신규지점의 운영설계 및 생산목표설정: DEA와 다목적최적화기법의 결합사용

신동은
고려대학교 경영대학 박사과정
(shinde1980@korea.ac.kr)
박경삼(교신저자)
고려대학교 경영대학 부교수
(sampark@korea.ac.kr)

신규지점을 개설하는 경우는 패스트푸드 체인점, 이동통신서비스 대리점, 은행지점 등 여러 사업분야에서 매우 다양하게 나타난다. 일반적으로 지점은 다수의 투입을 사용하여 다수의 산출을 생산한다. 따라서 개설될 신규지점의 운영을 위해서는 투입수준과 산출수준을 미리 계획하는 것이 필요하다. 투입수준의 결정은 운영설계의 의미를 산출수준의 결정은 생산(또는 산출)목표설정의 의미를 갖는다. 본 논문은 효율적이고 최적의 운영설계와 산출목표설정을 위하여 DEA(Data Envelopment Analysis)와 다목적최적화(Multi-Objective Optimization: MOO)기법을 동시에 사용하는 접근법을 제안한다. 제안된 방법론을 A 패스트푸드사의 사례로 적용하여 그 유용성과 유사 문제로의 응용 가능성을 보이고자 한다. 본 제안의 핵심은 신규지점 설계문제를 MOO문제로 모형화 할 수 있음을 보여 준다. 신규지점 설계문제가 실제 경영분야에서 빈번히 등장함에도 불구하고 과학적인 문제해결 접근법이 개발·출간된 경우를 찾아 볼 수 없다. MOO문제로 모형화 할 수 있음은 기본적으로 기존의 MOO해법을 활용할 수 있어서 과학적인 문제해결이 가능함을 내포한다.

주제어: 신규지점, 운영설계, 생산목표설정, DEA, 다목적최적화

Ⅰ. 서 론

새로운 지점(branch)이나 사업체(business unit)를 개설하는 경우는 여러 사업분야에서 매우 다양하게 나타난다. 패스트푸드 체인점, 이동통신서비스 영업대리점, 대형할인점, 은행, 병원 등의 민간부문에서는 물론이고 새롭게 개발되는 지역의 관공서나 학교를 설립하는 경우와 같이 공공부문에서도 찾아 볼 수 있다. 지점을 운영하기 위해서는 인적·물적 자원 또는 투입물(input)이 필요하고 이를 사용하여 산출물(output)을 생산하게 된다. 일반적으로 지점은 단일 투입요소를 사용하여 단일 산출물을 생산하기보다는 다수의 투입요소를 사용하여 다수의 산출물을 생산한다. 다시 말해 인적자원, 운영비용, 시설, 임대료 등 다양한 자원을 사용하여 수익, 품질, 고객만족과 같은 여러 가지의 산출물을 생산한다.

일반적으로 민간부문의 경우 신규지점을 개설하기 위해서는 사업성분석 및 입지선정 등을 거친 후, 점포설계 단계에 들어간다(김도수 등 2005). 점포설계는 크게 두 가지 측면에서 동시에 일어난다. 운영적 측면과 건축미학적 측면이다. 후자는 주로 '인테리어 디자인'이라 불린다. 전자는 개설될

논문접수일: 2006. 8 게재확정일: 2007. 3

신규지점의 운영을 위해 필요한 인적·물적 자원을 얼마만큼 투입할 것인가를 구체적으로 계획하는 것이다. 본 논문에서는 이를 간략히 운영설계(operational design)라 칭한다.

과다한 자원의 투입은 비효율을 초래하고 과소한 투입은 고객 불만족 또는 판매기회상실(lost sale) 등으로 인해 영업에 막대한 지장을 초래할 수 있다. 한편 투입은 산출로 연결됨을 상기하자. 즉 투입량의 결정은 산출목표를 어떻게 설정하느냐와 연관된다. 대규모 투입의 경우 그에 상응하는 충분히 큰 산출목표를 설정함으로써 비효율을 극복할 수 있다. 따라서 운영설계는 산출목표설정(production target setting)과 동시에 이루어져야 한다. 또한 산출목표설정은 개설될 지점의 위치 또는 영업환경과 밀접한 관련을 갖는다. 시내 중심가나 상업이 왕성한 지역에 신규지점을 개설할 경우, 잠재고객의 규모가 크다고 볼 수 있기 때문에 높은 산출목표를 설정해야 할 것이다. 이에 상응하는 많은 량의 투입을 연이어 결정해야 한다. 반면 상대적으로 잠재고객의 규모가 작을 경우, 보다 낮은 산출목표를 설정할 것이며, 상응하는 적은 량의 투입을 결정해야 한다.

본 논문에서는 효율적이고 최적의 운영설계와 산출목표설정을 위하여 DEA(Data Envelopment Analysis)와 다목적최적화(Multi-Objective Optimization: MOO)기법을 동시에 사용하는 접근법을 제안한다. 제안된 방법론을 A 패스트푸드사의 사례로 적용하여 그 유용성과 유사 문제로의 응용 가능성을 보이고자 한다. 우리나라에 있는 A사는 프랜차이즈 음식점으로서 전국에 약 180개의 매장(또는 지점)을 임대형식으로 운영하고 있는 대규모 기업이다. A사의 각 지점은 공통적으로 다수의 투입(예: 종업원, 운영비용, 임대료)을 사용하여 다수의 산출(예: 이윤, 제품품질)을 생산한다(이경원 등 2006). A사는 자사의 신규지점을 개설할 때 경험과 직관에 의존하여 운영설계와 산출목표설정을 하고 있는 바, 설정된 투입과 산출이 효율적이고 최적이라는 보장이 없다.

효율성은 일반적으로 투입 대비 산출의 비율로 정의된다. 효율적인 지점 운영은 가능한 적은 량의 투입으로 가능한 높은 수준의 산출을 생산할 때 달성된다. DEA는 다중투입과 다중산출 구조를 갖는 지점들의 효율성을 측정하기 위한 수리계획 접근법이다. Charnes 등(1978)에 의해 처음 개발된 이후, 많은 유용한 방법들이 개발됨과 동시에 수 많은 응용연구가 진행되었다(Cooper 등 2000). DEA의 대표적인 장점으로는 생산함수의 형태를 사전적으로 가정하지 않고 다수의 투입과 산출요소를 평가에 반영할 수 있고, 주어진 투입과 산출 구조가 효율적인지 비효율적인지의 여부를 명확히 구분할 수 있다는 점이다. 이로써 DEA는 효율성 평가를 위한 대표적인 방법으로 인식되고 있다. 따라서 본 연구에서 설정할 운영설계와 생산목표가 효율적임을 보장하기 위하여 DEA접근법을 활용한다.

효율적인 투입과 산출의 조합은 일반적으로 무수히 많을 수 있다. 이들 중 개설될 신규지점의 환경에 가장 부합하는(가장 만족스러운 또는 최적의) 조합을 찾아야 한다. 최적의 조합을 찾기 위해서는 기본적으로 개별적인 투입변수를 최소화함과 동시에 개별적인 산출변수를 최대화해야 한다. 이는 하나의 MOO문제로 볼 수 있다. 수 많은 유용한 MOO이론과 방법이 개발되고 응용되었다(Hwang 등 1979, Zeleny 1982, Haimes와 Chankong 1985, Steuer 1986, Miettinen 1999). 일반적으로 의사결정자는 자신의 환경에 부합하는 정밀한

효용함수를 사전적으로 알기는 어렵다. 만약 안다면 MOO문제는 효용함수에 의해 정규적인 단일최적화 문제로 만들 수 있어서 최적의 조합을 쉽게 구할 수 있다. 이러한 이유 등으로 많은 MOO연구자들은 상호교호적 접근법(interactive approach)의 사용을 권장하고 있다(Benayoun 등 1971, Geoffrion 등 1972, Haimes와 Hall 1974, Zionts와 Wallenius 1976, Steuer 1986, Korhonen 등 1992). 상호교호적 접근법이란 MOO문제의 해를 찾는 과정 중에서 의사결정자의 효용 또는 선호정보를 계속적으로 받아들여 가장 만족스러운 해에 도달하게 하는 것이다. 따라서 본 연구에서는 많은 효율적인 투입과 산출의 조합 중에서 최적의 조합을 구하기 위해 상호교호적 접근법을 사용한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 먼저 A 패스트푸드사의 사례문제를 기술한다. 3절에서 관련 문헌 및 기존 방법론 고찰과 함께 사례문제 해결을 위한 총체적인 절차를 제안한다. 4절에서 제안된 절차를 사례문제에 적용한다. 마지막으로 요약과 추후 연구과제를 기술한다.

II. 사례문제

2.1 투입 및 산출변수

A 패스트푸드사는 전국에 약 180개의 지점을 임대형식으로 운영하고 있는 대규모 기업이다. 모든 지점은 공통된 투입요소를 사용하여 공통된 산출을 생산한다. 투입과 산출요소를 우선 정리하면 〈표 1〉과 같다. 즉 〈표 1〉에 기술된 투입요소를 사용하여 각종 제품(햄버그, 닭고기요리, 감자튀김 등을 포함한 패스트푸드)을 고객에게 판매함으로써 이윤을 얻고 제품품질을 평가·관리한다.

투입요소는 인적 요소와 재무적 요소로 크게 나누어진다. 먼저 인적 요소를 살펴보면 다음과 같다. 각 지점은 본사 정규직인 지점장과 부지점장 2인의 관리하에 필요하다고 판단된 종업원을 관리자가 직접 비정규직으로 고용한다. 종업원들은 고객이 매장에 들어오는 순간부터 정해진 매뉴얼에 따라 환영메시지 전달, 주문접수 등의 과정을 수행하게 된다. 특히, 고객이 집중적으로 몰리는 상황에서의 능숙하고 신속한 고객대응, 효과적인 클레임 처리 등은 고객만족과 더불어 서비스 재구매에 직접적인 영향을 미침으로 숙련된 종업원이 많을수록

〈표 1〉 투입 및 산출 요소

구분	요소	내용
투입	비숙련종업원(x_1)	숙련된 종업원을 제외한 종업원의 수
	숙련종업원(x_2)	300시간 이상 장기 근무한 숙련된 종업원의 수
	임대료(x_3)	매장 임대 비용
	운영비(x_4)	재료비, 사무비, 유틸리티 사용료 등의 운영비용
산출	이윤(y_1)	총매출액에서 임대료, 인건비, 운영비를 제외한 금액
	제품품질(y_2)	제품의 품질 및 균일성

고객이 다시 찾을 기회가 높다. 따라서 인적 투입요소는 일정기간 이상 장기간 근무한 숙련종업원과 그 외 비숙련종업원으로 나눈다.

재무적 투입요소는 임대료와 지점 운영에 따른 운영비용이다. A사의 모든 지점은 임대차형식으로 운영되고 있다. 임대료는 지점의 크기뿐만 아니라 지점이 위치한 지역에 따라서도 상이하다. 운영비는 재료비, 시설보수비, 사무비용, 공공요금 등으로 구성되며, 이 중 재료비가 가장 많은 부분을 차지한다.

산출요소는 이윤(revenue)과 제품품질로 구성된다. 이윤은 매출액에서 임대료, 운영비, 인건비를 제외한 금액이다. 제품품질은 판매되는 제품(음식)의 균일성, 맛, 신선도, 외관 등을 포함한다. A사의 본사는 모든 지점에 대해 동일한 메뉴, 재료, 조리법을 제공한다. 그럼에도 불구하고 많은 지점들이 다소 다른 제품품질을 고객에게 제공하는 경향이 있는데, 이는 매뉴얼화된 표준조리법을 그대로 준수하지 않음이 그 주요원인이다. 예를 들면 고객이 집중되는 시점에는 표준조리법에 명시된 것보다 빠르게 조리된 제품을 제공함으로써 제품품질이 미흡한 경우가 있다. 반면 고객이 한산한 시점에는 이미 조리되어 시간이 다소 경과된 제품을 제공함으로써 제품품질이 미흡한 경우도 있다. 따라서 단기적인 안목에서는 이윤을 증가시킬 수 있어서 이윤과 제품품질은 서로 상충관계에 있게 된다. 그러나 장기적인 관점에서 이윤과 제품품질이 서로 상충관계에 있다고 보기는 어렵다. 본사의 평가팀은 모든 지점에 대해 1년에 한번씩 제품품질을 평가한다. 이를 통하여 전국 매장을 가지고 있는 자사 브랜드 제품의 품질수준과 매장의 실제 판매 제품의 질을 일치시키려고 한다.

2.2 환경요소 및 자료

A사의 운영설계 및 생산목표설정 문제는 개설될 신규지점에 대한 효율적이고 최적의 투입 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$과 산출 $\mathbf{y} = (y_1, y_2)$을 결정하는 것이다. 이는 기본적으로 개설될 지점과 유사한 환경하에서 운영되고 있는 기존 지점들의 투입 · 산출자료를 바탕으로 해결할 수 있다.

A사의 경우, 각 지점이 위치한 환경적 특성인 주요고객의 분포, 교통, 유동인구 등은 지점의 성과에 상당한 영향을 미친다. 실제로 A사는 모든 지점을 입지환경에 따라 상업, 주거, 업무, 기타지역으로 분리하고 있으며, 이중 상업지역의 매출이 가장 높은 것으로 나타났다. 상업지역이라 함은 주로 상가가 밀집된 지역으로서, 이 지역의 주요고객은 인근지역에 근무하고 있는 사람들뿐만 아니라 쇼핑 및 상업활동을 위해 방문하는 사람들을 모두 포함한다. 상업지역에 위치한 대부분의 지점들은 교통 및 상업의 요지에 위치하기 때문에 약속장소, 정류장 명칭 등으로도 사용되는 등 타 지역에 위치한 지점들보다 지명도 및 인지도에서 매우 유리하다. 따라서 타 지역보다 유동인구가 현저히 많아 높은 매출의 달성이 용이하다.

실제 A사 지점들의 투입 · 산출자료를 분석한 결과, 상업지역이 투입과 산출(제품품질 제외)의 규모가 가장 크게 나타났다(이경원 등 2006). 이를 통해 상업지역에 위치한 지점들이 상대적으로 보다 큰 규모로 운영되고 있는 것을 알 수 있다. 따라서 상업지역에 신규지점을 개설할 경우 상업지역에 있는 기존 지점들의 자료를 바탕으로 투입과 산출수준을 추정하는 것이 바람직하다.

〈표 2〉는 상업지역에 있는 47개 지점들의 투입과 산출자료에 대한 간단한 기술통계량을 요약한

〈표 2〉 상업지역 지점들의 년간 투입·산출자료의 기술통계량

구분	비숙련 종업원 (명)	숙련 종업원 (명)	임대료 (십만원)	운영비 (십만원)	이윤 (십만원)	제품품질 (점수)
평균	3.38	9.30	134.62	175.26	235.47	89.51
표준편차	2.69	3.87	46.68	55.42	96.00	7.19
최소값	0	2	65	94	81	70
최대값	11	21	259	292	527	99

것이다. A사의 경우, 연간 수개(1 - 5)의 신규지점이 개설된다. 본 연구에서는 〈표 2〉의 자료를 활용하여 상업지역에 신규지점이 개설될 경우 어떻게 운영설계 및 생산목표설정을 할 것인지를 보여준다. 타 지역에 신규지점이 개설될 경우 본 연구에서 제안된 절차를 응용할 수 있을 것이다.

Ⅲ. 방법론 제안

3.1 절차 요약

우선 m개의 투입변수 x_i (i = 1, …, m)와 s개의 산출변수 y_r (r = 1, …, s)가 있다고 하자. 그리고 n개의 기존 지점(j = 1, …, n)에 대한 자료 x_{ij}, y_{rj}가 있다고 가정하자. 여기서 x_{ij}는 투입변수 x_i에 대한 지점 j의 자료이며, y_{rj}는 산출변수 y_r에 대한 동일한 지점 j의 자료이다.

주어진 투입·산출자료에 기초하여 개설될 신규지점 운영을 위한 효율적이고 최적의 투입수준 $\mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_m)$과 산출수준 $\mathbf{y} = (y_1, \cdots, y_s)$을 결정하고자 한다. 이를 위해 본 논문에서는 다음과 같이 3단계 절차를 제안한다. 요약된 절차의 각 단계에 대한 세부적인 기법은 아래에 기술된다.

단계 1. **효율적인 자료 선정**: 주어진 투입·산출자료 중에서 효율적인(efficient 또는 non-dominated) 자료를 선정한다. 이를 위해 DEA기법을 활용한다.

단계 2. **효율프론티어 도출**: 선정된 효율적인 자료를 가지고 각각의 산출변수에 대한 효율프론티어(efficient frontier)를 설정한다. 이를 위해 다중회귀분석을 실시한다.

단계 3. **MOO모형 설정 및 최적해 도출**: 설정된 효율프론티어 상에서 각각의 산출변수를 최대화시킴과 동시에 각각의 투입변수를 최소화시키기 위한 MOO모형을 설정한다. 설정된 MOO모형의 최적해를 구하기 위해 상호교호적 접근법을 사용한다. 구해진 최적해를 신규 지점의 운영설계 및 생산목표 수준으로 권고한다.

3.2 효율적인 자료 선정(단계 1)

개설될 신규지점의 투입과 산출수준을 결정하기 위해서는 우선 기존 지점의 운영실적자료를 참조할

수 있다. 기존 지점의 자료 중 효율적으로 운영된 지점의 자료를 활용하는 것이 바람직하다. 비효율적으로 운영된 자료를 참조할 이유는 전혀 없다. 효율적이란 상대적인 의미로써, 주어진 투입 · 산출자료 중에서 상대적으로 적은 량의 투입으로 상대적으로 많은 량의 산출을 생산한 경우를 의미한다. 효율적인 자료를 선정할 수 있는 많은 접근법 중에서 DEA는 사용이 편리할 뿐만 아니라 이해하기도 쉽다. 또한 많은 종류의 DEA소프트웨어 패키지가 개발 · 보급되었다(http://www.deazone.com/).

DEA는 다중투입과 다중산출 구조를 갖는 지점들의 상대적 효율성을 평가하기 위한 선형계획 모형이다. DEA의 대표적인 장점으로는 생산함수의 형태를 사전적으로 가정하지 않고 다수의 투입과 산출요소를 평가에 반영할 수 있고, 주어진 투입과 산출구조가 효율적인지 비효율적인지의 여부를 명확히 구분할 수 있다는 점이다. Cooper 등(2000)을 참조하면 효율적인 자료를 선정하는데 사용될 수 있는 다양한 종류의 DEA모형을 볼 수 있다.

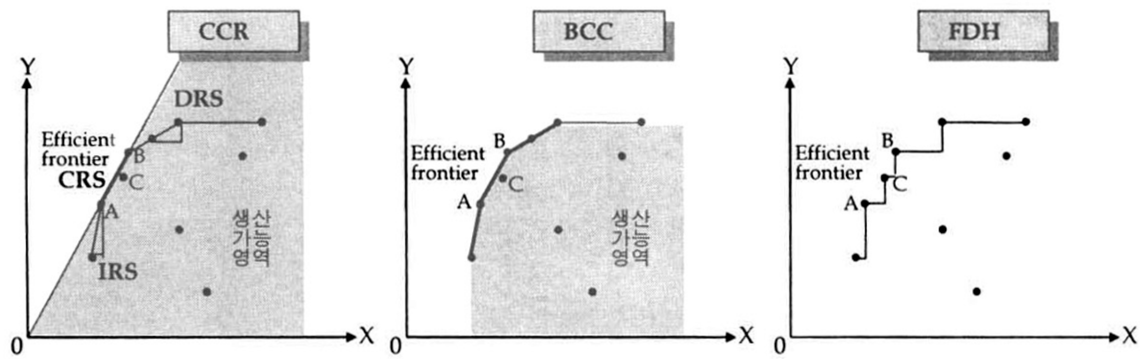
대표적인 DEA모형으로는 CCR(Charnes, Cooper, Rhodes 1978)모형과 BCC(Banker, Charnes, Cooper 1984)모형을 포함한다. BCC모형은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \min \quad & \theta - \varepsilon(\mathbf{1s}^{+} + \mathbf{1s}^{-}) \\ \text{s.t.} \quad & \boldsymbol{\lambda}\mathbf{y}_r - s_r^{+} = y_{ro} \qquad \forall r \\ & \boldsymbol{\lambda}\mathbf{x}_i + s_i^{-} = \theta x_{io} \qquad \forall i \\ & \boldsymbol{\lambda}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} = 1 \\ & \mathbf{s}^{+}, \mathbf{s}^{-}, \boldsymbol{\lambda} \ge \mathbf{0} \end{aligned}$$

여기서 $\mathbf{x}_i = (x_{i1},\cdots,x_{in})^{\mathrm{T}}$는 n개의 지점들이 사용한 투입벡터, $\mathbf{y}_r = (y_{r1},\cdots,y_{rn})^{\mathrm{T}}$은 n개의 지점들이 생산한 산출벡터이다. 자료 x_{io}, y_{ro}는 평가대상인 지점 o의 투입과 산출량을 나타낸다. 의사결정변수로는 효율값을 나타내는 θ, 잔여비효율수준을 나타내는 $\mathbf{s}^{+} = (s_r^{+})^{\mathrm{T}} \in \Re^{s}$와 $\mathbf{s}^{-} = (s_i^{-})^{\mathrm{T}} \in \Re^{m}$, 자료들의 결합강도를 나타내는 $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda_j) \in \Re^{n}$이다. 그리고 $\mathbf{1} = (1,\cdots,1)$은 적절한 크기의 합벡터(sum vector), ε은 양(+)의 non-Archimedean값이다.

〈그림 1〉에서 보여주는 바와 같이 BCC모형은 생산가능영역을 볼록집합(convex set)으로 가정하여 효율프론티어를 결정하고 동시에 효율성을 구한다. 만약 $\theta = 1$이고 $\mathbf{s}^{+} = \mathbf{s}^{-} = \mathbf{0}$이면 평가된 지점 o의 자료는 효율적이고, 그렇지 않으면 비효율적이다. 특히 조건 $\boldsymbol{\lambda}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} = 1$을 부여함으로써 다양한 규모(CRS: Constant Returns to Scale, IRS: Increasing Returns to Scale, DRS: Decreasing Returns to Scale)에서 운영되는 지점들이 효율적일 수 있게 허용한다. 조건 $\boldsymbol{\lambda}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} = 1$을 사용하지 않는 CCR모형은 오직 CRS인 지점(〈그림 1〉에서 A와 B)들만 효율적이라고 판단한다. 따라서 CCR모형을 활용할 경우 효율적으로 나타나는 지점의 수가 훨씬 적다. 그러나 개설될 신규지점의 규모가 CRS가 되기를 원한다면 CCR모형을 활용할 수 있다. 만약 신규지점의 규모가 IRS(작은 규모)가 되는 것을 허용한다면 조건 $\boldsymbol{\lambda}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} = 1$을 $\boldsymbol{\lambda}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} \ge 1$로 대체하여 효율적인 자료를 선정하는 것이 적절하다. DRS(큰 규모)를 허용한다면 $\boldsymbol{\lambda}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} \le 1$를 대신 사용하는 것이 적절하다.

따라서 효율적인 자료선정을 위해 DEA접근법을 활용함으로써 의사결정자(신규지점 설계자)의 선호도를 반영할 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 일반적으로 어떠한 DEA모형을 사용하더라도 효율적인 자료가 많이 나타날 수 있기 때문에, 신규지점의 운영설계 및 생산목표설정을 위해서는 추가적인 절차(단계 2, 3)와 추가적인 선호도의 반영이 필



〈그림 1〉 DEA모형의 도식적 비교

요하다.

표준 DEA모형(CCR, BCC)을 활용할 때 한가지 유의할 점은 〈그림 1〉에서 지점 C는 비효율적으로 나타난다는 점이다. 분명히 지점 C는 우월한(non-dominated) 운영성과를 보인다. 표준 DEA모형에서는 실제로 존재하는 지점 A와 B뿐만 아니라 이 두 지점의 볼록결합(convex combination)에 의해 생성된 가상의 지점들도 가능하다고 보기 때문이다. 따라서 지점 C와 같은 자료를 신규지점 설계의 대안으로 포함시키기 위해서는 변형된 모형을 사용해야 한다. 즉 표준 DEA모형에 $\lambda_j \in \{0, 1\}$조건을 제약에 추가시킴으로써 해결할 수 있다. 이를 FDH (Free Disposal Hull)모형이라 일컫는다(Cooper 등 2000).

요약하면, 효율적인 자료의 선정을 위해서 다양한 DEA모형을 고려할 수 있다. 어떤 DEA모형을 사용할 지는 신규지점 설계의 대안으로 어떠한 자료를 포함시킬 것인지에 달려있다. 따라서 본 절에서는 적합한 DEA모형의 선정을 돕기 위해 몇 가지 대표적인 DEA모형들의 특성을 기술하였다. 다시 말해 개설될 신규지점의 규모가 CRS가 되기를 원한다면 CCR모형을 활용할 수 있다. 신규지점의 규모가 CRS, DRS, IRS 중에서 어느 것이 되더라도 관계가 없다면 (또는 사전에 선호정보가 없다면) BCC모형을 활용할 수 있다. 반면 〈그림 1〉에서 지점 C와 같이 우월한 자료를 모두 신규지점의 설계대안으로 고려하고자 한다면 FDH모형을 사용하는 것이 바람직하다.

3.3 효율프론티어 도출(단계 2)

개설될 신규지점 운영을 위한 효율적이고 최적의 투입수준 $\mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_m)$과 산출수준 $\mathbf{y} = (y_1, \cdots, y_s)$을 동시에 결정하기 위해서는 투입과 산출 간의 정밀한 관계를 설정하는 것이 필요하다. 이를 위해서는 다중회귀분석을 이용할 수 있다. 다시 말해 단계 1에서 선정된 효율적인 자료를 가지고 다중회귀분석을 이용하여 각각의 산출변수에 대한 단일의 효율프론티어(unique efficient frontier)를 추정한다. 추정된 효율프론티어를 다음과 같이 정의한다.

$$y_r(\mathbf{x}),\ r = 1, \cdots, s$$

다시 강조하고자 하는 점은 모든 자료를 가지고 생산프론티어를 설정한다면 설정된 프론티어가 효율적이라는 보장이 전혀 없다. 덧붙여 효율적인 자료만을 가지고 회귀모형을 추정할 경우 모형의 적합도(R^2)도 향상시킬 수 있는 장점을 가진다.

반응표면방법론(Response Surface Methodology)에 관한 연구를 살펴보면 $y_r(\mathbf{x})$와 같은 회귀모형을 추정하는데 도움이 된다(Box와 Draper 1987, Khuri와 Cornell 1996). 반응표면방법론은 경험적인 자료를 가지고 입력과 반응변수간의 관계를 설정하기 위한 다양한 기법들로 구성된다. 이는 주로 제품 또는 공정을 설계하기 위해 응용되었다(Khuri와 Conlon 1981, Pignatiello 1993, Derringer 1994, Kim과 Lin 2000, Plante 2001, Park과 Kim 2005). 즉 원하는 제품품질(또는 반응)을 얻기 위한 설계요소(입력)의 수준을 결정하였다.

본 연구에서는 추정된 s개의 $y_r(\mathbf{x})$를 동시에 최대화시킬 수 있는 투입수준을 신규지점의 운영설계 방안으로 제안한다(단계 3). 여기서 유의할 점은 추정된 $y_r(\mathbf{x})$는 산출요소에 대한 기대(expected) 효율프론티어라는 점이다. 즉 $y_r(\mathbf{x})$에 내재된 불확실성(분산)이 있다는 것이다. 어떤 투입수준에서 산출에 대한 기대치가 높다고 하더라도 분산이 크다면 그 기대치에 대한 신뢰성(reliability)이 떨어진다. 따라서 신뢰성이 높은 투입수준을 결정하기 위해서는 기대치를 최대화하는 것도 중요하지만 이와 동시에 분산을 최소화해야 한다. 특히 신규지점에 대해 신뢰성이 높은 투입수준을 권고하는 것이 중요하다. 신뢰성이 높다는 것은 한편으로 기존 지점들이 그와 유사한 투입수준을 빈번히 사용해 왔다는 의미를 내포함으로 실패할 가능성이 적다고 볼 수 있기 때문이다.

산출요소 r에 대해 추정된 함수를 $y_r(\mathbf{x}) = \mathbf{b}\mathbf{x}_r^{\mathrm{T}}$이라 하자. 여기서 $\mathbf{b}$는 추정된 회귀모형의 계수벡터이고, $\mathbf{x}_r$은 그 모형에서 설명된 변수벡터이다. 변수벡터 $\mathbf{x}_r$에 있는 변수들에 해당하는 자료행렬(model matrix)을 $\mathbf{X}_r$이라 하자. 어떤 투입수준 $\mathbf{x}^0$가 주어졌을 경우, $\mathbf{x}^0$를 $\mathbf{x}_r$에 대입하여 계산된 결과 벡터를 $\mathbf{x}_{r0}$라고 하자. 이제 다음 식을 정의한다.

$$v_r(\mathbf{x}^0) = \mathbf{x}_{r0}(\mathbf{X}_r^{\mathrm{T}}\mathbf{X}_r)^{-1}\mathbf{x}_{r0}^{\mathrm{T}}$$

주어진 투입수준 $\mathbf{x}^0$에서 예측된 분산은 $v_r(\mathbf{x}^0)\sigma_r^2$로 주어진다(Draper와 Smith 1981). 여기서 σ_r^2은 상수의 분산을 의미하나 일반적으로 미지이다. 따라서 측도 v_r은 투입수준 $\mathbf{x}^0$가 예측된 분산에 미치는 강도를 나타낸다. 명백히 $\mathbf{x}^0$가 변하면 분산 v_r이 변한다. 그러므로 만약 $v_r(\mathbf{x}^0)$가 $v_r(\mathbf{x}^1)$보다 작다면 투입수준 $\mathbf{x}^0$가 $\mathbf{x}^1$보다 더 신뢰성이 있는 설계방안이라 할 수 있다. 종합하면 산출에 대한 기대 $y_r(\mathbf{x})$를 최대화하는 동시에 분산 $v_r(\mathbf{x})$를 최소화하는 투입수준을 결정하는 것이 중요하다.

3.4 MOO모형 설정 및 최적해 도출(단계 3)

단계 2까지 논의된 내용을 바탕으로 MOO모형을 설정하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
&\max \quad y_r(\mathbf{x}), \qquad r = 1, \cdots, s \\
&\min \quad v_r(\mathbf{x}), \qquad r = 1, \cdots, s \\
&\min \quad \mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_m) \\
&\text{s.t.} \quad \mathbf{x} \in \Omega
\end{aligned}$$

여기서 Ω는 의사결정자가 설정한 투입변수에 대

한 설계 가능영역을 의미한다. 따라서 총 $2s + m$개의 목적함수를 갖는 비선형 MOO모형이 된다. 마지막 m개의 목적함수는 개별 투입변수를 최소화하기 위한 것이다.

MOO문제를 해결하기 위한 다양한 접근법이 개발되고 응용되었다(문헌고찰 논문인 Shin과 Ravindran 1991, Korhonen 등 1992 참조). 또한 Miettinen (1999)의 책을 참조하면 다양한 기법 및 응용과 함께 약 700개의 MOO참고문헌을 제공한다. 다양한 접근법 중에서 상호교호적 접근법은 일반적으로 보다 많은 장점을 갖는다(Steuer 1986). 상호교호적 접근법이란 가장 만족스러운 해에 도달할 때까지 의사결정자의 효용 또는 선호정보를 계속적으로 받아들이는 것이다. 문제의 복잡성 때문에 의사결정자가 선호정보를 사전에 피력하기 보다는, 해 찾기 과정 중에 도출된 해를 본 후 선호정보를 제공할 수 있다는 입장이다. 의사결정자와 모형간의 상호교호 과정에서 의사결정자는 자신의 문제에 대한 학습도가 높아지고, 궁극적으로 가장 선호하는 해를 찾을 수 있게 된다.

상호교호적 접근법에 속하면서 본 논문의 비선형 MOO문제 해결에 활용될 수 있는 기법의 예를 들면 다음과 같다. STEM(Benayoun 등 1971), GDF(Geoffrion, Dyer, Feinberg 1972), SWT (Surrogate Worth Trade-off: Haimes와 Hall 1974), NIMBUS(Nondifferentiable Interactive Multiobjective BUndle-based optimization System: Miettinen 1999) 등이 있다. 이 중 STEM과 GDF방법이 상대적으로 이해하기 쉽고, 다양한 분야로 응용되었다. SWT방법은 주로 수자원관리를 위한 댐 건설문제로 응용되었다. NIMBUS는 STEM과 GDF를 결합한 형태로서 미분 불가능한 목적식이 개입된 경우에도 해를 구할 수 있는 방법이다. 상호교호적 접근법의 이해를 돕기 위해 아래에서 GDF방법을 간략히 기술한다.

우선 위에서 설정한 MOO모형을 다음과 같은 간략한 형태로 표현할 수 있다.

$$\max \ \mathbf{d}(\mathbf{x}) = \{d_1(\mathbf{x}), \cdots, d_j(\mathbf{x}), \cdots, d_N(\mathbf{x})\}$$
$$\text{s.t.} \quad \mathbf{x} \in \Omega$$

총 $N = 2s + m$개의 목적식을 순서대로 나열하여 $d_j(\mathbf{x})$로 표현하였다. 그리고 최소화 목적은 최대화 목적으로 모두 변경하였다. 즉, $\{d_1(\mathbf{x}), \cdots, d_s(\mathbf{x})\} = \{y_1(\mathbf{x}), \cdots, y_s(\mathbf{x})\}$, $\{d_{s+1}(\mathbf{x}), \cdots, d_{2s}(\mathbf{x})\} = \{-v_1(\mathbf{x}), \cdots, -v_s(\mathbf{x})\}$, $\{d_{2s+1}(\mathbf{x}), \cdots, d_N(\mathbf{x})\} = \{-x_1, \cdots, -x_m\}$이다. 본 MOO문제 해결을 위해 활용할 수 있는 GDF방법을 요약하면 다음과 같다(구체적인 적용은 다음절 참조).

단계 0: 초기 투입수준 $\mathbf{x}^1 \in \Omega$을 결정한다(임의로 결정할 수 있음). 상호교호 시행횟수를 $k = 1$로 기록한다.

단계 1: 투입수준 $\mathbf{x}^k$에서의 목적함수 값 $\mathrm{d}(\mathbf{x}^k)$을 의사결정자에게 보인다. 만약 $\mathrm{d}(\mathbf{x}^k)$가 만족스럽다면 $\mathbf{x}^k$와 $y_r(\mathbf{x}^k)$를 운영설계와 생산목표 수준으로 설정하고, 절차를 끝낸다. 그렇지 않으면 목적함수들의 가중치벡터 $\mathbf{w}$를 도출한다. 가중치는 만족스럽지 못한 목적함수와 다른 임의의 목적함수 사이의 한계대체율(marginal rate of substitution)을 의사결정자로부터 얻어냄으로써 계산된다.

단계 2: 최적화를 위한 방향벡터 $\mathbf{h} = \mathbf{z}^* - \mathbf{x}^k$를 계산한다. 이때 $\mathbf{z}^* = \max \mathbf{w}\nabla_x \mathbf{d}(\mathbf{x}^k)\mathbf{z}^T$ s.t. $\mathbf{z} \in \Omega$이다. 여기서 $\nabla_x \mathbf{d}(\mathbf{x}^k)$는 목적

함수 $\mathbf{d}(\mathbf{x})$를 $\mathbf{x}$에 대해 편미분한 후, $\mathbf{x}^k$ 값을 대입하여 구해진 행렬이다.

단계 3: 목적함수 $\mathbf{d}(\mathbf{x}^k + t\mathbf{h})$가 최적이 되는 $t \in [0, 1]$값을 구하고 이를 t^*라 하자. 이제 새로운 해 $\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + t^*\mathbf{h}$를 계산한다. 그리고 $k = k + 1$로 변경하고, 단계 1로 이동한다.

3.5 제안된 방법론의 요점

이제까지 신규지점의 운영설계 및 생산목표설정을 위한 일련의 절차를 제안하였다. 본 제안의 핵심은 신규지점 설계문제를 MOO문제로 모형화 할 수 있음을 보여 준다. 서론에서 언급한 바와 같이 신규지점 설계문제는 실제 경영분야에서 빈번히 발생한다. 그럼에도 불구하고 과학적인 문제해결 접근법이 개발·출간된 경우를 찾아 볼 수 없다. MOO문제로 모형화 할 수 있음은 기본적으로 기존의 MOO해법을 활용할 수 있어서 과학적인 문제해결을 가능하게 한다. 더 나아가 본 MOO문제 해결을 위한 새로운 기법을 추후 개발·적용할 수도 있다.

본 논문에서 MOO모형화를 위해 경주한 특별한 노력들은 다음과 같다. 먼저, 효율적인 설계를 보장하기 위하여 DEA활용의 필요성을 강조하였다. 또한, DEA를 활용함으로써 신규지점 운영규모에 대한 선호도를 사전에 반영할 수 있음을 보였다. 그리고 신뢰성이 높은 투입수준을 결정하기 위해서는 산출에 대한 기대치를 최대화하는 것도 중요하지만 이와 동시에 불확실성(분산)을 최소화해야 함을 강조하였다. 신규지점이라는 점에서 신뢰성이 낮은 운영방안은 상대적으로 높은 위험이 따를 수도 있기 때문이다.

Ⅳ. 적용

4.1 DEA 수행결과

상기 제안한 절차적 방법론을 A 패스트푸드사의 사례로 적용한다. 단계 1은 DEA를 활용하여 효율적인 또는 우월한 지점의 투입·산출자료를 선정하는 것이다. 상기 언급한 바와 같이 다양한 DEA모형을 고려할 수 있지만, 본 적용에서는 우월한 자료를 선정하여 신규지점을 설계하는 과정을 보여준다. 다시 말해 〈그림 1〉에서 지점 C와 같이 우월한 자료를 모두 신규지점의 설계대안으로 고려하고자 한다.

〈표 2〉에서 사용된 47개의 지점 자료에 대하여 FDH 모형을 적용한 결과 39개의 지점들이 우월한 것으로 나타났다. 〈표 3〉에서는 열등한 것으로 나타난 8개의 지점을 보여 준다. 우월한 지점의 경우 효율값 $\theta = 1$이고 잔여비효율수준이 모두 영(0)임과 동시에 참조집합(reference set)은 자기자신 만으로 구성된다. 〈표 3〉에서 보여주는 열등한 지점들은 그렇지 못한 경우이다. 예를 들면 지점 13의 경우 효율값은 0.88이고, 투입 x_3를 제외한 모든 투입과 산출에 대해 잔여비효율수준이 존재하며, 참조집합은 지점 4로 구성된다. 따라서 열등한 8개의 지점 자료를 제외한 39개의 자료만을 가지고 다음 단계로 진행한다.

4.2 효율프론티어 도출

이전 단계에서 선정된 자료를 사용하여 각각의 산출변수에 대한 효율프론티어를 설정하는 것이다. 즉 산출변수인 이윤(y_1)과 제품품질(y_2) 각각에 대

〈표 3〉 FDH모형 적용결과 나타난 열등한 8개의 지점

지점번호	효율값 (θ)	잔여비효율수준						참조집합 (λ_j=1)
		x_1	x_2	x_3	x_4	y_1	y_2	
13	0.88	2.52	2.43	0	30.42	12	10	$\lambda_4 = 1$
15	0.97	0.95	5.71	11.83	0	31	9	$\lambda_{11} = 1$
18	0.99	0.98	5.93	84.79	0	25	6	$\lambda_{28} = 1$
20	0.90	0.69	3.18	0	11.37	9	3	$\lambda_{28} = 1$
21	0.95	6.62	0.72	62.68	0	3	2	$\lambda_{11} = 1$
23	0.83	0.5	5.15	16.52	0	23	13	$\lambda_{33} = 1$
30	0.80	1.21	3.23	12.13	0	48	7	$\lambda_{33} = 1$
47	0.97	2.87	3.84	29.31	0	26	0	$\lambda_{37} = 1$

하여 4개의 투입변수들과의 관계식을 설정한다. 각 투입변수의 제곱항과 2차항을 포함한 비선형 다중 회귀모형을 SPSS를 활용하여 다음과 같이 도출하였다.

$$\begin{aligned} y_1(\mathbf{x}) = {} & 115.837 + 27.204x_1 + 14.269x_2 - 1.576x_3 \\ & - 2.166x_1^2 - 0.015x_3^2 + 0.196x_2x_3 \\ & - 0.202x_2x_4 + 0.021x_3x_4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} y_2(\mathbf{x}) = {} & 86.573 + 1.762x_1 - 1.763x_2 + 0.144x_4 \\ & - 0.242x_1^2 + 0.001x_3^2 + 0.227x_1x_2 \\ & - 0.013x_1x_4 - 0.001x_3x_4 \end{aligned}$$

위 이윤에 대한 회귀모형의 결정계수(R^2)는 0.839이고 제품품질에 대한 것은 0.634으로 나타났다. 또한 두 모형 모두 p값이 0.000으로 매우 유의하였다. 덧붙여서 본 회귀모형을 추정할 때 후진제거방법을 활용하였다. 즉 모든 가능한 변수들의 조합을 포함한 회귀분석을 실시한 후 p값이 높아서 유의성이 떨어지는 변수를 순차적으로 제거하였다. 예를 들어 이윤(y_1)에 대해 모든 변수를 포함한 회귀분석을 실시한 결과 운영비(x_4)에 대한 p값이 0.65로 나타나 제거되었고, 이 외에도 x_2^2은 0.485, x_4^2은 0.626, x_1x_2는 0.267, x_1x_3은 0.385, x_1x_4는 0.509를 보여 회귀모형에서 제거되었다.

위에서 추정된 두 산출요소의 기대치에 대한 분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} 1000v_1(\mathbf{x}) = {} & 1853.942 - 74.772x_1 - 14.1x_2 - 45.694x_3 \\ & + 42.922x_1^2 + 37.66x_2^2 + 0.596x_3^2 + 6.994x_1x_2 \\ & - 0.9x_1x_3 - 4.534x_2x_3 - 0.264x_2x_4 \\ & + 0.014x_3x_4 - 6.316x_1^3 - 0.001x_3^3 - 0.32x_1^2x_2 \\ & + 0.046x_1^2x_3 - 0.004x_1x_3^2 + 0.018x_2x_3^2 \\ & - 0.184x_2^2x_3 - 0.002x_3^2x_4 - 0.22x_2^2x_4 \\ & + 0.096x_1x_2x_3 - 0.09x_1x_2x_4 + 0.006x_1x_3x_4 \\ & + 0.032x_2x_3x_4 + 0.319x_1^4 - 0.016x_1^2x_2x_3 \\ & + 0.012x_1^2x_2x_4 + 0.003x_2^2x_3^2 + 0.002x_2^2x_4^2 \\ & - 0.004x_2^2x_3x_4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} 1000v_2(\mathbf{x}) = {} & 3807.713 - 440.69x_1 - 49.734x_2 \\ & - 69.398x_4 + 121.943x_1^2 + 5.916x_2^2 \\ & - 0.316x_3^2 + 0.379x_4^2 + 28.95x_1x_2 \\ & + 1.286x_1x_4 - 0.434x_2x_4 - 0.462x_3x_4 \end{aligned}$$

$$
\begin{aligned}
&-4.24x_1^3-3.118x_1^2x_2+0.728x_1^2x_4\\
&-1.292x_1x_2^2-0.004x_1x_3^2-0.002x_2x_3^2\\
&+0.004x_3^2x_4-0.006x_3x_4^2-0.01x_1x_2x_4\\
&+0.006x_1x_3x_4+0.002x_2x_3x_4+0.315x_1^4\\
&+0.004x_1^3x_2-0.01x_1^3x_4+0.141x_1^2x_2^2\\
&-0.002x_1^2x_2x_4+0.002x_1^2x_4^2
\end{aligned}
$$

위 식에서 1000을 곱해 준 이유는 계수를 소수점 아래 일곱째 자리까지 반영하기 위함이다. 이와 같이 모형을 정밀하게 만들지 않을 경우 분산의 값이 음으로 오인될 수도 있기 때문이다. 분산 앞에 상수를 곱해도 모형에 직접적인 변형을 가져오지 않기 때문에 나중에 계산한 값을 해석할 때 다시 1000을 나눠주면 아무런 문제가 없다.

4.3 MOO모형 설정 및 최적해 도출

단계 3은 MOO모형을 설정하고 최적해를 도출하는 단계이다. 본 적용을 위해 설정된 MOO모형은 다음과 같다.

$$
\begin{aligned}
&\max\ d_1(\mathbf{x}) = y_1(\mathbf{x})\\
&\max\ d_2(\mathbf{x}) = y_2(\mathbf{x})\\
&\max\ d_3(\mathbf{x}) = -1000v_1(\mathbf{x})\\
&\max\ d_4(\mathbf{x}) = -1000v_2(\mathbf{x})\\
&\max\ d_5(\mathbf{x}) = -x_4\\
&\text{s.t.}\\
&\qquad 0 \le x_1 \le 11\\
&\qquad 2 \le x_2 \le 21\\
&\qquad 65 \le x_3 \le 80\\
&\qquad 94 \le x_4 \le 292
\end{aligned}
$$

따라서 총 5개의 목적함수 $\mathbf{d}(\mathbf{x}) = \{d_1(\mathbf{x}), \cdots, d_5(\mathbf{x})\}$를 갖는 비선형 MOO모형을 설정했다.

처음 2개의 목적함수는 산출변수의 기대치를 최대화하고, 다음 2개의 목적함수는 분산을 최소화하기 위한 것이다. 산출변수의 기대치 및 분산에 관한 식은 이전 단계에서 구체화한 것이다. 그리고 마지막 목적함수는 투입변수 중 운영비용(x_4)을 최소화하기 위한 것이다. 운영비용을 최소화하는 것이 반드시 필요하다고 가정하였다. 비숙련종업원(x_1)과 숙련종업원(x_2)의 수는 반드시 최소화할 필요가 없다고 가정하였다. 그리고 일반적으로 임대료(x_3)는 모형을 통하여 최소화할 수 있는 성격이 아니라 신규지점 개설에 따른 당사자들간의 협상에 의해 결정되는 것이다. 제약조건은 각 투입변수의 값이 최소값과 최대값 사이가 되도록 제한하였다(〈표 2〉 참조). 단 임대료는 65(650만원)에서 80(800만원) 사이로 협의가 가능하다고 가정하였다. 만약 임대료가 사전에 정확하게 알려진다면 임대료에 대한 제약을 알려진 값으로 고정하면 된다.

이제 설정된 MOO모형의 최적해를 구하기 위해 상호교호적 접근법을 사용한다. 많은 가능한 효율적인 해들 중에서 의사결정자(또는 지점 관리자)가 가장 선호하는 해를 구해야 한다. 설정된 목적함수들은 서로 상충관계에 있으므로 하나의 목적을 향상시키기 위해서는 다른 목적의 일부 또는 전부의 희생이 필요하다. 따라서 중요도 또는 의사결정자의 선호도가 높은 목적함수 값을 향상시켜야 한다. 이러한 중요도 혹은 선호도에 관한 정보는 의사결정자가 가지고 있으므로 모형과 의사결정자간의 상호작용을 통하여 최적의 해를 찾는 것이 필요하다. 여러 가지 상호교호적 기법이 활용가능하나, 본 적용에서는 상기 소개한 GDF방법을 활용하여 최적해 도출과정을 아래와 같이 보여준다. GDF방법은 상대적으로 이해하기 쉬울 뿐만

아니라 비선형 MOO문제를 해결하는데 적합한 방법 중의 하나이다.

4.3.1 첫 번째 상호교호 시행(k = 1)

우선 초기 투입수준 $\mathbf{x}^1$을 다음과 같이 결정했다고 하자. A사의 본사는 경험과 직관에 의해 개설될 신규지점 대해 비숙련종업원(x_1) 5명, 숙련종업원(x_2) 13명, 임대료(x_3) 700만원, 운영비(x_4) 2000만원의 설정을 권유했다. 이는 상기 설정된 MOO모형의 제약조건을 모두 만족한다. 따라서 $\mathbf{x}^1$ = (5, 13, 70, 200)이 된다. 이제 본사에서 권유한 설계수준이 최적인지 아니면 얼마나 개선될 수 있는지 상호작용에 들어간다.

단계 1에서 투입수준 $\mathbf{x}^1$에서의 목적함수 값 $d(\mathbf{x}^1)$을 의사결정자에게 보인다. 결과는 다음과 같다.

기대이윤:	$y_1(\mathbf{x}^1)$ = 146
기대품질:	$y_2(\mathbf{x}^1)$ = 88
이윤의 분산:	$1000v_1(\mathbf{x}^1)$ = 4966
품질의 분산:	$1000v_2(\mathbf{x}^1)$ = 13615
운영비:	x_4 = 200

즉 본사에서 권유한 $\mathbf{x}^1$을 투입할 경우, 이윤은 146, 제품품질 점수는 88을 얻을 것으로 기대되고 이에 대한 분산으로는 이윤은 4.966, 제품품질은 13.615로 측정되었다. 만약 의사결정자가 만족한다면 $\mathbf{x}^1$ = (5, 13, 70, 200)을 운영설계 방안으로 $\mathbf{y}^1$ = (146, 88)을 생산목표 수준으로 사용할 것이다. ⟨표 2⟩를 살펴보면 이윤에 대한 평균은 235.47이고 최대값은 527, 제품품질 점수의 평균은 89.51이고 최대값은 99이다. 의사결정자가 이윤이 더 중요하다는 선호를 갖고 있다고 하자. 기대된 이윤(146)이 이미 알려진 평균(235.47)에도 훨씬 못 미치므로 의사결정자는 이윤에 대한 불만을 표시할 것이고 이를 개선할 수 있는 다른 설계수준을 요구할 것이다. 전술한 바와 같이 목적함수들이 상충관계에 있으므로 이윤을 향상시키기 위해서는 제품품질(또는 다른 목적함수)의 점수를 희생해야만 한다. 의사결정자로부터 이윤이 50 증가할 경우 제품품질 점수가 10점 정도 감소해도 된다는 선호정보를 얻었다고 가정하자. 이를 바탕으로 목적함수들의 가중치 $\mathbf{w}$ = (w_1, ⋯, w_5)를 다음과 같이 결정할 수 있다.

$$w_1 = -\Delta y_1/\Delta y_2 = -50/-10 = 5$$

이 때, 다른 목적함수들에 대해 의사결정자가 대체로 만족한다면 가중치는 모두 1로 줄 수 있다. 따라서 $\mathbf{w}$ = (5, 1, 1, 1, 1)가 된다.

단계 2에서 결정된 가중치 $\mathbf{w}$를 이용하여 최적화를 위한 방향벡터 $\mathbf{h}$ = $\mathbf{z}^*$ - $\mathbf{x}^1$를 계산한다. 즉 제품품질 점수를 낮춰서 이윤을 향상시킬 수 있는 방향을 계산한다. 이때 $\mathbf{z}^* = \max \mathbf{w}\nabla_x \mathbf{d}(\mathbf{x}^1)\mathbf{z}^T$ s.t. $\mathbf{z} \in \Omega$이다. 여기서 Ω는 최초 설정된 MOO모형의 제약조건과 동일하다. 단 설계변수벡터 $\mathbf{x}$를 새로운 변수벡터 $\mathbf{z}$로 대체하여 사용한다. 방향벡터는 $\mathbf{h}$ = (0, 21, 70, 94) - (5, 13, 70, 200) = (-5, 8, 0, -106)로 계산되었다.

단계 3에서 목적함수벡터 $\mathbf{d}(\mathbf{x}^1 + t\mathbf{h})$가 최적이 되는 t^*를 [0, 1]값 사이에서 결정한다. 즉 불만족스러운 초기 해 $\mathbf{x}^1$을 원하는 방향 $\mathbf{h}$로 얼마만큼 움직일 것인가를 결정한다. 이로써 목적함수의 값이 향상되고 새로운 해 $\mathbf{x}^2 = \mathbf{x}^1 + t^*\mathbf{h}$가 도출된다. ⟨표 4⟩와 같이 세분화된 t값에 대한 목적함수들

〈표 4〉 세분화된 t값에 대한 목적함수 값의 벡터(k = 1일 때)

t	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
$y_1(\mathbf{x}^1 + t\mathbf{h})$	146	156	174	202	237	282
$y_2(\mathbf{x}^1 + t\mathbf{h})$	88	86	83	78	70	62
$1000v_1(\mathbf{x}^1 + t\mathbf{h})$	4966	4224	3434	2831	2710	3433
$1000v_2(\mathbf{x}^1 + t\mathbf{h})$	13615	8689	4779	2051	711	1005
$(\mathbf{x}^1 + t\mathbf{h})$일 때 x_4	200	179	158	136	115	94

의 값을 의사결정자에게 보여줌으로써, 가장 선호되는 목적함수 값의 벡터에 해당되는 t^*를 선택하게 한다.

〈표 4〉를 보면 t가 증가함에 따라 y_1이 증가하고 y_2는 감소하는 추세를 보이며, y_1과 y_2 모두에 대한 분산이 줄어드는 것을 알 수 있다. 또한 t의 증가에 따라 운영비(x_4)도 줄어든다. 그러나 t가 0.6을 초과하면, 의사결정자가 허용하는 제품품질 점수의 감소폭(10)을 넘게 된다. 따라서 t^* = 0.6으로 결정할 수 있다. 결과적으로 새로운 설계방안 $\mathbf{x}^2$ = (2, 17, 76, 136)을 얻고, 이때 기대되는 생산목표 수준은 $\mathbf{y}^2$ = (202, 78)이 된다. 새로운 해는 초기해보다 의사결정자의 선호도가 높을 뿐만 아니라 추정된 분산을 비교해 보면 신뢰도도 높다. 이제 상호교호 시행횟수를 k = 2로 변경하고, 단계 1로 다시 이동한다.

4.3.2 두 번째 상호교호 시행(k = 2)

상호교호 기법을 보다 더 충분히 설명하기 위하여 바로 위에 있는 $\mathbf{x}^2$와 $\mathbf{y}^2$를 만족하지 못한다는 가정으로 두 번째 상호작용을 시행한다. 의사결정자는 운영비(x_4)를 5 정도 낮추길 원하고 이를 위해 제품품질 점수(y_2)를 2점 정도 낮출 용의가 있다고 가정하자. 따라서 목적함수들의 가중치 $\mathbf{w}$를 다음과 같이 결정한다.

$$w_5 = -\Delta y_5/\Delta y_2 = -5/-2 = 2.5$$

여기서 y_5는 다섯 번째 목적함수를 뜻하므로 실제로는 최소화 하고자 하는 x_4가 된다. 이 때 다른 목적함수들에 대해 의사결정자가 만족한다면 가중치벡터는 $\mathbf{w}$ = (1, 1, 1, 1, 2.5)가 된다.

첫 번째 상호작용과 동일한 방법으로 단계 2를 거쳐 단계 3에서 〈표 5〉를 얻었다. 살펴보면 t가 증가함에 따라 x_4가 줄어들고, y_2도 감소한다. 그리고 y_1은 증가한다. 또한 y_1과 y_2의 분산 역시 점점 줄어들어서 t가 커짐에 따라 y_1과 y_2의 기대치에 대한 신뢰도가 커진다고 해석할 수 있다. 그러나 t가 0.1일 때 제품품질 점수가 의사결정자의 허용 범위 내에 있으면서 운영비도 4 정도 감소하는 결과를 보여 의사결정자의 요구에 가장 잘 맞는 해라고 할 수 있다. 따라서 t^* = 0.1로 결정할 수 있다. 결과적으로 새로운 설계방안 $\mathbf{x}^3$ = (1, 18, 70, 132)을 얻고, 이때 기대되는 생산목표 수준은 $\mathbf{y}^3$ = (208, 76)이 된다. 새로운 해를 만족하면 끝을 내고 그렇지 않으면 k = 3으로 변경하고, 단계 1로 다시 이동한다.

〈표 5〉 세분화된 t값에 대한 목적함수 값의 벡터(k = 2일 때)

t	0.0	0.1	0.2	0.3
$y_1(\mathbf{x}^2 + t\mathbf{h})$	202	208	215	222
$y_2(\mathbf{x}^2 + t\mathbf{h})$	78	76	75	73
$1000v_1(\mathbf{x}^2 + t\mathbf{h})$	2831	2757	2706	2679
$1000v_2(\mathbf{x}^2 + t\mathbf{h})$	2051	1665	1336	1066
$(\mathbf{x}^2 + t\mathbf{h})$일 때 x_4	136	132	128	124

본 적용에서 보여준 바와 같이 상호교호적 접근법의 사용은 의사결정자의 선호도나 요구사항을 잘 반영할 수 있다. 의사결정자의 선호정보를 사전에 모두 요구하지 않고 해 찾기 과정 중에 도출된 해를 본 후 선호정보를 요구하기 때문에 의사결정자의 부담을 덜어준다. 상호교호 과정에서 의사결정자는 자신의 문제에 대한 학습도가 높아지고, 궁극적으로 가장 선호하는 해에 도달할 수 있다는 장점을 갖는다.

V. 결 론

본 논문에서는 개설될 신규지점에 대한 효율적이고 최적의 운영설계와 산출목표설정을 위하여 DEA와 MOO기법을 동시에 사용하는 접근법을 제안하였다. 제안된 방법론을 A 패스트푸드사의 사례로 적용하였다. 본 제안의 핵심은 신규지점 설계문제를 MOO문제로 모형화 할 수 있음을 보여 준다. 신규지점 설계문제가 실제 경영분야에서 빈번히 등장함에도 불구하고 과학적인 문제해결 접근법이 개발·출간된 경우를 찾아 볼 수 없었다. MOO 문제로 모형화 할 수 있음은 기본적으로 기존의 MOO해법을 활용할 수 있어서 과학적인 문제해결이 가능함을 내포한다.

추후 연구과제로는 본 논문에서 모형화한 MOO 문제의 특성을 정밀히 파악하여 보다 적합한 MOO기법의 개발을 들 수 있다. 본 논문에서 보여준 상호교호적 접근법을 살펴보면, 많은 장점과 유용성에도 불구하고 여전히 개선되어야 할 부분이 있다. 예를 들면 목적함수의 가중치를 도출하기 위해서는 의사결정자로부터 한계대체율과 같은 세밀한 수치적 판단을 요구하고 있다. 수치판단의 요구는 의사결정자에게 큰 부담을 줄 수 있을 뿐만 아니라, 수치판단에는 임의성이 다분히 개입될 수 있다. 의사결정자의 부담과 오류를 최소화할 수 있는 상호교호적 접근법의 모색이 필요하다.

또 다른 추후 연구과제로는 개발된 절차를 의사결정지원시스템의 형태로 구현하는 것이다. DEA 단계에서는 DEA패키지를, 회귀분석단계에서는 통계패키지를, MOO단계에서는 수리계획관련 패키지 또는 MOO패키지를 각각 사용해야 하는 불편함이 있기 때문이다. 통합된 의사결정지원시스템의 개발은 본 방법론의 사용과 응용의 폭을 확장시킬 수 있을 것이다.

참고문헌

김도수 외 5인 (2005), "우리나라 프랜차이즈 비즈니스의 발전방향과 이삭토스트," 고려대학교 경영대학원 서비스CEO과정 졸업논문.

이경원, 박명섭, 박경삼 (2006), "범주형 환경변수를 고려한 공정한 효율성측정: DEA와 제약정준상관분석의 결합사용," **경영학연구** 35(3), 805-824.

Banker, R.D., A. Charnes, and W.W. Cooper (1984), "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis," *Management Science* 30, 1078-1092.

Box, G.E.P. and N.R. Draper (1987), *Empirical Model Building and Response Surfaces*, Wiley, New York.

Benayoun, R., J. Montgolfier, J. Tergny, and O. Larichev (1971), "Linear programming with multiple objective functions: Step method (STEM)," *Mathematical Programming* 1, 366-375.

Charnes, A., W.W. Cooper, and E. Rhodes (1978), "Measuring the Efficiency of Decision Making Units," *European Journal of Operational Research* 2, 429-444.

Cooper, W.W., L.M. Seiford, and K. Tone (2000), *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software*, Kluwer Academic Publishers, Boston.

Derringer, G. (1994), "A balancing act: Optimizing a product's properties," *Quality Progress*, 51-58.

Draper, N.R. and H. Smith (1981), *Applied Regression Analysis*, John Wiley & Sons, New York.

Geoffrion, A.M., J.S. Dyer, and A. Feinberg (1972), "An interactive approach for multi-criterion optimization, with an application to the operation of an academic department," *Management Science* 19, 357-368.

Haimes, Y.Y. and V. Chankong (1985), *Decision Making with Multiple Objectives*, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, No. 242, Springer-Verlag, Berlin.

Haimes, Y.Y.and W.A. Hall (1974), "Multiobjectives in water resources systems analysis: The surrogate worth trade off method," *Water Resources Research* 10, 615-623.

Hwang, C.L., A.S.M. Masud, S.R. Paidy, and K. Yoon (1979), *Multiple Objective Decision Making: Methods and Applications*, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, No. 164, Springer-Verlag, Berlin.

Khuri, A. and M. Conlon (1981), "Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions," *Technometrics* 23, 363-375.

Khuri, A. and J. Cornell (1996), *Response Surfaces: Designs and Analyses*, Dekker, New York.

Kim, K. and D. Lin (2000), "Simultaneous optimization of multiple responses by maximining exponential desirability functions," *Journal of the Royal Statistical Society (Series C)* 43, 311-325.

Korhonen, P., H. Moskowitz, and J. Wallenius (1992), "Multiple criteria decision support: A review," *European Journal of Operational Research* 63, 361-375.

Miettinen, K.M. (1999), *Nonlinear Multiobjective Optimization*, Kluwer Academic Publishers, Boston.

Park, K.S. and K.J. Kim (2005), "Optimizing multi-response surface problems: How to use multi-objective optimization techniques," *IIE Transactions* 37, 523-532.

Pignatiello, J. (1993), "Strategies for robust multi-response quality engineering," *IIE Transactions* 25, 5-15.

Plante, R.D. (2001), "Process capability: a criterion for optimizing multiple response product and process design," *IIE Transactions* 33, 497-509.

Shin, W.S. and A. Ravindran (1991), "Interactive multiple objective optimization: Survey I - Continuous case," *Computers and Operations Research* 18, 97-114.

Steuer, R.E. (1986), *Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation, and Application*, John Wiley & Sons, New York.

Zeleny, M. (1982), *Multiple Criteria Decision Making*, McGraw-Hill, New York.

Zionts, S. and J. Wallenius (1976), "An interactive programming method for solving the multiple criteria problem," *Management Science* 22, 652-663.

Operational Design and Production Target Setting of Opening Branches:
Joint Use of DEA and Multi-Objective Optimization

Dong Eun Shin* · Kyung Sam Park**

Abstract

This study explores an important managerial problem of operational design and production target setting for opening branches in a company. There are various cases of opening new branches in many different kinds of industries. Examples are fast-food franchise restaurants, telecommunication service offices, and bank branches. Generally, these branches each utilize multiple inputs, such as manpower, operating costs, and facilities, to produce multiple outputs like revenue and customer satisfaction. To operate such a new branch, it is therefore needed to plan as to how much or many each of inputs should be and how much or many each of outputs should be produced, among others. In this article, we refer to input setting for a new branch as operational design, and output setting as production target setting.

The primary purpose of this study is to develop a unified procedure for optimal operational design and production target setting. We propose a methodology that jointly uses data envelopment analysis (DEA) and multi-objective optimization (MOO) techniques, as well as statistical techniques. To show the usability and applicability of the developed method, we apply it to a fast-food company (FFCOM) in Korea which has over 180 branches on a nationwide scale. All branches perform common tasks for providing fast-food services with customers, using multiple inputs to produce multiple outputs. Whenever new branches open, they decide the levels of operational design and production target by their own experience or intuitive knowledge, without a systematic or scientific approach to the problem in question. There is therefore no guarantee that the solution becomes an efficient or optimal one.

* Ph.D. student, Korea University Business School
** Associate Professor, Korea University Business School

Inefficiency implies an excessive use of inputs and/or shortfall of outputs to be produced by a branch relative to the other branches of interest. Thus the design and target solution needs to be efficient in comparison with some or all of the experimental input-output data. DEA is a mathematical programming approach to the evaluation of relative efficiency of branches. It clearly identifies the efficient branches. For reasons like these, we employ DEA, as part of the procedure we propose, to guarantee efficient solution. Meanwhile, there are many efficient combinations of inputs and outputs in general. An optimal or most preferred solution needs to be determined, among the efficient combinations, for use in operating the new branch. Basically, the optimal solution maximizes output functions and minimizes input variables, simultaneously. This leads us to the consideration of a MOO formulation and then use of MOO solution techniques in order to arrive at an optimal design and target solution. We stress the usefulness of interactive MOO approach at this final stage of the procedure.

Key words: Opening branches, Design, Target setting, DEA, Multi-objective optimization