

신경망을 이용한 컨테이너 물동량 예측에 관한 연구

박성영* · 이철영**

*한국해양대학교 대학원, **한국해양대학교 물류시스템공학과 교수

A Study on the Forecasting of Container Volume using Neural Network

Sung-Young Park* · Chul-Young Lee**

*Graduate school of National Korea Maritime University, Korea

**Department of Logistics Engineering, National Korea Maritime University, Korea

요약 : 컨테이너 물동량 예측은 항만과 항만의 개발에 있어서 매우 중요하다. 일반적으로 이동평균법, 지수평활법, 회귀분석과 같은 통계적인 방법들은 물동량 예측에서 많이 사용되어졌다. 하지만, 컨테이너 물동량 예측에 영향을 주는 여러 가지 요소들을 고려해 보면 다중병렬처리시스템인 신경망을 이용하는 것이 효과적이다. 본 연구는 신경망의 역전파학습알고리즘을 이용하여 컨테이너 물동량을 예측하였다. 신경망을 이용하여 영향력 있는 요소들을 선별하였으며, 선별된 요소들을 이용하여 물동량 예측을 하였다. 또한 제안된 신경망 알고리즘과 통계적인 방법의 예측들을 비교하였다.

핵심어 : 신경망, 물동량 예측, 학습율, 역전파 알고리즘

Abstract : The forecast of a container traffic has been very important for port and development. Generally, Statistic methods, such as moving average method, exponential smoothing, and regression analysis have been much used for traffic forecasting. But, considering various factors related to the port affect the forecasting of container volume, neural network of parallel processing system can be effective to forecast container volume based on various factors. This study discusses the forecasting of container volume by using the neural network with back propagation learning algorithm. Affected factors are selected based on impact vector on neural network, and these selected factors are used to forecast container volume. The proposed the forecasting algorithm using neural network was compared to the statistic methods.

Key words : neural network, volume forecast, learning rate, backpropagation algorithm

1. 서 론

1.1 연구의 배경 및 목적

현재 전세계 대부분의 국가들의 산업은 IT(Information Technology)화 되어가고 있으며 그 중요성 또한 매우 크다고 할 수 있다. 그로 인해서 많은 자본과 기술이 정보화에 투자되고 있는 실정이다. 그러나, 아무리 이러한 정보화, 과학화 산업 속에서도 무역활동에 있어서 항만이 없어서는 안 된다. 우리나라의 경우에도 국제무역규모에 있어서 수출입화물의 95% 이상이 해상 운송에 의해서 이루어지고 있는 실정이다. 그러므로 항만은 국제무역의 관문인 동시에 국가발전의 중요한 역할을 하고 있다.

전세계적으로 홍콩, 싱가포르, 부산, 카오슝, 로테르담, 상하이 등 60여 개의 항들이 연간 100만 TEU이상의 컨테이너를 처리하고 있고, 이들 항만들은 매년 그 물동량이 증가되고 있는 추세를 보이고 있다. 또한, 동북아 중심의 항만이 되기 위해서 한국, 일본, 중국 등 여러 동북아국가들은 지금도 보이지 않

는 치열한 경쟁을 하고 있다. 이러한 중요한 시기에 있어서 항만의 물동량 예측은 항만의 개발과 계획의 수립에 매우 필요한 정보가 아닐 수 없다.

예측방법은 크게 정성적인 방법과 정량적인 방법이 있으며, 정성적인 방법은 전문가의 지식이나 경험을 바탕으로 이루어지는 것으로서 대표적인 방법으로는 델파이법, 시장조사법, 패널 조사법 등이 있다. 정량적인 방법은 과거의 데이터를 이용하여 미래의 값을 예측하는 방법인데 자료에 나타난 패턴이 미래에도 연속적으로 적용이 된다는 가정에서 예측하는 시계열 예측 방법과 원인과 결과의 관계로 인과형 자료를 기초로 예측을 하는 인과형 예측방법이 있다.

기존의 물동량 예측의 방법들은 단지 과거의 물동량의 흐름에 대하여 미래 물동량을 예측하는 시계열 자료에 의한 예측방법들이 대부분이었다. 하지만, 항만의 물동량은 독립적으로 존재하는 것이 아니며 많은 항만의 요소들과 유기적으로 밀접한 관계를 가지고 있다. 그러므로, 물동량 예측에 있어서 이러한 요소들을 이용하는 것은 당연하다. 기존의 예측방법들은 물동량에 영향을 주는 많은 요소들이 배제되었으며 이에 더 정확한 예측을 위해 이러한 요소의 이용이 필요하게 된다.

본 논문은 다수의 요소를 동시에 처리하는 병렬처리시스템

* 정회원, empirer@hanmail.net, 051)410-4911

** 중신회원, yiici@kmaritime.ac.kr, 051)410-4331

인 신경망을 이용하여 컨테이너항만의 물동량의 예측을 하였으며 이는 과거 물동량 자료뿐만 아니라 항만에 관계된 많은 요소들을 변수로 이용한다. 또한 예측에 사용되어진 항만의 관련 요소들을 신경망을 이용해서 중요도를 분석하였으며 중요도가 높은 변수를 이용하여 개선된 물동량의 예측을 하였다.

이에 본 연구는 컨테이너항만의 물동량 예측에 대한 중요성을 인식하고 새로운 물동량 예측방법을 제안한다.

2. 신경망 이론

2.1 신경망의 특징

신경망의 대표적인 특징으로는 학습능력과 일반화를 들 수 있다.

신경망의 학습능력은 일반적으로 목표패턴이 주어지는 지도 학습(Supervised learning)에서 잘 나타난다. 학습은 입력값에 대한 출력값들의 오차를 줄이면서 계속적인 반복을 통하여 연결가중치값들을 조절해 나간다. 이러한 학습은 신경망이 경험하는 환경에 따라 자신의 내적인 상태를 매우 간단한 규칙에 의해 변형시킴으로써 스스로 내적 지식을 축적하는 능력을 말하기도 한다. 기존의 프로그램들은 미리 정해진 알고리즘에 따라 수행되는 반면에 신경망은 입력값과 목표값이 주어지면 학습을 통하여 원하는 출력값을 얻어내는 형태이다.

일반화는 학습이 이루어지고 난 다음에 경험한 것에 대해 다른 형태의 입력에 대하여 적절한 답을 얻어 낼 수 있음을 말한다.

2.2 신경망의 학습알고리즘

신경망이 주어진 데이터의 특성을 학습하는 데 사용되는 학습알고리즘(learning algorithm)에는 여러 가지가 있는데 가장 보편화 된 것 중에 하나가 역전파 학습알고리즘(Back propagation learning algorithm)이다. 이 알고리즘은 최소자승 알고리즘의 비선형적인 형태로 볼 수 있다.

학습 알고리즘의 기본원리는 다음과 같다.

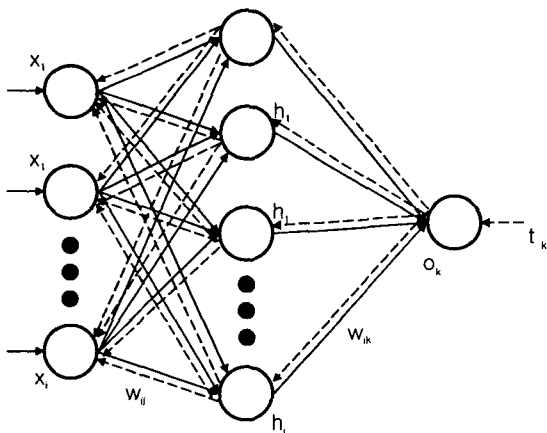


Fig. 1 Neural Network Frame of Back-propagation Algorithm

입력층의 성분들을 x_i , 은닉층의 성분들을 h_j , 출력층을 o_k 라고 표기하였다. 또한 입력층과 은닉층 사이의 연결강도를 w_{ij} , 은닉층과 출력층의 연결강도를 w_{jk} 로 표기하였다. 입력자료의 다른 패턴들을 구분하기 위하여 위 첨자 p 로 표기하였으며 p 번째 패턴의 입력자료 중 i 번째 성분은 x_i^p 로 표기된다. 초기단계에서 연결강도 w_{ij} , w_{jk} 와 오프셋 θ_j , θ_k 를 각각 임의의 값 $-0.5 \sim 0.5$ 로 초기화한다. 입력층의 성분 x_i , 입력층과 은닉층의 연결강도 w_{ij} 와 오프셋 θ_j 를 이용하여 은닉층의 성분인 h_j 를 구하게 되면 아래 식과 같다.

$$h_j^p = f_j(\sum_i w_{ij}x_i^p + \theta_j)$$

같은 방법으로 은닉층의 성분 h_j , 은닉층과 출력층의 연결강도 w_{jk} 와 오프셋 θ_k 를 이용하여 출력층의 성분인 o_k 를 구하게 되면 아래 식과 같다.

$$o_k^p = f_k(\sum_j w_{jk}h_j^p + \theta_k)$$

이렇게 전방향으로 구해진 출력층의 출력값인 o_k^p 와 목표값인 t_k^p 와의 오차로부터 연결강도 w_{jk} 와 출력층의 오프셋 θ_k 에 대한 오차 δ_k^p 를 구한다.

$$\begin{aligned} \delta_k^p &= (t_k^p - o_k^p)f'_k(\sum_j w_{jk}h_j^p + \theta_k) \\ &= (t_k^p - o_k^p)o_k^p(1 - o_k^p) \end{aligned}$$

구한 오차 δ_k^p 와 중간층과 출력층의 연결강도인 w_{jk} 와 은닉층 h_j 로부터 입력층과 은닉층의 연결강도 w_{ij} 와 은닉층의 오프셋 θ_j^p 에 대한 오차 δ_j^p 를 구한다.

$$\begin{aligned} \delta_j^p &= f'_j(\sum_i w_{ij}x_i^p + \theta_j^p) \sum_k \delta_k^p w_{jk} \\ &= \sum_k \delta_k^p w_{jk} h_j^p (1 - h_j^p) \end{aligned}$$

위에서 구한 값들에 의해서 은닉층과 출력층 사이의 연결강도와 오프셋을 수정한다. 또한 같은 방법으로 입력층과 은닉층 사이의 연결강도와 오프셋을 수정한다. 수정하는 식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} w_{jk} &= w_{jk} + lr \times \delta_k^p \times h_j^p \\ w_{ij} &= w_{ij} + lr \times \delta_j^p \times x_i^p \\ \theta_k^p &= \theta_k^p + lr \times \delta_k^p \times h_j^p \\ \theta_j^p &= \theta_j^p + lr \times \delta_j^p \times x_i^p \end{aligned}$$

이때에 사용되는 lr 은 학습율이라고 하는데 초기값으로 $0 \sim 1$ 사이의 값으로 주어진다. 입력층에 주어지는 입력값은 은닉층을 거쳐서 출력층에 전파되어 도달하게 되고 이러한 출력값은 목표값과의 오차를 갖게 된다. 이 오차는 역방향으로 전파되어 각각의 노드사이의 연결강도와 오프셋을 조정하게 된다. 이러한 반복적인 학습으로 일정한 수준까지 오차율을 감소시킬 수가 있으며 입력패턴에 대하여 출력패턴의 값들을 구할 수가 있다.

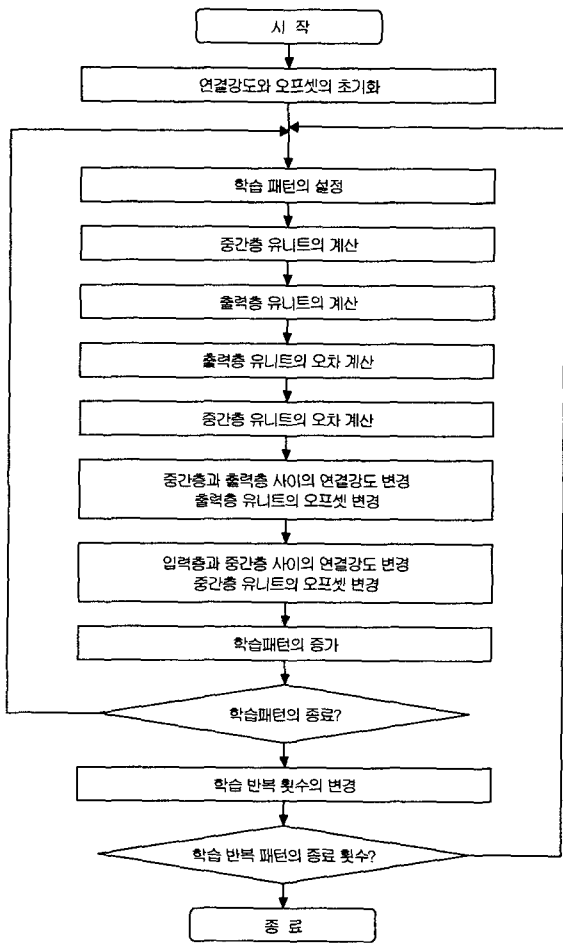


Fig. 2 Flow Chart of the Back Propagation Algorithm

2.3 예측모형의 설계

본 연구에서는 컨테이너항만 물동량 예측을 위한 자료로서 입력자료는 수입화물량, 수출화물량, 연안화물량, 환적화물량, 선박입항수, 선박출항수, 항만하역능력, 경제활동인구수, 1인당 국민총소득을 사용하였으며 목표자료로는 총화물량을 사용하기로 하였다.

신경망은 복잡한 형태의 시스템과정을 거치지 않더라도 선택적으로 출력에 영향을 미치는 연결강도값을 학습에 의하여 조절함으로써 예측모형을 구성할 수 있다.

본 연구에서 이를 이용하여 입력층에 $t-1$ 기의 입력자료를 사용하고 출력층에 t 기의 목표자료를 사용하기로 한다. 즉, 현재의 총화물량은 전년도의 입력자료를 입력층으로 구성하고 현재의 목표자료를 출력층으로 구성하였다.

신경망의 구조는 입력층과 은닉층, 출력층을 갖는 다층신경망 구조를 이용하였으며 은닉층 성분의 크기를 결정하는 일반적인 방법이 없으므로 반복적인 학습과정을 통하여 적절한 크기로 정하였다. 전달함수는 입력층과 은닉층 사이는 역전과 학습알고리즘에 일반적으로 사용되는 시그모이드 함수(Sigmoid function)를 선택하였으며 은닉층과 출력층 사이에는 선형함수(Linear function)를 각각 이용하였다.

본 모형은 목표자료를 두고 결과값과 비교하는 지도학습을 이용하고 있다. 학습과정 중에 종료조건으로는 출력값과 목표값의 오차를 줄여나가는 과정 가운데 오차율이 0.02이 되었을 때 종료하거나 반복횟수가 100,000번을 넘지 않는 범위에서 종료하는 것으로 하였다.

본 연구에서 사용되는 자료들의 형태는 실수형태의 연속적인 값을 가진다. 그러나, 신경망 모델에 적용하기 위해서 0~1 사이의 값으로 변환되어야 한다. 이를 위해서 선형변환식을 이용하여 0.1~0.9 사이의 값으로 변환을 하였으며 학습한 이후의 예측값을 구하기 위하여 역변환하였다. 선형변환식의 식은 아래와 같다.

$$Y = a \times X + \beta \quad (\text{식 2.1})$$

$$a = \frac{0.8}{\max(X) - \min(X)} \quad (\text{식 2.2})$$

$$\beta = 0.1 - a \times \min(X) \quad (\text{식 2.3})$$

$$X = \frac{(Y - \beta)}{a} \quad (\text{식 2.4})$$

신경망은 학습을 통하여 연결강도의 가중치의 변화를 얻게 된다. 이를 이용하여 입력변수의 영향벡터를 분석할 수가 있게 되며 본 연구에서는 입력벡터 분석전의 물동량 예측과 입력벡터 분석 후의 물동량 예측의 두 가지 형태의 실험을 하여 비교하였다.

3. 실험 및 평가

본 연구는 1990년부터 2000년까지의 항만에 관련된 자료를 바탕으로 신경망을 이용한 예측과 함께 일반적으로 사용되었던 통계적인 방법에 의한 예측도 함께 비교분석을 하였다. 우선 입력자료들의 영향벡터분석에 대한 작업으로 9개의 입력자료에서 중요도가 높은 4개 입력자료를 선별하였다. 이를 바탕으로 두 가지 형태로 신경망을 이용하여 컨테이너항만의 물동량을 예측하였는데 모델 1은 기존의 9개의 입력자료를 이용한 예측이고 모델 2는 중요도가 높은 자료를 이용한 예측이다. 마지막으로 일반적인 통계적인 방법을 이용한 물동량 예측을 하여 이들을 서로 비교 분석하였다.

하게 된다 Table 1은 1990년부터 2000년까지의 관련자료들이다.

3.1 입력벡터분석

본 실험에서는 신경망의 학습이 수행되면서 입력과 출력사이의 관계를 반영하는 연결강도에 대하여 결과값에 미치는 영향에 대해서 알아보고 이에 입력변수의 중요도를 선별하는 실험을 하도록 한다. 종료조건을 만족하여 학습이 끝난 다음에 연결강도의 값은 입력과 출력패턴 사이의 밀접한 정도를 반영한다고 볼 수 있다. 그러므로 입력변수의 중요도에 따라 그 영향력의 크기는 달라질 것이다.

구체적인 방법으로 입력패턴에 포함된 입력변수의 값들이

Table 1 Data related to the Container Volume

연도	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000
수입화물(TEU)	1,046,000	1,135,242	1,190,457	1,343,620	1,653,106	1,915,988	2,066,106	2,306,343	2,507,380	2,851,993	3,356,450
수출화물(TEU)	1,348,000	1,431,793	1,530,077	1,597,031	1,797,553	2,025,691	2,191,285	2,404,981	2,650,518	2,894,817	2,691,322
연안화물(TEU)	0	0	0	0	98,492	116,736	168,922	171,907	310,301	299,945	238,817
환적화물(TEU)	75,000	70,344	77,967	191,060	297,004	429,649	471,984	585,929	634,205	931,601	1,026,560
선박입항수(천톤(G/T))	358,455	409,737	452,096	491,282	552,612	617,699	687,080	731,265	717,149	819,399	819,399
선박출항수(천톤(G/T))	357,874	409,361	454,234	489,516	551,278	615,238	692,517	737,057	725,591	821,831	821,831
항만하역능력(천톤)	224,323	248,365	275,650	267,677	274,831	285,200	295,257	357,351	416,254	417,561	423,522
경제활동인구(천명)	18,539	19,115	19,499	19,879	20,396	20,853	21,243	21,662	21,456	21,634	21,950
1인당국민총소득(천원)	4,170	5,000	5,610	6,270	7,230	8,350	9,160	9,800	9,400	10,170	10,890
총화물(TEU)	2,469,000	2,637,379	2,798,501	3,131,711	3,846,155	4,488,064	4,898,297	5,169,160	6,102,404	6,978,356	7,313,149

하나씩 제거되었다고 가정하여 실험을 한다. 즉, 해당 입력값을 0으로 놓은 다음 신경망의 반응을 원래의 결과값과 비교한다. 각각의 입력값을 제거한 신경망의 반응값과 원래 신경망의 반응값의 차이는 오차의 절대치평균으로 한다. 다음 식은 각 변수에 대한 오차의 절대치평균을 나타내고 있다.

$$F_j = \frac{\sum_{i=1}^n |P_{ij} - O_{ij}|}{n}$$

P_{ij} = i 번째 패턴에 대한 j 번째 입력요소의 벡터(일부 입력 제거)

O_{ij} = i 번째 패턴에 대한 j 번째 입력요소의 벡터(설정치)

실험은 각 연도별로 입력변수에 대한 각 연도의 출력변수에 대한 신경망 학습으로 1990년부터 2000년까지의 데이터 값으로 실험을 하였다. 입력층과 은닉층, 출력층은 각각 하나의 층으로 구성되었으며 오차를 0.02과 반복회수 100,000회를 종료조건으로 반복 학습하였다.

Table 2는 학습이 끝난 이후 각 연도별로 각 변수의 영향벡터를 구하기 위한 절대오차를 나타낸 것이다.

앞에서 설명한 방법에 의한 분석결과로 중요한 영향력이 있는 변수로는 평균오차값이 큰 수입화물량과 수출화물량, 환적화물량, 선박입항수로 나타났으며, 나머지 입력변수들은 상대적으로 영향력이 적은 변수로 나타났다.

3.2 신경망을 이용한 물동량 예측

3.2.1 모델 1

다음 모델은 항만에 관련된 9개의 입력자료를 사용하여 물동량을 예측한 예이다.

본 연구에서 구축한 신경망에서는 입력층과 은닉층, 출력층이 각각 하나로 구성되었으며 입력층의 수는 9개, 은닉층의 수는 10개, 출력층의 수는 1개이다. 학습의 종료조건으로는 오차율이 0.02이 되었을 때나 반복회수가 100,000번이 되었을 때

Table 2 Analysis Result in Input Vector

입력변수	평균오차값
수출화물량	0.33017
수입화물량	0.14226
연안화물량	0.04557
환적화물량	0.22715
선박입항수	0.14774
선박출항수	0.02742
항만하역능력	0.04228
경제활동인구수	0.04310
1인당국민총소득	0.02777

종료하는 것으로 하였다.

한 예로 1995년도의 물동량의 예측값을 구하기 위하여 학습을 하였고 그 결과 총 2,479회의 반복으로 오차를 0.02에 도달하고 있다. Fig. 3은 학습을 하는 과정중의 오차와 학습율을 보여주고 있다. 학습이 끝난 이후 일반화된 모델에 1995년도의 물동량을 예측하기 위해서 전년도의 입력자료를 넣어서 나온 결과값은 1.07822이며 이를 (식 2.4)의 역변환식에 의해 구한 물동량 예측값은 4,702,974 TEU이었다.

이러한 방법으로 2001년까지의 물동량 예측값을 구할 수가 있으며 Table 3은 각 연도별 종료조건을 만족하는 결과를 보여주고 있다.

3.2.2 모델 2

다음 모델은 기존의 9개의 입력자료에서 영향력분석을 하고 난 뒤 중요도가 높은 4개의 입력변수를 이용하여 신경망을 다시 구성하고 물동량을 예측한 예이다.

본 연구에서 신경망의 구성은 입력층과 은닉층, 출력층 각각

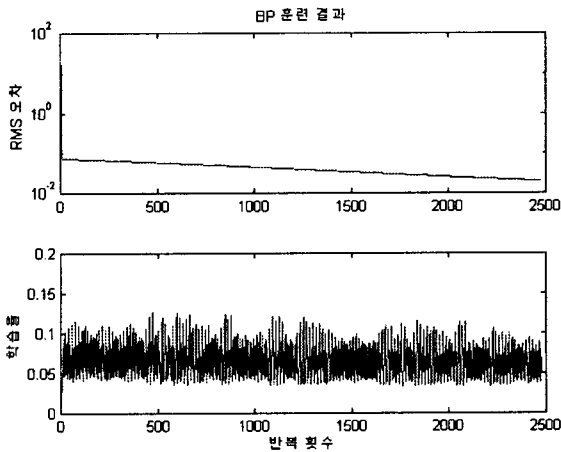


Fig. 3 RMS and Learning Rate in case of Model1

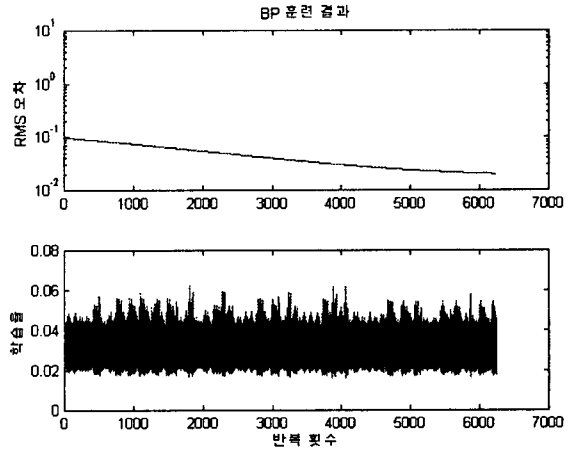


Fig. 4 RMS and Learning Rate in case of Model2

Table 3 Comparison of the Iteration and Error Rate in case of Model1

년 도	반복회수	오 차 율
1995	2,479	0.02
1996	2,044	0.02
1997	51,070	0.02
1998	2,059	0.02
1999	1,642	0.02
2000	2,153	0.02
2001	8,376	0.02

1개의 층으로 구성되었으며 은닉층의 수는 9개로 하였다. 학습의 종료조건으로는 오차율 0.02 이하로 떨어지거나 반복회수 100,000번이 되었을 때 종료하는 것으로 하였다.

예로서 1995년도 물동량의 예측값을 구하기 위해서 학습을 하였으며 결과 총 6,247회의 반복으로 오차율 0.02에 도달하여 종료하였다. Fig. 4는 학습을 하는 과정중의 오차와 학습율을 보여주고 있다. 학습이 끝난 이후 일반화된 모델에 1995년도의 물동량을 예측하기 위해서 전년도의 입력자료를 넣어서 나온 결과값은 1.088754이며, 이를 식 2.4)에 의해 물동량 예측값을 구하면 4,620,871 TEU가 된다.

Table 4 Comparison of the Iteration and Error Rate in case of Model2

	반복회수	오차율
1995	6,247	0.02
1996	2,856	0.02
1997	91,496	0.02
1998	47,790	0.02
1999	888	0.02
2000	1,001	0.02
2001	1,407	0.02

이러한 방법으로 2001년까지의 물동량 예측값을 구할 수 있으며 Table 4는 각 연도별 종료조건을 만족하는 결과를 보여주고 있다.

3.3 일반적 예측방법과의 비교

이상에서 신경망을 이용한 방법으로 컨테이너 물동량을 예측하였으나, 아래에서는 기존의 통계적인 방법을 이용한 물동량 예측치와 비교 검토하기로 한다.

기존의 통계적인 방법은 매우 다양하나, 아래에서는 가중이동평균법, 추세조정지수평활법 및 추세분석법을 이용한 예측을

Table 5 Comparison of forecast methods

	1995	1996	1997	1998	1999	2000	MAD
실제 물동량	4,488,064	4,898,297	5,469,160	6,102,404	6,978,356	7,313,149	
가중이동평균법	예측치	3,598,501	4,224,047	4,711,036	5,256,878	5,855,345	6,652,246
	오 차	889,563	674,250	758,124	845,526	1,123,012	660,903
추세조정지수평활법	예측치	4,485,604	5,100,274	5,309,248	5,996,411	6,695,369	7,784,667
	오 차	2,460	201,977	159,912	105,993	282,987	471,518
추세분석법	예측치	3,951,142	4,633,954	5,186,575	5,757,757	6,364,372	7,086,381
	오 차	536,922	264,343	282,585	344,647	613,984	226,768
신경망(모델1)	예측치	4,702,974	5,161,433	5,396,772	5,967,049	6,412,310	7,345,428
	오 차	214,910	263,136	72,388	135,355	566,046	32,279
신경망(모델2)	예측치	4,620,871	5,266,300	5,407,401	6,055,954	6,563,686	7,425,503
	오 차	132,807	368,003	61,759	46,450	414,670	112,354

하도록 한다. 예측값을 비교하기 위하여 1995년도부터 2000년도까지의 예측값을 비교해 본다.

Table 5는 이러한 예측방법에 의한 예측치와 실측치를 나타내고 있으며 예측방법의 평가를 하기 위하여 절대오차평균(MAD : Mean Absolute Deviation)를 이용하기로 한다.

4. 결 론

세계무역경제가 더욱 활성화되고 있는 시점에서 무역의 중심이 되고 있는 컨테이너항만의 중요성은 당연시되고 있다. 이러한 가운데 항만의 물동량 예측은 항만의 개발과 계획수립에 있어서 매우 중요한 정보인 것이다. 본 연구는 이를 인지하고 과거의 통계적인 방법의 예측이 아닌 신경망 모델을 이용하여 컨테이너항만의 물동량을 예측해 본다.

본 논문의 연구방법은 다층신경망을 이용하였으며 목표값으로 항만의 물동량을 이용하였고 입력값으로 항만의 물동량과 관련이 있는 9개의 변수로 수입화물량, 수출화물량, 연안화물량, 환적화물량, 선박입항수, 선박출항수, 항만하역능력, 경제활동인구수, 1인당 국민총소득을 이용하였다. 역전파 학습알고리즘을 이용하여 반복학습 시킴으로써 과거의 자료에 대한 충분한 지식과 경험을 바탕으로 미래의 물동량을 예측하는 방법을 연구하였다. 또한 중요도가 높은 변수를 선별하기 위하여 신경망을 이용하여 입력변수들의 영향력벡터분석을 하였다. 결과로 중요도가 높은 변수로서 수입화물량, 수출화물량, 환적화물량, 선박입항수가 선별되었으며 이를 이용하여 다시 물동량 예측을 하였다. 또한 같은 자료를 이용하여 기존의 통계적인 예측방법으로 컨테이너항만의 물동량 예측을 하였으며 이러한 결과들로 각각의 예측방법을 비교 분석하였다.

본 논문의 결과로 MAD값을 비교해 보았을 때 신경망을 이용한 예측모델이 189,340으로 가장 좋았으며 그 다음으로 추세조정지수평활법이 204,141, 신경망을 이용한 예측모델이 214,019, 추세분석법이 378,208 가중이동평균법이 825,230의 순으로 나타나고 있다.

본 논문의 추후과제로는 컨테이너항만 물동량에 관련된 입력변수를 합리적으로 선정하는 방법을 모색하는 데에 있다. 일반적으로 신경망의 영향력벡터분석은 더 좋은 입력자료를 선별하

는 데는 도움이 되지만, 입력변수의 선정에 있어서 전문가의 경험이나 지식을 바탕으로 자료를 선별하는 방법을 확립할 필요가 있다. 또한 신경망을 이용한 예측방법의 검증에 대해 더 많은 예측방법들의 비교가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 서혜숙(2000), 제2형 당뇨병의 예측과 위험인자분석을 위한 신경망과 로지스틱 회귀모델의 비교연구, 서울대학교 대학원 석사논문.
- [2] 강상규(1997), 인공신경망 모형을 이용한 우리나라 증권시장에서의 주가의 비선형적 규칙성에 관한 연구, 서울대학교 대학원 석사논문.
- [3] 김다윗(1996), 신경망 분리모형과 사례기반추론을 이용한 기업 신용평가, 한국과학기술원 석사논문.
- [4] 정현(1999), Data Mining 기법을 이용한 인공 신경망 입력변수 선정에 관한 연구, 서울대학교 대학원.
- [5] 유병태(1995), 서울대학교 대학원 석사논문, 신경망을 적용한 공통 원인 고장 영향 벡터 평가에 관한 연구.
- [6] 오남선(1996), 神經網理論과 Kalman Filter 降雨豫測模型의 比較研究, 서울대학교 대학원 박사논문.
- [7] 구자윤(1995), 퍼지 신경회로망을 이용한 선박 접이안 제어, 한국해양대학교 대학원 박사논문.
- [8] 구자윤, 이철영(1994), 선박 접이안의 퍼지학습제어, 한국항해학회지, 18-2.
- [9] S. Haykin(1994), Neural Networks : Macmillan.
- [10] Matthew Z.(1990), Neural Networks in Artificial Intelligence. Ellis Horwood Ltd.
- [11] 김대수(1992), 신경망 이론과 응용 (I)(II).
- [12] 이철영(1997), 항만물류시스템, 효성출판사.
- [13] 이현엽, 문경일(1999), MATLAB을 이용한 퍼지-뉴로, 아진출판사.

원고접수일 : 2001년 11월 28일

원고채택일 : 2002년 04월 04일