

지역별 외식산업의 메타프론티어 효율성 비교*

최 강 화**

《目 次》	
I. 서 론	IV. 메타프론티어 분석 결과
II. 메타프론티어(Meta-frontier) 분석	V. 부트스트랩 효율성 분석
III. 연구모형 및 입출력 데이터	VI. 결론 및 연구의 한계

I. 서 론

통계청의 시도별 도소매업 조사에 의하면, 전국의 숙박 및 음식점점의 사업체 수가 2014년 기준으로 703,364개, 총 종사자의 수가 2,071,581명으로 지난 10여 년간 지속적으로 성장하고 있다. 한편, 종사자 규모가 1인에서 4인 사이인 영세 소규모 음식점의 경우에는 617,182개로 전체 음식점의 약 87.7%를 차지하고 있다. 또한 국내 소규모 음식점의 경우에는 대부분이 자영업자들이 쉽게 개업하거나 폐업할 수 있는 형태로 영세 자영업자의 비율이 매우 높은 상황이다.

반면에, 이러한 영세 소규모 음식점들은 최근 대규모 프랜차이즈 음식점의 증가나 외부적 환경 변화가 격해짐에 따라 매출 감소와 그에 따른 폐업율 증가 등의 어려움에 처해 있는 상황이다. 특히, 한국외식산업연구원이 2016년에 전국 709개 외식업 운영자를 대상으로 설문한 결과에 의하면, 응답자 84%가 1년 전보다 매출이 40% 이상 감소되었다고 응답했으며, '2016 국세통계연보'에 따르면 2015년 기준으로 폐업한 개인 사업자는 73만9천명에 달하고 있다.

이와 같이, 음식점업을 둘러싼 내·외부 환경이 매우 급격히 변화하고 있는 가운데 상황에서 지역별 음식점업의 상대적 효율성을 측정하고 비교하고, 이를 통해 지역별 운영 효율성을 제고하기 위한 벤치마킹 정보를 제공하는 것은 외식산업의 거시적 경쟁력을 높이기 위해 매우 중요하다. 따라서 본 연구에서는 국내 통계청 자료를 이용하여, 지역별(시/도별)로 음식점업의 상대적 효율성

* 본 연구는 서울대학교 경영정보연구소의 연구비 지원에 의해 이루어졌습니다.

** 한성대학교 경영학부

을 측정하고자 한다. 또한 특별시 또는 광역시 등의 도시와 시도로 구성된 지역은 서로 간의 인구 분포나 소득 수준 또는 지역적 특색 등의 차이가 있다는 전제 하에 각각의 그룹을 따라 설정하여 메타 효율성(ME: meta-efficiency) 및 그룹 효율성(GE: group efficiency) 그리고, 기술격차 비율(TGR: technology gap ratio) 등의 정보를 제공하고자 한다. 마지막으로 비모수적 통계의 특성을 가지고 있는 자료포락분석(DEA: data envelopment analysis)의 한계를 극복하기 위해 Simar and Wilson (2007)이 제안한 부트스트랩(bootstrap) 방법을 통해 규모수익불변(CRS: constant return-to-scale) 기준의 효율성을 측정한다. 이를 통해 지역별 외식산업의 운영 효율성을 증진하기 위한 전략적 방안을 제시하고자 한다.

II. 메타프론티어(Meta-frontier) 분석

메타프론티어의 기본 개념은 확률적 변경 접근(stochastic frontier approach: SFA)에 토대를 두고 있는 효율성 분석기법으로(Assaf, 2009), Battese and Rao (2002)의 연구를 기반으로 다양한 연구 분야에 확장된 변형 모델로 응용되고 있다(최강화, 2006a).

메타프론티어 모형은 그룹 내에 있는 최대 효율을 가진 DMU와 개별 DMU를 비교하면서 그룹 효율성을 측정한다. 또한 그룹과 그룹 간의 최대 효율치를 가진 DMU를 프론티어로 설정하여 집단 간의 기술 격차도 제시해 준다. 따라서 기존의 DEA 접근에서는 서로 다른 생산함수를 가진 집단 등의 기술 효율성을 비교하는 것은 불가능하였지만, 메타프론티어 분석에서는 생산함수가 서로 다른 기업 집단들 간의 효율성을 비교하는 것이 가능하다(이대호와 오정숙, 2014; 최강화b, 2016; 황준석 외, 2010; Battese and Rao, 2002).

메타 프론티어의 효율성 측정 과정을 살펴보면, 첫째, 같은 기술을 사용하는 동질적인 기업들을 하나의 그룹으로 묶고 각각의 그룹 내에서 생산 프론티어를 도출한다. 둘째로, 모든 시점에서 모든 그룹별 생산 프론티어를 포락하는 메타프론티어 생산함수를 도출한다.셋째, 도출된 메타프론티어를 통해 서로 다른 기술을 가지고 있는 그룹들의 생산함수와 비교함으로써 각각의 의사결정 단위들이 그룹 안에서 어느 정도의 효율성을 가지고 있는지를 측정할 수 있게 된다. 또한 이를 통해 서로 다른 생산함수를 가지고 있는 그룹 간의 효율성 비교가 가능할 수 있게 된다(Battesse et al., 2004).

다음의 메타 프론티어의 도출과정 및 수리적 접근에 대한 일반적인 과정은 강상물(2015), 강상목과 김문희(2010), 이대호와 오정숙(2014), 최강화 (2016a, 2016b), 황준석 외(2010)의 연구를 토대로 필요한 수식을 인용하여 소개한다. 메타프론티어 분석은 다음의 과정을 통해 도출된다.

우선 분석대상 DMU 집단 내에 여러 개의 서로 다른 생산함수를 가진 그룹이 존재한다고 가정 할 때, k 번째(k-th) 그룹의 단순 확률변경 모형은 다음의 수식 (1)과 같다.

$$y_{i(k)} = e^{x_{i(k)}\beta_k + v_{i(k)} - u_{i(k)}} \quad (1)$$

여기서, $y_{i(k)}$ 와 $x_{i(k)}$ 는 각각 k 번째 그룹의 i 번째(i-th) DMU의 산출물 벡터와 투입물 벡터이다. β_k 는 k 번째 그룹과 관련되어 측정된 미지 변수(unknown parameter)이며, $v_{i(k)}$ 는 $N(0, \sigma_v^2)$ 의 독립적이고 동일한 분포를 가진 확률분포이며, $u_{i(k)}$ 는 생산의 기술적 비효율성(technical inefficiency)를 설명하기 위한 가정된 비음(non-negative) 확률 변수이며, $N(\mu_{i(k)}, \sigma_u^2)$ 의 분포의 0에서 절단된(truncated) 독립적인 분포를 가정한다. 이는 일반적으로 최대우도방식을 통해 측정되며, 기술 효율성 값은 결합된 오차(combined error term)로부터 추출되며(Assaf, 2009), 도출된 기술적 효율성(technical efficiency: TE)은 다음의 식 (2)와 같다(최강화, 2006b).

$$TE_{i(k)} = e^{-u_{i(k)}} \quad (2)$$

O'Donnell et al. (2007)의 연구에서는 확률적 프론티어 생산함수를 다음의 식 (3)과 같이 정 의하고 있는 데, 여기서 y_i^* 는 메타프론티어 산출물이고, β^* 는 다음의 식 (4)의 조건을 만족시키 는 메타프론티어의 변수 벡터이다.

$$y_i^* = f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{Ni}; \beta^*) e^{v_{i(k)}} = e^{x_{i(k)}\beta^* + v_{i(k)}} \quad (3)$$

$$x_{i(k)}\beta^* \geq x_{i(k)}\beta \quad (4)$$

식 (4)는 메타프론티어 함수가 항상 각 그룹의 확률적 프론티어 함수를 포락하며, 그 위에 존재 하고 있음을 의미한다. 식 (1)의 k 번째 그룹의 확률 변경에 의해 정의된 i 번째 기업의 관측된 산 출물은 식 (3)의 메타프론티어를 이용하여 다음의 식(5)와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} TE_i^* &= \frac{y_{i(k)}}{y_i^*} = \frac{y_{i(k)}}{\frac{y_{i(k)}}{y_i} \cdot \frac{y_{i(k)}}{y_i}} \times \frac{y_{i(k)}}{y_i} \\ &= e^{-u_{i(k)}} \times \frac{e^{x_{i(k)}\beta_k}}{e^{x_{i(k)}\beta^*}} \times e^{x_{i(k)}\beta^* + v_{i(k)}} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, 식 (5)에서 등식의 오른쪽 두 번째 부분은 k 번째 그룹의 i 번째 관측치의 기술격차 비율(잠재적 메타프론티어 대비 그룹프론티어의 비율, O'Donnell et al.(2008)의 연구에서는 메타기술비율(Meta-Technology ratio)로 표시함)을 의미하며, 0과 1사이의 값을 가진다.

$$TGR_{i(k)} = \frac{e^{x_{i(k)}\beta_k}}{e^{x_{i(k)}\beta^*}} \quad (6)$$

식 (2)와 유사한 방식으로, i 번째 기업의 메타프론티어 효율성은 임의 오차(random error)를 고려한 메타프론티어 산출물 대비 관측된 기업의 산출물과의 비율로 측정할 수 있다. 식 (5)-(6)로부터 메타프론티어의 기술적 효율성은 다음의 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다. 일반적으로 메타프론티어의 기술적 효율성(TE_i^*)은 그룹 효율성($TE_{i(k)}$)과 기술격차 비율($TGR_{i(k)}$)로 분해할 수 있다.

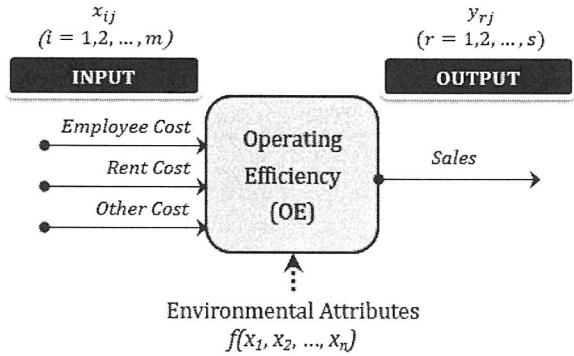
$$TE_i^* = TE_{i(k)} \times TGR_{i(k)} \quad (7)$$

이와 같이 메타프론티어 방법은 각각의 의사결정 단위에 대해 메타프론티어 효율성과 그룹 효율성(Group efficiency), 그리고 기술격차 비율(Technology gap ratios: TGR)을 측정할 수 있다. 즉 메타프론티어는 서로 다른 생산함수를 가진 두 개 이상의 그룹간의 효율성을 상호 비교하기 위해 개발된 방법론으로, 이러한 세 개의 효율성 값이 변동하는 부분에 대해 이러한 변동의 원인이 무엇인가를 분석할 수 있는 방법론이다(최강화, 2016b).

III. 연구모형 및 입출력 데이터

본 연구에서는 지역별 외식산업의 효율성을 측정하기 위해 다음의 <그림 1>에서 보는 바와 같이, 외식사업에 운영의 비용 요소로 인건비와 임차료 및 기타 경비자료를 입력변수로 활용하였고, 지역별 매출액을 산출변수로 설정하였다.

음식점은 운영함에 있어, 전체 비용의 상당 부분을 차지하고 있는 비용요소가 인건비이다. 즉 가변적 비용요소인 인건비와 고정적 비용요소인 임차료는 음식점의 운영 효율성을 측정할 경우에 매우 중요한 요소이다. 또한 기타 비용요소에는 재료비를 포함한 다양한 부대비용을 포함하고 있다. 한편, 음식점은 음식의 맛과 매장 분위기 등의 다양한 서비스품질 요인이 중요하다. 그러나 이러한 정성적 요인들은 측정 상의 어려움으로 인하여 본 연구에 포함시키지 못했고, 이러한 서비스품질



〈그림 1〉 연구모형: 지역별 외식사업 운영 효율성 측정

요인의 결과물로 발생되는 매출 자료를 산출변수로 활용하였다. 따라서 본 연구에서는 지역별 음식점업에서 발생된 매출액을 산출변수로 이용하였다. 지역별 입출력 변수에 대한 데이터 요약 정보는 다음의 〈표 1〉과 같다.

〈표 1〉 지역별 음식점업의 입출력 변수

	Output	Input		
		인건비	임차료	기타경비
Max	25,091,461	4,815,632	2,683,446	15,084,680
Min	253,502	38,001	12,727	168,404
Ave.	5,619,363	944,500	454,442	3,435,274
S.D.	6,569,949	1,210,969	698,545	3,957,008

IV. 메타프론티어 분석 결과

DEA 분석에 있어서 이질적인 기술수준을 가지고 있는 지역 혹은 산업의 효율성을 비교하기 위해 사용되는 대표적인 방법론이 메타프론티어(Meta Frontier) 방법이다. 즉 본 연구에서는 특별히 혹은 광역시와 지방시도의 경우에는 인구 분포나 경제 수준 등 다양한 부분에서 차이가 있고, 이러한 차이가 외식산업의 효율성에 영향을 미친다는 전제 하에, 2개의 그룹으로 구분하여 효율성을 측정하였다. 즉 상이한 그룹을 포괄하는 메타 효율성과 동질적 DMU 간의 효율성을 비교하는 그룹 효율성을 측정하였고, 또한 메타 효율성과 그룹 효율성의 차이를 만들어 내는 기술 차이 비율을 계산하였다. 각 그룹별 효율성을 살펴보면, 다음의 〈표 2〉와 같다.

〈표 2〉 지역별 외식산업의 효율성 측정결과

분류	DMU	Technical Efficiency (TE): CRS-based			Pure Technical Efficiency (PTE): VRS-based			SE	RTS
		MF	GF	TGR	MF	GF	TGR		
1	광주광역시	0.9467	0.99	0.9562	0.9476	1	0.9476	0.9990	IRS
	대구광역시	0.9865	1	0.9865	0.9869	1	0.9869	0.9995	IRS
	대전광역시	0.9278	0.9766	0.9500	0.9283	0.9936	0.9343	0.9994	IRS
	부산광역시	0.9372	0.9646	0.9716	0.9460	1	0.9460	0.9907	DRS
	서울특별시	0.9707	0.9868	0.9837	1	1	1	0.9707	DRS
	세종특별자치시	0.9652	1	0.9652	1	1	1	0.9652	IRS
	울산광역시	1	1	1	1	1	1	1	CRS
	인천광역시	0.9393	0.9953	0.9438	0.9397	1	0.9397	0.9997	IRS
2	강원도	1	1	1	1	1	1	1	CRS
	경기도	0.9611	0.9611	1	1	1	1	0.9611	DRS
	경상남도	1	1	1	1	1	1	1	CRS
	경상북도	0.9861	0.9861	1	1	1	1	0.9861	DRS
	전라남도	1	1	1	1	1	1	1	CRS
	전라북도	1	1	1	1	1	1	1	CRS
	제주도	1	1	1	1	1	1	1	CRS
	충청남도	0.9750	0.9750	1	0.9789	0.9789	1	0.9961	DRS
	충청북도	0.9672	0.9672	1	0.9689	1	0.9689	0.9983	IRS

첫째, 특별시 및 광역시로 분류된 집단에서는 울산광역시가 유일하게 기술적 효율성(TE: technical efficiency)과 순수 기술 효율성(PTE: pure technical efficiency) 측면에서 메타 효율성과 그룹 효율성, 그리고 기술 격차비율이 모두 1의 값을 가지는 효율적 집단이었다. 불변규모 수익을 가정한 CRS 기준에서는 대구광역시와 세종특별자치시는 그룹 효율성은 1의 값을 가지고 있으나, 메타 효율성은 각각 0.9865와 0.9652로 비효율적으로 분류되었다. 또한 가변규모 수익을 가정한 VRS 기준에서는 서울특별시, 세종특별자치시 그리고 울산광역시가 효율적이었다. 광주광역시, 대구광역시, 부산광역시, 그리고 인천광역시의 경우에는 그룹 효율성은 효율적인 집단으로 분류되었으나, 메타 효율성 측면에서는 비효율적 집단으로 구분되었다.

규모의 수익 측면에서 효율성을 살펴보면, 광주광역시, 대구광역시, 대전광역시, 부산광역시 그리고 인천광역시의 SE 값이 PTE 값보다 커서($SE > PTE$), 이러한 지역들은 운영상의 비효율로 인하여 효율성 값이 낮게 나온 것으로 분석할 수 있다. 반면에 서울특별시와 세종특별자치시는 SE 값이 PTE 값보다 작아서($SE < PTE$) 규모의 비효율로 인하여 효율성이 낮게 나온 것이라고 추정

할 수 있다. 또한 광주광역시, 대구광역시, 대전광역시, 세종특별자치시 그리고 인천광역시는 규모수익의 체증(IRS: increasing return-to-scale)의 영역에 위치하고 있어 투입의 증가분보다 산출의 증가가 더 큰 영역에 존재하고 있다. 반면에 부산광역시와 서울특별시는 규모수익 체감(DRS: decreasing return-to-scale)의 영역에 있어, 투입증가보다 산출증가가 더 적은 영역이다. 따라서 이 영역에 존재하는 DMU들은 규모수익의 조정을 통해 효율성 증진방안을 마련하여야 한다.

둘째, 시도지역을 기준으로 그룹별 효율성을 측정해보면, <표 2>에서 보는 바와 같이 강원도, 경상남도, 전라남도, 전라북도, 제주도는 모두 TE/PTE 효율성 값이 모두 1(또는 100%)로 효율적으로 운영되고 있음을 알 수 있다. 또한 VRS(variable return-to-scale)를 가정한 PTE 값을 보면, 충청남도와 충청북도를 제외한 모든 시도지역의 효율성이 1로 나와 효율적으로 운영되고 있음을 알 수 있다.

규모의 수익 측면에서 효율성을 살펴보면, 충청남도와 충청북도는 SE 값이 PTE 값보다 커서 운영상의 비효율로 인하여 효율성 값이 낮게 나온 반면에, 경기도와 경상북도는 SE 값이 PTE 값보다 작아서 규모의 비효율로 인하여 효율성 값이 낮게 나온 것으로 분석되었다. 또한 CRS 기반의 모형에서 기술격차 비율을 살펴보면, 모든 TGR 값이 1의 값을 가지고 있어, 메타 효율성과 그룹 효율성 간의 기술격차가 전혀 없음을 알 수 있다. 반면에 VRS 기반의 모형을 보면, 충청북도를 제외한 모든 DMU들의 기술격차도 없는 것으로 분석되었다. 한편, 충청북도의 경우에는 그룹 효율성은 1로써 시도지역만을 고려한 그룹에서는 효율적이었으나, 전체 광역시나 특별시까지 포함한 전체 DMU에서는 ME가 0.9689로 다소 작게 나왔다.

이상의 분석결과를 정리하면, 광역시나 특별시는 메타 효율성과 그룹 효율성 간에 기술격차가 있는 반면, 시도지역에서는 메타 효율성과 그룹 효율성 간에 기술격차가 거의 존재하지 않음을 알 수 있다. 또한 시도지역은 9개 지역 중에서 5개 지역이 규모수익이 최적인 CRS 영역에 있어 광역시나 특별시 보다 규모의 수익부분에서는 더 우수하다고 판단할 수 있다. 특히 충청남도와 충청북도의 경우에는 한쪽은 IRS의 영역에 있고, 다른 하나는 DRS의 영역에 있어 규모의 최적화를 통해 효율성을 높이기 위한 전략적 방안 마련이 시급한 것으로 판단된다.

V. 부트스트랩 효율성 분석

일반적으로 DEA를 통해 측정된 효율성 값은 비모수적 값으로, 통계적 성질을 가지지 않는다. 즉 DAE를 통해 측정된 값은 추정이 아니라 계산된 값이다. 따라서 DEA의 효율성 값은 신뢰구간을 설정할 수 없는 단점을 가지고 있다. 따라서 이런 DEA의 한계를 극복하기 위해 Simar and

Wilson(2008)이 제안한 부트스트랩(bootstrap) 방법을 통해 DEA 효율성 값의 신뢰구간을 구할 수 있다.

$$[\hat{\theta}^k + \hat{a}_\alpha] \leq \theta^k \leq [\hat{\theta}^k + \hat{b}_\alpha] \quad (8)$$

본 연구에서는 추가적으로 CRS 기반의 TE 값을 기반으로 부트스트랩 분석을 시행하였고, 부트스트랩 결과는 다음의 〈표 3〉과 같다.

〈표 3〉 지역별 외식산업의 부트스트랩(bootstrapped) 효율성 측정결과

DMU	순위	TE	Bias	Mean	Median	SD	CI_LB	CI_UB
강원도	2	1	0.0115	0.9885	0.9874	0.0075	0.9782	1.0068
경기도	11	0.9611	0.0052	0.9559	0.9543	0.0048	0.9515	0.9704
경상남도	4	1	0.0186	0.9814	0.9796	0.0133	0.9639	1.0094
경상북도	7	0.9861	0.0079	0.9781	0.9763	0.0060	0.9713	0.9945
광주광역시	14	0.9467	0.0086	0.9380	0.9367	0.0061	0.9304	0.9539
대구광역시	5	0.9865	0.0058	0.9807	0.9789	0.0049	0.9758	0.9949
대전광역시	16	0.9278	0.0074	0.9204	0.9192	0.0051	0.9141	0.9343
부산광역시	15	0.9372	0.0066	0.9307	0.9289	0.0054	0.9250	0.9449
서울특별시	9	0.9707	0.0057	0.9651	0.9643	0.0039	0.9604	0.9764
세종특별자치시	13	0.9652	0.0133	0.9519	0.9461	0.0133	0.9396	0.9879
울산광역시	1	1	0.0096	0.9904	0.9884	0.0072	0.9820	1.0092
인천광역시	16	0.9393	0.0090	0.9304	0.9283	0.0073	0.9223	0.9477
전라남도	8	1	0.0272	0.9728	0.9694	0.0224	0.9467	1.0168
전라북도	3	1	0.0116	0.9884	0.9884	0.0068	0.9781	1.0032
제주도	6	1	0.0196	0.9804	0.9831	0.0129	0.9620	1.0018
충청남도	10	0.9750	0.0119	0.9631	0.9600	0.0098	0.9522	0.9882
충청북도	12	0.9672	0.0135	0.9537	0.9492	0.0115	0.9412	0.9797

이 결과를 살펴보면, 기존의 TE 값에서 효율적인 DMU로 분석되었던 울산광역시, 강원도, 경상남도, 전라남도, 전라북도 그리고 제주도 간의 효율성 값에 차이가 있음을 알 수 있다. 즉 TE 분석에서는 효율성 값이 모두 1로 동질적이었으나, 부트스트랩 분석 결과의 Mean 값을 살펴보면, 울산광역시, 강원도, 경상남도, 전라북도, 제주도, 전라남도의 순서로 효율성이 큰 것으로 분석되었다. 또한 대구광역시의 경우에는 TE 값은 0.9865로 비효율적인 집단이었지만, 부트스트랩 결과에 의하면, Mean 값이 0.9807로 제주도(0.9804)나 전라남도(0.9728) 보다 더 높은 효율

성 값을 보이고 있다. <표 3>의 왼쪽에 보이는 순위는 부트스트랩핑 결과의 Mean을 중심으로 순위를 표시한 결과이다.

VII. 결론 및 연구의 한계

본 연구에서는 통계청의 시도별 도소매업 자료 중에서 음식점업을 중심으로 시도별 음식점의 메타 효율성과, 그룹 효율성 그리고 기술격차 비율을 측정하였다. 또한 부트스트랩 방법을 이용하여 시도별 음식점의 효율성 순위를 계산하였다. 본 연구는 날로 치열해지고 있는 외식산업의 지역별 효율성 측정을 통해 음식점업의 현재의 운영상황을 측정할 뿐만 아니라 지역 그룹별로 벤치마킹 정보를 제공함으로써 지역적 음식점업을 효율적으로 관리하기 위한 방안을 제시하고 있다.

또한 특별시나 광역시의 메타프론티어 분석결과에서는 메타 효율성과 그룹 효율성 간에 기술격차가 어느 정도 존재하지만, 시도지역에서는 메타 효율성과 그룹 효율성 간에 기술격차가 거의 존재하지 않아 광역시나 특별시보다 보다 효율적으로 운영되고 있음을 제시하였다. 또한 규모의 수익 측면에서도 시도지역의 규모 효율이 광역시나 특별시보다 최적의 운영규모를 유지하고 있음을 제시하였다. 이를 통해 각 지역별 최적 운영에 필요한 정책적 방안을 제시하였다.

따라서 정책 입안자는 이러한 시도별 운영 효율성의 정보를 기반으로 각 지역의 균형있는 성장과 최적 규모를 달성하기 위한 정책적 방안의 수립이 필요하며, 더 나아가 음식점업의 다수를 차지하고 있는 영세 소규모 음식점업의 지속가능한 성장을 위한 정책적 대안 마련이 필요함을 제시하고 있다.

그러나, 본 연구는 다음의 몇 가지 한계점도 가지고 있다. 즉 음식점업은 대표적인 서비스업으로 고객들이 느끼는 서비스품질이나 고객만족에 대한 정보를 모형에 반영하여야 보다 정확한 분석이 가능하다. 그러나 이러한 정성적 지표의 부재 및 측정의 어려움으로 인하여 본 모형에 반영하지 못한 한계를 가지고 있다. 또한 본 연구에서 이용된 입출력 변수 이외에 고려해야 할 추가적인 변수들이 있으나, 본 모형에서는 고려하지 못한 한계가 있다. 마지막으로, 본 연구의 측정 기간이 단일 연도이다 보니, 장기간의 효율성 변동을 측정하는 데 한계가 있다. 따라서 연도별 데이터의 누적을 통해 효율성 변동을 장기간 측정해야 할 필요가 있다.

참 고 문 헌

1. 강상목 (2015). 『효율성 생산성 성과분석』. 서울: 법문사.
2. 강상목, 김문화 (2010). “메타 프론티어를 이용한 기술효율과 생산성 비교: 한·중 제조업을 대상으로,” *한국경제지리학회지*, 제13권, 제1호, pp.126-146.
3. 강상목, 이근재 (2011). “한·일간 제조업의 기술효율, 기술격차 비교,” *한일경상논집*, 제53권, pp.3-34.
4. 박만희 (2008). 『효율성과 생산성 분석』. 서울: 한국학술정보(주).
5. 유금록 (2015). “지방직영기업의 효율성과 기술격차 측정: 지방하수도 공기업의 메타변경분석,” *한국행정학보*, 제49권, 제1호, pp.193-222.
6. 이대호, 오정숙 (2014). “ICT 생태계에서 산업 내, 산업 간 혁신 전이 연구: 콘텐츠 산업을 중심으로,” *정보통신정책연구원*, 기본연구 14-09.
7. 최강화 (2016a). “메타프론티어 분석을 이용한 지역 축제의 효율성 비교,” *관광연구*, 제31권, 제6호, pp.27-46.
8. 최강화 (2016b). “메타프론티어 분석을 통한 항공사 그룹별 효율성 비교,” *한국항공경영학회지*, 제15권, 제1호, pp.3-17.
9. 황석준, 홍아름, 이대호 (2010). “케이블TV 산업의 소유규제 변화와 기업결합 형태별 생산효율성 차이의 실증 연구,” *한국방송학보*, 제24권, 제2호, pp.276-313.
10. Assaf, A. G. (2009). “Accounting for size in efficiency comparisons of airports,” *Journal of Air Transport Management*, Vol.15, pp.256-258.
11. Battese, G. E., and Rao, D. S. P. (2002). “Technology Gap, Efficiency and a Stochastic Metafrontier Function”, *International Journal of Business and Economics*, Vol.1, No.2, pp.1-7.
12. Battesse, G. E., Rao, D. S. P., and O'Donnell, C. J. (2004). “A metafrontier production function for estimation of technical efficiencies and technology gaps for firms operating under different technologies”, *Journal of Productivity Analysis*, Vol.21, No.1, pp.91-103.
13. Färe, R., Grosskopf, S. and Lovell, C. A. K. (1994). *Production Frontiers*. London: Cambridge University Press.
14. O'Donnell, C. J., Rao, D. S. P., and Battese, G. E. (2008). “Metafrontier

- frameworks for the study of firm-level efficiencies and technology ratios," *Empirical Economics*, Vol.34, No.2, pp.231-255.
15. 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.
16. 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.