

서울 지하철 노선별 효율성 비교: 1호선부터 9호선까지를 중심으로*

최 강 화**

《目 次》

I. 서 론	IV. 연구모형 및 입출력 데이터
II. 기준의 지하철 효율성에 대한 연구	V. DEA 분석 결과
III. DEA(Data Envelopment Analysis) 분석	VI. 결론 및 연구의 한계

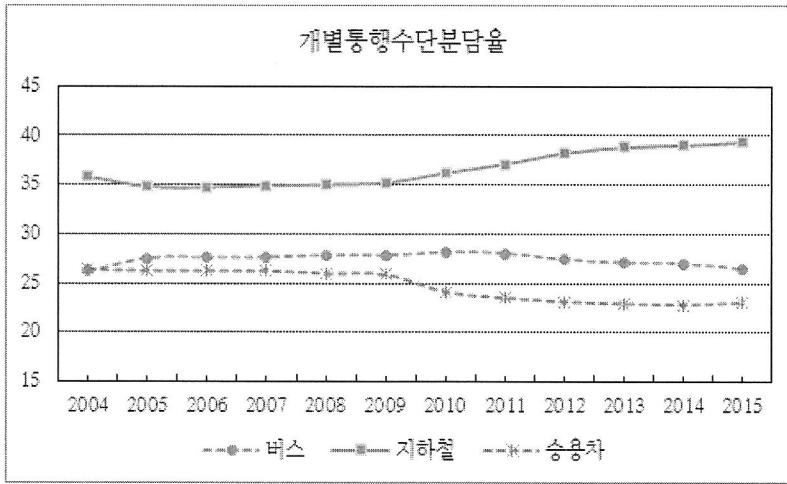
I. 서 론

서울의 교통 시스템 중에서 지하철이 부담하는 교통수단 분담률은 지속적으로 증가하고 있는 상황이다(traffic.seoul.go.kr/stat.seoul.go.kr). 다음의 <그림 1>에서 보는 바와 같이, 지하철이 부담하는 교통수단 분담률은 2006년을 저점으로 급격히 증가하고 있는 추세이며, 반면에, 버스나 승용차의 분담률은 계속 하락하고 있다. 특히, 서울의 지하철은 1974년에 개통된 서울 지하철 1호선을 시작으로 2009년 9월의 지하철 9호선이 개통될 때까지 약 35년간 지속적으로 노선이 확충되고 있으며, 이용 고객은 2016년 총 수송인원은 2,563백만 명으로 지속적으로 증가하고 있는 추세이다. 또한 서울시에서는 2024년까지는 도시 철도를 798.7km로 확대하여 도시철도 중심의 교통체계를 구축하기 위한 노력을 경주하고 있는 상황이다.

그럼에도 불구하고, 현재 서울에서 운영되고 있는 지하철의 재정 수지의 적자문제가 심각한 수준에 놓여 있는 것으로 보고되었다(서울특별시 의회 자료). 2015년 기준의 서울시 집계에 따르면, 2014년의 1호선부터 9호선까지의 당기순손실은 4천 245억 원에 달했고, 2012년(4천 183억 원)과 2013년(4천 172억 원)에도 각각 약 4천억 원대의 손실을 기록하고 있는 것으로 보고되

* 본 연구는 서울대학교 경영정보연구소의 연구비 지원에 의해 이루어졌습니다.

** 한성대학교 경영학부



(자료: 국토교통부, 교통부문 수송실적 보고)

〈그림 1〉 개별 통행수단 분담율

었다(www.hani.co.kr). 특히, 2040년에 서울의 지하철 누적 손실 규모가 약 14조원에 이를 것으로 전망되고 있다. 손실이 가장 큰 노선은 서울 메트로(www.seoulmetro.co.kr)가 운영하는 3호선으로, 3호선의 2014년의 당기순손실은 1천 118억 원으로 집계되었다. 또한, 서울도시철도공사(www.smrt.co.kr)가 운영하는 5호선(913억 원), 6호선(790억 원)과 서울 메트로의 4호선(627억 원)도 적자상태가 심각한 것으로 나타났다. 흑자를 기록한 지하철 노선은 2호선과 9호선으로, 서울 메트로가 관리하는 2호선은 2014년에 365억 원, 서울시 메트로 9호선(www.metro9.co.kr)이 관리하는 9호선의 1단계 구간(개화 구간~신논현 구간)에서는 31억 원의 이윤을 냈다.

이와 같은 지하철의 재정적자는 지하철 공사들의 효율적이지 못한 수익 구조에 기인하고 있다. 지하철 공사의 수익구조를 살펴보면, 수익에서 운송 수익 즉 운임이 차지하는 비중이 약 85%를 차지하고 있다. 특히 최근 들어, 지하철 광고 수익이 급감하고, 무임승차 비율이 증가하면서 지하철 공사의 영업 적자는 가중되고 있다. 따라서 서울 메트로와 서울도시철도 공사는 이러한 적자 규모를 축소시키기 위하여 수익선의 다변화 등과 같은 수익 구조 개선전략과 더불어 보다 효율적인 운영 전략의 마련이 절실히 한다.

본 연구에서는 이와 같이 지하철 운송 사업을 둘러싼 내·외부 환경이 급격히 변화하는 작금의 상황 하에서 서울에서 운행되고 있는 지하철의 노선별 상대적 효율성을 측정하고 비교함으로써, 노선별 운영 효율성을 높이기 위한 벤치마킹 정보를 제공하고, 이를 통해 지하철 운송 사업자의 경쟁력을 제고하기 위해 전략적 운영방안을 제공하고자 한다.

따라서, 본 연구에서는 국토교통부의 '수송실적' 정보를 이용하여, 노선별 효율성을 측정하고, 이러한 효율성의 변동을 야기한 원인 요소를 파악한다. 또한 본 연구에서는 자료포락분석(DEA: data envelopment analysis)이 가지고 있는 비모수적 통계의 한계를 극복하기 위해 Simar and Wilson (2007)이 제안한 부트스트랩(bootstrap) 방법을 통해 효율성 값의 신뢰구간을 제시하고, 이를 통해 지하철 노선별 효율성을 높이기 위한 전략적 방안을 제시하고자 한다.

II. 기존의 지하철 효율성에 대한 연구

지하철의 운영 효율성을 평가한 기존의 연구는 상당히 많은 분야로 진행되어 왔다. 특히, 국내 연구를 살펴보면, 심광식과 김재윤(2009)의 연구에서는 전국 6개 도시의 지하철 운영 기관별 상대적 효율성을 측정하였다. 이 연구에서는 DEA-AR(Assurance Region) 모형과 AHP(Analytic Hierarchy Process)의 결합을 통해 6개 도시 지하철의 운영 효율성을 측정하였다. 서호준(2015)의 연구에서는 2013년도 국내 18개 지하철 노선별 운영 효율성을 DEA를 통해 측정하였으며 현실적이고 단계적인 벤치마킹 정보의 제시를 위해 Tier 분석을 실시하였다. 이 연구결과에 의하면, 국내 지하철의 노선별 효율성 평균은 CCR(Charnes, Cooper, and Rhodes) 모형에서는 51.8%, BCC(Banker, Charnes and Cooper) 모형에서는 68.4%인 것으로 분석되었으며, 서울보다 지방에서 운영되는 지하철의 효율성이 훨씬 낮은 것으로 나타났다. 또한, 다수의 의사결정단위(Decision Making Unit: DMU)가 규모 수익 체감상태에 있어 불요불급에 대한 절감대책이 필요한 것으로 분석되었다. 또한 김민정과 김성수(2003)의 연구에서는 서울시 지하철 공사와 철도청의 수도권 전철부문 그리고 부산교통공단의 연도별 효율성을 측정하고 이러한 효율성에 영향을 미치는 외부 환경요인들을 토피(Tobit) 회귀식으로 추정하였다. 서경수와 안현미(2016)은 서울 메트로 1호선에 운영되고 있는 2개 차종인 저항형 전동차와 VVVF 전동차의 운영효율을 운행 및 유지보수 관련 자료를 바탕으로 DEA를 이용 분석하여 차종에 따라 유지보수 비용 및 운영효율이 어떠한 차이를 가지는지를 실증 분석하였다. Kim et al., (2017)은 서울에서 운영되고 있는 지하철 역사의 운영 효율성을 DEA를 통해 측정하였고, 부트스트랩 방법을 이용하여 효율성 값의 신뢰구간을 제시하였다.

지하철의 효율성을 측정한 국외 연구를 살펴보면, Sancha et al.(2016)은 멕시코 시티(Mexico city)의 39개 지하철 환승센터(transfer stations)의 효율성을 측정하였다. 이 연구에서는 지하철역의 자동화, 다수의 환승 시스템, 짧은 환승 시간 등이 사용자들의 만족을 증가시키고, 이러한 사회적 효율성을 측정하기 위한 방안으로 환승센터의 효율성을 제안하였다. Yan et al.(2012)의

연구에서는 중국 베이징의 13개 지하철역을 중심으로 복잡한 지하철에서 발생 가능한 고객들과의 충돌(crowd crushing)과 밟히는 사고(trampling accidents) 등의 변수를 중심으로 지하철 역사의 위험 효율성(risk efficiency)을 측정하였다.

III. DEA(Data Envelopment Analysis) 분석

DEA는 동질적 의사결정 단위들 간의 상대적 효율성을 측정하기 위한 선형계획모형이며, 동시에 비모수적(non-parametric) 방법이다. DEA는 일반적으로 m 개의 입력물과 s 개의 출력물을 가진 j 개의 의사결정단위(decision making unit: DMU)가 있다고 가정할 때, 각각의 입력변수와 출력변수를 DMU_j 의 x_{ij} ($i=1, 2, \dots, m$) 와 y_{rj} ($r=1, 2, \dots, s$)로 정의한다. 다음의 식 (1)은 불변수익규모(constant return-to-scale: CRS)를 가정한 산출물 기반(output-oriented)의 CCR 모형이다. 본 연구에서는 Färe et al.,(1994), 강상목(2015), 박만희(2008) 그리고, 최강화(2016)에서 제시된 연구 분석방법론을 이용하여 다음의 식 (1)과 같은 DEA 모형을 제시한다.

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

이렇게 정의된 선형계획모형에서 효율적인 DMU인 $h_0^* = 1$ 이 되기 위한 조건은 $\theta^* = 1$, $s_i^{*-} = 0$, $s_r^{+*} = 0$ 를 만족시키는 것이다. 또한 식(1)의 기본 CCR 모형에서 가중치인 람다(λ)의 합이 1이라는 조건($\sum \lambda = 1$)이 포함되면, 가변수익규모(variable return-to-scale: VRS)을 가정한 BCC 모형이 된다. BCC 모형은 CCR 모형이 가정하는 불변수익규모의 한계를 극복하고, 규모의 가변수익 규모를 가정함으로써 규모의 경제(economies of scale)가 통제된 상태에서 순수기술 효율(pure technical efficiency: PTE)을 산출하는 모형이다(Banker et al. 1984). 또한 CCR 모형에 의한 기술 효율성(technical efficiency: TE) 값을 BCC 모형에 의한 순수 기술 효율성(pure technical efficiency: PTE) 값으로 나누어 규모 효율(scale efficiency: SE)을 도출한다($SE = TE/PTE$). 이때 SE는 기업의 생산규모가 최적규모 상태에 있는지를 측정하는 것으로 만

일 생산규모가 최적규모에 미치지 않아 비효율이 발생한다면 파레토(Pareto) 최적에 도달하지 못 했음을 의미한다(최강화, 2016).

IV. 연구모형 및 입출력 데이터

본 연구에서는 서울에서 운행 중인 지하철의 노선별 운영 효율성을 측정하기 위해 아래의 〈표 1〉과 같은 자료를 활용한다. 우선 서울에서 운행 중인 지하철은 총 9개 노선으로, 1호선부터 4호선 까지는 서울 메트로에서 운영하고 있고, 5호선부터 8호선까지는 도시철도 공사에서 운영하고 있다. 또한 9호선의 경우에는 서울 메트로 9호선이라는 주식회사에서 운영하고 있다. DEA 분석을 위한 입력변수로는 개별 지하철의 영업거리, 운행횟수, 전동차 수 그리고 개별 노선의 역수를 입력 변수로 이용하였다. 특히 영업 거리와 역수는 개별 지하철 노선의 고정적인 요소이며, 운행횟수와 전동차 수는 변동적인 요소로써 입력변수에는 고정적 요소와 변동적 요소를 동시에 이용하였다. 또한 산출변수로는 각 노선별 수송 인원과 운수 수익의 변수를 활용하였으며, 본 자료는 2016년의 자료를 사용하였다. 노선별 입출력 변수에 대한 데이터 요약 정보는 다음의 〈표 1〉과 같다.

〈표 1〉 2016년 기준 지하철 효율성 측정의 입출력 변수 (2016년 12말 자료 기준)

구분	DMU	입력변수(Input)				출력변수(Output)		
		영업거리 (km)	운행횟수 (평일기준)	전동차수 (대수)	역수 (개)	수송인원 (천명)	운수수익 (백만원)	
		1호선	2호선	3호선	4호선	5호선	6호선	7호선
서울메트로	1호선	7.8	517	160	10	181,081	93,078	
	2호선	60.2	988	834	50	811,763	550,866	
	3호선	38.2	398	490	34	328,117	190,141	
	4호선	31.7	475	470	26	346,954	208,200	
도시철도공사	5호선	52.3	448	608	51	327,935	206,886	
	6호선	35.1	356	328	38	204,508	118,863	
	7호선	57.1	421	561	51	380,425	259,010	
	8호선	17.7	306	120	17	98,621	57,713	
서울메트로 9호선	9호선	31.5	502	160	30	177,048	106,041	

V. DEA 분석 결과

5.1 효율성 분석결과 및 효율성 변동요인

규모 수익 불변(constant return-to-scale) 또는 규모 수익 가변(variable return-to-scale)

을 가정한 DEA 측정 값을 보면, 다음의 〈표 2〉와 같다. 우선, 기술적 효율성 값을 살펴보면, 1호선, 2호선, 7호선 그리고 9호선이 효율적으로 운영되는 것으로 분석되었으며, 효율성이 상대적으로 낮게 나온 지하철 노선은 5호선(0.8291)과 6호선(0.6883)이었다. 또한 VRS 기반의 입력지향적(input-oriented) 순수 기술 효율성 값을 살펴보면, 5호선(0.8370)과 6호선(0.9788)이 상대적으로 비효율적으로 나타났으며, 나머지 노선은 모두 순수 기술 효율성 값이 1의 값을 가지고 있다. 또한 출력지향적(output-oriented) 순수 기술 효율성도 마찬가지로 5호선과 6호선만 비효율적이었고, 나머지 노선들은 모두 효율적으로 운영되고 있었다.

규모의 수익 측면에서 효율성의 변동을 살펴보면, 우선 SE 값이 PTE 값보다 커서($SE > PTE$), 운영상의 비효율이 나타난 노선은 5호선이었다($0.9314 > 0.8902$). 따라서 5호선은 운영상의 비효율을 줄일 수 있는 전략적 접근이 필요한 상황이다. 반면에, PTE 값이 SE 값보다 커서($SE < PTE$) 그 결과로 규모의 비효율이 발생하였고, 이로 인하여 효율성이 낮게 평가된 지하철 노선은 3호선과 4호선, 6호선 그리고 8호선이었다. 따라서 이와 같이 규모의 비효율이 발생하는 지하철 노선들은 최적의 규모를 달성하기 위한 전략적 운영 방안의 모색이 필요하다.

한편, 서울에서 운영하고 있는 지하철 노선 중에서 1호선과 2호선, 7호선 그리고 9호선은 규모 수익 불변(CRS)의 영역에서 운영되고 있어 최적의 규모의 수익을 달성하고 있다. 하지만, 나머지 노선들 즉, 3호선, 4호선, 5호선, 6호선, 그리고 8호선의 경우에는 규모수익의 체증(increasing return-to-scale: IRS)의 영역에 위치하고 있어 투입의 증가분보다 산출의 증가가 더 큰 영역에 존재하고 있다. 따라서 일들 영역에 존재하는 노선들은 규모 확대를 통한 효율성 증진을 기대할 수 있다.

〈표 2〉 노선별 지하철의 효율성 측정결과

DMU	Technical Efficiency	Super Efficiency	Pure Technical Efficiency (VRS)		Scale Efficiency (SE)		RTS
			Input-oriented	Output-oriented	Input-oriented	Output-oriented	
1호선	1	1.721653	1	1	1	1	CRS
2호선	1	1.442921	1	1	1	1	CRS
3호선	0.958513	0.958513	1	1	0.958513	0.958513	IRS
4호선	0.883844	0.883844	1	1	0.883844	0.883844	IRS
5호선	0.829095	0.829095	0.890204	0.837015	0.931353	0.990538	IRS
6호선	0.688317	0.688317	0.978793	0.91572	0.703231	0.751668	IRS
7호선	1	1.103432	1	1	1	1	CRS
8호선	0.765053	0.765053	1	1	0.765053	0.765053	IRS
9호선	1	1.059839	1	1	1	1	CRS

추가적으로 본 연구에서는 초효율성(super-efficiency) 분석을 통해 각각의 지하철 노선별 효율성의 순위를 측정하였다. 일반적으로 DEA 모형에서 가장 효율적인 단위들은 1로 측정되기 때문에 효율적인 DMU 간의 효율성을 측정하기 어려운 점을 보완하고자 본 연구에서는 초효율성 모형을 이용하여 노선별 효율성을 측정하였다. 이와 같이, 초효율성을 측정함으로써 다수의 효율적인 DMU 간의 상대적 효율성 차이를 더 세부적으로 구분할 수 있었다.

DEA 분석 결과에서 효율적으로 분석되었던 1호선, 2호선, 7호선 그리고 9호선의 초효율성을 살펴보면, 1호선이 초효율성(1.7217)이 가장 높은 것으로 분석되었고, 9호선의 초효율성 값이 1.0598로 분석되었다. 따라서 전반적으로 효율성 분석 결과는 1호선이 가장 효율적으로 운영되고 있음을 알 수 있다.

입력 지향적(Input-oriented) CCR 모형의 참조(reference)와 과대 투입된 입력 값을 분석한 결과는 다음의 〈표 3〉과 같다. 전반적으로 효율적으로 운영되고 있는 1호선, 2호선, 7호선 그리고 9호선을 제외한 나머지 노선들의 투입 과대계상 분을 살펴보면, 우선 영업거리 측면에서는 8호선의 목표(projection or target) 값은 8.8km인 반면에 실제 투입된 거리는 17.7km로 영업거리 측면에서는 9호선이 가장 과대하게 투입된 것으로 분석할 수 있다. 또한 운행횟수 측면에서는 6호선이 145.3%로 목표 값에 비해 45.3%가 과대하게 투입되었고, 전동차 수나 역수에서도

〈표 3〉 Input-oriented 모형의 참조점과 과대투입

DMU	Benchmark (Lambda)	영업거리		평일운행횟수		전동차수		역수	
		Proj.	Ratio (%)	Proj.	Ratio (%)	Proj.	Ratio (%)	Proj.	Ratio (%)
1호선	1호선(1.000000)	7.8	100	517	100	160	100	10	100
2호선	2호선(1.000000)	60.2	100	988	100	834	100	50	100
3호선	2호선(0.204952) ; 7호선(0.425168)	36.6	104.3	381.5	104.3	409.4	119.7	31.9	106.5
4호선	2호선(0.400047) ; 7호선(0.058385)	27.4	115.6	419.8	113.1	366.4	128.3	23.0	113.1
5호선	2호선(0.095063) ; 7호선(0.659175)	43.4	120.6	371.4	120.6	449.1	135.4	38.4	132.9
6호선	2호선(0.208805) ; 7호선(0.092022)	17.8	196.9	245.0	145.3	225.8	145.3	15.1	251.1
7호선	7호선(1.000000)	57.1	100	421	100	561	100	51	100
8호선	1호선(0.236531) ; 2호선(0.035295) ; 9호선(0.153283)	8.8	201.2	234.1	130.7	91.8	130.7	8.7	194.8
9호선	9호선(1.000000)	31.5	100	502	100	160	100	30	100

역시 6호선의 투입량이 과대하게 계상되었음을 알 수 있다. 따라서 이와 같은 입력의 과대가 입력 지향적 효율성을 낮게 만드는 요인이 되었다고 판단할 수 있다.

〈표 4〉는 출력 지향적(output-oriented) CCR 모형의 참조점과 과소 산출된 산출량을 보여 주는 표로써, 입력 지향적 모형에서 살펴 본 바와 같이, 6호선의 출력량이 가장 낮은 비율을 보이고 있는 것으로 분석되었다. 즉, 6호선의 목표 수송인원과 목표 운수수익은 각각 297,113명과 201,736 백만 원이었으나, 실제로 가득한 수송인원과 운수수익은 각각 204,508명과 118,863 백만 원으로 목표량에 비해 상당히 낮은 값을 보이고 있다. 이러한 결과에 의해 출력 지향적 CCR 모형에서 지하철 6호선의 효율이 가장 낮게 나온 것으로 분석되었다. 따라서 지하철 6호선의 경우에는 입력 지향적 또는 출력 지향적 모형에서 과대 계상된 입력을 줄이고, 과소 산출된 출력을 높이기 위한 전략적 방안의 마련이 필요해 보인다.

〈표 4〉 Output-oriented 모형의 참조점과 과소산출

DMU	Benchmark (Lambda)	수송인원		운수수익	
		Proj.	Ratio(%)	Proj.	Ratio(%)
1호선	1호선(1.000000)	181081	100	93078	100
2호선	2호선(1.000000)	811763	100	550866	100
3호선	2호선(0.213823); 7호선(0.443570)	342318.7	95.9	232676.8	81.7
4호선	2호선(0.452621); 7호선(0.066058)	392551.1	88.4	266443.2	78.1
5호선	2호선(0.114658); 7호선(0.795054)	395533.7	82.9	269088.2	76.9
6호선	2호선(0.303356); 7호선(0.133692)	297112.9	68.8	201736.0	58.9
7호선	7호선(1.000000)	380425	100	259010	100
8호선	1호선(0.309169); 2호선(0.046134); 9호선(0.200356)	128907.4	76.5	75436.6	76.5
9호선	9호선(1.000000)	177048	100	106041	100

5.2 부트스트랩 효율성 분석

일반적으로, 모두 통계 검증은 검증에 수반되는 표본의 내재된 모집단 모수에 대하여 일정한 가정을 한다. 즉, 모두 검증의 공통된 가정은 비교되는 내재된 모집단의 변량이 동일하고, 내재된 분포는 정상적이고, 또한 측정의 수준은 적어도 등간척도로 구성되어야 한다는 것이다. 반면에, 이러한 일반적 가정에 부합되지 않으면, 모집단의 모수를 모르기 때문에 모두 통계법을 사용하는 것은

부적합하다. 그러나 DEA와 같은 비모수적(non-parametric) 방법은 모집단의 모수에 관한 추정이 아니고 도수, 기호, 순위와 같은 질적 자료를 다루는 통계방법으로써, 모집단 모수에 대한 아무런 가정을 하지 않는다. 따라서 DAE와 같은 비모수적 기법을 통해 측정된 값은 추정이 아니라 계산된 값이다. 이와 같은 문제점으로 인하여, DEA를 통해 측정된 효율성 값은 신뢰구간을 설정하기가 어렵다. 이와 같은 DEA의 한계를 극복하기 위해 Simar and Wilson(2000, 2007)은 부트스트랩(bootstrap) 방법을 제안하였으며, DEA를 통해 도출된 효율성 값의 신뢰구간은 다음의 식 (2)과 같이 계산할 수 있다.

$$[\hat{\theta}^k + \hat{a}_\alpha] \leq \theta^k \leq [\hat{\theta}^k + \hat{b}_\alpha] \quad (2)$$

본 연구에서는 CRS 기반의 기술 효율성(TE) 값을 기반으로 Simar and Wilson(2008)이 제시한 2,000회를 반복하는 부트스트랩 분석을 시행하였고, 부트스트랩 결과는 다음의 〈표 5〉와 같다. 부트스트랩 시행 후의 효율성 값을 살펴보면, CRS 기반의 기술적 효율성에서 효율적이었던 1호선, 2호선, 7호선, 그리고 9호선 간에는 효율성 평균 값의 차이가 존재한다. 즉 9호선(0.9302), 7호선(0.9202), 1호선(0.8659) 그리고 2호선(0.8658)의 순서로 효율성이 높게 나타났다. 또한 3호선의 경우에는 CRS 기반의 기술적 효율성 값은 0.9585로 다소 비효율적으로 분석되었으나, 부트스트랩 효율성 측정 결과에서는 3호선의 효율성 평균 값(0.9243)이 1호선, 2호선 그리고 7호선보다 오히려 크게 나타났다. 또한 각 DMU 들의 95% 신뢰구간에서의 상한과 하한 값은 다음의 〈표 5〉에서 제시된 것과 같다.

〈표 5〉 지역별 외식산업의 부트스트랩(bootstrapped) 효율성 측정결과

DMU	Original	Bias	Mean	Median	SD	CI_LB	CI_UB
1호선	1	0.134117	0.865883	0.788334	0.142024	0.737244	1.188979
2호선	1	0.134216	0.865784	0.797281	0.132982	0.73672	1.15429
3호선	0.958513	0.034263	0.92425	0.915316	0.031076	0.894202	1.018618
4호선	0.883844	0.053351	0.830493	0.801391	0.069651	0.780868	1.036856
5호선	0.829095	0.033608	0.795487	0.785131	0.030741	0.765822	0.870867
6호선	0.688317	0.033184	0.655133	0.640892	0.036871	0.624913	0.773698
7호선	1	0.079736	0.920264	0.900098	0.064691	0.845095	1.063159
8호선	0.765053	0.040357	0.724696	0.713571	0.036461	0.688173	0.824871
9호선	1	0.069757	0.930243	0.920193	0.058377	0.865445	1.088641

VI. 결론 및 연구의 한계

본 연구에서는 서울 메트로와 도시철도공사의 2016년 운행관련 데이터를 활용하여 서울에서 운행 중인 지하철 노선별 효율성을 측정하였고, 이를 토대로 개별 노선들의 벤치마킹의 정보와 비효율 원인, 그리고 개별 입출력 변수들의 과대 투입과 또는 과소 산출 등을 분석하였다. 추가적으로 비모수 방법이 가지고 있는 모형의 한계를 극복하기 위한 방법으로 Simar and Wilson(2008)이 제안한 부트스트랩(bootstrap) DEA 분석을 시행하여 DEA를 통해 도출된 효율성 값의 신뢰구간을 제시하였다.

효율성 측정 결과에 의하면, 서울에서 운행 중에 있는 지하철 노선 중에서 1호선과 2호선, 7호선 그리고 9호선은 규모 수익 불변(constant return-to-scale: CRS)의 영역에서 효율적인 DMU임을 알 수 있고, 입력 지향적 또는 출력 지향적 관점에서 살펴보면, 6호선은 전반적으로 과대 입력과 과소 출력을 가진 개선의 여지가 있는 노선임을 알 수 있다. 이와 같은 결과 분석을 통해 현재 노선별 운영 효율성의 측정뿐만 아니라 각각의 노선별로 운영 효율성을 증진시키기 위한 전략적 방안을 제시하고 있다.

본 연구는 이와 같은 연구 성과에도 불구하고, 다음과 같은 연구의 한계점도 가지고 있다.

첫째, 본 연구는 2016년 단일 기간의 데이터를 기반으로 효율성을 측정했다는 한계를 가지고 있다. 따라서 본 연구의 결과는 분석년도에 한정해서 그 결과를 해석해야 하는 어려움이 있다. 즉 단일 기간의 효율성 평가로 효율성이 높고 낮음을 평가하는 것은 효율성 분석 및 해석상의 오류를 가져올 가능성이 매우 크다. 따라서 향후 추가적인 연구에서는 단일 기간이 아닌 다기간의 전략적 의사결정이 필요하다.

둘째, DEA 모형은 입력 및 출력 변수를 어떠한 변수로 선택하느냐에 따라 그 결과가 상당 부분 달라질 가능성이 있다. 따라서 본 연구에서 이용된 입출력 변수 이외에 고려해야 할 추가적인 변수들이 다수 있다. 특히 지하철을 이용하는 고객들의 지하철 이용 만족도는 경영 성과를 측정하는 데 매우 중요한 요소이다. 그러나 고객 만족을 측정하는 어려움으로 인하여 본 연구에는 반영하지 못한 한계가 있다. 또한 지하철의 성과변수들도 매우 다양하고 다수이다. 따라서 이러한 변수들을 모형에 조정하여 반영함으로써 보다 현실적으로 적합한 연구 모형을 개발할 필요가 있다.

참 고 문 헌

1. 강상목 (2015). 『효율성 생산성 성과분석』. 서울: 법문사.
2. 김민정, 김성수 (2003), 자료포락분석기법을 이용한 도시철도 운영기관의 효율성 분석, 대한 교통학회지, 제21권 4호, 113-132.
3. 박만희 (2008). 『효율성과 생산성 분석』. 서울: 한국학술정보(주).
4. 서호준 (2015), DEA/Tier 분석을 통한 우리나라 지하철의 효율성 측정에 관한 연구, 한국 지방공기업학회지, 제11권 1호, 1-24.
5. 심광식, 김재윤 (2009), 지하철 효율성 평가를 위한 DEA-AR/AHP 모형 설계, 한국경영과학회지, 제34권 3호, 105-124.
6. 최강화 (2016), 카지노 산업의 정태적 효율성과 동태적 생산성 비교: 2010년부터 20115년 까지 자료를 이용하여, 관광레저연구, 제28권 9호, 359-376.
7. Färe, R., Grosskopf, S. and Lovell, C. A. K. (1994). Production Frontiers. London: Cambridge University Press.
8. Kim, C., S. W. Kim, H. J. Kang, and S. Song (2017), What Makes Urban Transportation Efficient? Evidence from Subway Transfer Stations in Korea, Sustainability, 9(11), 1-18.
9. Sancha, A. R., J. M. Mayoral, and L. I. Román, (2016), Modeling Urban Transfer Stations Efficiency, *Procedia Computer Science*, 3, 18-25.
10. Simar, L. and Wilson, P. W. (2000). A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models, *Journal of Applied Statistics*. Vol.27, No.6, pp.779-802.
11. Simar, L. and Wilson, P. W. (2007). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes, *Journal of Econometrics*. Vol. 136, No.1, pp.31-64.
12. Yan, L., Q. Tong, D. Hui, and W. Zongzhi, (2012), Research and Application on Risk Assessment DEA Model of Crowd Crushing and Trampling Accidents in Subway Stations, *Procedia Engineering*, 43, 494-498.