

기술력 평가모형의 기술금융 활용 적합성 연구

A Study on Suitability of Technology Appraisal Model in Technology Financing

이준원(Jun-won Lee)*, 윤점열(J. Y. Yun)**

목 차

- | | |
|------------|-----------|
| I. 서론 | IV. 실증 분석 |
| II. 선행 연구 | V. 결론 |
| III. 연구 설계 | |

국문 요약

본 연구는 금융기관의 여신심사용 기술력 평가모형의 직접 활용 타당성 및 가능성을 검증하기 위해 첫째, 기술력 평가모형이 기업의 경영성과를 반영하고 있는지, 둘째, 현재의 기술등급 분류체계가 적절한지, 셋째, 그렇다면 기술등급 분류체계를 결정하는 주요 평가항목은 무엇인지를 검증하였다. 분석결과 재무적 성과(안정성), 비재무적 성과(기술환경)는 기술등급을 설명하는데 유의한 변수임이 증명되었다. 기술등급 분류체계는 군집 간 모든 평가항목(대항목 2개, 중항목 8개)에서 유의한 차이가 나타났으며, 평가항목의 상대적 중요도는 큰 차이를 보이지는 않았지만 기술금융 적합여부와 기술력 우수여부를 결정하는 1순위 변수로는 기술개발능력이 선정되었다. 기술금융 적합여부에 있어 2순위 변수로는 기업 경영관련 지표가, 기술력 우수기업 여부는 기술력 기반의 경쟁력 지표가 선정되었다. 종합하면 기술력 평가모형은 기업의 경영성과와 위험을 일정부분 반영한 모형이며, 기본적으로 기술개발능력을 중심으로 경영능력과 기술진보에 의한 경쟁력을 더하여 기술기반 중소기업의 미래를 예측하는 모형임을 의미한다. 이는 '미래진보성(forward-looking)' 기능의 기술력 평가모형이 기존의 신용평가모형과 결합했을 때 평가모형으로서 예측력과 안정성 개선에 긍정적 요인으로 작용할 수 있는 가능성이 있음을 시사한다.

핵심어 : 기술금융, 기술력 평가, 기술신용평가, 신용평가, 기술등급

※ 논문접수일: 2016.10.24, 1차수정일: 2017.1.11, 2차수정일: 2017.2.1, 게재확정일: 2017.2.6

* 한국신용정보원 기술정보부 선임조사역, 연세대학교 박사과정, jwlee@kcredit.or.kr, 02-3705-5941, 교신저자

** 한국신용정보원 기술정보부 부장, jyj688@kcredit.or.kr, 02-3705-5932

ABSTRACT

The purposes of this research are to verify: first, if the technology appraisal model reflects the company's management performance and the rates of bankruptcy and overdue; second, if the existing classification system of technology levels is suitable; and third, which is the most important appraisal factor that defines the classification system of technology levels.

As a result of the analysis, financial performance (stability) and non-financial performance (technology environment) proved to be significant variables in explaining technology ratings. According to the verification of the suitability of classification system, it appeared that there is a significant difference in all appraisal items of all groups. The result of neural networks model verification indicates that the most important variable was the R&D capacity, the second variables which determine the suitability of technology financing were indicators related to the company management. The second variables which determine a company's technological excellence were a company's technological base. To summarize, the technology appraisal model not only reflects both managerial performance and risks of a company, but also anticipates the future by converging the management competence and technological competitiveness into R&D capacity. This implies that if the 'forward-looking' technology appraisal model is integrated into the existing, credit rating model, the appraisal model may have positive impact on improving anticipation and stability.

Key Words : Technology Financing, Technology Appraisal, Technology Credit Assessment, Credit Rating, Technology level

I. 서론

2014년 7월 정부는 경제 활성화와 일자리 창출을 위하여 기술금융 활성화 정책을 추진하였다. 이는 기술력과 성장 가능성을 가진 중소기업을 능동적으로 지원하는 방안으로 기존의 기업 여신이 재무정보 중심을 기반으로 한 신용등급 중심의 신용평가였다면, 신용등급과 기술력 평가)를 통한 기술등급의 결합을 통해 기술신용등급을 새롭게 산출하고, 이를 기반으로 기업 여신을 실행하는 자금지원 방안이다.

기존의 신용평가는 기업의 재무정보를 활용함으로 인해 태생적으로 발생하는 ‘과거 회고성(backward-looking)’의 문제에서 자유로울 수 없다. 재무제표는 결국 기업의 ‘과거’이며 신용평가모형은 이러한 ‘과거’가 ‘미래’의 경영성과를 통계적으로 충분히 추론한다는 가설을 전제하고 있다. 하지만 신용평가는 경영실적이 취약한 대부분의 신생기업에 적용할 시 ‘과거’를 전제로 하기에 필연적으로 정보의 비대칭으로 인한 기술력이 우수한 신생기업에 원활한 자금조달을 하지 못하는 시장실패에 직면할 수밖에 없다.

시장실패와 정보의 비대칭적 관점에서 신용평가와 기술력 평가의 결합은 기존의 ‘과거 회고성(backward-looking)’에서 ‘미래진보성(forward-looking)’으로 패러다임을 전환하는 하나의 시도이며, 이를 통해 기술개발 후 사업화까지 안정적 자금 지원을 통해 소위 ‘죽음의 계곡(death valley)’을 극복하고자 하는 노력이다.



(그림 1) 기술신용 평가방법

하지만 기술력 평가를 여신심사에 직접 활용하기에는 한계점이 존재한다는 지적이 많다. 신동호(2015)는 기술력 평가모형이 기업의 부도예측이 목적인 신용평가시스템과 달리, 재무평가

1) 기업의 기술력을 대항목(2개), 중항목(8개), 소항목(16-33개로 구성되며 평가사 간 차이가 있음)으로 평가하여 T1-T10 까지 10개 등급으로 산출

를 생략하고 경영주역량, 기술성, 사업성, 시장성 등을 중심으로 구성되어 신용위험과의 관계가 불명확하다고 지적하고 있다. 기술금융 대상 기업을 분석대상으로 한 차우준(2016)의 논문에서도 기술금융에 적용되는 기술력 평가모형은 신용등급과의 상관관계가 낮으며, 성장성보다는 안정성을 중심으로 모형이 개선되어야 한다고 지적하고 있다. 즉, 기술력 평가모형이 기업의 부도율과 경영성과를 목표로 하지 않았기 때문에 기술등급이 해당기업의 재무성과와 부도 및 연체 위험도를 반영하지 못하고 있다는 것이다.

또한, 지금의 기술등급체계가 기업의 기술경쟁력 및 기술의 우위성을 적절하게 설명하고 있는지에 대한 의문도 지속되고 있다. 즉, 기술력 평가모형과 등급체계가 ‘미래진보성(forward-looking)’ 본연의 의무를 다하고 있는지에 대한 의문점이 제기되고 있는 것이다. 만약 기술등급이 미래의 성장성을 측정하는 지표로서 본연의 역할을 원활히 수행하지 못한다면, 신용평가 결과와의 결합으로 파생되는 기술신용등급에도 구조적인 문제점이 발생할 수밖에 없는 것이다. 현재 기술등급은 T1~T10까지 10단계 등급으로 운영되고 있으며, T1~T6 등급 기업은 기술금융 적합기업으로 분류되어 기술금융의 대상이며, T7~T10 등급 기업은 기술금융 부적합기업으로 기술금융 대상에서 제외된다. 또한 기술금융 활성화를 위해 금융위원회는 T1~T4 등급 기업을 기술력 우수기업으로 분류하고 해당기업에 대한 여신을 장려하는 유인책²⁾을 쓰고 있다. 즉, 기술금융 적합여부인 T1~T6 등급 기업의 평가항목 점수와 T7~T10 등급 기업의 평가항목 점수의 비교를 통해 기술력 평가가 기술기반 중소기업의 ‘미래’와 관련이 높은 항목을 기준으로 평가되고 있는지 검증해볼 필요가 있다. 또한, T1~T4등급의 기술력 우수기업은 실제로 평가항목 상 非 기술력 우수기업과 기술개발능력 및 기술우위성에 차이가 있는지에 대한 검증이 필요하다.

〈표 1〉 기술등급 분류체계

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
적합여부	기술금융 적합기업						기술금융 부적합기업			
기술력	기술력 우수기업					非 기술력 우수기업				

본 연구에서의 질문은 다음과 같다.

연구질문 1: 기술등급이 재무적(성장성, 수익성, 안정성) / 비재무적(R&D 집중도³⁾), 기술진보

2) 금융위원회 기술금융 실적평가 개선안(2015년 하반기), 내부자료.

3) R&D 집중도는 매출액 중 연구개발투자비의 비중으로 집계

에 의한 총산출기여율⁴⁾ 성과와 관계가 있는가?

연구질문 2: 기술금융 대상기업(T1~T6)과 기술력 우수기업(T1~T4)으로 구분되는 등급체에 영향을 미치는 평가항목의 상대적 중요도는 어떤가?

분석은 한국신용정보원의 '14.07~'16.06월까지의 기술력 평가정보 약 12만 건과 한국은행의 기업경영분석, 한국생산성본부의 총산출기여율을 데이터로 설정하였다.

II. 선행 연구

기술평가는 크게 기술가치평가(Technology Valuation)와 기술력 평가(Technology Appraisal)로 구분된다. 기술가치평가는 개별기술의 가치를 평가목적에 맞게 금전적으로 환산한 경제적 가치 중심의 접근법이며, 기술력 평가는 기술수준, 기술인력, 지적재산권, 연구시설 등을 종합적으로 평가하여 평점으로 환산한 비금전적 가치 중심의 접근법이다.

기술력 평가에 대한 연구는 대부분 기업 경영성과 및 부도에 대한 판별을 중심으로 하는 재무적 성과와 관련된 연구와, 특허출원과의 관계를 연구한 비재무적 성과에 대한 연구로 구분할 수 있다. 기술력 평가와 기업의 재무적 성과에 대한 연구로는 기술력 평가지표와 기업성과의 관계를 분석한 양동우(2005, 2006, 2009), 중소기업의 기술평가등급과 재무성과의 관계를 분석한 김태호·한봉희(2009), 기술보증기금의 자료를 바탕으로 기술 중소기업의 생존을 예측한 박창균·임형준(2015)이 대표적이다. 비재무적 성과에 대한 연구는 기술력 평가보다는 기술가치평가를 기반으로 수행되었으며, 특허출원과 기업가치의 관계를 연구한 Ernst(2001), 연구개발과 기업가치의 관계를 연구한 Griliches(1990), David and Baruch(1998)가 대표적인 사례라 할 수 있다.

본 논문에서는 기술력 평가결과와 그에 따른 기술등급 분류체계에 대한 적합성이 핵심 연구 주제이다. 하지만 현재 운용되고 있는 기술금융 분류체계(기술금융 적합/부적합 기업, 기술력 우수/非우수기업)는 2014년 7월 적용되어 기술력 평가모형과 기술등급 체계 간 적합성에 대한 선행연구는 그 사례가 매우 적으며, 주제 또한 규제의 정당성 관점이나 활용방안 등으로 매우 제한적이다. 기술력 평가모형을 활용한 기술금융과 관련한 선행연구로는 규제의 정당성 관점에서 기술력 평가와 기술금융의 필요성에 대해 연구한 김권식·이강훈(2015), 기술신용정보의 효율적 활용방안에 대해 설명한 신동호(2015), 기술금융 적용에 있어 기술력 평가모형의 문제점

4) 기술진보에 의한 총산출기여율은 기술진보가 산출에 기여한 정도를 의미

에 대해 제기한 차우준(2016)의 사례가 있다.

본 논문은 기술력 평가모형과 해당 모형의 결과가 적용되는 기술금융의 등급체계가 ‘미래진보성(forward-looking)’에 중심을 둔 평가체계로서의 적합한지 규명하고자 했다는 점에서 기존 연구들과는 차이가 있다고 할 수 있다.

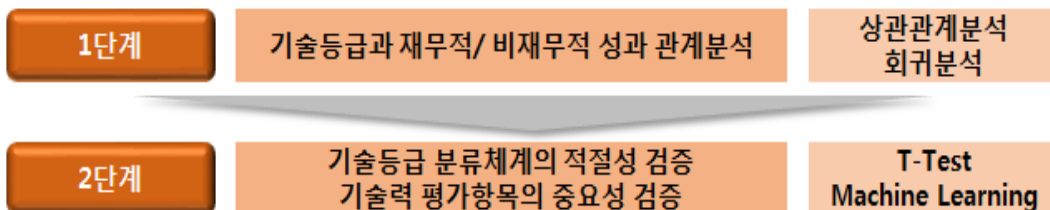
III. 연구 설계

1. 연구단계 및 분석방법론

기존의 연구는 대부분 기술력 평가결과와 기업의 경영성과와의 관계를 분석하는 방향으로 진행되었으며, 기술보증기금의 KTRS(Kibo Technology Rating System: 이하 KTRS) 모형을 기반으로 하여 수집 가능한 데이터의 수가 제한적이었다. 하지만 기술금융 활성화 이후 기술신용평가기관(TCB: Tech Credit Bureau)이 확대되면서 각 평가기관이 자체 평가모형을 구축하게 되고, 전 은행권이 기술금융에 참여하게 되어 데이터의 양과 질적인 측면에서 많은 개선이 있었다.

첫 번째로, 신동호(2015), 차우준(2016)이 지적한 대로 기술력 평가가 신용평가 모형의 한 부분으로 인정받으려면, 기술력 평가가 기업의 재무성과와 부도 및 연체율과 유의한 관계가 있는지에 대한 검증이 필요하다. 또한, 기술력 평가 모형이 ‘미래진보성(forward-looking)’의 기능을 충분히 수행하고 있는지에 대해서 기술력과 관련된 비재무적 지표들이 기술력 평가모형에 반영되고 있는지 검증이 필요하다. 이를 위해 기업의 재무적 성과로 매출액증가율(성장성), 부채비율(안정성), 영업이익률(수익성)을 변수로 설정하고, 기업의 비재무적 성과로 R&D 집중도(기술환경), 기술진보에 의한 총산출기여율(R&D 생산성)을 변수로 설정하여 해당 변수들이 기술등급과 어떠한 상관관계와 회귀관계가 있는지를 분석하고자 한다.

두 번째로, 현재의 기술등급 분류체계는 T1~T4: 기술력 우수기업, T5~T6: 기술금융 적합기



(그림 2) 연구단계 및 분석방법론

업, T7~T10: 기술금융 부적합기업으로 구분되어 운영되고 있다. 기술력 우수기업(T1~T4)과 非 기술력 우수기업(T5~T10), 기술금융 적합기업(T1~T6)과 기술금융 부적합기업(T7~T10)의 비교를 통해 기술등급 분류체계의 적절성을 검증하고자 한다. 기술력 평가항목을 변수로 설정하여 각 분류 간 유의한 차이가 있는지에 대해서는 T-test 분석을, 또한 차이가 있다면 어떠한 변수들이 우선순위를 가지고 분류의 잣대로 활용되는지 Machine Learning 기법을 통해 분석하고자 한다. 이를 통해 기술력 평가모형의 분류체계와 기술력 평가항목이 적절한지 알아보 고자 하였으며, 통계분석은 ‘SPSS Statistics 22’와 ‘SPSS Modeler’를 사용하였다.

2. 데이터 및 변수 구성

본 연구에 사용된 데이터는 ‘14.07월~’16.06월까지 4개 기술신용평가기관⁵⁾의 기술력 평가 결과 123,973건을 기초로 한다. 기술력 평가모형이 기업의 재무적, 비재무적 성과를 충분히 반영하고 있는지에 대해서는 해당기업의 재무, 비재무 데이터를 활용하여야 한다. 하지만 기술 금융의 대상기업이 중소기업 혹은 신생기업에 집중되고 있어 기업의 실제 재무 데이터와 비재 무 데이터 확보에는 한계가 있으며, 특히 비재무 데이터는 대부분 산업데이터의 형식으로 발표 되고 있다.

따라서 연구 1단계에서는 기술력 평가를 받은 기업들이 충분히 전체산업을 대표한다고 전제 하고 평가기업들을 산업분류에 맞추어 기업의 평균 기술등급을 산업 기술등급으로 대응하였 다. 여기에 산업별 재무, 비재무 데이터(한국은행 기업경영분석: 중소기업 기준 매출액증가율, 부채비율, 영업이익률, 한국생산성본부: 기술진보에 의한 총산출기여율)를 매핑하여 산업 기술

〈표 2〉 기술력 평가항목

대항목	중항목	내용
기술사업역량	경영주역량	경영주의 기술사업 추진능력
	경영진역량	경영주를 제외한 경영진의 기술사업 추진능력
	기술개발역량	기업의 기술개발 능력(R&D, 전담조직, 기술인력 등)
	제품화 역량	사업화를 위한 생산, 품질, 자본조달 능력
	수익전망	사업화를 위한 영업, 마케팅, 판매능력
기술경쟁력	기술우위성	기술의 차별성, 확장성을 고려한 기술의 경쟁력
	시장현황	제품이 해당한 시장의 성장성, 경쟁상황 등의 현황
	시장경쟁력	인지도, 비교우위 등 시장에서 제품의 경쟁력

5) ‘16.06월 현재 기술신용평가기관으로 기술보증기금, 한국기업데이터, NICE신용평가, 이크레디블 4개사가 지정되어 운영

등급이 산업의 재무, 비재무적 성과를 설명하고 있는지에 대해 상관관계 분석을 실시하였다. 단, 기술진보에 의한 총산출기여율이 Outlier로 판명된 A01(농업), A03(어업)은 분석대상에서 제외하였다.

〈표 3〉 기술력 평가결과 데이터 및 산업데이터

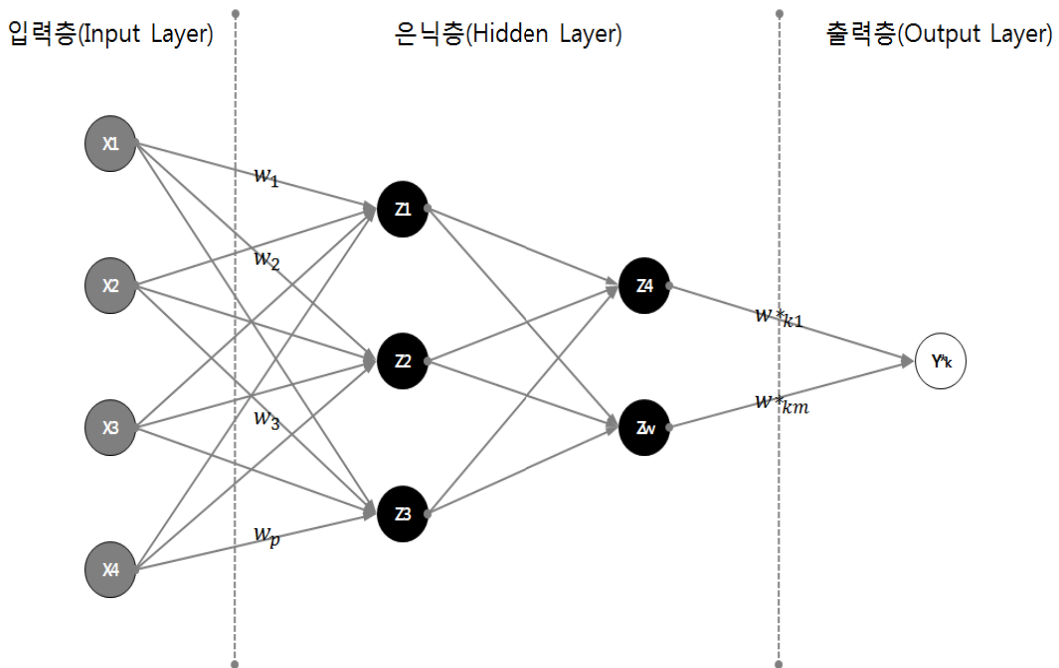
산업코드	분석건수	비중(%)	산업코드	분석건수	비중(%)
A01*(농업)	206	0.17	C29(기타 기계)	14,937	12.05
A03*(어업)	34	0.03	C30(자동차)	6,340	5.11
B(광업)	126	0.10	C311(선박 및 보트)	1,017	0.82
C10(식료품)	4,254	3.43	C312-C319(철도, 항공기)	492	0.40
C11(음료)	222	0.18	C32(가구)	1,026	0.83
C13(섬유제품)	2,547	2.05	C33(기타 제품)	1,637	1.32
C14(의복)	2,063	1.66	D(전기, 가스, 수도)	100	0.08
C15(건축, 가방)	727	0.59	E(하수, 폐기물)	1,062	0.86
C16(목재 및 나무)	746	0.60	F(건설)	3,868	3.12
C17(펄프, 종이)	1,424	1.15	G(도/소매)	4,759	3.84
C18(인쇄 및 기록매체)	1,272	1.03	H(운수)	602	0.49
C19(코크스, 석유정제품)	189	0.15	I(숙박, 음식점)	80	0.06
C20(화학제품)	4,267	3.44	J58(출판)	5,044	4.07
C21(의약품)	650	0.52	J59(영상, 오디오)	544	0.44
C22(고무, 플라스틱)	5,666	4.57	J60(방송)	44	0.04
C23(비금속 광물)	2,317	1.87	J61(통신)	92	0.07
C241(1차 철강)	1,388	1.12	J62(프로그래밍, 시스템)	1,070	0.86
C242(1차 비철금속)	915	0.74	J63(정보서비스)	440	0.35
C243(금속 주조)	632	0.51	L(부동산 및 임대)	126	0.10
C25(금속가공제품)	9,292	7.50	M71(전문서비스)	754	0.61
C261-C262(반도체, 전자)	3,632	2.93	M72(건축기술)	1,973	1.59
C263(컴퓨터)	441	0.36	M73(기술 서비스)	495	0.40
C264(통신 및 방송)	1,663	1.34	N(사업지원 서비스)	375	0.30
C265-C266(영상, 광학)	453	0.37	P(교육 서비스)	182	0.15
C27(의료, 정밀)	3,494	2.82	R(여가 관련 서비스)	121	0.10
C28(전기장비)	5,701	4.60	Null	22,472	18.13
계				123,973	100.00
산업DB	산업별 중소기업 매출액 증가율, 영업이익익률, 부채비율 (2010~2014)			한국은행 기업경영분석	
	기술진보에 의한 산업별 총산출기여율(1996~2013) *A01(농업), A03(어업)은 Outlier로 분류되어 제외			한국생산성본부	

이는 개별기업의 평균 기술등급을 산업 기술등급으로 대응한다는데 한계가 있으나, 표본수가 충분히 많고, 산업데이터 중 중소기업 데이터를 활용함으로써 약점을 보완하였다. 실제 산업별 평가건수와 비중은 <표 3>에 표기하였다.

연구 2단계인 기술등급 분류체계의 적절성 검증은 4개 기술신용평가기관의 기술력 평가 데이터를 활용하였다. 평가항목은 대항목(2개), 중항목(8개), 소항목(기술신용평가기관에 따라 일반과 창업 모형으로 구분되며 16개~33개로 다양)으로 구성되어 있으며, 4개 신용평가기관의 공통 평가항목인 대항목과 중항목을 변수로 활용하였다.

3. 연구 모형

기술력 평가항목의 중요성 검증에는 Machine Learning 기법 중 신경망 모형을(Neural Networks) 사용하였다. 신경망 모형은 인간이 학습을 통해, 다음 행동을 수행하는 원리를 기계에 접목시킨 방법으로 Warren McCulloch과 Walter Pitts(1943)의 단층 퍼셉트론(SLP: Single-Layer Perceptron)을 시작으로 Minsky와 Paper(1986)에 의해 다층 퍼셉트론(MLP: Multi-Layer Perceptron)으로 진화하였다. 본 연구에 적용된 신경망 모형은 지도학습(Supervised) 중 다층



(그림 3) 신경망 모형의 다층 퍼셉트론(MLP) 구조

퍼셉트론(MLP: Multi-Layer Perceptron) 방식으로 입력층을 통해 들어온 데이터들은 은닉층에서 선형결합으로 연결되고, 이 선형결합 값이 커질수록 뉴런(Neuron)이 활성화되고, 작아질수록 비활성화 된다. 출력층에서는 은닉층에서 보낸 신호를 결합하여 최종적 반응결과를 생성하게 된다. 출력층의 최종적 반응결과를 목표 값과 비교하여 그 차이를 감소시키는 역전파 학습 알고리즘(back propagation algorithm)을 통해 가중치를 조정함으로써 학습이 진행된다. 현재 4개 기술신용평가기관이 대항목, 중항목 수준에서는 동일한 평가항목을 사용하지만 평가결과의 결합을 통한 기술등급 도출에 대해서는 선형성을 전제할 수 없기 때문에 비모수적 방법으로서, 교호효과와 비선형성을 자동으로 찾아내며 선형성, 정규성, 등분산성 등의 가정이 필요치 않은 장점이 있는 신경망 모형 기법을 선택하여 적용하였다.

IV. 실증 분석

1. 기술통계

연구 1단계에서는 기술진보의 총산출기여율이 Outlier로 분류되는 A01(농업), A03(어업)을 제외한 49개 산업을 분석대상으로 하였으며, 기술등급은 T1~T10을 그대로 사용하였다. 기술등급의 경우 숫자가 1에 가까울수록 기술력이 우수하다는 것을 의미한다.

〈표 4〉 기술통계

변수	구분	N	최소값	최대값	평균	표준편차
기술등급	기술력	294	4.32	5.95	5.2750	0.32830
매출액증가율(% , 성장성)	재무성과	245	-14.51	46.17	6.9064	8.03795
영업이익률(% , 수익성)	재무성과	294	-3.85	16.28	5.2519	2.93776
부채비율(% , 안정성)	재무성과	294	29.26	670.36	143.5935	82.45815
R&D 집중도(%)	비재무성과	294	0.01	8.83	1.0561	1.45940
기술진보의 총산출기여율(%)	비재무성과	294	-27.29	43.61	9.7881	17.97440

연구 2단계에서는 기술력 평가를 받은 123,973건 중 대항목, 중항목 평가결과가 있는 평가건 116,472건을 사용하였다. 중항목은 총 5단계 등급이며 A=5점, B=4점, C=3점, D=2점, E=1점으로 환산하여 사용하였다.

〈표 5〉 기술금융 적합 / 부적합기업 기술통계

변수	기술금융 적합기업(T1~T6) N=113,400		기술금융 부적합기업(T7~T10) N=3,072	
	평균	표준편차	평균	표준편차
기술등급	5.178	0.919	7.202	0.436
기술사업역량	3.260	0.571	2.250	0.466
기술경쟁력	3.300	0.533	2.792	0.609
경영주역량	4.036	0.806	3.140	0.948
경영진역량	2.862	1.176	1.786	1.031
기술개발역량	2.718	1.078	1.382	0.545
제품화 역량	3.265	0.710	2.542	0.771
수익전망	3.379	0.594	2.976	0.590
기술우위성	3.462	0.556	2.897	0.719
시장현황	3.222	0.582	2.963	0.583
시장경쟁력	3.110	0.750	2.569	0.812

〈표 6〉 기술력 우수기업 / 非 기술력 우수기업 기술통계

변수	기술력 우수기업(T1~T4) N=25,178		非 기술력 우수기업(T5~T10) N=91,294	
	평균	표준편차	평균	표준편차
기술등급	3.727	0.500	5.646	0.569
기술사업역량	3.940	0.392	3.038	0.476
기술경쟁력	3.735	0.480	3.163	0.489
경영주역량	4.405	0.644	3.904	0.833
경영진역량	3.690	0.874	2.598	1.150
기술개발역량	3.790	0.968	2.377	0.907
제품화 역량	3.828	0.600	3.085	0.667
수익전망	3.799	0.540	3.249	0.557
기술우위성	3.836	0.493	3.340	0.540
시장현황	3.478	0.580	3.143	0.563
시장경쟁력	3.747	0.608	2.916	0.693

2. 재무/비재무적 성과의 기술등급 반영 여부 검증(상관/회귀분석)

기술등급이 재무적, 비재무적 성과를 잘 반영하고 있는지에 대한 검증은 상관관계 분석과 회귀분석을 통해 실시하였다. 상관관계 분석 결과 재무적 성과에 대해서는 영업이익률(수익률), 부채비율(안정성)이 비재무적 성과에 대해서는 R&D 집중도(기술환경)와 기술진보의 총산출기

여율(R&D 생산성)이 기술등급과 0.01 유의수준 하에서 유의한 관계가 있는 것으로 나타났다. 상관계수는 R&D 집중도(-0.693), 부채비율(0.403)이 다소 높은 상관관계를 보이며, 기술진보의 총산출기여율(-0.314), 영업이익률(-0.232)은 낮은 상관관계를 보이고 있다. 단, 기술등급은 숫자가 낮을수록 기술력이 우수한 등급이므로 계수 해석 시 주의가 필요하다.

상관관계 분석은 변수 간의 관계만을 보여주는 분석방법이기 때문에, 기술등급에 해당 재무적 성과와 비재무적 성과가 반영되었는지를 설명하기에는 불충분한 부분이 있다. 이를 보완하기 위해 기술등급을 종속변수로, 기업의 재무적 성과와 비재무적 성과를 독립변수로 설정하여 회귀 분석을 실시하였다. 회귀분석은 변수의 정규성이 전제되어야하기 때문에 분포 상 정규분포에서 벗어난 R&D 집중도, 영업이익률, 부채비율에 대해서는 Log 변환을 취해서 사용하였다. 회귀분석 결과 수정된 $R^2=0.577(57.7\%)$ 로 기업의 재무적 성과와 비재무적 성과의 기술등급에 대한 설명력을 나타내며, 분산분석의 F값은 14.091로 유의수준 0.01 하에서 회귀선이 모델에 적합한

〈표 7〉 기술등급과 재무적 / 비재무적 성과 간 상관관계

		기술 등급	매출액 증가율	영업 이익률	부채 비율	R&D 집중도	기술진보의 총산출기여율
기술 등급	Pearson 상관	1					
	유의확률(양측)						
	N	294					
매출액 증가율	Pearson 상관	0.108	1				
	유의확률(양측)	0.092					
	N	0,245	245				
영업 이익률	Pearson 상관	-0.232**	0.119	1			
	유의확률(양측)	0.000	0.062				
	N	294	245	294			
부채 비율	Pearson 상관	0.403**	0.051	-0.249**	1		
	유의확률(양측)	0.000	0.422	0.000			
	N	294	245	294	294		
R&D 집중도	Pearson 상관	-0.693**	-0.125*	0.149*	-0.268**	1	
	유의확률(양측)	0.000	0.050	0.011	0.000		
	N	294	245	294	294	294	
기술진보의 총산출기여율	Pearson 상관	-0.314**	-0.128*	-0.27	-0.325**	0.264**	1
	유의확률(양측)	0.000	0.045	0.643	0.000	0.000	
	N	294	245	294	294	294	294

* 상관관계가 0.05 수준에서 유의(양측)

** 상관관계가 0.01 수준에서 유의(양측)

것으로 나타났다. Dubin-Watson은 1.499로 잔차 간 상관관계가 없어 회귀모형으로 적합한 것으로 나타나고 있으며, 공차 한계값도 모두 0.1을 상회하여 다중공선성 문제가 없다고 판단된다. R&D 집중도는 유의수준 0.01 하에서 기술등급에 음(-)의 영향을 미치고 있으며, 부채비율은 유의수준 0.10 하에서 기술등급에 양(+)의 영향을 미치고 있다는 결론을 얻었으며, 이는 R&D 집중도가 증가하고 부채비율이 감소할수록 기술등급이 개선됨을 의미한다.

〈표 8〉 기술등급과 재무적 / 비재무적 성과 간 회귀분석

종속변수	독립변수	표준오차	β	t값	유의확률	공차한계
기술등급	상수	0.560		7.692	0.000	
	Log R&D 집중도	0.066	-0.655	-5.981	0.000**	0.734
	Log 영업이익익률	0.161	-0.036	-0.337	0.738	0.754
	Log 부채비율	0.226	0.221	1.832	0.074*	0.603
	매출액 증가율	0.010	0.028	0.267	0.791	0.822
	총산출 기여율	0.002	0.000	0.004	0.997	0.722
$R=0.788$, $R^2=0.621$, 수정된 $R^2=0.577$ $F=14.091$, $p=0.000$, Dubin-Watson=1.499						

* 0.10 수준에서 유의

** 0.01 수준에서 유의

이는 신동호(2015)의 기술력 평가모형이 재무성과와 부도 및 연체율을 목표로 하지 않아 신용위험과의 관계가 불분명하다는 주장과 차우준(2016)의 기술력 평가모형이 기업의 안정성을 충분히 설명하지 못하며, 기술력 평가모형은 성장성보다 안정성 중심으로 모형이 개선되어야 한다는 주장을 기각하는 증거이다. 즉, 기술등급은 재무성과를 목표로 설계된 모형은 아니지만 재무적, 비재무적 성과를 일정부분 반영하고 있다고 해석할 수 있으며, 이는 기술등급을 활용하여 기업의 성과 및 위험 예측력을 향상시킬 수 있는 가능성이 있음을 의미한다.

3. 기술력 평가모형의 적절성 검증

1) 기술등급 분류체계의 적절성 검증(T-test)

현재의 기술등급 분류체계인 기술금융 적합기업(T1~T6) 대비 기술금융 부적합기업(T7~T10)과 기술력 우수기업(T1~T4) 대비 비 기술력 우수기업(T5~T10)의 평가결과에 대한 집단 간 차이가 있는지에 대해 T-Test를 실시하였다.

기술금융 적합기업과 부적합기업 집단은 모든 평가항목이 유의수준 0.01 하에서 유의한 차이

가 있는 것으로 나타났다. 또한, 기술력 우수기업과 非 기술력 우수기업 집단 간 T-test에서도 모든 평가항목이 유의수준 0.01 하에서 유의한 차이가 있는 것으로 나타났다. 이는 현재의 기술 등급 분류체계에 있어 모든 평가항목들이 구분 기준을 결정하는 잣대로서 충분한 역할을 하고 있다고 해석할 수 있다.

〈표 9〉 평균의 동일성에 대한 집단 간 T-test

변수	적합(T1~T6) vs. 부적합(T7~T10)		우수(T1~T4) vs. 非우수(T5~T10)	
	F	유의확률(양쪽)	F	유의확률(양쪽)
기술등급	14817.415**	0.000	236063.259**	0.000
기술사업역량	9445.826**	0.000	76211.238**	0.000
기술경쟁력	2699.970**	0.000	27196.356**	0.000
경영주역량	3666.009**	0.000	7805.970**	0.000
경영진역량	2522.372**	0.000	19594.435**	0.000
기술개발역량	4677.055**	0.000	46544.356**	0.000
제품화 역량	3088.317**	0.000	25548.369**	0.000
수익전망	1372.780**	0.000	19464.558**	0.000
기술우위성	3028.767**	0.000	17218.648**	0.000
시장현황	594.164**	0.000	6863.194**	0.000
시장경쟁력	1546.006**	0.000	29897.268**	0.000

* 0.05 수준에서 유의(양측)

** 0.01 수준에서 유의(양측)

2) 기술력 평가항목의 중요성 검증(Neural Networks)

현재의 기술등급 분류체계에서 모든 평가항목은 구분 기준으로서 유의미한 역할을 하고 있다는 결과를 얻었다. 이와 더불어 어떠한 평가항목이 기술금융 적합기업과 기술력 우수기업의 잣대가 되는지에 대한 중요성 검증을 통하여 평가항목의 상대적 중요도를 검증하였다.

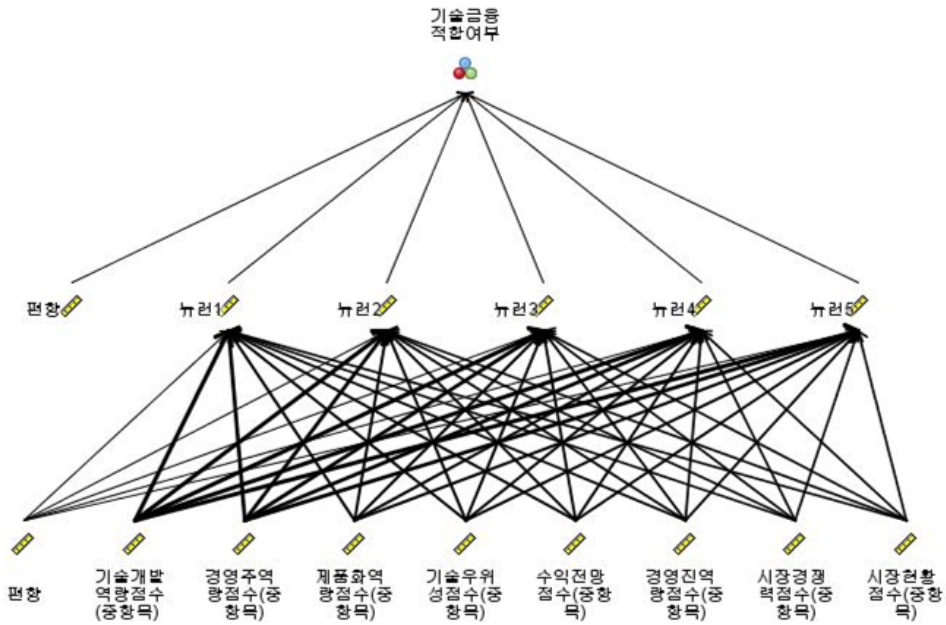
신경망 분석을 위하여(그림 4), (그림 6)과 같이 입력층 1개층, 은닉층 1개층을 갖는 3층 구조의 퍼셉트론(perceptron)을 사용하였으며, 은닉층의 활성화함수로는 쌍곡 탄젠트(hyperbolic tangent) 함수를 사용하였다. 입력층의 노드는 중항목과 바이어스 노드를 포함하여 9개를 사용하였다. 입력층의 중항목 평가결과 값은 A=5점, B=4점, C=3점, D=2점, E=1점으로 변환하여 사용하였으며, 출력층은 기술금융 적합기업(T1~T6)과 기술금융 부적합기업(T7~T10)으로, 기술력 우수기업(T1~T4)과 非 기술력 우수기업(T5~T10)으로 분류하여 신경망 모형을 테스트 하였다.

신경망 모형은 노드에 따라 과잉적합위험(risk of over fitting)과 과소적합위험(risk of under fitting)이 존재하는데, 본 연구의 신경망 모형에서 최적노드는 역전파 학습 알고리즘(back

propagation algorithm)을 사용하여 추가로 오류를 줄일 수 없을 때를 최적노드로 결정지었다. 이렇게 결정된 최적노드가 과잉적합위험, 과소적합위험에 노출되었는지를 확인하기 위해 전체 데이터의 60%를 훈련 데이터, 20%를 테스트 데이터, 20%를 확인 데이터로 구분하여 위험노출 여부를 확인하였다.

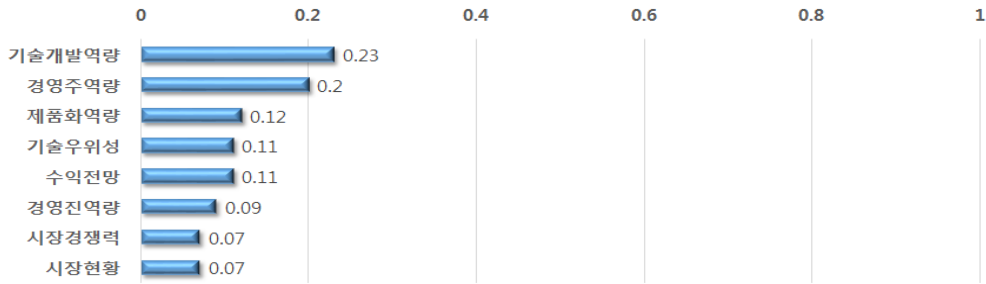
변수의 상대적 중요도는 입력변수 X_p 와 출력변수 Y_k^* 의 비교를 통해서 도출된다. 특정 개체 i 의 입력 변수가 $(x_{i1}, \dots, x_{ip-1}, x_{ip})$ 일 때 x_{ip} 를 사용하지 않고 그 대체값으로 x_{1p}, \dots, x_{np} 중 A는 x_p^* 를 B는 x_p^{**} 를 사용했다고 가정하면 A와 B의 예측값 차이는 $f(x_{i1}, \dots, x_{ip-1}, x_{ip}^*) - f(x_{i1}, \dots, x_{ip-1}, x_{ip}^{**})$ 로 표현된다. 이에 대해 특정 개체 i 를 $i = 1, \dots, n$ 까지 반복하여 평균을 구하면 이는 x_p 의 중요도로 볼 수 있다. 특정 개체 i 를 제외하고 산출된 출력변수 y 의 변동성은 $y^* - y^{**}$ 로 표현되며, 마찬가지로 특정 개체 i 를 $i = 1, \dots, n$ 까지 반복하여 평균을 구하면 입력변수 x_p 에 따른 y 의 변동성이 된다. 따라서 변수의 상대적 중요도는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\text{변수의 상대적 중요도} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f(x_{i1}, \dots, x_{ip-1}, x_{ip}^*) - f(x_{i1}, \dots, x_{ip-1}, x_{ip}^{**})|}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y^* - y^{**}|}$$



(그림 4) 기술금융 적합여부 평가항목의 신경망 모형 구조

기술금융 적합여부를 구분하는 변수의 상대적 중요도는 기술개발역량(0.23), 경영주역량(0.20), 제품화역량(0.12), 기술우위성(0.11), 수익전망(0.11), 경영진역량(0.09), 시장경쟁력(0.07), 시장현황(0.07) 순으로 집계되었다. 해당 중요도를 기준으로 기술금융 적합여부에 대한

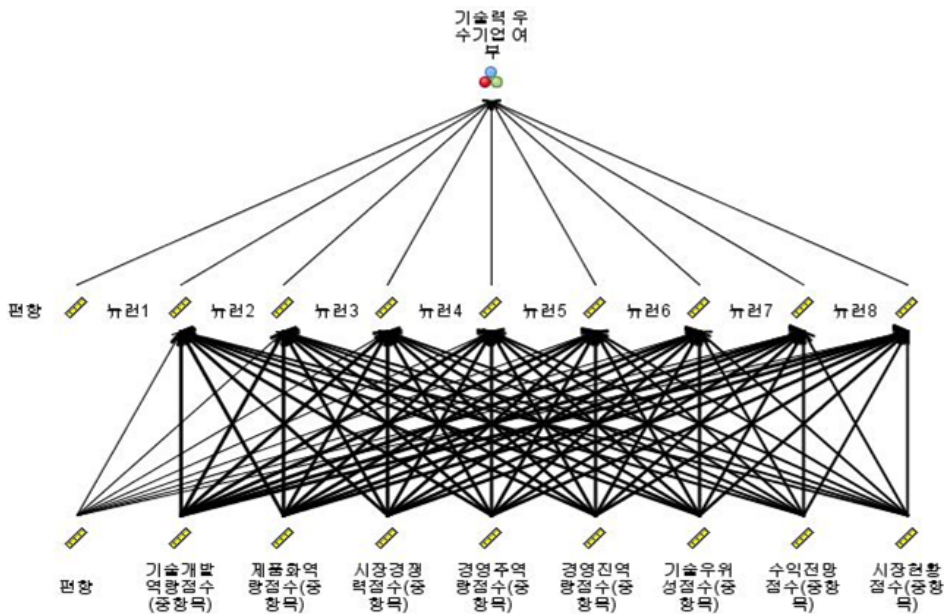


(그림 5) 기술금융 적합여부 평가항목의 상대적 중요도

〈표 10〉 기술금융 적합여부에 대한 분류

관측빈도	예측값	
	기술금융 부적합기업	기술금융 적합기업
기술금융 부적합기업	92.0%	8.0%
기술금융 적합기업	14.9%	85.1%

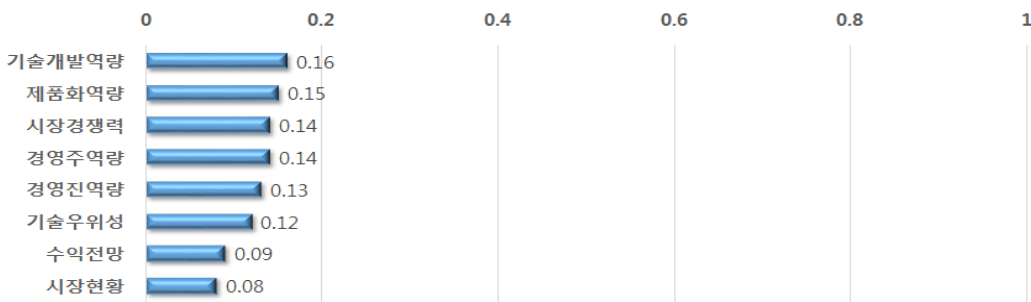
[분류의 정확도 = 88.6%]



(그림 6) 기술력 우수기업여부 평가항목의 신경망 모형 구조

분류를 재실시하였을 때, 분류의 정확도는 88.6%로 상당히 높은 수준의 예측력을 보여준다.

기술력 우수기업여부를 구분하는 변수의 상대적 중요도는 기술금융 적합여부에 비하여 변수 간 중요도의 큰 차이는 없었으며, 기술개발역량(0.16), 제품화역량(0.15), 시장경쟁력(0.14), 경영주역량(0.14), 경영진역량(0.13), 기술우위성(0.12), 수익전망(0.09), 시장현황(0.08) 순으로 집계되었다. 해당 중요도를 기준으로 기술력 우수기업여부에 대한 재분류를 실시하였을 때 분류의 정확도는 91.6%로 상당히 높은 수준의 예측력을 보여준다.



(그림 7) 기술력 우수기업여부 평가항목의 상대적 중요도

〈표 11〉 기술력 우수기업여부에 대한 분류

관측빈도	예측값	
	非 기술력 우수기업	기술력 우수기업
非 기술력 우수기업	89.5%	10.5%
기술력 우수기업	6.2%	93.8%

[분류의 정확도 = 91.6%]

기술력 평가항목의 상대적 중요도 검증 결과 각 평가항목의 중요도 간 큰 차이를 보이지는 않았지만, 기술금융 적합여부, 기술력 우수기업여부를 판단하는 1순위 변수는 기술개발역량으로 집계되었다. 2순위 변수부터는 기술금융 적합기업과 기술력 우수기업을 결정하는 변수에 차이가 발생한다. 기술금융 적합여부는 기업의 경영과 관련된 경영주역량이 중요변수로 집계되지만, 기술력 우수기업여부는 제품화역량, 시장경쟁력 등 기업의 기술력과 이를 바탕으로 한 경쟁력 관련 지표들이 중요변수로 선정되었다. 또한 기술금융 적합여부는 2순위 변수와 3순위 변수 간 중요도에서 어느 정도 차이를 보이고 있으나, 기술력 우수기업여부는 평가항목 간 중요도의 차이가 크지 않은 특징이 있다.

즉, 평가항목 간 중요도에서 큰 차이가 있지는 않지만 기본적으로 기술력 평가를 통해 기술금

용 지원을 받기 위해서는 경영주 역량 등 기업경영 관련 지표가 중요하며, 이에 부가하여 높은 기술등급을 받기 위해서는 기술개발능력 등 기술경쟁력 지표가 중요하다고 해석할 수 있다. 이는 기술력 평가모형이 경영능력과 기술로 인한 경쟁력을 중심으로 기업의 미래를 예측하는 '미래진보성(forward-looking)'의 기능을 수행하고 있음을 시사한다.

V. 결 론

본 연구는 기술력 평가모형을 여신심사 시 직접적으로 활용하여 기업의 경영성과 및 위험 예측력을 증가시킬 수 있는지에 대한 검증을 목표로 시작되었다. 기술력 평가모형은 첫째, 기업의 경영성과와 부도 및 연체 위험을 목표로 하지 않고 경영주역량, 기술성, 사업성, 시장성 등을 중심으로 구성되어 신용위험과의 관계가 불명확하며, 둘째, 기술등급의 분류체계, 평가항목의 구성과 결과가 '미래진보성(forward-looking)'을 위한 모형으로서 적합한지에 대한 지적이 지속되는 상황이었다.

검증결과 기술력 평가모형은 기업의 경영성과와 부도 및 연체 위험을 목표로 설계되지 않았음에도 불구하고, 기술등급과 기업의 재무적 성과(수익성, 안정성), 비재무적 성과(기술환경, R&D 생산성) 간 상관관계를 가지고 있음이 밝혀졌다. 또한 회귀분석 결과에서도 R&D 집중도와 부채비율은 기술력 평가모형의 결과인 기술등급에 일정부분 반영되고 있음이 증명되었다. 이는 기술력 평가모형과 기술등급이 일정부분 기업의 재무적, 비재무적 성과를 반영하고 있음을 입증하는 결과이다.

기술등급 분류체계의 적절성 검증 결과, 현재의 기술등급 분류체계(T1~T4: 기술력 우수기업 vs. T5~T10: 非 기술력 우수기업, T1~T6: 기술금융 적합기업 vs. T7~T10: 기술금융 부적합기업)는 모든 평가항목(기술등급, 대항목 2개, 중항목 8개)에서 군집 간 유의한 차이가 있음이 입증되었다. 기술력 평가항목의 중요도 검증 결과 1순위로 기술개발능력이 중요변수로 선정되었으며, 기술금융 적합기업은 기업경영과 관련된 지표가 2순위 지표로, 기술력 우수기업은 기술력과 이를 바탕으로 한 상대경쟁력이 2순위 지표로 선정되었다. 이는 기술력 평가모형이 기본적으로 기술개발능력을 중시하는 모형이며, 경영능력과 기술로 인한 경쟁력을 중심으로 기술기반 중소기업의 미래를 예측하는 모형임을 의미한다.

본 논문은 신용평가모형으로서의 기술력 평가모형의 직접적 활용 가능성을 찾는데 의미가 있다고 볼 수 있다. 하지만 데이터 수집의 한계로 기업의 부도 및 연체 위험률과 기술력 평가모형 간 관계는 검증하지 못하였으며, 기술력 평가모형과 기업의 재무적, 비재무적 성과에 대한

관계 분석도 시차를 고려하지 않은 회귀분석과 상관관계 분석에 그치고 있기 때문에 추후 연구 과제로서 검증이 추가되어야 한다.

참고문헌

- 강요셉 (2014), “기술사업화 촉진을 위한 기술금융의 역할과 변화방향”, 「한국과학기술기획평가원 ISSUE PAPER」, 제 2014-05.
- 권혁진 (2006), “기술평가기업의 도산분석을 통한 저위험 모형구축에 관한 연구”, 건국대학교 대학원 박사학위 논문.
- 김권식·이강훈 (2015), “규제의 정당성 관점에서 본 기술평가 제도의 개선방안”, 「사회과학연구」, 27(2): 113-135.
- 김상윤 (2006), “중소 IT 제조기업 대상의 기술력평가 체계에 관한 연구”, 연세대학교 대학원 석사학위 논문.
- 김장호·주기종 (2013), “기업가정신이 혁신역량 및 혁신성과에 미치는 영향”, 「한국경영공학회지」, 18(2): 1-14.
- 김태호·한봉희 (2009), “중소기업의 기술평가등급과 재무성과 간의 연관성”, 「대한경영학회지」, 22(5): 2789-2808.
- 남수현 (2009), “기술금융의 현황과 발전방향”, 한국금융공학회 2009년도 학술대회 발표논문집, 1-20.
- 박창균·임형준 (2014), “기술집약형 중소기업에 대한 자금공급 활성화를 위한 기술평가정보 활용 방안”, 「금융정보연구」, 3(2): 33-66.
- 신동호 (2015), “효율적인 기술신용정보의 산출·제공 및 활용방안”, 「금융공학산학연구」, 1: 97-127.
- 양동우 (2003), “벤처의 기술평가와 경영성과의 관계에 관한 연구”, 「지식경영연구」, 4(1): 20-32.
- 양동우 (2005), “기술평가지표와 기업성과의 관계비교분석 : 초기중소벤처와 성장중소벤처”, 「기술혁신학회지」, 8(3): 1175-1198.
- 윤관호 (2008), “기술가치 평가기법에 관한 연구”, 「세무회계연구」, 22: 121-148.
- 윤소라·한봉희 (2009), “기술보증이 벤처기업의 수익성과 연구개발투자에 미치는 영향”, 「기업가정신과 벤처연구(JSBI)」, 12(3): 25-41.
- 이선호·서철승·이철규 (2015), “창업자특성이 연구개발역량 및 경영성과에 미치는 영향에 관한

- 연구”, 「한국경영공학회지」, 20(3): 9-26.
- 정유정 (2007), “R&D가 기업가치에 미치는 영향에 관한 연구 : 기술집약산업과 비기술집약산업 중심으로”, 한양대학교 대학원 석사학위 논문.
- 조근태·조용곤·김재범·양동우 (2006), “중소기업 기술신용평가모델 표준화안의 구조 타당성 검증 및 개선”, 「기술혁신연구」, 14(1): 177-199.
- 차우준 (2016), “기술신용평가기관(TCB) 기술평가 모형의 금융기관 활용 적합성에 관한 연구 : TCB 평가를 받은 기업들 사례 중심으로”, 「한국경영공학회지」, 21(1): 71-93.
- 최종연·양동우 (2006), “중소벤처기업성과와 국내 지원기관들의 평가지표간의 상관관계에 관한 실증연구”, 「기술혁신학회지」, 9(4): 812-841.
- 한봉희·노승중 (2008), “중소기업에 대한 기술보증기금의 보증지원효과 분석”, 「중소기업연구」, 30(3): 121-143.
- Altman, E. I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, 23(4): 589-609.
- Boer, F. P. (1998), “Trap, Pitfalls and Snares in the Valuation of Technology”, *Research Technology Management*, 41(5): 45-54.
- Brown, M. G. and Svenson, R. A. (1998), “Measuring R&D Productivity”, *Research Technology Management*, 41(6): 30-35.
- David, A. and Baruch, L. (1998), “The Value Relevance of Intangibles: The Case of Software Capitalization”, *Journal of Accounting Research*, 36(3): 161-191.
- Ernst, H. (2001), “Patent Application and Subsequent Changes of Performance: Evidence from Time-series Cross-section Analyses on the Firm Level”, *Research Policy*, 30: 143-157.
- Griliches, Z. (1990), “Patent Statistics as Economic Indicators”, *Journal of Economic Literature*, 28(4): 1661-1707.
- Jo, H. R. and Lee, J. J. (1996), “The Relationship between and Entrepreneur’s Background and Performance in a New Venture”, *Technovation*, 16(4): 161-171.
- Sohn, S. Y. and Moon, T. H. (2003), “Structural Equation Model for Predicting Technology Commercialization Success Index(TCSI)”, *Technological Forecasting and Social Change*, 70(9): 885-899.
- Sohn, S. Y., Kim, H. S. and Moon, T. H. (2007), “Predicting the Financial Performance Index of Technology Fund for SME Using Structural Equation Model”, *Expert Systems*

with Applications, 32(3): 890-898.

Sougiannis, T. (1994), "The Accounting Based Valuation of Corporate R&D", *The Accounting Review*, 69(1): 44-68.

Stuart, R. and Abetti, P. A. (1990), "Impact of Entrepreneurial and Management Experience on Early Performance", *Journal of Business Venturing*, 5(3): 151-162.

Tipping, J. W., Zeffren, E. and Fusfeld, A. R. (1995), "Assessing the Value of Your Technology", *Research Technology Management*, 38(5): 22-39.

이준원

연세대학교에서 경제학 박사과정을 수료하고 현재 한국신용정보원에 재직 중이다. 관심분야는 기술력 평가모형, 신용평가모형, Machine Learning 등이다.

윤점열

한양대학교에서 기계공학(열전달, 열교환기)로 석사학위를 취득하고, 동 대학원에서 박사학위를 받았으며, 현재 한국신용정보원에서 기술정보부장(TDB)으로 근무 중이다. 주요 저서로는 기술가치평가실무요령(2008), 기술가치평가실무가이드(2012, 2014 공저)가 있으며, 중소기업 R&D 기획 지원사업 등 다수의 기술가치평가실적이 있다. 관심분야는 기술(가치) 평가, 기술사업화, 기술평가 DB 구축 등이다.