78

첫째, 평점기준으로 기업규모별 신용평점과 기술평점의 가중치를 변화시켜가며 시뮬레이션을 해본 결과 신용평점 대비 기술평점의 가중치 결합이 70% : 30%인 경우



와 60% : 40%인 경우에 AUROC(부실예측변별력)가 가장 높게 나타났으며 분석결과는 <Table 4>와 같다.

둘째, 등급기준으로 기업규모별 신용등급과 기술등급의 가중치를 변화시켜가며 시물레이션을 진행해본 결과 신용등급 대비 기술등급의 가중치 결합이 60% : 40%인 경우에 전 기업규모에 걸쳐 AUROC가 가장 높게 나타났으며 분석결과는 <Table 5>과 같다.

<Table 5> AUROC by rating/firm size

Size Tech. weight	Ext. auditor	Mid.	Small	Very small	New
0%	66.61	57.62	38.28	30.09	27.27
10%	68.02	57.40	39.66	29.96	29.66
20%	69.14	59.20	39.56	29.22	29.44
30%	70.06	59.13	39.20	32.80	30.10
40%	71.04	59.69	39.90	35.93	31.48
50%	70.19	59.73	39.69	31.36	31.26
60%	69.55	59.16	38.45	28.95	32.38
70%	65.56	54.15	33.00	35.01	31.58
80%	59.13	49.33	27.84	29.40	27.57
90%	38.69	36.61	21.93	21.55	25.62
100%	24.94	24.88	12.62	19.67	18.75

셋째, 평점기준으로 업종별 신용평점과 기술평점의 가중치를 변화시켜가며 시물레이션해본 결과 신용평점 대비 기술평점의 가중치 결합이 업종별 최적 가중치 결합 비율에 있어 미미한 차이는 있으나, 대체적으로 신용:기술=70% : 30%인 경우에 전 업종에 걸쳐 AUROC가 가장 높게 나타났다.

<Table 6> AUROC by score/industry

Industry Tech. Weight	Consumable	Machinery	Electronics	Metal	Chemistry	Knowledge	Etc.
0%	34.02	40.29	42.20	35.98	49.30	47.43	47.50
10%	35.24	41.85	42.96	37.00	50.35	50.27	47.89
20%	36.08	43.23	43.30	37.71	50.91	52.74	47.47
30%	36.47	44.20	43.07	38.07	50.81	54.53	46.24
40%	36.18	44.48	42.07	37.73	49.81	55.40	43.80
50%	35.03	43.83	40.20	36.62	47.60	55.15	40.30
60%	33.13	42.10	37.51	34.37	44.34	53.90	35.77
70%	30.77	39.34	34.11	31.09	40.26	51.84	30.52
80%	28.08	35.98	30.18	27.07	35.60	49.31	25.48
90%	25.31	32.27	26.07	22.78	30.88	46.41	20.73
100%	22.57	28.40	22.10	18.69	26.34	43.39	16.10

넷째, 등급기준으로 업종별 신용등급과 기술등급의 가중치를 변화시켜가며 시물레이션을 진행한 결과 신용등급 대비 기술등급의 가중치 결합이 0%부터 50%까지 넓게 분포되어 있어 전 업종을 대표하는 결합가중치는 찾아볼 수 없는 것으로 확인되었다.

<Table 7> AUROC by rating/industry

Industry Tech. Weight	Consumable	Machinery	Electronics	Metal	Chemistry	Knowledge	Etc.
0%	36.03	40.06	39.35	35.34	49.20	48.10	47.65
10%	37.19	40.82	38.90	34.56	49.07	50.24	45.43
20%	36.12	39.47	37.79	34.37	49.10	51.60	45.79
30%	37.01	39.23	38.36	36.41	49.01	52.21	44.40
40%	35.01	38.15	33.22	32.62	48.52	53.62	39.07
50%	32.89	37.24	29.69	31.48	44.77	53.23	37.96
60%	32.12	34.24	26.53	29.80	42.45	54.01	33.05
70%	28.62	30.53	21.32	26.37	40.54	51.28	28.47
80%	26.73	27.29	15.23	22.44	34.44	47.21	21.85
90%	23.39	21.13	9.09	19.01	29.83	43.72	18.69
100%	19.90	15.02	2.43	12.53	24.41	40.32	11.36

마지막으로 전체기업을 대상으로 부실예측 변별력을 비교해 보면 <Table 8>와 같다. 이때 업종(7개)과 규모(5개)를 동시에 고려하여 결합가중치를 고려하기에는 모형에 대한 데이터 가용성이 절대적으로 부족하여 데이터의 통계적 분석 및 신뢰성 검증이 어렵다는 문제점이 발생할 수 있다. 이에 규모와 업종을 구분하지 않은 전체기업을 대상으로 할 경우에는 평점기준 및 등급기준 모두 신용평점과 기술평점의 결합가중치를 70% : 30%로 적용할 때 부실예측 변별력이 가장 높게 나타났다.

<Table 8> AUROC by score and rating for all firms

Tech. score weight	Score standard	Rating standard
0%	41.25	40.95
10%	42.71	41.34
20%	43.88	40.90
30%	44.53	41.41
40%	44.40	39.33
50%	43.30	37.48
60%	41.20	35.52
70%	38.24	31.92
80%	34.77	27.65
90%	31.09	23.14
100%	27.44	17.63

3.4.2 등급세분화 및 적정성 검증

등급세분화와 적정성 검증은 HHI지수<sup>2)</sup>를 활용하였으며 분석 결과는 <Table 9>과 같다.

<Table 9> Result of rating analysis

CO	RM	R	Spread				PD Master Scale		
			D	Total	CM	DR	PD Min	PD Mean	PD Max
89.82	AAA	1	765	0.65	0.13	0.32	0.64	0.77	
76.64	AA	43	11,942	6.64	0.54	0.77	0.91	1.04	
66.37	A+	102	11,942	10.17	0.85	1.04	1.29	1.54	
61.15	A-	219	15,105	12.79	1.46	1.54	1.83	2.13	
56.80	BBB	367	16,214	13.81	2.26	2.13	2.60	3.08	
52.93	BB	502	14,971	12.75	3.35	3.08	3.70	4.32	
49.58	B+	589	13,087	11.15	4.50	4.32	5.25	6.19	
46.42	B0	778	11,645	9.92	6.68	6.19	7.46	8.73	
43.12	B-	782	8,822	7.51	8.86	8.73	10.59	12.45	
39.98	CCC	867	7,021	5.98	12.35	12.45	15.04	17.63	
36.49	CC	1,009	5,833	4.97	17.30	17.63	21.36	25.10	
31.80	C+	561	2,356	2.01	23.81	25.10	30.34	35.59	
28.01	C-	650	1,822	1.55	35.68	35.59	42.09	1000	

\*CO : Cut-Off, RM : Ranking Max, R : Ranking  
DR : Default Rate, CM : Composition

분석결과 HHI지수는 1012.15이며, 1개 등급 최대비중 13.81%, 3개 등급 최대비중 39.35%로 등급별 쏠림현상이 발생하지 않음을 알 수 있다. 또한, 등급과 부도율 간의 상관관계를 나타내는 단조성(monotonicity)을 살펴보면, 등급별 관측사고율이 Mean PD(Probability of Default)를 초과하지 않으며, 모든 등급에서 사고율 역전현상이 발생하지 않음을 알 수 있다.

3.4.3 기술신용평점 및 신용평점 차이분석

앞에서 도출된 신용평점 대 기술평점의 최적 결합비율인 0.7 대 0.3을 가지고 신용평점과의 차이 분석을 통해 상기 모형이 기술금융 시장에서 일반적으로 통용되고 있는 신용평점과의 대체 가능성을 분석하였으며 그 결과는 <Table 10>과 같다.

<Table 10> Composition and incident ratio by rating

Rating	Composition ratio		Incident ratio	
	Credit rating	Tech. credit rating	Credit rating	Tech. credit rating
AAA	0.54	0.65	0.16	0.13
AA	5.94	6.74	0.36	0.54
A+	9.05	10.17	0.9	0.85
A-	12.55	12.79	1.39	1.46
BBB	11.2	13.81	2.12	2.26
BB	11.84	12.75	2.86	3.35
B+	11.29	11.15	3.92	4.5
B0	10.74	9.92	5.75	6.68
B-	9.43	7.51	7.23	8.86
CCC	7.75	5.98	10.66	12.35
CC	5.48	4.97	16.49	17.3
C+	3.18	2.01	25.26	23.81
C-	1.01	1.55	37.64	35.68

분석결과를 보면 기술신용등급과 신용등급의 동일등급별 구성비가 유사하며, 기술신용등급과 신용등급의 동일 등급별 사고율 비율 또한 유사하게 나타나고, 신용등급과 기술신용등급 공히 등급이 낮아질수록 사고율이 높아짐을 확인할 수 있다.

4. 결론

4.1 연구결과의 요약

본 연구는 기술신용정보의 수요자인 기술금융 공여자가 신뢰할 수 있는 기술신용정보의 구성요소와 등급산출 체계를 분석하고 이를 토대로 기술금융시장에서 실효성 있는 최적의 기술신용평가정보 산출시스템을 도출하고자 하였으며 연구결과의 요약은 다음과 같다.

첫째, 기업규모별 신용평점과 기술평점의 가중치를 변화시켜가며 시뮬레이션을 진행한 결과 신용평점 대비 기술평점의 가중치 부여가 70% : 30%인 경우에 전 기업규모에 걸쳐 부실예측변별력을 나타내는 AUROC가 가장 높게 나타남을 확인할 수 있었다.

둘째, 영위 업종별 신용평점과 기술평점의 가중치를 변화시켜가며 시뮬레이션한 결과, 신용평점 대비 기술평점의 가중치 결합이 업종별 최적 가중치 결합에 있어 미미한 차이를 보이고는 있으나, 대체적으로 “신용평점 : 기술평점 = 70% : 30%”인 경우에 전 업종에 걸쳐 AUROC가 가장 높게 나타났다. 결과적으로 평점기준으로 기업 규모별 그리고 업종별로 신용평점 : 기술평점의

2) HHI지표 Guide-line : 특정등급에 집중되지 않음(1000미만), 특정등급에 다소 집중(1000~1800), 특정등급에 매우 집중(1800초과)



가중치결합비율을 분석한 결과, 신용평점 : 기술평점 = 70% : 30%가 가장 적합한 결합비율인 것을 알 수 있었다.

한편, 앞에서 최적비율로 도출된 신용평점과 기술평점 결합비율인 70% : 30% 가지고 신용평점과의 차이 분석 실시하였다. 분석결과, 결합된 기술신용등급과 신용등급의 등급별 구성비가 유사하며, 등급별 사고율 비율 또한 유사하게 나타나고, 신용등급과 기술신용등급 공히 등급이 낮아질수록 사고율이 높아짐을 알 수 있었다.

#### 4.2 연구의 시사점 및 향후 연구

본 연구를 통해 기존 기술평가기관의 기술평가등급과 금융기관의 신용등급 간 격차 발생 때문에 기술혁신형 기업들이 금융기관에서의 기술금융접근성이 매우 낮았던 문제점을 해결하는데 단서를 제공했다는 점에서 정책적 시사점을 찾을 수 있다. 왜냐하면 분석결과 기술금융의 본질적 특성이라 할 수 있는 기술등급과 전통적으로 사용해온 신용등급을 조합한 기술신용평가등급이 기존 신용평가등급과 등급구간의 편차가 매우 작게 나타나 기술금융 실무에서 활용 가능성이 있음을 확인할 수 있었기 때문이다.

또한, 기술비중이 높은 중소기업의 경우 기술평가를 통한 객관적인 가치측정이 가능하나, 투·융자시 활용은 미흡하며(이먼재 외, 2013)[16], 이머징마켓에 속한 ICT 기업은 부채비율이 높더라도 투자가 감소하지 않는데, 이는 성장성이 높은 기업은 높은 부채비율이 투자사결정에 부정적인 영향을 미치지 않는다는 연구(천미림, 2015)[17]와 같이 불확실성, 정보비대칭성으로 대표되는 기술의 속성과 안전성, 예측가능성을 중요시하는 금융의 속성을 감안할 때 기술금융시장에서 전통적인 신용평가정보만으로는 기술금융 시장은 수요를 제대로 충족시킬 수 없는 시장실패영역이라 할 수 있다.

이러한 시장실패를 보정하기 위한 방편으로 전통적인 신용평가정보와 더불어 기술평가정보의 대체 적용 가능성을 기술평가를 통해 수집하고 평가한 실증적 데이터를 기반으로 검증하였다. 즉, 기술과 신용의 가중치별 시뮬레이션을 통한 등급구간 산정과 등급세분화 및 적정성 검증을 한 결과 기술신용정보가 기술금융시장에서 일반적으로 통용되고 있는 신용평가정보와의 대체가능성을 발견하였다는 점에서 본 연구의 의미와 이론적인 기여를

찾을 수 있다.

아울러 실증분석결과 기술신용등급의 부도와의 유의성(performance)이 신용등급 및 기술등급보다 향상된 결과를 보이고 있다. 이에 따라 향후 은행 등 금융기관에서 여신사결정 시 신용등급만 고려하기보다는 기술평가정보와 신용평가정보가 최적화 결합된 기술신용등급을 이용할 경우 보다 정교한 리스크 관리가 이루어질 수 있다는 것을 시사하고 있다.

그러나 그간 관행적으로 신용평가등급에 익숙한 금융기관 입장에서 기술금융 공급 시 기술신용정보를 핵심적인 의사결정기준 자료로 보다 많이 활용되기 위해서는 모형의 신뢰성과 객관성과 정교성을 제고하기 위한 연구와 개선이 추가적으로 이루어져야 한다. 따라서 기술신용정보가 기술기업의 기술사업화 성공가능성과 미래 수익 창출 가능성 이외에 금융기관의 주요 관심사인 채무불이행위험을 측정하는 척도로서의 타당성 및 활용도를 제고시킬 필요가 있다. 이를 위해서는 정부가 주도적으로 추진하기보다는 기술신용정보 수요자인 민간금융기관들의 능동적인 참여가 절실히 요구되고 있다.

## REFERENCES

- [1] R. L. Parr, G. V. Smith, "Quantitative methods of valuing intellectual property", M. Simensky and LG Bryer, *The New Role of Intellectual Property in Commercial Transactions*, pp.39-68, 1994.
- [2] J. F. Coates, "The role of formal models in technology assessment", *Technological forecasting and social change*, Vol.9, No.1, pp.139-190, 1976.
- [3] J. D. Roessner, J. Frey, "Methodology for technology assessment", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.6, pp.163-169, 1974.
- [4] S. Y. Sohn, H. S. Kim, T. H. Moon, "Predicting the financial performance index of technology fund for SME using structural equation model", *Expert Systems with Applications*, Vol.32, No.3, pp.890-898, 2007.
- [5] K. Cho, Y. Cho, J. Kim, D. Yang, "A Verification of Structural Validity for Technology/Credit Appraisal Model of Small and Medium Business Firms", *JOURNAL OF TECHNOLOGY INNOVATION*,

- Vol.14, No.1, pp.177-199, 2006.
- [6] C. Park, H. Lim, "Prediction of Technology SMEs' Bankruptcy Using Technology Evaluation Information and Their Application to Policies", KIF Research Paper, Vol.2015, No.2, pp.1-185, 2015.
- [7] H. Lim, "Firm Characteristics and Default Predictability: Relationship-Banking, Age, and Size", Journal of Korean Economic Analysis, Vol.22, No.1, pp.81-142, 2016.
- [8] E. I. Altman, "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", The journal of finance, Vol.23, No.4, pp.589-609, 1968.
- [9] G. E. Pinches, J. C. Singleton, "The adjustment of stock prices to bond rating changes", The Journal of Finance, Vol.33, No.1, pp.29-44, 1978.
- [10] R. W. Holthausen, R. W. Leftwich, "The effect of bond rating changes on common stock prices", Journal of Financial Economics, Vol.17, No.1, pp.57-89, 1986.
- [11] J. R. M. Hand, R. W. Holthausen, R. W. Leftwich, "The effect of bond rating agency announcements on bond and stock prices", The journal of finance, Vol.47, No.2, pp.733-752, 1992.
- [12] OECD, "The SME Financing Gap (Vol. I): Theory and Evidence", p.136, OECD Publishing(Paris), 2006.
- [13] G. Kim, J. Woo, "Techniques to Activate Technology Finance: Focusing on Technology Finance Products", p.78, Korea Small Business Institute, 2008.
- [14] S. Nam, "Current Status and Future Direction of Technology Finance", Proceedings of Korean Association of Financial Engineering, Vol.2009, No.1, pp.1-20, 2009.
- [15] Korea Intellectual Property Office, Presidential Council on Intellectual Property, Financial Services Commission, "Revitalization of intellectual property finance for realization of creative economy", p.16, July, 2013.
- [16] MyounJae Lee, Khoe Kyung-II, "Development Method of Digital Content Finance-Focused on by Technical Value Evaluation", Journal of the Korea Convergence Society, Vol. 6, No. 6, pp. 111-117, 2015.
- [17] Mi-Lim Chon, "Investment and Debt ratio of ICT firms", Journal of the Korea Convergence Society, Vol. 6, No. 1, pp. 103-108, 2015.

이 재 식(Lee, Jae Sik)



- 1999년 2월 : 중앙대학교 (경제학사)
- 2013년 2월 : 고려대학교(기술경영학석사)
- 2015년 2월 : 고려대학교(기술경영학 박사 수료)
- 1999년 8월 ~ 현재 : 기술보증기금 팀장
- 관심분야 : 기술금융, 기술가치평가

· E-Mail : tieangel@gmail.com

김 재 진(Kim, Jae jin)



- 1987년 2월 : 성균관대학교 (경제학사)
- 2002년 2월 : 연세대학교(경제학석사)
- 2014년 2월 : 호서대학교(경영학박사)
- 1990년 10월 ~ 현재 : 기술보증기금 본부장

· 2015년 9월 ~ 현재 : 고려대학교 지식재산학과 겸임교수  
 · 관심분야 : 기술금융, 기술사업화  
 · E-Mail : jjkim4613@naver.com