

물류활동의 효율성 평가에 관한 연구*

유병우 · 노승중 · 전승호

Efficiency Assessment of Logistics Activities

Beyong W. Yoo · Seung J. Noh · Seung H. Jeon

〈Abstract〉

This paper presents a model for assessing the efficiency of logistics activities in distribution centers. The DEA approach is adopted to compare the relative efficiency of distribution centers, where considered as input and output factors are warehouse floor area, field storage area, average inventory level, overhead costs, number of workers, number of orders, and total value of goods handled. The artificial neural network approach is also adopted to overcome the limitation of DEA. The 12 distribution centers of Korea Telecom are studied for the validation of the model, which results in 84.9% of learning accuracy. This model can be used to identify the inefficient factors in a distribution center and to reveal changes in the degree of efficiency over time.

1. 서 론

'90년대에 들어서 급격한 경제규모의 확대는 물동량의 증가 요인이 되었지만 이를 수용할 수 있는 물류 관련 사회기반시설의 부족과 물류에 대한 인식 및 관리조직, 관리시스템의 미흡 등에 의해 기업의 물류비 증가는 기업의 연평균 매출액 증가율을 상회하고 있다. 따라서 기업의 입장에서 물류활동을 보다 효율적으로 수행하여 물류비를 절감하고 동시에 양질의 서비스를 제공하여 경쟁력을 갖추어 나아가는 것은 매우 중요한 경영과제가 되고 있다. 물류활동의 효율성 평가는 효율성 향상을 위해 선행되어야 할 작업이며, 효율 향상의 목표를 설정하는 전제가 되고, 결과에 대한 판단의 수단으로서 중요한 의미를 가진다. 따라서 효율성 평가의 목적은 효율성 수준 파악과 비효율 원인 분석이라 볼 수 있다.

본 연구는 물류활동의 효율성을 측정하는데 있어 생산합수나 비율분석 등을 이용하는 기존의 연구방법과 달리 특정 합수형태에 의존하지 않는 선형계획법(Linear Programming)의 한

종류인 자료포괄분석(DEA: Data Envelopment Analysis)과 인공신경망(Artificial Neural Network)을 이용하여 물류센터의 효율성 수준을 파악하고, 비효율의 정도를 계량적으로 측정할 수 있는 평가 방법을 개발함을 목적으로 한다.

DEA는 투입과 산출의 인과관계가 명확하지 않은 비영리 공공조직의 상대적 효율성을 평가하기 위해 개발된 기법으로서, 조직간의 투입요소(Multiple Input)와 산출요소(Multiple Output)를 상호비교함으로써 효율성을 측정하고 상대적 개념에서의 비효율성을 파악할 수 있게 한다. 현재 DEA는 학교, 병원, 은행 등의 공적인 조직 뿐만 아니라 제조업, 소매업, 서비스업의 효율성 평가 및 벤치마킹(benchmarking) 기법으로 널리 사용되어 그 유효성이 인정되고 있지만 상대적 효율성만을 측정할 수 있다는 한계점을 가지고 있다. 본 연구에서는 DEA와 인공신경망을 복합적으로 이용하여 이러한 DEA의 한계점을 극복하고 절대적 효율성을 평가함으로써 물류관리자 또는 기업경영자에게 보다 유용한 정보를 제공할 수 있는 새로운 방법론을 제시한다.

* 본 연구는 '96 한국통신 장기기초 학술연구비 지원으로 수행되었음

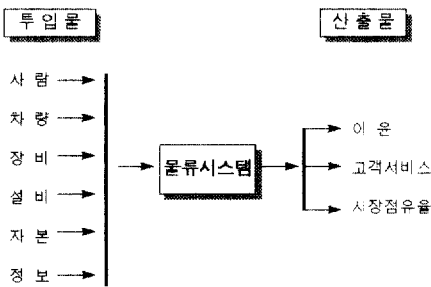
DEA와 인공신경망을 복합적으로 적용하면 수·배송, 보관, 주문처리, 고객센터 등을 담당하는 배송센터의 효율성을 종합적, 객관적으로 측정할 수 있으며, 이를 통하여 물류활동의 비효율 요인을 파악하고 경쟁사 대비 자사의 효율성 수준을 파악할 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구에서 제시한 물류활동의 효율성 평가방법은 한국통신을 대상으로 그 타당성을 실증 분석하였다.

2. 물류활동의 효율성 측정 및 평가방법

2.1 물류활동과 효율성 측정

물류활동은 기업의 특성과 환경에 따라 차이를 보이며, 또한 같은 물류활동이라도 기업에 따라서 그 중요성도 달라진다. 우리 나라 기업의 '95년도 물류활동별 물류비는 운송비(37.8%), 보관비(17.5%), 일반관리비(16.1%), 포장비(14.0%), 물류정보비(9.8%) 그리고 하역비(4.9%)로 구성되어 있다.' 따라서 운송비와 보관비 그리고 일반관리비가 차지하는 비율은 71.4%로 대부분의 물류활동비를 차지하고 있으며 중점적으로 관리해야 할 물류활동임을 알 수 있다.

물류활동의 효율성 측정을 위한 투입물과 산출물의 선택은 신중하게 고려되어야 하는데, 일반적인 물류활동의 투입물과 산출물은 <그림 1>과 같이 분류할 수 있다.(Clack, et al., 1991)



<그림 1> 물류활동의 투입물과 산출물

물류활동은 개별적으로 그 효율성을 향상시킬 수 있는 것은 아니다. 그 이유는 각각의 활동이 서로 상호작용하여 이루어 지므로 어느 한 부분의 효율을 강조하면 다른 한쪽의 효율성이 떨어질 수 있기 때문이다. 그러므로 효율성의 향상이라는

목표를 원활히 달성하기 위해서는 효율성의 측정이 올바로 이루어져야 하며, 따라서 측정상의 신뢰성과 타당성이 요구된다. 물류 효율성 측정에 있어서 중점적으로 고려해야 할 사항은 측정가능성(measurability), 개선가능성(improvability), 비교가능성(comparability) 등이다. 측정가능성이란 평가의 기준 및 대상이 객관성과 공정성을 확보할 수 있도록 측정 가능한 형태로 표현되어야 한다는 것으로서, 이를 평가 기준의 요건으로 규정하는 것은 평가자의 자의가 개입된 주관적 평가의 가능성을 배제하여 공정한 평가를 수행하기 위해서이다. 개선가능성은 물류 효율성에 대한 평가가 궁극적으로는 물류개선을 통한 능력의 향상 및 사회 기여도의 증진을 목적으로 하고 있음을 감안할 때 평가 기준이 평가대상의 물류개선을 유도할 수 있어야 한다는 뜻이다. 비교가능성은 평가 대상이 되는 조직간 물류성과의 상호 비교를 가능케 하는 평가 기준이 선행되어야 함을 의미한다.

2.2 물류활동 효율성 평가 방법의 비교

효율성 평가에 이용되는 대표적 접근방법으로 비율분석법, 회귀분석법 그리고 DEA 등을 들 수 있다.

비율분석법(ratio analysis)은 비율이나 지표(index)로 표시되는 척도를 이용하여 특정 조직의 생산성을 평가하는데 이용되는 분석 기법으로서, 재고회전을, 노동생산성, 기계화율, 수출율 등이 그 예이다. 그러나 이러한 비율분석법은 다수의 투입 및 산출 요소들을 고려해야 하는 상황에서는 재요소들을 단일한 척도로 통합하기 위해 사전에 각 요소들에 대한 가중치를 부여해야 한다는 점, 성과에 대한 부분적 측정을 통해 효율성을 평가하기 때문에 전체 투입-산출관계를 설명하지 못한다는 점, 몇몇 중요한 요소에 초점을 맞춰 이를 상호 비교한다는 점 등의 이유로 주관적이고 부정확한 평가를 할 우려가 있다는 것이 단점으로 지적되고 있다.

회귀분석법(regression)은 기술 관계에 대한 정확한 정보가 알려지지 않은 산업에서 투입-산출의 관계 즉, 관측 자료들 간에 존재하는 생산 관계를 파악하는 방법이다. 이 모형은 선형·비선형회귀식에 의해 산출에 관련된 총 투입을 추정한 후, 이 추정 산출량을 실제 산출량과 비교하여 추정 투입이 실제 투입과 같거나 실제 투입보다 클 경우에는 효율적인 기관으로 결정하는 평가 방식이다. 그러나 회귀분석법은 다음의 몇 가

1) 대한상공회의소, '95 기업의 물류관리실태 조사보고, 1995.

지 사실들에 기인하여 개별 기관들의 효율성 측정법으로 채택 되는데 어려움이 있다. 즉, 효율·비효율을 구분하는 기준이 임의로 설정된 것이고, 회귀분석 추정치 또한 최소자승법을 토 대로 한 투입·산출관계의 평균적 추정치만을 제공할 뿐이며, 분석 결과가 적절한 모형(선형/비선형)의 선정 여부에 좌우된 다는 점 때문에 회귀분석법에 의한 평가는 실적을 왜곡 평가 하여 객관성이 결여된 결과를 제시할 우려가 있다.

자료포괄분석법(DEA)은 투입과 산출의 인과관계가 명확하 지 않은 의사결정단위들(DMUs : Decision Making Units)의 상대적 효율성, 특히 운영효율성(operating efficiency)을 평가하 기 위하여 개발된 기법으로서, 다음과 같은 특성을 갖는다. 첫째, 다수의 산출과 투입을 갖는 DMU의 효율성평가가 가능하 다. 둘째, 구체적 생산함수에 관한 정의를 필요로 하지 않는 다. 즉, 효율적인 투입·산출관계를 알 필요가 없다. 셋째, DEA 는 비효율적 DMUs의 탐색과 투입요소별 비효율정도(과다 투 입 부분)의 파악을 가능하게 하며, 따라서 효율성 개선방안에 대한 정보를 얻을 수 있다. 반면 DEA는 기술적 관계를 나타 내는데는 한계가 있다. 예를 들어, 투입자원을 보다 싼 가격에 구입하였는지의 여부나 동일산출물이라도 보다 양질의 서비스 를 제공했는지의 여부는 분석해 낼 수 없다. 또한 DEA는 상대적 효율성만을 측정한다는 약점이 있다. 어떤 DMU가 다른 DMUs와 비교하여 얼마나 상대적으로 효율적인지는 알려주지 만 이론적 최대값(theoretical maximum)을 구해낼 수도 없고 이와 비교도 가능하지 않다.

3. 연구모형의 설계

3.1 DEA와 인공신경망을 이용한 효율성 평가

주요 물류활동의 효율성 평가방법에 대한 장·단점 비교를 통해 상대적으로 새로운 기법인면서 평가의 정확성과 타당성 면에서 가장 뛰어나다고 평가할 수 있는 DEA를 본 연구의 효 율성 평가방법으로 이용하였다. 구체적으로, DEA의 주요모델 인 CCR ratio model, BCC model, Multiplicative model, Additive model 중에서 전반적 효율성의 객관적 평가와 비효 율의 정도를 계량적으로 파악할 수 있는 CCR 비율 모델을 이 용하였다.

CCR(Charnes, Cooper, and Rhodes, 1978)비율 모델은 가장 최초의 DEA모델이다. 이 모델은 산출물/투입요소, 즉 공학적 인 의미의 효율개념을 다산출물-다투입요소 상황에 발전시킨

형태로 표현된다. u 와 v 는 평가하려는 대상에 대한 투입과 산 출의 비율 최적의 효율성으로 나타내도록 설정된 계수벡터이 며 그 비율의 구체적인 수식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Max } h_o &= \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \\ \text{s. t.} \quad &\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1, \text{ for } j = 1, \dots, n \\ &\frac{u_r}{m} \geq \epsilon, \text{ for } r = 1, \dots, s \\ &\frac{v_i}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \geq \epsilon, \text{ for } i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

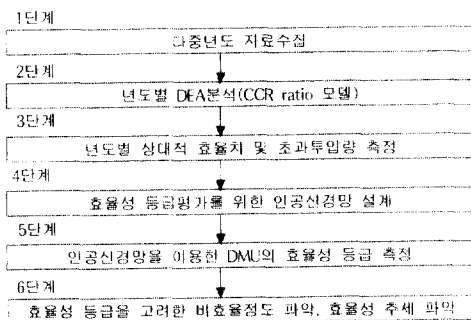
여기에서 x_{ij} 는 j 번째 DMU에 대한 i 번째 투입량이며 y_{rj} 는 j 번째 DMU에 대한 r 번째 산출량이다. DMU_o 는 평가대상이 되 는 DMU이고 j 는 평가대상 DMU의 수이다. 위의 프로그램에 대한 해로서 u_r 와 v_i 가 결정되고, 그 값에 산출물과 투입물의 값을 곱함으로써 DMU_o 의 상대적 효율성 즉 h_o 가 계산된다. 제약조건에 나타난 바와 같이 투입물 x_{ij} 와 산출물 y_{rj} 에 가중 치 벡터 u 와 v 를 곱한 비율은 1보다 같거나 작아야 한다. 이 조건은 모든 DMU에 다 적용되는 조건이기 때문에 목적함수 의 값 h_o 또한 1보다 같거나 작아야 한다.

DEA는 미국 등 여러 나라에서 학교, 은행, 병원, 제조산업, 서비스산업 등의 효율성 측정에 폭넓게 이용되어 그 타당성을 높이 평가받고 있는 기법이다. 하지만 DEA의 여러 가지 장점 에도 불구하고 측정대상 의사결정단위의 상대적 효율성만을 측정할 수 있다는 한계점으로 인해 평가대상의 효율성이 실제 로 얼마나 증가 또는 감소되고 있는지의 여부는 판별할 수가 없었다. 예를 들어, 평가대상 DMUs 중 A라는 DMU가 '95년 도에 효율이 낮다고 나타났으나 '96년에는 효율이 높다고 나 타났다면, 이것이 실제적으로 DMU A의 효율이 향상되었기 때문인지 아니면 다른 DMU들의 효율이 저하되었기 때문인지 알 수가 없다. 따라서 물류활동의 비효율의 원인을 찾아내고 시계열적으로 효율성의 증감을 계량적으로 파악할 수 있는 새 로운 방안이 기업의 물류활동 효율성 평가시 요구되는데, 이

러한 문제를 해결하기 위해 현재 많이 이용되고 있는 DEA 모델로는 윈도우 분석(window analysis)(Charnes, Clack, et al., 1985)이 있다. 윈도우 분석은 여러 기간으로 나누어 측정된 동일한 DMUs를 각각 독립적인 DMU로 간주하여 효율성을 평가하는 방법으로 시계열적으로 DMUs의 효율성 증감 추세를 파악할 수 있게 한다. 그러나 윈도우 분석법은 평가대상 DMU가 새로 생기거나 기존의 DMU가 없어질 경우 효율치 측정에 영향을 받게되고 비교대상 DMU의 효율성에 따라 효율치가 결정되기 때문에 이 방법 역시 상대적 효율치를 측정하는 DEA의 근본적인 한계점을 벗어나지 못하고 있다. 그러므로 다른 DMUs의 효율 증감에 독립적으로 효율치를 측정할 수 있어야만 완전한 시계열적 효율성 증감 추세를 파악할 수 있는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 인공신경망의 도입이 필요하게 된다. 인공신경망은 패턴학습이 가능하므로 DMUs의 효율성을 측정하기 위해 매년 DEA를 수행하지 않아도 DEA를 위해 요구되는 입·출력값과 DEA를 통해 나온 효율치에 대한 패턴을 학습함으로써 DEA와 유사한 값을 예측하여 줄 수가 있고, 새로 추가된 DMUs의 평가를 위해 기존의 다른 모든 DMUs를 고려할 필요가 없기 때문에 평가의 편리성과 합리성을 확보할 수 있다. 본 연구에서는 DEA의 결과를 보다 일반화시킬 수 있도록 인공신경망을 보완적으로 이용하여 물류활동의 효율성을 복합적으로 평가한다.

3.2 효율성 평가의 절차

본 연구에서 제안하는 물류활동의 효율성 평가 방법은 <그림 2>와 같이 크게 6단계로 구분된다.



<그림 2> 물류활동의 효율성 평가의 절차

첫 단계는 물류활동의 효율성 측정에 이용되는 입력물과 출

력물에 대한 자료수집 단계이다. 이 때 효율성의 추세를 파악하기 위한 다중년도의 자료가 수집되어야 한다. 제 2단계와 3단계는 CCR ratio 모델을 이용한 DEA 수행단계로 비교대상인 DMUs 간의 상대적 효율성을 측정하고, 동시에 비효율적인 DMU의 물류활동 부문별 비효율치를 계량적으로 파악한다. 이 과정은 연도별로 분리하여 실행되며 따라서 종횡단분석(cross-sectional analysis)의 성격을 갖는다. 지금까지 DEA를 이용한 대부분의 연구는 종횡단분석으로 수행되었고 상대적 효율성을 측정하는 DEA의 특성 때문에 연도별 효율성의 증가 혹은 감소는 비교할 수 없었다. 따라서 평가대상 DMU의 절대적 효율성을 평가할 수 있어야만 연도별 효율성의 증감 추세 및 정도를 파악할 수 있게된다. 제 4단계에서는 효율성의 정도를 등급으로 측정할 수 있는 인공신경망을 설계한다. 인공신경망의 설계는 구조선택, 학습규칙, 정규화 방법, 학습자료 및 테스트자료의 수집 등의 과정을 포함한다. 제 5단계에서는 설계된 인공신경망을 이용하여 각 DMU의 효율성 등급을 측정한다. 측정된 효율성 등급은 제 3단계의 결과치인 비효율의 정도를 파악하는 과정에서 이용된 참조집합의 효율성 등급을 알 수 있기 때문에 보다 정확한 비효율의 정도를 파악할 수 있게 한다. 그 결과로 마지막 제 6단계의 결과인 효율성 등급을 고려한 비효율적인 DMU의 계량적인 비효율의 정도와 연도별 효율성 추세를 파악할 수 있게 된다.

4. 사례연구

4.1 적용대상 업체의 선정

DEA와 인공신경망을 이용한 물류활동의 효율성 평가 방법을 실제로 적용하여 그 유효성을 검증하기 위해 우리 나라의 대표적 정부투자기관으로 연간 약 2조 원 상당의 물자를 조달하며, 이 중 물류비가 약 2,200억 원으로 추정되는 한국통신을 선정하였다. 한국통신을 연구대상업체로 선택한 이유는 첫째, 대규모 조달물류활동을 수행하고 있는 한국통신 내의 12개 배송센터(전화전설국)가 각기 동일한 물류업무를 수행하고 있으므로 물류활동의 투입·산출요소가 일치하며 둘째, 배송센터별 규모나 기술의 편차가 크지 않기 때문에 규모의 경제 효과나 기술적효율성에 따른 영향을 배제한 순수한 운영효율성을 측정할 수 있으며 셋째, 한국통신이 정부투자기관이며 공공서비스제공 업체라는 특성 때문에 타산업에 비해 물류활동의 운영이 경기변동과 같은 외부환경에 비교적 독립적이므로

연도별 효율성 추세 평가 결과에 대한 높은 신뢰성을 기대할 수 있기 때문이다.

4.2 투입, 산출물의 선택

DEA의 적용을 위해서는 우선 투입물과 산출물의 요소를 정의하는 작업이 선행되어야 한다. 투입물 선택의 경우 자본요소, 비용요소, 노동요소를 적용하는 것이 일반적이다. 본 연구에서는 자본요소로서 창고 및 야적장 면적, 비용 요소로서 재고비용, 운송비, 인건비를 제외한 경비, 노동요소로 물류관련 업무를 수행하는 직원의 수를 선정하였다. 한 직원이 물류 업무를 포함한 복수의 업무를 수행하는 경우 물류업무 투입시간 비율을 곱하여 인력 수를 계산하였다. 산출요소로는, 1년간의 전화국 및 투자공사 현장을 대상으로 하는 출하액수와 출하 청구 처리건수로 하였다. 투입물과 산출물은 <표 1>과 같이 정리할 수 있다.

<표 1> 한국통신의 물류활동 효율성 측정을 위한 투입물과 산출물

	투 입 물	산 출 물
물류활동	X1. 창고 면적	Y1. 총출하액
	X2. 야적장 면적	
	X3. 평균재고액	Y2. 청구처리건수
	X4. 경비	
	X5. 물류인원 수	

DEA를 위한 투입물, 산출물 자료는 충분한 수의 DMU와 인공신경망의 패턴학습을 위해 전국 12개 건설국으로부터 '93~'95년의 3년치 자료를 설문을 통해 수집하였다. <표 2>는 한국통신의 '93~'95년도 12개 건설국의 실제 물류활동 자료 통계이며 건설국명은 A~ L로 대체하였다.

<표 2> '93~'95년도 12개 건설국 투입물과 산출물의 요약 통계치

투입물/산출물	평 균	표준편차	Min.	Max.
창고 면적(평)	538.57	301.42	177	1,212
야적장 면적(평)	4,402.31	3,074.45	426	12,411
평균재고액(백만원)	5,447.71	8,537.39	27	39,000
경비(만원)	12,740.21	13,019.29	976	54,508
물류인원 수(명)	22.94	9.38	8	44
총출하액(백만원)	90,326.23	52,165.69	13,909	215,424
요구처리건수(회)	3,973.45	2,773.41	620	9,600

4.3 DEA 결과 및 문제점

3년간의 각 건설국의 산출물과 투입물에 해당하는 자료를 수집하며 이를 DEA를 이용하여 분석한 결과는 <표 3>과 같다. 여기에서 상대적 효율치는 0 보다 크고 1 보다 같거나 작은 범위의 수치로 표현된다. 어떤 건설국의 효율치가 1이면 이것은 효율적 프론티어(efficient frontier) 상에 있는 건설국으로 효율적이라고 말할 수 있으며, 1보다 작은 값을 갖는 건설국은 상대적으로 비효율적이라 할 수 있다. 참조 DMU집합이란 해당 건설국의 평가에 사용된 타건설국의 집합을 말한다. 참조 DMU집합에 포함된 DMU들은 모두 효율적인(효율치가 1인) 건설국이다. <표 3>에서 '95년도 DMUs 중 가장 낮은 효율치를 보인 DMU는 DMU K로 0.3828이다. 효율치가 서열을 정하는 절대적 기준은 아니지만 효율적 비교집단들과 비교하여 정해지는 값이므로 각 DMU의 상대적 비효율 정도를 보여준다고 할 수 있다. 따라서 '95년도 DMU K의 효율치 0.3828은 비교집단 '95년도 DMU F, H, J, L과 비교하여 약 38%의 효율을 보이고 있다는 것으로 해석할 수 있다. 비효율적인 건설국은 DEA를 통해 어떤 요소에서 어느 정도의 비효율이 발생하였는가를 <표 4>와 같이 계량적으로 파악할 수 있다. 업무의 특성상 산출량 즉, 1년간의 출하액과 출하 처리 건수를 인위적으로 조정할 수 없기 때문에 효율을 높이기 위해서는 투입물의 양을 줄이는 것이 단기적인 대응방안이 될 수 있으며, 장기적으로 참조 DMU집합이 효율적인 이유를 구체적인 분석을 하고 비효율적인 건설국들과 비교함으로써 비효율적인 건설국들의 경영개선에 필요한 방안을 찾아낼 수 있다.

<표 4>는 본 분석대상에 포함된 12개의 '95년도 DMUs 중 효율치가 1미만인 DMU E의 비효율 정도를 나타내 주는 것으로 투입요소별 초과투입량은 실제값에서 비교대상 DMU F와 L의 산출물과 투입요소에 해당되는 람다(Lambda)값을 곱하여 더한 값을 빼서 구한다.

여기에서 문제점은 '95년도 DMU E가 효율적 DMU인 DMU (95) F와 L에 비해 실제로 얼마나 효율적인가를 알 수 없다는 점이다. 단지 비교집단 중에서 가장 효율적이라는 것이지 다른 비교집단과 비교해서도 항상 효율적이라는 말할 수 없다. 따라서 비효율성의 정도를 정확히 파악하기 위해서는 참조집합 DMUs의 효율성 정도가 선행적으로 파악되어야 한다. 참조집합 DMUs의 효율성 정도는 서로 다른 집단간에도 비교 가능한 척도로 측정할 수 있어야 하는데, 이러한 요구는 인공신경망의 학습능력을 이용하여 해결할 수 있다.

〈표 3〉 DEA 결과

DMU(93)	참조DMU집합	효율치	DMU(94)	참조DMU집합	효율치	DMU(95)	참조DMU집합	효율치
A	-	1.0000	A	-	1.0000	A	-	1.0000
B	-	1.0000	B	-	1.0000	B	-	1.0000
C	-	1.0000	C	F, I, L	0.9765	C	F, L	0.8266
D	C, F, I, L	0.6565	D	F, I, L	0.9023	D	F, L	0.6447
E	B, C, L	0.8473	E	F, I, L	0.8011	E	F, L	0.6250
F	-	1.0000	F	-	1.0000	F	-	1.0000
G	C, F, L	0.9986	G	F, J, L	0.6299	G	F, J, L	0.9918
H	-	1.0000	H	-	1.0000	H	-	1.0000
I	-	1.0000	I	-	1.0000	I	F, L	0.8447
J	-	해당없음	J	-	1.0000	J	-	1.0000
K	B, C, F, L	0.3512	K	F, I, L	0.3184	K	F, H, J, L	0.3828
L	-	1.0000	L	-	1.0000	L	-	1.0000

〈표 4〉 비효율적인 DMU E(95)의 초과투입량

Efficiency = 0.6250

Facet : F L

Lambda : 0.467926 0.153503

변수형태	변 수	실제값	Value If Efficient	초과투입량
산출물	출하액(백만원)	89,000	89,000	0
산출물	처리건수(회)	720	720	0
투입물	창고면적(평)	764	210.57	553.43
투입물	야적장면적(평)	3,340	1,851.65	1,488.35
투입물	평균재고(백만원)	2,428	2,428	0
투입물	경비(만원)	11,900	11,900	0
투입물	물류인원 수(명)	30	11.51	18.49

4.4 인공신경망을 이용한 효율성 등급의 측정

4.4.1 입력요소와 출력요소의 결정

인공신경망의 학습을 위한 입력요소는 DEA 분석을 위해 이용된 각 배송센터의 5종의 투입물(창고 면적, 야적장 면적, 평균재고액, 경비, 물류인원 수)과 2종의 산출물(총 출하액, 청구 처리 건수)이며, 산출요소는 DEA의 결과치인 각 건설국의 물류효율을 5등급으로 나눈 값으로 5가지 경우의 수를 나타낼 수 있는 벡터값으로 표현된다. 여기에서 효율치가 1인 효율적인 DMU들의 효율성 증가 여부를 판별하기 위해 보다 효율적인 가상의 DMU가 필요하게 된다. 상대적으로 효율적인 가상의 DMU는 기술적 최대치(theoretical maximum)값을 갖는 DMU로서 각 DMU마다 다를 수 있다. 본 연구에서는 조사된 35개 DMUs의 기술적 최대치를 각각의 DMU의 투입물과 산출물에 대해 투입물이 10% 감소되고 산출물이 10% 증가한 값

으로 일관되게 정의하였다. 또한 인공신경망의 학습을 위해 〈표 5〉와 같은 규칙에 의해 각 DMU당 12개의 가상의 DMU를 생성하여 총 455개의 DMUs를 생성하였다.

DEA를 통해 얻은 각각의 DMU 효율치는 입력물-산출물의 배합형태에 따라 결정되는데 인공신경망의 5등급으로 구분되는 출력값은 바로 DEA의 결과값인 효율치에 따라 결정된다. 등급구분의 기준은 단순히 해당 등급에 균형적으로 각각의 DMUs가 분포하도록 하는 것이며, 따라서 〈표 6〉과 같은 결과를 얻었다. 효율성 정도를 5등급으로 구분하는 것은 연간 효율성의 증감을 확인하기 위한 과정이기 때문에 보다 세분될 수도 있으며 물류효율의 등급을 구분하는 기준 역시 임의로 수정될 수 있다.

'93~'95년도의 실제 DMUs의 DEA 결과치를 〈표 6〉의 등급기준에 따라 구분하여 연간 효율성의 증감을 파악하려면 먼저 각 등급에 해당하는 점수를 부여하여야 한다. 그리고 각

〈표 5〉 가상 DMUs의 생성 규칙

번호	규칙	번호	규칙
1	투입요소 5% ↓, 산출요소 -	7	투입요소 10% ↓, 산출요소 -
2	투입요소 5% ↑, 산출요소 -	8	투입요소 10% ↑, 산출요소 -
3	투입요소 5% ↓, 산출요소 5% ↑	9	투입요소 10% ↓, 산출요소 10% ↑
4	투입요소 5% ↑, 산출요소 5% ↓	10	투입요소 10% ↑, 산출요소 10% ↓
5	투입요소 -, 산출요소 5% ↓	11	투입요소 -, 산출요소 10% ↓
6	투입요소 -, 산출요소 5% ↑	12	투입요소 -, 산출요소 10% ↑

(↑ : 증가, ↓ : 감소, - : 변함없음)

〈표 6〉 인공신경망 학습을 위한 물류효율 등급의 구분

각 DMU의 효율치(h_0)	등급	벡터 값	해당 DMU의 갯수
$0.9 \leq h_0 \leq 1.0$	1	(1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0)	31
$0.75 \leq h_0 < 0.9$	2	(0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0)	121
$0.6 \leq h_0 < 0.75$	3	(0.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0)	109
$0.45 \leq h_0 < 0.6$	4	(0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 0.0)	92
$h_0 < 0.45$	5	(0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0)	90

DMU의 점수를 합계하여 년도별로 비교한다. 년도별 효율성의 증감추세를 파악하기 위해 1등급은 5점, 5등급은 1점 등 등급별로 점수를 차등 부여하였으며 〈표 7〉과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

〈표 7〉 년도별/DMU별 효율성 등급

DMU 년도	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	점수
'93	2	2	4	5	5	2	5	3	3	N/A	5	2	28
'94	2	2	4	4	5	2	4	2	4	2	5	2	30
'95	2	2	3	4	4	2	3	3	3	2	5	2	33

(1등급=5점, 2등급=4점, 3등급=3점, 4등급=2점, 5등급=1점)

DMU J의 경우 '93년도의 등급이 없기 때문에 다른 년도의 동일한 DMU와 비교할 수 없으므로 점수계산에서 제외하였고 DMU J를 제외한 A~L까지의 점수의 합은 '93년도에 28점, '94년도에 30점, '95년도에 33점으로 차츰 증가하고 있는 것으로 분석되었다. 또한 〈표 7〉의 결과에 의해 '95년도에 비효율적인 배송센터로 측정된 DMU E의 참조DMU집합이었던

DMU F와 L의 효율등급이 모두 2등급에 해당함을 알 수 있기 때문에 DMU E가 얼마큼 비효율적인가를 보다 정확히 파악할 수 있게 된다.

이러한 결과는 인공신경망을 이용하여 예측한 효율성등급에 의한 결과가 아니라 DEA의 결과값을 단순히 인공신경망 학습을 위한 등급구분 기준에 적용하여 얻은 것이므로 미래의 DMUs에 대한 등급 측정은 이러한 방법으로 더이상 수행할 수 없다. 그 이유는 기존의 등급구분에 이용되었던 DMUs와 새로운 DMUs를 합쳐서 DEA를 수행할 경우 상대적 효율치를 계산하는 DEA의 특성 때문에 새로운 DMUs의 영향으로 기존의 DMUs의 효율치가 변하게 되므로 일관된 측정값을 기대할 수 없기 때문이다. 따라서 미래의 DMUs의 효율성 등급은 인공신경망을 이용하여 측정하여야 한다. 한편 본 연구에서는 모든 DMUs에 동일한 가중치를 부여하여 년도별 효율성 점수를 계산하였는데 DMU의 규모에 있어서 차이가 있을 경우 각 DMU별 가중치를 부여하여 계산하는 방법도 고려하는 것이 바람직하다.

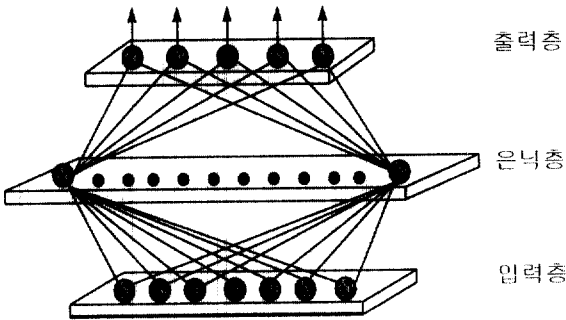
4.4.2 인공신경망의 설계

인공신경망이 다른 시스템에 비해 가지는 가장 큰 장점은 학습이 가능하다는 것이다. 인공신경망의 학습은 처리요소간의 연결 가중치를 일정한 규칙에 따라 조절하는 것으로 이루어지며, 이 때의 일정한 규칙을 학습 규칙(learning rule)이라고 한다.

인공신경망은 주어진 학습 입력력 자료로부터 숨겨진 규칙성(regularities)을 찾아낼 수 있다. 즉, 예제를 통한 학습이 가능하며 이는 프로그래밍 필요가 없는 컴퓨터 시스템을 만들 수 있는 잠재력을 의미한다. 결국, 기존의 컴퓨팅 기법은 프로그래머에 의해 미리 정해진 순서에 따라 수행되는데 비하여

인공신경망은 입력값과 출력값이 주어지면 원하는 결과를 낼 수 있도록 학습하는 것이다. 이러한 인공신경망의 접근방법은 사람이 알고리즘이나 프로그램을 개발할 필요가 없으므로 시간과 노력을 줄일 수 있다는 장점과 함께 인공신경망으로 하여금 자신이 경험하지 못한 입력에 대해서도 자신의 내부 상태에 의하여 적절하게 반응할 수 있게 한다.

인공신경망의 구조는 입력 계층(input layer)과 은닉 계층(hidden layer), 그리고 출력 계층(output layer)의 세 계층을 기본 구조로 한다. 입력 계층은 물류활동의 5가지 투입물과 2가지 산출물로 구성된 7개의 노드(node)들로 이루어지며, 출력 계층은 5개의 등급을 나타내주는 벡터값을 표현할 수 있도록 5개의 노드를 갖는다. 다만, 은닉 계층의 수와 계층 내의 처리요소(processing element)의 개수에 대해서는 이론적인 제한이 없으므로 주관적으로 결정하게 되며, 그 타당성은 실험에 의해 확인되어야 한다. 그러나 하나 또는 두개의 은닉 계층만 있어도 거의 모든 형태의 문제해결 공간을 형성할 수 있는 것으로 알려져 있기 때문에 가장 간단하면서도 우수한 성능을 보이는 한 개의 은닉계층을 사용한 인공신경망 구조를 <그림 3>과 같이 선택하였다.



<그림 3> 인공신경망의 입출력 구조

한국통신의 물류활동 자료는 인공신경망에 그대로 이용할 수 없으므로 입력 자료 형태의 변환을 위해 정규화(normalizing) 작업을 하였다. 정규화 작업은 입력변수의 값이 0과 1사이의 값을 갖도록 수집된 각 변수 중 각 변수내의 가장 큰 값으로 나머지 변수들의 값을 나누어 수행하였다.

학습방법은 가장 보편적으로 사용되고 있고 성능도 우수하다고 알려진 오류 역전파(Back-propagation)알고리즘을 사용하였고, 출력계층과 은닉계층의 전이 함수는 오류 역전파 인공신경망에서 일반적으로 사용하는 시그모이드(Sigmoid) 함수를

사용하였다. 인공신경망을 학습시키기 전에 여러 변수들을 초기화해야 하므로 각 처리요소의 연결 가중치를 -0.1에서 0.1 사이로 무작위화(randomizing)하고 학습 회수는 각 처리요소당 5,000번의 학습부터 시작했다. 이 학습회수는 점차 증가하면서 테스트 과정을 거치게 되고 가장 적절한 성능을 보인다고 여겨지는 학습회수를 최종 결정하게 되는데, 일반적으로 학습회수를 무한히 증가시킨다고 해서 성능이 좋아지는 것은 아라는 사실이 밝혀진 바 있다.

4.4.3 실험 및 결과분석

인공신경망을 학습하기 위해 선행되어야 할 작업은 학습을 위한 자료와 테스트를 위한 자료를 구분하는 것이다. 입력요소와 출력요소의 패턴을 학습시키고, 학습된 인공신경망의 성능을 테스트하기 위한 자료를 나누는 방법은 일반적으로 수집된 자료를 80 : 20의 비율로 학습과 테스트 자료를 구성하는 것과 시스템의 신뢰성 저하를 막기 위해 학습과 테스트 자료를 구분하여 학습 자료 집합을 그대로 테스트에 사용하지 않는 것이다. 한국통신의 물류효율성 평가를 위해서는 총 455개의 자료 중 24.8%에 해당하는 113개의 자료를 테스트 자료로 사용하였고 테스트 자료는 1, 2, 3, 4, 5 각 등급에서 균등하게 추출하여 실험하였다.

인공신경망의 예측률을 실험하기 위해 인공신경망에 적합한 형태로 변환된 학습 자료 집합이 시스템으로 입력된다. 입력계층의 처리요소로 7개, 출력계층의 처리요소로 3개의 구조로 설계된 인공신경망에 113개의 테스트 자료를 이용하여 실험을 하였다. 은닉층의 수는 1개로 결정하였으나 은닉계층 내의 처리요소는 개수를 계속 변화시키면서 그 중 가장 높은 예측률을 보이는 것으로 결정하였다. 이 때 결정된 처리요소의 개수는 11개였다. 은닉층의 처리요소가 11개로 정해졌으므로 학습 회수에 따른 예측률의 변동을 보기 위한 실험을 하였고, 실험결과는 아래 <표 8>과 같았다.

위 실험들을 살펴보면 342개의 학습 자료에 의해 5,000번 학습시켰을 경우 113개의 테스트 자료 중 단지 41개의 출력만이 목적 패턴과 일치하여 36.28%의 예측률을 보였다. 이는 매우 저조한 성능이라고 할 수 있다. 그러나 학습 회수가 증가할 수록 인공신경망의 예측률도 점차 나아졌는데, 150,000번의 학습으로 84.95%의 예측률을 보였고, 150,000번 이상에서는 더 이상의 예측률 증가가 없었다. 결론적으로 인공신경망의 예측률은 150,000번의 학습에 84.95%라고 말할 수 있다.

〈표 8〉 학습회수 변화에 따른 예측률 변동

실 험	학 습 회 수	예 측 수	예 측 륜
실험 1	5,000	41	36.28 %
실험 2	10,000	63	55.75 %
실험 3	50,000	82	72.56 %
실험 4	100,000	92	81.41 %
실험 5	150,000	94	84.95 %
실험 6	200,000	94	84.95 %

등급별 예측률은 〈표 9〉와 같이 1등급의 예측률이 62.50%로 가장 저조하며 5등급의 경우 96.95%로 가장 높았다.

〈표 9〉 등급별 예측률

등 급	자 료 수	예 측 수	예 측 륜(%)
1등급	8	5	62.50
2등급	30	25	83.33
3등급	30	27	90.00
4등급	22	19	86.36
5등급	23	20	96.95

인공신경망을 통한 예측률 실험에서 DEA의 결과값에 의해 분류된 5등급을 정확히 예측할 확률은 학습자료의 수와 등급의 세분화 정도에 따라 다소 차이가 있을 수 있기 때문에, 향후 수집 가능한 표본의 수가 증가할 경우 보다 정확한 예측률을 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

5. 결 론

최근 물류비 증가와 함께 물류관리의 중요성에 대한 인식이 점차 확산되면서 물류의 성과평가의 필요성이 제기되고 있다. 그러나 이를 평가할만한 체계적 절차와 객관적인 측정방법의 개발은 아직 미흡한 형편이다. 물류의 성과평가는 효과성과 효율성이라는 관점에서 일반적으로 측정되는데 효과성 측정의 경우 객관적이고 정량적인 평가가 매우 어려워 주로 주관적인 평가에 그치고 있으며, 효율성 측정의 경우도 주로 비율지표에 의존하고 있기 때문에 종합적인 관점에서의 평가를 기대할 수 없는 것이 현실이다.

본 연구에서는 물류관리자 또는 기업 경영자에게 "현재 물류부문에 투입된 재화의 근본적인 효과는 무엇인가?"에 대한

답을 줄 수 있는 물류의 성과평가 방법을 제시하였다. 구체적으로, 물류활동의 효율성 평가를 위해 DEA와 인공신경망 기법을 이용하였으며 물류활동에 있어 비효율의 요소와 정도 그리고 연간 효율성의 증감 추세를 파악할 수 있었다. 특히 인공신경망을 이용하여 DEA의 약점을 극복할 수 있는 새로운 방법을 제시하였으며, 한국통신의 배송센터 기능을 담당하고 있는 12개 건설국의 물류활동 효율성 평가를 통해 이 방법론의 유효성을 검증하였다. 본 연구에서 제시한 물류활동의 효율성 평가방법론을 적용할 경우의 이점은 첫째, 정량적인 비효율 요소의 파악이 가능하다는 점, 둘째, 효율치의 상대적 비교뿐만 아니라 절대적 비교가 가능하며 따라서 DMU의 추가 또는 소멸과 관계없이 효율성의 추세를 파악할 수 있다는 점, 셋째, 평가의 편리성을 제공한다는 점 등이다.

인공신경망을 이용하여 물류활동의 투입물과 산출물물 입력하여 84.9%의 예측률로 각 건설국의 물류활동 효율성을 5등급으로 판별할 수 있었고, 이러한 결과를 바탕으로 각 건설국의 물류활동 효율성이 년도별로 얼마나 증가 혹은 감소했는가를 파악할 수 있었으며, 물류업무를 위한 설비 투자와 인력의 배치 등에 있어서 경영자로 하여금 합리적인 의사결정을 할 수 있는 정보를 제시할 수 있었다. 이는 또한 한국통신과 같이 물류활동의 효율성을 비교평가할 대상이 존재하지 않는 특수한 형태의 기업에 있어 내부 벤치마킹(internal benchmarking) 기법으로 적절히 이용될 수 있을 것이다.

【참 고 문 헌】

- [1] 김대수, 신경망 이론과 응용(1), 하이테크정보사, 1994
- [2] 안태식, "은행영업점의 성과평가방법으로서의 DEA: 테스트와 비교", 경영학연구, 제21권 제1호, pp.71-102, 1991.
- [3] 최문경, "서비스산업의 효율성 측정에 관한 연구", 박사학위 논문, 동국대학교 대학원, 1988.
- [4] Bailey, D. and Thompson, D., "How to develop neural networks?," AI Expert, Vol.5, pp.38-47, 1990.
- [5] Ballou, R. H., Business Logistics Management, 3rd Ed., Prentice Hall Inc., 1992.
- [6] Bowersox, D. J., Logistical Management-A systems integration of physical distribution management and materials management, Macmillan Publishing Co., Inc., 1978.
- [7] Charnes, A., Clacke, Charles T., Cooper, W. W., Golany, Boaz, "A Developmental Study of DEA in Measuring the

Efficiency of Maintenance Unit in the U.S. Air Forces", Annals of Operation Research, pp 95-112, 1985.

[8] Charnes, A., Cooper, W. W., Lewin, A. Y. and Seiford, L. M., Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Application, Kluwer Academic Pub., 1994.

[9] Charnes, A., Cooper, W. W., and Rhodes, E., "Measuring Efficiency of Decision Making Units," European Journal of Operations Research, Vol.13, No.2, pp.429-444, 1978.

[10] Clarke, Richard L. and Gourdin, Kent N., "Measuring the Efficiency of the Logistics Process", Journal of Business Logistics, Vol.12, No.2, pp.17-32, 1991.

[11] Gaudill, M., "Neural Network Training Tips and Techniques," AI Expert, Vol. 6, No.1, pp. 56-61, 1996.

[12] Hecht-Neilsen, R., Neurocomputing, HNC, Inc., 1990.

[13] Lippmann, R., "An Introduction to Computing with Neural Nets," IEEE ASSP Magazine, April, pp.4-22, 1988.

[14] Mentzer, J. T. and Konard, B. P., "An Efficiency/Effectiveness Approach to Logistics Performance Analysis," Journal of Business Logistics, Vol.12, No.1, pp. 2-16, 1991.

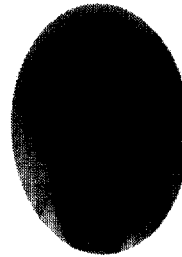
[15] Nelson, M. M. and lingworth, W. T., A Practical Guide to Neural Nets, Addison-Wesley Publishing Co., Inc., 1991.

[16] Turban, E., Expert systems and Applied Artificial Intelligence, New York, Macmillan, Inc., 1992.

[17] Zeidenberg M., Neural Networks in Artificial Intelligence, Ellis Horwood, 1990.



유병우
 1963년 서울사대 수학과 졸업
 1971년 뉴욕주립대 SUNY(Buffalo) 전산통계학 석사
 1975년 뉴욕주립대 SUNY 산업경영학 박사
 1975년 토론토대학 경영학과 및 산업공학과 연구교수 및 도시 교통문제연구소 수석연구원
 1982년 한국동력자원부 에너지분소 자원경제연구실장
 현재 아주대 경영학부 교수
 관심분야 MIS 및 GIS, 교통시스템 계획 및 물류정보시스템 개발 등



노승중
 1983년 서울대 산업공학과 학사
 1985년 서울대 산업공학 석사
 1992년 미국 미시간대학교 산업공학 박사
 1992년 한국통신 연구개발원 아주대 경영학부 교수
 현재 대기이론 및 응용, 물류시스템, 통신시스템 분석 및 평가, 통신경영등



전승호
 1990년 아주대 수학과 졸업
 1992년 경영정보학 석사
 현재 아주대학교 경영학과 박사과정
 관심분야 인공지능 응용연구, 의사결정지원시스템, 물류시스템 평가방법론 개발 등