

신용카드리뷰

The Credit Card Review

Vol 16-1(2022년 3월)

국내 시중은행의 정태적 효율성과 동태적 생산성 비교:
2016년부터 2020년까지 자료를 이용하여

박 광 우

한성대학교 대학원 스마트융합컨설팅학과 박사과정

장 재 영

한성대학교 컴퓨터공학부 교수

이 석 기

한성대학교 컴퓨터공학부 부교수



한국신용카드학회
Korean Creditcard Academic Society

www.kci.go.kr

국내 시중은행의 정태적 효율성과 동태적 생산성 비교: 2016년부터 2020년까지 자료를 이용하여*

박 광 우**

한성대학교 대학원 스마트융합컨설팅학과 박사과정

장 재 영***

한성대학교 컴퓨터공학부 교수

이 석 기****

한성대학교 컴퓨터공학부 부교수

〈Abstract〉

본 연구는 IT 기술 발전과 비대면의 서비스의 보편화 등에 의해 변화를 요구받고 있는 국내 시중 은행들의 현재 효율성과 생산성의 정도를 자료포락분석(DEA)방법과 맘퀴스트 지수(Malmquist Index, MI) 분석을 이용하여 측정해 보고 향후 더 나은 성과를 내는 데 필요한 시사점을 제공하는 것을 연구의 목표로 한다. 2016년부터 2020년까지의 국내 은행들의 실제 데이터를 분석하였으며 DEA를 통한 각 연도별 정태적 은행 효율성 분석의 주요한 결과는 다음과 같다. 첫째, 평균 기술적 효율성(CCR)과 순수 기술적 효율성(BCC) 그리고 규모의 효율성(SE) 모두에서 효율적인 은행이 있는 반면, 일부 은행들은 규모의 효율성 및 기술 효율성 개선 방안을 점검하고 개선할 필요가 있는 것으로 나타났다. 둘째, 몇몇 인터넷 은행의 경우 순수 기술적 운영은 평균 효율성은 높았으나 규모의 비효율(scale inefficiency)이 커서 불변규모수익(CRS) 기반의 TE 값은 평균 효율성이 상대적으로 낮게 나타났다. 셋째, 연도별 비효율은 2017년을 제외하고는 전반적으로 규모에 의한 비효율($PTE > SE$)이 우세한 것으로 분석 되었다. 넷째, 동태적인 생산성 측면에서 연도별 MI, EC, TC 값 중에서 TC의 상승은 IT 기술 발전 및 이를 현장에 활용한 것이 주요한 원인으로 파악되었고, MI의 감소 및 상승은 EC가 아닌 TC의 감소 또는 상승이 주된 원인으로 파악되었다. 결국 이러한 연구의 결과는 인터넷 은행을 제외한 개별은행의 경영 효율성을 향상시키기 위해서는 수익증대, 인력 및 판매 관리 확대가 아닌 규모의 확대 전략이 보다 유효하며, 생산성의 증가를 위해서는 비대면 및 테크를 포함한 IT 기술 발전을 통한 기술발전을 보다 확대해야 함을 시사한다.

핵심 단어: 신용카드사, 가맹점 수수료, 역진성, 세액공제

* 본 연구는 한성대학교 학술연구비 지원과제임

** (제1저자) 서울 성북구 삼선교로 16길 116 한성대학교 대학원 스마트융합컨설팅학과, Tel: 02)760-5693, E-mail: pkmaster@naver.com

*** (제2저자) 서울 성북구 삼선교로 16길 116 한성대학교 컴퓨터공학부, Tel: 02)760-4495, E-mail: jychang@hansung.ac.kr

**** (교신저자) 서울 성북구 삼선교로 16길 116 한성대학교 컴퓨터공학부, Tel: 02)760-8011, E-mail: seelee@hansung.ac.kr

I. 서론

세계 경제는 주요 선진국인 미국과 유럽을 중심으로 금리가 하락하면서 저금리가 15년간 계속되고 있고 이는 생산성 저하를 가져온다(Demertzis and Vieg, 2021). 또한 한국의 기준금리도 2008년 8월 5.25%를 기점으로 금리가 지속적으로 하락하여 0.5%의 저금리를 유지하고 있다. 이러한 저금리가 지속될 경우 은행 수익성에는 부정적인 요인으로 작용한다(Hack and Nicholls, 2021). 세부적으로 저금리는 주로 순이자 마진 축소를 통해 은행 수익성을 낮추고 저성장 기업의 대출수요 감소로 이어져 수익성에 대한 추가적인 하락 압력으로 작용한다. 따라서 저금리·저성장 하에서, 은행들은 디지털화를 추구해야 하며, 이는 새로운 사업개발, 구조적 변화를 통해 금융부문의 발전에 큰 영향을 미친다(Mavlutova et al., 2020).

국내은행은 급변하는 대내외 경제 환경 변화, 저금리상황, 구조적 제약 등에 대응하여 실물 경제를 이끌어가야 함과 동시에 서비스 확대와 함께 부가가치 창출이 필요하다. 그리고 국내은행은 디지털 전환, 금융혁신, 수익 구조개선 등 경쟁력과 효율성의 성과지표 등을 파악하는 것도 중요하다. 또한, 핀테크의 급격한 발전으로 인해 시작된 인터넷전문은행은 1990년대 이후 유럽, 일본, 중국, 미국 그리고 국내의 K-Bank, 카카오뱅크 등이 활발하게 운영되고 있으며, 인터넷전문은행의 고객수용과 이용이 증가하고 있다(Yoon and Lim, 2020). 특히, 2017년 7월 케이뱅크에 이어 두 번째로 인터넷 은행 비즈니스를 시작한 카카오뱅크의 여신 잔액은 2021년 1분기 말 기준 21조 6050억 원을 기록하며 빠르게 성장하고 있다.

국내 은행산업에서 은행들 간의 정태적 효율성을 연도별로 비교분석하는 것은 개별 은행의 전략적 목표 설정에 필요한 정보를 제공하고, 또한 운영자원을 통제할 수 있는 정책적 방안을 제시할 수 있다는 측면에서 매우 중요하다. 또한, 국내 은행 산업의 동태적 생산성 변동을 추적하는 것은 산업의 전략적 성장 방안과 생산성 향상을 도모하기 위해 필요한 분석이다.

이와 같이 은행들 간의 효율성 비교 및 생산성 변동에 대한 연구의 필요성이 증대됨에도 불구하고, 이 분야에 대한 국내 연구는 몇몇의 연구로 한정되어있다. 또한 기존의 연구들은 대략 10년 이전의 운영 자료를 이용하여 효율성을 분석하다보니(신용휘, 1996; 홍봉영, 2001; 김진왕 외, 2009; 김혜숙 · 최승빈, 2010; 강은경 · 김성아, 2015; 박경보 · 홍종의, 2015), 이러한 분석결과를 통해 현재 장기간 저금리 및 저성장의 어려운 환경 하에서의 은행들의 전략적 운영방안을 현실적으로 제시하는 데는 다소 한계가 있다.

따라서 본 연구는 2016년부터 2020년까지 국내은행을 통해 정태적 효율성과 동태적

생산성을 같이 분석하고자 한다. 이를 통해 최근 은행들의 효율성과 생산성 변화를 보고, 또 개별 은행을 대상으로 비효율을 개선하고 생산성의 변동요인에 대한 운영방법을 제시하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 다음 장에서는 은행 인더스트리에서 효율성 및 생산성을 연구한 기존의 문헌들을 살펴보고, 다음 장에서는 자료포락분석(Data envelopment analysis, DEA)와 맘퀴스트 지수(Malmquist index, MI)를 안내한다. 4장에서는 국내은행을 대상으로 한 측정 및 분석결과를 보여주고, 5장에서는 본 연구의 마지막 결론과 한계점 및 시사점을 보여준다.

II. 국내 은행의 효율성 측정 사전 문헌 연구

기존의 국내 은행의 효율성과 관련된 연구는 많은 편이다. 그러나 은행들 간의 상대적 효율성 비교 뿐만 아닌 장기간에 걸친 생산성 변동을 측정한 기존의 연구는 미진한 실정이다. 특히 2020년 코로나라는 위기 상황을 포함한 최근의 은행 효율성 및 생산성 변동 연구 실적은 거의 전무한 편이다.

기존의 국내 은행들의 효율성 및 생산성 분석의 국내 연구를 보면, <표 1>과 같이, 대략 6편의 연구가 진행되어 왔다.

우선, 신용회(1996)의 연구에서는 1997년 은행 15개 지점의 효율성을 측정하는 연구를 진행하였다. 또한, 홍봉영(2001)은 1998년 16개 시중은행과 10개 지방은행의 효율성 측정 연구를 진행하였다. 김진왕 외(2009)은 2009년 5개 시중은행 25개 지점의 효율성 측정 연구를 하였다. 또한, 김혜숙·최승빈(2010)은 2004년에서 2006년까지 12개 시중은행의 효율성 연구를 진행하였는데, 투입요소로 인력과 업무용 고정자산의 인적, 물적자원을 사용하였다. 강은경·김성아(2015)는 2007년에서 2012년까지 13개 시중은행과 지방은행을 대상으로 효율성과 생산성을 동시에 측정하였다. 박경보·홍종의(2015)는 2007년에서 2012년까지 시중은행 7개, 특수은행 3개, 지방은행 6개의 효율성과 생산성을 동시에 측정하였다. 또한 김주일(2017)은 신용위험과 대출이자율과의 관계에 대해 연구하였다.

이와 같이 기존의 연구들은 기존연도의 횡단적 분석만을 수행함으로써 연도별로 성장하고 있는 은행 간 상대적 효율성 변동과 생산성 변화를 연구하는 데는 한계가 존재한다. 다년간의 생산성 변화를 측정한 연구도 존재하나 최근의 생산성 변동을 포함한 연구는 거의 없다. 본 연구는 2016년에서 2020년까지 국내은행을 대상으로 은행 간 상대적 효율성 및 생산성을 연구하였다는 것에 학술적 차별점이 있다. 또한 이러한 은행간 상대적 효율성 및 생산성을 통해 은행에 전략적 방안을 제시할 수 있다는데 그 실무적 가치가 있다. 이와 같이 본 연구는 기존 연구 대비 최신의 자료를 사용한 연구로 최신의 연

구 결과를 산업 실무자에게 제공할 수 있고 연도별 정태적 효율성만이 아닌 연도별 생산성 변화에 대한 결과를 제공함에 있어 기존 연구와 차이를 가진다.

<표 1> 은행의 효율성 및 DEA에 대한 기존 연구

저자	방법론	DMUs	기간	입력변수	출력변수
신용희 (1996)	DEA	15개 은행 지점	1997	인건비, 건축비, 컴퓨터 임대료	은행 거래 건수, 신탁 계좌 거래 건수
홍봉영 (2001)	DEA	16개 시중은행과 10개 지방은행	1998	직원 수, 지점 수, 총비용	기간말 잔액, 기간말 대출 잔액, 총 수익
김진왕 외 (2009)	DEA	5개 시중은행 25개 지점	2009	기본 서비스, 업무 처리, 신뢰, 고객 서비스, 고객 관리, 지점 환경	고객만족도, 재사용의도, 추천의향
김혜숙· 최승빈 (2010)	DEA	12개 시중은행	2004~ 2006	인력 및 고정 자산의 인적 및 물적 자원	서비스 이용 수준
강은경· 김성아 (2015)	DEA Malmquist	13개 시중은행과 지방은행	2007~ 2012	직원 수, 지점 수, 보증금	대출, 증권
박경보· 홍종의 (2015)	DEA Malmquist	시중은행 7개, 특수은행 3개, 지방은행 6개	2007~ 2012	판매 및 관리, 경비, 플랜트 및 장비, 이자비용	영업이익, 이자이익, 당기순이익

III. 연구방법론

3.1. 자료포락분석(Data envelopment analysis, DEA)

자료포락 분석은 유사한 동질의 의사결정 단위 간 상대적 효율성을 측정하기 위한 선형계획 모델이며, 또한 비모수적 분석 연구 방법이다. DEA 연구는 보통 m 개의 입력변수, s 개의 출력변수 그리고 j 개의 의사결정단위(decision making unit, DMU)가 있을 때, 각각 입력 및 출력변수를 DMU_j 의 $x_{ij}(i = 1, 2, \dots, m)$ 와 $y_{rj}(r = 1, 2, \dots, s)$ 로 정리한다.

다음의 식 (1)은 불변수익규모(constant return-to-scale, CRS)를 가정한 산출물 기반(output-oriented)의 CCR 모형이다(박만희, 2008; Fare et al., 1994).

$$\begin{aligned} \text{Max } h_0 &= \theta \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_j^- &= x_{i0} \quad i = 1, 2, \dots, m; \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ &= \sum_{r=1}^s \theta y_{r0} \quad r = 1, 2, \dots, s; \\ s_i^-, s_r^+, \lambda &\geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

이렇게 정의된 선형계획모형에서 효율적인 DMU(Decision Making Unit)인 $h_0^* = 1$ 이 되기 위한 조건은 $\theta^* = 1, s_i^{*-} = 0, s_r^{*+} = 0$ 을 만족시키는 것이다. 또한 식 (1)의 CCR 모형에서 가중치 람다(λ)의 합계가 1이라는 일정 조건($\sum \lambda = 1$)을 포함하며, 가변의 수익규모(Variable return to scale, VRS)를 가정하는 BCC의 모형이 된다. BCC 모형은 CCR 모형이 가정하는 불변수익규모의 한계를 극복하고, 규모의 가변수익규모를 가정함으로 규모의 경제(economies of scale)가 통제된 상태에서 순수기술 효율(pure technical efficiency, PTE)을 산출하는 모형이다(Banker and Cooper, 1984). 그리고 CCR 모형에 의한 기술의 효율성 수치를 BCC 모형에 의한 PTE 수치로 나눔으로 규모의 효율(scale efficiency, SE)을 도출할 수 있다. 규모의 효율성(SE)는 대상의 생산규모가 최적의 규모 상태에 있는지 측정하고, 생산규모가 최적의 규모에 도달치 않아 비효율이 발생하면 최적(Pareto optimum)에 이르지 못했음을 알 수 있다.

3.2. 맘퀴스트 지수(Malmquist Index, MI) 분석

DEA의 CCR 와 BCC 측정 및 분석은 횡단 시점 즉 해당연도 종단의 효율성을 측정이 가능하지만, 분석기간 중 시간의 변동에 따른 각 의사결정 단위들의 종단적 생산성 변화의 추이를 파악하는 데는 한계가 존재한다. 따라서 본 연구에서는 2016년부터 2020년까지 국내은행들의 생산성 변화를 측정하기 위해 맘퀴스트 지수(Malmquist Index, MI)를 측정하였다. MI의 계산식은 다음의 식 (2)와 같다(Fare et al., 1994).

$$= \left[\frac{D_o^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^t(x^t, y^t)} \times \frac{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{1/2} \quad (2)$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^t(x^t, y^t)} \times \left[\frac{D_o^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_o^t(x^t, y^t)}{D_o^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{1/2} \\
&= \text{Efficiency Change (EC)} \times \text{Technical Change (TC)}
\end{aligned} \quad (3)$$

일반적으로, $M(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) > 1$ 인 경우에는 두 기간에 걸쳐 생산성이 증가한 경우이고, $M(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) < 1$ 이면, t 시점과 비교하였을 때 $t+1$ 시점에 생산성이 감소하였음을 뜻한다. 식(2)의 MI는 식(3)과 분해하여 정리할 수 있는데, 식(3)의 왼쪽편은 t 시점과 $t+1$ 시점 사이에 DMU가 이전 시점에 비하여 생산 변경선인 Production Frontier로부터 얼마나 가까워 졌는지 나타내는 효율변동(efficiency change, EC)이며, 오른쪽편은 두 기간 간의 생산기술의 변화가 생산성 변화에 어떻게 관여 하는지를 나타내는 기술변동(technical change, TC)를 측정하는 것으로 이는 또다시 EC와 TC의 곱으로 나타낼 수 있다.

일반적으로 EC는 두 기간의 규모수익불변의 기술수준에서 효율 변동을 평가하는 척도로써, $EC > 1$ 이라면 t 시점에 비해 $t+1$ 시점에서 생산 변경선에 더 가까이 있다는 것을 의미하고, 생산기술 최대 효율성이 나타나는 생산자와 비슷하게 효율성이 향상하는 추격 효과가 생겼음을 뜻한다. 반대로 $EC < 1$ 이라면 t 시점에 비해 $t+1$ 시점의 생산 변경선으로부터 더 멀어짐을 뜻한다. 이와 같이 EC는 내부 운영효율성을 통한 추격효과로 학습 및 지식 효과, 시장 경쟁력, 비용구조 및 조직 효율성 개선에 의해 생산 변경선으로부터 얼마나 떨어져 있는가를 측정하는 지수이다(박만희, 2008).

이와는 달리, TC는 t 시점에 비해 $t+1$ 시점까지 각 기간 간의 기술변화와 외부의 환경변화를 나타내는 효율적인 변경선의 이동이 어떤 방법으로 생산성의 변화를 발현 했는지를 측정하는 기준으로, TC는 생산의 변경선이 더욱 상승하면 동일 투입량을 통해 보다 많은 산출량 결과 가능성이 높아지고, 이는 기술의 진보($TC > 1$)를 뜻한다. 그러나 그 반대의 경우에는 기술퇴보($TC < 1$)가 발생했음을 의미한다. 이는 혁신 잠재력을 반영하고, 신제품 및 생산공정 혁신, 새로운 경영기법, 외부충격 등 생산가능곡선을 이동시키는 요인으로부터 영향을 받는다(박만희, 2008).

IV. 실증분석

4.1. 분석의 대상

연구에서 상대적 효율성을 측정의 대상 DMU는 국내은행들이다. 일반적으로 효율성 및 생산성을 비교하기 위해서는 비교대상이 되는 DMU들이 서로 동질적이어야 한다. 즉 국내은행들의 효율성 및 생산성을 측정하기 위해서는 비교의 대상인 국내은행들의 운영 형태나 등급, 사업형태, 대상고객 등이 동질적이어야 한다.

따라서 본 연구에서는 대상 고객이 지역기반 지역민이고 전국의 시중은행 대비 매출액 비중이 낮은 부산은행, 제주은행, 광주은행, 대구은행, 전북은행 등 지방은행들을 연구 대상에서 제외하였다. 즉 본 연구의 분석대상은 대한민국 전체 지역 국민을 고객으로 은행업을 영위하는 7개 대형은행과 2개의 인터넷은행을 대상으로 효율성과 생산성을 동시에 측정하였다.

본 연구에서는 효율성과 생산성 분석을 위해 기존의 문헌 연구를 바탕으로 입출력 변수를 정하였다. 세부적으로 입력변수인 이자비용은 박경보·홍종의(2015), Aftab et al.(2011)의 연구에서 입력변수로 사용되었고 판매관리비는 Goyal et al (2019)에 의해 사용되었으며 인건비는 신용휘(1996), Yang and Liu(2012), Azad et al.(2016), Fontin and Lin(2019)이 기존 연구에서 사용하였다. 또한 출력변수인 수수료수익은 홍봉영(2001)에 의해 사용되었고 이자수익은 박경보·홍종의(2015), Svitalkova(2014)가 사용하였다.

<표 2>의 개별적 입출력 자료의 연도별 변동 현황을 살펴보면, 입력변수인 이자비용 및 판매관리비용, 인건비 평균값은 2016년부터 2020년까지 2017년을 제외하고는 꾸준히 상승하는 추세이다. 이는 최저임금의 꾸준한 상승으로 인건비 평균이 크게 상승한데서 기인한다. 출력변수인 수수료수익 평균값은 2016년에서 2017년까지는 상승하다가 2018년을 기점으로 지속적으로 하락하고 있다. ICT 기술의 발전과 비대면 서비스의 이용 증가로 인해 은행에 직접 내방하여 업무를 처리하는 수수료수익은 2018년 기점으로 하락하고 있다. 출력변수인 이자수익 평균값은 2016년부터 2020년까지 꾸준히 상승하는 추세인데 국내은행의 대부분의 수익이 이자수익으로 유지 및 발전되고 있음을 보여 준다. 또한 다른 변수에 비하여 출력변수인 이자수익의 표준편차는 매우 커서, 상대적으로 변동의 폭이 컸음을 보여준다.

본 연구의 데이터 출처는 NICE평가정보(www.kisline.com)이며, DEA 측정 및 분석 도구로 MaxDEA 8 Ultra를 사용하였다(www.maxdea.com). 또한 분석 모델은 산출지향 DEA를 바탕으로 CCR 및 BCC 효율성을 각각 측정 및 분석하였다. 본 연구의 입력변수인 이자비용, 판매관리비, 인건비는 <표 2>의 살펴본 바와 같이, 경직되어있는 한국의 노동시장에서 쉽게 관리하거나 조정하기 힘든 변수라는 측면에서 투입지향 대신 산출지향방법을 선정하였다. 즉 고정 변수들을 사용하여 산출량을 증대하고자 하는 은행 산업에서는 산출지향 DEA 모델의 효율성을 비교가 적합하다.

<표 2> 입출력 데이터의 특성

단위: 개, 백만원

연도	통계	이자비용	판매비및관리비	인건비	수수료수익	이자수익
2016	최소값	0	13	9	200	1
	최대값	3,154	4,232	3,160	1,316	7,820
	평균	2,223	2,055	1,341	826	4,974
	표준 편차	1,253	1,464	1,040	349	3,436
	왜도	-1.406	-.304	.162	-.670	-.878
	첨도	.143	-1.007	-.428	1.346	-1.530
	JB*	2.6	0.5	0.1	1.1	2.0
2017	최소값	7	75	25	2	21
	최대값	2,995	3,633	2,496	1,482	8,235
	평균	1,940	2,032	1,322	726	5,174
	표준 편차	1,347	1,366	943	531	3,556
	왜도	-.851	-.612	-.454	-.288	-.872
	첨도	-1.572	-1.435	-1.612	-1.307	-1.532
	JB*	2.0	1.3	1.3	0.8	2.0
2018	최소값	26	92	31	6	60
	최대값	3,750	3,734	2,521	1,444	9,737
	평균	2,421	2,071	1,320	690	5,979
	표준 편차	1,655	1,365	923	485	4,056
	왜도	-.813	-.598	-.451	-.218	-.842
	첨도	-1.587	-1.336	-1.451	-.919	-1.552
	JB*	1.9	1.2	1.1	0.4	2.0
2019	최소값	47	105	35	4	89
	최대값	4,379	3,852	2,504	1,180	10,534
	평균	2,791	2,148	1,351	676	6,463
	표준 편차	1,881	1,400	919	440	4,348
	왜도	-.793	-.616	-.511	-.604	-.827
	첨도	-1.613	-1.331	-1.442	-1.452	-1.569
	JB*	1.9	1.2	1.2	1.3	1.9

연도	통계	이자비용	판매비및관리비	인건비	수수료수익	이자수익
2020	최소값	25	113	37	6	72
	최대값	3,357	4,028	2,658	1,207	9,719
	평균	2,100	2,173	1,374	670	5,807
	표준 편차	1,421	1,430	952	421	3,885
	왜도	-.795	-.522	-.393	-.490	-.799
	첨도	-1.608	-1.316	-1.364	-1.272	-1.558
	JB	1.9	1.1	0.9	1.0	1.9

주: JB(Jarque-Bera Test) = $(n/6) \times (\text{왜도}^2 + \text{첨도}^2/4)$

각각의 입출력 변수들 간의 상관관계는 다음의 <표 3>과 같다.

<표 3> 상관관계 분석결과

	이자비용	판매관리비	인건비	수수료수익	이자수익
이자비용	1				
판매관리비	.928*	1			
인건비	.898*	.994*	1		
수수료수익	.901*	.972*	.972*	1	
이자수익	.987*	.950*	.921*	.929*	1

주: *는 상관관계 0.01 수준에서 유의함 (양측).

상관분석 결과, 대체적인 모든 입출력 변수들 간 상관관계가 유의하게 분석되었다. 특히, 판매관리비와 인건비가 가장 높은 상관관계를 가지고(0.994) 이자비용과 이자수익 간에 높은 상관관계(0.987)가 있는 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 은행에서 집행하는 판매관리비와 인건비가 각각 독립적인 효율성 분석의 입력변수로서 서로 높은 연관성이 있음을 보여준다. 또한 은행 내에서 이자를 처리하는 이자 비용이 목적으로 하는 기대 결과인 이자수익과 밀접한 관련이 있음을 보여준다.

4.2. 정태적 효율성 분석

본 연구의 DEA 분석을 통한 TE, PTE 그리고 SE의 측정 결과값은 <표 4>에서 보여준다. 우선, 본 연구의 분석기간인 2016년부터 2020년까지 가장 효율적인 은행은 농협은행으로 CCR 및 BCC 모델에서 모두 효율적인 은행으로(TE=PTE=SE=1)로 측정 및 분석됨을 보여준다. 이외에도 국민은행과 SC은행이 2016년, 2017년, 2019년 가장 효율적인 은행으로 분석되었다. 이러한 결과는 농협은행, 국민은행과 SC은행들이 효율적으로 운영

된 원인을 다시 한번 살펴보고 이러한 요소들을 강화할 필요가 있음을 보여준다. 반면 나머지 비효율이 발생한 해당 은행은 비효율의 원인분석하고 마케팅 및 영업 강화 그리고 효율성 향상을 위한 IT 기술개발 등 이에 대한 효율성 개선 방안 등을 점검하고 개선할 필요가 있음을 보여준다.

<표 4> DEA 분석결과

년도	2016			2017			2018			2019			2020		
DMU 은행명	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE
국민은행	1	1	1	1	1	1	0.98	1	0.98	1	1	1	0.95	1	0.95
신한은행	1	1	1	0.99	0.99	1	0.98	1	0.99	0.98	1	0.98	0.95	1	0.95
우리은행	1	1	1	0.99	0.99	1	0.9	0.98	0.92	0.93	1	0.93	0.89	1	0.89
하나은행	0.94	1	0.94	0.87	0.92	0.95	0.87	0.91	0.96	0.89	0.94	0.94	0.84	0.93	0.91
SC은행	1	1	1	1	1	1	0.96	0.97	0.98	1	1	1	0.95	0.98	0.97
농협은행	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
IBK은행	0.93	1	0.93	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
K은행	1	1	1	0.95	1	0.95	0.86	1	0.86	0.75	1	0.75	0.91	1	0.91
카카오은행	0.87	0.93	0.93	0.87	0.95	0.92	0.87	0.97	0.9	0.87	0.95	0.92	0.88	0.96	0.91

DEA 분석결과를 토대로 국내은행들의 효율성 결과값은, 첫째, 연구의 DMU 중에서 효율성이 가장 높은 측정된 농협은행의 경우 국내 농업조합, 농업인 은행 이용객 및 조합원을 활용하여 국내 최대의 영업 네트워크를 구축하여 높은 수수료 및 이자수익을 발생시킨 것으로 추정할 수 있다. 한편, 인터넷은행인 카카오뱅크의 경우 순수 기술적 운영은 평균 효율성이 95%로 높았으나 규모의 비효율(scale inefficiency)이 커서 불변규모 수익(CRS) 기반의 TE 값은 평균 효율성이 87%로 상대적으로 낮게 나타났다. 따라서 카카오뱅크의 경우에는 향후 규모의 비효율을 극복하고 TE를 향상을 위한 다양한 세부 전략 방안이 필요하다.

둘째, 연도별 비효율의 원인을 분석해 보면, 2017년에는 순수기술에 의한 비효율(PTE < SE)이 규모에 의한 비효율(PTE > SE)보다 높게 나타났으나, 전반적으로 규모에 의한 비효율이 우세한 것으로 분석되었다. 2016년에는 순수기술에 의한 비효율과 규모에 의한 비효율이 각각 50%로 동일하게 분석되었다. 2017년으로 가면서, 순수기술에 의한 비효율이 80% 규모에 의한 비효율이 20%이었다. 그러나 이러한 비효율의 원인은 2018년을 기점으로 규모에 의한 비효율이 발생하는 경우가 2018년 71.4%, 2019년 80% 그리고 2020년에는 100%가 되었다. 즉 은행들은 향후 규모 확충을 통한 규모의 효율성을 높이기 위해 추가적인 인력 및 자본 투자를 통한 규모 확대가 더욱 요구된다.

또한 연도별로 비효율을 야기한 원인이 은행별로 서로 다르게 나타나는 경우가 있다.

예를 들어, 하나은행의 경우에 2016년에는 비효율의 원인이 규모에 의한 비효율이었으나 $[1.00(PT E) > 0.94(SE)]$, 2017년 순수기술에 의한 비효율이 나타났다 $[0.92(PT E) < 0.95(SE)]$. 이러한 양상은 2018년 $[0.91(PT E) < 0.96(SE)]$ 과 2019년 $[0.89(PT E) < 0.94(SE)]$ 까지 나타나다가 2020년 또다시 규모에 의한 비효율 $[0.93(PT E) > 0.91(SE)]$ 로 분석되었다. 일반적으로, 연도별 특성이나 또는 은행별 상황에 따라 비효율의 원인이 다양하게 나타난다. 따라서, 이러한 은행은 비효율을 개선하기 위해서는 순수기술 비효율의 원인 파악과 은행별 내부 여건 및 상황 그리고 특성을 감안한 개선 제안의 도출이 필요하다.

4.3. 국내 은행 견고성 테스트

전통적인 DEA는 데이터의 효율성을 측정하기가 비교적 간단하지만 효율성 추정에서 무작위 오류를 허용하지 않는다는 점에서 비통계적 또는 비모수적 방법론이라는 비판을 오랫동안 받아왔다(Assaf and Josiassen, 2012; Lee and Worthington, 2014). 이러한 문제를 보완하기 위해 부트스트랩 DEA 점수를 측정하여 표준 DEA의 편향을 제어하고 효율성 점수의 통계적 유의성을 확인하고 통계적 신뢰도 범위를 제안하고자 한다. Simar and Wilson(1998)의 연구를 참조하여 2000번의 분석을 실행하여 적절한 신뢰구간 범위 내 결과를 얻었다. <표 5>는 DEA 부트스트랩에 의한 시중은행의 PTE 점수 변화 비교를 나타낸다.

<표 5> 2016~2020년 시중은행 부트스트랩 PTE 점수

DMU	2016	2017	2018	2019	2020	평균
국민은행	0.822	0.888	0.817	0.813	0.926	0.853
신한은행	0.772	0.803	0.813	0.855	0.848	0.818
우리은행	0.735	0.761	0.759	0.734	0.816	0.761
하나은행	0.746	0.801	0.793	0.761	0.847	0.79
SC은행	0.925	0.908	0.791	0.746	0.915	0.857
농협은행	0.839	0.843	0.848	0.806	0.927	0.853
IBK은행	0.902	0.931	0.92	0.923	0.947	0.924
K은행	N/A	0.879	0.719	0.59	0.892	0.77
카카오은행	N/A	0.89	0.821	0.889	0.837	0.859

부트스트랩 분석결과를 토대로 국내은행들의 효율성을 살펴보면, 기간 전체의 평균 효율성값이 가장 높은 은행은 IBK은행으로 2016~2020년 평균 0.924로 분석되었다. 그리고 가장 낮은 평균값은 우리은행으로 기간 중 0.761의 값으로 분석되었다.

이러한 결과는 전통적인 비모수적 DEA의 효율성 분석값인 <표 4>의 DEA 효율성값

이 비모수적 한계를 보완하는 확률적 모수적 방법 부트스트랩 PTE의 효율성 분석값과 상이함을 보여주고, 효율성 연구방법에 따른 DMU 간 효율성 순위도 일부 달라질 수 있음을 보여준다.

4.3. 생산성 분석

아래의 <표 6>는 국내 은행들의 생산성 변화를 분석한 결과이다. 2016년부터 2020년까지 은행별 MI 값의 변화를 보면, MI는 1.045의 값으로, 약 4.5% 증가하였다. 일반적으로 MI는 EC와 TC의 곱으로 측정되는데, 이러한 MI 증가는 EC가 1.1% 감소하였고, 또한 TC가 5.5% 증가한 것에 기인하고 있다.

이미혜·김행진(2021)은 기업의 생산성을 연구하였는데, 개별 영업장별로 생산성 변동을 살펴보면, 카카오뱅크의 MI가 1.205로 가장 큰 생산성 증가를 보였으며, 신한은행 MI가 1.003으로 가장 미미한 생산성 증가가 나타났다. 대체적으로 모든 은행들의 TC는 1이상으로 증가한 반면, EC는 은행에 따라 감소한 경우도 있고 증가한 경우도 있다. 분석 결과는 EC의 감소가 MI가 감소의 주된 원인임을 보여준다.

EC가 감소한 은행들은 국민은행, 신한은행, 우리은행, SC은행, 농협은행, 케이뱅크인데 이들 은행들은 EC를 높이기 위해 전략 실행 방안이 요구되고, 은행 직원들의 학습 및 지식효과, 경쟁력 강화, 비용개선 및 유효자원 활용 등을 통한 생산 변경선 단축을 위한 시도들이 필요함을 보여준다.

<표 6> TC, EC 및 MI의 변화(2016-2020년)

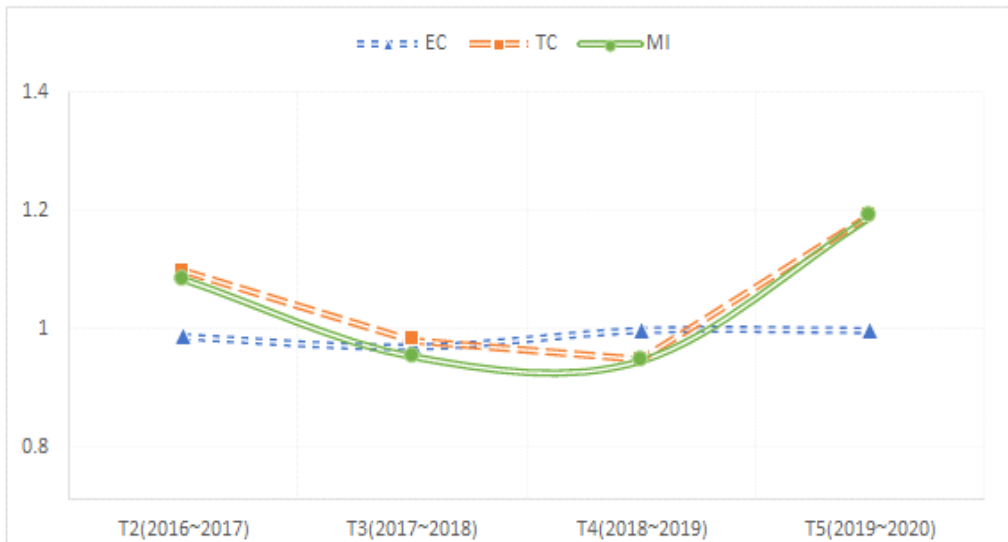
DMU	EC	TC	MI
국민은행	0.987	1.073	1.056
신한은행	0.972	1.033	1.003
우리은행	0.972	1.038	1.005
하나은행	1.004	1.003	1.007
SC은행	0.987	1.061	1.043
농협은행	0.988	1.046	1.032
IBK은행	1	1.007	1.007
K은행	0.993	1.031	1.047
카카오은행	1	1.205	1.205
기하평균	0.989	1.055	1.045

동태적인 생산성 변화에 대한 분석으로 9개 시중은행의 연도별 MI, EC 및 TC의 변화는 아래의 <그림 1>과 같다. 우선 MI는 2016-2017년에는 1.08로 1을 상회하다가 2017년

을 기점으로 2019까지 지속적으로 하락하다가 2020년 1.19로 급격히 상승한다. 또한 TC도 MI와 유사한 형태로 2016~2017년에는 1.09로 1을 상회하다 MI와 같이 2017~2019까지 하락하고 2020년에는 1.19로 반등하는 패턴을 보이고 있다. 서지용 (2018)은 금리상승이 은행의 전체적인 수익성에 부(-)의 영향을 미친다고 주장하였고 홍희주·김상봉(2018)은 최고금리 변동에 따른 비은행 금융기관 이용자의 배제 규모에 대한 연구를 진행하였다. 금리상승기인 2017~2019년 MI가 지속적으로 하락하고, 금리가 낮아지며 사상 최저의 저금리 시기인 2020년 MI가 급격히 상승한 것은, 금리의 방향이 수익성뿐만 아닌 은행 생산성에도 부(-)의 영향을 줄 수 있다. 또한 TC의 상승은 은행 비대면 서비스나 핀테크를 포함하는 IT 기술발전 및 이를 현장에 활용한 것이 TC 향상에 큰 기여를 하였음을 알 수 있다.

반면에 EC는 TC와 상반된 패턴을 보이고 있는데 조사기간(2016~2020년)동안 1미만으로 큰 변동 없이 유지되고 있는데 이러한 결과는 MI의 감소 및 상승에 영향을 주요한 요인은 EC가 아닌 TC의 감소 또는 상승이 주된 원인임을 알 수 있다.

<그림 1> 생산성 변화(2016~2020)



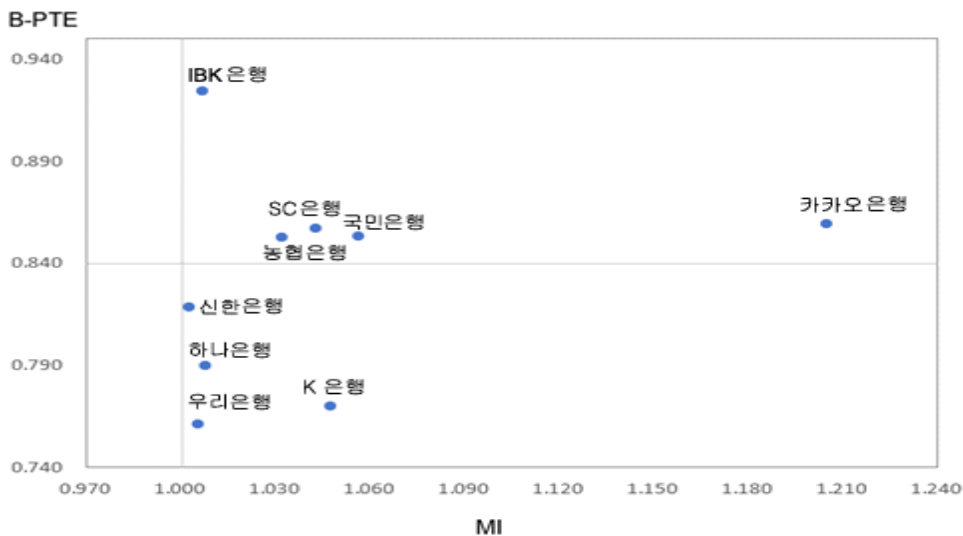
V. 결론 및 시사점

5.1. 연구 결과의 요약

본 연구는 2016년부터 2020년까지 국내에서 사업을 영위하고 있는 은행들을 대상으로 정태적 효율성 및 동태적 생산성을 같이 분석하였다. 부스트랩한 PTE와 MI를 축으로 분석한 종합 결과를 보면, 다음의 <그림 2>으로 요약할 수 있다. 우상향에 위치한 은행들은 PTE 값이 평균보다 높고 MI결과 값이 1이상인 우수한 은행 집단이고, 좌하향에 위치한 그룹은 VRS 값과 MI 값의 개선할 필요성이 있는 은행 그룹들이다. 특히, 카카오뱅크는 규모와 업력면에서 상대적으로 규모가 작고 영업한지 오래되지 않았음에도 불구하고, PTE 값과 MI 값 모두 매우 우수한 은행으로 평가되었다. 반면에, 우리은행은 PTE 값이 평균 이하이며 MI 결과값도 상대적으로 아주 낮게 평가되어, 향후 내부 효율적 조직 구성 및 조정 그리고 ICT 개발 및 다양한 영업 및 마케팅 활동을 통해 이 두 개의 지표에 대한 개선이 필요한 은행으로 평가되었다.

한편, IBK은행의 경우에는 분석기간 동안 PTE값이 매우 높아 효율성을 개선한 여지는 적지만 생산성이 상대적으로 매우 낮아 생산성 개선 조치가 필요하다. 또한 하나은행과 신한은행은 MI 값은 1이상으로 증가하였지만, 낮은 PTE 값을 가지고 있어서 이들 은행들도 우리은행과 마찬가지로 연도별 효율성 개선을 위한 다양한 노력이 필요한 것으로 분석되었다.

<그림 2> MI 및 부스트스트랩 PTE 기반 은행 분류



5.2. 연구의 시사점 및 한계

본 연구는 2016년부터 2020년까지 국내은행들을 대상으로 효율성 및 생산성을 측정하고 분석한 연구 결과를 통해 몇 가지 시사점을 제시함이 가능하다.

첫째, 지난 수년간 은행 산업은 빠르게 구조가 변화하고 있고, 비대면 서비스가 늘어나고 ICT 기술의 발전 등으로 세계의 많은 은행들은 빠른 기술 및 시스템 투자와 조직 구조 개편 등을 통해 빠르게 효율성 및 성과를 개선하고 있다. 빠르게 변화하는 외부의 환경변화 상황에서 국내은행들의 각 회계 연도별 효율성 변화 및 생산성 변화를 측정은 꼭 필요하다. 그리고 비효율 원인분석 및 생산성 변화의 원인분석은 생산적이고 효율적인 은행 운영을 위해 중요하다. 연구는 DEA 및 MI 측정 및 분석결과를 바탕으로 전체의 은행 산업에 대한 구체적 실행, 개선 및 발전 방안의 제시와 함께 개별의 은행별로 효율성 및 생산성에 대한 현재의 분석과 더불어 개선 및 증진방안을 제시하고 있다. 은행별 비효율 원인이 규모에 의한 것인지 순수기술에 의한 것인지에 대하여 개별 은행별로 파악하여 규모에 의한 비효율은 은행 자본 및 인력 확충을 포함하여 규모 확대 전략을 실행하고 순수기술에 의한 비효율은 은행의 경우에는 핀테크 및 은행 관련 IT 기술개발 및 조기 적용 등의 전략을 도입하여야 한다.

둘째, 본 연구는 인터넷전문은행 효율성 연구에 대한 최초의 선행연구로써 학술적으로 기여한다. 인터넷은행은 최신 급격하게 양적 질적으로 늘어나면서 많은 연구가 이루어졌지만 카카오 뱅크와 K뱅크를 포함한 국내 인터넷은행의 효율성 및 생산성에 대한 연구에 대해서는 알려진 바가 거의 없다. 또한 현재 신청을 마친 토스를 포함하여 인터넷은행에 대한 효율성의 초기 연구로서 이 연구는 후속 연구 및 연구자들에게 영감을 줄 것으로 기대한다. 특히 규모의 비효율이 높은 인터넷은행들은 향후 인력 및 자본에 대한 투자가 더욱 요구된다.

셋째, 2016년 이후 은행들의 MI가 지속적으로 감소하였다가 2018년 이후 2020년까지 지속적으로 상승하였다. 먼저 은행들은 이전의 MI 감소의 원인이 금리를 포함하는 구조적인 문제인지 아니면 은행에 접목 가능한 비대면 및 핀테크 IT 기술 미비를 포함하는 운영상의 문제인가를 분석할 필요가 있다. 또한 MI 상승의 대부분이 TC의 상승에서 발생하는바 은행 산업들이 해당 시기에 변경한 기술적 변화가 어떠한 것인지 세부적으로 살펴 볼 필요가 있다. 또한 EC의 경우 큰 변화 없이 연구기간 동안 안정적이었지만 1미만의 값을 유지하여 효율성이 지속적으로 감소한 것을 알 수 있는바, 이러한 효율성의 감소 원인을 찾는 추가 연구가 필요하다.

아울러 본 연구는 다음과 같은 부분에서 한계점 역시 포함하고 있다. 첫째, 전체적으로 개별 은행별 효율성 변화와 생산성 변동을 제시하였지만, 구체적이며 실무적으로 실행이 용이한 전략 대안을 제시하는 데에는 한계가 있다. 즉, 은행들의 조직구조 및 기술

수준과 종사자들의 서비스품질 수준과 고객만족도 등과 요인을 함께 제시하지 못한 한계가 있다. 둘째, 은행 산업은 정부의 금융거래지표의 관리에 관한 법률과 금융감독 위원회에 의해 영향받는 대표적 기관산업으로 경제의 매우 중요한 한 축으로 유지되고 있지만, 다른 한편으로는 금융감독 위원회에 감독을 받는 규제산업 중의 하나이다. 따라서 은행의 지속적 성장 및 내부의 운영 효율성을 제언하기 위해서 은행의 관리감독 주체인 정부의 역할과 정책적 판단을 연구 모델에 반영하여야 한다. 예를 들어, 정부의 규제완화나 은행업의 타 산업과의 연계 등과 같은 정책적 판단은 은행의 효율성과 생산성에 매우 큰 영향을 미친다. 그러나 연구에는 이 같은 외부의 환경요인인 정부의 정책 및 규제 등의 다양한 변수들을 모델에 반영하지 못한 한계가 존재한다. 따라서 향후에는 이러한 정부 정책변수들과 규제들이 개별 은행의 효율성과 생산성에 어떤 영향을 주고받는가를 거시적 상황을 고려한 모형을 통해 연구를 분석할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- 김주일(2017), "신용위험과 대출이자율과의 관계", 「신용카드리뷰」, 11(2), 1-24.
- 김진왕 · 유한주 · 송광석(2009), "DEA를 이용한 서비스효율성 측정에 관한 연구 -국내 5개 시
중은행의 서비스품질지수를 중심으로", 「품질경영학회지」, 37(1), 80-90.
- 김혜숙 · 최승빈(2010), "전자금융채널 도입이 은행의 DEA 효율성과 효과성에 미치는 영향",
「경영연구」, 25(2), 279-306.
- 강은경 · 김성아(2015), "글로벌 금융위기 이후 국내은행의 생산성 변화 측정: 2007-2012년",
「상업교육연구」, 29(2), 25-44.
- 박경보 · 홍종의(2015), "은행산업 진단방법론 개발", 「한국산학기술학회 논문지」, 16(1),
255-265.
- 박만희(2008), "DEA 효율성 및 Malmquist 생산성 분석시스템 개발", 「생산성논집」, 22(2),
241-265.
- 서지용(2018), "은행 수익성에 미치는 금리행태의 영향력", 「한국자료분석학회」, 20(4),
1961-1971.
- 신용휘(1996), "서비스 산업의 효율성 측정에 관한 연구", 「경상논집」, 10(2), 99-125.
- 이미혜 · 김행선(2021), "분할기업의 생산성 효과 분석", 「신용카드리뷰」, 15(4), 110-127.
- 이영수(2007), "한국 주식시장에 대한 미국과 일본시장의 영향력 분석", 「국제지역연구」,
11(3), 367-386.
- 홍봉영(2001), "DEA를 이용한 국내은행의 효율성 평가", 「사회과학논총」, 7, 11-15.
- 홍희주 · 김상봉(2018), "최고금리 변동에 따른 비은행 금융기관 이용자의배제 규모에 대한 연
구", 「신용카드리뷰」, 12(1), 29-49.
- Aftab, M., Ahamad, S., Ullah, W., and Sheikh, R. A.(2011), The impact of bank efficiency on
share performance: Evidence from Pakistan, *African Journal of Business Management*,
5(10), 3975-3980.
- Assaf, A. G. and Josiassen, A.(2012), European vs. US airlines: Performance comparison in a
dynamic market, *Tourism Management*, 33(2), 317-326.
- Azad, M. A. k., Munisamy, S., Masum, A. K. M., Saona, P., and Wanke, P.(2016), Bank
efficiency in Malaysia: a use of malmquist meta-frontier analysis, *Eurasian Business
Review*, 7(2), 287-311.
- Banker, R. D., Charnes, A., and Cooper, W. W.(1984), Some models for estimating technical
and scale inefficiencies in data envelopment analysis, *Management science*, 30(9),
1078-1092.
- Demertzis, M. and Vieg, N.(2021), *Low interest rates in Europe and the US: one trend, two
stories*, Bruegel-Policy Contributions.
- Fare, R., Grosskopf, S., and Lovell, C. A. K.(1994), *Production frontiers*, Cambridge
university press.
- Fontin, J. R. and Lin, S. W.(2019), Comparison of banking innovation in low-income
countries: A meta-frontier approach, *Journal of Business Research*, 97, 198-207.

- Hack, M. and Nicholls, S.(2021), *Low interest rates and bank profitability -the international experience so far*, Reserve Bank of Australia in BULLETIN, 77-85
- Goyal, J., Singh, M., Singh, R., and Aggarwal, A.(2019), Efficiency and technology gaps in Indian banking sector: Application of meta-frontier directional distance function DEA approach, *The Journal of Finance and Data Science*, 5(3), 156-172.
- Lee, B. L. and Worthington, A. C.(2014), Technical efficiency of mainstream airlines and low-cost carriers: New evidence using bootstrap data envelopment analysis truncated regression, *Journal of Air Transport Management*, 38, 15-20.
- Mavlutova, I., Volkova, T., Natrins, A., Spilbergs, A. Arefjevs, I., and Miahkykh, I.(2020), Financial sector transformation in the era of digitalization, *Studies of Applied Economics*, 38(1), 1-15.
- Simar, L. and Wilson, P. W.(1998), Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models, *Management science*, 44(1), 49-61.
- Svitalkova, Z.(2014), Comparison and evaluation of bank efficiency in selected countries in EU, *Procedia Economics and Finance*, 12, 644-653.
- Yang, C. and Liu, H. M.(2012), Managerial efficiency in Taiwan bank branches: A network DEA, *Economic Modelling*, 29(2), 450-461.
- Yoon, C. H. and Lim, D. S.(2020), An empirical study on factors affecting customers' acceptance of internet-only banks in Korea, *Cogent Business & Management*, 7(1), 1792259.

Comparison of Static Efficiency and Dynamic Productivity of Banks in Korea: Using Data from 2016 to 2020

Gowangwoo Park*

PhD Student, Hansung University, Seoul, Korea

Jae-Young Chang**

Professor, Hansung University, Seoul, Korea

Seok Kee Lee***

Associate Professor, Hansung University, Seoul, Korea

〈Abstract〉

In this study, the current efficiency and productivity of domestic commercial banks are measured using the Data Envelope Analysis (DEA) method and the Malmquist Index (MI) analysis. The main results of the analysis are as follows. First, some banks were efficient in average technical efficiency (CCR), pure technical efficiency (BCC) and scale efficiency (SE), while others were not. Second, in the case of some Internet banks, the average efficiency of pure technical operation was high, but scale inefficiency was low. The TE value based on CRS showed relatively low average efficiency. Third, when analyzing the causes of inefficiency by year, it was found that overall, except for 2017, inefficiency by scale (PTE > SE) was dominant. Fourth, in terms of dynamic productivity change, it was found that the development of IT technology and its use in the field to be achieved made a great contribution to the improvement of TC. These results suggest that the strategy of scale expansion rather than profit increase, manpower and sales management expansion is more effective. It also suggests that technological development through non-face-to-face and IT technology development should be further expanded to increase productivity.

Keywords: Bank industry, Efficiency, DEA, Productivity, Malmquist

<최초 투고일: 2022년 2월 4일>, <수정일: 2022년 3월 18일>

<게재 확정일: 2022년 3월 21일>

* Address: 116, Samseongyo-ro 16-gil, Seongbuk-gu, Seoul, 02876, Republic of Korea,
E-mail: pkmaster@naver.com, Tel: +82-2-760-5693

** Address: 116, Samseongyo-ro 16-gil, Seongbuk-gu, Seoul, 02876, Republic of Korea,
E-mail: jychang@hansung.ac.kr, Tel: +82-2-760-4495

*** Address: 116, Samseongyo-ro 16-gil, Seongbuk-gu, Seoul, 02876, Republic of Korea,
E-mail: seelee@hansung.ac.kr, Tel: +82-2-760-8011