

컨텍스트 의존 DEA를 활용한 다기준 ABC 재고 분류 방법

박재훈* · 임성묵**† · 배혜림*

*부산대학교 산업공학과
**고려대학교 경상대학 경영학부

Multi-Criteria ABC Inventory Classification Using Context-Dependent DEA

Jae Hun Park* · Sungmook Lim**† · Hye Rim Bae*

*Department of Industrial Engineering, Pusan National University

**Division of Business Administration, College of Business and Economics, Korea University

Multi-criteria ABC inventory classification is one of the most widely employed techniques for efficient inventory control, and it considers more than one criterion for categorizing inventory items into groups of different importance. Recently, Ramanathan (2006) proposed a weighted linear optimization (WLO) model for the problem of multi-criteria ABC inventory classification. The WLO model generates a set of criteria weights for each item and assigns a normalized score to each item for ABC analysis. Although the WLO model is considered to have many advantages, it has a limitation that many items can share the same optimal efficiency score. This limitation can hinder a precise classification of inventory items. To overcome this deficiency, we propose a context-dependent DEA based method for multi-criteria ABC inventory classification problems. In the proposed model, items are first stratified into several efficiency levels, and then the relative attractiveness of each item is measured with respect to less efficient ones. Based on this attractiveness measure, items can be further discriminated in terms of their importance. By a comparative study between the proposed model and the WLO model, we argue that the proposed model can provide a more reasonable and accurate classification of inventory items.

Keywords : Multi-Criteria ABC Inventory Classification, Context-Dependent, Data Envelopment Analysis, Weighted Linear Optimization

1. 서 론

ABC 재고 분류 방법(ABC inventory classification method)은 관리해야 하는 재고 품목 수가 많은 경우 중요도에 따라 품목을 A, B, C 세 그룹으로 분류하여 차별적으로 관리하는 기법으로 다 품목 재고 관리(multi inventory item management)를 위해 1950년 초 General Electric의

H. F. Dickie가 제안한 방법이다. 이는 관리해야 하는 품목들의 차별적 관리를 통해 재고 비용 및 관리 노력을 절감하기 위한 목적으로 현재 널리 적용되고 있다. 일반적으로 ABC 재고 분류에서 A등급은 전체 가치의 80%를 차지하는 품목들을 의미하고, B등급은 다음 15%, C등급은 나머지 5%를 차지하는 품목들을 나타낸다. 이러한 등급에 따라 A등급에 대해서는 지속적인 검토 및

논문접수일 : 2010년 09월 08일 논문수정일 : 2010년 12월 10일 게재확정일 : 2010년 12월 12일

† 교신저자 sungmook@korea.ac.kr

※ 본 연구는 2009년도 산학협동재단 학술연구비 지원에 의해 수행되었음.

평가와 더불어 재주문 수량 및 안전재고 산출에 대한 엄격한 검토 등 가장 높은 관심을 기울인다. B등급의 경우 A등급과 유사하나 엄격성과 주기에 있어서 보다 완화된 방식을 취하며, C등급은 주기적 혹은 간헐적으로 관심을 기울인다. 따라서 A등급은 주문량은 적으나 주문 횟수는 많고, C등급은 주문량은 많으며 주문 횟수는 적은 것이 일반적이다. 이와 같이 ABC 재고 분류 방법의 주요 효과는 상대적으로 중요성이 낮은 품목에 대하여 적은 관심을 쏟음으로써 중요도가 높은 품목을 보다 효과적으로 통제할 수 있다는 것이다. 이 때 중요도를 판단하는 기준으로 전통적 ABC 재고 분류 방법에서는 연간 사용금액가치(annual dollar usage value), 즉 품목 단가에 연간 사용수량을 곱한 값만을 적용하고 있는데, 이는 필요한 관리 노력이 연간 사용금액가치에 비례한다는 것을 묵시적으로 가정하고 있다. 이처럼 중요도를 평가하는 항목으로 연간 사용금액가치와 같이 단일 항목만을 적용하는 경우를 단일 기준 ABC 분류(single-criterion ABC classification)방법이라 한다. 하지만 품목의 중요도를 구분함에 있어서 연간 사용금액가치만을 적용할 경우, 재고 관리적 측면에서 볼 때 매우 중요할 수 있는 여러 가지 특성들이 배제될 수 있다. 이는 비합리적인 분류를 초래하며, 현실성이 떨어진다는 단점으로 작용한다.

이러한 단일 기준 ABC 분류 방법의 비합리적인 부분을 보완하기 위해 다기준 ABC 분류(multi-criteria ABC inventory classification) 방법이 제시되었다. 이는 재고품목의 중요도를 분류하는데 있어, 재고비용(inventory cost), 부품 중요도(part criticality), 리드타임(lead time) 등 다양한 기준을 고려한 분류 방법이다. 다기준 ABC 분류 방법에 관한 연구는 지난 20년 간 활발히 진행되어 왔다. Flores et al.[6]은 bi-criteria inventory classification 방법을 응용한 다기준 재고 분류 방법으로 cross-tabulate matrix methodology를 제시하였다. 하지만 해당 방법은 중요도 분류 기준(criteria) 개수가 많아지면 분류방법이 복잡해진다는 단점이 있다. 이러한 cross-tabulate matrix methodology의 단점을 보완하기 위해 Flores et al.[7]는 유사한 기준들을 동일한 그룹으로 묶어 하나의 동일한 기준으로 간주하고 재고를 분류하는 방법을 제시하였다. Partovi and Hopton[10], Cohen and Ernst[3]은 AHP(Analytic Hierarchy Process)를 이용한 다기준 ABC 재고 분류 의사 결정(multi-criteria ABC inventory classification decision making) 방법을 제시하였다. 하지만 이러한 방법은 AHP의 특성상 선택된 기준간의 쌍대 비교를 위해 주관적인 판단이 요구된다는 단점이 있다. 또한, Guvenir and Erel[8], Partovi and Anandarajan[11]는 메타 휴리스틱(meta-heuristics) 방법으로 GA(Genetic Algorithm)나 ANN(Artificial

Neural Network)를 이용한 다기준 ABC 재고 분류 의사 결정 방법을 제시하였다. 하지만 해당 방법은 구현하기 복잡하고 구체적인 절차를 이해하기 어렵다는 단점이 있다. 기존의 다기준 ABC 분류 방법의 단점을 보완하고 보다 쉽고 단순한 방법을 위해 Ramanathan[12]은 DEA(Data Envelopment Analysis)의 개념을 응용한 Weighted Linear Optimization(WLO) 모델을 제안하였다. 해당 모델은 DEA 방법과 동일하게 비교 대상 품목들 간의 상대적 평가에 의한 객관적인 가중치가 부여되는 비모수적(non-parametric) 방법을 취하고 있다. 이는 품목들 간의 상대적인 평가에 의한 효율성 점수(efficiency score)를 산출하고 해당 효율성 값에 따라 중요도가 서열화 되고 A, B 그리고 C 등급으로 분류하는 방법이다.

이러한 WLO 모델은 중요도 분류 기준에 객관적인 가중치를 부여하고 그 절차가 간단하여 사용자가 쉽게 이해하고 적용할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 해당 모델은 일반적인 DEA의 개념을 응용한 방법으로 기존의 DEA가 가지고 있는 단점들을 내포하고 있다. 일반적으로 DEA는 비교 대상 가운데 효율성 점수가 1, 즉 효율적이라고 판별되는 의사결정단위(Decision Making Unit, DMU)를 기준으로 그렇지 못한 DMU들의 상대적 효율성을 분석하는 방법으로 다수의 DMU들이 동일한 효율성 값을 가질 수도 있게 된다. 이와 동일하게 WLO 모델도 효율성 점수가 동일한 품목이 다수 존재할 수 있다는 문제점을 안고 있다. 이처럼 효율성 점수가 동일한 품목 간에는 중요도 구분이 되지 않아 재고 품목이 엄격하게 분류되어야 하는 곳에서는 서열 판별을 위한 목적으로 적합하지 않을 수 있다.

일반적으로 DEA 모형에서 서열 판별을 위한 목적으로 Sexton et al.[15]은 교차 효율성 모형(cross-efficiency model)을 개발하였고, Adrerson and Peterson[1]은 초 효율성 모형(super-efficiency model)을 개발 하였다. 두 모형 다 일반적인 DEA에서 효율성 점수가 동일한 다수의 DMU들이 존재하므로 정확한 서열 판별이 어렵다는 단점을 해결하기 위한 목적으로 개발되었다. 하지만, 교차 효율성 모형의 경우 평가할 DMU의 개수가 증가하면, 교차 효율성 행렬(cross-efficiency matrix)의 계산 부담이 극단적으로 증가 한다는 것과, 초 효율성 모형의 경우 비제한적 가중치 유연성문제(unrestricted weight flexibility problem)로 인하여 특성화된(specialized) DMU에게 과도하게 높은 순위를 부여할 수 있다는 문제점을 내포하고 있다. 본 논문에서는 앞서 언급한 WLO 모델의 단점을 보완하고 다기준 ABC 재고분류에서 보다 정확한 서열 판별을 위해 컨텍스트 의존 DEA(context-dependent DEA) 방법(Seiford and Zhu[13, 14])을 응용한 새로운 분류 방법을 제시한다. 이 방법에서는 재고 품목들을 효율성 수

준에 따라 여러 계층으로 분류하고, 동일한 계층에 속한 품목들은 하위 계층 대비 상대적 매력도(attractiveness)를 평가하여 서열을 구분한다. 이는 기존의 WLO 모델에서 효율성 점수가 동일한 품목이 다수 존재하여 변별력이 떨어지는 단점을 보완하기 위한 방법으로, 재고 품목의 서열을 분류하는데 보다 정확하고 합리적인 접근 방법이라 할 수 있다. 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 WLO 모델에 대해 소개하고, 제 3장에서는 본 연구에서 제안하는 방법을 설명하고 단위 실험을 시행한다. 제 4장에서는 기존의 방법과 본 연구에서 제시하는 방법과의 비교 분석을 시행하고 제 5장에서는 본 연구에 대한 결론과 차후 연구에 대해 언급한다.

2. 배경이론

본 장에서는 다기준 ABC 재고 분류 방법에 대한 여러 연구 중 대표적으로 WLO 모델과 WLO 모델의 기본 개념인 DEA 모델에 대해 소개한다.

2.1 Data Envelopment Analysis(DEA)

DEA는 투입과 산출의 명확한 인과관계를 밝히기 어려운 DMU들의 상대적 효율성을 평가하기 위해 개발된 방법이며, 여러 종류의 산출물을 생산하기 위해 여러 종류의 투입물을 이용하는 DMU들 간의 효율성을 평가하기 위한 선형계획법에 기반한 방법이다[20]. 전체 n 개의 DMU 중 DMU k 의 상대적 효율성을 평가하는 DEA의 수리적 모형은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \frac{\sum_{r=1}^s v_{rk} y_{rk}}{\sum_{i=1}^m u_{ik} x_{ik}} \\ \text{s.t.} \quad & \frac{\sum_{r=1}^s v_{rk} y_{rj}}{\sum_{i=1}^m u_{ik} x_{ij}} \leq 1, \quad j=1, 2, \dots, n; \\ & v_{rk}, u_{ik} \geq 0, \quad r=1, 2, \dots, s, \quad i=1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (1)$$

모형 (1)은 DEA의 기본 모형인 Charnes, Cooper and Rhodes[2]의 CCR 모형으로, v_{rk} 은 DMU k 가 선택하는 r 번째 산출요소의 가중치, u_{ik} 는 DMU k 가 선택하는 i 번째 투입요소의 가중치, n 은 전체 DMU의 수, s 는 산출요소의 수, m 은 투입요소의 수, k 는 평가하고자 하는 특정 DMU 번호, y_{rj} 는 DMU j 의 r 번째 산출요소의 양, x_{ij} 는 DMU j 의 i 번째 투입요소의 양을 각각 의미한다.

한편 DEA 모형은 그 목적에 따라 투입지향 모형과 산출지향 모형으로 구분되는데 투입지향 모형은 최소한의 투입요소를 사용하여 주어진 수준의 산출요소를 생산하는 것을 목적으로 하고, 산출지향 모형은 주어진 투입 요소를 가지고 산출 요소를 최대화하는 것을 목적으로 한다.

분수계획법 형태인 모형 (1)은 다음 모형 (2)와 같이 선형계획법 모형으로 변형될 수 있다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{r=1}^s v_{rk} y_{rk} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m u_{ik} x_{ik} = 1 \\ & \sum_{r=1}^s v_{rk} y_{rj} - \sum_{i=1}^m u_{ik} x_{ij} \leq 0, \quad \forall j \\ & v_{rk}, u_{ik} \geq \epsilon, \quad \forall i, r \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 ϵ 는 비아르키메디안 무한소(non-Archimedean infinitesimal)를 의미하는데, 약효율적(weakly efficient) DMU와 강효율적(strongly efficient) DMU를 구분하기 위한 목적으로 도입된다. 목적함수의 값은 평가 대상 DMU의 효율성 점수를 나타내게 되는데 효율성 점수는 0보다 크고 1보다 작거나 같은 값을 가진다. 각각의 DMU에 대해 효율성 점수가 1인 경우 해당 DMU는 효율적이라고 하고, 1보다 작을 경우는 비효율적이라고 한다.

한편, 모형 (2)의 쌍대모형을 통해 비효율적인 DMU에 대한 참조집합(reference set)을 구할 수 있는데, 참조집합은 비효율적 DMU가 그 효율성 개선하고자 할 때 벤치마킹 대상이 되는 효율적 DMU들로 구성된다.

2.2 WLO 모델

Ramanathan[12]은 다기준 ABC 재고 분류 방법으로 Weighted Linear Optimization(WLO) 모델을 제시하였다. WLO 모델은 DEA(Data Envelopment Analysis)의 개념을 응용하여 각각의 재고 품목에 대한 최적 재고 점수(optimal inventory score)를 산출하고, 해당 점수를 기준으로 품목의 중요도를 부여하는 방법이다. 최적 재고 점수는 일반적인 DEA 모형에서의 효율성 점수에 해당하는데, 본 연구에서는 최적 재고 점수를 효율성 점수로 부르기로 한다. k 번째 품목에 대한 효율성 점수 gl_k 을 구하는 WLO 모델의 수리적 모형은 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} gl_k = \max \quad & \sum_{j=1}^J v_{jk} y_{jk} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{j=1}^J v_{jk} y_{jm} \leq 1, \quad n=1, \dots, N; \\ & v_{jk} \geq 0, \quad j=1, \dots, J. \end{aligned} \quad (3)$$

모형 (3)에서 N 은 비교 대상이 되는 전체 재고 품목의 개수를 의미하고, J 는 전체 재고 품목을 중요도에 따라 분류하기 위해 적용되는 중요도 기준의 개수를 의미한다. 모형 (3)에서 목적함수의 최적 값인 gl_k 의 값을 k 번째 재고 품목의 효율성 점수(최적 재고 점수)이라 한다. k 번째 품목의 효율성 점수는 0과 1사이의 정규화된 값(normalized value)으로, 1에 가까울수록 해당 품목의 중요도는 높고 반대로 0에 가까울수록 중요도는 낮다고 판단한다. 위 모형은 모든 재고 품목들에 대한 효율성 점수를 1이하로 제한하면서 평가 대상인 k 번째 품목의 효율성 점수는 최대를 만드는 중요도 기준 가중치들을 구한다. 산출된 각 평가 대상 품목의 최적 재고 점수를 기준으로 전체 재고 품목의 중요도를 서열화 하고 A, B, C그룹으로 분류한다. WLO 모델은 기존의 여러 다기준 재고 분류 방법에 비해 단순하여 사용자가 이해하기 쉽고 객관적 가중치가 부여된다는 장점이 있다.

3. 제안하는 모델

본 장에서는 비교 대상 품목들 간에 보다 정확한 서열 판별을 위해 컨텍스트 의존 DEA 방법을 적용한 새로운 다기준 ABC 재고 분류 방법을 제시한다. 제안하는 방법은 기존 WLO 모델의 단점을 보완하기 위한 방법으로서, 각 품목 간 중요도를 서열화하는데 있어 효율성 점수에 의한 구분과 더불어 효율성 점수가 동일한 품목들 간의 중요도도 더 세분하여 구분하기 위한 방법이다. WLO 모델은 중요도 분류 기준에 객관적인 가중치를 부여하고 방법이 간단하여 사용자가 쉽게 이해하고 적용할 수 있다는 장점이 있지만, 효율성 점수가 동일한 품목들(특히 효율성 점수가 1인 품목들)이 다수 존재할 수 있어 정확한 서열 판별이 되지 않는다는 문제점을 안고 있다. 이는 WLO 모델이 DEA 기본 개념을 바탕으로 모형화되어 있기 때문이다. 일반적으로 DEA는 비교 대상 가운데 상대적 효율성을 분석하는 방법으로, 산출되는 효율성 점수는 효율성이 가장 높은 DMU들을 기준으로 나머지 DMU들의 상대적 효율성을 평가하도록 되어 있다. 이러한 DEA 방법은 비효율적인 DMU들을 포함시키거나 제외시켜도 다른 DMU들의 효율성 점수에는 영향을 미치지 않지만, 효율적인 DMU들을 제거하는 경우에는 다른 DMU들의 효율성 점수가 변하게 된다. 이는 비교 대상 가운데 효율성이 가장 높은 DMU들에 따라 나머지 DMU들의 효율성 점수가 달라질 수 있음을 의미한다. 이런 경우 효율성이 가장 높은 DMU들의 효율성 점수는 모두 "1"로 동일한 순위가 되어 정확한 서열을 구분하기 어렵다. 이처럼 다수

의 효율적인 DMU들이 발생하는 것을 방지하기 위해 전체 DMU의 개수를 투입과 산출요소의 총 개수의 3배 이상이 되도록 요구된다[4]. 하지만 이는 비교 대상을 선택함에 있어 현실적인 제약 요소로 작용한다. 한편, DEA 모형은 기본적으로 전체 DMU들을 효율적인 것과 비효율적 것들로 구분하는 것을 목적으로 하고 있으며, 효율적이지 않은 DMU들 간에 그 효율성을 비교할 수 있는 기준은 제공하지 않는다. 이와 같이 WLO 모델 또한 일반적인 DEA의 경우와 같은 방법을 적용하고 있으므로 정확한 서열 판별이 어렵다는 단점을 내포하게 된다. 이러한 문제점은 다기준 ABC 분류에서 정확하지 않고 비합리적인 서열 판별로 그 실용성을 저하시키는 요인으로 작용한다. 특히, 비교 대상 품목의 개수가 적고 각 품목별 기준 데이터들이 서로 유사 하여 효율적 점수가 1인 효율적인 품목이 다수 존재할 경우 다수의 효율적인 품목들간의 분류가 필요한 경우가 발생할 수 있다. 이런 경우 기존의 WLO 모델은 품목간의 정확한 ABC 분류가 어렵다는 문제점을 안고 있다.

기존의 WLO 모델을 적용할 경우 발생할 수 있는 문제점에 대한 이해를 돕기 위해 다음 <표 1>의 예제 데이터를 이용하여 설명하도록 한다.

<표 1> 예제 데이터

품목 번호	기준 1	기준 2	기준 3	기준 4	기준 5
1	27.73	4769.56	0.01	1.00	5840.64
2	110.40	883.20	0.50	5.00	33.20
3	49.50	594.00	0.50	3.00	33.84
4	71.20	854.40	1.00	4.00	67.40
5	78.40	313.60	0.01	4.00	60.60
6	51.68	103.36	0.01	6.00	210.00
7	14.66	703.68	0.48	4.00	40.82
8	72.00	216.00	0.46	5.00	56.00
9	65.00	455.00	0.43	4.00	31.24
10	49.92	3840.64	0.70	2.00	48.30
11	56.00	224.00	0.01	1.00	28.80
12	160.50	2407.50	0.50	4.00	53.02
13	57.98	3478.80	0.50	3.00	37.05

<표 1>은 본 논문의 이해를 돕기 위한 예제 데이터로 13개의 품목과 해당 품목의 중요도를 판단하기 위한 5가지 기준으로 구성되어 있다. 효율성 점수 기반의 중요도에 따라 A등급에 전체 품목의 20%인 3개의 품목이 할당되고 B등급에 30%인 4개의 품목이 할당되고 C등급에 나머지 6개의 품목이 할당된다고 가정한다.

기존의 WLO 모델은 적용되는 품목의 개수만큼 제약 조건 개수가 늘어나 계산의 복잡성이 커지는 어려움이 발생할 수 있다. 본 논문에서는 계산의 편의를 위해 기존의 WLO 모델을 다음 모형 (4)과 같이 쌍대 모형으로 변형하여 적용 하도록 한다.

$$\begin{aligned}
 gl_k = \min \quad & \sum_{n=1}^N \lambda_n \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{n=1}^N \lambda_n y_{jn} \geq y_{jk}, j=1, \dots, J; \\
 & \lambda_n \geq 0, n=1, \dots, N.
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

모형 (4)는 WLO 모델의 쌍대 모형으로 모든 품목들의 기준 값의 가중합이 평가 대상 품목의 기준 값 이상인 조건에서 가중치 합을 최소화하는 모형이다. λ_n 은 전체 품목 중 n번째 품목에 적용되는 가중치를 의미한다. <표 1>의 예제 데이터에 대해 모형 (4)를 적용하여 각 품목의 효율성 점수를 측정하고 서열을 분류한 결과는 다음 <표 2>와 같다.

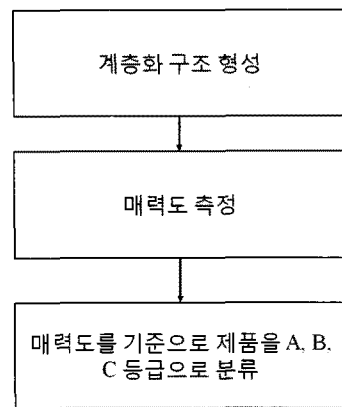
<표 2> WLO 모델의 결과

품목 번호	효율성 점수	서열
1	1.000	1
2	1.000	1
3	0.668	12
4	1.000	1
5	0.777	11
6	1.000	1
7	0.827	9
8	0.985	8
9	0.809	10
10	1.000	1
11	0.350	13
12	1.000	1
13	1.000	1

<표 2>에서 7개의 품목(1, 2, 4, 6, 10, 12, 13)은 효율성 점수가 1로 동일하다는 것을 알 수 있다. 또한 효율성 점수를 기준으로 서열을 구분할 경우 이 품목들은 동일한 서열 값을 가지게 된다. <표 2>의 결과를 바탕으로 앞서 가정된 품목 할당 분포를 적용하여 ABC 분류를 할 경우 A 등급에는 2개의 품목이 할당되어야 하는데 품목 1, 2, 4, 6, 10, 12, 13이 동일한 서열을 가지므로 해당 모델만으로는 정확한 분류가 어렵다는 문제점이 발생한다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서 WLO 모델에서 효율성 점수가 동일한 다수의 품목들을 서열화하기 위한 방법으로 컨텍스트 의존 DEA 개념을 적용한 새로운 분류 방법을 제시한다. 컨텍스트 의존 DEA 방법은 Tversky and Simonson[17]가 제시한 평가 컨텍스트 개념을 바탕으로 Seiford and Zhu[13, 14]에 의해 제안되었으며, 유사한 성질의 대상들 간의 상대적 매력도를 제 3자와의 비교를 통해 결정할 수 있다는 개념을 내포하고 있다. 예를 들면, 큰 원들 사이에 둘러싸인 원은 더 작아 보이고, 작은 원들 사이에 둘러싸인 원은 더 커 보인다. 품목에 대한 중요도를 선호도를 결정하는데 있어서도, 서로 유사한 중요도를 가지는 두 품목들 간의 상대적 매력도는 이 두 품목들보다 덜 중요한 품목과의 비교를 통해 파악할 수 있다. 즉, 비슷한 중요도를 가지는 품목이 다수 존재할 경우 다소 중요도가 떨어지는 품목과의 비교를 통해 가장 매력적인 품목을 결정할 수 있음을 의미한다. 기존의 WLO 모델과 같이 모든 품목들을 대상으로 효율성 점수를 산출하는데서 더 나아가, 상대적으로 효율성이 낮은 품목들을 기준으로 효율성이 높은 품목들에 대한 상대적인 매력도를 측정한다면 품목들 간의 중요도를 더욱 더 세분할 수 있게 된다. 여기서 효율성이 높은 품목들 간의 상대적인 매력도를 측정하기 위해 비교 대상이 되는 상대적으로 효율성이 낮은 품목집단을 평가 컨텍스트(evaluation context)라고 부른다.

다음 <그림 1>은 본 연구에서 제시하는 방법의 프로세스를 나타낸다.



<그림 1> 제시하는 방법의 절차

먼저 전체 품목을 대상으로 효율성 수준에 따른 계층화 구조를 형성한다. 이 계층화 구조에 따라 품목들의 중요도를 1차적으로 서열화한다. 다음으로 상대적으로 효율성이 높은 계층으로부터 효율성이 낮은 계층으로 이동하면서 각 계층에 속한 품목들의 매력도를 측

정한다. 마지막으로 측정된 품목별 매력도를 기준으로 각 계층 내의 품목 간 중요도를 서열화한 후, 전체 품목을 대상으로 A, B 그리고 C등급으로 분류한다.

관리하는 전체 품목을 대상으로 효율성 수준에 따른 계층화 구조를 형성하기 위해 대상 DMU 집합을 점차 축소시켜가면서 DEA 모형을 반복적으로 푸는 절차를 따른다. 즉, 전체 품목 집합을 대상으로 DEA 모형을 풀어 효율적인 DMU들을 판별한 후 이들로 첫 번째 계층을 형성한다. 첫 번째 계층으로 분류된 DMU들을 제거하고 남은 DMU들을 대상으로 또 다시 DEA 모형을 풀어 효율적으로 판별된 DMU들로 두 번째 계층을 형성한다. 이와 같은 절차를 모든 DMU들이 제거될 때까지 반복하여 계층화를 완성한다. 이러한 과정을 수행하기 위해 다음 모형 (5)를 순차적으로($l=1, 2, \dots$) 푼다.

$$\begin{aligned} \theta^*(l, k) = \min & \sum_{n \in F(R^l)} \lambda_n & (5) \\ \text{s.t.} & \sum_{n \in F(R^l)} \lambda_n y_{jn} - s_j^+ = y_{jk}, \\ & s_j^+ \geq 0, \quad j=1, \dots, J; \\ & \lambda_n \geq 0, \quad n \in F(R^l). \end{aligned}$$

R^l 은 전체 품목 집합을 의미하고, 이를 대상으로 모형 (5)를 풀어 효율적이라고 판별된 DMU들을 제거한 품목 집합을 R^2 로 둔다. 또한, R^2 를 대상으로 모형 (5)를 풀어 효율적 DMU들을 제거한 품목 집합을 R^3 로 하며, 이러한 과정을 반복하여 $R^l(l=1, 2, \dots)$ 을 구성한다. $F(R^l)$ 은 R^l 에 속한 DMU들의 지수(index) 집합을 뜻한다. 한편, $\theta^*(l, k)$ 는 R^l 을 대상으로 모형 (5)를 풀어 산출되는 평가 대상 품목 k 의 효율성 점수를 나타내며, 0과 1사이의 정규화 값을 가진다. 그 결과 1의 값을 가지는 품목을 효율적이라고 판별하고, 1보다 작은 값을 가지는 품목은 비효율적이라고 판별한다.

모형 (5)는 Seiford and Zhu[13, 14]가 제시한 계층화 DEA(stratification DEA) 모형을 다기준 ABC 재고 분류에 적용하기 위해 변형한 것이다. 이처럼 계층화를 하는 목적은 전체 품목들을 효율적인 품목과 그렇지 않은 품목으로 우선 나누고, 비효율적인 품목들에 대해서도 효율성 수준에 따라 서열화를 하기 위해서이다.

위와 같은 과정을 좀 더 정형화하면 아래와 같다.

- 단계 1 : $l:=1$ 로 둔다. R^1 는 전체 비교 대상 품목들의 집합이다.
- 단계 2 : 모형 (5)에 의해 R^1 에 속하는 품목들을 평가하여, 효율적인 품목 집합 E^1 을 구한다.
- 단계 3 : E^1 에 속한 품목들은 이후 평가에서 제외

한다. 즉 $R^{l+1} := R^l - E^l$ 로 둔다.

(만일 $R^{l+1} = \emptyset$ 이면 종료한다)

- 단계 4 : $l:=l+1$ 로 두고 단계 2로 간다.
- 종료 조건 : 만일 $R^{l+1} = \emptyset$ 이면 절차를 종료한다.

전체 품목들을 대상으로 계층화 구조를 생성한 후, 각 계층에 존재하는 효율성 수준이 비슷한 품목들을 더 세부적으로 서열화하기 위해 매력도를 측정한다. 매력도를 측정하기 위한 기본 개념은 다음과 같다. WLO 모델에서는 상대적 효율성을 평가하기 위해 효율성이 높은 품목들을 대상으로 나머지 품목들의 효율성을 평가하게 된다. 반면, 매력도를 측정하는 방법은 이와 반대의 개념으로 상대적으로 효율성이 낮은 품목들을 기준으로 효율성이 높은 품목들의 상대적인 매력도를 측정하는 방법이다. 해당 매력도는 각 품목의 중요도를 서열화 하기 위한 기준이 되며 매력도가 높을수록 중요도는 높다고 가정할 수 있다. 각 계층에 존재하는 품목에 대한 매력도를 측정하기 위해 다음 모형 (6)을 이용한다. 모형 (6)은 컨텍스트 의존 DEA에서 매력도를 측정하는 모델을 다기준 ABC 재고 분류에 적용하기 위해 변형한 것으로, 계층 $l_0(l_0=1, \dots, L)$ 에 속하는 품목 k 의 매력도를 계층 $l_0+d(d=1, \dots, L-l_0)$ 를 평가 컨텍스트로 삼아 평가한다. 여기서 L 은 계층화 과정에서 구해지는 계층의 개수를 나타낸다.

$$\begin{aligned} \theta_k^*(d) = \min & \sum_{n \in F(R^{l_0+d})} \lambda_n & (6) \\ \text{s.t.} & \sum_{n \in F(R^{l_0+d})} \lambda_n y_{jn} - s_j^+ = y_{jk}, \\ & s_j^+ \geq 0, \quad j=1, \dots, J; \\ & \lambda_n \geq 0, \quad n=1, \dots, N. \end{aligned}$$

모형 (6)에서는 계층 l_0 에 속하는 품목 k 가 하위 계층 l_0+d 로부터 얼마만큼 떨어져 있는지를 측정하고 있으며, $\theta_k^*(d)$ 의 값이 작을수록 많이 떨어져 있음을 뜻한다. 따라서 품목 k 의 매력도는 $1/\theta_k^*(d)$ 로 측정될 수 있다.

제시하는 방법에 대한 이해를 돕기 위해 <표 1>의 예제 데이터를 적용하여 각 품목의 매력도를 구하고 서열화 하는 방법에 대해 설명하도록 한다. 먼저 13개의 품목을 대상으로 모형 (5)를 적용하여 계층화 구조를 형성한다. 각 계층별 품목들과 효율성 점수는 다음 <표 3>과 같다.

총 3개의 계층으로 구성되었으며, 계층 1에는 1, 2, 4, 6, 10, 12, 13번 품목들이 포함되고, 계층 2에는 3, 5, 7, 8, 9번 품목들이 포함되고 마지막으로 계층 3에는 11번 품목이 포함된다. 이 결과를 바탕으로, 1차적으로 품목들의 중요도 서열을 구분할 수 있다. 즉, 계층 1에

속한 품목들이 가장 중요하고, 계층 3에 속한 품목들이 가장 중요하지 않다고 판단한다.

<표 3> 각 계층별 품목과 효율성 점수($\theta^*(l, k)$)

품목 번호	계층 1	계층 2	계층 3
1	1.000		
2	1.000		
3	0.668	1.000	
4	1.000		
5	0.777	1.000	
6	1.000		
7	0.827	1.000	
8	0.985	1.000	
9	0.809	1.000	
10	1.000		
11	0.350	0.715	1.000
12	1.000		
13	1.000		

다음으로 모형 (6)을 적용하여 각 계층별 존재하는 품목들의 매력도를 측정한다. 품목들의 매력도를 측정하기 위해 각 계층에 대한 평가 컨텍스트는 다음과 같이 구성한다. 계층 1의 평가 컨텍스트는 계층 2가 되고, 계층 2에 대한 평가 컨텍스트는 계층 3이 된다. 계층 3은 마지막 계층으로 평가 컨텍스트가 존재하지 않는다. <표 4>는 각 계층별 존재하는 품목들의 매력도를 측정 한 결과를 나타낸다.

계층 1에 존재하는 품목들 중 품목 1의 매력도가 96.380로 가장 높게 나왔고, 품목 2의 매력도가 1.805로 가장 낮게 나왔다. 계층 1에서 매력도 값에 의한 서열은 품목 1, 10, 13, 12, 6, 4, 2순으로 분류 할 수 있다. 계층 2에 존재하는 품목들 중 품목 3의 매력도 값이 50.000으로 가장 높게 나왔고, 품목 5의 매력도 값이 4.000으로 가장 낮게 나왔다. 계층 2에서 매력도 값에 의한 서열은 품목 3, 7, 8, 9, 5순으로 분류 할 수 있다. 계층 3은 가장 효율성이 낮은 계층이고 또한 품목이 하나만 존재하므로 품목 11은 가장 낮은 서열로 분류가 된다.

중요도에 따라 품목을 ABC 등급으로 분류하기 위해 앞서 언급한 것과 동일하게 A등급에 전체 품목의 20%인 3개의 품목을 할당하고 B등급에 30%인 4개의 품목을 할당하고 C등급에 나머지 6개의 품목을 할당한다고 가정한다면, 계층 1부터 품목의 서열에 따라 A등급에는 품목 1, 10, 13이 할당되고, B등급에는 품목 12, 6, 4, 2가 할당되고, C등급에는 제품 3, 7, 8, 9, 5, 11이 할당

된다. 이는 기존의 WLO 모델이 6개의 품목(1, 2, 4, 6, 10, 12, 13)이 동일한 효율성 점수를 가져 더 이상의 세부적인 서열 분류가 힘들다는 단점을 보완한 것으로, 효율성이 유사한 각 계층의 제품들에 대해 매력도에 의한 서열 분류를 추가적으로 함으로써 보다 정확한 ABC 재고 분류가 가능하다는 것을 보여 주고 있다.

<표 4> 각 계층별 품목들의 매력도

품목 번호	매력도 값	서열
계층 1		
1	96.380	1
2	1.805	7
4	2.000	6
6	3.465	5
10	5.458	2
12	3.885	4
13	4.944	3
계층 2		
3	50.000	8
5	4.000	12
7	48.000	9
8	46.000	10
9	43.000	11
계층 3		
11	N/A	13

4. 비교 실험

본 절에서는 제안하는 방법과 기존의 WLO 방법을 비교하여 분석한다. 비교 분석은 Flores et al.[7]과 Ramanathan [12]의 연구에서 사례 연구로 적용한 데이터를 대상으로 하였으며, 본 연구에 용이하게 적용하기 위해 47개의 데이터 중 연간 수요량이 높은 품목 1번부터 30번까지 30개의 데이터를 최종 분석 대상으로 선정하였고 1개의 중요도 기준을 추가 하였다. 새롭게 추가한 중요도 기준은 진부화 속도로 이는 생산 기술의 변화 및 소비자의 선호도 변경이 빈번한 환경에서 재고 품목 분류를 위한 중요한 기준이라 판단하여 추가하였다. <표 5>는 본 연구에서 비교 분석을 하기 위해 사용하는 데이터이다. 실험에 적용된 품목의 수는 총 30개이고, 각 품목은 총 5개의 중요도 기준(연간수요, 품목단가, 리드타임, 전문가 중요도, 진부화 속도)으로 구성되어 있다. 리드타임은 1에서 7주 사이의 범위를 의미하고, 전문가 중요도는 전문가에 의한 각 품목의 중요도를 평가한 0과

1사이의 값으로 1에 가까울수록 중요도가 높고, 반대로 0에 가까울수록 중요도는 낮음을 의미한다. 진부화 속도는 각 품목이 얼마나 빨리 진부화 과정을 거치는 것인지를 표현한 것으로, 그 값이 클수록 진부화가 빨리 발생하여 관리의 중요도가 커진다.

품목의 중요도에 따라 서열을 판별하고 ABC 분류를 하기 위해 A등급에 전체 품목의 10%인 3개의 제품이 할당되고 B등급에 40%인 12개의 품목이 할당되고 C 등급에 나머지 15개의 품목이 할당된다고 가정한다. 제안하는 모델의 유용성과 WLO 모델과의 차이점을 비교하기 위해, 두 가지 모델로부터 도출되는 전체 품목의 분류 결과를 살펴보기로 한다.

<표 5> 비교 실험 데이터

품목 번호	연간 수요	품목 단가	리드 타임	전문가 중요도	진부화 속도
1	5840.64	49.92	2.00	1.00	72
2	5670.00	210.00	5.00	1.00	53.02
3	5037.12	23.76	4.00	1.00	49.48
4	4769.56	27.73	1.00	0.01	7.07
5	3478.80	57.98	3.00	0.50	60.6
6	2936.67	31.24	3.00	0.50	40.82
7	2820.00	28.20	3.00	0.50	30
8	2640.00	55.00	4.00	0.01	67.4
9	2423.52	73.44	6.00	1.00	59.6
10	2407.50	160.50	4.00	0.50	51.68
11	1075.20	5.12	2.00	1.00	19.8
12	1043.50	20.87	5.00	0.50	37.7
13	1038.00	86.50	7.00	1.00	29.89
14	883.20	110.40	5.00	0.50	48.3
15	854.40	71.20	3.00	1.00	34.4
16	810.00	45.00	3.00	0.50	28.8
17	703.68	14.66	4.00	0.50	8.46
18	594.00	49.50	6.00	0.50	2407.5
19	570.00	47.50	5.00	0.50	1075.2
20	467.60	58.45	4.00	0.50	1043.5
21	463.60	24.40	4.00	1.00	1038
22	455.00	65.00	4.00	0.50	883.2
23	432.50	86.50	4.00	1.00	854.4
24	398.40	33.20	3.00	1.00	810
25	370.50	37.05	1.00	0.01	2640
26	338.40	33.84	3.00	0.01	2423.52
27	336.12	84.03	1.00	0.01	2407.5
28	313.60	78.40	6.00	0.01	1075.2
29	268.68	134.34	7.00	0.01	1043.5
30	224.00	56.00	1.00	0.01	1038

<표 5>의 데이터에 이용하여 계층화 구조를 형성하면 총 7개의 계층이 생성되며 각 계층에 포함되는 품목의 정보는 다음 <표 6>과 같다. 30개의 품목을 대상으로 모형 (5)를 적용하여 효율성 분석을 하면 4개의 품목(2, 13, 18, 21)이 효율성 값이 1로 가장 효율적인 품목들이 되고 해당 품목들은 계층 1에 포함될 수 있다. 계층 1의 품목들을 제외하고 나머지 품목들을 대상으로 모형 (5)를 적용하면 4개의 품목(1, 9, 23, 26, 29)이 효율성이 가장 높은 품목이 되고 계층 2에 포함 될 수 있다. 계층 2의 품목들을 제외하고 나머지 품목들을 대상으로 모형 (5)를 반복적으로 적용하면 계층 3에는 5개의 품목(3, 10, 19, 24, 27), 계층 4에는 5개의 품목(5, 12, 14, 20, 28), 계층 5에는 5개의 품목(4, 6, 15, 22, 25), 계층 6에는 5개의 품목(7, 11, 16, 17, 30), 계층 7에는 1개의 품목(8)이 각각 포함 될 수 있다. 각 계층별 동일한 효율성 값을 가지는 품목들을 대상으로 보다 정확한 서열 판별을 위해 모형 (6)을 적용하여 각 계층별 매력도를 측정한다. 각 계층의 평가 컨텍스트는 해당 계층의 바로 아래 하위 계층이 된다(예를 들면, 계층 1의 평가 컨텍스트는 계층 2가 된다).

<표 6> 각 계층별 품목 번호

계층 번호	품목 번호
1	2, 13, 18, 21
2	1, 9, 23, 26, 29
3	3, 10, 19, 24, 27
4	5, 12, 14, 20, 28
5	4, 6, 15, 22, 25
6	7, 11, 16, 17, 30
7	8

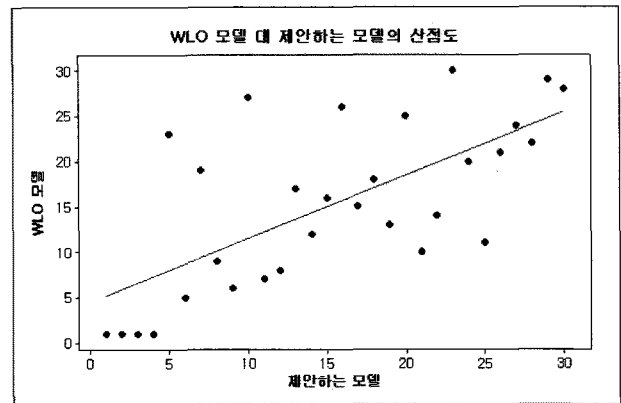
계층 1에 존재하는 품목들의 서열 판별을 위해 계층 2를 평가 컨텍스트로 하여 중요도 서열을 구분하면 해당 계층에서 품목 2의 매력도 값이 2.163으로 가장 높게 나와 서열이 가장 높으며, 다음으로 품목 18, 13 그리고 21순으로 서열이 구분된다. 계층 3을 평가 컨텍스트로 하여 계층 2의 품목들에 대한 서열을 구분하면 품목 29의 매력도 값이 1.511로 해당 계층에서 가장 높게 나와 서열이 가장 높으며, 품목 9, 26, 1 그리고 23순으로 서열이 구분된다. 동일한 방법으로 계층 3, 4, 5, 6에 존재하는 품목들의 매력도 값을 계산 하여 서열을 구분한다. WLO 모델과 본 연구에서 제안하는 모델의 서열을 비교하면 다음 <표 7>과 같은 결과를 얻을 수 있다. <표 7>에 의하면 WLO 모델의 경우 품목 2, 13, 18, 21은 효율성 점수가 1.000로 동일한 서열을 나

타낸다. 이러한 결과는 3개의 품목이 A등급에 할당된다고 가정하는 경우 중요도에 대한 서열 구분이 되지 않게 만들어 정확한 품목 할당이 불가능하게 한다. 반면, 제안하는 모델의 경우 효율성 점수가 동일한 품목들 간의 매력도 값을 측정하므로 한 계층 내에서도 더 세분화된 서열을 도출할 수 있다. 3개의 품목이 A등급에 할당된다고 할 때 제안하는 모델의 경우 품목 2, 18, 13이 A등급에 할당될 수 있다. 또한, 품목 21의 경우 WLO 모델에서는 서열이 1이 되어 품목 2, 18, 13과 중요도 수준에서 구분되지 않지만, 제안하는 모델에서는 서열이

4가 되어 더 낮은 중요도를 가지는 것으로 판별됨을 알 수 있다. 이는 제안하는 모델이 품목의 서열을 구분하고 ABC 재고 분류를 수행하는데 보다 정확하고 합리적인 접근 방법임을 보여 주고 있다. <그림 2>는 <표 7>에서 WLO 모델과 제안하는 모델과의 서열에 대한 선형 관계를 파악하기 위해 산점도 그림(scatter diagram)으로 나타낸 것이다. <그림 2>를 통해 WLO 모델과 제안하는 모델과의 서열 관계가 서로 완벽히 일치하지는 않지만 상관 계수가 0.674로 두 모델의 서열 값이 양의 선형 관계를 보이는 것을 확인할 수 있다.

<표 7> WLO 모델과 제안하는 모델과의 결과 비교

품목 번호	WLO 모델		제안하는 모델		
	효율성	서열	계층	매력도	서열
1	0.860	9	2	1.241	8
2	1.000	1	1	2.163	1
3	0.938	7	3	2.200	11
4	0.153	30	5	1.691	23
5	0.543	18	4	1.271	18
6	0.529	20	5	1.073	24
7	0.525	22	6	50.000	28
8	0.266	28	7	1.000	30
9	0.984	5	2	1.368	6
10	0.569	17	3	1.631	13
11	0.755	11	6	100.000	25
12	0.588	15	4	1.296	17
13	1.000	1	1	1.143	3
14	0.586	16	4	1.575	15
15	0.801	10	5	1.779	21
16	0.484	24	6	57.000	27
17	0.527	21	6	61.000	26
18	1.000	1	1	1.469	2
19	0.741	12	3	1.145	14
20	0.685	13	4	1.055	19
21	1.000	1	1	1.076	4
22	0.660	14	5	1.726	22
23	0.971	6	2	1.239	9
24	0.914	8	3	2.000	12
25	0.478	25	5	2.543	20
26	0.541	19	2	1.249	7
27	0.441	27	3	2.239	10
28	0.475	26	4	1.500	16
29	0.518	23	2	1.511	5
30	0.223	29	6	15.401	29



<그림 2> WLO 모델과 제안하는 모델의 산점도

5. 결론

본 연구에서는 다기준 ABC 재고 분류 문제에 대한 해법으로 WLO 모델이 가지는 한계점을 극복하기 위해, 보다 정확한 서열 판별을 이룰 수 있는 컨텍스트 의존 DEA 방법을 응용한 새로운 재고 분류 방법을 제시하였다. 기존의 WLO 모델에서는 효율성 점수가 동일한 제품이 다수 존재할 수 있어 정확한 서열 판별이 어렵게 될 수 있다는 점을 해결하기 위해 효율성 수준이 유사한 품목들 간의 상대적인 매력도 값을 분석하고 해당 매력도 값에 따라 더 세분화된 서열을 도출하는 방법이다. 제안하는 방법에서는 먼저 효율성 수준을 기준으로 품목들을 계층화 하고, 다음으로 각 계층에 존재하는 품목들을 대상으로 하위 계층에 속하는 품목들을 평가 컨텍스트로 한 상대적 매력도를 측정하고, 마지막으로 해당 매력도 값을 기준으로 서열을 분류하였다. 또한, 본 연구에서 제시하는 방법의 유용성을 확인하기 위해 5개의 중요도 기준이 있는 30개의 품목을 대상으로 기존의 WLO 모델과의 비교 실험 시행하였다. 본 연구에서 제시하는 방법은 효율성 점수가 동일한 품목이 다수 발생하여 서열 도출이 어렵게 되는 단점을 예방할 수 있다. 특별히 평가

대상이 되는 품목의 수가 적거나 평가 기준이 각 품목별로 유사하여 효율성 값이 동일한 품목이 다수 발생할 수 있는 경우에 보다 정확한 다기준 ABC 재고 분류에 도움이 될 것으로 판단된다. 또한 기존의 연간 수요 기준만을 적용하여 ABC 분류를 하던 방법에서 벗어나 다 기준을 고려하여 객관적이고 정확한 재고 분류를 통하여 경제적인 재고 관리 및 생산이 가능하리라 판단한다. 본 연구의 유용성에도 불구하고 향후 보다 많은 기준들을 대상으로 중요도를 서열화 하는 실험과, 각 품목의 중요도 기준에 부여되는 가중치에 비합리적인 값이 부여되는 것을 방지하는 방법에 대한 연구가 필요하리라 판단된다.

참고문헌

- [1] Andreson, P. and Petersen, N. C.; "A procedure for ranking efficient unit in data envelopment analysis," *Management Science*, 39 : 1261-1294, 1993.
- [2] Charnes, A., Cooper, W. W., and Rhodes, E.; "Measuring the efficiency of decision making units," *Journal of Operating Research*, 2 : 429-444, 1978.
- [3] Cohen, M. A. and Ernst, R.; "Multi-item classification and generic inventory stock control policies," *Production and Inventory Management Journal*, 29 : 6-8, 1988.
- [4] Cooper, W. W., Seiford, L. M., and Tone, K.; *Data Envelopment Analysis : A Comprehensive Text with Models, Applications, References*, Kluwer Academic Publisher, Boston, 2000.
- [5] Doyle, J. and Green, R.; "Efficiency an Cross-efficiency in DEA : Derivations, Meanings and Uses," *Journal of Operational Research Society*, 45 : 567-578, 1994.
- [6] Flores, B. E. and Whybark, D. C.; "Implementing multiple criteria ABC analysis," *Journal of Operations Management*, 7(1) : 79-84, 1987.
- [7] Flores, B. E., Olson, D. L. and Dorai, V. K.; "Management of multi criteria inventory classification," *Mathematical and Computer Modelling*, 16 : 71-82, 1992.
- [8] Guvenir, H. A. and Erel, E.; "Multi criteria inventory classification using a genetic algorithm," *European Journal of Operational Research*, 105 : 29-37, 1998.
- [9] Ng, W. L.; "A simple classifier for multiple criteria ABC analysis," *European Journal of Operational Research*, 177 : 344-353, 2007.
- [10] Partovi, F. Y. and Hopton, W. E.; "The analytic Hierarchy process as applied to two types of inventory problems," *Production and Inventory Management Journal*, 35 : 13-19, 1993.
- [11] Partovi, F. Y. and Anandarajan, M.; "Classifying inventory using an artificial neural network approach," *Computers and Industrial Engineering*, 41 : 389-404, 2002.
- [12] Ramanathan, R.; "ABC inventory classification with multiple-criteria using weight linear optimization," *Computers and Operations Research*, 33 : 695-700, 2006.
- [13] Seiford, L. M. and Zhu, J.; "Profitability and marketability of the top 55 U. S. commercial banks," *Management Science*, 45 : 1270-1288, 1999.
- [14] Seiford, L. M. and Zhu, J.; "Context-dependent data envelopment analysis-Measuring attractiveness and progress," *Omega*, 31 : 397-408, 2003.
- [15] Sexton, T. R., Silkman, R. H., and Hogan, A. J.; *Data Envelopment Analysis : critique and extensions*, In *Measuring efficiency : An Assessment of Data Envelopment Analysis*, 73-104, Jossey-Bass, SanFrancisco, 1986.
- [16] Talluri, S.; "A benchmarking method for business-process reengineering and improvement," *The International Journal of Flexible Manufacturing System*, 12 : 291-304, 2000.
- [17] Tversky, A. and Simonson, I.; "Context-dependent Preferences," *Management Sciences*, 39 : 1179-1189, 1993.
- [18] Venchek, A. H.; "An improvement to multiple criteria ABC inventory classification," *European Journal of Operational Research*, 201 : 962-965, 2010.
- [19] Zhou, P. and Fan, L.; "A note on multi-criteria ABC inventory classification using weighted linear optimization," *European Journal of Operational Research*, 182 : 1488-1491, 2007.
- [20] Zhu, J.; *Quantitative models for performance evaluation and benchmarking-Data Envelopment Analysis with Spreadsheets and DEA Excel Solver*, Kluwer Academi Publishers, 2003.