

루엔버거 생산성 지수를 활용한 원격대학 생산성 변화 분석*

송 선 혜 (한국방송통신대학교)

송 대 현** (서울대학교)

채 창 균 (한국직업능력연구원)

〈 요약 〉

본 연구는 코로나19로 사회적 거리두기가 일상이었던 2020~2021년을 전후로 하여 원격대학의 루엔버거 생산성 지수 변화, 기술효율성 변화, 기술변화를 확인하였다. 또한 확률효과 모형을 이용하여 루엔버거 생산성 지수 변화에 영향을 주는 요인을 살폈다. 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 코로나19 감염병 유행으로 사회적 거리두기가 엄격하게 지켜지던 2020~2021년에 대다수 개별 원격대학의 생산성이 향상되었다. 둘째, 확률효과 모형을 이용한 분석 결과, 루엔버거 생산성 지수 변화에 유의미한 영향을 준 변수는 원격대학의 특정 학과 개설 여부였다. 소계열 전공 ‘정보·통신공학’에 해당하거나 ‘심리학’에 해당하는 학과를 개설한 원격대학일수록 그렇지 않은 대학보다 생산성 지수 변화가 상승한 것으로 나타났다. 그러나 그 효과는 포함된 독립변수에 따라 크게 변할 정도로 강건하지 않아서 연도별 데이터가 더 축적된 후 추가적인 분석이 필요해 보인다.

- 주요어: 평생·고등교육, 원격대학, 인적자원개발, 비방사형 루엔버거 생산성 지수, 확률효과 모형

* 본 논문은 한국방송통신대학교 미래원격교육연구원에서 발간한 송선혜(2023)의 IFDE 통계분석 보고(맘퀴스트 생산성 지수를 이용한 원격대학효율성 변화 분석)를 수정·보완하여 작성되었음.

** 교신저자: 송대현 (dhsong@snu.ac.kr)

I. 서론

국립대학인 한국방송통신대학교(이하 방송대)와 사이버대학 17개교 등 총 18개 4년제 대학을 정보통신매체를 이용하여 교수학습이 이루어지는 원격대학으로 범주화할 수 있다. 평생교육과 고등교육을 담당하는 원격대학의 설립 취지나 운영 방식을 고려할 때 원격대학은 사회변화에 대응하는 재직자 교육과 재교육에 유용하다(권순형·남신동·황지원, 2015; 윤병국 외, 2018; 윤혜순, 2014). 원격대학은 학습자와 교수자 모두 시공간을 초월하여 교수 및 학습이 이루어져 접근성이 용이하기 때문이다.

한편으로 제4차산업혁명으로 ICT 기술혁신이 급격히 일어나면서 낮은 교육 수준을 요구하는 직업이 사라지고, 신기술을 활용하는 새로운 전문가 수요가 증가할 것으로 예측되며, 이에 따라 직업의 생멸 주기도 짧아져 직무에 필요한 숙련도나 지식의 반감기도 단축될 것으로 예상된다(채창균·안현효·성홍모, 2021). 기술변화에 따라 성인의 리스킬(re-skill)이나 업스킬(up-skill)의 필요성이 높아지고 있다(채창균 외, 2021). 이러한 현상을 반영하듯 원격대학 입학자들은 일자리에 재직하면서 취업이나 승진을 위해 입학하는 경향을 보인다. 방송대 2023년 1학기 신·편입생 실태조사 응답자 중 68.6%가 직업이 있는 것으로 나타났고, 이들 중에는 사무종사자와 전문직 종사자를 포함하고 있다(남나라, 2023). 사이버대학 종합 정보에 따르면 2023년 4년제 사이버대학 등록자 중 직업이 있는 비율은 71.6%이었다. 진학 동기를 살펴보면, 방송대 2023년 1학기 신·편입생 실태조사에서 ‘취업·승진·이직·창업’이 응답자의 40.6%로 나타났다(남나라, 2023).

원격대학도 저출산·고령화로 인한 학령인구 감소의 영향을 피하지 못하였다. 방송대를 포함한 18개 원격대학의 전체 신·편입생은 감소 추세를 보이며 입학생 감소라는 여타 대학들과 같은 위기에 봉착하고 있다. 공개된 데이터를 통해 살펴보면, 4년제 17개 사이버대학의 정원 내 입학생 수와 재학생 수는 꾸준히 증가하였으나(윤병국 외, 2018), 2010년부터 방송대의 입학생·재학생 수 감소세가 17개 사이버대학의 입학생·학생 수 증가세를 웃돌았다(방송대 데이터허브).¹⁾ 따라서 원격대학도 학령인구 감소에 대응하기 위해 입학자원 확보를 위한 노력이 필요하게 되었다.

기술변화와 저출산·고령화 등의 사회경제적 변화와 경쟁환경의 변화에 따라 원격대학의 효율성이나 생산성을 강화할 필요가 증진되었다. 국내 일반대학에서도 원격강의가 제도적으로 가능하게 되었고, 해외 우수 대학의 양질 강의를 유튜브라는 플랫폼을 통해 온라인으로 손쉽게 접할 수 있게 되었기 때문이다. 특히, 코로나19로 인한 정부의 사회적 거리두기

1) 4년제 17개 사이버대학의 정원 내 입학생 수는 2017년 21,998명이었다가 2021년 25,384명, 2022년 24,966명이었고, 이들 대학의 정원 내 재학생 수는 2017년 74,023명, 2021년 84,918명, 2022년 84,678명으로 꾸준히 증가하였다(대학알리미).

정책으로 국내 모든 대학에서 온라인 비대면 수업이 전면 시행되었으며, 사회적 거리두기 정책이 해제된 이후에도 대학들은 비대면 온라인 학습과 대면 현장 수업을 융합한 하이브리드 러닝이나 블렌디드 러닝도 지속하고 있다(민혜리, 2020; 이대연, 2023). 일반대학에 온라인강의가 가능하게 되면 일반대학과 사이버대학 간의 경계가 모호해지면서, 일반대학보다 상대적으로 재원이 부족한 원격대학에 불리하게 작용된다(서순식 외, 2022). 이뿐만 아니라 원격대학은 한국형 온라인 공개강좌인 K-MOOC와 질적 차별화를 이루어야 하는 과제도 병존한다.

이에 따라 원격대학의 지속가능한 발전을 위하여 코로나19 이후 원격대학의 효율성 및 생산성 분석이 긴요하게 되었다. 그러나 원격대학에 관한 연구는 효율성이나 생산성보다는 기술, 정책 교수학습 전략 등에 경도되어 있다. 교육투자 관점에서 실증적 방법으로 대학 운영에 관한 효율성이나 생산성, 원격대학 간의 비교 연구는 권순형·남신동·황지원(2015) 연구 이외는 존재하지 않았다.

상술한 배경에서 17개 사이버대학에 해당하는 4년제 원격대학에 관한 생산성 변화를 검토하는 데 본 연구의 목적을 두었다. 디지털화, 재택근무 등 사회변화를 촉진한 코로나19 감염병 유행이 4년제 원격대학 생산성 변화에 긍정적이거나 부정적 영향을 주었는지 시간의 흐름에 따라 경과를 살펴보는 것이다. 향후, 원격교육 환경에 예측 불가능한 외생적 충격이 발생했을 때 대응할 만한 정보를 제공하고, 양질의 고등교육을 제공할 방안을 검토하기 위함이다. 본 연구에서 논의하는 문제는 다음과 같다.

첫째, 원격대학별 생산성 지수 변화는 어떠하였는가?

둘째, 생산성 지수 변화에 영향을 주는 요인은 무엇인가?

연구 방법으로 루엔버거 생산성 지수(Luenberger productivity index)를 활용²⁾하였고, 분석 기간은 2018~2019년부터 2021~2022년으로 코로나19 전염병이 확산한 2020년을 전후로 한 시기이다. 코로나19 감염병 유행이라는 대학 외부에서 오는 예측할 수 없는 사건 발생에 대한 원격대학의 생산성 변화를 확인할 수 있기 때문이다.

II. 선행연구 검토

1. 원격대학 관련 연구

우리나라 원격교육에 관한 실제적인 연구는 1988년 이후에 시작되어 1995년 인터넷 상용

2) 이 연구 방법의 이점은 분석 방법에서 구체적으로 다룬다.

화와 2001년 사이버대학 개교를 계기로 관련 연구가 늘어났다(신나민·임정훈·이혜정, 2005; 윤혜순, 2014). 원격대학의 효율성 극대화에 활용될 만한 실증적 연구는 2007년에 되어서야 시작되었다. 석기준(2007)은 교육부의 원격대학 평가 결과를 이용하여 원격대학 평가항목을 검토함으로써 원격대학 평가의 전반에 대한 실증적 분석을 시도하였다. 그러나 우리나라 연구에서는 원격대학의 효율성이나 생산성보다 기술, 정책, 교수 학습전략이나 문헌 고찰, 조사연구, 개발연구 및 사례연구가 주를 이루었으며(신나민·임정훈·이혜정, 2005), 평가 지표 개발, 성과분석 연구 등 효과성에 관한 연구가 다수 진행되었다(송상호·김세리·홍영일, 2007; 이화국 외, 2006; 장은정·정영란·서윤경, 2007; 정영란·서윤경·장은정, 2008). 또한, 대학 효율성에 관해서는 일반대학, 사립대학 및 전문대학의 효율성 연구가 대부분이었다(김도진, 2012; 김도진·이용규, 2019; 노미현, 2016; 정대범, 2011).

외국에서는 150년 전부터 학생들에게 원격 학습 기회를 제공하였고, 원격교육의 정의, 기술, 비용과 효율성에 관한 다양한 연구가 이루어졌다(Greenberg, 1998; Holmberg, 2005; Moore & Kearsley, 1998; Valentine, 2002). 특히, Abimbola, Omolara, & Fatimah(2015), Aslam(2000), Bates(1997), Chawinga & Zozie(2016), Kritpracha, Kaosaiyaporn, & Atisabda(2015) 등의 연구에서는 영국, 인도, 태국, 나이지리아 등 다양한 국가들의 원격대학을 대상으로 학습방법 효율화, 교사 및 학생의 기대, 원격대학 성공요소 등 실증적 연구를 수행하였다. Tattersall et al.(2006)은 원격대학의 특수성을 반영하여 교육의 효율성을 측정하는 다양한 관점과 방법으로 원격대학 및 원격대학 효율성에 관하여 연구하였다.

2. 고등교육기관의 효율성 및 생산성

1) 효율성과 생산성의 개념

본 연구에서 말하는 효율성(efficiency)과 생산성(productivity)의 의미를 확인하면 다음과 같다. 효율성은 투입 요소와 산출 요소의 비율을 의미하며, 일정한 기술 수준을 전제로 하여 산출 대비 투입을 적게 하는 의사결정단위의 능력을 나타낸다(유금록, 2015). 본 연구에서 효율성은 기술효율성(technical efficiency)으로 측정된다.

생산성은 생산성 변화로 측정하고 기술효율성과 기술변화(technical change)를 포함한다(유금록, 2015; Wang, Du, & Zhang, 2022). 다시 말해 생산성 지수는 기술효율성 변화와 기술변화의 합으로 나타낼 수 있는 것이다. 본 연구에서 생산성 변화는 기준 시점에서 생산성 지수와 변화 시점에서 생산성 지수를 산술평균한 것이다(Wang, Du, & Zhang, 2022). 효율성 변화는 변화 시점에서 기준 시점 간의 기술효율성 차이를 말한다. 기술변화는 두 기간 간 생산 경계(frontier) 변화를 각 시점의 투입요소와 산출물에서 평가하여 산술평균한 것이다. 구체적인 설명은 연구설계에서 제시한다.

2) 고등교육 분야의 선행연구 검토

국내에서는 4년제 대학, 전문대학의 효율성 연구가 대다수였고, 주된 연구방법으로는 자료포락분석이었다. 주로 재정 운영 효율성, 대학 운영 효율성이나 경영효율성, 지식재산 효율성을 주제로 하였다. 나민주(2004), 이정미·김민희(2010), 배세영·김희창(2021) 등은 4년제 대학 재정 효율성을 분석하였다. 신현대(2006), 이호섭(2008), 박영규·이영환(2010), 이진남(2012), 유성진 외(2014), 이석열·이호섭(2013), 김대훈·정순여·이민영(2020), 전상현·서상택(2023) 등은 대학 운영 효율성이나 경영 효율성을 자료포락분석을 활용하여 분석하였다. 이 밖에도 이황원(2009)은 교육·연구효율성, 김용선·김종민·윤장혁(2012)은 지식효율성, 고제혁·이은국·권오영(2013)은 조직효율성 등에 관하여 연구하였다. 이처럼 국내 대학의 효율성 분석은 4년제 대학이거나 전문대의 경영효율성 및 재정효율성, 자료포락분석에 집중되어 있었다. 원격대학을 대상으로 한 효율성 분석은 권순형·남신동·황지원(2015)의 연구뿐이었다. 권순형·남신동·황지원(2015)은 자료포락분석 투입지향모형에서 비효율의 원인이 기술적 효율성 때문이고, 산출지향모형에서는 비효율 원인이 규모에 있다고 밝혔다.

자료포락분석을 활용하여 대학의 효율성을 평가한 해외 논문은 다음과 같다. Zinkovsky & Derkachev(2018)는 영국의 45개 대학을 대상으로 하여 비용과 성과 효율성을 분석하였고, 그 결과 6개 기관이 효율적이었다고 밝혔다. Abbott & Doucouliagos(2003)는 호주 대학의 기술 및 규모 효율성을 추정하였는데, 추정 결과 호주 대학 전체가 상대적으로 높은 수준의 효율성을 보인다고 하였다. 원격대학을 대상으로 하여 자료포락분석 방법을 적용한 연구에는 Xiaoming, Shieh, & Wu(2014)의 연구가 있다. 이 연구는 중국 원격대학의 학습 효율성을 분석하였는데, 대다수 원격대학 효율성이 1에 미치지 못하였다고 결론지었다.

맘퀴스트 생산성 지수를 활용한 연구는 자료포락분석보다 더욱 적은 빈도를 보였다. 맘퀴스트 생산성 지수 분석을 이용하여 대학 생산성 지수 변화를 분석한 국내 연구로는 고제혁·이은국·권오영(2013), 이동우·오인하(2020)에만 국한되었다. 고제혁·이은국·권오영(2013)은 4년제 대학을 분석 대상으로 하여 대학조직 유형별 효율성 변화의 차이가 있다고 하였고, 이동우·오인하(2020)는 전문대를 분석 대상으로 하여 기간과 학교 유형 따라 기술변화율에서 통계적으로 유의하였다고 밝혔다. 생산성 지수를 연구한 해외 연구로는 Johnes(2006)의 연구가 있다. 1996~1997년부터 2002~2003년까지 영국 대학 113개를 대상으로 맘퀴스트 생산성 지수를 이용하여 분석하였는데, 대학 생산성 지수가 일 년 평균 1% 향상하였고, 기술효율성은 5% 감소, 기술진보가 6% 증가한 것으로 나타났다.

자료포락분석과 맘퀴스트 생산성 지수 등 여러 연구 방법을 함께 활용한 연구를 살펴보면 다음과 같다. 배세영·김희창(2021)은 네트워크 자료포락분석과 패널 GLS를 사용하였고, 박영규·이영환(2010), 이진남(2012)은 자료포락분석과 토빗회귀 분석을 수행하였다. Lou et al.(2024)의 연구에서도 자료포락분석과 맘퀴스트 생산성지수 모델을 활용하여 중국 대학의

기술효율성 변화를 확인하는 방법으로 과학기술혁신(STI) 효율성 평가를 실행하였다. 분석 결과 대학 간 과학기술혁신 효율성에는 상당한 차이가 있지만 전체적으로 점차 증가한 것을 확인하였다. Visbal-Cadavid, Martínez-Gómez, & Guijarro(2017)의 연구에서는 자료포락분석과 맘퀴스트 생산성 지수를 함께 활용하였다. 자료포락분석을 통하여 콜롬비아 공립 대학의 2012년 효율성을 평가하고, 맘퀴스트 생산성 지수를 활용하여 2011년과 2012년 사이에 대학들의 기술효율성 변화를 분석하였다. 분석 결과, 32개 기관 중 18개 기관은 비효율성이 나타나지 않았으며, 14개 기관은 혼합 비효율, 8개 기관은 관리 비효율, 3개 기관은 규모 비효율성을 보인다고 밝혔다.

2010년 이후 4년제 대학과 전문대를 분석한 국내 연구의 투입변수와 산출변수, 연구 결과를 정리하면 <표 1>과 같다.

〈표 1〉 2010년 이후 국내 대학 효율성 및 생산성 분석 요약

	저자	연구방법	투입변수	산출변수	비고
4 년 제 대 학	박영규·이영환 (2010)	자료포락분석, 토빗회귀분석	전임교원 1인당 학생수, 행정직 1인당 학생수, 학생 1인당 교육비, 학생 1인당 장서보유수, 교육 기본시설 확보율, 교원확보율, 학생 1인당 학생지원비	신입생 충원율, 재학생 등록률, 중도탈락학생 비율	(경영효율성)사립대 경영효율성에서 충원과 취업에서는 투입부문 감소, 연구에서는 산출부분 증가해야 함
	이정미·김민희 (2010)	자료포락분석, 토빗분석	인건비, 운영비, 학생1인당 교육비, 장학금, 연구비수혜액	취업률, 충원율, 연구실적	(대학재정효율성)사립대학, 비수도권, 소규모대학의 참조 횟수가 높음. 토빗분석결과 교육모형에서 정부지원금과 1인당 학생 수 영향이 큼
	김용선· 김종민·윤장혁 (2012)	자료포락분석, 맘퀴스트 생산성 지수	전임교원수, 교내연구비, 교외연구비, 과제수, 부설연구소 수	특허등록건수, 기술이전건수, 기술이전료	(지식재산 효율성 및 효율성 변화 추이)지식재산 효율성을 높이는 방안을 제시
	이건남 (2012)	자료포락분석, 토빗분석	학생 1인당 교육비, 장학금 수혜자 1인당 장학금, 전임교원 1인당 학생 수, 직원 1인당 재학생 수, 총개설 강의 중 전임교원 담당 비율, 교사시설 확보율	건강보험 DB연계 취업률	(운영효율성) 효율적 대학이 25%이며, 사립대, 일반대학, 중소규모대학의 효율성이 높음

	저자	연구방법	투입변수	산출변수	비고
4 년 제 대 학	고재혁· 이은국·권오영 (2013)	맘퀴스트 생산성 변화	전임교원확보율, 전임교원 1인당 학생수, 직원수, 학생 1인당 교육비, 학생1인당 장서수, 전임교원 1인당 연구비	입학전형결과 등록률, 졸업생 취업률, 전임교원 연구실적	(조직효율성)대학조직 유형별 효율성 변화의 차이가 있음
	유성진 외 (2014)	자료포락분석	직원1인당 학생수, 인건비, 운영관리비, 사협력관련 지출비용	교사시설확보율, 산학협력운영수입, 교육 외 수입, 외부보조금	(대학경영효율성)상당수 대학들의 효율성이 낮고 국립대학의 효율성이 사립보다 낮음
	이석열·이호섭 (2013)	자료포락분석	전임교원 확보율, 학사관리 및 교육과정 운영, 장학금 지급률, 재학생 1인당 교육비, 등록금 인상 수준, 대입전형 지표	취업률, 재학생 충원율, 국제화	교육역량강화 지원사업 선정대학 중 48%가 효율적인 대학임. 지방소재, 중규모 대학, 사립대학이 효율적
	김대훈· 정순여·이민영 (2020)	자료포락분석	전임교원확보율, 교육비환원율, 재원자립률, 기본금비용	신입생충원율, 재학생충원율, 취업률	대학 기본역량 진단을 수행한 사립대학 중 비효율적인 대학 기술이 효율성을 결정
	배세영·김희창 (2021)	네트워크 자료포락분석, 패널 GLS	교직원수, 운영비, 전임교원수, 교내연구비	졸업자수, 논문, 저역서	(재정운영효율성)사립대학의 평균 효율성 도출, 재정운영효율성과 대학성과와 교육투자에 긍정적
	전상현·서상택 (2023)	자료포락분석	학생수, 전임교원수, 학생교육비 총액, 전임교원 연구비 총액	취업자 수, 전임교원 연구실적	비수도권 국립·사립 일반대학이 평균적으로 준효율을 보임
전 문 대	박희숙 (2013)	자료포락분석, 토빗모형	전임교원 1인당 학생수, 학생 1인당 교육비와 장학금, 장서수, 전임교원 1인당 연구비	학생의 취업률, 전임교원의 연구실적	(영유아보육과 효율성 분석) 영유아보육학과는 규모에 영향을 받으며, 100% 효율성을 보이는 빈도가 높음
	윤건호·이훈병 (2013)	자료포락분석	전임교수 강의 담당 비율, 학생 1인당 교육비, 학생 1인당 장학금	취업률, 입시경쟁률	(전문대 유아교육과 효율성 분석)효율적 대학 비율이 상대적으로 높음.

	저자	연구방법	투입변수	산출변수	비고
전 문 대	김도진·이용규 (2019)	자료포락분석	교사시설 확보율, 교육비 환산율, 재학생 1인당 장학금, 전임 교원확보율	전임교원 1인당 연구 실적, 진학률, 취업률, 학업 지속율, 재학생 충원율	배경 변인에 따른 효율성 평균 차이는 유의하지 않으며 재정 지원 제한 대학의 효율성은 높은 점수대에 분포
	이동우·오인하 (2020)	자료포락분석, 맘퀴스트 생산성 변화 분석	교사시설확보, 재학생 1인당 교육비, 전임교원확보율	신입생경쟁률, 재학생 충원율, 졸업생 취업률	기간·학교 유형 따라 기술변화율과 생산성 변화율에 유의함.

상술한 국내외 선행연구를 종합하면 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서 활용한 루엔버거 생산성 지수를 이용한 연구는 찾기 어려웠다. 루엔버거 생산성 지수를 활용한 방법은 자료포락분석이나 맘퀴스트 생산성 지수의 단점을 극복한 연구 방법이다. 국내 연구뿐만 아니라 외국 연구에서도 자료포락분석을 활용하여 효율성을 측정하는 연구가 다수였고, 맘퀴스트 생산성 지수를 활용한 생산성 연구조차 찾기 어려웠다. 국내외 대학 효율성 연구에서 자주 활용한 자료포락분석은 일반적으로 공공기관이나 대학 효율성 측정에 활용한다. 그러나 자료포락분석은 분석 대상의 표본 수가 변하면 ‘상대적 효율성’도 변화하고, 자료포락 추정치는 기술효율성 추정을 과하게 낙관적으로 나타내는 단점이 있다(Badunenko & Mozharovskyi, 2016). 맘퀴스트 생산성 지수도 생산성을 과대 추정하는 경향을 보이며, 비소망 산출물을 포함하기 어려운 단점이 있다. 둘째, 원격대학을 연구 대상으로 한 생산성 분석은 전무 한 것과 다름없었다. 국내외 연구 모두 원격대학을 대상으로 한 분석은 거의 이루어지지 않았으며, 4년제 대학 중심으로 대다수 연구가 이루어졌다. 국내에서는 권순형·남신동·황지원(2015), 해외에서는 Xiaoming, Shieh, & Wu(2014)만 원격대학을 분석 대상으로 삼았다. 셋째, 본 연구와 달리 원격대학을 분석한 연구에는 원격대학 간의 효율성을 비교·분석하는 데 그치거나, 시간의 흐름을 반영하는 패널 데이터가 아닌 단년도 데이터를 이용하였다. 본 연구는 2018~2019년부터 2021~2022년에 걸쳐 효율성을 포함하는 생산성 변화를 측정하고, 생산성 변화에 영향을 주는 요인을 살펴보았다.

Ⅲ. 연구설계

1. 분석 대상 및 변수

원격대학의 생산성 변화를 분석하기 위해 기준연도 2018년부터 2022년까지 대학알리미 자료를 병합하여 활용하였다. 분석 대상은 2018~2022년 운영되고 있는 4년제 사이버대학 17개교³⁾이다. 2년제 사이버 대학들은 전문학사를 취득하고 학과, 학위 취득 기간 등 4년제 대학의 학사·학위 프로그램과 다르기에 생산성 변화 분석에서 제외하였다.

1) 투입 및 산출변수

분석에 활용한 변수는 고등교육 분야와 원격대학 기관을 분석한 선행연구를 참고하여 구성하였다. 이중 원격대학 고유 특성을 반영하여 상대적 효율성을 분석한 권순형·남신동·황지원(2015) 연구를 주요하게 참고하여 투입과 산출변수를 설정하였다. 효율성 분석에서는 투입과 산출변수 개수보다 원격대학 수가 2배 이상이 되어야 분석할 수 있는 제약이 있다(권순형·남신동·황지원, 2015). 따라서 생산성 분석에서도 일반대학 효율성 분석과 같은 수의 투입·산출 변수를 선정할 수 없었다. 또한 원격대학 특성상 일반대학에서 자주 활용하는 변수 중 하나인 ‘취업률’ 변수를 활용할 수 없었다. 서론에서 언급하였듯이 원격대학에 지원하는 신·편입학생들 과반수가 입학 전부터 직업을 가지고 있었다. 따라서 취업률 자료를 이용하여 원격대학의 노동시장 성과를 측정하는 것은 적절하지 않다. 오히려 원격대학에서는 취업률보다 이직이나 승진 등의 자료를 취합하여 산출 부분을 측정하는 것이 바람직할 것이다. <표 2>는 투입 및 산출변수를 구체적으로 나타내며, 원격대학 17개교의 교육 성과를 확인하는 변수로 구성되어 있다. 이러한 투입과 산출변수는 상관 분석 결과를 활용하여 선정하였다.

투입변수 중 인적 투입변수는 ‘학생 천 명당 전임교원 수’, ‘학생 천 명당 직원 수’로 구성하였다. 고등교육 분야 연구 경향을 따른 것으로 투입이 증가하면 산출이 증가함을 전제로 하였다. 투입변수 중 물적 투입변수는 ‘학생 1인당 강좌 수’와 ‘학생 1인당 교육비’로 구성하였다. ‘학생 1인당 강좌 수’에서 강좌 수는 1학기와 2학기 강좌를 합한 수치로 연간 강좌를 얼마나 확보하는지를 나타내었다. 다른 기준연도와 달리 2018년 자료에 오프라인 강좌가 있는 사이버대학이 있었다. 2018년 자료에 있는 ‘강좌’는 온라인과 오프라인 강좌를 구별하지 않고 모두 활용하였다. ‘학생 1인당 교육비’는 교육비 총액을 활용하였다. 또한 2018~

3) 방송대도 정보통신매체를 이용하여 교수학습이 이루어져 원격대학의 범주에 포함되지만, 방송대와 사이버 대학 특성상 물적·인적 변수에서 서로 다른 특성을 나타내기 때문에 방송대를 분석 대상에서 제외하였다.

2022년 자료를 활용하여 비교 분석하기에 2020년 소비자 물가지수를 기준으로 하여 ‘학생 1인당 교육비’를 산출하였다.

산출변수 중 소망 산출변수는 ‘신입생 충원율’, ‘재학생 충원율’로 구성하였고, 비소망 산출변수는 ‘중도탈락률’을 활용하였다. 기술개발, 특히 실적 등 연구 실적 및 취업률 등의 다른 산출변수 등을 고려할 수 있지만, 교육 중심이라는 원격대학의 특성상 연구 실적은 산출변수로 적절치 않고 취업률 역시 재직자가 주로 다니는 원격대학의 특성상 산출변수로 적절치 않기에 제외하였다.

〈표 2〉 투입 및 산출 변수 설명

		변수	변수 설명	비고
투입	인적	학생 천 명당 전임교원 수	$(\text{전임교원 수} \div \text{재학생 수}) \times 1000$	재학생 기준 전임교원 현황, 재학생은 정원 내·외 학생 수, 4월 1일 기준
		학생 천 명당 직원 수	$(\text{직원 수} \div \text{재학생 수}) \times 1000$	재학생은 정원 내·외 학생 수 4월 1일 기준
	물적	학생 1인당 강좌 수	1·2학기 총강좌 수 \div 재학생 수	상동
		학생 1인당 교육비	$(\text{총교육비} \div \text{재학생 수}) \times (100 \div \text{해당연도 물가지수})$	상동, 총교육비는 학부와 대학원의 합, 단위는 원
산출	소망 산출	신입생 충원율	$(\text{정원 내 입학생 수} \div \text{모집정원 수}) \times 100$	정원 내 신입생 충원율
		재학생 충원율	$(\text{정원 내 재학생 수} \div \text{편제정원 수}) \times 100$	정원 내 재학생 충원율
	비소망 산출	중도탈락률	$(\text{중도탈락학생} \div \text{재적학생}) \times 100$	-

2) 패널분석 모형 변수

패널분석에서 활용한 종속변수는 루엔버거 생산성 변화 수치이다. 독립변수는 ‘대학 효율성’ 수치를 종속변수로 하여 회귀 분석한 선행연구를 참고하여 선정하였다. 이호섭(2008)은 설립유형, 대학 규모, 소재지, 교육 중심 여부를 활용하였고, 이건남(2012)은 설립유형, 소재지, 대학 규모, 대학의 특성, 기업인턴십 운영 여부에 따른 교육과정을 독립변수로 활용하였다. 이들 연구를 참고하여 학교 규모, 소재지, 특정 전공 개설 여부를 독립변수로 하여 분석하였다.

원격대학의 규모는 일반대학 규모를 구분하는 기준을 준용하였다. 재학생이 1만 명 미만이면 중·소규모, 재학생이 1만 명 이상이면 대규모 대학으로 분류하였다. 또한 대학의 소재지는 원격대학의 본부를 기준으로 구분하였고, 서울이나 경기도에 있는 원격대학은 ‘수도권’으로 그 외 지역에 있는 원격대학은 ‘수도권 아님’으로 분류하였다.

또한 이진남(2012) 연구를 참고하여 특정 전공 개설 여부를 독립변수로 선정하였다. 앞서 언급한 바와 같이 원격대학 입학생 중 과반수가 이직 및 승진을 위해 입학한다는 점을 고려하였다. 원격대학의 이직이나 승진에 유리한 학과목 설치 여부 따라 대학 생산성에 영향을 줄 수 있기 때문이다. 이에 17개 원격대학에서 개설한 소계열 전공 69개를 독립변수로 활용하여 분석하였다. 소계열 전공 분류는 교육통계서비스에서 제공하는 ‘2023학과(전공)분류자료집’ 기준으로 구분하였다. 구체적인 변수 설명은 <표 3>과 같다.

<표 3> 패널모형 분석 변수

	변수	변수 설명	비고
종속변수	원격대학의 생산성 변화 수치	연도별 루엔버거 생산성 변화 값 활용	연속변수
독립변수	규모	재학생 1만 명 미만은 중·소규모, 재학생 1만 명 이상은 대규모	더미변수 (0: 중소규모, 1: 대규모)
	소재지	원격대학 본부를 기준으로 하여 서울이거나 경기도에 위치하면 수도권, 그 외 지역은 수도권 아님	더미변수 (0: 수도권, 1: 수도권 아님)
	전공 개설 여부 (소계열 전공)	경영학, 정보·통신공학, 응용소프트웨어공학, 국제학, 가족·사회·복지학, 체육, 토목공학, 건축학, 건축·설비공학, 영상·예술, 경제학, 행정학, 기타디자인, 관광학, 광고·홍보학, 교양사회과학, 교육학, 정치외교학, 교양어·문학, 심리학, 문화·민속·미술사학, 무역·유통학, 금융·회계·세무학, 기계공학, 제어계측공학, 재활학, 교양인문학, 시각디자인, 국어·국문학, 국제지역학, 항공학, 디자인일반, 산업디자인, 도시공학, 공예, 사진·만화, 언론·방송·매체학, 교양공학, 식품영양학, 동물·수의학, 연극·영화, 법학, 기타아시아어·문학, 보건학, 산업공학, 응용공학, 성악, 스페인어·문학, 영미어·문학, 기타음악, 유아교육학, 특수교육학, 철학·윤리학, 종교학, 농업학, 음악학, 사회학, 전산학·컴퓨터공학, 일본어·문학, 자동차공학, 전기공학, 전자공학, 중국어·문학, 의류·의상학, 기악, 패션디자인, 언어교육, 환경학, 순수미술	더미변수 (0: 없음, 1: 있음)

2. 분석 방법

본 연구에서는 변수들의 기술통계를 도출하고 산출지향 비방사형(nonradial) 루엔버거 생산성 지수를 활용하여 원격대학의 생산성 지수 변화를 살폈다. 이에 더하여 비방사형 루엔버거 생산성 지수 변화를 도출한 결괏값을 종속변수로 활용하여 패널데이터 분석을 하였다.

1) 비방사형 루엔버거 생산성 지수

비영리 기관의 효율성 측정 방법으로는 DEA, 생산성 변화를 측정하는 방법으로 맘퀴스트 생산성 지수(Malmquist productivity index), 맘퀴스트-루엔버거 생산성 지수(Malmquist-Luenberger productivity index), 루엔버거 생산성 지수 등이 광범위하게 활용된다. 이중 비방사형 루엔버거 생산성 지수를 활용하면 다음과 같은 장점이 있다.

첫째, 방사형 측정 방식은 의사결정단위의 효율성을 과대평가하는 단점이 있다. 비효율적인 의사결정단위가 방사형 효율성을 완전히 달성하더라도, 사용하지 않은 투입물(slack)이 남아 있을 수 있기 때문이다. Färe & Grosskopf(2010)은 비방사형 방향거리함수(directional distance function, DDF)를 기초하여 잔여물 기반 효율성 측정을 제시하였다. 비방사형은 방사형과 달리 잔여물(slack)을 고려하여 측정하고, 만약 잔여물이 남아 있다면 잔여물의 크기를 고려하여 효율성을 낮게 평가한다(유금록, 2015; Wang, Du, & Zhang, 2022).

둘째, 맘퀴스트-루엔버거 생산성 지수와 루엔버거 생산성 지수는 비소망 산출(undesirable outputs)을 포함하여 분석한다. 그러나 맘퀴스트 생산성 지수는 소망 산출 지표값만 포함하고, 산출 지표값을 작게 하는 비소망 산출 지표를 포함할 수 없다. 비소망 산출 지표의 대표적인 예는 공해, 부채비용 등이다. 루엔버거 생산성 지수는 대학 재학생들의 중도탈락률과 같이 생산성을 저해하는 산출물도 분석에 포함할 수 있는 것이다.

셋째, 루엔버거 생산성 지수는 비방사형 방향거리함수를 기반으로 하며, 비방사형 DDF는 투입과 산출 모두 비비례적(nonproportional)으로 조정된다(Wang, Du, & Zhang, 2022). 맘퀴스트-루엔버거 생산성 지수도 비소망 산출을 포함하여 분석하지만, 루엔버거 생산성 지수보다 과대 추정하는 경향이 있다. 이는 맘퀴스트 생산성 지수와 맘퀴스트-루엔버거 생산성 지수 둘 다 비율 지수(ratio index)로 측정되기 때문으로 추정된다(박현숙·양동현, 2015). 또한 루엔버거 생산성 지수는 DDF를 활용하기 때문에 투입의 감축과 산출물 증가를 동시에 고려한다(박현숙·양동현, 2015; 유금록, 2015).

위에서 언급한 이점을 반영하여 본 연구에서는 비방사형 DDF 측정을 기반으로 하는 비방사형 루엔버거 생산성 지수를 활용하였다. 한편 일반적으로 대학의 인적·물적 투입은 법률이나 정부 정책에 따라 큰 변동 없이 일정 수준을 유지하는 경향이 있기에 본 연구에서는 산출지향 비방사형 루엔버거 생산성 지수를 활용하였다. 비방사형 루엔버거 생산성 지수는 식 (1)과 같이 정의된다. 수식에서 x , y , b 는 각각 투입, 소망 산출, 비소망 산출을 나타내며, g 는 데이터 지점 (x, y, b) 와 생산 경계가 어떤 방향으로 떨어져 있는지를 나타낸다(Wang, Du, & Zhang, 2022). 본 연구와 관련하여 투입변수 x 는 학생 천 명당 전임교원 수, 학생 천 명당 직원 수, 학생 1인당 강좌 수, 학생 1인당 교육비를 나타낸다. 소망 산출 변수 y 는 신입생 충원율과 재학생 충원율에 해당하며, 비소망 산출변수를 나타내는 b 는 중도탈락률을 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 NL = & \{D_{nr}^t(x^s, y^s, b^s; g) - (D_{nr}^t(x^t, y^t, b^t; g))\} \times \frac{1}{2} - (1) \\
 & + \{D_{nr}^s(x^s, y^s, b^s; g) - (D_{nr}^s(x^t, y^t, b^t; g))\} \times \frac{1}{2}
 \end{aligned}$$

위 식은 t (기준 시점)에서 루엔버거 생산성 지수와 s (변화 시점)에서 루엔버거 생산성 지수를 산술평균한 것을 나타낸다. 다시 말해 t 기 기술에서 t 에서 s 관측치까지 거리 변화와 s 기 기술에서 t 기에서 s 기 관측치까지 거리 변화를 산술 평균한 것이다. 양(+)
의 값이 나타나면 생산성 향상, 음(-)의 값이 나타나면 생산성 하락, '0'이면 생산성 불변을 의미한다(유금록, 2015; Wang, Du, & Zhang, 2022).

비비레 루엔버거 생산성 지수는 '기술'효율성 변화'와 '기술변화' 두 부분으로 분해할 수 있다. 기술효율성 변화를 나타내면 식 (2)와 같다.

$$EFFCH = D_{nr}^s(x^s, y^s, b^s; g) - D_{nr}^t(x^t, y^t, b^t; g) - (2)$$

다음으로 기술변화를 정의하면 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned}
 TECH = & \{D_{nr}^t(x^t, y^t, b^t; g) - (D_{nr}^s(x^t, y^t, b^t; g))\} \times \frac{1}{2} - (3) \\
 & + \{D_{nr}^s(x^s, y^s, b^s; g) - (D_{nr}^s(x^s, y^s, b^s; g))\} \times \frac{1}{2}
 \end{aligned}$$

다시 말해 비방사형 DDF를 기반으로 한 루엔버거 지표는 기술효율성 변화와 기술변화의 합으로 나타낼 수 있는 것이다. 기술효율성 변화는 변화 시점 s 에서 기준 시점 t 기간에 기술효율성 차이에서 발생하는 평균적인 증가(gain)이나 감소(loss)을 나타낸다. 기술효율성이 증가함은 기관 내부의 경영관리가 개선되었거나 내부 프로세스의 변화에 긍정적인 변화가 있음을 의미한다. 기술변화는 변화 시점 s 에서 기준 시점 t 기간에 기술이 변동(shift)하여 발생한 평균적인 이익(증가)이나 손실(감소)을 의미한다(Wang, Du, & Zhang, 2022). 기술변화는 외부 요인인 정부 정책이나 대외 환경에서 변화가 있었다는 것을 가리키며, 기술변화 증가는 기술진보, 기술변화 감소는 기술퇴보를 의미한다.

2) 패널데이터 분석

본 연구는 기간별로 도출한 산출지향 비방사형 루엔버거 생산성 변화 수치를 종속변수로 하여 패널분석 방법을 활용하였다. 패널분석은 시계열 자료와 횡단면 자료를 합친 패널구조에 적합하다. 식 (4)에서 u_i 는 시간에 따라 변화하지 않는 패널의 개체 특성, e_{it} 는 시간

과 개체에 따라 변화하는 일반적인 오차항을 나타낸다.

$$y_{it} = \alpha + \beta x_{it} + u_i + \epsilon_{it}, \quad i = 1, 2, \dots, n \text{ 및 } t = 1, 2, \dots, T_i \quad (4)$$

식 (4)에서 n 은 패널 개체 수를 나타내며, i 는 개체를 나타내는 것으로 개별 원격대학을 나타낸다. t 는 시간을 나타내는 것으로 2018~2019부터 2021~2022년까지를 가리킨다. T_i 는 개체 i 의 데이터를 포괄하는 기간을 의미한다.

식 (4)에서 u_i 가 모든 개체에 대해 0이라면, $(\alpha + u_i)$ 는 α 와 같아진다. 이 경우 패널 개체의 이질성을 고려할 필요가 없어서 OLS로 추정하면 일치추정량을 얻는다(민인식·최필선, 2010). 다시 말해 F 검증 이용하여 귀무가설(모든 i 에 대하여 $u_i = 0$)을 기각하지 못하면 합동 OLS를 선택해야 하는 것이다. 그러나 F 검증의 귀무가설을 기각하고, u_i 가 추정해야 할 모수라고 간주한다면 고정효과 모형을 활용할 수 있다(민인식·최필선, 2010).

만약 u_i 을 확률변수로 간주한다면 확률효과 모형이 적합한 추정방식이다. 다시 말해 고정효과 모형에서는 상수항 $(\alpha + u_i)$ 를 패널 개체별로 고정된 모수로 해석하고, 확률효과 모형에서는 $(\alpha + u_i) \sim N(\alpha, \sigma_u^2)$ 의 확률분포를 따르는 것으로 가정한다. 고정효과 모형과 확률효과 모형 중 어떤 모형이 적합한지는 일반적으로 하우스만 검증(Hausman test)을 활용한다. 하우스만 검증의 귀무가설은 u_i 와 x_{it} 의 공분산이 0이며, 만약 귀무가설을 기각하면 고정효과 모형, 기각하지 못한다면 확률효과 모형을 사용한다(민인식·최필선, 2010).

본 연구에서는 분석 모형을 모형 1~6으로 구성하여 활용하였다. 모형 1은 원격대학 규모, 모형 2는 원격대학의 소재지만을 포함하여 모형을 구성하였다. 모형 3은 소계열 전공에 해당하는 학과 개설 여부를 포함하여 분석하였고, 모형 4는 원격대학 규모와 소계열 전공에 해당하는 학과 개설 여부를 종속변수로 구성하였다. 모형 5는 유의미하게 나타난 소계열 전공 변수들을 모두 포함하였는데, 이들의 영향의 중요도를 확인하기 위해 구성하였다. 모형 6은 원격대학 규모와 유의미하게 나타난 소계열 전공 개설 여부를 포함한 독립변수로 구성하였다.

IV. 분석 결과

1. 루엔버거 생산성 지수

1) 기술통계

2018년부터 2022년까지 17개 원격대학의 투입과 산출변수의 기술통계는 <표 4>와 같다. 2018~2022년 학생 천 명당 전임교수 평균은 5.29명, 학생 천 명당 직원 수는 10.20명으로 나타났다. 또한 학생 1인당 강좌 수 평균은 0.11개, 학생 1인당 교육비는 평균 약 370만 3천 원으로 나타났다. 동기간에 신입생 충원율은 평균 83.12%, 재학생 충원율 평균은 87.72%로 나타났으며, 중도탈락률 평균은 15.78%로 나타났다.

<표 4> 2018~2022년 투입 및 산출 기술통계

(단위: 명, 명, 개, 원, %, %, %)

변수	관측치	평균	표준편차	최솟값	최댓값
학생 천 명당 전임교원 수	68	5.29	1.26	2.79	9.22
학생 천 명당 직원 수	68	10.20	4.03	5.04	19.18
학생 1인당 강좌 수	68	0.11	0.03	0.04	0.19
학생 1인당 교육비	68	3,703,789	641,746	2,418,156	5,074,610
신입생 충원율	68	83.12	12.00	57.20	100.00
재학생 충원율	68	87.72	11.45	64.50	110.20
중도탈락율	68	15.78	3.61	7.15	23.64

2) 비방사형 루엔버거 생산성 지수 분석 결과

산출지향 비방사형 루엔버거 생산성 지수를 활용하여 2018~2019년부터 2021~2022년까지 4기에 걸쳐, 17개 원격대학의 산출지향 생산성 지수 변화, 기술효율성 변화, 기술변화와 이들의 산술평균은 <표 5>와 같다. 2018~2019년부터 2021~2022년까지 17개 원격대학 생산성 변화 평균은 1.8% 감소한 것으로 나타났다. 2018~2019년과 2019~2020년 생산성 변화는 각각 23.7% 하락, 0.6% 향상하였고, 2020~2021년에는 24.6% 향상, 2021~2022년에는 8.9% 하락하였다. 코로나19로 감염병 확산으로 대면접촉에 제약이 있었던 2020~2021년의 생산성은 평균적으로 향상(24.6%)하였다. 생산성 향상은 기술효율성 감소(14.7%)보다 기술진보(39.3%)가 더 컸기 때문이다. 이는 원격대학 내부 조직개선이 아니라 코로나19 발생이라는 대외적 충격이 기술 진보에 영향을 주었고, 이것이 생산성 향상에 영향을 주었음을 의미한다.

17개 원격대학의 기술효율성 산술평균은 다음과 같다. 2018~2019년부터 2021~2022년까지 4기의 기술효율성 변화는 평균 4.9% 감소하였다. 2018~2019년에 기술효율성 변화는 4.6% 증가, 2019~2020년 15.8% 증가, 2020~2021년 14.7% 감소, 2021~2022년에는 25.3% 감소한 것으로 나타났다. 2018~2019년부터 2021~2022년까지 4기 동안 17개 원격대학의 기술변화는 평균 3.1% 상승한 것으로 나타났다. 2018~2019년 기술변화는 28.3% 감소, 2019~2020년에는 15.2% 감소, 2020~2021년 39.3% 상승, 2021~2022년에는 16.4% 상승하였다.

〈표 5〉 17개 원격대학의 비방사적 루엔버거 생산성 변화와 기술효율성 변화, 기술변화 평균

구분		2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	산술평균
산출 지향	생산성 변화	-0.237	0.006	0.246	-0.089	-0.018
	기술효율성 변화	0.046	0.158	-0.147	-0.253	-0.049
	기술변화	-0.283	-0.152	0.393	0.164	0.031

2018~2019년부터 2021~2022년까지 17개 원격대학별 산출지향 루엔버거 생산성 지수 변화를 살펴보면 <표 6>과 같다. 동 기간에 평균 생산성이 가장 크게 상승한 원격대학은 DMU 11, DMU 12이며, 이들의 생산성은 각각 평균 21.0%, 28.5% 향상하였다. 평균 루엔버거 생산성이 가장 크게 향상한 원격대학인 DMU 11과 DMU 12의 생산성 변화 추이를 살펴보면 다음과 같다. DMU 11의 생산성이 향상된 구간은 2019~2020년, 2020~2021년, 2021~2022년이며 각각 33.2%, 65.8%, 12.2%로 나타났다. 코로나19로 사회적 거리두기가 일상화된 기간인 2020~2021년에 큰 폭으로 생산성이 향상되었다. DMU 12는 2019~2020년을 제외하고 생산성이 향상하였다. 2018~2019년은 18.1% 향상, 2019~2020년 2.3% 감소, 2020~2021년에는 45.7% 향상, 2021~2022년은 52.6% 향상하였다.

2018~2019년부터 2021~2022년까지 생산성이 가장 큰 폭으로 하락한 원격대학은 DMU 17, DMU 10이며, 이들 원격대학의 생산성은 각각 평균 43.2%, 28.8% 하락하였다. DMU 17은 2018~2019년 생산성이 169.5% 하락하였고, 2019~2020년 27.8% 향상되었으나, 2021~2022년에 18.5% 하락, 2021~2022년에 12.5% 하락으로 나타났다. DMU 10은 2018~2019년 154.4% 하락, 2019~2020년 77.4% 향상, 2020~2021년 31.3% 향상, 2021~2022년 생산성은 69.5%로 하락한 것으로 나타났다.

한편 사회적 거리두기가 한창이었던 2020~2021년은 대다수 원격대학이 생산성 향상을 경험한 시기이다. 2020~2021년에 생산성이 하락하는 양상을 보이는 원격대학은 DMU 4, DMU 5, DMU 7, DMU 8, DMU 17이다.

〈표 6〉 원격대학별 루엔버거 생산성 지수 변화

구분	2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	산술 평균
DMU 12	0.181	-0.023	0.457	0.526	0.285
DMU 11	-0.271	0.332	0.658	0.122	0.210
DMU 13	0.136	0.081	0.337	0.073	0.157
DMU 14	0.098	0.115	0.499	-0.225	0.122
DMU 6	0.136	-0.141	0.305	0.080	0.095
DMU 4	0.191	0.093	-0.233	-0.020	0.008
DMU 3	-0.613	-0.191	0.805	0.000	0.000
DMU 9	0.000	-0.222	0.222	0.000	0.000
DMU 15	-0.542	0.542	0.000	0.000	0.000
DMU 16	0.000	-0.853	0.853	0.000	0.000
DMU 8	-0.050	0.011	-0.094	0.042	-0.023
DMU 5	0.096	0.053	-0.383	0.080	-0.039
DMU 2	0.102	-0.374	0.468	-0.462	-0.066
DMU 7	-0.251	0.037	-0.248	-0.010	-0.118
DMU 1	0.000	-0.403	0.403	-0.897	-0.224
DMU 10	-1.544	0.774	0.313	-0.695	-0.288
DMU 17	-1.695	0.278	-0.185	-0.125	-0.432

〈표 7〉은 2018~2019년부터 2021~2022년까지 4기에 걸쳐, 개별 원격대학의 기술효율성 변화를 나타낸다. 동 기간에 산출지향 모형을 분석한 결과, 4기 동안 평균적으로 기술효율성이 가장 큰 폭으로 향상된 원격대학은 DMU 11, DMU 12 등으로 나타났다. DMU 11은 평균 19.7%, DMU 12는 평균 26.8% 기술효율성이 향상하였다. DMU 11인 원격대학의 기술효율성 변화는 2018~2019년 26.3% 감소, 2019~2020년 104.9% 증가, 2020~2021년과 2021~2022년에는 변화가 없는 것으로 나타났다. DMU 12는 2018~2019년에만 기술효율성이 107.1% 상승하였고, 나머지 구간에서는 기술효율성에 변화가 없었다.

한편 평균 기술효율성이 가장 큰 폭으로 하락한 원격대학은 DMU 17이었다. DMU 17은 2019~2020년(71.8% 상승)을 제외한 모든 구간에서 기술효율성이 감소하였다. 2018~2019년 160.6% 감소, 2019~2020년에는 71.8% 상승, 2020~2021년 60.2% 감소, 2021~2022년에는 23.8% 감소하였다. DMU 17 다음으로 기술효율성 감소 폭이 큰 원격대학은 DMU 10이었고, 2018~2019년 91.2% 감소, 2019~2020년 91.2% 상승, 2020~2021년 불변, 2021~2022년 113.8% 감소한 것으로 나타났다.

〈표 7〉 원격대학별 기술효율성 변화

구분	2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	산술 평균
DMU 12	1.071	0.000	0.000	0.000	0.268
DMU 11	-0.263	1.049	0.000	0.000	0.197
DMU 6	0.148	0.137	0.110	-0.037	0.089
DMU 1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DMU 3	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DMU 9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DMU 15	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DMU 16	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DMU 13	0.288	-0.085	0.974	-1.210	-0.009
DMU 8	0.477	-0.174	-0.417	-0.012	-0.031
DMU 2	0.203	0.603	0.000	-0.971	-0.041
DMU 5	0.688	-0.742	-0.446	0.057	-0.111
DMU 14	0.348	0.122	-0.533	-0.394	-0.114
DMU 7	-0.132	0.152	-0.351	-0.221	-0.138
DMU 4	0.469	0.000	-1.241	-0.134	-0.227
DMU 10	-0.912	0.912	0.000	-1.138	-0.285
DMU 17	-1.606	0.718	-0.602	-0.238	-0.432

〈표 8〉은 2018~2022년까지 17개 원격대학 기술변화를 산술평균이 큰 DMU부터 작은 DMU 순으로 나타낸 것이다. 동 기간에 생산성 지수 변화가 가장 큰 폭으로 상승한 DMU 11, DMU 12를 중심으로 기술변화를 살펴보면 다음과 같다. DMU 11의 평균 기술진보는 1.4%, DMU 12는 1.7%로 나타났다. DMU 11의 기술변화는 2018~2019년 0.8% 감소, 2019~2020년 71.8% 감소, 2020~2021년 65.8% 상승, 2021~2022년 12.2% 상승한 것으로 나타났다. DMU 12의 기술변화는 2018~2019년 89.0% 감소, 2019~2020년 2.3% 감소, 2020~2021년 45.7% 상승, 2021~2022년 52.6% 상승한 것으로 나타났다. 이들 두 대학 모두 코로나19 발생 이전에는 기술퇴보, 발생 이후에는 기술진보가 일어났다.

산출지향 모형 결과에서 생산성 변화가 가장 큰 폭으로 감소한 원격대학을 살펴보면, DMU 10은 평균 0.3% 기술퇴보가 있었고 DMU 17은 평균 기술변화가 0으로 나타났다. 이 중 DMU 10은 코로나19 발생 전에 기술퇴보, 발생 이후에는 기술진보가 일어났다. 구체적으로 2018~2019년(63.3%)과 2019~2020년(13.8%) 기술퇴보, 2020~2021년(31.3%)과 2021~2022년(44.4%)에는 기술진보가 일어났다. DMU 17에 해당하는 원격대학도 코로나19 발생 전인 2018~2019년(9.0%)과 2019~2020년(44.0%)에 기술퇴보가 있었고, 코로나19 감염병 발생 이후인 2020~2021년(41.7%)과 2021~2022년(11.3%)에 기술진보를 경험하였다.

〈표 8〉 원격대학별 기술변화

구분	2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	산술 평균
DMU 14	-0.250	-0.008	1.032	0.169	0.236
DMU 4	-0.278	0.093	1.008	0.114	0.234
DMU 13	-0.152	0.166	-0.637	1.283	0.165
DMU 5	-0.592	0.795	0.063	0.023	0.072
DMU 7	-0.119	-0.115	0.103	0.211	0.020
DMU 12	-0.890	-0.023	0.457	0.526	0.017
DMU 11	-0.008	-0.718	0.658	0.122	0.014
DMU 8	-0.528	0.185	0.323	0.054	0.008
DMU 6	-0.012	-0.277	0.195	0.117	0.006
DMU 3	-0.613	-0.191	0.805	0.000	0.000
DMU 9	0.000	-0.222	0.222	0.000	0.000
DMU 15	-0.542	0.542	0.000	0.000	0.000
DMU 16	0.000	-0.853	0.853	0.000	0.000
DMU 17	-0.090	-0.440	0.417	0.113	0.000
DMU 10	-0.633	-0.138	0.313	0.444	-0.003
DMU 2	-0.102	-0.977	0.468	0.510	-0.025
DMU 1	0.000	-0.403	0.403	-0.897	-0.224

2. 패널 데이터 분석 결과

1) 기술통계

2018~2019년부터 2021~2022년까지 4 기간에 걸친 원격대학의 규모, 수도권 등 변수에 관한 기술통계는 <표 9>와 같다. 4 기간에 원격대학 규모를 살펴보면 중·소규모 대학이 51개, 대규모 대학이 17개였다. 수도권에 있는 대학은 44개교, 비수도권 대학은 24개교였다. 한편 <표 9>에 소계열 전공 69개 중 다른 소계열 전공보다 설치 빈도가 높은 10개 전공을 제시하였다. 소계열 전공명이 ‘가족·사회·복지학’에 해당하는 학과는 224개 설치되었으며, ‘경영학’은 193개, ‘심리학’ 82개, 행정학은 60개, 금융·회계·세무학은 52개가 설치된 것으로 나타났다. 또한 ‘영상·예술’은 51개, ‘국어·국문학’ 44개, ‘정보·통신공학’ 37개, ‘응용공학’ 34개, ‘응용소프트웨어공학’ 33개, ‘교육학’ 32개 등으로 나타났다.

〈표 9〉 주요 변수 기술통계 및 생산성 변화 평균

변수		빈도	관측치	평균	표준편차	최솟값	최댓값
규모	중소규모	51	68	0.250	0.436	0	1
	대규모	17					
수도권	수도권	44	68	0.353	0.481	0	1
	비수도권	24					
소계열 전공	가족·사회·복지학	224	68	2.838	2.607	0	11
	경영학	193	68	3.294	2.045	0	7
	심리학	82	68	0.882	0.873	0	4
	행정학	60	68	1.206	0.682	0	4
	금융·회계·세무학	52	68	0.544	0.762	0	3
	영상·예술	51	68	0.750	0.983	0	3
	국어·국문학	44	68	0.294	0.692	0	3
	정보·통신공학	37	68	0.176	0.545	0	3
	응용공학	34	68	0.765	0.994	0	3
응용소프트웨어공학	33	68	0.412	0.851	0	3	

2) 확률효과 모형 분석 결과

〈표 10〉은 독립변수를 달리하여 분석한 고정효과 모형과 확률효과 모형 분석 결과를 나타낸다.⁴⁾ 하우스만 검증 결과를 이용하여 고정효과 모형과 확률효과 모형을 검증하는데, 모형 1~6은 하우스만 검증의 영 가설인 ‘개체의 관찰되지 않는 오차와 독립변수 간에 상관관계가 0이다’라는 가설을 기각하지 못하였다. 개체의 관찰되지 않는 오차와 독립변수 사이의 상관관계가 없으므로 확률효과 모형이 추정에 적합한 것이다. 따라서 결과 해석은 확률효과 모형을 중심으로 이루어진다.

각각의 모형을 통해 루엔버거 생산성 변화에 영향을 주는 변수를 살펴보면 다음과 같다. 원격대학 규모의 영향은 모형 1, 모형 4, 모형 6을 통해 확인할 수 있는데, 원격대학의 규모는 생산성 변화에 유의미한 영향을 주지 않는 것으로 나타났다. 원격대학의 소재지 역시 생산성 지수 변화에 유의미한 영향을 주지 않았다. 모형 2에서 수도권보다 수도권이 아닌 곳에 소재한 원격대학 생산성 변화가 0.1만큼 낮게 나타났지만 유의미하지 않았다. 정보통신매체를 매개로 교육이 이루어지는 원격대학의 특성상 대학의 소재지는 루엔버거 생산성 변화에 영향을 주지 않은 것이다.

루엔버거 생산성 변화에 유의미한 영향을 주는 것으로 나타난 소계열 전공명은 ‘정보·통신공학’이나 ‘심리학’이었다. 유의미하지 않게 나타난 소계열 전공에 대한 설명은 생략하고

4) F 검정 결과, 패널 개체 간 이질성이 0(zero)이라는 귀무가설을 0.5% 유의수준에서 기각하여, 합동 OLS 분석 방법은 적합하지 않은 것으로 나타났다. 합동 OLS 분석 결과는 지면상 나타내지 않는다.

유의미한 소계열 전공명만 살펴보면 다음과 같다. 모형 3-①에서 소계열 전공 ‘정보·통신공학’을 개설한 학교일수록 그렇지 않은 원격대학보다 루엔버거 생산성 지수 변화가 0.184 높게 나타났고, 유의수준은 0.1보다 작게 나타났다. 소계열 전공이 ‘정보·통신공학’⁵⁾에 해당하는 학과는 ICT 기술 발전에 따라 정보통신 전문가 및 기술직 분야에서 고용이 증가하는데(홍현균, 2023), 이러한 현상이 원격대학의 생산성 지수 변화에 긍정적으로 작용한 것으로 보인다. 4차산업혁명으로 인하여 ICT 관련 학과인 ‘정보·통신공학’은 입학자보다 지원자의 비율이 6.9배 많으며(커리어넷), ICT 전문인력 경력직 채용에서 2016년보다 2020년에 학력 중요도는 감소하고 현장실무 경력, 전문지식 및 보유 기술의 중요도가 증가하였기 때문이다(홍광표, 2021).

모형 3-②에서는 소계열 전공 ‘심리학’⁶⁾에 해당하는 학과를 개설한 원격대학은 그렇지 않은 원격대학보다 생산성이 0.312 높게 났는데, 유의수준은 0.1보다 낮았다. 소계열 전공이 ‘심리학’에 해당하는 학과 역시 지원하는 학생들이 많아, 원격대학 생산성 변화에 긍정적 영향을 미치고 있음을 알 수 있다. 소계열 전공 ‘심리학’에 해당하는 학과는 관련 노동시장이 열악함과 공급과잉이라는 문제에도 불구하고 쉽게 전문직 자격증을 취득할 수 있기에 신입생 모집이 잘 되므로 대학에서 우후죽순으로 심리상담 전공을 설치하고 졸업생을 배출하고 있음을 보여준다(이상민 외, 2018).

한편 소계열 전공이 ‘정보·통신공학’과 ‘심리학’에 해당하는 학과 개설 여부를 나타내는 독립변수를 모두 다 포함한 모형 5에서 ‘정보·통신공학’과 ‘심리학’에 해당하는 학과 개설은 생산성 지수 변화에 유의미한 영향을 주지 않았다. 또한 모형 4와 같이 ‘정보·통신공학’ 전공 개설 여부 변수와 다른 변수를 추가하여도 유의미하지 않게 나타났다. 따라서 추가적인 변수를 더할 때, ‘정보·통신공학’이나 ‘심리학’에 해당하는 학과 개설 여부는 그 중요성이 감소할 수 있음을 보였다.

-
- 5) 정보·통신공학에 해당하는 전공을 구체적으로 살펴보면, AI사이버보안전공, ICT공학과, 빅데이터·정보보호학과, 전자정보·통신공학과, 정보관리보안학과, 정보시스템통신공학과, 컴퓨터통신학과, 해킹보안학과, 정보보호학과이다.
 - 6) 소계열 전공 ‘심리학’은 ‘심리·상담’과 관련 있는 전공이며, 해당하는 전공은 군경상담복지학과, 군경소방상담전공, 뇌기반감정코칭학과, 노인인지훈련학과, 다문화심리상담학과, 명상치료학과, 상담심리학과, 상담코칭심리학과, 임상심리학과, 특수상담치료학과, 특수심리치료학과이다.

〈표 10〉 고정효과 모형 및 확률효과 모형

구분	모형1		모형 2		모형 3-①		모형 3-②		모형 4		모형 5		모형 6	
	고정	확률	고정	확률	고정	확률	고정	확률	고정	확률	고정	확률	고정	확률
규모 (0: 중소기업)	0.0388 (0.123)	0.0482 (0.122)							-0.0875 (0.139)	-0.0746 (0.137)			-0.0932 (0.138)	-0.0817 (0.136)
소재지 (0: 수도권)			-0.100 (0.108)	-0.100 (0.108)										
학과	정보·통신공학 (0: 없음)				0.184* (0.102)	0.184* (0.102)			0.220* (0.118)	0.215* (0.117)	0.148 (0.106)	0.147 (0.105)	0.186 (0.120)	0.180 (0.119)
	심리학 (0: 없음)						0.304* (0.180)	0.312* (0.179)			0.233 (0.186)	0.240 (0.184)	0.237 (0.186)	0.244 (0.185)
상수	-0.0281 (0.0603)	-0.0305 (0.115)	0.0170 (0.0640)	0.0170 (0.108)	-0.0969 (0.0668)	-0.0970 (0.130)	-0.295* (0.172)	-0.303 (0.193)	-0.0905 (0.0679)	-0.0915 (0.126)	-0.294* (0.170)	-0.300 (0.200)	-0.291* (0.171)	-0.297 (0.200)
sigma_u	0.201	0.197	0.203	0.174	0.202	0.226	0.197	0.180	0.207	0.214	0.198	0.214	0.203	0.214
sigma_e	0.427	0.427	0.425	0.425	0.417	0.417	0.418	0.418	0.419	0.419	0.415	0.415	0.417	0.417
rho	0.180	0.175	0.185	0.144	0.190	0.226	0.182	0.157	0.197	0.206	0.185	0.210	0.191	0.208
hausman test	0.27		0.00		0.00		0.28		0.32		0.08		0.28	
관측치	68		68		68		68		68		68		68	
그룹 수	4		4		4		4		4		4		4	
R ²	0.0060	0.0060	0.0115	0.0115	0.0418	0.0418	0.0454	0.0454	0.0403	0.0403	0.0685	0.0686	0.0666	0.0677
Wald chi2	0.16		0.87		3.28		3.02		3.54		5.01		5.32	
Prob>chi2	0.6926		0.3511		0.0700		0.0820		0.1706		0.0817		0.1498	

주: 괄호 안은 s.e이며, ***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1은 유의수준을 나타냄.

V. 결론 및 제언

1. 결론

저출산·고령화의 가속화, 제4차산업혁명 등으로 인적자원의 재교육이나 숙련도 향상이 요구되고 있다. 평생교육과 고등교육을 담당하는 방송대와 사이버대학 등 원격대학은 학습에 시공간 제약이 적기 때문에 그 설립 취지에 맞게 성인의 직무 재교육이나 새로운 지식 습득에 유용할 수 있다. 원격대학에 입학하는 학생 60% 이상이 직업을 갖고 원격대학에 접근한다는 사실이 이를 방증한다.

해외 대학의 온라인강의, 일반대학에서 원격강의, 코로나19 전염병 유행으로 인한 사회변화의 가속화 등에 따라 원격대학도 새롭게 변모할 시점이 되었다. 원격대학의 경쟁력 강화와 더불어 코로나19 전염병 유행과 같은 예측 불가능한 충격에 대한 대응 등의 측면에서 생산성 연구가 긴요해진 것이다. 이러한 배경에서 본 연구는 코로나19로 사회적 거리두기가 일상이었던 2020~2021년을 전후로 루엔버거 생산성 지수를 활용하여 원격대학의 생산성 지수 변화, 기술효율성 변화, 기술변화를 확인하였다. 또한 확률효과 모형을 이용하여 루엔버거 생산성 지수 변화에 영향을 주는 요인을 살폈다. 본 연구에서 활용한 비방사형 루엔버거 생산성 지수는 자료포락분석이나 맘퀴스트 생산성 지수 방법에서 발견되는 효율성 과대평가 문제, 비소망 산출 지표 반영의 어려움 등의 한계를 극복한 방법이다. 이러한 점에서 비방사형 루엔버거 생산성 지수는 원격대학뿐만 아니라 4년제 대학 및 전문대학, 폴리텍 대학, 초·중등학교 등 비영리 교육기관의 생산성 연구에 유용하게 활용될 수 있다.

본 연구의 결과를 정리하면 다음과 같다. 첫째, 산출지향 비방사적 루엔버거 생산성 변화와 기술효율성 변화, 기술변화를 살펴본 결과, 코로나19 감염병 유행으로 사회적 거리두기가 엄격하게 지켜지던 2020~2021년 기간에 대다수 개별 원격대학의 생산성 지수가 향상되었다. 17개 원격대학의 평균 생산성 지수도 향상되었는데, 이는 2020~2021년 원격대학 평균 기술효율성 감소보다 기술변화 증가가 더 컸기 때문이다. 코로나19 확산이라는 대외 환경변화가 원격대학의 기술변화 향상을 일으키고, 생산성 지수 향상을 이끈 것이다. 코로나19 감염병 유행은 지방대나 전문대 진학하려는 학생들을 원격대학으로 진입하게 하여 사이버대학 수요가 증가하게 하였기 때문이다(서순식 외, 2022).

둘째, 2018~2019년부터 2021~2022년까지 4기에 걸쳐서 평균 생산성 지수가 가장 큰 폭으로 향상된 원격대학은 DMU 11, DMU 12이었다. 이들 원격대학의 생산성 지수 향상은 4기 평균 기술변화가 향상된 데 기인한다. DMU 11과 DMU 12의 4기 평균 기술효율성은 코로나19 감염병 유행 이후 변화가 없었고, 기술 진보는 코로나19 감염병 유행 후에 일어났

다. 이 같은 결과는 코로나19 감염병 유행 전, DMU 11의 경우에는 인력과 자본 등의 투입 요소를 효율적으로 사용하지 못하였고, 코로나19 발생 후에는 코로나19 감염병 발생이라는 대외 환경 변화가 DMU 11과 DMU 12의 기술진보에 영향을 미쳤기 때문이다. 생산성 지수 변화에서 4기 산술평균이 가장 낮은 DMU 17 사례를 살펴보면, DMU 17의 생산성 변화는 코로나19가 발생하기 전인 2019~2020년을 제외한 모든 기간에 생산성이 악화한 것으로 나타났다. 코로나19 유행 이후 기술진보가 일어났지만, 기술효율성이 하락하여 생산성이 악화한 것이다. 이는 코로나19 감염병 유행이라는 원격대학에 유리한 대외 환경변화가 있어도 내부의 경영 효율이나 합리화가 없으면 생산성 지수는 향상될 수 없다는 사실을 보여준다.

셋째, 확률효과 모형을 이용한 분석 결과를 살펴보면, 루엔버거 생산성 변화에 유의미한 영향을 준 변수는 원격대학의 특정 소계열 전공에 해당하는 ‘학과 개설 여부’였다. 소계열 전공이 ‘정보·통신공학’에 해당하거나 ‘심리학’에 해당하는 학과를 개설한 원격대학일수록 그렇지 않은 대학보다 생산성이 향상한 것으로 나타났다. 이를 통해 사회경제적 변화와 교육수요를 대변하는 특정 학과 개설 등, 원격대학의 교육과정이나 학사제도가 원격대학의 생산성 지수 변화가 긍정적 영향을 미칠 수 있음을 유추할 수 있다. 한편 ‘심리학’이나 ‘정보·통신공학’과 같이 유의미하게 나타난 변수와 다른 변수를 함께 분석했을 때, 이들 ‘심리학’이나 ‘정보·통신공학’이 생산성 변화에 유의미한 영향을 주지 않은 것으로 나타났다. 이들 변수가 생산성 변화에 중요하게 작용하지 않을 수도 있음을 나타낸다. 향후 연도별 데이터가 축적된다면 추가적인 분석을 통해 ‘특정 학과 개설’의 영향력을 좀 더 명확히 밝힐 수 있을 것이다.

2. 제언

17개 원격대학 평균 루엔버거 생산성 지수 변화는 코로나19 팬데믹 초기인 2020~2021년에 증가하였다가 2021~2022년에 감소하였고, DMU 11, 12 사례에서는 기술효율성보다 기술진보로 인하여 루엔버거 생산성 지수가 상승한 것으로 나타났다. 이는 코로나19와 같이 일시적 대외 환경변화가 일시적 기술진보를 발생시켜 생산성 지수 향상을 이끌었지만, 제도적 뒷받침이나 내부 조직개선 등이 없이는 생산성 상승이 지속되기 어렵다는 점을 내포한다. 따라서 원격대학이 양질의 교육내용을 제공하는 평생·고등교육 기관으로서 제 역할을 하기 위해서 원격대학의 조직개선 노력이나 제도적 방안이 마련되어야 한다. 이와 관련하여 필요한 방안을 제시하면 다음과 같다.

첫째, 원격대학은 사회적 요구를 반영하여 성인 학습자 친화적인 학과를 개설하고 대학 체제를 개편함으로써 조직 효율성을 도모해야 한다. 확률효과 모형 분석 결과, 특정 학과 개설이 생산성 향상에 긍정적으로 작용한 것으로 나타났다. 이는 ICT 기술변화에 따라 정

보통신 전문가 및 기술직 분야에서 고용이 빠르게 증가하는 현상을 반영한 것으로 보인다(홍현균, 2023). 따라서 원격대학은 사회변동에 따라 수요가 발생하는 특정 학과나 융합 학과를 사회변화 속도에 맞추어 제공할 수 있어야 한다. 또한 원격교육 특성상 이직뿐 아니라 승진을 위해 입학한 학생들이 일정 수준 이상의 비율을 차지하기에 현재 직무 지식을 심화하거나, 실무교육과정을 제공하는 것도 필요하다(김은기 외, 2015). 새로운 학과 개설과 학사제도 변화는 매체를 활용하는 원격대학 특성상 원격대학의 교수·학습 방법과 학습지원 플랫폼의 변화를 이끌며, 교육을 지원하는 대학 행정 조직도 전과 다른 조직 구성으로 변모하게 한다.

둘째, 원격대학 간의 공동 교육협의체를 구성하고 교육과정 등의 공동 운영을 통해 개별 원격대학 운영의 효율성을 꾀해야 한다. 현재 사이버대학 간이나 일반대학과 사이버대학 간에도 융합 전공을 개설하여 교수 자원을 공유하고 교육 콘텐츠 개발·보수 비용을 줄이면서 학생에게 다양한 전공을 제공하고 있다(서순식 외, 2022). 그러나 여타 컨소시엄과 차별성을 가지고 성인 학습자 재교육이라는 목적의 고등교육을 제공하려면, 민법상 법인이 아닌 별도 법률에 근거한 협의체를 주축으로 해야만 교육과정 표준화, 공동 교육과정 운영, 진로상담센터를 포함한 통합학생서비스를 구축하여 공동 운영의 효율성을 달성할 수 있다(서순식 외, 2022). 이와 관련한 해외사례로 지중해 인근 국가들의 고등교육협의체인 ‘지중해 지역 대학 네트워크(Mediterranean Network of University, MedNet’U)’가 있다. 이 고등교육협의체는 ‘정보 및 통신기술 공학’과 ‘기계공학’을 공동으로 설계하였는데, 언어가 다른 국가 간 협의체임에도 성공적으로 공동 교육과정을 개발하였다. ‘지중해 지역 대학 네트워크’는 학점인정 등 각국의 상이성을 인정하고 교육과정 운영에 융통성을 허용하여 중장기적으로 시행착오를 줄일 수 있음을 보인다는 점에서 벤치마킹할만하다(정종원, 2015). 벤치마킹할만한 국내 사례에는 고등교육 연합이나 거점 국립대학의 원격대학 학점교류, 지역혁신 플랫폼 공유대학 운영 등이 있다. 지역혁신 플랫폼 공유대학 운영 사례 중 하나인 충북 권역 컨소시엄은 교육과정뿐만 아니라 공동 서버 및 저장, 네트워크, 소프트웨어 인프라를 공유하고 있고, 학교 교원 등의 인적자원을 공유하는 방안을 제시하고 있다(채창균 외, 2021).

셋째, 원격대학은 시공간적 접근성을 장점으로 하기에 성인 학습자들이 리스킬과 업스킬 할 수 있도록 정부 정책이 마련되어야 한다. 루엔버거 생산성 지수 분석 결과, 원격대학 대다수가 코로나19 전염병 확산이라는 일시적인 대외적 환경변화에 따라 기술진보가 일어났다. 코로나19 전염병 확산이라는 일시적인 사건이 아니라 제도적 지원이 뒷받침되어야 부정적인 외부 충격에 영향을 덜 받으면서 원격대학 생산성이 지속적으로 향상될 수 있다. 구체적인 제도 방안으로는 일과 학습이 병행될 수 있도록 유연근무제, 시간제 근무제 등을 활성화하고, 노동시간 단축, 주 4일 근무를 도입하여 학습 시간을 확보할 수 있는 사회시스

템을 예로 들 수 있다. 덴마크의 잡로테이션이나 핀란드 학습휴가제도는 일과 학습, 여가가 선순환할 수 있게 하는 방안이 될 것이다(채창균 외, 2021). 이러한 제도는 ‘직장업무로 인한 시간 부족’으로 평생학습에 참여하지 못하는 성인들의 고등교육 참여율을 높일 수 있다(채창균·안현효·성홍모, 2021).

마지막으로 원격대학 특성을 반영한 데이터를 구축해야 한다. 루엔버거 생산성 지수 분석과 패널 데이터 분석을 수행할 때, 대학알리미 자료를 주로 활용하였다. 대학알리미 자료는 재학생 충원율, 중도탈락률 등 대학 경쟁력을 알리는 지표가 다수 탑재되어 있다. 그러나 원격대학의 특성을 반영하는 학사정보, 교과정보, 학습패턴 정보 등에 관한 구체적인 자료를 찾기 어려웠다. 사이버대학에 관한 자료가 적재 되어 있는 ‘사이버대학 종합정보’가 있지만, 신·편입생 학습자의 직업 비율 등 몇 개 항목에서 관해서만 자료가 있었다. 원격대학 고유의 특성을 반영하는 데이터가 구축된다면 실증 분석을 기반으로 한 원격대학 정책 수립이 수월해질 것이다.

이러한 연구를 다루면서 아쉬운 부분은 다음과 같다. 첫째 코로나19 전염병 확산 시기를 중심으로 2018~2022년 동안 생산성 지수 변화, 기술효율성 변화, 기술변화를 살펴보았다. 추후 긴 호흡에서 분석하여 원격대학의 생산성 변화를 추적한다면 증거를 기반으로 한 원격대학 발전방안의 모색에 도움이 될 것이다. 둘째, 본 연구에서는 개별 원격대학의 생산성을 비교·분석하였지만, 개별 원격대학의 구체적인 상황을 고려하지 못한 상태에서 분석하였다. 원격대학 내부 프로세스, 학습 과정 및 평가 방식 등을 반영하지 못하고, 대학알리미에 나타난 자료만을 분석한 것이다. 특히 DMU 11과 DMU 12가 다른 원격대학보다 생산성 변화가 높은 이유를 관계자 면담 등의 질적 연구를 통해 분석하고 다른 원격대학에 적용할 수 있는 제도에 어떤 것이 있는지를 검토하지 못하였다. 향후 원격대학이 특성이 반영된 데이터가 구축되고 양질의 질적 연구가 축적된다면, 원격대학의 생산성 향상, 양질의 고등교육 콘텐츠 제공, 경쟁력 강화에 유용한 정책 마련에 기여 할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 고제혁·이은국·권오영(2013). 맘퀴스트 생산성 분석에 의한 한국대학조직 유형별 효율성 변화추이 비교. **현대사회와 행정**, 23(3), 127-153.
- 권순형·남신동·황지원(2015). ‘상대적 효율성’ 개념에 근거한 국내 사이버 원격대학기관 운영 현황 분석. **평생학습사회**, 11(1), 63-88.
- 김대훈·정순여·이민영(2020). 대학 구조개혁 추진에 따른 사립대학 운영 효율성 분석: 대학 기본역량 진단을 중심으로. **경영컨설팅연구**, 20(3), 191-200.
- 김도진(2012). 우리나라 전문대학교의 경영 효율성 분석. **교육재정경제연구**, 21(3), 117-144.
- 김도진·이용규(2019). DEA분석을 기반으로 하는 한국 전문대학의 상대적 효율성 분석 -대학기본역량진단을 중심으로- **한국콘텐츠학회논문지**, 19(2), 491-507. <http://dx.doi.org/10.5392/JKCA.2019.19.02.491>
- 김용선·김종민·윤장혁(2012). 국내 대학의 지식재산 효율성 분석: DEA와 Malmquist 생산성 지수의 활용. **Entrue Journal of Information Technology**, 11(3), 7-18.
- 김은기·윤혜순·정영란·남상규(2015). **사이버대학 교육 효율성 제고를 위한 학사제도 운영 방안 연구**. 대구: 한국교육학술정보원.
- 나민주(2004). 국립대 재정운영의 효율성 평가. **교육재정경제연구**, 13(2), 149-174.
- 남나라(2023). **2023학년도 1학기 신·편입생 실태조사 연구**. 서울: 한국방송통신대학교 원격교육연구소.
- 노미현(2016). 전문대학의 상대적 효율성 비교 분석: 대학평가 사업을 중심으로. **상업교육연구**, 30(6), 49-74. <http://dx.doi.org/10.34274/krabe.2016.30.6.003>
- 민인식·최필선(2010). **STATA 패널데이터 분석**. 서울: 한국 STATA 학회.
- 민혜리(2020). 비대면 시대, 수업의 질을 높이기 위한 대학의 교수-학습 방향. **교육개발** 216, 48-54.
- 박영규·이영환(2010). 사립대학 경영효율성에 대한 연구 -자료포락분석과 토빗회귀분석을 중심으로-. **교육행정학연구**, 28(3), 27-53.
- 박현숙·양동현(2015). Malmquist 생산성지수와 Luenberger 생산성지수의 이론적 관계와 실증적 분석. **보건행정학회지**, 25(2), 118-128. <http://dx.doi.org/10.4332/KJHPA.2015.25.2.118>
- 박희숙(2013). DEA를 활용한 전국 영유아보육과의 효율성 분석 - 전문학사과정을 중심으로 -. **한국보육학회지**, 13(2), 145-162.
- 배세영·김희창(2021). 대학 재정운영 효율성이 대학성과와 교육투자에 미치는 영향 분석. **교육재정경제연구**, 30(4), 29-53.
- 서순식·최유미·김상범·나홍석·남상규·박연정·장은정·진정란(2022). **온택트시대 사이버대학 특성화 전략 방안 연구**. 한국원격대학협의회.
- 석기준(2007). 원격대학 평가결과에 관한 실증적 연구. **교육행정학연구**, 25(4), 369-387.
- 송상호·김세리·홍영일(2007). 원격대학 평가지표 개발 연구. **교육공학연구**, 23(4), 79-111.
- 송선혜(2023). **맘퀴스트 생산성 지수를 이용한 원격대학효율성 변화 분석**. IFDE통계분석보고 2023-4.

- 미래원격교육연구원. <https://ide.knou.ac.kr/bbs/ide/3465/685352/artclView.do?layout=unknown>
- 신나민·임정훈·이혜정(2005). 한국 원격교육 연구의 동향과 전망: 1985~2005년도를 중심으로. **교육공학연구**, 21(4), 195-227. <http://dx.doi.org/10.17232/KSET.21.4.195>
- 신현대(2006). 자료포락분석을 통한 대학의 상대적 효율성 평가연구. **교육평가연구**, 19(3), 45-63.
- 유금록(2015). 루엔버거 생산성지수를 이용한 지방공기업의 생산성과 효율성, 기술혁신 평가 - 도시철도 공사를 중심으로 -. **한국정책학회보**, 24(4), 543-586.
- 유성진·김용희·김주훈·최정일(2014). DEA 모형을 이용한 국내 대학의 경영 효율성 평가. **품질경영학회지**, 42(4), 647-664. <http://dx.doi.org/10.7469/JKSQM.2014.42.4.647>
- 윤건호·이훈병(2013). 전문대학 유아교육과 효율성 연구. **교육논총**, 33(2), 101-118.
- 윤병국·김은정·김승훈·김은영(2018). **사이버대학 국내의 동향 및 해외 우수 사례 분석**. 대구: 한국교육학술정보원.
- 윤혜순(2014). 원격대학 연구동향과 과제. **학습과학연구**, 8(2), 169-187.
- 이건남(2012). 자료포락분석(DEA)과 토빗분석(Tobit)을 활용한 대학의 효율성 분석. **인문사회과학연구**, 13(2), 267-293. <http://dx.doi.org/10.15818/ihss.2012.13.2.267>
- 이대연(2023). COVID-19 이후 교양체육 활성화의 의미와 디지털 기술 활용 탐색. **교양교육연구**, 17(3), 229-240.
- 이동우·오인하(2020). 자료포락분석을 활용한 전문대학의 효율성 분석. **한국혁신학회지**, 15(1), 139-170. <http://dx.doi.org/10.46251/INNOS.2020.02.15.1.139>
- 이상민·김은하·김지연·선혜연(2018). 상담심리학의 현재와 미래과제. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, 30(3), 463-474. <http://dx.doi.org/10.23844/kjcp.2018.08.30.3.463>
- 이석열·이호섭(2013). 교육역량강화 지원사업 선정 대학의 상대적 효율성 분석. **교육종합연구**, 11(4), 195-213.
- 이정마·김민희(2010). 대학재정의 효율성 분석. **교육행정학연구**, 28(4), 163-186.
- 이호섭(2008). 자료포락분석(DEA)기법을 활용한 대학의 특성별 효율성 분석. **교육평가연구**, 21(4), 41-65.
- 이화국·서민원·송상호·김세리·김병진(2006). **원격대학 평가지표 개발 연구**. 서울: 한국교육학술정보원, 교육인적자원부.
- 이황원(2009). DEA를 활용한 대학의 상대적 효율성 평가. **경영교육연구**, 55, 25-52.
- 장은정·정영란·서윤경(2007). 원격대학 성과 분석 연구. **교육공학연구**, 23(2), 67-104. <http://dx.doi.org/10.17232/KSET.23.2.67>
- 전상현·서상택(2023). 자료포락분석법(DEA)에 의한 비수도권대학의 성과효율성 분석. **지역정책연구**, 34(2), 85-103. <http://dx.doi.org/10.22773/RPR.2023.34.2.85>
- 정대범(2011). 우리나라 전문대학의 효율성 평가 연구: Delphi/AHP/DEA 혼합모형을 이용한 상대적 효율성을 중심으로. **한국교육행정학회 학술연구발표회논문집**, 673-697.
- 정영란·서윤경·장은정(2008). 사이버대학 성과분석 모형 개발 연구. **교육정보미디어연구**, 14(2), 267-295.
- 정종원(2015). 사이버대학 교육과정 공동운영의 현황과 과제. **사이버교육연구**, 9(2), 21-32.

- 채창균·남재욱·민숙원·김민석·안현용(2021). **일-학습-여가-생활이 통합된 평생학습사회체계 구축 방안**. 세종: 경제·인문사회연구회.
- 채창균·안현효·성홍모(2021). **평생학습사회의 새로운 추진체계 구축 연구**. 세종: 한국직업능력연구원.
- 홍광표(2021). ICT 전문인력 채용 트렌드와 미래 필요 역량. **KRIVET Issue Brief**, 218.
- 홍현균(2023). 직업별 중장기 인력수요 전망 2022-2032. **고용이슈**, 2023 겨울호, 62-80.
- Abbott, M., & Doucouliagos, C. (2003). The efficiency of Australian universities: A data envelopment analysis, *Economics of Education Review*, 22(1), 89-97. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(01\)00068-1](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(01)00068-1)
- Abimbola, A. E., Omolara, W. O., & Fatimah, Y. T. (2015). Assessing the impact of open and distance learning (ODL) in enhancing the status of women in Lagos State. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 174, 1512-1520. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.782>
- Aslam, M. (2000). Education and training for millions: Pedagogical challenges for distance education. *Open Learning: The Journal of Open, Distance and e-Learning*, 15(3), 309-315. <https://doi.org/10.1080/713688405>
- Badunenko, O., & Mozharovskiy, P. (2016). Nonparametric frontier analysis using Stata. *The Stata Journal*, 16(3), 550-589. <https://doi.org/10.1177/1536867X1601600302>
- Bates, A. W. (1997). **테크놀로지, 개방 학습 그리고 원격교육**(한정선 역). 서울: 이화여자대학교 출판부. (원저는 1995년 출간)
- Chawinga, W. D., & Zozie, P. A. (2016). Increasing access to higher education through open and distance learning: Empirical findings from Mzuzu University, Malawi. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 17(4). <https://doi.org/10.19173/irrodl.v17i4.2409>
- Färe, R., & Grosskopf, S. (2010). Directional distance functions and slacks-based measures of efficiency. *European Journal of Operational Research*, 200(1), 320-322. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.01.031>
- Greenberg, G. (1998). Distance education technologies: Best practices for K-12 settings. *IEEE Technology and Society Magazine*, 17(4), 36-40. <https://doi.org/10.1109/44.735862>
- Holmberg, B. (2005). *Theory and practice of distance education*. London: Routledge.
- Johnes, J. (2006). *Efficiency and productivity change in the English higher education sector from 1996/97 to 2002/03*. Lancaster, UK: Lancaster University Management School.
- Kritpracha, C., Kaosaiyaporn, O., & Atisabda, W. (2015). Expectation of educators and students towards a distance learning model in Southernmost Provinces of Thailand. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 174, 2349-2354. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.899>

- Lou, Y., Yang, G., Guan, Z., Chen, X., Pan, H., Wang, T., & Zheng, H. (2024). A parallel data envelopment analysis and Malmquist productivity index model of virtual frontier for evaluating scientific and technological innovation efficiency at universities. *Decision Analytics Journal*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100384>
- Moore, M. G., & Kearsley, G. (1998). **원격교육의 이해와 적용**(양영선·조은순 공역). 서울: 예지각. (원저는 1996년 출간)
- Tattersall, C., Waterink, W., Höppener, P., & Koper, R. (2006). A case study in the measurement of educational efficiency in open and distance learning. *Distance Education*, 27(3), 391-404. <https://doi.org/10.1080/01587910600940463>
- Valentine, D. (2002). Distance learning: Promises, problems, and possibilities. *Online Journal of Distance Learning Administration*, 5(3).
- Visbal-Cadavid, D., Martínez-Gómez, M., & Guijarro, F. (2017). Assessing the efficiency of public universities through DEA. A case study. *Sustainability*, 9(8), 1416. <https://doi.org/10.3390/su9081416>
- Wang, D., Du, K., & Zhang, N. (2022). Measuring technical efficiency and total factor productivity change with undesirable outputs in Stata. *The Stata Journal*, 22(1), 103-124. <https://doi.org/10.1177/1536867X221083886>
- Xiaoming, Y., Shieh, C., & Wu, C. (2014). Measuring distance learning performance with data envelopment analysis. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 10(6), 559-564. <https://doi.org/10.12973/eurasia.2014.1217a>
- Zinkovsky, K. V., & Derkachev, P. V. (2018). Restructuring the system of higher education: Assessing the outcomes of university mergers. *Russian Education & Society*, 60(5), 402-421. <https://doi.org/10.1080/10609393.2018.1495019>
- 교육통계서비스. <https://kess.kedi.re.kr/index> (검색일: 2024. 3. 24)
- 대학알리미. <http://www.academyinfo.go.kr> (검색일: 2024. 3. 24)
- 커리어넷. <https://www.career.go.kr/cnet/front/main/main.do> (검색일: 2024. 3. 24)
- 한국방송통신대학교 데이터허브. <https://datahub.knou.ac.kr> (검색일: 2024. 3. 24)

<Abstract>

The Productivity Changes of Distance Universities Using the Luenberger Productivity Index

Seonhye Song (Korea National Open University)

Daehyun Song (Seoul National University)

Changkyun Chae (Korea Research Institute for
Vocational Education and Training)

This paper derives productivity, technical efficiency and technical changes for distance universities from 2018 to 2022, before and after the COVID-19 health crisis, using output-oriented non-radial Luenberger productivity index. The random effects model was conducted using the values of productivity changes as the dependent variable. The analysis revealed the following: Firstly, during the period of strict social distancing measures due to the COVID-19 pandemic in 2020-2021, the productivity index of the majority of individual distance universities improved. Secondly, according to the analysis using the random effects model, educational curriculum was positively impacting productivity changes. Specifically, distance universities which have departments related to information and communication engineering or psychology had a positive effect on productivity changes. However, the effect is not robust enough to vary significantly depending on the included independent variables, so further analysis seems necessary after more annual data is accumulated.

- **Key words:** lifelong learning, distance university, human resource development, Luenberger productivity index, random effects model

접 수 일: 2024. 3. 25

심 사 일: 2024. 4. 17

게재확정일: 2024. 5. 8