

DEA 및 DEA-Window를 통한 국내 게임산업의 정태적/동태적 효율성 분석: 온라인 및 모바일 게임 기업을 중심으로

Measuring Relative Static/Dynamic Efficiency of Korean Game Companies Using DEA and DEA-Window: Focusing on Online and Mobile Game Company

이재영, 임춘성, 반승현
연세대학교 산업공학과

Jae-Young Lee(jaeyya@gmail.com), Choon-Seong Leem(leem@yonsei.ac.kr),
Seung-Hyun Ban(shban777@gmail.com)

요약

본 연구는 최근 엔터테인먼트 산업의 핵심 분야로 각광받으며 향후 국가 경제의 새로운 성장 동력으로 주목을 받고 있는 게임산업 중 온라인 및 모바일 게임 기업 25곳을 대상으로 2014년부터 2018년까지 5년간의 효율성 분석을 진행하였다. 정태적 효율성 분석을 위해 DEA를, 동태적 효율성 분석을 위해 DEA-Window를 사용하였다. 투입 변수로 자산, 종업원 수, 비용을 선정하였으며 산출 변수로 영업이익과 매출을 선정하였다. 연구의 주요 결과로는 규모 효율성은 2014년을 제외하고 전체 평균이 0.85를 넘는 준수한 결과를 보였으나, 기술 효율성은 전체 기간 중 0.80을 넘은 연도가 없었다. 또한 기업 규모의 관점에서 상위 기업과 하위 기업의 효율성 차이가 큰 것으로 나타났으며, 효율성 평균의 추이는 2014년부터 2016년까지 상승하다가 2017년부터 하락하는 결과를 나타냈다.

■ 중심어 : | 자료포락분석 | DEA-윈도우 | 효율성 | 게임산업 | 온라인 및 모바일 게임 기업 | 의사결정단위 |

Abstract

This study analyzes 5-year efficiency of the game industry, from 2014 to 2018 which is aimed at 25 online and mobile game companies, that are emerging as a new growth engine of a national economy to come and as a core areas of late entertainment industry. The DEA is used for static efficiency analyze and the DEA-Window is used for dynamic efficiency analyze. This study uses assets, the number of employees and costs as input variables and it also uses operating profits and sales as output variables. The main results show that scale efficiency presents a reasonable result over 0.85 on a total average except 2014. However, there has not been a year that is over 0.80 of the whole period in technical efficiency. Also, in terms of business scale, there is a huge efficiency gap between high rank companies and low rank companies and the average trend of efficiency has been increased from 2014 to 2016 but it has been decreased since 2017.

■ keyword : | Data Envelopment Analysis | DEA-Window | Efficiency | Game Industry | Online and Mobile Game Company | Decision Making Unit |

* 이 논문은 국토교통부의 스마트시티 혁신인재육성사업으로 지원되었습니다.

접수일자 : 2020년 09월 10일
수정일자 : 2020년 10월 05일

심사완료일 : 2020년 10월 13일
교신저자 : 임춘성, e-mail : leem@yonsei.ac.kr

I. 서론

1. 연구 배경

21세기에 들어서며 전 세계적으로 IT기술의 발전과 인터넷의 확산으로 엔터테인먼트 산업은 빠르게 성장하였다. 엔터테인먼트 산업은 영화, 음악, 방송, 게임 등을 포함하고 있는데, 엔터테인먼트 산업은 부가가치가 매우 높으며 사회적 파급효과가 커서 국가 경제의 새로운 성장 동력으로 주목받고 있다. 이러한 엔터테인먼트 산업에 대하여 우리나라는 전반적으로 큰 강점을 보이고 있는데, 그 중 게임산업은 2019년 상반기 전체 콘텐츠 수출액 중 69.2%를 차지하여 엔터테인먼트 산업에서 게임산업의 중요성을 나타냈다. 2018년 기준 국내 게임 시장 규모는 14조 2,902억 원으로 집계되었는데, 이는 전년 대비 8.7% 증가한 수치이다. 국내 게임 시장 전체 매출액은 지난 10년간 꾸준히 성장하였으며, 전체 세계 게임 시장에서 6.3%의 점유율을 보이며 미국, 중국, 일본에 이어 세계 4위를 기록하였다[1].

그러나 전 세계 게임 시장 규모 4위를 달성함에도 불구하고 글로벌 게임 개발사 상위 10개 사에 한국 기업은 없었다. 또한, 2019년 세계보건기구(WHO)가 게임 이용 장애에 질병코드를 부여하는 것과 같은 여러 규제와 더불어 국내 게임시장 성장의 둔화와 글로벌 기업들의 국내 진출로 인한 경쟁 심화 등 국내 게임산업을 둘러싼 악재가 이어지고 있는 상황이다. 따라서 국내 게임산업의 진흥과 발전을 위해서 게임산업에 대한 객관적인 이해와 평가가 필요한 시점이라 할 수 있다.

지속적으로 기업의 경쟁력을 확보하기 위해서 경영 활동에 대한 성과를 측정하는 것은 매우 중요하다. 성과를 측정함으로써 현재 기업의 업무 수행 정도를 파악하고 이를 통해 기업의 경영전략을 수립할 수 있기 때문이다. 기업의 운영 효율성 측정을 위해서 다양한 방법을 사용할 수 있었지만, 그 중 자료포락분석(Data Envelopment Analysis, 이하 DEA)이 다양한 산업 내 기업의 운영 효율성 측정을 위해 널리 사용되었다. 본 연구는 온라인 게임 기업의 효율성 측정을 위해 DEA를 사용하고자 한다. DEA는 다수의 투입 요소와 산출 요소를 갖는 의사결정단위(Decision Making Unit, 이하 DMU)의 상대적 효율성을 측정하는 선형계획 모형이다

[2]. DEA는 최소한의 정보로 기업의 효율성을 평가할 수 있다는 장점이 있으며 특정 기간 동안의 정태적 효율성을 측정하는 것이 특징이자 한계라 할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 DEA의 한계를 보완하기 위해 시간 변화에 따른 동태적 효율성 변화를 측정할 수 있는 DEA-Window 분석을 더하고자 한다.

2. 선행연구

DEA와 DEA-Window 분석은 특정 산업 내 기업의 효율성을 측정하고 분석하는 연구에 널리 활용되어 왔다. 김태혁/김병철(2006)은 DEA-Window를 활용하여 국내 손해보험회사들의 효율성의 변화를 동태적으로 분석하였다. 투입 변수로 임직원, 모집인, 사업비를 선정하였고 산출 변수로 수입보험료와 운용자산을 선정하였다[3]. 김명중(2015)은 국내 소매대리점들의 정태적, 동태적 효율성을 평가하였다. 투입 변수로 직원 수, 임차료, 상품수를 선정하였으며 산출 변수로 매출액, 고객수를 선정하였다[4]. 이성희/김태수/이학연(2015)은 20개 정부출연 연구기관의 성과를 효율성 관점에서 평가하였다. 투입 변수로 연구비, 연구원을 선정하였고 산출 변수를 특허, 논문, 기술이전과 유상기술이전, 기술료 두 가지로 구분하여 선정하였다[5]. 이수현/김재운(2018)은 국내 해양항공기업 상위 50개를 선정하여 운영 효율성을 측정하였다. 투입 변수로 자본과 직원 수를 선정하였고 산출 변수는 매출액과 영업이익을 선정하였다[6]. 마지막으로 김수영/윤문길(2019)은 국내 5개 저비용항공사를 대상으로 운영 효율성 3단계로 나누어서 측정하였다. 1단계는 투입 변수로 매출원가를 산출 변수로 ASK를 선정하였다. 2단계는 투입 변수로 ASK와 판매관리비, 산출 변수로 RPK를 선정하였으며, 3단계 투입 변수로 RPK를 선정하고 산출 변수로 영업이익을 선정하였다[7].

국내 온라인 게임 기업을 대상으로 진행한 연구는 다음과 같다. 윤건우/유승호(2009)는 온라인 게임산업은 정보 집약적이며, 기술 위주의 생산, 아이디어 위주의 활용이 중요하므로 다른 자원보다 인적 자원이 중요하다는 관점에서 인적 자본의 효율성을 측정하였다. 두 가지 모델로 구분하여 효율성을 측정하였는데, 첫 번째 모델에서는 투입 변수로 종사자 수, 총개발비로 보았으

며, 산출 변수로 당해 매출액을 선정하였다. 두 번째 모델에서는 총개발비, 인건비, 교육훈련비를 투입 요소로 선정하고 산출 요소로 당해 매출액을 선정하였다[8]. 고동원(2012)은 게임 소프트웨어 및 서비스 산업에 속하는 20개 기업의 경영효율성을 측정하였다. 투입 변수로 종업원 수, 총 자산, 투자 자산을 선정하였으며 산출 변수로 총매출액과 기업 가치를 선정하였다[9]. 마지막으로 전훈/이학연(2014)은 게임산업협회에 등록되어 있는 기업 중 14개의 기업을 선정하여 정태적/동태적 분석을 수행하였다. 투입 변수로 인원, 자본, 자산을 선정하였으며 산출 변수로 매출액, 영업이익, 당기순이익을 선정하였다. 선행 연구를 표로 정리하면 다음과 같다 [10].

표 1. DEA 분석을 활용한 선행연구

연구자	투입 변수	산출 변수
김태혁, 김병철 (2006)	임직원, 모집인, 사업비	수입보험료, 운용자산
김명중(2015)	직원 수, 임차료, 상품수	매출액, 고객수
이상희, 김태수, 이학연(2015)	연구비, 연구원	1) 특허, 논문, 기술이전 2) 유상기술이전, 기술료
이수현, 김재윤(2018)	자본, 직원수	매출액, 영업이익
김수영, 윤문길(2019)	1) 매출원가 2) ASK, 판매관리비 3) RPK	1) ASK 2) RPK 3) 영업이익
윤건우, 유승호(2009)	1) 종사자 수, 총개발비 2) 총개발비, 인건비, 교육 훈련비	1) 당해 매출액 2) 매출액
고동원(2012)	종업원 수, 총자산, 투자 자산	총매출액, 기업가치
전훈, 이학연(2014)	인원, 자본, 자산	매출액, 영업이익, 당기순이익

이렇듯 국내 게임산업을 대상으로 진행한 연구는 그 수가 적을 뿐만 아니라 무엇보다 최신 연구가 미비하다. 또한, 개별 기업 수준이 아닌 산업 수준에서 현황을 분석하고 이를 적용하는 것이 본 연구가 갖는 선행연구와의 차별점이라고 할 수 있다. 게임산업의 경우 기술의 비중이 매우 높은 사업으로 기술의 발전과 변화가 매우 빠른 분야이다. 또한, 시장의 변화도 매우 빠른 분야인데, 최근 게임 시장규모에서 가장 큰 부분이 PC 게임 시장에서 모바일 게임 시장으로 전환되는 등 시장의 트렌드가 급변하고 있어 이를 반영한 연구가 필요한 시점이라 할 수 있겠다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 본론에서는 효율성 분석에 사용되는 DEA 및 DEA-Window 분석에 대한

이론적 배경을 설명한 뒤, 본 연구의 분석대상과 변수에 대해서 소개한다. 또한 각 분석에 대한 결과를 제시한다. 마지막 결론에서는 본 연구를 통해 도출할 수 있는 시사점과 한계를 제시한다.

II. 이론적 배경

1. DEA

비모수적 효율성 측정방법인 DEA는 다른 효율성 측정방법과는 다르게 사전에 구체적인 함수형태를 가정하고 모수를 추정하는 것이 아니라 선형계획법에 근거하여 평가대상의 경험적인 투입요소와 산출요소 간의 자료를 이용하여 경험적 효율 프론티어를 도출한 후 평가대상들이 효율적 프론티어로부터 얼마나 떨어져 있는지 비교하여 비효율성을 측정하는 기법이다[11]. 한편, 측정결과를 분석할 때 주의해야 할 점은 효율적으로 평가된 DMU(Decision Making Unit)는 상대적으로 평가된 것이지 절대적 의미에서 효율적인 것이 아니라는 것이다. 절대 효율성은 '달러/인원수'와 같이 물리적인 단위나 모종의 비율로서 표현된다. 따라서 결과 값에 범위의 제약이 없다. 반면 상대효율성은 생산활동을 하는 경제주체가 가진 효율성 중에서 최고치와 비교하여 상대적으로 나타내는 값이다. 최근까지 다양한 DEA모형이 여러 학자들에 의해 개발되어 제시되고 있는데, 일반적으로 DEA 모형 중에서 가장 많이 활용되는 모형은 Charnes, Cooper, Rhodes[12]의 CCR 모형과 Banker, Charnes, Cooper[13]의 BCC 모형이다. CCR모형은 규모수익불변(CRS) 가정하에서 사용되며, BCC모형은 규모수익가변(VRS) 가정 하에서 사용된다. 또한 이 두 모형은 투입 요소에 초점을 두는가, 산출 요소에 초점을 두는가에 따라 투입지향(Input Oriented)과 산출지향(Output Oriented)으로 구별된다. 본 연구에서는 주어진 투입 요소의 수준에서 산출 요소 수준의 최대화를 목적으로 하는 산출지향 모형을 사용하려고 한다. 먼저 산출지향 CCR 모형의 수식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \theta \\ \text{s.t.} \quad & x_0 - X\lambda \geq 0 \\ & \theta y_0 - Y\lambda \leq 0 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned} \tag{1}$$

본 연구에서 사용하고자 하는 산출지향 BCC 모형의 수식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \theta \\ \text{s.t.} \quad & x_0 - X\lambda \geq 0 \\ & \theta y_0 - Y\lambda \leq 0 \\ & e\lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned} \tag{2}$$

여기서 x_0, y_0 는 DMU_0 의 투입물과 산출물 벡터이며, X 와 Y 는 전체 DMU들의 투입물과 산출물 행렬을 나타내며, λ 는 가중치 벡터, θ 는 효율성 점수의 역수이다. CCR 모형과 비교하였을 때, $e\lambda = 1$ 이라는 제약식이 추가되었는데, 여기서 e 는 1로만 이루어진 벡터이며, 규모수익가변(CRS)의 상태를 모두 포괄하고 있음을 나타낸다.

규모수익가변(VRS) 가정 하에서 개별 기업에 대한 규모 효율성을 CCR 효율성과 BCC 효율성을 통해 도출할 수 있다. 규모 효율성은 기업의 생산규모가 최적 규모 상태인지 측정하는 것으로 θ_{CCR} 을 CCR 효율성, θ_{BCC} 를 BCC 효율성이라고 할 때, 규모 효율성(SE)은 다음과 같은 식으로 구할 수 있다.

$$SE = \frac{\theta_{CCR}}{\theta_{BCC}} \tag{3}$$

CCR 효율성은 규모의 효과를 고려하지 않기 때문에 기술 효율성이라 하며, BCC 효율성은 규모 수익의 가변을 가정하기 때문에 순수 기술 효율성이라 한다. 이러한 개념을 통해 효율성을 분해하면 다음과 같이 나타낼 수 있다[14].

$$\text{기술효율성} = \text{순수기술효율성} \times \text{규모효율성} \tag{4}$$

이를 통해 비효율성의 원인이 비효율적인 운영에 의한 것인지, 규모에 의한 불리한 상황에 의한 것인지, 혹은 모두 해당하는지 분석할 수 있다[15].

2. DEA-Window

DEA는 다양한 투입 요소와 산출 요소를 통합하여 하나의 효율성 지수로 표현할 수 있다는 점과 측정 단위가 다른 경우에도 적용 가능한 것 외에도 효율성 측정에 있어 많은 장점을 갖고 있어 분석에 많이 쓰이지만, 특정 기간 내의 정태적인 효율성 측정만 가능하다는 것이 그 한계이다. DEA-Window는 이러한 한계를 극복하여 DMU의 시계열 분석이 가능한 분석 방법이다. DEA-Window는 동태적 분석을 위해 윈도우의 폭(width)을 결정해야 한다. 윈도우의 폭이 너무 좁을 경우 평가대상이 부족하여 기존 분석과 차이가 없으며, 너무 넓을 경우 분석기간이 길어지게 되어 추세를 파악하기 어렵게 된다. 윈도우의 폭은 분석기간을 p 라 할 때, 다음 수식을 이용하여 결정한다.

$$p = \begin{cases} \frac{k+1}{2} & k: \text{홀수} \\ \frac{j+1}{2} \pm \frac{1}{2} & j: \text{짝수} \end{cases} \tag{5}$$

윈도우의 폭을 결정하고 나면 윈도우 효율성 평가는 이동평균법처럼 순차적으로 분석이 진행된다. 방식은 처음 p 기간을 분석한 뒤, 다음 분석은 이전 분석의 처음 시점을 빼고 그 다음 시점을 추가하여 새로운 분석을 시행한다. 이를 최종기간인 k 까지 반복한다[5]. 이를 표로 나타내면 다음 [표 2]와 같다.

표 2. DEA-window 분석 틀

	1	2	3	.	K
1	1	.	P		
2		1	.	P	
3					
.					
w					K

III. 분석 결과

1. 분석대상 및 변수 선정

본 연구를 수행하기 위해 2018년 기준 국내 주식 시장에 상장된 온라인 게임 기업 중 상위 기업 25개 사를 대상으로 하였으며, 2014년부터 2018년까지 5년간의 데이터를 수집할 수 있는 기업을 대상으로 분석을 진행하였다. 대상 기업들은 온라인 혹은 모바일 플랫폼을 통해 게임을 운영하고 있는 회사들이다. 본 연구는 DEA 분석 모형 중 산출지향 BCC 모형을 활용하고자 한다. 온라인 게임 기업의 특성상 주어진 투입요소에 산출을 극대화하는 것이 효과적인데, 이는 온라인 게임의 경우 투입 요소의 통제가 어렵고, 투입요소들 간 다양한 시너지 효과에 의해 발생하는 네트워크 효과가 산출 효과를 크게 좌우하기 때문이다[12]. 선행연구를 바탕으로 투입 변수로 자산, 종업원 수, 비용을 선정하였고 산출 변수로 영업이익과 매출을 선정하였다. 본 연구는 순수 연구 목적이므로 본문에 구체적인 기업명은 공개하지 않으며, 대상 기업의 기초 통계량 및 구체적인 기업명은 부록에 첨부하였다. 일반적으로 DEA 분석을 위한 투입 변수와 산출 변수는 0보다 큰 양수여야 한다. 이에 음수인 투입 변수나 산출 변수를 제외하고 효율성 분석을 실시하였는데, 이는 효율성 평가의 타당

성을 크게 저하시키는 제약요인으로 작용하였다. 이러한 제약을 극복하기 위해 본 연구에서는 작은 양수에 의한 대체법을 사용하였는데 작은 양수에 의한 대체법은 음수값을 매우 작은 양수값으로 대체하는 방법이다 [16].

2. 정태적 효율성 분석 결과

본 연구에서 활용한 BCC 모형은 규모수익가변(Variable R S, VRS)을 가정함으로 CCR 모형의 단점을 극복한 모형이다. 이를 통해 앞에서 설명한 것과 같이 각 DMU의 효율성을 규모 효율성(Scale Efficiency, SE)과 순수 기술 효율성(Pure Technical Efficiency, PTE)으로 구분하는데 규모 효율성과 순수 기술 효율성 값의 곱으로 기술 효율성(Technical Efficiency, TE) 값을 구할 수 있다. 본 연구는 2014년부터 2018년까지 국내 25개 온라인 게임 기업에 대한 DEA 분석 결과를 연도별로 기술효율성, 순수기술효율성, 규모 효율성을 각각 분석하였다. DEA 분석 결과는 다음 [표 3]과 같다.

먼저 효율성 결과값이 1인 DMU는 효율적이며, 1 미

표 3. 정태적 효율성 분석 결과

DMU	2014			2015			2016			2017			2018		
	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE
1	0.431	0.706	0.610	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
2	0.511	1.000	0.511	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
3	0.428	0.847	0.505	0.419	0.443	0.946	0.512	0.512	0.999	0.632	0.635	0.995	0.597	0.608	0.981
4	0.988	1.000	0.988	0.872	0.931	0.936	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
5	0.644	1.000	0.644	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
6	0.410	0.576	0.712	1.000	1.000	1.000	0.967	0.970	0.997	0.850	0.887	0.959	0.929	0.935	0.994
7	0.396	0.593	0.667	0.552	0.554	0.997	0.640	0.647	0.989	0.524	0.525	0.998	0.694	0.781	0.888
8	0.236	0.531	0.444	0.272	0.288	0.943	0.460	0.555	0.830	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
9	0.524	0.698	0.750	0.649	0.650	0.998	0.710	0.714	0.994	0.494	0.494	0.999	0.545	0.551	0.990
10	0.366	1.000	0.366	1.000	1.000	1.000	0.702	1.000	0.702	0.583	0.977	0.596	0.466	1.000	0.466
11	0.441	0.539	0.819	0.864	0.866	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
12	1.000	1.000	1.000	0.986	1.000	0.986	0.820	0.883	0.929	0.772	0.882	0.874	0.803	0.818	0.982
13	0.490	0.495	0.990	0.511	0.539	0.949	0.808	0.882	0.916	0.582	0.738	0.790	0.735	0.849	0.865
14	0.513	0.528	0.970	0.617	0.641	0.963	0.761	0.787	0.967	0.831	0.832	0.999	0.870	0.901	0.965
15	0.357	0.490	0.730	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.659	0.811	0.813	0.342	0.344	0.994
16	0.932	1.000	0.932	0.512	0.532	0.962	0.343	0.365	0.9390	0.334	0.412	0.811	0.505	0.569	0.889
17	0.510	0.716	0.712	0.904	0.923	0.980	0.865	0.907	0.954	0.487	0.503	0.970	0.449	0.507	0.886
18	0.041	0.044	0.947	0.568	0.881	0.645	1.000	1.000	1.000	0.872	1.000	0.872	0.394	0.375	0.997
19	0.181	0.270	0.669	0.221	0.230	0.963	0.760	1.000	0.760	0.380	0.582	0.653	0.253	0.267	0.948
20	0.465	0.468	0.993	0.912	0.917	0.994	0.896	1.000	0.896	0.691	0.793	0.871	0.935	1.000	0.935
21	0.395	0.457	0.863	0.490	0.492	0.994	0.817	0.834	0.979	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
22	1.000	1.000	1.000	0.963	1.000	0.963	1.000	1.000	1.000	0.683	1.000	0.683	0.650	0.651	0.999
23	0.287	0.299	0.961	0.683	1.000	0.683	0.712	1.000	0.712	0.536	1.000	0.536	0.395	1.000	0.395
24	1.000	1.000	1.000	0.267	0.283	0.941	0.183	1.000	0.183	0.406	1.000	0.406	0.372	0.626	0.594
25	0.246	0.391	0.628	0.350	0.351	0.996	0.555	0.720	0.771	0.237	0.375	0.632	0.366	1.000	0.366

만의 값을 나타내는 DMU는 비효율적인 것으로 간주한다. 이렇게 효율적인 DMU와 연도별 기술 효율성 분석 결과를 요약하면, 2014년 기술 효율성의 평균은 0.5117이며 효율적인 기업의 수는 3개(DMU 12, DMU 22, DMU 24)로 분석되었다. 2015년 기술 효율성의 평균은 0.7044이며 효율적인 기업의 수는 6개(DMU 1, DMU2, DMU 5, DMU6, DMU 10, DMU 15)로 분석되었다. 2016년 기술 효율성의 평균은 0.7804이며 효율적인 기업의 수는 8개(DMU 1, DMU2, DMU 4, DMU 5, DMU 11, DMU 15, DMU 18, DMU 22)로 분석되었다. 2017년 기술 효율성의 평균은 0.7020이며 효율적인 기업의 수는 7개(DMU 1, DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 8, DMU 11, DMU 21)로 분석되었다. 2018년 기술 효율성의 평균은 0.6920이며 효율적인 기업의 수와 DMU는 2017년과 같은 것으로 분석되었다. 종합적으로, 2014년에 비해 2018년 효율적인 기업의 수도 늘어났으며, 효율성의 평균도 향상은 됐지만 전반적으로 효율적인 기업의 수는 절반에 미치지 못했고, 효율성 값도 소폭 상승한 수준이었다.

다음으로 순수 기술 효율성의 결과로 2014년 순수 기술 효율성의 평균은 0.666이며 효율적인 기업의 수는 8개(DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 10, DMU 12, DMU 16, DMU 22, DMU 24)로 분석되었다. 2015년 순수 기술 효율성의 평균은 0.7408이며 효율적인 기업의 수는 9개(DMU 1, DMU 2, DMU 5, DMU 6, DMU 10, DMU 12, DMU 15, DMU 22, DMU 23)로 분석되었다. 2016년 순수 기술 효율성의 평균은 0.8710이며 효율적인 기업의 수는 13개(DMU 1, DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 10, DMU 11, DMU 15, DMU 18, DMU 19, DMU 20, DMU 22, DMU 23, DMU 24)로 분석되었다. 2017년 순수 기술 효율성의 평균은 0.8178이며 효율적인 기업의 수는 11개(DMU 1, DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 8, DMU 11, DMU 18, DMU 21, DMU 22, DMU 23, DMU 24)로 분석되었다. 2018년 순수 기술 효율성의 평균은 0.7921이며 효율적인 기업의 수는 11개(DMU 1, DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 8, DMU 10, DMU 11, DMU 20, DMU 21, DMU 23, DMU 25)로 분석

되었다. 순수 기술 효율성의 효율성 값은 기술 효율성의 효율성 값에 비해 다소 높았지만 그 양상은 기술 효율성과 크게 차이가 나지 않았다.

마지막으로 규모 효율성 결과로 2014년 규모 효율성의 평균은 0.7764이며 효율적인 기업의 수는 3개(DMU 12, DMU 22, DMU 24)로 분석되었다. 2015년 규모 효율성의 평균은 0.9536이며 효율적인 기업의 수는 6개(DMU 1, DMU 2, DMU 5, DMU 6, DMU 10, DMU 15)로 분석되었다. 2016년 규모 효율성의 평균은 0.9006이며 효율적인 기업의 수는 8개(DMU 1, DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 11, DMU 15, DMU 18, DMU22)로 분석되었다. 2017년 규모 효율성의 평균은 0.8582이며 효율적인 기업의 수는 7개(DMU 1, DMU 2, DMU 4, DMU 5, DMU 8, DMU 11, DMU 21)로 분석되었다. 2018년 규모 효율성의 평균은 0.8853이며 효율적인 기업의 수는 7개로 효율적인 기업의 수와 DMU는 2017년과 같은 것으로 분석되었다. 기술 효율성과 순수 기술 효율성에 비해 규모 효율성의 값은 가장 낮은 연도인 2014년을 제외하고 모두 0.85를 넘는 비교적 준수한 수준을 나타냈다.

대상 기업의 분석 결과 기술 효율성과 순수 기술 효율성의 경우 전반적으로 효율성이 2014년부터 2016년까지 높아지다가 2016년을 기점으로 낮아지는 추세를 보였으며, 규모 효율성은 2014년부터 2016년까지 효율성이 높아지다가 한 차례 꺾인 뒤 다시 높아지는 결과를 보였다.

연도별 기술 효율성의 최솟값은 2014년부터 2018년 순서대로 0.0412(DMU 18), 0.2214(DMU 19), 0.1832(DMU 24), 0.2369(DMU 25), 0.2531(DMU 19)로 분석되었다. 마찬가지로 순수 기술 효율성의 최솟값은 0.0435(DMU 18), 0.2298(DMU 19), 0.3649(DMU 16), 0.3749(DMU 25), 0.2670(DMU 19)으로 분석되었다. 마지막으로 규모 효율성의 최솟값은 0.3663(DMU 10), 0.6450(DMU 18), 0.1832(DMU 24), 0.4058(DMU 24), 0.3657(DMU 25)으로 분석되었다.

3. 동태적 효율성 분석 결과

본 연구는 DEA 분석을 통한 정태적 효율성 분석과

함께 DEA-Window 분석을 통해 효율성 변화를 분석하고자 한다. DEA-Window 분석을 시행하기 위해 가장 먼저 윈도우의 폭을 결정해야 한다. 본 연구의 분석 기간은 5이므로, 앞서 설명한 수식에 의해 윈도우의 폭은 3으로 결정한다. DEA-Window 분석 결과는 행(Row)과 열(Column)의 값이 다른 의미를 나타내는데, 행 관점에서는 이동과 대체에 따라 발생하는 서로 다른 데이터 집합에 대한 안정성을 검증하여 효율성이 하락하고 있는지 또는 개선되고 있는지 여부를 판단할 수 있으며, 열 관점에서는 동일한 데이터 집합체에 대해서 윈도우별 추세와 행태를 파악하여 변화의 안정성과 불안정성을 판단할 수 있다.

DEA-Window 분석 결과는 [표 4]와 같다. 표에서 W1, W2, W3은 각 윈도우를 의미하며 LDS(Largest Difference between Scores in the same year)는 동일 연도 내 효율성 값의 최댓값과 최솟값의 차이를 의미한다. LDY(Largest Difference between scores in the same Year)는 각 연도 중에 LDS의 최댓값을 의미하며, LDP(Largest Difference between scores across the entire Period)는 전체 분석기간 중 효율성 값의 최댓값과 최솟값의 차이를 의미한다. LDP 값이 낮을수록 효율성이 안정적으로 유지되고 있다고 해석할 수 있는데, LDP 값이 가장 낮은 기업, 즉 대상 기간 동안 효율성이 안정적인 기업은 DMU 7, DMU 9, DMU 3, DMU 4, DMU 25 순서로 분석되었다. 반면 LDP값이 가장 높은 기업, 즉 대상 기간 동안 효율성이 불안정한 기업은 DMU 18, DMU 24, DMU 8, DMU 16, DMU 21 순서로 분석되었다.

효율성 개선을 통해 윈도우 평균이 지속적으로 상승하고 있는 기업은 총 11개(DMU 2, DMU 3, DMU 4, DMU 7, DMU 8, DMU 11, DMU 13, DMU 14, DMU 19, DMU 20, DMU 21)로 분석되었으며, 반대로 윈도우 평균이 지속적으로 하락하고 있는 기업은 총 2개(DMU 16, DMU 22)로 분석되었다.

윈도우별 평균을 통해 효율성 변화의 추이를 그래프로 나타내면 아래 [그림 1]과 같다.

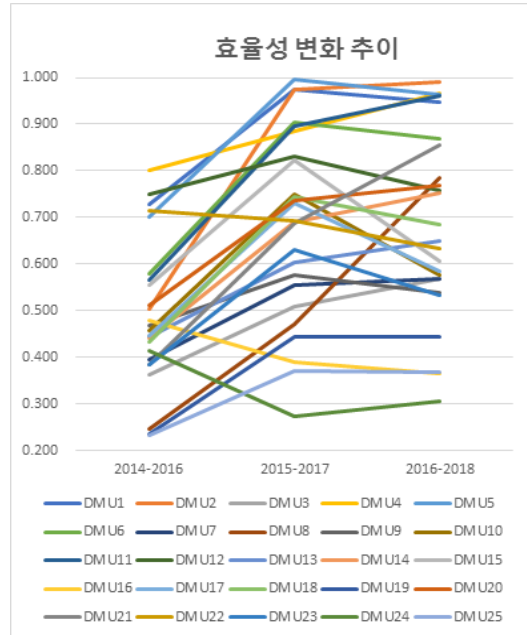


그림 1. 효율성 변화 추이

그래프를 통해 전반적으로 높은 효율성을 꾸준히 지키는 기업보다 효율성 변화가 급격하게 나타나는 기업이 많음을 알 수 있다. 이는 곧 게임산업을 둘러싼 내/외부 환경 변화가 심하고 경쟁 환경 또한 심화되고 있음을 유추할 수 있다. 또한, 2015-2017년도가 변곡점이 되어 추세가 나뉘는 경향을 확인할 수 있다. 본 연구는 온라인 및 모바일 게임 기업을 대상으로 하였는데, 스마트 기기의 보급 이후로 모바일 게임 산업 규모는 지속적으로 성장을 거듭하다 2017년 처음으로 PC게임 시장 규모를 제치고 국내 게임 시장에서 가장 높은 규모를 차지하였다. 이는 사용자들이 게임을 이용하는 장치가 PC에서 모바일로 전환되는 것을 의미하며 이러한 시장 환경의 변화가 효율성에 반영된 것으로 보인다.

IV. 결론

1. 시사점

본 연구는 국내 주식 시장에 상장된 25개의 국내 온라인 및 모바일 게임 기업을 대상으로 2014년부터 2018년까지 정태적 효율성과 동태적 효율성을 분석하

표 4. 동태적 효율성 분석 결과

DMU		연도					원도우별 평균	전체 평균	LDY	LDP
		2014	2015	2016	2017	2018				
1	W1	0.431	0.882	0.873			0.728	0.883	0.105	0.569
	W2		0.986	0.941	1.000		0.976			
	W3			0.964	1.000	0.8750	0.946			
	LDS	0.000	0.105	0.091	0.000	0.000				
2	W1	0.511	0.492	0.504			0.503	0.822	0.496	0.508
	W2		0.961	1.000	0.961		0.974			
	W3			1.000	0.972	1.000	0.991			
	LDS	0.000	0.469	0.496	0.011	0.000				
3	W1	0.428	0.312	0.350			0.363	0.480	0.149	0.301
	W2		0.419	0.497	0.611		0.509			
	W3			0.498	0.613	0.597	0.569			
	LDS	0.000	0.107	0.149	0.002	0.000				
4	W1	0.988	0.679	0.732			0.800	0.884	0.246	0.321
	W2		0.872	0.945	0.840		0.886			
	W3			0.979	0.917	1.000	0.965			
	LDS	0.000	0.193	0.246	0.078	0.000				
5	W1	0.644	0.717	0.740			0.700	0.886	0.284	0.356
	W2		1.000	1.000	0.985		0.995			
	W3			1.000	0.995	0.895	0.964			
	LDS	0.000	0.284	0.260	0.010	0.000				
6	W1	0.410	0.696	0.633			0.580	0.784	0.304	0.590
	W2		1.000	0.893	0.822		0.905			
	W3			0.901	0.843	0.862	0.869			
	LDS	0.000	0.304	0.268	0.021	0.000				
7	W1	0.396	0.385	0.408			0.396	0.507	0.226	0.250
	W2		0.552	0.622	0.490		0.555			
	W3			0.634	0.492	0.583	0.570			
	LDS	0.000	0.168	0.226	0.002	0.000				
8	W1	0.236	0.188	0.313			0.246	0.500	0.179	0.812
	W2		0.271	0.391	0.747		0.470			
	W3			0.428	0.926	1.000	0.785			
	LDS	0.000	0.083	0.115	0.179	0.000				
9	W1	0.524	0.466	0.417			0.469	0.528	0.259	0.259
	W2		0.630	0.661	0.441		0.577			
	W3			0.677	0.459	0.481	0.539			
	LDS	0.000	0.164	0.259	0.018	0.000				
10	W1	0.366	0.604	0.398			0.456	0.593	0.396	0.634
	W2		1.000	0.684	0.563		0.749			
	W3			0.695	0.565	0.466	0.575			
	LDS	0.000	0.396	0.297	0.002	0.000				
11	W1	0.441	0.512	0.742			0.565	0.807	0.277	0.559
	W2		0.789	0.897	1.000		0.895			
	W3			0.910	1.000	0.971	0.960			
	LDS	0.000	0.277	0.168	0.000	0.000				
12	W1	1.000	0.703	0.547			0.750	0.780	0.270	0.454
	W2		0.962	0.795	0.737		0.831			
	W3			0.817	0.758	0.702	0.759			
	LDS	0.000	0.259	0.270	0.021	0.000				
13	W1	0.490	0.330	0.511			0.444	0.565	0.219	0.400
	W2		0.511	0.725	0.571		0.603			
	W3			0.730	0.573	0.643	0.649			
	LDS	0.000	0.182	0.219	0.002	0.000				

14	W1	0.513	0.341	0.474			0.442	0.628	0.276	0.470
	W2		0.617	0.651	0.799		0.689			
	W3			0.663	0.811	0.787	0.754			
	LDS	0.000	0.276	0.189	0.012	0.000				
15	W1	0.357	0.883	0.481			0.554	0.661	0.411	0.713
	W2		1.000	0.829	0.638		0.822			
	W3			0.891	0.640	0.287	0.606			
	LDS	0.000	0.177	0.411	0.002	0.000				
16	W1	0.932	0.302	0.201			0.478	0.411	0.210	0.732
	W2		0.512	0.334	0.323		0.390			
	W3			0.335	0.325	0.438	0.366			
	LDS	0.000	0.210	0.135	0.002	0.000				
17	W1	0.510	0.427	0.399			0.446	0.586	0.477	0.505
	W2		0.904	0.845	0.439		0.730			
	W3			0.856	0.451	0.444	0.584			
	LDS	0.000	0.477	0.456	0.012	0.000				
18	W1	0.041	0.415	0.842			0.433	0.621	0.158	0.959
	W2		0.561	1.000	0.673		0.745			
	W3			1.000	0.712	0.341	0.685			
	LDS	0.000	0.145	0.158	0.039	0.000				
19	W1	0.181	0.112	0.410			0.234	0.374	0.336	0.635
	W2		0.221	0.744	0.362		0.443			
	W3			0.747	0.359	0.230	0.445			
	LDS	0.000	0.110	0.336	0.003	0.000				
20	W1	0.465	0.523	0.550			0.513	0.673	0.305	0.390
	W2		0.821	0.825	0.567		0.737			
	W3			0.855	0.619	0.834	0.770			
	LDS	0.000	0.298	0.305	0.053	0.000				
21	W1	0.395	0.277	0.483			0.385	0.642	0.219	0.723
	W2		0.374	0.688	1.000		0.687			
	W3			0.702	1.000	0.861	0.854			
	LDS	0.000	0.097	0.219	0.000	0.000				
22	W1	1.000	0.528	0.618			0.715	0.681	0.136	0.523
	W2		0.665	0.746	0.671		0.694			
	W3			0.750	0.676	0.477	0.634			
	LDS	0.000	0.136	0.132	0.005	0.000				
23	W1	0.287	0.406	0.461			0.385	0.517	0.277	0.407
	W2		0.683	0.692	0.518		0.631			
	W3			0.694	0.520	0.388	0.534			
	LDS	0.000	0.277	0.233	0.002	0.000				
24	W1	1.000	0.141	0.102			0.414	0.331	0.126	0.898
	W2		0.267	0.172	0.378		0.272			
	W3			0.180	0.390	0.346	0.305			
	LDS	0.000	0.126	0.077	0.012	0.000				
25	W1	0.246	0.198	0.257			0.234	0.324	0.289	0.348
	W2		0.350	0.545	0.214		0.370			
	W3			0.546	0.221	0.336	0.370			
	LDS	0.000	0.151	0.289	0.007	0.000				

였다. 정태적 효율성은 BCC 모형을 이용하여 연도별로 기술 효율성, 순수 기술 효율성, 규모 효율성을 분석하였고, 동태적 효율성은 DEA-Window 모형을 활용하여 대상 기간 동안의 효율성 변화를 분석하였다. 본 연구의 분석 결과를 통해 도출할 수 있는 결론은 다음과

같다.

첫째, 분석 대상 기간 중 규모 효율성은 2014년을 제외하고 전체 평균이 0.85 이상을 보이며 순수한 수준을 나타냈지만 기술 효율성, 순수 기술 효율성, 규모 효율성의 효율적 프론티어의 수는 절반에도 미치지 않는 결

과를 보이며 산업 전반적으로 효율성을 높여야 할 필요가 있음을 알 수 있었다. 특히 기술 효율성의 경우 분석 대상 기간 중 평균이 0.80을 넘은 연도가 없었는데, 기술 효율성을 높이기 위하여 산업 내부에 효율성이 높은 기업을 벤치마크 하는 등의 활동을 통하여 효율성을 높일 수 있는 전략 방안이 필요한 상황임을 알 수 있다.

둘째, 동태적 분석 결과인 DEA-Window 분석 결과, 기업 규모의 관점에서 상위 5개 기업과 하위 5개 기업의 윈도우 평균의 차이는 0.3044로 비교적 크게 났으며, 윈도우 평균이 지속적으로 하락하는 기업은 두 곳(DMU 16, DMU 22)이었는데, 상대적으로 기업 규모가 작은 기업에서 나타났다.

셋째, 세 가지 효율성의 평균의 결과 추이를 보면 모두 2014년부터 2016년까지 증가하다가 하향하는 결과를 보였는데, 이는 2016년 국내 게임시장 분야 중 온라인 게임 분야가 성장을 측면에서 -12% 역성장을 기록한 것이 반영된 것으로 파악된다. 정태적 분석 결과와 동태적 분석 결과 중 효율성 변화가 급격하게 나타나는 기업들이 있는데, 이는 게임 산업의 특성상 단발적인 성공 혹은 실패, 비즈니스 모델 변경에 따른 경영 환경 변화가 반영된 것으로 보인다. 이러한 점을 미루어 봤을 때, 높은 효율성을 기록하는 것도 중요하지만 안정적인 효율성 확보를 위한 전략과 방안들이 필요하다고 할 수 있다. 이를테면 규모가 어느 정도 있는 기업의 경우 자사의 IP(Intellectual Property)를 적극 활용하여 안정적인 수익원을 마련하는 등의 방안이 있을 것이며, 규모가 상대적으로 작은 기업의 경우 정책적으로 게임 개발과 출시에 있어 어려움이 없도록 도울 수 있는 진흥 정책 등을 통해 보완하는 방안이 있을 것이다.

2. 한계점 및 향후 연구

서론에서 언급한 것과 같이 게임 산업은 국내 엔터테인먼트 산업에서 가장 중요한 산업으로 꼽히며 향후 국가 경제에 중요한 위치를 가질 수 있는 산업이다. 이러한 국내 게임 산업은 최근 많은 변화를 겪고 있다. 무엇보다 2017년에는 처음으로 모바일 게임 시장 규모가 PC 게임 시장 규모를 넘어섰으며 2018년에는 이러한 변화가 지속되었다. 본 연구를 통해 이렇게 급변하고 있는 산업의 상태를 효율성 분석으로 확인할 수 있어

이론적으로나 실무적으로 의미가 있었으며 분석에 기반하여 향후 전략을 제시한 것으로 유용한 정보를 제공하였다는 의의를 갖는다. 하지만 DEA 분석 방법의 특성상 투입 변수와 산출 변수에 따라서 효율성의 의미가 달라질 수 있다는 한계를 갖는다. 또한 제한된 기업을 대상으로 분석하였기에 평가와 그 결과에 한계가 있다. 최근 게임 산업을 둘러싼 대외적인 이슈와 개별 기업의 이슈를 적용하여 평가하지 못했다는 한계도 있다. 따라서 향후 게임 산업의 중요성을 인식하여 지속적으로 온라인 게임 기업에 대한 다각적인 효율성 평가와 관련된 연구가 지속되어야 할 것이며, 게임 산업의 진흥과 규제에 관한 정책이 기업의 효율성에 어떻게 영향을 미치는지 분석이 이뤄진다면 보다 심도 있는 연구가 될 것이라 기대한다. 마지막으로 본 연구에서 다른 DEA와 DEA-Window를 통해 최근 각 지자체 별로 시행 중인 스마트시티와 관련된 사업들의 효율성 평가를 통해 사업 기획과 예산 편성에 도움이 될 수 있는 지표가 될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 한국콘텐츠진흥원, 2018 대한민국 게임백서, 한국콘텐츠진흥원, 2018.
- [2] 이상훈, 이학연, 박용태, "DEA를 이용한 지식 서비스 기업의 혁신 성과 분석," 대한산업공학회 추계학술대회 논문집, pp.616-622, 2009.
- [3] 김태혁, 김병철, "DEA Window 모형을 이용한 동태적 효율성 분석-국내 손해보험회사를 대상으로," Journal of The Korean Data Analysis Society, 제8권, 제6호, pp.2427-2444, 2006.
- [4] 김명중, "DEA 및 DEA-WINDOW 모형을 이용한 소매 대리점의 정태적/동태적 효율성 평가," 회계정보연구, 제33권, 제4호, pp.249-276, 2015.
- [5] 이성희, 김태수, 이학연, "DEA 윈도우 분석을 이용한 정부출연연구기관의 연구개발 사업화 동태적 효율성 분석," 經營 科學(Korean management science review), 제32권, 제4호, pp.193-207, 2015.
- [6] 이수현, 김재윤, "DEA모형을 활용한 국내 해운항공기업의 정태적·동태적 효율성 분석," 한국생산성관리학회지, 제29권, 제4호, pp.397-417, 2018.

[7] 김수영, 윤문길, “Network DEA 모형과 DEA-window 분석을 이용한 저비용항공사 효율성 분석,” 한국항공경영학회지, 제17권, 제2호, pp.117-132, 2019.

[8] 윤건우, 유승호, “비모수 분석모형(DEA)을 활용한 국내 온라인게임 기업의 인적자본 효율성 연구,” 한국계 입학회 논문지, 제9권, 제2호, pp.81-93, 2009.

[9] 고동원, “게임 소프트웨어 및 서비스 산업의 경영효율성 분석,” 한국콘텐츠학회논문지, 제12권, 제9호, pp.341-347, 2012.

[10] 임병학, 홍한국, 임광혁, “DEA/Window 분석을 통한 지방 자치단체의 시대별 효율성 변화에 관한 연구: 부산광역시 자치구를 중심으로,” 한국콘텐츠학회논문지, 제9권, 제7호, pp.276-284, 2009.

[11] 박만희, *효율성과 생산성 분석*, 한국학술정보(주), 2008.

[12] A. Charnes, W. W. Cooper, and E. Rhodes, “Evaluating Program and managerial Efficiency: An Application of Data Envelopment Analysis to Program Follow Through,” *Management Science*, Vol.27, No.6, pp.668-697, 1978.

[13] R. D. Banker, A. Charnes, and W. W. Cooper, “Some Models for Estimating Technical and Scale Efficiencies in Data Envelopment Analysis,” *Management Science*, Vol.30, pp.1078-1092, 1984.

[14] 임병학, 홍한국, 임광혁, “DEA/Window 분석을 통한 지방 자치단체의 시대별 효율성 변화에 관한 연구: 부산광역시 자치구를 중심으로,” 한국콘텐츠학회논문지, 제9권, 제7호, pp.276-284, 2009.

[15] 이형석, 김기석, “DEA/Window 모형을 이용한 국내 생명보험산업의 상대적 효율성 분석,” 한국콘텐츠학회 논문지, 제8권, 제5호, pp.192-206, 2008.

[16] 유금록, “효율성 평가를 위한 자료포락분석에 있어서 투입산출요소의 음수자료 처리방법과 적용,” *政策分析 評價學會報(Korean journal of policy analysis and evaluation)*, 제15권, 제4호, pp.173-197, 2005.

저 자 소 개

이 재 영(Jae-Youne Lee)

준회원



- 2018년 2월 : 숭실대학교 산업정보시스템공학과 (공학사)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 산업공학과 석사과정

〈관심분야〉 : 신사업 기획, 비즈니스 모델(BM) 개발, 데이터 산업

임 춘 성(Choon-Seong Leem)

정회원



- 1985년 2월 : 서울대학교 산업공학과(공학사)
- 1987년 2월 : 서울대학교 산업공학과(공학석사)
- 1992년 2월 : Univ. of California at Berkeley(공학박사)
- 1995년 2월 : Rutgers University

산업공학과 조교수

- 1995년 2월 ~ 현재 : 연세대학교 산업공학과 교수
- 〈관심분야〉 : 비즈니스 모델(BM)개발, 신기술 융합서비스 모델 개발, 산업경쟁력 평가개발

반 승 현(Seung-Hyun Ban)

정회원



- 2013년 2월 : 한성대학교 산업공학과(공학사)
- 2015년 2월 : 연세대학교 산업공학과(공학석사)
- 2016년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 산업공학과 박사과정

〈관심분야〉 : 데이터산업, 비즈니스 모델, 스마트시티

부 록

DMU \ 단위(천 원)	변수	최댓값	최솟값	평균	표준편차
1.넷마블	자산	4,811,061,974	664,983,514	2,600,255,802	1,950,399,901
	종업원 수	781	452	610	134
	비용	1,586,454,807	164,648,979	956,563,190	523,243,851
	영업이익	167,887,300	21,155,345	85,557,698	54,493,512
2.엔씨소프트	매출	1,668,776,658	160,617,441	988,200,390	546,980,628
	자산	3,461,508,054	1,592,381,848	2,458,352,555	725,366,790
	종업원 수	3,458	2,203	2,780	549
	비용	1,001,907,105	382,692,892	646,607,108	315,639,709
3.NHN	영업이익	681,037,305	257,250,508	429,157,758	204,119,488
	매출	1,546,636,024	612,651,715	1,009,988,299	485,184,930
	자산	1,716,300,590	1,172,524,857	1,569,193,259	223,690,933
	종업원 수	942	627	766	115
4.더블유게임즈	비용	285,399,060	243,902,661	262,221,868	16,775,958
	영업이익	48,752,946	-62,199,877	8,108,543	44,268,715
	매출	257,836,570	187,515,714	229,438,880	27,306,157
	자산	4,197,344,962	50,769,748	1,112,695,896	1,733,645,631
5.컴투스	종업원 수	232	97	167	50
	비용	132,284,774	42,235,546	99,708,915	35,201,060
	영업이익	76,628,309	29,317,530	48,514,948	19,786,686
	매출	193,052,704	71,256,798	140,626,570	46,170,201
6.웹젠	자산	901,686,976	248,982,434	653,295,230	257,254,962
	종업원 수	885	554	729	123
	비용	339,695,286	108,021,519	266,710,007	93,898,753
	영업이익	192,203,856	99,898,316	157,616,120	37,359,458
7.네오위즈	매출	495,016,153	205,159,826	417,235,186	122,961,256
	자산	398,335,417	167,938,485	296,736,152	84,329,391
	종업원 수	573	219	385	170
	비용	176,841,962	50,235,648	133,149,566	51,001,812
8.위메이드	영업이익	73,796,256	13,073,347	51,798,382	24,416,741
	매출	232,167,133	56,249,867	173,817,836	71,014,229
	자산	461,517,570	358,084,232	404,642,800	47,422,862
	종업원 수	506	296	395	78
9.게임빌	비용	180,821,227	116,750,126	143,722,310	23,121,728
	영업이익	39,155,728	10,186,878	21,761,574	12,044,347
	매출	155,574,255	106,849,588	129,123,717	19,012,227
	자산	532,207,693	282,228,896	406,345,342	96,679,583
10.미투은	종업원 수	1,115	46	357	460
	비용	280,357,923	40,025,765	152,421,093	104,836,903
	영업이익	31,218,725	-13,496,152	9,666,468	16,577,156
	매출	154,659,538	19,591,377	75,463,167	53,767,193
9.게임빌	자산	287,623,306	182,377,281	223,038,520	40,000,500
	종업원 수	427	239	345	82
	비용	137,608,135	90,284,167	114,849,231	18,745,840
	영업이익	15,048,502	-20,294,665	-3,468,293	15,418,744
10.미투은	매출	126,475,828	64,466,952	102,257,983	31,786,045
	자산	125,030,188	11,402,984	60,023,102	50,504,899
	종업원 수	64	31	52	14
	비용	19,938,615	3,523,011	12,519,004	6,237,175
10.미투은	영업이익	5,794,925	-434,206	1,774,314	2,385,725
	매출	14,985,781	4,421,836	12,652,034	4,612,723

11. 조이스티	자산	80,075,634	50,312,808	64,626,144	12,885,905
	종업원 수	310	277	300	13
	비용	98,806,183	45,826,021	74,410,492	23,494,416
	영업이익	8,357,334	-5,270,118	1,653,556	5,642,767
	매출	90,618,228	46,005,531	70,680,863	19,000,050
12. 선데이토즈	자산	154,193,533	109,526,386	130,300,255	18,400,308
	종업원 수	232	73	157	64
	비용	83,447,194	54,548,892	64,713,588	12,035,716
	영업이익	61,166,423	7,924,651	24,129,776	21,678,300
	매출	144,093,618	65,095,069	88,406,969	31,627,225
13. 룡투코리아	자산	81,001,784	18,052,815	60,659,162	24,876,550
	종업원 수	81	48	60	13
	비용	61,588,310	15,441,750	36,801,854	19,554,861
	영업이익	3,769,972	-2,711,837	217,430	2,611,562
	매출	46,230,297	12,896,431	29,550,836	14,803,507
14. 한빛소프트	자산	42,983,867	29,688,441	37,827,079	5,137,365
	종업원 수	101	86	95	7
	비용	36,910,564	19,422,449	29,212,979	8,414,167
	영업이익	1,040,806	-2,631,866	-104,372	1,502,229
	매출	32,845,297	19,229,210	26,254,400	5,831,419
15. 액투스소프트	자산	159,627,155	117,710,189	145,456,824	17,376,954
	종업원 수	169	35	92	57
	비용	142,659,912	33,451,497	65,936,833	44,958,413
	영업이익	16,871,224	110,396	8,086,813	7,647,908
	매출	78,950,049	24,386,489	44,614,438	21,069,678
16. 데브시스템즈	자산	203,536,414	121,209,997	155,044,864	30,348,086
	종업원 수	159	71	109	33
	비용	61,973,335	23,567,005	36,549,807	15,055,439
	영업이익	33,026,444	-11,635,280	2,221,138	18,345,649
	매출	69,496,102	15,021,977	31,589,970	22,866,986
17. 빅손지티	자산	149,909,990	127,109,839	138,168,651	10,750,086
	종업원 수	341	172	245	77
	비용	62,919,791	39,543,763	45,646,537	9,901,331
	영업이익	20,573,110	-4,473,204	10,859,859	11,799,326
	매출	63,296,226	27,909,038	49,726,863	14,453,225
18. 바른손이앤에이	자산	111,896,610	36,408,403	66,109,150	29,501,012
	종업원 수	178	25	61	66
	비용	45,317,565	17,817,402	34,435,389	12,208,651
	영업이익	7,833,291	-6,253,210	498,489	6,425,995
	매출	41,543,823	2,104,162	20,217,007	14,487,378
19. 조이맥스	자산	88,553,108	33,204,298	70,173,737	21,646,803
	종업원 수	145	38	96	50
	비용	49,810,626	7,473,807	23,647,787	15,880,360
	영업이익	1,828,899	-9,243,764	-3,480,520	4,507,817
	매출	11,750,904	8,608,945	10,118,827	1,337,907
20. 엠게임	자산	46,381,043	36,705,447	41,672,125	3,908,187
	종업원 수	125	73	98	23
	비용	227,905,538	23,446,960	69,814,563	88,501,529
	영업이익	7,663,438	2,500,831	4,709,717	1,873,542
	매출	30,503,898	27,301,974	28,585,050	1,450,412
21. 신스타임즈	자산	56,426,301	22,369,181	36,053,225	14,349,915
	종업원 수	78	15	51	32
	비용	35,489,312	20,568,618	28,849,120	6,110,246
	영업이익	1,075,691	-6,412,170	-1,959,823	3,316,884
	매출	29,400,663	14,315,823	23,190,942	6,340,851

22.엔터메이트	자산	25,115,735	16,268,016	21,101,475	3,577,460
	종업원 수	87	30	49	23
	비용	33,943,927	23,157,374	28,217,507	3,890,020
	영업이익	4,064,505	-10,094,007	-3,477,277	5,817,277
	매출	26,729,300	15,045,022	20,202,728	4,211,180
23.플레이워드	자산	87,974,851	76,933,492	81,886,442	5,006,065
	종업원 수	51	34	40	7
	비용	18,929,294	7,833,328	12,486,398	4,255,059
	영업이익	2,335,717	-1,912,770	743,765	1,632,460
	매출	11,924,641	7,928,977	10,430,255	1,963,434
24.액션스퀘어	자산	35,883,611	12,420,399	24,476,128	8,723,563
	종업원 수	210	32	148	77
	비용	20,441,190	4,717,049	15,011,956	6,151,606
	영업이익	11,618,459	-11,423,453	-4,737,313	9,855,194
	매출	16,161,634	3,958,085	8,731,244	4,590,985
25.드래곤플라이	자산	78,936,061	19,895,923	55,863,918	22,568,855
	종업원 수	183	91	144	36
	비용	30,310,953	12,402,614	20,723,939	6,944,873
	영업이익	3,744,014	-5,899,804	-693,398	4,634,823
	매출	19,613,337	6,373,655	12,202,298	5,714,644