



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원 저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리와 책임은 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)



간호학석사 학위논문

우리나라의 지역별 간호인력의
기술적 효율성 분석과 결정요인

2021년 10월

서울대학교 대학원
간호학과 간호학전공
최하영

우리나라의 지역별 간호인력의 기술적 효율성 분석과 결정요인

지도교수 김 진 현

이 논문을 간호학석사 학위논문으로 제출함
2021년 12월

서울대학교 대학원
간호학과 간호학전공
최 하 영

최하영의 석사 학위논문을 인준함
2021년 12월

위 원 장 _____ (인)

부위원장 _____ (인)

위 원 _____ (인)

국문초록

본 연구는 우리나라의 지역별 간호인력의 기술적 효율성을 자료포락 분석법을 사용하여 분석하고, 그 결정요인을 밝히는 데 목적이 있다. 연구 대상은 우리나라 16개 지역(행정구역)이며 의사결정단위(DMU)의 동질성을 확보하기 위해 전체 의료기관을 포함한 분석과 더불어 의료기관 종별 분석을 시행하였다. 가변규모수익(VRS) 모형을 사용하였으며, 투입 변수는 각 지역의 2019년 4분기 기준 간호사수와 간호조무사수이고 산출 변수는 각 지역 의료기관의 2019년 입원일수와 외래 내원일수이다. 투입 및 산출변수는 국민건강보험공단과 건강보험심사평가원의 2019 건강보험 통계연보 자료를 사용하였다.

기술적 효율성의 결정요인을 밝히기 위한 설명변수는 각 지역의 2019년 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율이며 각각 통계청 지역소득, 경제활동인구조사, e-나라지표, 주민등록인구현황 자료를 사용하였다. 네 가지 설명변수를 독립변수로 하고, 앞서 산출된 각 지역 간호인력의 기술적 효율성 점수를 종속변수로 하여 로짓 모델을 적용해 효율적인 지역과 비효율적인 지역을 결정하는 요인이 있는지 분석한 뒤, 비효율적인 지역만을 대상으로 하여 절단회귀분석을 적용해 비효율 정도를 결정하는 요인이 있는지 분석하는 2단계 분석법(two-part model)을 사용하였다.

연구 결과 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성 점수는 평균 0.934점으로 매우 높게 나타났으며, 의료기관 종별로는 의원(0.943점), 상급종합 병원 및 종합병원(0.939점), 병원(0.927점) 순이었다. 크루스칼-왈리스 검정(Kruskal-Wallis test) 결과 의료기관 종별로 기술적 효율성 점수 분포

에는 차이가 없었다($\chi^2=0.45$, $p=.800$). 경기, 전남, 제주는 모든 분석에서 기술적 효율성 점수가 1점으로 상대적 효율을 달성한 것으로 나타났으며, 인천, 대전, 강원은 모든 분석에서 상대적으로 비효율적인 것으로 분석되었다. 각 지역은 평균적으로 외래 내원일수를 37만일 늘리고 간호사 77명, 간호조무사를 43명 줄여야 효율성을 달성할 수 있는 것으로 나타났으나, 환자당 간호사수가 부족한 우리나라에서는 효율성을 달성하기 위해 간호인력 투입을 줄일 경우 간호의 질을 낮게 만드는 결과를 초래 할 수 있으므로 비효율적인 지역의 의료서비스 질을 높여 지역 주민이 해당 지역의 의료기관을 이용하게 함으로써 산출인 외래 내원일수를 늘려 효율을 달성할 수 있도록 해야 한다.

로짓 분석 결과 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 결정하는 요인은 없는 것으로 나타났으나, 절단회귀분석 결과 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서는 인구밀도($p=.039$)가, ‘의원’ 분석에서는 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율 모두($p<.001$)가 기술적 효율성 점수에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 요인으로 밝혀졌다.

본 연구는 우리나라의 지역별 간호인력의 효율성과 그 결정요인을 분석함으로써 간호인력의 합리적인 분포를 위한 정책 마련에 기초자료를 제공한다는 의의가 있으나, 분석의 특성상 효율성을 달성하기 위해 투입을 줄여야 한다는 결과가 도출되므로 간호의 질 확보 측면에서 결과 해석에 주의해야 하며, 연구 결과가 선행연구와 일치하지 않는 부분이 있으므로 지니계수, 기대여명 등 추가적인 변수를 포함한 후속 연구가 필요하다.

주요어 : 간호인력, 기술적 효율성, 자료포락분석, DEA

학 번 : 2020-21444

목 차

제 1 장 서론 -----	1
제 1 절 연구의 필요성 -----	1
제 2 절 연구 목적 -----	4
제 2 장 문헌고찰 -----	5
제 1 절 보건의료분야에서의 자료포락분석법 활용 -----	5
제 2 절 간호인력의 기술적 효율성 -----	7
제 3 장 연구의 개념틀 -----	9
제 4 장 연구 방법 -----	10
제 1 절 연구 설계 -----	10
제 2 절 연구 대상 -----	10
제 3 절 변수의 선택 -----	11
제 4 절 연구 도구 -----	23
제 5 절 자료 분석 방법 -----	29
제 5 장 연구 결과 -----	34
제 1 절 간호인력의 기술적 효율성 분석 -----	34
제 2 절 기술적 효율성의 결정요인 -----	53

제 6 장 논의 -----	66
제 1 절 간호인력의 기술적 효율성 분석 -----	66
제 2 절 기술적 효율성의 결정요인 -----	73
제 7 장 결론 및 제언 -----	80
참고문헌 -----	83
부록 -----	92
Abstract -----	96

표 목 차

<Table 1> Input and Output Variables of Previous Studies	13
<Table 2> Operational Definition of Variables	22
<Table 3> Inputs and Outputs of DMUs	35
<Table 4> Inputs of DMUs by the type of institution	36
<Table 5> Outputs of DMUs by the type of institution	37
<Table 6> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Total)	40
<Table 7> Technical Efficiency Scores and Distribution	41
<Table 8> Slacks of Input and Output Variables	42
<Table 9> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Tertiary & General hospital)	44
<Table 10> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Hospital)	46
<Table 11> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Clinic)	49
<Table 12> Technical Efficiency Scores and Distribution by the type of institution	51
<Table 13> Slacks of Input and Output Variables by the type of institution	52
<Table 14> Determinants of DMUs	54
<Table 15> Determinants of Efficient and Inefficient DMUs	56
<Table 16> Determinants of Efficient and Inefficient DMUs by the type of institution	57
<Table 17> Determinants of Efficient DMUs by the type of institution (Logit Model)	62

<Table 18> Determinants of Inefficient DMUs by the type of institution (Truncated Regression Model)	64
<Table 19> Technical Efficiency Scores of DMUs	68
<Table 20> Input Slacks of DMUs	69
<Table 21> Output Slacks of DMUs	72
<Table 22> Comparison of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs	74

그 림 목 차

<Figure 1> Conceptual Framework of Study	9
<Figure 2> Technical Efficiency	24
<Figure 3> CRS and VRS Model	28
<Figure 4> Histogram of DMUs' Efficiency Score	39
<Figure 5> Histogram of DMUs' Efficiency Score (Tertiary & General hospital)	43
<Figure 6> Histogram of DMUs' Efficiency Score (Hospital)	47
<Figure 7> Histogram of DMUs' Efficiency Score (Clinic)	48
<Figure 8> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs ..	55
<Figure 9> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs (Tertiary & General hospital)	58
<Figure 10> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs (Hospital)	59
<Figure 11> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs (Clinic)	60

제 1 장 서론

제 1 절 연구의 필요성

보건의료서비스는 다른 산업에 비해 노동집약적인 성격을 지니고 있으며, 인간의 생명을 다루기 때문에(양봉민 등, 2015) 국민의 건강 수준 향상을 위해 잘 훈련된 보건의료인력의 적정 공급은 매우 중요하다. 또한, 간호사는 전체 보건의료인력 중 가장 큰 부분을 차지하고 있으므로 적절한 간호사 수 확보와 질적 유지·활용이 의료서비스 질 향상과 의료 기관 효율성 상승에 중요한 역할을 한다고 할 수 있다(Tesone, 2013). 하지만 우리나라의 경우 다른 OECD 국가와 비교해 인구 대비 활동 의사·간호사 등 보건의료인력이 절대적으로 부족하지만, 보건의료인력의 지역 간 불균형 문제 또한 좀처럼 해결되지 않고 있다. 철도·도로 등 교통의 발달로 인해 보건의료자원의 지역 간 불균형 문제가 더 이상 예전 만큼 중요하지 않다는 의견도 있지만, 보건의료서비스의 경우 시간을 자체할 수 없는 응급 상황인 경우도 있고, 보건의료자원의 부족은 지역 주민의 의료이용 접근도를 저하하기 때문에 보건의료서비스에 대한 공간적·시간적 접근성의 중요성을 간과하는 것은 바람직하지 않다. 따라서 모든 국민에게 적정 의료를 보장하기 위해서는 보건의료자원, 특히 보건의료인력의 합리적인 분포가 선행되어야 한다(오영호 등, 2007).

보건의료체계 내에서 대한병원협회를 중심으로 지속적으로 제기된 간호사 구인난을 이유로 정부가 전국에 걸쳐 간호학과 신설 및 입학정원 증원 정책을 시행함으로써(김진현 등, 2017) 간호학과 정원은 2008년

11,755명에서 2019년 24,806명으로 단기간에 약 2.11배로 증가했다. 입학 정원 증원은 서울·경기·인천 등 수도권을 제외한 지역을 중심으로 이루 어져, 수도권 소재 간호 교육기관의 입학정원 비율은 2011년보다 2016년에 감소하였으나, 동 기간 수도권 지역의 활동 간호사 비율은 소폭 증가 하였으며, 수도권 외 지역에서 80%에 달하는 간호사가 배출되었으나 이 지역의 신규 취업자는 43.9%에 불과했다(유선주 등, 2018). 또한, 인구 천 명당 활동 간호사 수가 OECD 평균보다 높은 지역은 전국 252개 시 군구 중에서 7.1%뿐이다(박소영, 2018). 즉, 비수도권의 간호사 구인난을 해결하기 위해 정부에서 시행한 간호학과 정원 증원 정책이 그 목적을 달성하지 못했다고 해석할 수 있는 것이다.

지역 간 보건의료인력 불균형을 해결하기 위해서는 현재 불균형의 정도와 그 원인을 파악하는 것이 무엇보다 중요하며, 불균형 해소 정책을 수립하는 데 유용한 지역별 의료인력의 생산성과 효율성에 관한 연구가 선행되어야 하지만 이에 관한 연구는 거의 전무한 실정이다(오영호 등, 2007). 또한, 지금까지의 연구는 대부분 의사, 간호사 등 의료인력과 병상 수를 투입변수로 하여 의료기관의 효율성을 분석한 연구가 대부분으로(Bahurmoz, 1998; Andes, 2002; Amado, 2009; Arfa, 2017), 개별 의료인력, 특히 간호인력의 효율성에 대한 분석은 부족했다. 보건의료시스템의 비용에서 의료인력의 인건비가 차지하는 비중이 매우 높고(Najar, 2018), 앞서 언급했다시피 간호인력은 전체 보건의료인력 중 가장 큰 부분을 차지하고 있으므로 간호인력의 효율성을 달성하는 것이 전체 보건의료시스템의 효율성을 달성하는 데 중요하다고 할 수 있다.

본 연구에서 사용되는 효율성 분석이론은 행정학, 경제학, 경영학 등에서 널리 사용되고 있는데, 우리나라에서는 1990년대 이후 개방경제로 급속하게 전환되는 흐름 속에서 국내외로 경쟁이 심화됨에 따라 최적의

투입으로 최선의 산출을 만들어내려고 노력하게 되면서부터 효율성 분석에 대한 관심이 증가하게 되었다(고길곤, 2017). 어떤 조직, 정책이 얼마나 잘 작동하고 있는지 알아보기 위해서는 그 조직의 효율성을 측정하는 것이 필수일 뿐만 아니라 전 세계적으로 최근 경제 불황이 찾아옴에 따라 국가 재정의 큰 부분을 차지하고 있는 보건의료예산을 조절하기 위한 시도가 늘어나고 있으므로, 이런 상황에서 보건의료서비스의 효율적 제공을 위해 효율성 분석이 점차 중요한 것으로 인식되고 있다(Kaya Samut and Cafri, 2016).

본 연구에서 자료포락분석을 통해 도출된 지역별 간호인력의 기술적 효율성은 0에서 1 사이의 효율성 점수로 표현된다. 이를 간 비교를 통해 어느 지역의 간호인력이 상대적으로 효율적인지, 어느 지역이 상대적으로 비효율적인지를 밝힐 수 있으며 비효율적인 지역이 효율적인 지역으로 변화하려면 투입과 산출을 얼마나 증감해야 하는지도 알 수 있다. 특히 우리나라와 같이 의료기관의 자유 개업이 허용되며 의료 공급의 대부분이 민간 주도인 시장 하에서 의료기관의 효율성은 매우 중요한데, 병원 경영성과의 악화는 병원의 존립 자체를 위협하며(서수경, 권순만, 2000), 경영성과 악화로 폐업하는 병원이 많아지면 그 지역 주민들의 의료이용 접근도가 저하될 수 있기 때문이다. 우리나라에서 의료법 수준의 간호사를 확보한 지역은 불과 15.1%이며(박소영, 2018) 이는 병원 경영의 비효율성과 무관하지 않을 것이므로(우혜승 등, 2012) 지역별 간호인력의 효율성을 분석해 지역별 편차를 알아보고, 그 결정요인을 분석하는 것은 간호인력 공급의 형평성을 높이기 위해 각 지역에 맞는 정책을 구상하는 데 의미 있는 자료로 사용될 수 있으며, 간호인력의 형평성 있는 공급은 지역 주민의 의료이용 접근도를 높이는 데 기여할 것이다.

제 2 절 연구 목적

본 연구는 우리나라의 지역별 간호인력의 기술적 효율성을 측정하여 분석하고 그 결정요인을 밝히는 데 그 목적이 있다. 구체적인 목표는 다음과 같다.

첫째, 자료포락분석을 통해 우리나라의 지역별 간호인력의 기술적 효율성 점수를 도출한 뒤 비교·분석한다.

둘째, 회귀분석을 통해 우리나라의 지역별 간호인력의 기술적 효율성을 결정하는 요인이 무엇인지 밝힌다.

제 2 장 문현고찰

제 1 절 보건의료분야에서의 자료포락분석법 활용

자료포락분석(data envelopment analysis, DEA)은 효율성 분석 방법론 중 하나로, 유사한 환경에 놓인 의사결정단위들의 효율성을 상호 비교 분석하는 방법이다(이정동과 오동현, 2012). 다투입-다산출 상황에서 단일 지표로 상대적 효율성을 비교할 수 있을 뿐만 아니라 어떠한 의사 결정단위가 다른 의사결정단위와 비교하여 효율적인지 아닌지, 비효율적이라면 얼마나 비효율적인지, 어떤 투입 혹은 산출요소를 개선해야 효율성이 나아질 수 있는지 등에 대한 시사점을 얻게 해주기 때문에(고길곤, 2017) 초기에 공적 의사결정체의 효율성 분석에 주로 사용되던 것에서 더 나아가 기업·은행 등의 금융기관, 프랜차이즈 소매점 평가, 의료기관·교육기관·도시나 지역의 평가 등 다양한 방면에서 활용되고 있다(이정동과 오동현, 2012). 그중 의료기관의 효율성을 측정하기 위해 자료포락분석을 활용한 선행연구는 초기에 외국의 Valdmanis et al.(1990), Jenifer(1994), Hadley et al.(1996) 등이 있고, 우리나라에서는 박창제(1996), 정형선(1996), 윤경준(1996) 등이 있으며, 최근에 조재국 등(2006), 최일문(2006), 유금록(2010), 김현정(2018) 등이 보건소 등 공공보건의료기관의 효율성 평가에 자료포락분석을 사용하였다. 이 중 박창제(1996)와 조재국 등(2006)은 공공보건의료기관의 효율성에 영향을 미치는 요인을 파악하기 위해 Tobit 분석, 회귀분석 등을 사용했다. 서수경과 권순만(2000), 김진현(2005)은 전국 병원의 효율성을 자료포락분석을 사

용하여 측정하였으며, 김진현(2005)은 2단계 분석법(two-part model)을 사용해 병원의 기술적 효율성에 영향을 미치는 요인을 분석하였다.

자료포락분석을 활용하여 의료기관을 특성별로 비교한 연구들도 다수 있는데, 신종각(2006), 양종현과 장동민(2009), 김순은과 최선미(2014)는 자료포락분석을 사용하여 공공의료기관과 일반의료기관의 성과를 비교하여 분석했으며, 측정하고자 하는 효율성에 따라 공공의료기관과 일반의료기관의 효율성이 다르게 나타남을 알 수 있었다. 이경아와 김진현(2011)은 자료포락분석을 활용하여 전국 202개 응급의료기관의 기술적 효율성을 분석하였으며, 응급의료기관의 규모가 클수록 기술적 효율성이 증가하였고 중증환자의 경우에는 병상수, 경증환자의 경우에는 간호인력이 기술적 효율성이 높은 투입변수로 판별되었다.

자료포락분석을 사용하여 지역 간 의료자원의 효율성을 분석한 연구로는 오영호 등(2007)이 보건의료인력자원의 지역별 분포의 적정성과 정책과제 마련을 위해 수행한 연구가 있는데, 이 연구에서는 보건의료인력의 지역 간 불균형을 분석하기 위해 지역별 생산성과 자료포락분석을 활용한 기술적 효율성을 분석하였다. 박성용 등(2014)은 자료포락분석을 활용하여 지역 간 의료자원 이용의 효율성을 평가하고 지역 특성변수와의 관련성을 연구하였는데, 그 결과 1인당 지역 내 총생산과 고용률, 10만 명당 사망률이 시도별 의료자원 이용의 효율성 수준과 통계적으로 유의한 관련이 있는 것으로 밝혀졌다. 또한, 김영준과 김창희(2020)는 부트스트랩 자료포락분석을 이용하여 국내 17개 지역의 의료시스템의 효율성을 측정했고, 그 결과 경상북도, 제주특별자치도의 2개 지역이 효율적인 지역으로 나타났다.

제 2 절 간호인력의 기술적 효율성

이상의 선행연구들은 대부분 간호사를 투입요소에 포함하여 의료기관의 효율성을 분석하였다. 하지만 간호인력 자체를 주 분석 대상으로 하여 그 기술적 효율성을 측정한 연구는 많지 않은데, 김재희(2004)의 보건진료소의 상대적 효율성 및 관련 요인 분석 연구가 있고, 정유미(2011)가 자료포락분석방법을 이용해 전국 140개 종합병원 간호조직의 기술적 효율성을 측정한 연구가 있다. 김재희(2004)의 연구에서 보건진료소 177개의 효율성을 측정한 결과 규모수익고정을 전제로 했을 때 효율치 1에 도달한 보건진료소는 26개로 14.7%만이 효율을 달성한 것으로 나타났으며, 보건진료원의 연령과 직무수행능력, 만성질환자 비율, 보건진료소를 1순위로 이용하는 비율 등이 보건진료소의 효율성과 유의하게 관련이 있는 것으로 나타났다. 또한, 정유미(2011)의 연구 결과 종합병원 간호조직의 기술적 효율성을 평균 0.8점 정도의 높은 효율성 점수를 보였으며, 일 평균 간호사와 입원환자의 비율, 재원 기간, 간호사와 간호조무사 비율이 기술적 효율성 점수에 영향을 미치는 것으로 나타났다.

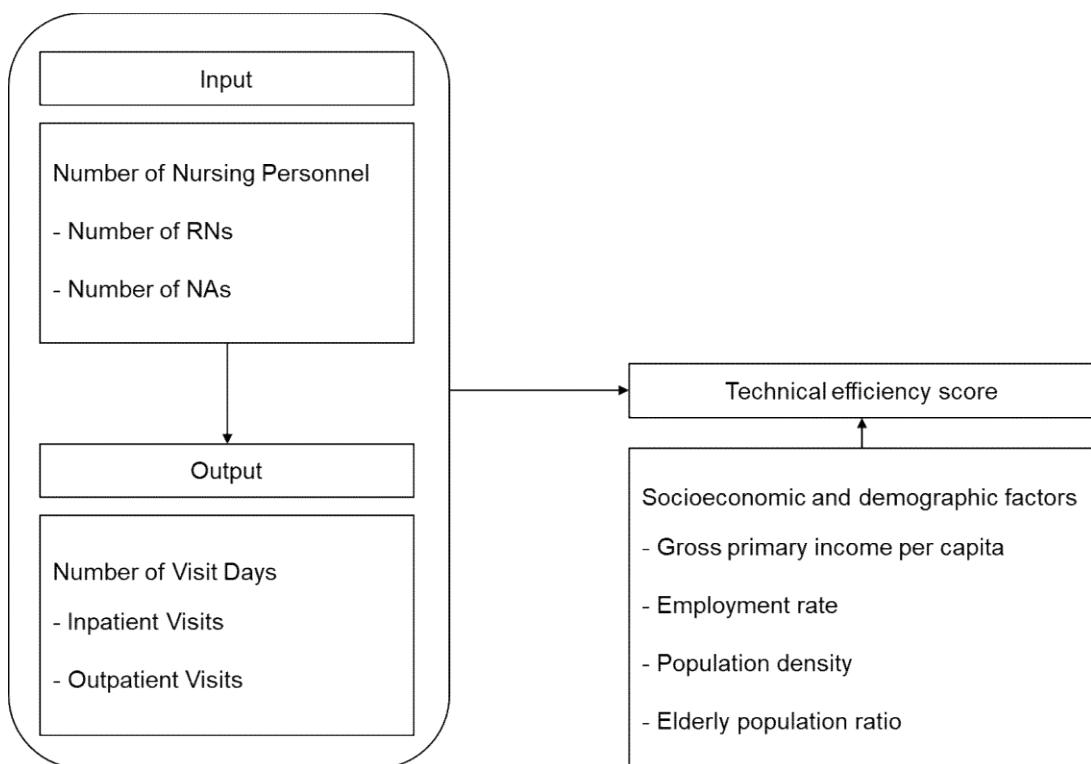
최근에는 간호사 개인의 상대적 효율성을 측정한 연구들도 수행되었는데, 박연홍과 임지영(2018)은 자료포락분석을 활용한 일 병동 간호사의 성과평가 방안을 제시하였으며 연구 결과 대상자 30명의 평균 효율성 점수가 0.986점으로 거의 1에 가까운 높은 점수를 보였으며 그 편차도 크지 않았다. 김효영 등(2019)은 자료포락분석을 사용하여 신생아 집중치료실 간호사의 상대적 간호업무효율성을 분석하였는데 그 결과 43명의 NICU 간호사의 평균 효율성 점수는 0.933으로 매우 높게 나타났으며 투입변수를 고정한 상태에서 의사소통 및 협력과 같은 리더십 영역을 개선할 경우 효율성이 향상될 수 있음이 드러났다.

이상의 선행연구 고찰을 통해 보건의료기관 또는 간호사 개인의 효율성을 측정하기 위해 자료포락분석이 점점 더 많이 활용되고 있지만, 우리나라 간호인력의 지역별 기술적 효율성에 대해 분석한 연구는 없음을 확인할 수 있었고, 간호인력의 지역적 불균형이 큰 문제로 대두되고 있는 현 상황에서 지역별 간호인력의 효율성과 그 결정요인을 분석하는 것은 간호인력의 합리적인 분포를 위한 정책 마련에 기초자료를 제공한다는 의의가 있다고 할 수 있을 것이다.

제 3 장 연구의 개념틀

본 연구의 개념틀(conceptual framework)은 다음과 같다.

기술적 효율성 점수를 산출하기 위한 투입변수는 간호사수와 간호조무사수이며 산출변수는 입원일수와 외래 내원일수이다. 자료포락분석으로 도출된 기술적 효율성 점수의 결정요인을 찾아내기 위한 설명변수는 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율이다.



<Figure 1> Conceptual Framework of Study

제 4 장 연구 방법

제 1 절 연구 설계

본 연구는 우리나라 16개 지역 간호인력의 지역별 기술적 효율성을 측정하여 분석하는 설명적 조사연구이며, 간호인력의 지역별 기술적 효율성 점수의 결정요인을 밝히기 위한 상관적 연구이다.

제 2 절 연구 대상

본 연구의 연구 대상은 우리나라의 16개 지역이며, 이는 한 개의 특별시(서울)와 6개의 광역시(부산, 울산, 대구, 인천, 광주, 대전), 8개의 도(경기, 강원, 충북, 충남, 전북, 전남, 경북, 경남), 제주특별자치도로 이루어져 있다.

행정단위가 생활권과 다소 차이를 보이는 경우도 있을 수 있지만, 오영호(2007)에 따르면 대부분의 지역 행정단위가 생활권과 대체로 깊은 관계를 갖고 있을 뿐만 아니라 본 연구의 자료인 정부 통계가 행정단위를 기준으로 산출되어 있어 분석을 용이하게 하기 위해 16개 행정구역을 연구 대상으로 선정하였다.

제 3 절 변수의 선택

자료포락분석의 결과인 기술적 효율성 점수는 연구자가 선택한 투입변수와 산출변수에 전적으로 영향을 받기 때문에 적절한 변수의 선택이 무엇보다 중요하다고 알려져 있다. 하지만 보건의료분야에서 자료포락분석을 활용한 연구는 의료기관의 효율성을 측정한 것이 대부분일뿐더러, 어떤 변수를 선택해야 보건의료분야의 기술적 효율성을 정확히 측정할 수 있는지 비교하거나 그 이론적 근거를 제시한 연구를 찾기 힘들었다. 때문에 본 연구에서는 선행연구를 참고하여 변수를 선택했지만, 어떤 변수를 선택하는 것이 간호인력의 효율성과 지역의 보건의료 효율성을 측정하는 데 가장 바람직한지에 대한 후속 연구가 이루어져야 할 필요가 있다.

본 연구의 분석 자료는 국민건강보험공단과 건강보험심사평가원의 건강보험통계연보와 요양기관 현황 신고 자료, 통계청의 지역소득, 경제활동인구조사, 지역별 인구밀도, 주민등록인구현황 자료이다. 이 중 요양기관 현황 신고자료는 2019년 4분기 말 기준이며, 나머지 통계 자료는 연단위로 발표되는 것으로 2019년 자료를 사용하였다. 변수의 구체적인 선택 과정은 아래와 같다.

1) 간호인력의 기술적 효율성 측정을 위한 투입변수와 산출변수

보건의료서비스를 생산하는 데 필요한 투입 요소는 크게 인력과 자본으로 나눌 수 있는데, 인력의 경우 의료인력(의사, 간호사, 치과의사, 조산사 등), 비의료인력(보조인력, 행정인력, 기타인력 등)으로 다양하고, 자본도 병상수(총 병상수, 응급치료병상수, 장기병상수, 중환자실병상수

등), 의료기관 부지, 장비(MRI, CT 등) 등으로 매우 다양하다. 기초자치 단체별 보건의료서비스의 효율성 격차를 비교 분석한 윤기찬 등(2013)의 연구에 따르면, 병원의 효율성을 연구한 선행연구들에서 병상수와 병원 직원수가 투입변수로 가장 많이 사용되었으며, 의료인력이 그 뒤를 이었다. 이는 병원의 효율성을 분석하는 데 의사, 간호사, 한의사 등 의료인력이 가장 중요한 투입요소이기 때문이라고 할 수 있다.

보건의료서비스의 산출은 앞에서 언급한 여러 자원을 투입하여 생산해 낸 보건의료서비스 공급의 결과를 의미하는데, 이를 보건의료서비스의 질, 환자 결과, 의료기관의 영업이익(매출액) 등 다양한 요소 중 어느 것으로 측정할지는 연구의 목적과 연구자의 선택에 달려 있다. 하지만 서비스의 질이나 환자 결과의 경우 주관적이며 정확하게 측정하기가 어려워 기대수명 등 대리 변수(proxy variable)를 사용하는 경우가 많고 (Dhaoui, 2019), 영업이익의 경우 의료서비스의 특성상 비용이나 수익 관련 자료는 민감한 자료이기 때문에 대외적으로 공개된 것을 찾기가 힘들 뿐만 아니라, 자료의 신뢰성을 담보하기도 어렵다는 문제가 있어(장동민, 1999) 보건의료서비스의 산출을 어떤 변수로 측정할 것인지는 많은 고민이 필요하다.

이처럼 보건의료분야의 기술적 효율성을 분석하는 데 절대적으로 옳은 변수란 없다는 것이 중론이므로(Azreena, 2018), 연구의 목적에 맞는 적절한 변수를 선택하는 것이 바람직하다고 할 수 있다. 또한, 자료포락 분석은 분석상 여러 이점을 가지고 있지만 동시에 한계점도 가지고 있는데 가장 중요한 한계 중 하나는 자료포락분석의 결과가 투입변수와 산출 변수로만 계산되기 때문에 이를 잘못 설정할 경우 효율성 분석 결과의 적절성을 담보하기 어려워진다는 것이다. 일반적으로는 측정하고자 하는 성과와 관련된 변수를 가능한 한 광범위하게 포함하는 것이 적절하다고

보지만, 투입변수와 산출변수 사이에 어떤 논리적 관계가 있는지 설명할 수 없는 상황에서 무조건 많은 변수를 모형에 포함하는 것은 바람직하지 않다. 따라서 연구자는 연구의 목적에 알맞은 적절한 투입 및 산출변수를 선정하고, 왜 해당 변수를 선정했는지에 대한 충분한 논거를 제시해 주는 것이 바람직하므로(고길곤, 2017). 선행연구를 참고하여 본 연구의 목적에 맞는 투입변수와 산출변수를 선정한 과정을 구체적으로 기술하였다. 본 연구는 간호인력의 효율성 측정이 목적이기 때문에 우선 최근 10년간의 보건의료분야 기술적 효율성 분석 선행연구 중 간호인력을 투입 변수로 포함한 연구들의 투입 및 산출변수를 정리하였다(<Table 1>).

<Table 1> Input and Output Variables of Previous Studies

Author	DMUs	Input Variables	Output Variables
Shahhos-eini et al. (2011)	12 hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of physicians • Number of nurses • Number of other professional • Number of active beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Inpatient bed days • ALOS • BOR rate • Outpatient visits • Number of surgeries
Farzianpour et al. (2012)	16 teaching hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of physicians • Number of practicing nurses • Number of active beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of inpatients bed days • Number of outpatients • ALOS
Kirigia & Asbu (2013)	19 public community hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses and midwives • Number of laboratory physicians 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of outpatient visits • Number of discharges

Author	DMUs	Input Variables	Output Variables
Jat & San (2013)	40 district hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of women with completed 3 antenatal checkups • Number of deliveries • Number of C-section • Number of women receiving postnatal care • Number of medical termination of pregnancies • Number of male and female sterilizations • Number of inpatient admissions • Number of outpatient consultations
Applanai- du et al. (2014)	9 public district hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of outpatient visits • Daily average number of inpatient admission • Number of surgeries • Number of deliveries
Samsudin et al. (2014)	25 public hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of outpatient visits • Daily average number of inpatient admission • Number of surgeries • Number of deliveries

Author	DMUs	Input Variables	Output Variables
Cheng et al. (2015)	114 county hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of physicians • Number of nurses • Number of open beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of outpatient and emergency visits • Number of discharged patients
Kalhor et al. (2016)	54 public hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Total number of full time medical doctors • Total number of FTE nurses • Number of supporting medical personnel • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of patient days • Number of outpatient visits • Number of patients receiving surgery • Average length of stay
Kaya & Cafri (2016)	29 countries	<ul style="list-style-type: none"> • Number of beds • Number of physicians • Number of nurses • Number of MRI • Number of CT 	<ul style="list-style-type: none"> • Discharge rate • Infant survival rate
Wang et al. (2016)	32 county-level hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Total expenditure • Number of doctors • Number of nurses • Number of open beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Total revenue • Number of outpatient and emergency visits • Number of discharged patients
Campanella et al. (2017)	50 public hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • 30days death risk of acute myocardial infarct case • 30days death risk of congestive heart failure case • 30days death risk of pneumonia

Author	DMUs	Input Variables	Output Variables
Jiang et al. (2017)	1,105 hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of technician • Number of open beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of outpatient and emergency visits • Days of inpatients
Li et al. (2017)	12 hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds • Total expenditure 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of emergency visits • Inpatient discharged • Number of inpatients
Lin et al. (2017)	91 senior care facilities	<ul style="list-style-type: none"> • Number of nursing personnel • Number of non-nursing personnel • Floor area 	• Number of residents
Hsiao et al. (2018)	182 hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of beds • Number of physicians • Number of nurses • Number of other medical personnel 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of inpatients • Number of outpatients • Number of emergency visits • Inpatient revenue • Outpatient revenue
Kiani et al. (2018)	8 university hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Occupancy rate • Number of surgeries • Number of discharged patients • Admission per bed
Pirani et al. (2018)	17 general hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of admissions • Number of nurses • Number of available beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Average length of stay • Bed turn-over interval

Author	DMUs	Input Variables	Output Variables
Cinaroglu (2019)	688 general hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of beds • Number of full-time doctors • Number of full-time nurses and midwives 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of admissions • Number of inpatients • Number of surgeries
Park et al. (2019)	1,185 hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of hospitalized patients • Number of operations • Medical revenues
Alatawi et al. (2020)	91 public hospitals	<ul style="list-style-type: none"> • Number of doctors • Number of nurses • Number of beds • Number of allied health personnel 	<ul style="list-style-type: none"> • Outpatient visit • Discharged patients • Number of surgical operations • Number of radiological investigations • Number of laboratory tests • Hospital mortality rate

2011년부터 2020년까지 10년간 간호인력을 투입변수로 포함하는 20개 선행연구의 투입 및 산출변수를 분석한 결과 간호인력만을 투입변수로 하는 연구는 Pirani et al.(2018)의 연구가 유일했다. 이를 제외한 모든 연구가 의사수와 간호사수 모두를 포함하고 있었으며, 2개의 연구 (Kirigia and Asbu, 2013; Cinaroglu, 2019)에서 추가로 조산사를, 1개의 연구(Jiang et al., 2017)에서 테크니션을 포함하였다. 의사, 간호사 등 의료인력을 제외하고 투입변수 중 가장 많이 사용된 것은 병상수였는데, 총 18개의 연구(Shahhoseini et al., 2011; Farzianpour et al., 2012; Jat

and San, 2013; Applanaidu et al., 2014; Samsudin et al., 2014; Cheng et al., 2015; Kalhor et al., 2016; Kaya and Cafri, 2016; Wang et al., 2016; Campanella et al., 2017; Jiang et al., 2017, Li et al., 2017; Hsiao et al., 2018; Kiani et al., 2018; Pirani et al., 2018, Cinaroglu, 2019; Park et al., 2019, Alatawi et al., 2020)에서 병상수 관련 변수(총 병상 수, 가용병상수, 이용병상수 등)를 투입변수에 포함하였다. 인력과 병상 이외에 사용된 투입변수로는 MRI, CT 등 장비(Kaya and Cafri, 2016), 총의료비(total expenditure)(Wang et al., 2016; Li et al., 2017), 입원 건수(number of admissions)(Pirani et al., 2018) 등이 있었다. 이상의 분석에서 보건의료서비스의 기술적 효율성 측정에 있어 의료인력이 가장 많이 사용되는 투입변수임을 알 수 있었다.

선행연구 탐색을 바탕으로 간호인력의 기술적 효율성을 측정하는 것이 목적인 본 연구에서는 각 지역의 간호사수와 간호조무사수를 투입변수로 선택하였다. 국민건강보험법에 따라 의료기관은 분기마다 의료인력을 건강보험심사평가원에 신고해야 하는데, 이 신고자료 중 2019년 4분기 말 지역별 의료기관종별 간호사수와 간호조무사수 자료를 사용하여 분석하였으며, 자료는 건강보험심사평가원의 보건의료빅데이터개방시스템의 ‘의료통계정보’에서 얻을 수 있다.

다음으로 산출변수를 살펴보면, 선행연구에서 가장 많이 사용된 변수는 외래 내원일수(number of outpatient visits)로, 총 13개의 연구(Shahhoseini et al, 2011; Farzianpour et al., 2012; Kirigia and Asbu, 2013; Jat and San, 2013; Applanaidu et al., 2014; Samsudin et al., 2014; Cheng et al., 2015; Kalhor et al., 2016; Wang et al., 2016; Jiang et al., 2017; Li et al., 2017; Hsiao et al., 2018; Alatawi et al., 2020)에서 사용되었다. 다음으로 많이 사용된 변수는 입원 건수 및 입원 일수

(number of admission, inpatient days)로, 12개 연구(Shahhoseini et al., 2011; Farzianpour et al., 2012; Jat and San, 2013; Applanaidu et al., 2014; Samsudin et al., 2014; Kalhor et al., 2016; Jiang et al., 2017; Li et al., 2017; Lin et al., 2017; Hsiao et al., 2018; Cinaroglu, 2019; Alatawi et al., 2020)에서 사용되었다. 즉, 대부분의 연구에서 보건의료서비스를 얼마나 많이 이용했는지를 위해 내원일수와 입원일수를 통해 측정했음을 알 수 있었다. 외래 내원일수와 입원일수를 제외하고 많이 사용된 변수로는 수술 건수(number of surgeries)(9개 연구), 퇴원 건수(number of discharged patients)(7개 연구), 평균 재원일수(average length of stay, ALOS)(4개 연구) 등이 있었다.

본 연구에서는 선행연구에서 산출변수로 가장 많이 사용된 입원일수와 외래 내원일수를 기술적 효율성 분석의 산출변수로 선택하였고, 이는 요양급여비용 청구명세서에 기재된 건강보험 환자가 실제로 요양기관에 입원 또는 방문한 일수를 의미한다. 구체적으로는 2019년 건강보험통계연보 자료 중 건강보험심사평가원이 요양기관 소재지를 기준으로 시도별 요양급여비용을 심사한 것인 건강보험 심사실적의 입원일수와 외래 내원일수를 사용한다. 국민건강보험공단과 건강보험심사평가원이 2020년에 발간한 2019 건강보험통계연보의 ‘요양기관소재지별 요양급여비용 심사실적’ 자료를 사용하였으며 입원일수는 환자가 실제로 요양기관에 입원한 일수이고 외래 내원일수는 환자가 실제로 요양기관에 방문한 일수이다.

2) 간호인력의 기술적 효율성의 결정요인 분석을 위한 설명변수

본 연구에서는 지역별 간호인력의 기술적 효율성에 영향을 미치는 요

인을 분석하기 위해 지역 특성을 나타내는 시도별 1인당 지역총소득, 시도별 고용률, 시도별 인구밀도, 시도별 고령인구비율을 설명변수로 선정하였다. 지역별 보건의료자원 이용의 효율성을 측정한 선행연구는 다수 있었지만, 그 효율성에 영향을 미치는 요인을 밝히는 연구는 찾기가 어려웠는데, 이를 다룬 소수의 연구를 참고하여 변수를 결정하였다.

지역 특성이 보건의료자원 분포의 불평등에 미치는 영향을 연구한 이용재(2005)의 연구 결과 지역 특성 중 사회경제적 특성과 인구학적 특성이 보건의료자원의 분포에 영향을 미치는 것으로 드러났는데, 이 중 지역의 사회경제적 특성을 나타내는 변수로는 시도별 1인당 지역총소득과 시도별 고용률이 있다(박성용 등, 2014). 자료포락분석을 활용하여 OECD 국가의 보건의료시스템 효율성의 결정요인을 분석한 Samut and Cafri(2016)와 Afonso and St. Aubyn(2006)의 연구에서도 1인당 GDP가 효율성 정도와 양의 상관관계를 보이는 것으로 나타나, 지역의 소득과 보건의료시스템의 효율성에 상관관계가 있음을 알 수 있다. 또한, Hadad et al.(2013)의 연구에서는 OECD 국가의 보건의료시스템 효율성의 결정요인의 분석하는 데 실업률을 설명변수로 포함했는데, 통계작성 상의 한계로 현실과 괴리 가능성 있는 실업률에 비해 고용률은 경제 성장률과 상관관계가 크게 높은 것으로 알려져 있으므로(김기호와 장동구, 2005) 본 연구에서는 고용률을 지역의 경제적 수준을 나타내는 변수로 포함하였다.

지역의 인구학적 특성을 나타내는 변수로는 시도별 인구밀도와 시도별 고령인구비율을 선택하였다. 선행연구 중 65세 이상 인구 비율을 보건의료시스템 효율성의 설명변수로 포함하여 분석한 Afonso and St. Aubyn(2006)의 연구가 있고, Zhang and Zheng(2007)의 연구에서는 인구밀도가 높을수록 보건의료 서비스 접근성이 커진다는 Cochrane et

al.(1978)의 연구를 근거로 하여 인구밀도를 중국 지역의 보건의료서비스 효율성을 설명하는 변수로 포함하여 분석하였다.

네 가지 설명변수의 정의와 자료원 다음과 같다.

- ① 시도별 1인당 지역총소득은 각 경제주체가 생산에 참여하거나, 생산에 필요한 자산을 소유함으로써 얻는 본원소득의 합인 지역총소득을 추계인구로 나눈 값을 의미하며 통계청에서 지역경제의 순환과 구조를 생산, 분배, 지출 등 각 방면에 걸쳐 계량 파악하기 위해 분석한 ‘지역소득’ 자료를 사용한다.
- ② 고용률은 국민의 경제활동(취업, 실업, 노동력 등) 특성을 조사함으로써 거시경제 분석과 인력자원의 개발정책 수립에 필요한 기초자료를 제공하기 위한 조사인 통계청 ‘경제활동인구조사’ 자료를 사용하며, 만 15세 이상 인구 중 취업자가 차지하는 비율을 말한다.
- ③ 인구밀도는 국정모니터링지표인 e-나라지표의 하나로, 통계청의 ‘장래인구추계 시도편(2017-2047)’의 시도별 인구와 국토교통부의 ‘지적통계’를 기초로 작성하여 통계청 인구동향과에서 발표하는 자료를 사용하며, 1km^2 당 인구수를 의미한다.
- ④ 고령인구비율은 주민등록인구현황을 사용하여 전체 인구에서 65세 이상 인구가 차지하는 비율을 계산한 것을 의미하며 통계청 자료를 사용한다.

또한, 투입 및 산출변수의 시점을 고려해 모든 설명변수는 2019년 자료를 사용하였다.

이상에서 설명한 본 연구의 변수와 그 조작적 정의를 정리하면 <Table 2>와 같다.

<Table 2> Operational Definition of Variables

변수		조작적 정의
투입 변수	간호사수	요양기관이 신고한 간호사의 수
	간호조무사수	요양기관이 신고한 간호조무사의 수
산출 변수	입원일수	요양급여비용 청구명세서에 기재된 건강보험 환자가 실제로 요양 기관에 입원한 일수
	외래 내원일수	요양급여비용 청구명세서에 기재된 건강보험 환자가 실제로 요양 기관에 방문한 일수
설명 변수	1인당 지역총소득	지역총소득을 추계인구로 나눈 값
	고용률	만 15세 이상 인구 중 취업자가 차지하는 비율
	인구밀도	1km ² 당 인구수
	고령인구비율	전체 인구에서 65세 이상 인구가 차지하는 비율

본 연구에서 사용한 변수들은 모두 선행연구를 바탕으로 선택하였으나, 자료포락분석법에서 적절한 변수 선택의 중요성을 생각했을 때 변수 선택의 이론적·논리적 근거가 필요하다. 하지만 현재 간호학 분야에서는 자료포락분석법을 활용한 연구가 많지 않을뿐더러, 변수 선정의 이론적 근거가 부족한 현실이므로 앞으로 적절한 변수 선정에 대한 이론적 논의가 진행되어야 한다고 생각한다.

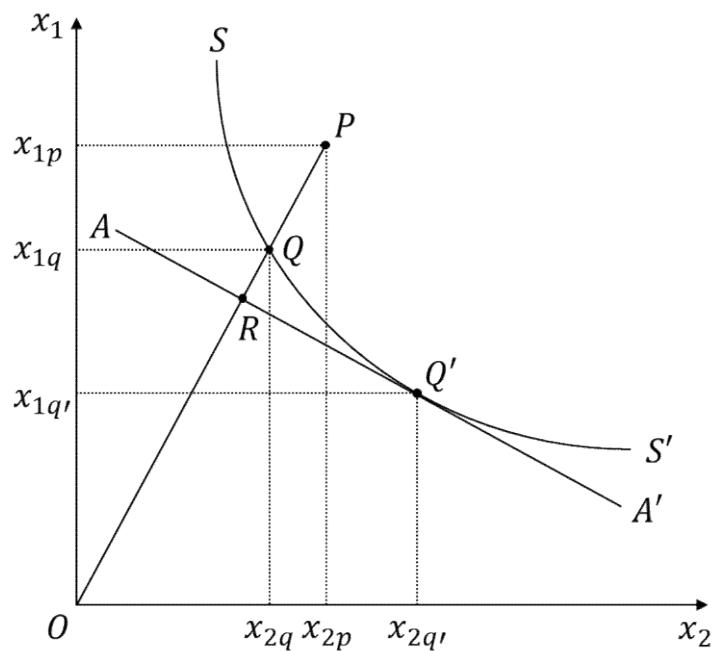
제 4 절 연구 도구

자료포락분석(Data envelopment analysis, DEA)은 Farrell(1957)이 개발한 ‘기술적 효율성(technical efficiency)’을 상대적으로 측정하기 위한 방법이다. ‘효율성(efficiency)’은 투입한 노력이나 자원 대비 거두어들인 성과의 비율을 말한다. 즉, 효율이 높다는 것은 동일한 자원을 투입하고도 더 큰 성과를 얻었거나, 동일한 성과를 얻는 데 더 적은 자원을 투입했다는 것을 의미한다. ‘기술적 효율성(technical efficiency)’은 주어진 투입요소의 결합으로 생산할 수 있는 최대 산출량을 달성한 것을 의미하며, 비효율적인 투입 벡터에 대한 효율적인 투입 벡터의 비(ratio)로 측정된다. 이때, 자료포락분석 대상을 ‘의사결정단위(decision making unit, DMU)’라고 하는데 의사결정단위(DMU)는 ‘경영단위’라고도 하며, 자료포락분석법을 사용해 연구자가 효율성을 평가하고자 하는 기본 단위로 정부 조직, 기업, 비영리단체, 국가 등 연구 목적에 따라 다양하게 정의 할 수 있다.

앞서 언급했듯이, Farrell이 제시한 이 개념을 상대적으로 측정하는 방법이 본 연구의 가장 중요한 도구인 자료포락분석인데, 여기서 상대적 효율성(relative efficiency)이란, 투입 대비 산출로 측정하는 절대적 효율성이 투입과 산출요소의 측정 단위에 따라 그 값이 매번 달라져 의사결정단위(DMU) 간 효율성을 비교하기 어렵다는 문제점을 해결하기 위해 도입된 개념으로 효율경계에 위치한, 즉 가장 효율성이 높은 의사결정단위의 효율성과 해당 의사결정단위의 효율성을 비교하는 것이다. 효율경계(efficient frontier)란, 생산가능경계(production possibility frontier)라고도 하는데, 다른 의사결정단위에 비해 가장 효율적인 투입과 산출의 집합을 의미하며 기술적 효율성은 주어진 투입요소의 결합으로 생산할 수

있는 최대의 산출량을 달성한 것을 의미한다.

한 종류의 산출 y 를 만들어내기 위해 두 종류의 투입요소(x_1, x_2)를 사용하는 여러 개의 병원이 있을 때, <Figure 2>에서 SS' 는 단위등량선 (unit-isoquant curve)이고 이 선의 오른쪽 영역은 같은 산출을 얻기 위한 두 가지 투입요소들의 다양한 결합(투입요구집합 또는 산출가능집합)을 나타낸다. 즉, 어떤 병원(Q)이 SS' 위의 점에서 생산한다면 SS' 의 오른쪽 영역에 있는 점에서 생산하는 병원(P)에 비해 적은 생산요소를 투입하고 있다는 것을 의미하므로 더 효율적인 생산을 하고 있다는 뜻이다. 이때 기술적 효율성은 비효율적인 투입 벡터(OP)에 대한 효율적인 투입 벡터(OQ)의 비(ratio)로 측정되므로 OQ/OP 이다. 기술적으로 효율적인 병원(Q)의 경우 이 값이 1이 되고, 기술적으로 비효율적인 병원(P)의 경우 1보다 작은 값을 가지게 된다.



<Figure 2> Technical Efficiency

AA' 는 등비용선(isocost curve)으로, 같은 비용을 가지는 투입요소들의 조합을 의미하는데, Q 와 Q' 는 모두 SS' 상에 위치하므로 기술적 효율성을 달성하고 있지만, Q 의 투입요소를 (x_{1q}, x_{2q}) 에서 $(x_{1q'}, x_{2q'})$ 로 바꿀 경우 더 적은 비용을 달성할 수 있다. 이때, OR/OQ 을 배분적 효율성(allocative efficiency)이라고 하며 총효율성(OR/OP)은 기술적 효율성(OQ/OP)과 배분적 효율성(OR/OQ)의 곱으로 측정된다.

일반적인 경제분석에서 콥-더글라스(Cobb-Douglas) 생산함수와 같은 특정한 형태의 생산함수를 가정한 뒤 실제 자료를 가지고 이 생산함수의 모수(parameter)를 추정하는 것에 반해 자료포락분석은 특정한 형태의 생산함수를 가정하지 않고 주어진 자료만으로 투입과 산출의 관계를 비모수적(non-parametric)으로 추정해 의사결정단위(DMU) 간의 상대적 효율성을 측정한다. 또한, 자료포락분석은 다투입-다산출 상황에서 편리한 분석 방법을 제공하며 실제 자료를 사용하여 바로 분석하므로 분석자의 자의적인 판단에 따른 함수 형태 설정의 오류를 피할 수 있다는 장점이 있다(김진현, 2005; 정유미, 2011; 이정동과 오동현; 2012).

자료포락분석은 발전 초기에 이윤을 추구하지 않는 공적 의사결정체의 효율성 분석에 주로 활용되었으나 점차 다양한 분야로 그 적용 범위가 넓어지고 있다. 의료분야도 그중 하나인데, 병원의 성과평가에서는 산출 측면에서 입원과 외래 환자 등 정량적인 것뿐만 아니라 환자의 건강한 퇴원 등 질적인 요소도 고려해야 하며, 투입 측면에서 의사, 간호사 및 각종 장비 등 다양한 요소를 고려해야 하므로 다투입-다산출 상황에서 단일한 효율성 지표를 도출할 수 있는 자료포락분석이 유리하기 때문이다(이정동과 오동현, 2012).

자료포락분석 모형은 크게 CCR 모형과 BCC 모형으로 분류할 수 있는데 CCR 모형은 Charnes, Cooper and Rhodes(1978)이 개발한 모형으

로 불변규모수익(constant returns to scale, CRS)을 가정했기 때문에 CRS 모형이라고도 불린다. CRS 모형의 가정은 현재 수준의 투입과 산출이 가능하다면 이 투입과 산출을 동일 비율로 줄이거나 늘리는 수준의 생산도 가능하다는 것이다. 즉, 투입 한 단위 증가에 따라 증가하는 산출량이 일정하다는 ‘규모에 대한 수확 불변’을 가정한 모형이다. 이때 각 의사결정단위(DMU)의 효율성 점수는 다수의 투입요소를 선형결합 함수로 표현한 총괄투입 값과 다수의 산출요소를 선형결합 함수로 표현한 총괄산출 값의 비율을 이용하여 구한다. 총괄투입 값과 총괄산출 값은 개별 투입요소와 산출요소에 각 요소의 가중치를 곱한 것의 합으로 나타나며, 이를 식으로 나타내면 <Formula 1>과 같다. 즉, k 번째 의사결정단위의 효율성 E_k 는 i 번째 투입요소(x_i)에 그 가중치(v_i)를 곱한 것의 합인 총괄투입과 r 번째 산출요소(y_r)에 그 가중치(u_r)를 곱한 것의 합인 총괄산출의 비가 된다.

<Formula 1> CRS(constant returns to scale) Model

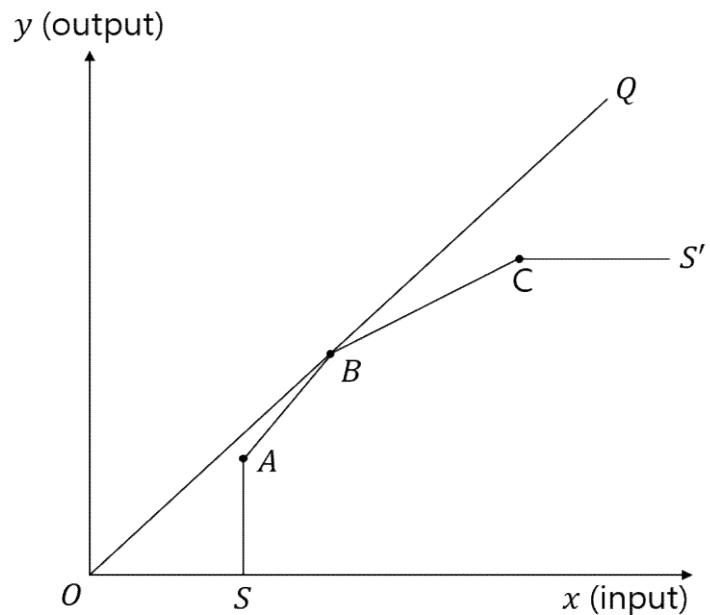
$$\begin{aligned}
 \text{Max } E_k &= \frac{\sum_{r=1}^s u_{rk} y_{rk}}{\sum_{i=1}^m v_{ik} x_{ik}} \\
 \text{s.t. } & \frac{\sum_{r=1}^s u_{rk} y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_{ik} x_{ij}} \leq 1 \quad (\text{단, } j = 1, 2, \dots, n) \\
 & v_{ik} \geq \epsilon \quad (\text{단, } i = 1, 2, \dots, m) \\
 & u_{rk} \geq \epsilon \quad (\text{단, } r = 1, 2, \dots, s)
 \end{aligned}$$

그에 반해 Banker, Charnes and Cooper (1984)가 개발한 BCC 모형은 CCR 모형의 불변규모수익 조건을 완화해 가변규모수익(variable returns to scale, VRS)을 가정한 것으로 VRS 모형이라고도 불린다. 가변규모수익은 규모의 경제나 규모의 불경제가 발생하는 상황으로, 규모의 경제는 투입의 증가보다 산출의 증가가 더 큰 것을 의미하며, 규모의 불경제는 투입의 증가율에 비해 산출의 증가율이 더 작은 것을 의미한다. 즉, 투입 한 단위 증가에 따라 증가하는 산출량이 일정하지 않은 ‘규모에 대한 수확 가변’을 가정한 모형이다. VRS 모형을 식으로 나타내면 <Formula 2>가 되며, 이 때 u_k 는 자유변수(free variable)로, 어떤 의사결정단위 k 가 기술적 효율을 달성했을 때 $u_k < 0$ 이면 규모의 경제(규모에 대한 수확체증)임을 의미하고, $u_k > 0$ 이면 규모의 불경제(규모에 대한 수확체감)임을 의미한다.

<Formula 2> VRS(variable returns to scale) Model

$$\begin{aligned}
 \text{Max } E_k &= \frac{\sum_{r=1}^s u_{rk} y_{rk} - u_k}{\sum_{i=1}^m v_{ik} x_{ik}} \\
 \text{s.t. } & \frac{\sum_{r=1}^s u_{rk} y_{rj} - u_k}{\sum_{i=1}^m v_{ik} x_{ij}} \leq 1 \quad (\text{단, } j = 1, 2, \dots, n) \\
 & v_{ik} \geq \epsilon \quad (\text{단, } i = 1, 2, \dots, m) \\
 & u_{rk} \geq \epsilon \quad (\text{단, } r = 1, 2, \dots, s)
 \end{aligned}$$

<Figure 3>에서 OQ 는 투입의 증가와 산출의 증가 비율이 같은 CRS 모형의 효율경계를 나타내며, SS' 는 투입의 증가 비율과 산출의 증가 비율이 다른 VRS 모형의 효율경계를 나타낸다. 이처럼 CRS 모형과 VRS 모형의 효율경계가 다르기 때문에 CRS 모형과 VRS 모형 각각에서 도출된 효율성 점수에는 차이가 발생하게 되는데, VRS 모형의 효율경계가 CRS 모형의 효율경계보다 아래쪽에 위치해 효율경계까지의 거리가 가깝기 때문에 VRS 모형으로 도출된 효율성 점수가 CRS 모형으로 도출된 효율성 점수보다 항상 크거나 같게 된다. 이때 CRS 모형으로 도출된 효율성 점수를 VRS 모형으로 도출된 효율성 점수로 나눈 값을 규모 효율성(scale efficiency, SE)이라고 하며 규모로 인한 비효율성을 배제한 효율성이라는 뜻에서 VRS 모형으로 도출된 효율성 점수를 순수 기술적 효율성(pure technical efficiency)이라고 부르기도 한다.



<Figure 3> CRS and VRS Model

본 연구에서 기술적 효율성은 지역별 간호사수와 간호조무사수를 투입으로 하고, 입원일수와 외래 내원일수를 산출로 하여 자료포락분석을 통해 도출된 우리나라 16개 지역의 간호인력의 기술적 효율성 점수를 의미한다. 따라서 의사결정단위(DMU)는 연구 대상인 우리나라의 16개 지역(서울, 부산, 울산, 대구, 인천, 광주, 대전, 경기, 강원, 충북, 충남, 전북, 전남, 경북, 경남, 제주), 즉 행정구역이다. 이때, 각 지역의 보건의료 서비스 산출은 간호인력뿐만 아니라 다른 투입요소들에 의해서도 결정되므로, 가변규모수익(VRS)모형을 사용하여 기술적 효율성을 분석한다.

자료포락분석은 분석상 여러 이점을 가지고 있지만 동시에 한계점도 가지고 있는데 첫째, 앞서 언급했듯이 투입변수와 산출변수를 부적절하게 선택했을 시 도출된 결과를 신뢰할 수 없다는 것이다. 둘째, 자료포락 분석 결과 효율성 점수는 0에서 1 사이의 숫자로 도출되는데 이때 1의 효율성 점수를 가지는 의사결정단위는 ‘절대적’으로 효율적이라는 의미가 아니라, 분석 대상인 의사결정단위 중 상대적으로 효율을 달성했다는 의미이다. 따라서 어떤 의사결정단위의 효율성 점수가 1이라고 해도 그 의사결정단위가 절대적으로 효율적이지는 않을 수 있다.

제 5 절 자료 분석 방법

1) 간호인력의 기술적 효율성 측정

자료포락분석은 유사한 환경에 놓인 의사결정단위들의 상대적 효율성을 측정하는 것이기 때문에 의사결정단위 간 동질성 확보에 유의해야 한

다. 병원이 의사결정단위인 경우 병상수로 대표되는 ‘병원의 규모’가 의사결정단위 간 동질성을 의미하는 경우가 많으므로(정유미, 2011), 본 연구에서는 우선 각 지역의 의료기관 전체를 포함하여 상대적 효율성을 분석한 뒤, 의료법에 따라 병상수, 진료과목, 인력, 시설, 장비 등을 종합적으로 평가해 지정한 ‘의료기관종(의원, 병원, 종합병원, 상급종합병원)’을 기준으로 하여 의료기관을 분류한 후, 각 의료기관 종별 지역별 간호인력의 기술적 효율성 점수를 도출하여 비교·분석하였다. 다만, 16개 지역 중 3개 지역(울산, 경북, 제주)은 상급종합병원이 없으므로, 상급종합병원과 종합병원을 묶어 총 3가지(‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’, ‘의원’)의 종별 분석을 시행하였다. 자료포락분석은 Joe Zhu(2003)이 개발한 DEAFrontier 프로그램을 사용했으며, 투입 기준 VRS 모형을 적용해 자료포락분석을 시행하였다.

구체적인 자료 분석 방법은 다음과 같다.

- (1) 투입변수인 지역별 간호사수와 간호조무사수, 산출변수인 지역별 입원일수와 외래 내원일수는 평균, 표준편차, 최댓값, 최솟값 등 기술통계량을 분석한다.
- (2) 지역별 의료기관종별 간호인력의 기술적 효율성 점수를 표로 제시하고 히스토그램을 그려 분포를 파악한다.
- (3) 크루스칼-왈리스 검정(Kruskal-Wallis test)을 사용해 의료기관종별 기술적 효율성 점수 분포에 차이가 있는지 확인한 후, 차이가 있다면 사후검정인 던 검정(Dunn's test)을 시행해 어떤 차이가 있는지 분석한다.

2) 간호인력의 기술적 효율성의 결정요인 분석

각 의사결정단위의 기술적 효율성은 자료포락분석법에 의해 0에서 1 사이의 효율성 점수로 도출되며, 효율적인 의사결정단위의 경우 최댓값인 1의 값을 가지기 때문에 도출된 효율성 점수는 1에서 절단된(truncated) 분포를 보이게 된다. 이러한 분포를 보이는 경우 일반적인 최소제곱법(ordinary least square, OLS)을 사용하여 회귀분석할 수 없기 때문에 본 연구에서는 각 지역의 간호인력의 기술적 효율성 점수를 결정하는 요인을 분석하기 위해 김진현(2005)의 연구에서처럼 로짓 모델(logit model)과 절단회귀모형(truncated regression model)을 사용하는 2단계 분석법(two-part model)을 적용하였다. 1단계인 로짓 모델은 효율적인 의사결정단위와 비효율적인 의사결정단위를 가르는 요인이 무엇인지를 알아내는 데 사용하며, 2단계인 절단회귀모형은 효율성 점수가 1이 아닌, 즉 비효율적인 의사결정단위 사이에서 비효율 정도에 영향을 미치는 요인을 밝히는 데 사용한다.

먼저 로짓 모델을 사용하여 효율성 점수가 1인 의사결정단위와 그렇지 않은 의사결정단위를 나누어 이항 로지스틱 회귀분석을 시행한다. 로지스틱 회귀모형이 선형 회귀모형과 다른 점은 종속변수가 0과 1로 제한된다는 것이고, 이 때문에 정규분포 대신 이항분포를 따르며, 오즈(odds)에 로그를 씌운 로짓 변환으로 계산이 이루어진다. 각 지역의 효율성 점수를 종속변수로 하여 효율성 점수가 1인 경우에는 1, 효율성 점수가 1이 아닌 경우에는 0의 값을 갖도록 변환한 후 설명변수인 시도별 1인당 지역총소득, 시도별 고용률, 시도별 인구밀도, 시도별 고령인구비율을 독립변수로 하여 로지스틱 회귀분석한다. 구체적인 모델은 <Formula 3>과 같다.

<Formula 3> Logit Model

$$\Pr(Y=1) = \frac{1}{1+e^{-f(x)}}$$

$$(f(x) = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots)$$

where, $Y=1$ if efficiency score = 1

$Y=0$ if efficiency score < 1

로짓 분석을 통해 효율적인 의사결정단위와 비효율적인 의사결정단위를 구분하는 요인이 무엇인지 밝힌 후, 비효율적인 의사결정단위를 대상으로 비효율 정도에 영향을 주는 요인을 밝히기 위해 절단회귀모형 (truncated regression model)을 사용하여 분석한다. 이때 종속변수는 비효율적인 의사결정단위의 기술적 효율성 점수이며, 독립변수는 로짓 분석과 마찬가지로 시도별 1인당 지역총소득, 시도별 고용률, 시도별 인구밀도, 시도별 고령인구비율이다. 절단회귀모형의 식은 <Formula 4>와 같다.

<Formula 4> Truncated Regression Model

$$\ln(E) = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \epsilon \text{ for the data } E < 1$$

where ϵ is usual disturbance term

구체적인 분석방법은 다음과 같다.

- (1) 설명변수인 시도별 1인당 지역총소득, 시도별 고용률, 시도별 인구 밀도, 시도별 고령인구비율은 평균, 표준편차, 최댓값, 최솟값 등 기술통계량을 분석한다.
- (2) 로짓 모델을 사용해 효율적인 의사결정단위와 비효율적인 의사결정 단위를 나누는 요인이 무엇인지 밝힌다.
- (3) 절단회귀모형을 사용해 비효율적인 의사결정단위의 비효율 정도에 영향을 미치는 요인이 무엇인지 밝힌다.

제 5 장 연구 결과

제 1 절 간호인력의 기술적 효율성 분석

1) 투입 및 산출 변수의 특성

우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성 점수를 도출하기 위한 자료포락분석의 투입변수인 간호사수와 간호조무사수, 산출변수인 입원일수와 외래 내원일수의 평균과 표준편차, 최솟값, 최댓값을 <Table 3>에 제시하였다. 분석에 사용된 원자료는 부록에서 확인할 수 있다.

투입변수의 특성을 먼저 살펴보면, 2019년 4분기 기준 우리나라 16개 지역의 간호사수는 평균 11,104명이며, 서울이 47,848명으로 가장 많고 제주가 2,410명으로 가장 적은 것으로 나타났다. 간호조무사수는 16개 지역의 평균이 7,210명이었으며, 경기가 24,052명으로 가장 많고, 제주가 1,081명으로 가장 적었다. 16개 시도의 간호사수와 간호조무사수 합계는 각각 177,656명과 115,362명으로, 서울과 경기가 전체 간호사수의 26.9%와 18.0% 간호조무사수의 19.8%와 20.8%를 차지하여 전체 간호사의 44.9%, 전체 간호조무사의 40.6%가 서울과 경기에 분포하는 것으로 나타났다. 이에 반해 제주에는 전체 간호사수의 1.4%, 간호조무사수의 0.9%만이 분포했다.

산출변수의 경우 2019년 기준 16개 지역의 입원일수는 평균 489만 5천일이며, 서울이 1,580만 4천일로 가장 많았고, 제주가 83만 2천일로 가장 적었다. 외래 내원일수는 16개 지역의 평균이 4,541만 9천일인 것으로

나타났으며, 경기가 1억 6,696만 5천일로 가장 많았고, 제주가 1,012만 1 천일로 가장 적었다.

<Table 3> Inputs and Outputs of DMUs

(unit: person, thousand days, N=16)

		Mean ±SD	Min	Max
Inputs	RNs	11,104 ±12,066	2,410	47,848
	NAs	7,210 ±6,656	1,081	24,052
Outputs	Number of Visit Days(Inpatient)	4,895 ±4,250	832	15,804
	Number of Visit Days(Outpatient)	45,419 ±45,419	10,121	166,965

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook.

투입변수의 특성을 의료기관 종별로 살펴본 결과는 <Table 4>와 같다. 2019년 4분기 기준 16개 지역의 간호사수 평균은 ‘상급종합병원 및 종합병원’이 7,984명으로 가장 많았으며, ‘병원’이 2,153명, ‘의원’이 967명이다. ‘상급종합병원 및 종합병원’과 ‘의원’은 서울의 간호사수가 가장 많았으며(각각 37,095명, 4,722명), ‘병원’은 경기(6,403명)가 가장 많았다. 또한, ‘상급종합병원 및 종합병원’과 ‘병원’은 제주의 간호사수가 각 1,748명과 214명으로 가장 적었으나 ‘의원’은 울산이 297명으로 가장 적었다. 간호조무사수 평균은 ‘상급종합병원 및 종합병원’이 1,019명, ‘병원’이 1,493

명, ‘의원’이 4,699명으로 ‘의원’, ‘병원’, ‘상급종합병원 및 종합병원’ 순으로 많았으며, ‘상급종합병원 및 종합병원’과 ‘병원’에서는 경기가 각 2,633명과 4,804명으로 가장 많았으나 ‘의원’에서는 서울이 17,192명으로 가장 많았다. 마지막으로, ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’, ‘의원’ 모두에서 제주의 간호조무사수가 각각 172명, 37명, 872명으로 가장 적었다.

<Table 4> Inputs of DMUs by the type of institution

(unit: person, N=16)

	Tertiary & General hospital	Hospital	Clinic
RNs	Mean	7,984	2,153
	±SD	±9,199	±1,867
	Min	1,748	214
	Max	37,095	6,403
NAs	Mean	1,019	1,493
	±SD	±705	±1,220
	Min	172	37
	Max	2,633	4,804
			4,699
			±4,885
			872
			17,192

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook.

산출변수의 특성을 의료기관 종별로 살펴본 결과는 <Table 5>에 나타나 있다. 16개 지역의 2019년 평균 입원일수는 ‘상급종합병원 및 종합병원’이 274만 1천일로 가장 많고, ‘병원’이 171만 9천일, ‘의원’이 43만 4천일이다. ‘상급종합병원 및 종합병원’에서는 서울이 1,096만 5천일로 가

장 많았으며, ‘병원’과 ‘의원’에서는 경기가 각각 510만 2천일, 148만 2천일로 입원일수가 가장 많았다. 평균 외래 내원일수는 ‘의원’이 3,415만 3천일로 가장 많았으며, 다음으로 ‘상급종합병원 및 종합병원’이 702만 1천일, ‘병원’이 424만 4천일이었다. 입원일수와 마찬가지로 ‘상급종합병원 및 종합병원’에서는 서울(3,285만 3천일), ‘병원’과 ‘의원’에서는 경기의 외래 내원일수가 가장 많았다(각각 1,334만 9천일, 1억 3,128만 4천일). 제주의 입원일수와 외래 내원일수는 ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’, ‘의원’ 모두에서 가장 적었다.

<Table 5> Outputs of DMUs by the type of institution
(unit: thousand days, N=16)

	Tertiary & General hospital	Hospital	Clinic
Mean	2,741	1,719	434
Number of Visit Days (Inpatient)	±SD	±2,727	±382
Min	638	142	52
Max	10,965	5,102	1,482
Mean	7,021	4,244	34,153
Number of Visit Days (Outpatient)	±SD	±8,448	±35,042
Min	1,611	210	8,299
Max	32,853	13,349	131,285

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook.

2) 우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성 분석

우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성을 측정하기 위하여 투입 기준 가변규모수익(VRS) 모형을 사용하여 자료포락분석한 결과인 기술적 효율성 점수와 벤치마크, 여유분이 <Table 6~11>에 제시되어 있다. 분석 대상인 의사결정단위(DMU)는 우리나라의 16개 지역이다.

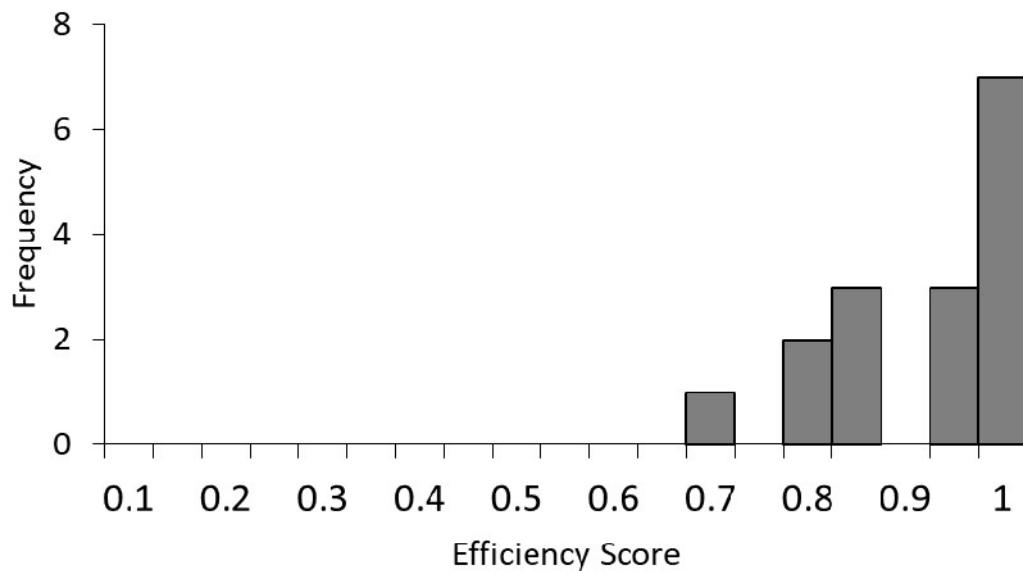
효율성 점수(efficiency score)는 0에서 1 사이의 점수로 표현되며, 점수가 1점일 경우 해당 지역이 다른 지역에 비해 상대적으로 효율적임을 의미하고, 1점이 아닐 경우 상대적으로 비효율적임을 의미한다. 벤치마크(benchmark)는 비효율적인 DMU가 효율성을 달성하기 위해 어떤 DMU를 얼마만큼 참조해야 하는지를 나타낸다. 예를 들어, <Table 6>에서 서울은 효율성 점수가 1점이므로 다른 지역에 비해 상대적으로 효율적이지만, 부산은 0.878점으로 상대적으로 비효율적이다. 이때 효율적인 DMU인 서울의 벤치마크는 자기 자신이고, 비효율적인 DMU인 부산의 벤치마크는 서울, 경기, 경남으로 각각 0.06, 0.01, 0.93의 가중치를 가지는데, 이 가중치는 비효율적인 DMU가 효율성을 달성하기 위해 각 벤치마크를 얼마의 비중으로 참조해야 하는지를 나타낸다.

여유분(slack)은 투입변수와 산출변수의 개선 여지를 의미하며, 효율성을 달성하기 위해 투입변수를 얼마만큼 줄이고, 산출변수를 얼마만큼 늘려야 하는지를 보여준다. 예를 들어, <Table 6>의 광주는 효율성 점수가 0.994점이며 전남을 0.94, 제주를 0.06만큼 참조한다. 이때 광주가 효율성을 달성하기 위해서는 투입변수 중 간호사수를 1,234명 줄이고 외래 내원일수를 488만 8,400일 늘려야 한다.

<Table 6>은 16개 DMU의 전체 의료기관의 기술적 효율성 점수와 벤치마크, 여유분을 나타낸다. 16개 중 서울, 경기, 충북, 충남, 전남, 경

남, 제주의 7개 DMU가 효율적인 것으로 나타났으며 비효율적인 DMU는 9개로 전북(0.999점), 광주(0.994점), 경북(0.973점), 부산(0.876점), 울산(0.874점), 대구(0.854점), 강원(0.827점), 인천(0.802점), 대전(0.749점) 순이다. 벤치마크로 가장 많이 사용된 DMU는 전남으로 총 9번 참조되었으며, 다음으로 경기와 제주가 각 8회씩 참조되었다. 효율성을 달성하기 위해 광주는 간호사 1,234명, 전북은 간호조무사 688명을 감소시켜야 하고, 부산과 광주, 울산은 외래 내원일수를 각각 71만 7,900일, 488만 8,400일, 24만 5,200일 늘려야 한다.

즉, 9개의 비효율적 DMU 중 효율성을 달성하기 위해 투입을 줄여야 하는 DMU는 간호사를 줄여야 하는 광주와 간호조무사를 줄여야 하는 전북이 유일했다. 또한, 효율성을 달성하기 위해 입원일수를 늘려야 하는 비효율적 DMU는 없었고, 부산, 대전, 울산이 외래 내원일수를 늘려야 효율성을 달성할 수 있는 것으로 분석되었다.



<Figure 4> Histogram of DMUs' Efficiency Score

<Table 6> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Total)

(N=16)

DMU	Effici-ency score	Benchmarks					Slack			
							RNs	NAs	Input ^a	
		In	Out	NoVD ^c	In	Out ^d			In	Out
Seoul	1.000	1.00 Seoul					0.0	0.0	0.0	0.0
Busan	0.876	0.06 Seoul	0.01 Gyonggi	0.93 Gyongnam			0.0	0.0	0.0	717.9
Daegu	0.854	0.07 Seoul	0.02 Gyonggi	0.83 Jeonnam	0.08 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Incheon	0.802	0.01 Seoul	0.13 Gyonggi	0.39 Jeonnam	0.48 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Gwangju	0.994	0.94 Jeonnam	0.06 Jeju				1,234.3	0.0	0.0	4,888.4
Daejeon	0.749	0.01 Gyonggi	0.38 Chungnam	0.30 Jeonnam	0.31 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Ulsan	0.874	0.20 Chungbuk	0.20 Jeonnam	0.61 Jeju			0.0	0.0	0.0	245.2
Gyonggi	1.000	1.00 Gyonggi					0.0	0.0	0.0	0.0
Gangwon	0.827	0.00 Seoul	0.02 Gyonggi	0.36 Jeonnam	0.62 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Chungbuk	1.000	1.00 Chungbuk					0.0	0.0	0.0	0.0
Chungnam	1.000	1.00 Chungnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeonbuk	0.999	0.00 Gyonggi	0.32 Chungnam	0.68 Jeonnam			0.0	687.5	0.0	0.0
Jeonnam	1.000	1.00 Jeonnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongbuk	0.973	0.10 Gyonggi	0.21 Chungnam	0.21 Jeonnam	0.48 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongnam	1.000	1.00 Gyongnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeju	1.000	1.00 Jeju					0.0	0.0	0.0	0.0

^aInput(person), ^bNumber of Visit Days(thousand days), ^cInpatient, ^dOutpatient

<Figure 4>와 <Table 7>에서 볼 수 있듯이 16개 DMU의 기술적 효율성 점수 평균이 0.934로 대부분 지역의 간호인력 효율성은 높은 것으로 나타났다. 특히, 효율성 점수 1점으로 상대적 효율을 달성한 지역이 7개로 43.8%를 차지했으며, 효율성 점수가 0.80~0.89점인 DMU가 5개로 31.3%, 0.90~0.99점인 DMU가 3개로 18.8%를 차지했고 효율성 점수가 0.70~0.79점인 DMU는 대전(0.749점)이 유일했다.

<Table 7> Technical Efficiency Scores and Distribution

(N=16)

		Total
Technical	Mean	0.934
Efficiency	\pm SD	\pm 0.082
Scores	Min	0.749
	Max	1.000
Distribution (%)		
	1.00	7 (43.8)
	0.90~0.99	3 (18.8)
	0.80~0.89	5 (31.3)
	0.70~0.79	1 (6.3)
	~0.69	-

투입변수와 산출변수의 여유분(slack)을 더 자세히 살펴보면, 평균 77명의 간호사와 43명의 간호조무사를 감소시켜야 하는 것으로 나타났고, 외래 내원일수를 평균 36만 6천일 늘려야 하는 것으로 나타났다(<Table 8>).

<Table 8> Slacks of Input and Output Variables

(unit: person, thousand days, N=16)

		Mean ±SD	Min	Max
Inputs	RNs	77 ±309	0	1,234
	NAs	43 ±172	0	688
Outputs	Number of Visit Days(Inpatient)	0 ±0	0	0
	Number of Visit Days(Outpatient)	366 ±1,220	0	4,888

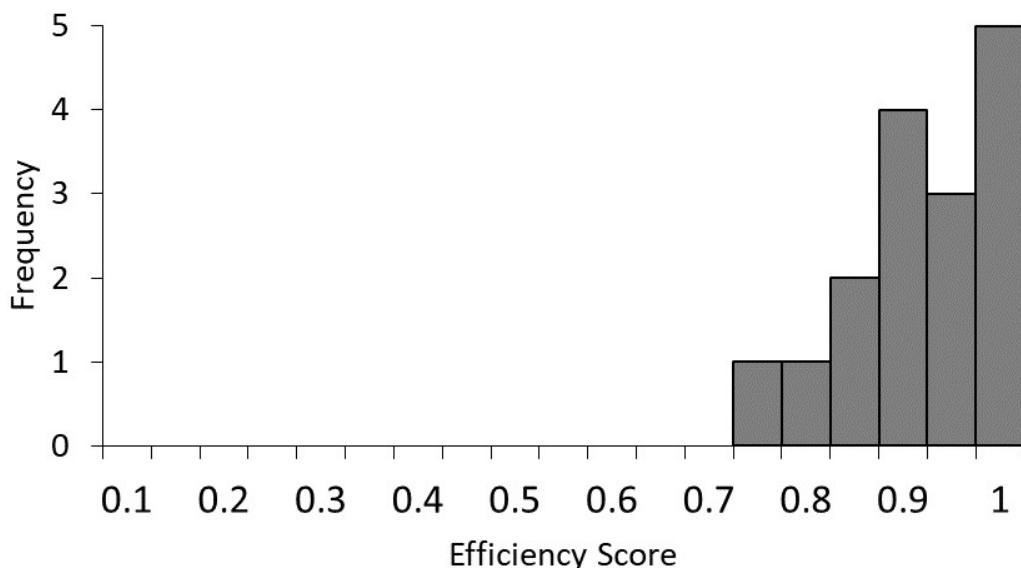
<Table 9~11>에는 DMU 간 동질성 확보를 위해 각 지역의 의료기관을 ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’, ‘의원’으로 나누어 자료포락분석한 결과인 기술적 효율성 점수와 벤치마크, 여유분이 제시되어 있다.

(1) 상급종합병원 및 종합병원

‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석 결과 총 16개 DMU 중 서울, 광주, 경기, 전남, 제주의 5개 DMU의 기술적 효율성 점수가 1점으로 다른 지역에 비해 상대적 효율성을 달성한 것으로 나타났다. 상대적으로 비효율적인 DMU는 총 11개로 울산(0.999점), 충북(0.998점), 경북(0.970점), 경남(0.942점), 전북(0.941점), 충남(0.934점), 강원(0.900점), 대전(0.888점), 부산(0.851점), 대구(0.837점), 인천(0.770점) 순이다. 벤치마크로 가장 많

이 사용된 DMU는 전남으로, 총 11번 사용되었으며, 다음으로 경기와 제주가 각 10회씩 참조되었다. 효율성을 달성하기 위해 울산은 간호사를 49명 감소시켜야 하는 것으로 나타났으며, 부산, 대구, 인천, 대전, 충북, 경북은 간호조무사를 각각 31명, 55명, 223명, 147명, 340명, 429명 감소시켜야 하는 것으로 분석되었다. 또한, 부산, 울산, 전북은 외래 내원일수를 각각 39만 3,200일, 27만 9,700일, 12만 8,900일 증가시켜야 효율성을 달성할 수 있는 것으로 나타났다.

<Figure 5>에서 볼 수 있듯이 모든 DMU의 기술적 효율성 점수가 0.75점 이상이었으며, 기술적 효율성 점수가 1점인 DMU가 총 5개(31.3%)로 가장 많았고, 0.90~0.95점인 DMU가 4개(25.0%), 0.95~1점인 DMU가 3개(18.8%), 0.85~0.90점인 DMU가 2개(12.5%)였다.



<Figure 5> Histogram of DMUs' Efficiency Score
(Tertiary & General hospital)

<Table 9> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Tertiary & General hospital)

(N=16)

DMU	Efficiency score	Benchmarks					Slack			
							Input ^a	Output		
		RNs	NAs	NoVD ^b	In ^c	Out ^d				
Seoul	1.000	1.00 Seoul					0.0	0.0	0.0	0.0
Busan	0.851	0.31 Gyonggi	0.69 Jeonnam				0.0	30.5	0.0	393.2
Daegu	0.837	0.14 Gyonggi	0.54 Jeonnam	0.32 Jeju			0.0	54.5	0.0	0.0
Incheon	0.770	0.17 Gyonggi	0.37 Jeonnam	0.46 Jeju			0.0	222.7	0.0	0.0
Gwangju	1.000	1.00 Gwangju					0.0	0.0	0.0	0.0
Daejeon	0.888	0.08 Gyonggi	0.29 Jeonnam	0.63 Jeju			0.0	146.8	0.0	0.0
Ulsan	0.999	0.03 Seoul	0.97 Jeju				48.9	0.0	0.0	279.7
Gyonggi	1.000	1.00 Gyonggi					0.0	0.0	0.0	0.0
Gangwon	0.900	0.10 Gwangju	0.05 Gyonggi	0.18 Jeonnam	0.67 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Chungbuk	0.998	0.02 Gyonggi	0.35 Jeonnam	0.63 Jeju			0.0	340.0	0.0	0.0
Chungnam	0.934	0.01 Gwangju	0.01 Gyonggi	0.54 Jeonnam	0.44 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Jeonbuk	0.941	0.59 Gwangju	0.26 Jeonnam	0.16 Jeju			0.0	0.0	0.0	128.9
Jeonnam	1.000	1.00 Jeonnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongbuk	0.970	0.10 Gyonggi	0.39 Jeonnam	0.51 Jeju			0.0	428.8	0.0	0.0
Gyongnam	0.942	0.02 Seoul	0.18 Gwangju	0.12 Gyonggi	0.68 Jeonnam		0.0	0.0	0.0	0.0
Jeju	1.000	1.00 Jeju					0.0	0.0	0.0	0.0

^aInput(person), ^bNumber of Visit Days(thousand days), ^cInpatient, ^dOutpatient

(2) 병원

각 지역 ‘병원’의 기술적 효율성 분석 결과 총 16개 DMU 중 서울, 대구, 경기, 충남, 전북, 전남, 경남, 제주의 8개 DMU의 기술적 효율성 점수가 1점으로 다른 지역에 비해 상대적 효율성을 달성한 것으로 나타났다. 상대적으로 비효율적인 DMU는 총 8개로 광주(0.982점), 울산(0.975점), 충북(0.939점), 경북(0.892점), 부산(0.857점), 강원(0.754점), 대전(0.728점), 인천(0.707점) 순이었다. 벤치마크로 가장 많이 사용된 DMU는 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석과 마찬가지로 전남이었으며, 총 9회 참조되었고 다음으로 충남과 제주가 각 7회씩 참조되었다. ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석과 달리 효율성을 달성하기 위하여 투입변수인 간호사 수 또는 간호조무사수를 감소시켜야 하는 DMU는 없었다. 산출변수를 늘려 효율을 달성할 수 있는 DMU는 총 4개로 부산, 대전, 울산의 경우 입원일수를 각각 26만 2,900일, 4만 600일, 3만 1,500일 증가시키고, 강원은 외래 내원일수를 18만일 증가시켜야 효율성을 달성할 수 있는 것으로 나타났다.

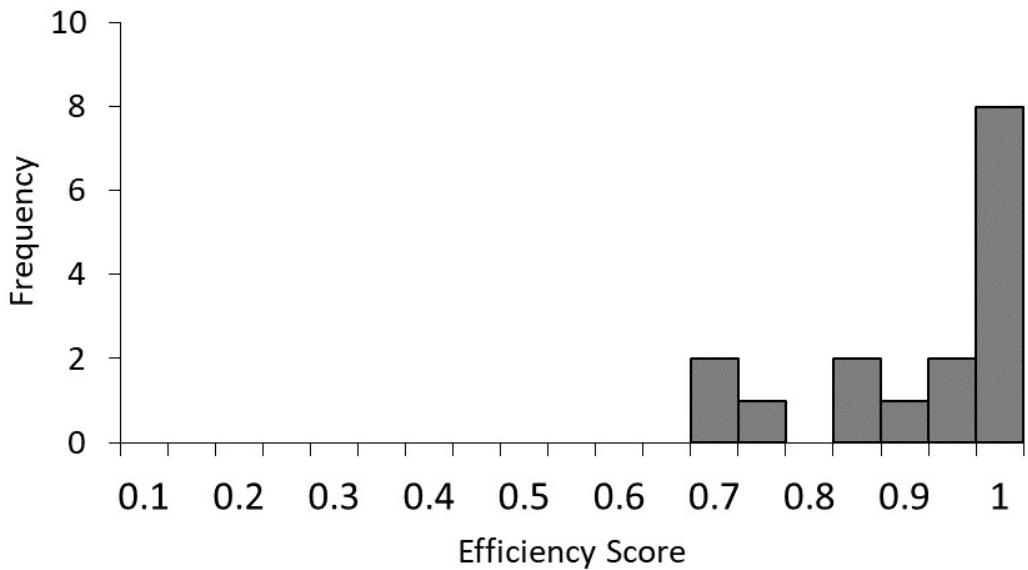
기술적 효율성 점수 분포를 살펴보면(<Figure 6>), 모든 DMU의 기술적 효율성 점수가 0.7점 이상이었으며, 효율성 점수가 1점인 DMU가 8개로 전체의 50%를 차지하여 가장 많았다. 다음으로 0.70~0.75점, 0.85~0.9점, 0.95~1.0점인 DMU가 각각 2개(12.5%), 0.75점~0.80점, 0.90점~0.95점인 DMU가 각 1개(6.3%)였으며, 0.80~0.85점인 DMU는 없는 것으로 나타나 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서보다 ‘병원’ 분석에서 상대적 효율을 달성한 DMU의 비율이 더 높음을 알 수 있었다. 하지만 이는 각 지역 ‘병원’이 ‘상급종합병원 및 종합병원’보다 더 효율적임을 의미하지는 않는다.

<Table 10> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Hospital)

(N=16)

DMU	Effici ency score	Benchmarks					Slack			
							RNs	NAs	Input ^a	
									NoVD ^b	In ^c
		RNs	NAs						Out ^d	Out ^d
Seoul	1.000	1.00 Seoul					0.0	0.0	0.0	0.0
Busan	0.857	0.04 Gyonggi	0.00 Jeonnam	0.96 Gyongnam			0.0	0.0	262.9	0.0
Daegu	1.000	1.00 Daegu					0.0	0.0	0.0	0.0
Incheon	0.707	0.25 Chungnam	0.32 Jeonbuk	0.35 Jeonnam	0.08 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Gwangju	0.982	0.15 Chungnam	0.20 Jeonbuk	0.55 Jeonnam	0.10 Gyongnam		0.0	0.0	0.0	0.0
Daejeon	0.728	0.61 Chungnam	0.20 Jeonnam	0.18 Jeju			0.0	0.0	40.6	0.0
Ulsan	0.975	0.60 Chungnam	0.19 Jeonnam	0.21 Jeju			0.0	0.0	31.5	0.0
Gyonggi	1.000	1.00 Gyonggi					0.0	0.0	0.0	0.0
Gangwon	0.754	0.25 Jeonbuk	0.15 Jeonnam	0.60 Jeju			0.0	0.0	0.0	180.0
Chungbuk	0.939	0.37 Chungnam	0.17 Jeonbuk	0.05 Jeonnam	0.41 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Chungnam	1.000	1.00 Chungnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeonbuk	1.000	1.00 Jeonbuk					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeonnam	1.000	1.00 Jeonnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongbuk	0.892	0.17 Chungnam	0.14 Jeonbuk	0.44 Jeonnam	0.25 Jeju		0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongnam	1.000	1.00 Gyongnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeju	1.000	1.00 Jeju					0.0	0.0	0.0	0.0

^aInput(person), ^bNumber of Visit Days(thousand days), ^cInpatient, ^dOutpatient



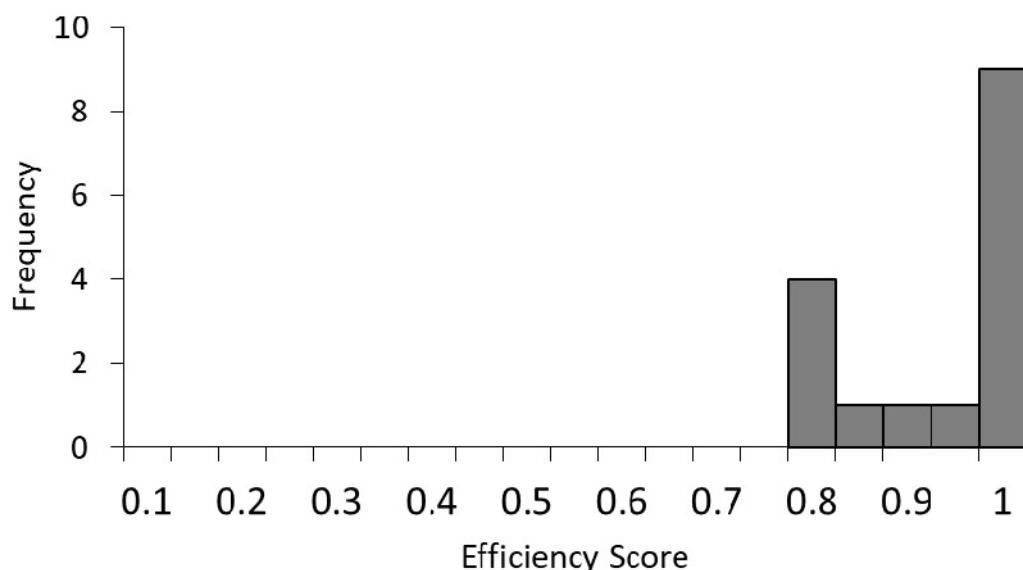
<Figure 6> Histogram of DMUs' Efficiency Score (Hospital)

(3) 의 원

각 지역 ‘의원’의 기술적 효율성을 분석한 결과 총 16개 DMU 중 부산, 울산, 경기, 충북, 충남, 전북, 전남, 경북, 제주의 9개 DMU가 효율성 점수 1점으로 상대적 효율을 달성한 것으로 나타났다. 상대적으로 비효율적인 DMU는 총 7개로 인천(0.996점), 경남(0.932점), 대전(0.857점), 광주(0.843점), 대구(0.825점), 강원(0.819점), 서울(0.813점) 순이었다. 벤치마크로 가장 많이 사용된 DMU는 전남으로, 총 6회 참조되었으며 전남은 모든 분석에서 가장 많이 참조된 DMU였다. 다음으로 경기, 경북이 각 5회씩 참조되었다. 상대적 효율성을 달성하기 위해 서울, 광주, 강원은 간호사를 각각 1,090명, 22명, 30명 줄여야 하는 것으로 나타났으며, 간호조무사를 줄여야 하는 DMU는 없었다. 또한, 상대적 효율성을 달성

하기 위해 서울, 대구, 대전은 입원일수를 각각 2만 5,400일, 3만 8,300일, 7만 1,500일 늘려야 하며, 광주는 외래 내원일수를 298만 8,900일 늘려야 하는 것으로 나타났다.

기술적 효율성 점수 분포는 <Figure 7>과 같다. 기술적 효율성 점수가 0.8점 미만인 DMU는 없었으며, 1점인 DMU가 9개로 가장 많아 전체의 56.3%를 차지했다. 다음으로 0.80~0.85점인 DMU가 4개(25%), 0.85~0.90점, 0.90~0.95점, 0.95~1점인 DMU가 각각 1개씩(6.25%)인 것으로 분석되었다. 또한, 기술적 효율성 점수가 0.8점 미만인 DMU는 없었다. ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’ 분석과 비교했을 때 효율성 점수가 1점인 DMU 비율이 가장 높았으나, 앞서 언급했다시피 자료포락분석은 상대적 효율성을 측정하는 방법이기 때문에 ‘의원’이 다른 의료기관종 보다 더 효율적이라고 해석할 수는 없다.



<Figure 7> Histogram of DMUs' Efficiency Score (Clinic)

<Table 11> Technical Efficiency score, Benchmarks, and Slacks of DMUs (Clinic)

(N=16)

DMU	Effici ency score	Benchmarks					Slack			
							Input ^a	Output		
		RNs	NAs	NoVD ^b				In ^c	Out ^d	
Seoul	0.813	0.81 Gyonggi	0.19 Gyongbuk				1090.0	0.0	25.4	0.0
Busan	1.000	1.00 Busan					0.0	0.0	0.0	0.0
Daegu	0.825	0.02 Gyonggi	0.30 Chungnam	0.68 Gyongbuk			0.0	0.0	38.3	0.0
Incheon	0.996	0.56 Busan	0.00 Gyonggi	0.00 Jeonbuk	0.43 Jeonnam		0.0	0.0	0.0	0.0
Gwangju	0.843	0.71 Jeonnam	0.29 Jeju				21.8	0.0	0.0	2,988.9
Daejeon	0.857	0.13 Ulsan	0.77 Chungbuk	0.10 Jeonnam			0.0	0.0	71.5	0.0
Ulsan	1.000	1.00 Ulsan					0.0	0.0	0.0	0.0
Gyonggi	1.000	1.00 Gyonggi					0.0	0.0	0.0	0.0
Gangwon	0.819	0.52 Jeonnam	0.03 Gyongbuk	0.45 Jeju			29.6	0.0	0.0	0.0
Chungbuk	1.000	1.00 Chungbuk					0.0	0.0	0.0	0.0
Chungnam	1.000	1.00 Chungnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeonbuk	1.000	1.00 Jeonbuk					0.0	0.0	0.0	0.0
Jeonnam	1.000	1.00 Jeonnam					0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongbuk	1.000	1.00 Gyongbuk					0.0	0.0	0.0	0.0
Gyongnam	0.932	0.09 Gyonggi	0.04 Chungnam	0.62 Jeonnam	0.24 Gyongbuk		0.0	0.0	0.0	0.0
Jeju	1.000	1.00 Jeju					0.0	0.0	0.0	0.0

^aInput(person), ^bNumber of Visit Days(thousand days), ^cInpatient, ^dOutpatient

(4) 의료기관 종별 기술적 효율성 점수 비교

16개 DMU의 의료기관 종별 기술적 효율성 점수의 특성과 분포가 <Table 12>에 제시되어 있다. ‘상급종합병원 및 종합병원’의 기술적 효율성 점수는 평균 0.939점(± 0.070), ‘병원’은 0.927점(± 0.104), ‘의원’은 0.943점(± 0.077)으로 모든 종에서 DMU들의 기술적 효율성 점수가 1점에 가깝게 높은 것으로 나타났다. 샤피로-윌크 검정(Shapiro-Wilk test)으로 기술적 효율성 점수 분포의 정규성을 검정한 결과 정규분포 하지 않는 것으로 나타났으므로 의료기관 종별로 기술적 효율성 점수 분포에 차이가 있는지 알아보기 위해 크루스칼-왈리스 검정(Kruskal-Wallis test)을 시행하였다. 그 결과 종별 기술적 효율성 점수 분포에는 차이가 없는 것으로 나타났다($\chi^2=0.45$, $p=.800$).

종별 기술적 효율성 점수 분포를 자세히 살펴보면, ‘의원’이 효율성 점수가 1점인 DMU가 9개(56.3%)로 가장 많았으며, ‘상급종합병원 및 종합병원’이 5개(31.3%)로 가장 적었다. 또한, 모든 종에서 효율성 점수가 0.7 점 미만인 DMU는 없었으며, ‘의원’의 경우 효율성 점수의 최솟값이 0.813점으로 나타나 다른 종에 비해 기술적 효율성 점수가 높은 분포를 보였다. 하지만 자료포락분석의 경우 각 그룹 안에서 DMU 간 상대적 효율성을 분석하는 것이기 때문에 그룹 간 효율성 점수를 비교하기는 어렵다. 즉, 각 지역 ‘의원’의 기술적 효율성 점수가 평균 0.943점이고, 효율성 점수가 1점인, 상대적 효율성을 달성한 DMU가 9개인 데 반해, ‘병원’의 기술적 효율성 점수는 평균 0.927점이고 1점인 DMU가 8개라고 해서 각 지역의 ‘의원’이 ‘병원’에 비해 더 효율적이라고 말할 수는 없는 것이다.

<Table 12> Technical Efficiency Scores and Distribution by the type of institution

(N=16)

		Tertiary & General hospital	Hospital	Clinic	χ^2 (p-value)
Technical Efficiency Scores	Mean	0.939	0.927	0.943	
	$\pm SD$	± 0.070	± 0.104	± 0.077	0.45
	Min	0.770	0.707	0.813	(.800)
	Max	1.000	1.000	1.000	
Distribution (%)					
	1.00	5 (31.3)	8 (50.0)	9 (56.3)	
	0.90~0.99	7 (43.8)	3 (18.8)	2 (12.5)	
	0.80~0.89	3 (18.8)	2 (12.5)	5 (31.3)	
	0.70~0.79	1 (6.3)	3 (18.8)	-	
	~0.69	-	-	-	

다음으로, 비효율적인 DMU가 기술적 효율성을 달성하기 위해서 줄여야 하는 투입변수와 늘려야 하는 산출변수의 양인 여유분에 종별 차이가 있는지 분석하였다(<Table 13>). 각 지역의 ‘상급종합병원 및 종합병원’의 경우 효율성을 달성하기 위해 평균 3명의 간호사와 76명의 간호조무사를 줄여야 하는 것으로 나타났으며, ‘의원’은 평균 71명의 간호사를 줄여야 하는 것으로 분석되었다. ‘병원’의 경우 효율성 달성을 위해 간호사 및 간호조무사 투입을 줄여야 하는 DMU는 없었다.

산출변수의 측면에서 살펴보면, 각 지역의 ‘상급종합병원 및 종합병원’은 외래 내원일수를 평균 5만일 늘려야 효율성을 달성할 수 있고, ‘병원’

은 입원일수를 평균 2만 1,000일, 외래 내원일수를 평균 1만 1,000일 늘려야 하는 것으로 분석되었다. 각 지역은 ‘의원’의 효율성을 달성하기 위해 입원일수를 18만 7,000일 늘려야 하는 것으로 나타났다.

의료기관 종별로 투입변수와 산출변수 여유분에 차이가 있는지 알아보기 위해 크루스칼-왈리스 검정(Kruskal-wallis test)을 시행한 결과 투입변수인 간호조무사수 여유분에서 종별 차이가 있는 것으로 나타났다 ($\chi^2=10.70$, $p=.005$). 구체적으로 어떤 종 간에 차이가 있는지 알아보기 위해 사후검정인 던 검정(Dunn's test)을 시행한 결과 ‘상급종합병원 및 종합병원’과 ‘병원’($\chi^2=3.02$, $p=.004$), ‘상급종합병원 및 종합병원’과 ‘의원’ ($\chi^2=2.09$, $p=.014$) 사이에 통계적으로 유의한 차이가 있었다.

<Table 13> Slacks of Input and Output Variables by the type of institution

(unit: person, thousand days, N=16)

		Tertiary & General hospital	Hospital	Clinic	χ^2 (p-value)
Input	RNs	M ±SD	3 ±12	0 ±0	71 ±272
	NAs	M ±SD	76 ±137	0 ±0	0 ±0
Output	NoVD ^a (In ^b)	M ±SD	0 ±0	21 ±66	8 ±20
	NoVD (Out ^c)	M ±SD	50 ±118	11 ±45	187 ±747

^aNumber of Visit Days, ^bInpatient, ^cOutpatient

제 2 절 기술적 효율성의 결정요인

간호인력의 지역별 기술적 효율성 점수의 결정요인을 밝히기 위하여 각 지역의 기술적 효율성 점수를 종속변수로 하고, 앞서 설명한 것처럼 각 지역의 사회경제적 특성과 인구학적 특성을 반영하는 변수인 시도별 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율을 설명변수로 하여 분석을 시행한 결과는 다음과 같다.

1) 설명변수의 특성

16개 지역의 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율의 평균과 표준편차, 최솟값, 최댓값을 <Table 14>에 제시하였다.

1인당 지역총소득은 평균 3,509만 6천만원(± 743 만 5천원)이었으며, 울산이 5,419만원으로 가장 높았고 대구가 2,770만원으로 가장 낮았다. 고용률은 16개 지역의 평균이 60.9%(± 2.9)였으며, 제주가 69.3%로 가장 높았고 부산이 57.0%로 가장 낮았다. 인구밀도는 km^2 당 평균 2,236명 ($\pm 3,910$)인 것으로 나타났으며, 서울이 15,964명/ km^2 로 가장 높았고 강원이 90명/ km^2 로 가장 낮았다. 마지막으로 고령인구비율의 평균은 16.4%(± 3.3)였으며, 전남이 22.6%로 가장 높았고, 울산이 11.5%로 가장 낮았다.

<Table 14> Determinants of DMUs

(N=16)

	Mean ±SD	Min	Max
Gross Primary Income per capita(thousand won)	35,096 ±7,435	27,700	54,190
Employment Rate(%)	60.9 ±2.9	57.0	69.3
Population Density(people/km ²)	2,236 ±3,910	90	15,964
Elderly Population Rate(%)	16.4 ±3.3	11.5	22.6

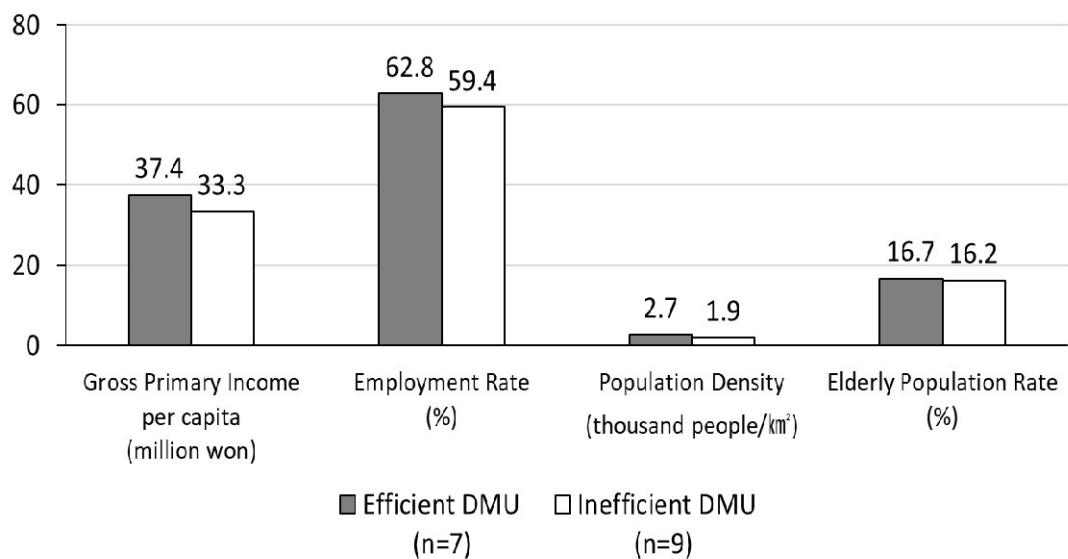
Data: Kosis.

2) 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU 간의 설명변수 비교

지역별 기술적 효율성 점수의 결정요인을 살펴보기에 앞서, 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU의 설명변수에 차이가 있는지 분석하였다. 앞서 기술한 대로 전체 의료기관을 대상으로 각 지역의 기술적 효율성을 분석하였을 때 7개의 DMU가 효율적, 9개의 DMU가 비효율적인 것으로 나타났다. 효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹의 설명변수의 평균, 표준편차를 계산하였으며, 샤피로-윌크 검정(Shapiro-Wilk test)으로 정규성을 검정한 결과 각 그룹의 설명변수가 정규분포하지 않는 것으로 나타나 두 그룹 간 효율성 점수의 평균에 차이가 있는지 확인하기 위

해 월콕슨 부호순위검정(Wilcoxon signed-rank test)을 시행하였다 (<Table 15>).

<Table 15>와 <Figure 8>에 나타나 있듯이 효율적인 DMU 그룹의 1인당 지역총소득은 평균 3,743만 천원으로 비효율적인 DMU 그룹의 1인당 지역총소득 평균인 3,327만 9천원보다 높았으며, 고용률도 평균 62.8%로 비효율적 DMU 그룹의 평균인 59.4%보다 높았다. 인구밀도와 고령인구비율 역시 효율적 DMU 그룹이 평균 2,652명/km²와 16.7%로 비효율적 DMU 그룹의 1,912명/km²와 16.2%보다 높았다. 즉, 4개의 설명변수 모두 효율적 DMU 그룹이 비효율적 DMU 그룹보다 높은 것으로 분석되었다. 두 그룹의 차이를 알아보기 위해 월콕슨 부호순위검정을 시행한 결과 4개의 설명변수 중 고용률에서 효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹 간에 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 나타났다 ($\omega=57$, $p=.005$).



<Figure 8> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs

<Table 15> Determinants of Efficient and Inefficient DMUs

(N=16)

		Efficient (n=7)	Inefficient (n=9)
Gross Primary Income per capita (thousand won)	Mean	37,431	33,279
	\pm SD	\pm 6,141	\pm 8,177
	ω	49	
	(p-value)	(.071)	
Employment Rate (%)	Mean	62.8	59.4
	\pm SD	\pm 3.0	\pm 1.7
	ω	57	
	(p-value)	(.005)*	
Population Density (people/km ²)	Mean	2,652	1,912
	\pm SD	\pm 5,883	\pm 1,560
	ω	26	
	(p-value)	(.607)	
Elderly Population Rate (%)	Mean	16.7	16.2
	\pm SD	\pm 3.2	\pm 3.5
	ω	33.5	
	(p-value)	(.859)	

다음으로 의료기관 종별로 효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹의 설명변수 특성을 분석하였다(<Table 16>).

<Table 16> Determinants of Efficient and Inefficient DMUs by the type of institution

(N=16)

	Tertiary & General hospital		Hospital		Clinic	
	Efficient (n=5)	Inefficient (n=11)	Efficient (n=8)	Inefficient (n=8)	Efficient (n=9)	Inefficient (n=7)
M	37,038	34,213	35,391	34,800	36,453	33,350
GPI ^a	±SD	±7,341	±7,656	±7,217	±8,134	±7,893
ω		36		34		41
(p)		(.377)		(.879)		(.351)
M	62.9	60.0	61.9	60.0	61.7	59.9
ER ^b	±SD	±3.9	±1.8	±3.5	±1.8	±3.4
ω		41.5		44		42
(p)		(.121)		(.224)		(.286)
M	4,149	1,367	2,665	1,807	901	3,953
PD ^c	±SD	±6,699	±1,522	±5,447	±1,633	±1,373
ω		36		30		17
(p)		(.377)		(.879)		(.142)
M	15.7	16.7	17.0	15.9	17.3	15.2
EPR ^d	±SD	±4.0	±3.1	±3.3	±3.4	±3.7
ω		20		37.5		42
(p)		(.426)		(.593)		(.286)

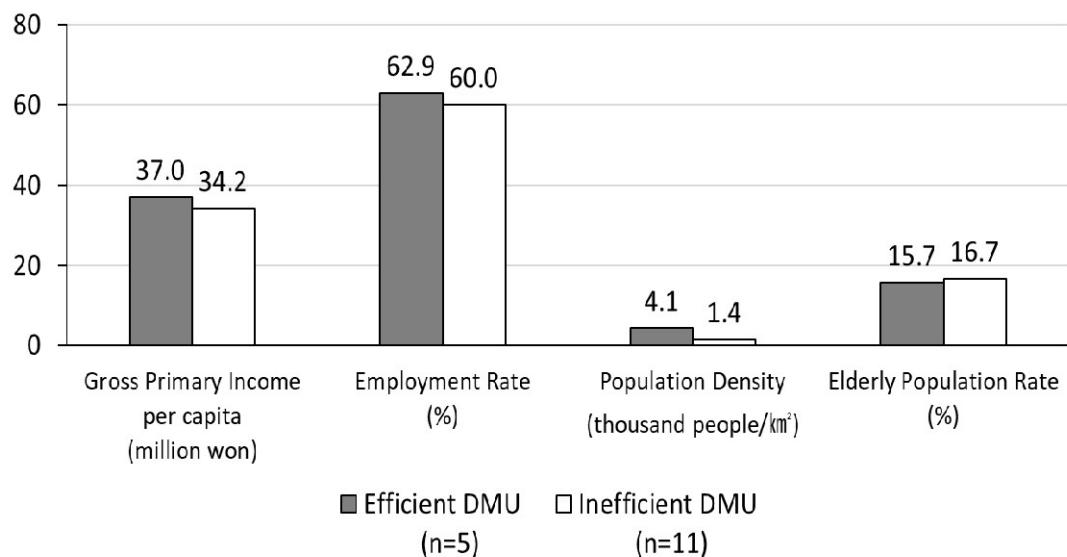
^aGross Primary Income per capita(thousand won)

^bEmployment Rate(%)

^cPopulation Density(people/km²)

^dElderly Population Rate(%)

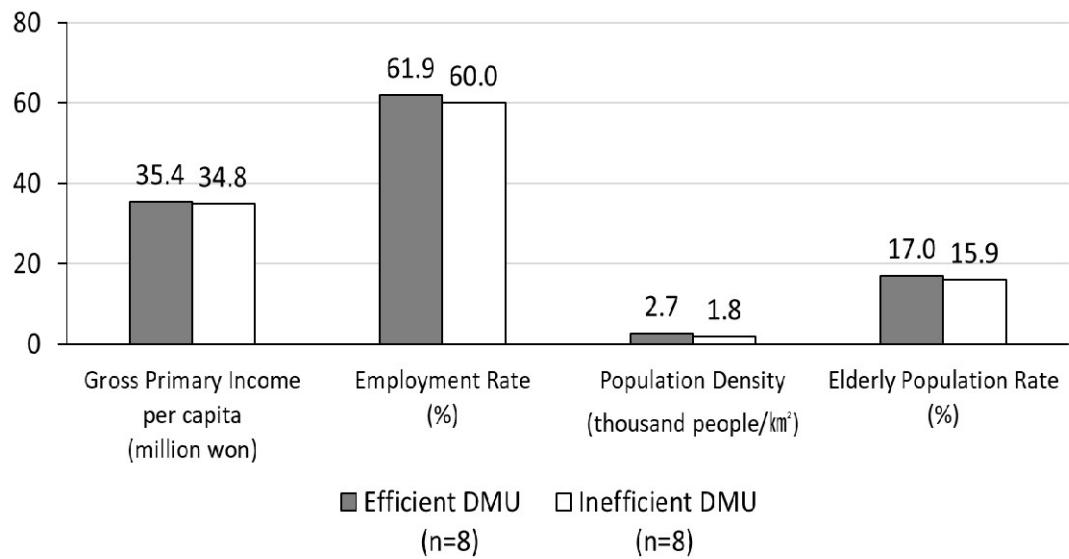
‘상급종합병원 및 종합병원’을 대상으로 하여 각 지역의 기술적 효율성을 분석했을 때 효율적인 DMU는 5개, 비효율적인 DMU는 11개였다. 각 그룹의 설명변수 평균을 비교한 결과 <Figure 9>에 나타나 있듯이 효율적인 DMU가 비효율적인 DMU보다 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도는 높은 것으로 나타났고, 고령인구비율은 낮았다. 또한, 월록슨 부호순위검정 결과 모든 설명변수의 p -값이 .05 이상으로, 두 그룹 간 통계적으로 유의한 차이가 있는 설명변수는 없는 것으로 나타났다.



<Figure 9> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs
(Tertiary & General hospital)

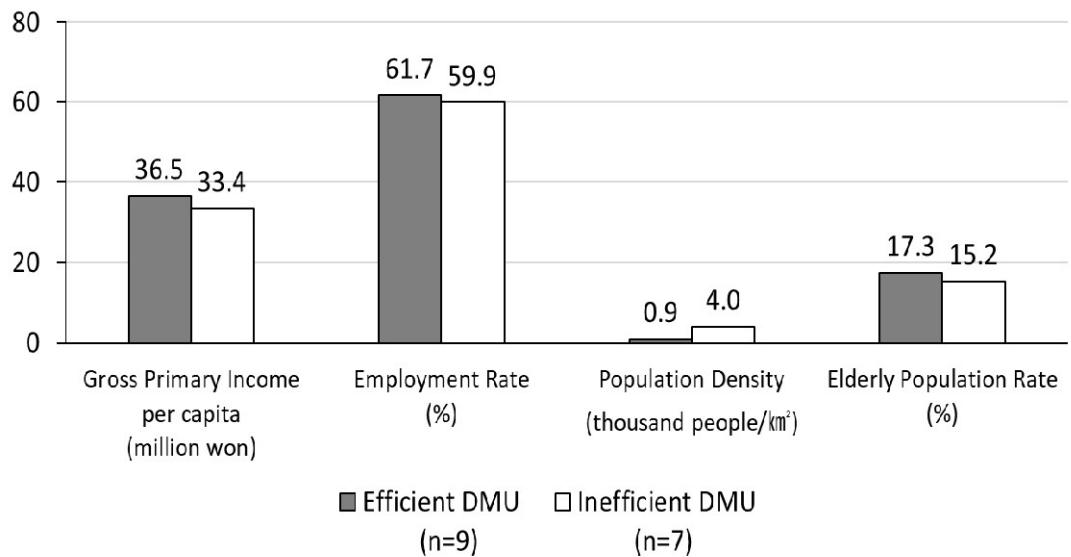
‘병원’을 대상으로 각 지역의 기술적 효율성을 분석한 결과 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU가 각각 8개였으며, 각 그룹의 설명변수 특성을 비교한 결과 <Figure 10>에서처럼 효율적인 DMU가 비효율적인 DMU보다 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율의 평균이 모두 높았다. 하지만 월록슨 부호순위검정 결과 ‘상급종합병원 및 종합병

원'과 마찬가지로 효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹 간 통계적으로 유의한 차이가 있는 설명변수는 없었다.



<Figure 10> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs (Hospital)

마지막으로, ‘의원’을 대상으로 각 지역의 기술적 효율성을 분석한 결과 효율적인 DMU는 9개, 비효율적인 DMU는 7개였으며, 각 그룹의 설명변수 평균값을 비교했을 때 <Figure 11>처럼 1인당 지역총소득, 고용률, 고령인구비율은 효율적인 DMU 그룹의 평균이 더 높았지만, 인구밀도의 경우 비효율적인 DMU의 평균이 더 높은 것으로 나타났다. 또한, 월목슨 부호순위검정 결과 ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’과 마찬가지로 4개의 설명변수 중 효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹 간에 통계적으로 유의한 차이가 있는 변수는 없었다.



<Figure 11> Mean of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs
(Clinic)

지금까지 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU 간에 설명변수의 평균에 차이가 있는지 살펴본 결과, 전체 의료기관을 대상으로 도출한 효율성 점수에서 두 그룹 간 고용률에 통계적으로 유의한 차이가 있었고, 의료기관 종별로는 두 그룹 간에 유의한 차이가 있는 설명변수가 없는 것으로 분석되었다.

3) 기술적 효율성의 결정요인

앞서 자료분석방법에서 설명하였듯이 각 의사결정단위(DMU)의 기술적 효율이 0에서 1 사이의 점수로 도출되기 때문에 기술적 효율성의 결정요인을 밝히기 위한 분석의 종속변수인 기술적 효율성 점수는 1에서 절단된(truncated) 분포를 보인다. 따라서 본 연구에서는 로짓 모델(logit model)을 사용하여 기술적 효율성 점수가 1점인 DMU와 그렇지 않은

DMU를 결정하는 요인이 있는지 살펴본 뒤, 절단회귀모형(truncated regression model)을 사용하여 비효율적인 DMU 사이에서 비효율 정도를 결정하는 요인이 있는지 분석하는 ‘2단계 분석법(two-part model)’을 적용하였다.

먼저 효율성 점수가 1점인 DMU와 1점이 아닌 DMU를 결정하는 요인, 즉 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 결정하는 요인을 밝히기 위해 로짓 모델을 사용하여 분석한 결과가 <Table 17>에 제시되어 있다. 전체 의료기관과 의료기관 종별 분석 모두에서 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 결정하는 통계적으로 유의한 설명변수는 없는 것으로 나타났다. 다만, 전체 의료기관($LR\chi^2(4)=12.26$, $p=.02$, pseudo $R^2=.5592$)과 의원($LR\chi^2(4)=9.84$, $p=.04$, pseudo $R^2=.4488$)을 대상으로 분석한 모형의 설명력이 통계적으로 유의했다.

로짓 분석 결과 도출된 로지스틱 회귀모형은 아래와 같다.

① 전체 의료기관

$$\bar{L} = -118.787 + 0.0001X_1 + 1.7956X_2 + 0.0001X_3 + 0.2301X_4$$

② 상급종합병원 및 종합병원

$$\bar{L} = -54.5384 + 0.00002X_1 + 0.8421X_2 + 0.0007X_3 + 0.0209X_4$$

③ 병원

$$\bar{L} = -28.6959 - 0.00001X_1 + 0.4212X_2 + 0.0002X_3 + 0.1931X_4$$

④ 의원

$$\bar{L} = -31.4294 + 0.0003X_1 + 0.2589X_2 - 0.0004X_3 + 0.4924X_4$$

<Table 17> Determinants of Efficient DMUs by the type of institution (Logit Model)

(N=16)

Variables		Total	Tertiary & General hospital		
			Hospital	Clinic	
Gross Primary Income per capita	Coefficient	.0001	.00002	-.00001	.0003
	z	0.84	0.11	-0.13	1.48
	p-value	.400	.914	.900	.139
Employment Rate	Coefficient	1.7956	.8421	.4212	.2589
	z	1.56	1.56	1.34	0.90
	p-value	.119	.118	.180	.370
Population Density	Coefficient	.0001	.0007	.0002	-.0004
	z	0.64	0.70	0.87	-1.49
	p-value	.524	.483	.387	.136
Elderly Population Rate	Coefficient	.2301	.0209	.1931	.4924
	z	0.76	0.07	0.96	1.49
	p-value	.447	.944	.339	.137
Constant	Coefficient	-118.787	-54.5384	-28.6959	-31.4294
	z	-1.57	-1.53	-1.51	-1.46
	p-value	.116	.127	.131	.144
Model Summary	$LR \chi^2 (4)$	12.26	8.31	4.05	9.84
	p-value	.0155	.0808	.3995	.0432
	Pseudo R^2	.5592	.4182	.1825	.4488

where

X_1 : gross primary income per capita

X_2 : employment rate

X_3 : population density

X_4 : elderly population rate

마지막으로, 비효율적인 DMU 사이에서 비효율 정도, 즉 기술적 효율성 점수에 영향을 미치는 요인이 무엇인지 알아보기 위해 절단회귀모형(truncated regression model)을 사용하여 분석한 결과가 <Table 18>에 제시되어 있다. 전체 의료기관을 대상으로 했을 때 각 지역의 기술적 효율성 점수를 결정하는 통계적으로 유의한 설명변수는 없었다. 하지만 의료기관 종별 분석에서는 유의한 결과가 있는 것으로 나타났는데, 우선 1인당 지역총소득의 경우 ‘의원’에서 각 지역의 기술적 효율성 점수에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 분석되었다($t=-5.31$, $p<.001$). 이 때 계수(coefficient)가 -0.00004 로 음의 값을 가지므로 1인당 지역총소득이 증가하면 기술적 효율성 점수는 감소한다. 고용률 또한 ‘의원’에서 기술적 효율성 점수에 양(+)적으로 유의한 영향을 미치는 변수였다($t=7.67$, $p<.001$). 인구밀도는 ‘상급종합병원 및 종합병원’($t=-2.06$, $p=.039$)과 ‘의원’($t=4.65$, $p<.001$)에서 통계적으로 유의한 설명변수였는데, ‘상급종합병원 및 종합병원’에서는 기술적 효율성 점수와 양(+)의 관계를 보였지만, ‘의원’에서는 음(−)의 관계를 갖는 것으로 나타났다. 마지막으로 고령인구비율은 ‘의원’에서 기술적 효율성 점수에 양(+)적으로 유의한 영향을 미치는 변수였다($t=4.80$, $p<.001$). 회귀모형의 설명력 측면에서는 ‘상급종합병원 및 종합병원’($LR \chi^2 (4)=12.07$, $p=.0168$)과 ‘의원’($LR \chi^2 (4)=187.92$, $p<.001$)에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.

<Table 18> Determinants of Inefficient DMUs by the type of institution (Truncated Regression Model)

		Total (n=9)	Tertiary & General hospital (n=11)	Hospital (n=8)	Clinic (n=7)
Gross Primary Income per capita	Coefficient	.000005	.00001	.00005	-.00004
	t	0.54	1.68	1.11	-5.31
	p-value	.589	.093	.266	<.001*
Employment Rate	Coefficient	.0100	-.02026	-.05518	.08775
	t	0.31	-1.23	-0.89	7.67
	p-value	.759	.218	.376	<.001*
Population Density	Coefficient	.0000007	-.00004	-.000001	.00004
	t	0.01	-2.06	-0.02	4.65
	p-value	.989	.039*	.981	<.001*
Elderly Population Rate	Coefficient	.0283	.00144	-.00324	.02428
	t	0.95	0.15	-0.11	4.80
	p-value	.342	.882	.915	<.001*
Constant	Coefficient	-.2840	1.73779	2.77088	-3.67799
	t	-0.12	1.74	0.83	-6.52
	p-value	.907	.081	.405	<.001*
Model Summary	$LR \chi^2(4)$	1.51	12.07	1.44	187.92
	p-value	.8250	.0168*	.8380	<.001*

절단회귀분석 결과 도출된 회귀모형은 아래와 같다.

① 전체 의료기관

$$\bar{Y} = -0.284 + 0.000005X_1 + 0.01X_2 + 0.0000007X_3 + 0.0283X_4$$

② 상급종합병원 및 종합병원

$$\bar{Y} = 1.73779 + 0.00001X_1 - 0.02026X_2 - 0.00004X_3 + 0.00144X_4$$

③ 병원

$$\bar{Y} = 2.77088 + 0.00005X_1 - 0.05518X_2 - 0.000001X_3 - 0.00324X_4$$

④ 의원

$$\bar{Y} = -3.67799 - 0.00004X_1 + 0.08775X_2 + 0.0004X_3 + 0.02428X_4$$

where

X_1 : gross primary income per capita

X_2 : employment rate

X_3 : population density

X_4 : elderly population rate

제 6 장 논의

제 1 절 간호인력의 기술적 효율성 분석

본 연구는 자료포락분석법을 적용해 우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성을 측정한 연구이며, 전체 의료기관 및 의료기관 종별 분석을 시행하였다.

분석 결과, 16개 지역의 기술적 효율성 점수는 평균 0.934점이었고, 의료기관 종별 분석에서는 ‘상급종합병원 및 종합병원’이 평균 0.939점, ‘병원’이 평균 0.927점, ‘의원’이 평균 0.943점이었다. 즉, 모든 분석의 기술적 효율성 점수 평균이 1점에 가까운 것으로 나타나 대부분의 지역이 간호인력을 효율적으로 사용하고 있음을 알 수 있었다. 또한, 기술적 효율성 점수의 표준편차는 전체 분석에서 0.082점, 의료기관 종별 분석에서는 각각 0.070점, 0.104점, 0.077점으로 ‘병원’을 제외하고는 표준편차가 0.1점 미만으로 지역 간 기술적 효율성 점수의 편차가 크지 않은 것을 알 수 있었다.

기술적 효율성 점수가 1점인, 즉 상대적 효율성을 달성한 DMU는 전체 분석에서 7개(43.8%), ‘상급종합병원 및 종합병원’에서 5개(31.3%), ‘병원’에서 8개(50.0%), ‘의원’에서 9개(56.3%)로 높은 비율을 차지했으며, 모든 분석에서 기술적 효율성 점수가 0.7점 미만인 DMU는 없었다. 각 분석별로 가장 낮은 기술적 효율성 점수는 전체 의료기관 분석에서 0.749점(대전), ‘상급종합병원 및 종합병원’에서 0.770점(인천), ‘병원’에서 0.707점(인천), ‘의원’에서 0.813점(서울)이었다. 또한, 크루스칼-왈리스 검

정(Kruskal-Wallis test) 결과 의료기관 종별로 기술적 효율성 점수 분포에는 차이가 없는 것으로 나타났다($\chi^2=0.45$, $p=.800$).

이러한 결과는 지역 보건의료시스템의 효율성을 측정한 선행연구인 박성용(2014), 오영호 등(2007)의 연구 결과와 비슷한 양상이다. 박성용(2014)의 연구에서 16개 시도별 기술적 효율성 점수는 평균 0.949점이었으며 지역 간 큰 차이를 보이지 않았다. 마찬가지로 오영호 등(2007)의 연구에서도 16개 시도의 기술적 효율성 점수는 평균 0.991점이었으며, 1점인 지역이 11개로 68.75%를 차지했다.

선행연구와 본 연구 모두에서 시도별 평균 기술적 효율성 점수가 높고, 지역 간 편차가 크지 않게 나타난 이유는 시·도가 상대적으로 큰 분석단위이기 때문으로 생각해볼 수 있다. 실제로, 시·도보다 더 작은 단위인 232개 시·군·구의 보건의료서비스 효율성을 측정한 윤기찬 등(2013)의 연구에서는 효율적(기술적 효율성 점수가 1점)인 DMU가 46개로, 19.8%에 불과했다. 분석단위가 커지면 의료인력 등의 투입변수와 입원(내원)일수 등의 산출변수의 편차가 작아질 수밖에 없으므로 이는 당연한 결과라고도 할 수 있다.

지역별로 살펴보면, 모든 분석에서 기술적 효율성 점수가 1점인 지역은 경기, 전남, 제주였으며, 이들은 각 분석에서 벤치마크로 가장 많이 사용된 DMU이기도 했다. 서울과 충남은 네 가지 분석(전체 의료기관, ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’, ‘의원’) 중 한 가지에서만 1 미만의 기술적 효율성 점수를 보였는데, 서울은 ‘의원’ 분석에서, 충남은 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서만 상대적으로 비효율적인 것으로 나타났다. 충북, 전북, 경남은 두 가지 분석에서 상대적 효율성을 달성했는데, 충북은 전체 의료기관 분석과 ‘의원’ 분석에서, 전북은 ‘병원 분석’과 ‘의원’ 분석에서, 경남은 전체 의료기관 분석과 ‘병원’ 분석에서 상대적으로

효율적이었다. 부산, 대구, 광주, 울산, 경북은 한 가지 분석에서만 상대적 효율성을 달성한 것으로 분석되었는데, 부산, 울산, 경북은 ‘의원’, 대구는 ‘병원’, 광주는 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서만 기술적 효율성 점수가 1점이었다. 마지막으로 인천, 대전, 강원은 모든 분석에서 상대적으로 비효율적인 것으로 나타났다(<Table 19>).

<Table 19> Technical Efficiency Scores of DMUs

DMU	Total	Tertiary & General hospital	Hospital	Clinic
Seoul	1	1	1	0.813
Busan	0.876	0.851	0.857	1
Daegu	0.854	0.837	1	0.825
Incheon	0.802	0.770	0.707	0.996
Gwangju	0.994	1	0.982	0.843
Daejeon	0.749	0.888	0.728	0.857
Ulsan	0.874	0.999	0.975	1
Gyonggi	1	1	1	1
Gangwon	0.827	0.900	0.754	0.819
Chungbuk	1	0.998	0.939	1
Chungnam	1	0.934	1	1
Jeonbuk	0.999	0.941	1	1
Jeonnam	1	1	1	1
Gyongbuk	0.973	0.970	0.892	1
Gyongnam	1	0.942	1	0.932
Jeju	1	1	1	1

효율성을 달성하기 위하여 줄여야 하는 투입변수의 양을 의미하는 투입 여유분(input slack)을 살펴보면, 간호사를 줄여야 하는 지역은 전체 분석에서 1개(광주), ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서 1개(울산), ‘의원’ 분석에서 3개(서울, 광주, 강원)였으며, ‘병원’ 분석에서는 없었다. 간호조무사를 줄여야 하는 지역은 전체 분석에서 1개(전북), ‘상급종합병원 및 종합병원’에서 6개(부산, 대구, 인천, 대전, 충북, 경북)였으며, ‘병원’과 ‘의원’에서는 없었다(<Table 20>).

<Table 20> Input Slacks of DMUs

(unit: person)

DMU	Total		Tertiary & General hospital		Hospital		Clinic	
	RNs	NAs	RNs	NAs	RNs	NAs	RNs	NAs
Seoul	–	–	–	–	–	–	1,090	–
Busan	–	–	–	31	–	–	–	–
Daegu	–	–	–	55	–	–	–	–
Incheon	–	–	–	223	–	–	–	–
Gwangju	1,234	–	–	–	–	–	22	–
Daejeon	–	–	–	147	–	–	–	–
Ulsan	–	–	49	–	–	–	–	–
Gyonggi	–	–	–	–	–	–	–	–
Gangwon	–	–	–	–	–	–	30	–
Chungbuk	–	–	–	340	–	–	–	–
Chungnam	–	–	–	–	–	–	–	–
Jeonbuk	–	688	–	–	–	–	–	–
Jeonnam	–	–	–	–	–	–	–	–
Gyongbuk	–	–	–	429	–	–	–	–
Gyongnam	–	–	–	–	–	–	–	–
Jeju	–	–	–	–	–	–	–	–

투입을 줄여야 효율성을 달성할 수 있다는 것은, 현재 해당 지역에 간호사 또는 간호조무사가 필요 이상으로 많다는 것을 의미한다. 하지만 달리 생각하면 현재의 간호인력 투입 수준으로 상대적 효율을 달성한 지역은 그렇지 않은 지역에 비해 더 적은 간호인력으로 더 많은 환자를 감당하고 있다는 것이므로, 경제적 측면에서는 효율적이지만 제공되는 보건의료서비스인 간호의 질 측면에서는 바람직한 상태가 아닐 수 있다. 29개 OECD 국가의 보건의료시스템의 기술적 효율성을 분석한 Kaya and Cafri(2016)의 연구에서 우리나라는 2000년부터 2006년까지 기술적 효율성 점수가 1점이었고, 2007년 0.993점, 2008년 0.985점, 2009년 0.921점, 2010년 0.886점으로 시간이 지날수록 낮아지는 경향을 보였는데, 같은 기간 우리나라의 인구 1,000명당 간호사수는 2000년 2.98명에서 2010년 4.61명으로 54.7%가량 증가했다(OECD, 2021). 또한, 2010년에 우리나라보다 기술적 효율성 점수가 0.2점 이상 낮은 것으로 분석된 핀란드, 아이슬란드, 룩셈부르크, 스위스의 경우 2010년 인구 1,000명당 간호사수가 13.86명, 14.54명, 11.05명, 14.64명(OECD, 2021)으로 2~3배 가량 많은 것에서 간호사수가 많을수록 기술적 효율성 점수가 낮아지는 경향을 보이는 것을 알 수 있었다. 국민의 건강을 위해 모든 지역에 양질의 보건의료서비스가 제공되는 것이 중요함을 고려할 때, 특히 우리나라와 같이 환자당 간호사수가 적은 환경에서는 적은 간호인력을 투입하여 높은 효율성을 달성하는 것보다 충분한 간호인력을 확보하여 간호의 질을 높이는 것이 우선일 것이다.

의료기관 종별 간호사 정원 기준 준수 현황을 조사한 결과 2021년 4월 기준 법정 정원 기준을 미준수한 의료기관은 총 1,189개소로 전체 의료기관의 30.3%에 달했으며 병원의 53.3%, 종합병원의 11.6%가 의료법상 간호사 법정 정원 기준을 지키지 않고 있는 것으로 나타났다(강선우

의원실 보도자료, 2021). 2017년부터 2019년까지 간호사 법적 정원 미준수율을 지역별로 살펴보면, 전북이 62%로 가장 높았으며 광주(57%), 전남(55%), 부산(51%), 경남(50%) 순으로 뒤를 이었고 제주가 21%로 가장 낮았다(강선우 의원실 보도자료, 2020). 자료포락분석을 통한 효율성 분석은 ‘상대적’ 효율성을 분석하는 것으로 이처럼 간호사 법적 정원을 미준수한 의료기관이 많은 상황에서는 오히려 법적 간호인력 기준을 지킨 지역이 비효율적이라는 결과가 도출될 가능성이 있다. 따라서, 안전한 간호 제공을 위한 최소 기준인 의료법 상 배치수준을 대부분의 의료기관이 준수하는 것이 전제되어야 이러한 상대적 효율성 분석을 통해 더 의미 있는 정책 방향 등을 제시할 수 있을 것이다.

효율성을 달성하기 위하여 늘려야 하는 산출변수의 양을 의미하는 산출 여유분(output slack)을 살펴보면, 입원일수를 늘려야 하는 지역은 ‘병원’ 분석에서 3개(부산, 대전, 울산), ‘의원’ 분석에서 3개(서울, 대구, 대전)이었으며, 전체 의료기관 분석과 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서는 없었다. 외래 내원일수를 늘려야 하는 지역은 전체 의료기관 분석에서 3개(부산, 광주, 울산), ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서 3개(부산, 울산, 전북), ‘병원’ 분석에서 1개(강원), ‘의원’ 분석에서 1개(광주)였다(<Table 21>).

입원일수와 외래 내원일수를 늘리려면 해당 지역의 의료서비스 질을 높여 지역 주민이 해당 지역의 의료기관을 이용하도록 해야 한다. 이를 위해서는 우수한 의료인력을 유치하고, 최신 의료장비를 도입하고, 쾌적한 의료환경을 마련하여 해당 지역 바깥의 의료기관이 아닌 거주지의 의료기관을 이용하도록 하는 것이 필요하다(윤기찬 등, 2013).

<Table 21> Output Slacks of DMUs
(unit: thousand days)

DMU	Total		Tertiary & General hospital		Hospital		Clinic	
	Inpatient	Outpatient	Inpatient	Outpatient	Inpatient	Outpatient	Inpatient	Outpatient
Seoul	-	-	-	-	-	-	25	-
Busan	-	718	-	393	263	-	-	-
Daegu	-	-	-	-	-	-	38	-
Incheon	-	-	-	-	-	-	-	-
Gwangju	-	4,888	-	-	-	-	-	2,989
Daejeon	-	-	-	-	41	-	72	-
Ulsan	-	245	-	280	32	-	-	-
Gyonggi	-	-	-	-	-	-	-	-
Gangwon	-	-	-	-	-	180	-	-
Chungbuk	-	-	-	-	-	-	-	-
Chungnam	-	-	-	-	-	-	-	-
Jeonbuk	-	-	-	129	-	-	-	-
Jeonnam	-	-	-	-	-	-	-	-
Gyongbuk	-	-	-	-	-	-	-	-
Gyongnam	-	-	-	-	-	-	-	-
Jeju	-	-	-	-	-	-	-	-

마지막으로, 본 연구와는 다른 투입 및 산출변수를 사용하여 우리나라의 보건의료시스템 효율성을 측정한 선행연구 결과와의 차이를 살펴보면, 우선 오영호 등(2007)의 연구에서 의사, 치과의사, 간호사, 간호조무사, 전문의사, 일차진료의사, 약사, 의료기사, 치과기공사, 치과위생

사, 치과인력, 행정인력, 병상수를 투입변수로 하고, 재원일수, 의료비, 방문횟수를 산출변수로 하여 16개 지역의 보건의료의 효율성을 분석한 결과 11개 지역(강원, 경기, 경남, 부산, 울산, 인천, 전남, 전북, 제주, 충남, 충북)이 효율적인 것으로 나타났으며, 5개 지역(대전, 광주, 경북, 대구, 서울)이 비효율적인 것으로 나타났다. 또한, 병상수, 의사수, 기타 의료인력수, 특수의료 장비수를 투입으로 하고, 외래 환자수와 입원 환자수를 산출로 하여 16개 지역의 효율성을 측정한 박성용 등(2014)의 연구 결과 제주, 서울, 경북 순으로 효율성 점수가 높았고, 전북과 대구의 효율성 점수가 가장 낮았다. 본 연구에서는 서울, 경기, 충북, 충남, 전남, 경남, 제주가 효율적이고 대전, 인천, 강원, 대구, 울산, 부산, 경북, 광주, 전북 순으로 비효율적인 것으로 나타났는데 이는 선행연구와 다른 양상으로, 투입 및 산출변수가 다르면 기술적 효율성 점수가 다르게 나타난다는 것을 확인할 수 있었다.

제 2 절 기술적 효율성의 결정요인

효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹 사이에 설명변수의 차이가 있는지 분석한 결과, 전체 의료기관과 ‘병원’ 분석에서는 네 개의 설명변수 모두에서 효율적인 DMU 그룹이 비효율적인 DMU 그룹보다 높은 평균을 보였다. 반면 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서는 비효율적인 DMU 그룹의 평균 고령인구비율이 효율적인 DMU 그룹보다 높았으며, ‘의원’ 분석에서는 비효율적인 DMU 그룹의 평균 인구밀도가 효율적인 DMU 그룹보다 높았다(<Table 22>).

<Table 22> Comparison of Determinants of Efficient and Inefficient DMUs

Variables	Total	Tertiary & General hospital	Hospital	Clinic
GPI ^a	Eff > Ineff	Eff > Ineff	Eff > Ineff	Eff > Ineff
ER ^b	Eff > Ineff	Eff > Ineff	Eff > Ineff	Eff > Ineff
PD ^c	Eff > Ineff	Eff > Ineff	Eff > Ineff	Eff < Ineff
EPR ^d	Eff > Ineff	Eff < Ineff	Eff > Ineff	Eff > Ineff

^aGross Primary Income per capita(thousand won)

^bEmployment Rate(%)

^cPopulation Density(people/km²)

^dElderly Population Rate(%)

Eff : Efficient DMUs

Ineff : Inefficient DMUs

이와 같은 결과는 보건의료분야의 기술적 효율성과 지역 특성과의 관계를 다룬 선행연구와 일치하는 부분이 있다. Ogloblin(2011)의 연구에서 높은 고용 수준은 보건의료서비스 접근성을 높임으로써 효율성에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다고 했으며, 이는 본 연구의 결과와 일치한다. 하지만, 본 연구의 결과와 일치하지 않는 선행연구 결과도 있었는데, Ogloblin(2011)은 1인당 소득이 보건의료시스템의 효율성과 음(-)의 상관관계가 있는 것으로 나타났으나 본 연구에서는 기술적 효율성 점수가 높은 지역의 1인당 지역총소득이 높았다. 또한, See and Yen(2018)은 OECD 21개국 보건의료시스템의 효율성에 관한 연구에서 인구밀도와 기술적 효율성 점수가 반비례한다는 사실을 밝혔다. 하지만 본 연구에서는 ‘의원’ 분석에서만 이러한 경향이 발견되었으며 전체 의료기관, ‘상급종합병원 및 종합병원’, ‘병원’ 분석에서는 기술적 효율성 점수가 높은 지역의

인구밀도가 더 높은 것으로 나타났다.

본 연구의 결과와 일치하지 않았던 선행연구인 Ogloblin(2011)의 연구의 경우 국민의료비, 평균 교육연수, 성인 흡연율, 성인 음주율을 투입변수로, 건강보정 기대여명(health-adjusted life expectancy)을 산출변수로 하여 각 국가의 보건의료시스템의 기술적 효율성을 측정하였으며, See and Yen(2018)의 연구는 국민의료비, 의료인력(의사, 간호사, 조산사), 병상수, 평균 교육연수를 투입변수로 하고 건강수명, 1,000명당 사망률을 산출변수로 하여 각 국가의 보건의료시스템의 기술적 효율성을 측정했다. 이처럼 투입변수 및 산출변수가 본 연구와 다르기 때문에 기술적 효율성 점수가 다르게 도출되어 본 연구의 결과와 일치하지 않는 것으로 해석할 수 있다.

윌콕슨 부호순위검정(Wilcoxon signed-rank test) 시행 결과 전체 의료기관 분석의 고용률에서만 두 그룹 간 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 분석되었다($\omega=57$, $p=.005$). 즉, 효율적인 DMU 그룹의 고용률이 비효율적인 DMU의 고용률보다 유의하게 높았다.

기술적 효율성 점수가 1점인 DMU와 그렇지 않은 DMU를 결정하는 요인을 밝히기 위한 로짓 모델 분석 결과 전체 의료기관과 의료기관 종별 분석 모두에서 이를 결정하는 통계적으로 유의한 설명변수는 없는 것으로 나타났다. 하지만 비효율적인 DMU만을 대상으로 하여 비효율 정도(기술적 효율성 점수)에 영향을 미치는 요인이 있는지 알아보기 위한 절단회귀분석에서는 통계적으로 유의한 결과가 도출되었다. ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서 인구밀도와 ‘의원’ 분석에서 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율이 기술적 효율성 점수에 유의한 영향을 미치는 것으로 분석되었다.

더 구체적으로 살펴보면, 인구밀도는 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석

에서는 기술적 효율성 점수에 음(-)적 영향을, ‘의원’ 분석에서는 양(+)적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉, 인구밀도가 높은 지역일수록 ‘상급 종합병원 및 종합병원’의 기술적 효율성이 낮고, ‘의원’의 기술적 효율성이 높다. 또한, ‘의원’ 분석에서 1인당 지역총소득은 기술적 효율성 점수에 음(-)적 영향을, 고용률과 고령인구비율은 양(+)적 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 즉, 지역의 1인당 지역총소득이 낮을수록, 고용률이 높을수록, 고령인구비율이 높을수록 해당 지역 ‘의원’의 기술적 효율성이 높아진다. Oglobin(2011)의 연구에 따르면, 평균 소득은 소득의 분배를 반영하지 못하므로 소수의 사람이 매우 높은 소득을 얻고 대부분의 사람이 낮은 소득을 얻는 경우 왜곡될 수 있기 때문에 보건의료 효율성에 직접적인 영향을 미치기 어려운 반면, 전반적인 고용을 나타내는 지표가 높은 경우 보건의료서비스 접근성을 높임으로써 효율성에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다고 하였는데, 이는 본 연구의 결과와 일치하는 지점이다.

선행 연구를 살펴보면, Hadad(2013)와 Dhaoui(2019), 그리고 Gong et al.(2019)의 연구에서 1인당 GDP는 효율성 정도에 영향을 미치지 않은데 반해 Kaya and Cafri(2016)의 연구에서는 양(+)적 영향을 미치는 것으로 나타났다. Top et al.(2019)의 연구에서 실업률은 효율성에 유의한 영향을 미치지 않았으며 Zhang and Zhen(2007)와 Ferreira et al.(2018)의 연구에서는 인구밀도와 효율성 점수가 양(+)적 상관관계를 보였다. 또한, 문경준 등(2014)의 연구에서 65세 이상 인구수는 효율성 값에 유의한 영향이 없었으나, González et al.(2021)의 연구에서는 기술적 효율성 점수와 높은 상관관계를 나타냈다. 이처럼 선행연구 사이에서 결정요인에 대한 분석이 엇갈리는 이유는, 각 연구의 DMU가 의료기관, 지역, 국가 등으로 다양하고, 투입 및 산출변수가 서로 다르기 때문인 것으로 볼 수 있다.

또한, 전체 의료기관 분석과 ‘병원’ 분석에서는 유의한 설명변수가 없고, ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서는 인구밀도만 유의한 반면, ‘의원’ 분석에서는 모든 설명변수가 유의한 영향이 있는 것으로 분석된 이유는 의료기관 종별 이용행태가 다르기 때문으로 볼 수 있다. 2016 국민 보건의료실태조사에 따르면, 해당 지역 거주 환자의 총 의료이용량 중 다른 지역이 아닌 해당 지역 소재 의료기관을 이용한 환자의 의료이용량을 의미하는 지역친화도(자체충족률, relevance index, RI)을 분석한 결과 입원환자의 경우 16개 지역의 상급종합병원 자체충족률은 55.1%에 그친 반면, 종합병원은 77.5%, 병원은 78.8%, 의원은 86.8%에 달하는 것으로 나타났다(한국보건산업진흥원, 2017). 즉, 의원급으로 갈수록 자신의 거주지에 소재한 의료기관을 이용하는 사람이 많고, 상급종합병원급으로 갈수록 자신의 거주지가 아닌 다른 지역에 있는 의료기관을 이용하는 사람이 많다. 이는 고속철도 등 교통의 발달로 환자가 의료기관을 선택할 때의 지리적 제약이 줄어들었을 뿐만 아니라 의료자원이 편중되어있는 수도권 대형병원을 선호하기 때문(박영희, 2014)이라고 할 수 있다. 따라서, 의원급의 경우 해당 지역 거주자가 많이 이용하므로 그 지역의 사회경제적 특성과 인구학적 특성의 영향을 받을 수 있지만, 의료전달체계가 높아질수록 해당 지역 거주자가 아닌 환자가 많아지므로, 의료이용 정도에 지역의 특성이 미치는 영향이 줄어들 수 있다. ‘의원’ 분석에서 네 가지 설명변수가 각 지역의 기술적 효율성 점수에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타난 본 연구의 결과도 이와 같은 맥락으로 해석할 수 있다.

본 연구에서는 우리나라의 지역별 간호인력의 효율성을 측정하려는 목적으로 진행하였으므로 연구 대상인 16개 지역을 모두 포함하는 분석을 위해 상급종합병원과 종합병원을 묶어 분석하였지만, 현실에서 상급

종합병원과 종합병원의 이용 행태도 다르게 나타날 수 있다. 이를 살펴보기 위하여 상급종합병원과 종합병원을 나누어 추가 분석한 결과 본 분석과 마찬가지로 로짓 분석에서 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 나누는 결정요인은 없는 것으로 나타났으며, 비효율적인 DMU(상급종합병원 8개, 종합병원 6개)를 대상으로 절단회귀분석을 시행한 결과 역시 본 분석과 마찬가지로 인구밀도가 비효율 정도에 유의한 음(-)적 영향을 미치는 것으로 나타났다(상급종합병원 $t=-2.12$, $p=.034$, 종합병원 $t=-4.10$, $p<.001$).

마지막으로, 본 연구에는 몇 가지 제한점이 있다.

첫째, 간호인력을 투입변수로 하여 16개 지역의 기술적 효율성을 분석한 결과 비효율적인 지역 중 효율성을 달성하기 위해 투입변수인 간호인력을 줄여야 하는 결과가 도출되었는데, 연구 결과대로 투입을 줄여 효율을 달성하면 간호의 질을 저해하는 결과를 낳을 수 있으므로 해석과 적용에 주의가 필요하다. 이는 산출변수가 의료서비스의 질에 관련된 것이 아니라 의료서비스 이용량을 나타내는 입원일수와 외래 내원일수이기 때문으로도 볼 수 있으며, 인력 투입을 줄이면 의료서비스 질도 저하될 수 있으므로 둘 사이에서 적절한 균형점을 찾을 필요가 있다.

둘째, 선행연구에서 의료기관 종뿐만 아니라 설립주체(공공, 민간)에 따라 기술적 효율성이 다른 것으로 분석되었으나(양종현과 장동민, 2009; 정유미, 2011), 본 연구에서는 시도별 설립주체별 투입 및 산출변수 자료를 구할 수 없어 설립주체별 분석을 수행하지 못했다.

셋째, 기술적 효율성 점수의 결정요인 분석 결과 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 결정하는 요인이 없는 것으로 분석되었는데, 이는 선행연구를 바탕으로 선정한 설명변수가 불충분했다고도 해석할 수 있다. 기술적 효율성을 분석한 선행연구는 많았지만, 효율성 정도의 결정요인

을 분석한 연구는 많이 찾을 수 없었고, 그마저도 개별 의료기관, 지역, 국가 등으로 분석 대상이 매우 다양했으며, 자료포락분석법의 특성상 투입변수와 산출변수에 따라 기술적 효율성 점수가 매우 다르게 도출될 수 있으므로 본 연구와 유사한 선행연구를 찾기 어려웠다. 선행연구 고찰 과정에서 소득 불평등을 나타내는 지표인 지니계수(Ogloblin, 2011; Hadad et al., 2013)와 보건의료정책의 궁극적인 목표를 반영하는 기대여명(Kaya & Cafri, 2016) 등을 보건의료시스템 효율성의 결정요인으로 포함하여 분석한 연구들을 찾을 수 있었는데 본 연구에서는 시도별 자료를 얻을 수 없거나 2019년 자료를 구할 수 없어 분석에 포함하지 못하였다. 또한, 의사결정단위가 16개 시도였기 때문에, 관련 있을 것으로 예상되는 변수를 너무 많이 포함시킬 경우 자유도가 높아져 회귀모형의 적합도가 떨어질 수 있어 네 개의 설명변수만으로 분석을 수행하였다. 따라서, 우리나라 보건의료시스템 기술적 효율성의 결정요인들을 밝히기 위해 다양한 설명변수를 포함한 후속연구가 필요하다.

제 7 장 결론 및 제언

본 연구는 각 지역의 간호사수와 간호조무사수를 투입으로 하고, 각 지역의 입원일수와 외래 내원일수를 산출로 하여 우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성을 측정하고, 효율성 정도를 결정하는 요인이 무엇인지 밝히기 위해 수행된 연구이다. 투입변수와 산출변수는 2019년도 건강보험통계연보 자료와 요양기관 현황 신고자료를 사용하였으며, 설명 변수인 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율은 통계청 자료를 사용했다. 기술적 효율성을 측정하기 위해서는 자료포락분석의 VRS 모형을 적용했으며, 결정요인 분석에는 로짓 모델과 절단회귀모형을 적용했다.

본 연구의 결과는 다음과 같다.

- 1) 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성 분석 결과 전체 의료기관 분석에서 효율성 점수는 평균 0.934점(± 0.082), ‘상급종합병원 및 종합 병원’ 분석에서는 0.939점(± 0.070), ‘병원’ 분석에서는 0.927점(± 0.104), ‘의원’ 분석에서는 0.943점(± 0.077)이었고, 의료기관 종별 기술적 효율성 점수 분포에는 차이가 없었다($\chi^2=0.45$, $p=.800$).
- 2) 전체 의료기관 분석에서 비효율적인 DMU가 효율을 달성하기 위해 줄여야 하는 간호사수는 평균 77명, 간호조무사는 평균 43명이었으며, 늘려야 하는 외래 내원일수는 36만 6천일이었다.
- 3) 효율적인 DMU 그룹과 비효율적인 DMU 그룹은 네 가지 설명변수 중 고용률에서 통계적으로 유의한 차이를 보였으며($\omega=57$,

p=.005), 효율적인 DMU의 고용률이 더 높았다.

- 4) 로짓 분석 결과 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 결정하는 통계적으로 유의한 요인은 없었다.
- 5) 절단회귀분석 결과 ‘상급종합병원 및 종합병원’ 분석에서 인구밀도가, ‘의원’ 분석에서 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율이 비효율적인 DMU의 기술적 효율성 점수에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

이상을 종합해보면, 우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성은 매우 높으며, 이는 현재 모든 의료기관 종에서 간호인력을 대체로 효율적으로 사용하고 있다고 결론 내릴 수 있다. 비효율적인 지역이 효율을 달성하기 위해서는 투입을 줄이거나 산출을 늘려야 하는데 투입인 간호인력을 줄일 경우 의료서비스 질 저하를 야기할 수 있으므로 투입을 줄이는 대신 의료서비스 질을 높여 지역 주민이 해당 지역의 의료기관을 이용하게 함으로써 산출을 증가시켜 효율을 달성하는 것이 필요하다. 또한, 일부 종별 분석에서 드러났듯이, 1인당 지역총소득, 고용률, 인구밀도, 고령인구비율과 같은 지역의 사회경제적 특성과 인구학적 특성은 기술적 효율성 정도에 영향을 미친다.

이를 바탕으로, 다음과 같이 제언하고자 한다.

- 1) 간호인력수를 투입변수로 할 경우 비효율적인 DMU에서 효율을 달성하기 위해서는 간호인력 투입을 감소시켜야 한다는 결론이 도출될 수 있으므로, 이를 고려한 변수를 사용한 연구가 필요하다.
- 2) 본 연구의 로짓 분석에서는 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 결정하는 요인이 없는 것으로 나타났으므로 다른 설명변수를 사용

하여 효율·비효율을 결정하는 요인이 무엇인지에 대한 연구가 필요하다.

- 3) 기술적 효율성 점수 결정요인에 대한 분석 결과가 선행연구와 일치하지 않는 부분이 많으므로, 이에 대한 후속 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

강선우 의원실 보도자료 (2020.10.8.). 「간호사 정원 미준수 의료기관 3년간 4800개소, 행정처분은 5년간 겨우 119건」.

강선우 의원실 보도자료 (2021.10.20.). 「의료기관 10곳 중 3곳 간호사 부족」.

국민건강보험공단, 건강보험심사평가원 (2020). 2019 건강보험통계연보. 원주; 국민건강보험공단, 건강보험심사평가원.

고길곤 (2017). 효율성 분석 이론 - 자료포락분석과 확률변경분석-. 고양시, 경기도; 문우사.

김기호, 장동구 (2005). 고용률의 의의와 유용성 분석. 경제분석 제11권 제2호.

김성재, 김진현 (2013). 적정 간호인력 등급별 입원료 추정 모델을 이용한 간호관리료 차등제 정책개선 재정부담 추계. 간호행정 학회지 제19권 제5호.

김순은, 최선미 (2014). 공공의료기관과 일반의료기관의 성과비교분석. 한국사회와 행정연구 제24권 제4호.

김영준, 김창희 (2020). 지역 의료시스템의 효율성과 효과성 측정 연구. 서비스경영학회지 제21권 제2호.

김재희 (2004). 보건진료소의 상대적 효율성 및 관련요인 분석. 연세대학교 박사학위논문.

김진현 (2005). 우리나라 병원의 기술적 효율성을 결정하는 요인과 정책의 의미. 산업경제연구 제18권 제6호.

김진현, 배현지, 정수용 (2017). 간호사인력의 수급 현황과 중장기 추계. 한국자료분석학회 제19권 제2호.

김현정 (2018). 의료전달체계에 따른 공공의료기관의 상대적 효율성 분석과 개선 방안. 공공사회연구 제8권 제4호.

- 김효영, 이혜정, 민아리 (2019). 신생아집중치료실 간호사의 상대적 간호업무효율성 분석. 병원경영학회지 제24권 제4호.
- 동재용, 이광수 (2016). 지역 의료자원 이용의 생산성 변화 분석. 보건의료산업학회지 제10권 제2호.
- 문경준, 이광수, 권혁준 (2014). 자료포락분석방법을 이용한 내원환자 의 지역별 벤치마킹분석 : 일개 한방병원을 중심으로. 한국전자거래학회지 제19권 제3호.
- 박성용, 조은경, 이광수 (2014). 지역 간 의료자원 이용의 효율성 분석. 대한보건연구 제40권 제4호.
- 박소영 (2014). 간호인력 수급 불균형 해소를 위한 간호사 확보 방안. 대한간호 웹진 제264권. http://webzine.koreanurse.or.kr/Webzine2014/search_read.php?webzine_id=48&article_id=1092&page=1&keyfield=all&key=%B0%A3%C8%A3%BB%E7%20%BC%F6%B1%DE에서 인출.
- 박연홍, 임지영 (2018). 자료포락분석을 활용한 일 병동 간호사의 성과평가 방안. 가정간호학회지 제25권 제1호.
- 박영희 (2014). 상급종합병원 입원의 특성 및 이용 요인 분석: 한국의료패널 자료(2008~2011)를 이용하여. 보건의료산업학회지 제8권 제3호.
- 박창제 (1996). 공공병원 서비스의 생산적 효율성 측정에 관한 연구. 경상대 박사학위논문.
- 서수경, 권순만 (2000). DEA를 이용한 의료기관의 효율성 벤치마킹. 병원경영학회지 제5권 제1호.
- 신종각 (2006). 국립대학교병원의 효율성 및 생산성변화 분석. 사회보장연구 제22권 제4호.
- 양봉민, 김진현, 이태진, 배은영 (2015). 보건경제학. 파주시, 경기도; 나남.
- 양승현, 이혜정, 김효영, 민아리, 조의영 (2020). 간호대학(학과) 학사

- 편입과정 졸업생의 실태와 과정의 상대적 효율성 분석. 한국 간호교육학회지 제26권 제4호.
- 양종현, 장동민 (2009). 국립대병원과 사립대병원의 효율성 비교 분석. 보건경제와 정책연구 제15권 제2호.
- 윤경준 (1996). DEA를 통한 보건소의 효율성측정. 한국정책학회보 제5권 제1호.
- 오영호, 신호성, 이상영, 김진현 (2007). 보건의료 인력자원의 지역별 분포의 적정성과 정책과제. 한국보건사회연구원.
- 우혜승, 정진환, 이은지 (2012). 의료기관 평가사업과 병원 효율성에 관한 연구. 대한경영학회지 춘계학술발표대회 발표논문집.
- 유금록 (2010). 공공의료서비스의 효율성 평가: 지방의료원에 대한 부트스트랩 자료포락분석모형의 적용. 한국사회와 행정연구 제21권 제2호.
- 유선주, 김종경, 정면숙, 김세영, 김은경 (2018). 간호대학생의 취업 지역 선택 영향 요인. 대한임상건강증진학회 제18권 제4호.
- 윤기찬, 이일현, 이현실 (2013). 기초자치단체별 보건의료서비스 효율성 격차 비교분석: 자료포락분석(DEA)의 적용. 지방행정연구 제27권 제3호.
- 이상림 (2008). 병원 간호인력의 생산성과 결정요인에 관한 연구. 서울대학교 석사학위논문.
- 이정동, 오동현 (2012). 효율성 분석이론. 서울시; 지필미디어.
- 이용재 (2005). 지역특성이 보건의료자원 분포의 불평등에 미치는 영향. 비판사회정책 제12권.
- 장동민 (1999). 병원비용함수 추정에 관한 이론적 고찰. 인문사회과학총론 제6권 제1호.
- 정유미 (2011). 자료포락분석방법을 이용한 간호조직의 기술적 효율성 측정. 서울대학교 박사학위논문.
- 정형선 (1996). 공공병원과 민간병원의 효율성. 한국보건행정학회 전

기 학술대회.

- 조재국, 최정수, 신호성, 한동운, 나백주, 윤강재 (2006). 농어촌의료서비스 개선사업 심층평가. 한국보건사회연구원.
- 최일문 (2006). 조직 효율성의 결정요인에 관한 연구 - 경기도 보건소를 중심으로. 서울시립대학교 박사학위논문.
- 한국보건산업진흥원 (2017). 국민보건의료실태조사. 보건복지부, 한국보건산업진흥원, 건강보험심사평가원, 국민건강보험.
- Afonso, A. and St. Aubyn, M. (2006). Relative Efficiency of Health Provision: A DEA Approach with Non-Discretionary Inputs. *ISEG-UTL Economics Working Paper* No.33.
- Alatawi, A. D., Niessen, L. W. and Khan, J. A. M. (2020). Efficiency Evaluation of Public Hospitals in Saudi Arabia: An Application of Data Envelopment Analysis. *BMJ Open* 10(1).
- Amado, C. A. and Santos, S. P. (2009). Challenges for performance assessment and improvement in primary health care: The case of the Portuguese health centres. *Health Policy* 91(1).
- Andes, S., Metzger L. M., Kralewski, J. and Gans, D. (2002). Measuring efficiency of physician practices using data envelopment analysis. *Manag Care* 11(11).
- Applanaidu S-D., Samudin S., Ali, J., Dash, U. and Chik, A. R. (2014). Technical and Scale Efficiency of Public District Hospitals in Kedah, Malaysia: A Data Envelopmet Analysis(DEA). *Journal of Health Management* 16(3).
- Arfa, C., Leleu, H., Goaïed, M., and van Mosseveld, C. (2017). Measuring the capacity utilization of public district

- hospitals in Tunisia: Using dual data envelopment analysis approach. *International Journal of Health Policy and Management*. 6(1).
- Azreena, E., Muhanad H. J. and Rosliza, A. M. (2018). A Systematic Review of Hospital Inputs and Outputs in Measuring Technical Efficiency Using Data Envelopment Analysis. *International Journal of Public Health and Clinical Science* 5(1).
- Bahurmoz, A. M. A. (1998). Measuring Efficiency in Primary Health Care Centres in Saudi Arabia. *Journal of King Abdulaziz University-economics and Administration* 12.
- Campanella, P., Azzolini, E., Izzi, A., Pelone, F., Meo, C. D., Milia, L. M., Specchia, M. L. and Ricciardi, W. (2017). Hospital Efficiency: How to Spend Less Maintaining Quality? *Annali Dell' Istituto Superiore di Sanita* 53(1).
- Cheng, Z., Tao, H., Cai, M., Lin, H., Lin, X., Shu, Q. and Zhang, R. (2015). Technical Efficiency and Productivity of Chinese County Hospitals: An Exploratory Study in Henan Province, China. *BMJ Open* 5.
- Cinaroglu, S. (2019). Integrated K-Means Clustering with Data Envelopment Analysis of Public Hospital Efficiency. *Health Care Management Science* 23.
- Cochrane, A. L., St. Leger, A. S. and Moore, F. (1978). Health Service ‘Input’ and Mortality ‘Output’ in Developed Countries. *Journal of Epidemiology and Community Health* 32.
- Dhaoui, I. (2019). Healthcare System Efficiency and Its Determinants: A Two-stage Data Envelopment Analysis

- (DEA) from MENA Countries. *The Economic Research Forum 2019 Working Paper*.
- Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society Series A(General)* 120(3).
- Fazianpour, F., Hosseini, S., Amali, T., Hosseini, S. and Hosseini, S. S. (2012). The Evaluation of Relative Efficiency of Teaching Hospitals. *American Journal of Applied Sciences* 9(3).
- Fazria, N. F. and Dhamayanti, I. (2021). A Literature review on the Identification of Variables for Measuring Hospital Efficiency in the Data Envelopment Analysis(DEA). *Unnes Journal of Public Health* 10(1).
- Ferreira, D. C., Nunes, A. M. and Marques, R. C. (2018). Doctors, Nurses, and the Optimal Scale Size in the Portuguese Public Hospitals. *Health Policy* 122.
- Gong, G., Chen, Y., Gao, H., Su, D. and Chang, J. (2019). Has the Efficiency of China's Healthcare System Improved after Healthcare Reform? A Network Data Envelopment Analysis and Tobit Regression Approach. *Environmental Research and Public Health* 16.
- González, S., Barrachina, M. I., Vivas, C. D., Bonet, P. Á, and Usó, T. R. (2021). Data Envelopment Analysis Applications on Primary Health Care Using Exogenous Variables and Health Outcomes. *Sustainability* 13(3).
- Hadad, S., Hadad, Y. and Simon-Tuval, T. (2013). Determinants of healthcare system's efficiency in OECD countries. *The European Journal of Health Economics* 14.

- Hadley, J., Zuckerman, S. and Iezzoni, L., I. (1996). Financial Pressure and Competition Changes in Hospital Efficiency and Cost-Shifting Behavior. *Medical Care* 34(3).
- Hsiao, B., Chen, L. H., and Wu, H. T. (2018). Assessing Performance of Taiwan Hospitals Using Data Envelopment Analysis: In View of Ownership. *International Journal of Health Planning and Management* 34(1).
- Jat, T. R. and San, S. M. (2013). Technical Efficiency of Public District Hospitals in Madhya Pradesh, India: a Data Envelopment Analysis. *Global Health Action* 6(1).
- Jenifer L. E. (1994). The Development and Evaluation of Hospital Performance Measures for Policy Analysis. *Medical Care* 32(6).
- Jiang, S., Min, R., and Fang, P. (2017). The Impact of Healthcare Reform on the Efficiency of Public County Hospitals in China. *BMC Health Services Research* 17.
- Kalhor, R., Amini, S., Sokhanvar, M., Lofti, F., Sharifi, M. and Kakemam, E. (2016). Factors Affecting the Technical Efficiency of General Hospitals in Iran: Data Envelopment Analysis. *Journal of the Egyptian Public Health Association* 91.
- Kaya S. P. and Cafri, R. (2016). Analysis of the Efficiency Determinants of Health Systems in OECD Countries by DEA and Panel Tobit. *Social Indicators Research* 129.
- Kiani, M. M., Raei, B., Asbagharani, P. A., Yousefi, M., Rigi, A. A. M., Salehi, M. and Shiraz, S. M. (2018). Comparison of the Technical Efficiency of the Hospital Sector: Panel Data Analysis of the Iranian Hospitals Using Parametric and

- Non-Parametric Approaches. *Bali Medical Journal* 8(1).
- Kirigia, J. M. and Asbu, E. Z. (2013). Technical and Scale Efficiency fo Public Community Hospitals in Eritrea: an Exploratory Study. *Health Economics Review* 3(6).
- Li, N. N., Wang, C. H., Ni, H., and Wang, H. (2017). Efficiency and Productivity of County-level Public Hospitals Based on the Data Envelopment Analysis Model and Malmquist Index in Anhui, China. *Chinese Medical Journal* 130(23).
- Lin, J. R., Chen, C. Y. and Peng, T. K. (2017). Study of the Relevance of the Quality of Care, Operating Efficiency and Inefficient Quality Competition of Senior Care Facilities. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 14(9).
- Najar, A. V., Pooya, A., Zoeram, A. A., and Emrouznejad, A. (2018). Assessing the Relative Performance of Nurses Using Data Envelopment Analysis Matrix(DEAM). *Journal of Medical Systems* 42.
- OECD (2021). Nurses (indicator). doi: 10.1787/283e64de-en. Access -ed on 1 October 2021.
- Ogloblin, C. (2011). Health Care Efficiency Across Countries: A Stochastic Frontier Analysis. *Applied Econometrics and International Development* 11(1).
- Park, S. H., Ko, J. H., Bae, E. S., Chang, M., and Kim, D. (2019). The Impact of Hospital Specialization on Congestion and Efficiency. *Sustainability* 11(5).
- Pirani, N., Zahiri, M., Engali, K. A. and Torabipour, A. (2018). Hospital Efficiency Measurement Before and After Health Sector Evolution Plan in Southwest of Iran: A DEA-Panel

- Data Study. *Acta Informatica Medica* 26(2).
- Samsudin, S. A., Applanaidu, S. D., Jaafar, A. S., Ali, J. and Majid, R. (2014). Performance of Public Hospitals in Malaysia and Its Determinants: an Analysis Using Data Envelopment and Tobit Model. *Abstract of Emerging Trends in Scientific Research* 1.
- See, K. F. and Yen, S. H. (2018). Does Happiness Matter to Health System Efficiency? A Performance Analysis. *Health Economics Review* 8.
- Shahhoseini, R., Tofighi, S., Jaafaripooyan, E. and Safiaryan, R. (2011). Efficiency measurement in Developing Countries: Application of Data Envelopment Analysis for Iranian Hospitals. *Health Services Management Research* 24.
- Tesone, D. V. (2013). *Handbook of Hospitality Human Resources Management*. New York, USA; Routledge.
- Valdmanis, V. G., Rosko, M. D., Leleu, H. and Mukamel, D. B. (2017). Assessing Overall, Technical, and Scale Efficiency among Home Health Care Agencies. *Health Care Management Science* 20(2).
- Wang, X., Luo, H., Qin, X., Feng, J., Gao, H. and Feng, Q. (2016). Evaluation of Performance and Impacts of Maternal and Child Health Services Using Data Envelopment Analysis in Guangxi Zhuang Autonomous Region, China: A Comparison Study Among Poverty and Non-poverty County Level Hospitals. *International Journal of Equity in Health* 15.

부 록

우리나라 16개 지역 간호인력의 기술적 효율성 점수를 도출하기 위한 자료포락분석의 투입변수인 간호사수와 간호조무사수, 산출변수인 입원일수와 외래 내원일수는 다음과 같다.

1) 전체 의료기관

<Table 1> Inputs and Outputs of DMUs (total)

(unit: person, days)

DMU	Inputs		Outputs	
	RNs	NAs	Number of Visit Days(Inpatient)	Number of Visit Days(Outpatient)
Seoul	47,848	22,792	15,804,334	153,732,136
Busan	14,998	9,807	6,693,003	52,444,661
Daegu	11,090	6,700	4,983,495	38,312,123
Incheon	9,967	6,741	3,964,949	38,135,669
Gwangju	7,213	3,993	3,966,658	21,377,966
Daejeon	5,963	4,607	2,498,966	23,887,074
Ulsan	3,877	2,574	1,734,834	15,736,740
Gyonggi	31,998	24,052	14,210,592	166,965,487
Gangwon	5,207	3,157	2,284,748	19,177,310
Chungbuk	3,625	3,956	2,075,836	22,737,626
Chungnam	4,190	4,350	2,259,071	29,150,209
Jeonbuk	5,611	4,961	3,595,958	28,232,105
Jeonnam	6,175	4,166	4,181,943	27,375,342
Gyongbuk	6,827	4,936	3,217,766	34,036,565
Gyongnam	10,657	7,489	6,010,864	45,282,027
Jeju	2,410	1,081	832,391	10,120,635

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook.

2) 상급종합병원 및 종합병원

<Table 2> Inputs and Outputs of DMUs (Tertiary & General hospital)
(unit: person, days)

DMU	Inputs		Outputs	
	RNs	NAs	Number of Visit Days(Inpatient)	Number of Visit Days(Outpatient)
Seoul	37,095	2,424	10,965,472	32,853,078
Busan	10,992	1,636	3,640,596	8,792,322
Daegu	6,729	1,087	2,284,292	5,458,084
Incheon	7,703	1,357	2,283,713	5,779,220
Gwangju	4,870	572	1,963,145	3,998,945
Daejeon	4,409	784	1,551,852	3,761,202
Ulsan	2,738	232	912,347	2,161,175
Gyonggi	22,376	2,633	7,626,539	22,332,135
Gangwon	3,721	489	1,318,999	3,129,922
Chungbuk	2,710	772	1,178,928	2,536,587
Chungnam	3,203	578	1,390,963	2,802,490
Jeonbuk	4,275	600	1,724,231	3,304,008
Jeonnam	3,477	788	1,841,407	3,251,350
Gyongbuk	4,621	1,120	1,804,546	4,319,867
Gyongnam	7,075	1,059	2,735,147	6,251,696
Jeju	1748	172	637,999	1,610,923

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook.

3) 병원

<Table 3> Inputs and Outputs of DMUs (Hospital)

(unit: person, days)

DMU	Inputs		Outputs	
	RNs	NAs	Number of Visit Days(Inpatient)	Number of Visit Days(Outpatient)
Seoul	6,031	3,176	3,620,547	9,745,856
Busan	3,389	2,814	2,632,468	7,214,010
Daegu	3,477	1,659	2,450,957	4,536,220
Incheon	1,727	1,296	1,259,912	2,885,780
Gwangju	1,816	1,163	1,692,806	3,900,981
Daejeon	1,172	961	736,437	2,308,196
Ulsan	842	693	715,275	2,223,532
Gyonggi	6,403	4,804	5,102,109	13,348,528
Gangwon	913	608	719,135	1,237,632
Chungbuk	594	580	603,723	1,573,998
Chungnam	564	777	580,971	2,255,855
Jeonbuk	840	1,098	1,354,364	2,519,121
Jeonnam	2,286	1,052	1,923,924	4,310,217
Gyongbuk	1,418	845	1,163,324	2,667,420
Gyongnam	2,763	2,317	2,806,759	6,968,156
Jeju	214	37	142,135	210,401

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook

4) 의 원

<Table 4> Inputs and Outputs of DMUs (Clinic)

(unit: person, days)

DMU	Inputs		Outputs	
	RNs	NAs	Number of Visit Days(Inpatient)	Number of Visit Days(Outpatient)
Seoul	4,722	17,192	1,218,315	111,133,202
Busan	617	5,357	419,939	36,438,329
Daegu	884	3,954	248,246	28,317,819
Incheon	537	4,088	421,324	29,470,669
Gwangju	527	2,258	310,707	13,478,040
Daejeon	382	2,862	210,677	17,817,676
Ulsan	297	1,649	107,212	11,352,033
Gyonggi	3,219	16,615	1,481,944	131,284,824
Gangwon	573	2,060	246,614	14,809,756
Chungbuk	321	2,604	293,185	18,627,041
Chungnam	423	2,995	287,137	24,091,864
Jeonbuk	496	3,263	517,363	22,408,976
Jeonnam	412	2,326	416,612	19,813,775
Gyongbuk	788	2,971	249,896	27,049,278
Gyongnam	819	4,113	468,958	32,062,175
Jeju	448	872	52,257	8,299,311

Data: HIRAS, NHIS. (2020). 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook..

Abstract

Measuring the Technical Efficiency of Nursing Personnel in South Korea and Its Determinants

Hayoung Choi

College of Nursing

The Graduate School

Seoul National University

The aim of this study was to measure the technical efficiency of nursing personnel by region in South Korea using the data envelopment analysis(DEA) and to identify its determinants. The subject of study covered 16 regions in South Korea, and in order to ensure the homogeneity of the decision making units(DMUs), an analysis by the types of medical institutions was made alongside analysis including all medical institutions. The variable returns to scale(VRS) DEA model was used, with the numbers of registered nurses and the number of nurse assistants as input variables, and the number of visit days of inpatient visits and the number of visit days of outpatient visits as output variables. All data were extracted from 2019 National Health Insurance Statistical Yearbook by National Health Insurance Service and Health Insurance Review & Assessment Service in Korea.

In order to identify the determinants of technical efficiency, gross

primary income per capita, employment rate, population density, and elderly population ratio of each 16 regions were set as explanatory variables with the source of the data coming from KOSIS(Korea statistical information service). Two-part model was used. For the first stage, Logit model with four explanatory variables as dependent variables and technical efficiency scores as independent variable was applied to analyze whether there were factors that determine effective DMUs and ineffective DMUs. Subsequently, truncated regression model was applied to identify the factor that determine the degree of inefficiency among inefficient DMUs.

As a result of DEA, the technical efficiency scores of 16 regions were found to be very high with an average of 0.934 points, and 'clinics' had the highest score with 0.943 points. Kruskal-Wallis test was done to find the difference in the distribution of technical efficiency scores among types of medical institutions which demonstrated no difference($\chi^2=0.45$, $p=.800$). Input and output slacks were derived and each region had to increase the outpatient visits by 370 thousand days or decrease 77 RNs and 43 NAs on average to achieve efficiency. In Korea, however, where the number of nurses per patients is insufficient, reducing nursing personnel to an efficient level may not compromise the quality of nursing performance. Therefore inefficient DMUs should achieve efficiency by increasing the outpatient visits by improving the quality of medical services that encourage local residents to use local medical institutions.

Logit analysis found that there were no factors that determine

effective and ineffective DMUs, but as a result of truncated regression analysis, the population density was statistically significant($p=.039$) in factor of efficiency scores of inefficient DMUs in 'tertiary and general hospitals' analysis. And all four dependent variables were statistically significant in analysis of 'clinics'($p<.001$).

This study has its significance in that it provides basic data for policies to be made that improves the distribution of the nursing workforce by analyzing the efficiency and its determinants. However, due to the nature of DEA, it can be concluded that the input(nursing personnel) should be reduced to achieve efficiency. Therefore, care must be taken in interpreting the results in terms of the quality of nursing care. Finally, there were some discrepancies with previous studies, so follow-up studies including additional explanatory variables such as the Gini coefficient and life expectancy are needed.

.....

keywords : nursing workforce, technical efficiency, data envelopment analysis, DEA

Student Number : 2020-21444