

목포항 여객수 및 적정 선복량 추정에 관한 연구

장운재* · 김종수**

*목포해양대학교대학원, **목포해양대학교 해상운송시스템학부 교수

Forecasting of Passenger Numbers, Freight Volumes and Optimal Tonnage of Passenger Ship in Mokpo Port

Woon-Jae Jang* · Jong-Soo Keum**

**(Graduate school of Mokpo Maritime University, Mokpo 530-729,*

***Korea Division of Maritime transportation system Mokpo Maritime University, Mokpo 530-729, Korea*

요 약 : 여객수와 화물량에 대한 예측은 터미널의 개발 및 계획, 선사의 적정선복량 확보를 위해 매우 중요하다. 본 연구에서는 역전파 학습 알고리즘을 이용한 뉴럴네트워크를 이용하여 목포항 여객수와 화물량을 예측하였다. 그리고 이동평균법, 지수평활법, 뉴럴네트워크의 예측수행능력을 평균제곱오차, 절대평균오차로 비교하여 뉴럴네트워크의 예측수행능력이 우수함을 검증하였다. 또한 2005년 목포항 여객수와 화물량을 예측하여 여객선 선복량의 적정성을 분석하였다.

핵심용어 : 뉴럴네트워크, 이동평균법, 지수평활법, 역전파 학습알고리즘, 평균제곱오차, 절대평균오차

Abstract : The aim of this paper is to forecast passenger numbers and freight volumes in 2005 and it is proposed optimal tonnage of passenger ship. The forecasting of passenger numbers and freight volumes is important problem in order to determine optimal tonnage of passenger ship, port plan and development. In this paper, the forecasting of passenger numbers and freight volumes are performed by the method of neural network using back propagation learning algorithm. And this paper compares the forecasting performance of neural networks with moving average method and exponential smooth method. As the result of analysis, The forecasting of passenger numbers and freight volumes is that the neural networks performed better than moving average method and exponential smoothing method on the basis of MSE(mean square error) and MAE(mean absolute error).

Key words : Neural network, moving average method, exponential smoothing method, back-propagation learning algorithm, MSE(mean square error), MAE(mean absolute error)

1. 서 론

최근 우리나라는 지속적인 경제성장에 따른 국민소득의 증대, 여가시간의 증가, 문화환경의 개선 및 교통수단의 발달 등으로 인하여 국내·외의 해양 관광수요가 증가 할 것으로 전망된다. 특히 목포항은 서·남해안의 수려한 경관과 연·근해의 크고 작은 도서들이 산재하고 있어 해양 관광의 지리적 이점이 높다고 할 수 있다. 또한 서해안 고속도로의 완공으로 인하여 서울, 경기지역의 관광객을 유치하는데 크게 기여 할 것으로 기대되고 있다.

현재 목포항에서는 해양 관광 활성화를 위한 각종 정책추진과제를 통해 관광객 수요에 맞춰 신규항로의 개설, 여객선의 증편 및 운항시간의 조정, 연안여객선 터미널 확충 계획 등 각종 해양 관광 활성화를 위한 인프라를 구축하고 있다. 따라서 여객수요에 대한 적정한 선복량과 터미널의 개발 및 계획의 수립 등을 위하여 여객수와 화물량의 정확한 예측은

필수적이라 할 수 있다.

일반적으로 시계열 예측방법에서는 이동평균법, 지수평활법 등 여러 가지 모델을 이용하고 있다. 그러나 목포항의 여객수와 화물량은 계절이나 월별 등에 따라 여객수 및 화물량이 급증하는 복잡한 패턴을 포함하고 있다. 따라서 기존의 방법으로 적절한 모델을 만드는 것은 쉽지 않다. 최근 이러한 예측방법을 대안한 방법으로 여객 및 화물의 변동을 나타내는 수학적 모델의 설정이 필요하지 않고, 비교적 정확한 예측을 하는 데 있어 뉴럴네트워크가 유효한 것으로 알려져 있다(Bowerman, O'Connell, 1993).

목포항 여객수 및 화물량 예측을 위해 본 연구에서는 1995년부터 2002년까지 목포항내 정기선 여객선사의 월별 여객수와 화물량의 시계열데이터를 이용한다. 또한 이동평균법, 지수평활법과 뉴럴네트워크의 예측값의 오차를 비교하여 뉴럴네트워크의 우수성을 검증한다. 그리고 뉴럴네트워크를 이용하여 2005년 목포항 여객수와 화물량을 예측하여 여객선 선복량의 적정성을 분석하고자 한다.

* 대표저자 : 장운재(정회원), jwj98@netian.com 061)240 7252

** 종신회원, jskeum@mmu.ac.kr 061)240 7075

2. 목포항 여객수와 화물량 현황분석

목포항 여객수와 화물량의 예측을 위한 자료는 목포항 운항 관리실의 여객수와 화물량에 관한 통계월보로부터 수집되었다. 수집된 자료는 지난 8년간(1995.1~2002.12) 목포 정기항로를 이용한 여객수와 화물량이며, 여객선 정기항로의 범위는 안마도에서 서거차도까지이다.

2.1 목포항 정기 여객선 현황

목포지방해양수산청에 등록되어 운용중인 목포 정기 여객선은 16개 항로에 23척이 운항중이다.

Table 1에서 보는 바와 같이 운항거리는 목포-소흑산 항로가 117마일로 가장 운항거리가 길고 운항거리가 가장 짧은 항로는 진리-점안 간으로 2.3마일로 나타났다. 정기항로 여객선의 톤수는 73톤에서 4,225톤까지 다양하게 나타났다.

Table 1 Navigational distance and tonnage of passenger ship

항 로	선 명	톤 수	운항거리
목포-제주	오리엔트스타	3356	96
	씨월드고속훼리	4225	
	컨티넨탈	223	
목포-외딴	신진페리2	108	14.6
목포-상태동리	신광페리2	248	20.4
목포-상태서리	조양페리1	178	33.5
	조양페리2	208	
목포 서거차	신해고속훼리	196	57.0
목포-암태	대흥페리1	194	26.2
	대흥페리5	254	
목포-도초	대흥페리7	293	25
	도초농협카페리	277	
목포-가산	비남농협카페리	257	20
목포-안좌	안좌농협카페리	250	12
도초-목포	대흥페리3	237	25.6
팽목-율도	조도페리	166	8.5
중도-송도	1중도	73	4.2
진리 점안	임자농협1	299	2.3
법성-안마	신해9	154	33.8
목포 소흑산	남해스타	273	117
	남해퀵	321	
	남해프린스	346	
북항-신월	항로페리3	104	
16항로	23척		

2.2 목포항 여객수와 화물량 현황

목포항 여객수와 화물량의 경우 Fig. 1과 같이 월별 계절 추세가 강하여 8월이 다른 달에 비해 여객수와 화물량이 비약적으로 증가했다. 목포항 여객선 승객의 여객선 이용목적에 대한 설문조사 결과 80% 이상이 출·퇴근용인 것으로 나타나 여객수와 화물량이 8월에 급증한 원인은 휴가철 관광객의 유입이 원인인 것으로 판단된다.

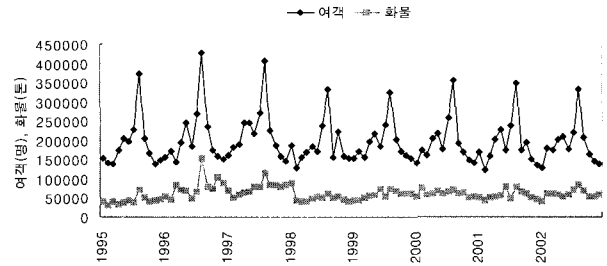


Fig. 1 Trends of passenger numbers and freight volumes (1995 - 2002)

Table 2는 지난 8년간 연도별 목포항 여객선의 여객수와 화물량의 평균을 나타낸다. 지난 8년간 연평균 여객수는 196,972명, 화물량은 61,050톤으로 나타났다. 연도별로는 1997년이 여객수가 219,885명, 화물량 76,388톤으로 가장 많이 수송되어졌다.

Table 2 Average passenger numbers and freight volumes

년도	여객	화물
1995	188914	43343
1996	209076	78218
1997	219885	76388
1998	187943	51815
1999	194287	58737
2000	194647	62302
2001	191700	57170
2002	189322	60424
평균	196972	61050
표준편차	10706	10904

3. 예측방법의 이론적 배경

여객수와 화물량 예측을 위한 예측방법에는 이동평균법, 지수평활법과 뉴럴네트워크 등이 있다. 이중 뉴럴네트워크는 모델의 개발에 있어 특별한 구조나 매개변수의 산정 등을 필요로 하지 않고, 축적된 자료에 따라 학습을 통하여 모델의 예측능력을 향상시킬 수 있어, 시계열 예측 등에 활발히 적용되고 있다 (Haykin,1994). 본 연구에서는 뉴럴네트워크 방법중 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 이용하여 예측치를 추론하고, 이동평균법과 지수평활법에 의한 예측치와 비교한다.

3.1 뉴럴네트워크를 이용한 예측법

3.1.1 역전파 알고리즘

목포항 여객수와 화물량 예측에 이용된 역전파 알고리즘의 학습규칙은 원하는 목표값(d)와 실제 출력값(o)사이의 평균 제곱오차로 정의된 비용함수 E 의 값을 경사하강 추적법에 의해 최소화하는 방향으로 학습한다(Rumelhart *et al.*,1986).

$$E = \sum_p E_p, \quad (E_p = \frac{1}{2} \sum_j (d_{pj} - o_{pj})^2) \quad (1)$$

식(1)에서 p 는 p 번째 학습패턴을, E_p 는 p 번째 패턴에 대한 오차이고, o_{pj} 는 실제 출력의 j 번째 요소를 의미한다. 한편 역전파 알고리즘은 전방향 퍼셉트론의 실제 출력과 목표 출력간의 평균제곱오차를 최소화 하기위해서 연결가중치에 대한 오차의 미분계수가 감소하는 방향으로 연결가중치를 계속 변경시키는 반복적인 경사하강 알고리즘이므로 활성화 함수는 미분가능 해야 한다. 따라서 본 연구에서는 각 출력뉴런 및 은닉뉴런들은 식(2)로 표현되는 비선형 s자형의 시그모이드 함수를 활성화 함수로 사용한다(Haykin,1994).

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

이상의 역전파 알고리즘의 학습과정은 다음과 같다.

단계1 : 연결강도와 임계치를 초기화 한다.

단계2 : 표준화된 전년도 12달의 여객이나 화물량 $x_p = (x_0, x_1, \dots, x_n)^t$ 와 예측년 달의 여객이나 화물량 $y_p = (y_0, y_1, \dots, y_m)^t$ 을 정규화 하여 함께 입력한다.

단계3 : 정규화 된 실제 여객이나 화물량을 이용하여 은닉층 입력값 net_{pj} 과 출력층 입력값 net_{pk} 식(3), 식(4)와 같이 계산한다.

$$net_{pj} = \sum_{i=1}^n w_{ji}x_{pi} + \theta_j \quad (3)$$

$$net_{pk} = \sum w_{ki}o_{pi} + \theta_k \quad (4)$$

단계4 : 시그모이드 함수 f 를 이용하여 은닉층의 출력 o_{pj} 과 출력층의 출력 o_{pk} 를 식(5), 식(6)과 같이 구한다.

$$o_{pj} = f_j(net_{pj}) \quad (5)$$

$$o_{pk} = f_k(net_{pk}) \quad (6)$$

단계 5: 입력패턴의 목표출력 t_{pk} 와 실제 출력 o_{pk} 와의 오차 δ_{pk} 를 식(7)과 같이 구하고, 출력층의 오차합 E 는 학습패턴의 오차 E_p 를 식(8)과 같이 누적한다.

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk})f'_k(net_{pk}) = (t_{pk} - o_{pk})o_{pk}(1 - o_{pk}) \quad (7)$$

$$E = E + E_p \quad (E_p = \sum_{k=0}^m \delta_{pk}^2) \quad (8)$$

단계 6 : 은닉층의 오차 δ_{pj} 를 식(9)와 같이 구한다.

$$\delta_{pj} = f'_j(net_{pj}) \sum_{k=0}^m \delta_{pk} W_{kj} = \sum_{k=0}^m \delta_{pk} W_{kj} o_{pj} (1 - o_{pj}) \quad (9)$$

단계 7 : 은닉층과 출력층사이 가중치 W_{kj} 와 출력층 임계치를 식(10), 식(11)과 같이 갱신한다.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta_{pk} o_{pj} \quad (10)$$

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) + \beta \delta_{pk} \quad (11)$$

단계8 : 입력층과 은닉층사이 가중치 W_{ji} 와 은닉층 임계치 θ_j 를 식(11)과 식(12)와 같이 수정한다.

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_{pj} o_{pi} \quad (12)$$

$$\theta_j(t+1) = \theta_j(t) + \beta \delta_{pj} \quad (13)$$

한편 수렴속도를 향상시키기 위해 식(14)와 같이 모멘텀법을 사용하였다.

$$\Delta W_{kj}(t+1) = \Delta W_{kj}(t+1) + \alpha W_{kj}(t) \quad (14)$$

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \Delta W_{ji}(t+1) + \beta W_{ji}(t)$$

α 와 β 는 연결강도 W_{kj} 와 W_{ji} 의 모멘텀 계수이다.

단계9 : 모든 학습패턴에 대하여 전부 학습될 때까지 2단계로 되돌아 간다.

단계10 : 출력층의 오차합 E 가 0.01이하이거나 100,000 횟수보다 작으면 2단계로 되돌아가 반복 수행하고 그렇지 않으면 종료하며 예측결과를 산출한다.

3.1.2 여객수와 화물량 예측에 이용한 뉴럴네트워 구성

뉴럴네트워 입력층의 입력변수는 여객수와 화물량으로 하였다. 입력뉴런의 수는 기준년도의 월로부터 지난 12월까지의 값은 예측하고자 하는 월의 값에 영향을 미치는 것으로 가정하여 12개로 선정하였으며, 출력층 뉴런의 수는 1개로 하였다. 은닉층의 갯수는 일반적으로 하나의 은닉층이면 여객에 관한 실제문제를 해결하는데 충분하므로 은닉층의 갯수는 1개로 하였다. 은닉층 뉴런의 수는 반복적인 학습을 통하여 적절한 크기를 정하였는데 본 연구에서는 13개로 결정하였다.

학습률과 모멘텀은 0과 1사이의 범위에서 결정되는데 초기의 은닉층의 학습률은 0.001과 출력층의 학습률은 0.0001로 하였다. 모멘텀은 은닉층과 출력층 모두 0.3으로 결정하였고 학습의 종료조건은 출력값과 목표값의 평균제곱오차가 0.01이 되거나, 100,000 횟수로서 결정하였다.

한편, 여객수의 실수형 자료를 신경망에 적용하기 위해서는 [0,1]사이의 값으로 변환이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 최소값 LOW는 0.1로 하고 최대값 HIGH는 0.8로 하여 식(15)를 이용하여 변환하였다.

$$x_n^* = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} * (HIGH - LOW) + LOW \quad \forall n = 1, \dots, N \quad (15)$$

여기서 x_n 는 실제 여객수, x_n^* 는 여객수를 정규화한 값이다. 여객수에 대한 뉴럴네트워크의 훈련에 사용된 자료는 1995년 1월부터 2001년 12월까지 7년간의 여객수를 식(15)를 이용하여 정규화하여 입력하였다. 여객에 대한 검증용 자료는 2002년 1월부터 12월까지 1년간 여객의 정규화 값을 자료로 하였다. 화물량에 대한 훈련 및 검증용 자료는 여객수에 대한 훈련과 검증용 자료의 입력방법과 같다.

3.2 시계열 예측법

3.2.1 이동평균법

이동평균법에 의한 예측식은 식(16)과 같다.

$$M_t = \frac{\sum_{i=t-(m-1)}^t A_i}{m}, F_{t+1} = M_t \quad (16)$$

F_{t+1} 는 $t+1$ 시점의 여객수와 화물량 예측값이고, A_t 는 t 시점의 여객수와 화물량 실제값을 의미한다. M_t : t 시점의 여객수와 화물량 예측값이며 m 은 평균 기간의 수이다. 본 연구에서는 이용된 여객수와 화물량 자료는 월별 계절주세가 12달마다 반복된다. 따라서 Fig. 2와 같이 m 값을 2달에서 12달까지 여객 및 화물량 평균제곱오차(MSE), 절대평균오차(MAE)의 오차를 산출하였다. 그 결과 여객수와 화물량의 평균제곱오차, 절대평균오차가 가장 최소가 되는 $m=2$ 를 설정하였다. 한편, 평균제곱오차와 절대평균오차는 식(17), 식(18)과 같이 나타낼 수 있다.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Forecast_i - Target_i)^2, N = \text{상수} \quad (17)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Forecast_i - Target_i|, N = \text{상수} \quad (18)$$

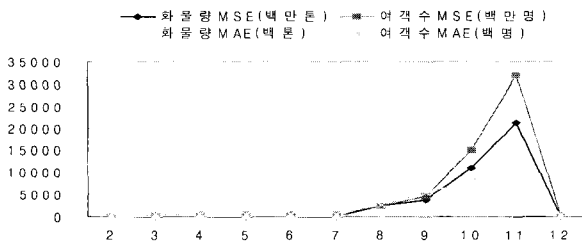


Fig. 2 MSE and MAE in accordance with m value

3.2.2 지수평활법

지수평활법에 의한 예측식은 식(19)와 같다.

$$F_t = F_{t-1} + \alpha \times (A_{t-1} - F_{t-1}) \quad (19)$$

F_t 는 t 시점의 여객수와 화물량 예측값이고 F_{t-1} 는 $t-1$ 시점의 예측값이다. A_{t-1} 는 $t-1$ 시점의 실제

데이터이고 α 는 평활계수으로써 ($0 \leq \alpha \leq 1$)의 범위에 있다. 본 연구에서는 식(17)~식(18)에 정의된 평균제곱오차와 절대평균오차를 최소화하는 α 값을 식(20)~식(21)과 같이 정식화하였다.

$$\text{Minimize } B_a \quad (20)$$

$$\text{평균제곱오차} : B = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (A_i - F_i)^2$$

$$\text{절대평균오차} : B = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t |A_i - F_i|$$

subject to

$$0 \leq \alpha \leq 1 \quad (21)$$

Fig. 3은 여객 평균제곱오차와 화물량평균제곱오차의 평활계수 [0,1]내의 평균제곱오차 변화를 나타낸다. 따라서 평균제곱오차가 가장 최소화되는 평활계수 α 는 여객수의 경우 $\alpha = 0.46$, 화물량은 $\alpha = 0.60$ 이다. 절대평균오차가 가장 최소가 되는 평활계수 α 는 여객수의 경우 $\alpha = 0.00$, 화물량은 $\alpha = 0.71$ 이다.

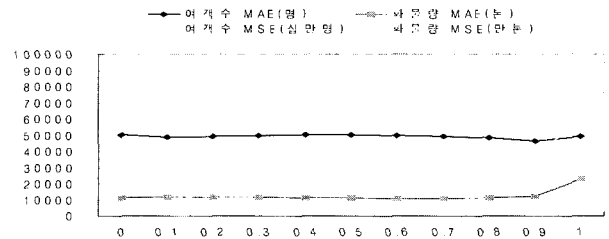


Fig. 3 MSE and MAE in accordance with α value

4. 여객수와 화물량 예측

4.1 시계열 예측법과 뉴럴네트워크의 예측능력 비교

Fig. 4는 1996년 1월부터 2002년 12월까지 뉴럴네트워크, 이동평균, 지수평활법에 의한 목포항 여객수의 예측값이고, Fig 5는 화물량의 예측값을 나타낸다.

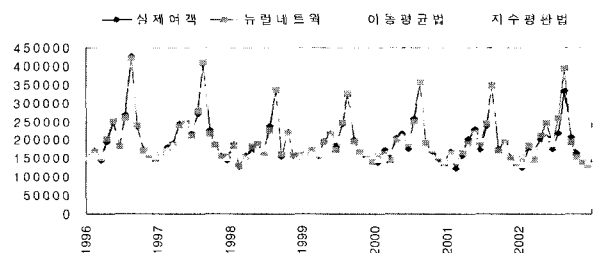


Fig. 4 Difference between actual passenger numbers and forecasting passenger numbers

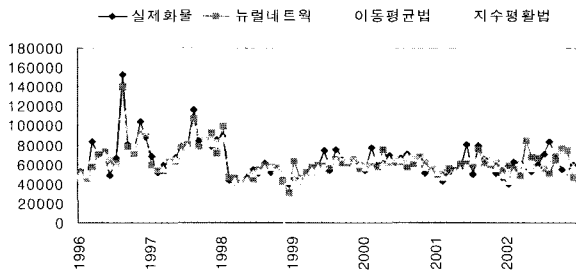


Fig. 5 Difference between actual freight volumes and forecasting freight volumes

Table 3에서 보이는 바와 같이 여객수 예측의 경우 평균제곱오차가 뉴럴네트웍이 이동평균법에 비해 7.55배, 화물량 예측의 경우 8.53배 더 정확한 것으로 나타났다. 여객수 예측에 대한 뉴럴네트웍과 지수평활법과의 평균제곱오차를 비교하면 뉴럴네트웍이 26.82배, 화물량 예측에는 27.06배 더 정확한 것으로 나타났다. 또한 절대평균오차로 비교시에는 여객수 예측에 대해 뉴럴네트웍이 이동평균법에 비해 3.1배, 화물량의 예측에는 8.1배 더 정확한 것으로 나타났다. 절대평균오차에 대한 여객수 예측에서 뉴럴네트웍과 지수평활법과의 비교에서는 뉴럴네트웍이 6.4배, 화물량 예측에서는 14.6배 더 정확한 것으로 나타났다. 따라서 뉴럴네트웍이 이동평균법과 지수평활법에 비해 예측의 정확성이 더 높은 것으로 나타났다.

Table 3 Comparison of accuracy in each forecasting method

구분	이동평균법	지수평활법	뉴럴네트웍
여객수MSE	1,134,939,662	4,029,301,814	150,224,821
화물량MSE	87,589,021	277,806,909	10,265,277
여객수MAE	24,351	50,246	7,884
화물량MAE	6,036	10,941	749

4.2 목포항 여객선 선복량 적정성 분석

목포항 여객선 운항관리실의 실적자료에 의하면 2002년 목포항 여객수용 가능인원은 연평균 693,822명이고 실제 여객수는 연평균 189,323명으로 여객수에 대한 소석률이 27%로 나타났다. 한편 2002년 화물수용 가능량은 집계된 자료가 없기 때문에 식(21)을 이용하여 산출하였다.

$$Q = \sum_{n=1}^n S_n * T_n * \beta \tag{21}$$

Q는 하루당 목포항 여객선의 화물수용 가능량을 의미한다. S_n는 여객선 n의 선박 재원상 적재가능 화물량으로 한국해운조합의 통계자료를 이용하였고, T_n은 여객선 n의 하루당 운항횟수로 선사의 운항 스케줄표를 이용하였다. β는 회전율로써 여객선 평균 운항가능일수를 하루당으로 산출한 것이다.

β 값은 여객선사의 면접조사를 통해 산출되었는데 연평균 280일~300일로 운항되므로 환산하면 0.77~0.82이다.

따라서 2002년 실제 화물량은 연평균 60,425톤으로 운항가능일수가 280일인 경우 화물적재 가능톤수는 매월 102,713톤으로 화물량에 대한 소석률은 59%이며, 운항가능일수가 300일인 경우 화물적재 가능톤수는 110,050톤으로 화물량에 대한 소석률은 55%로 예상된다.

목포항 여객선 선복량의 적정성을 분석하기 위해 2002년 1월부터 12월까지 목포항 여객선의 여객 수용가능 인원과 화물수송가능 톤수를 Table 4 및 Table 5에 나타내고 있다.

Table 4 Actual passenger numbers and available capacity in 2002

2002년	실제 여객수	2002년 수용가능수	소석률
1월	126,722	547,645	23%
2월	179,379	658,799	27%
3월	173,148	680,446	25%
4월	201,400	667,329	30%
5월	208,385	763,544	27%
6월	175,366	653,761	27%
7월	218,909	706,452	31%
8월	332,830	821,483	41%
9월	206,769	774,674	27%
10월	163,896	712,743	23%
11월	146,659	657,769	22%
12월	138,411	681,224	20%
평균	189,323	693,822	27%

Table 5 Actual of freight volumes and available capacity in 2002

2002년	실제 화물량	280일 운용	소석률	300일 운용	소석률
1월	39,940	월평균 102,713톤	39%	월평균 110,050톤	36%
2월	62,557		61%		57%
3월	61,357		60%		56%
4월	57,977		56%		53%
5월	52,880		52%		48%
6월	59,366		58%		54%
7월	70,829		69%		64%
8월	83,766		82%		76%
9월	69,616		68%		63%
10월	54,933		53%		50%
11월	52,525		51%		48%
12월	59,351		58%		54%
평균	60,425	59%	55%		

Table 6은 뉴럴네트웍을 이용하여 2005년 1월부터 12월까지 목포항 여객수를 예측한 값을 나타냈다. 2002년 여객수용 가능인원은 연평균 693,822명이고 2005년 예상 여객수는 연평균 195,401명으로 여객에 대한 소석률이 28%로 나타났다.

Table 6 Forecasting of passenger numbers and available capacity in 2005

2005년	예상 여객수	2001년 수용가능수	소석률
1월	153,712	547,645	28%
2월	166,791	658,799	25%
3월	154,773	680,446	22%
4월	205,549	667,329	30%
5월	231,569	763,544	30%
6월	183,172	653,761	28%
7월	252,424	706,452	35%
8월	313,213	821,483	38%
9월	195,394	774,674	25%
10월	170,133	712,743	23%
11월	167,795	657,769	25%
12월	150,285	681,224	22%
평균	195,401	693,822	28%

Table 7에서 보이는 바와 같이 2005년 예상 화물량은 연평균 60,358톤으로 운항가능일수가 280일인 경우 화물적재 가능톤수는 매월 102,713톤으로 화물량에 대한 소석률은 59%이며, 운항가능일수가 300일인 경우 화물적재 가능톤수는 110,050톤으로 화물량에 대한 소석률은 55%로 예상된다.

Table 7 Forecasting of freight volumes and available capacity in 2005

2005년	예상 화물량	280일 운용	소석률	300일 운용	소석률
1월	58,044	월평균 102,713톤	56%	월평균 110,050톤	53%
2월	56,797		55%		52%
3월	64,589		62%		59%
4월	48,424		47%		44%
5월	54,625		53%		52%
6월	68,744		66%		60%
7월	70,044		68%		64%
8월	73,877		71%		67%
9월	49,403		48%		45%
10월	68,399		66%		62%
11월	61,333		59%		56%
12월	50,016		48%		45%
평균	60,358		59%		55%

2002년 실제 여객수와 화물량과 2005년까지 예측된 여객수와 화물량에 대한 소석률을 비교시 여객수에 대해서는 2005년 1%증가하고 화물량은 거의 변화가 없는 것으로 나타났다. 따라서 2002년 현재 목포항 여객선 선복량과 2005년까지 예측한 목포항 여객수 및 화물량을 비교분석한 결과 화물량에 대한 소석률 55~59%에 비해 여객수에 대한 소석률 28%는 매우 낮은 것으로 나타나 선복량이 과잉상태로 운영되고 있음을 알 수 있다. 따라서 목포항의 경우 해상관광객을 유치하기 위한 해양관광자원의 개발 등 다양한 전략을 수립할 필요가 있다.

5. 결론

본 연구는 목포항의 여객수와 화물량의 정확한 예측을 통하여 향후 여객의 수요를 고려한 선복량의 확충, 터미널의 개발, 여객의 편의시설의 확충 등의 계획을 수립할 때 기초자료를 제공하고자 하였다.

본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) 이동평균법, 지수평활법과 뉴럴네트워크의 여객수와 화물량 예측값과 실제값과의 절대평균오차와 제곱평균오차를 비교시 뉴럴네트워크의 예측능력이 전통적인 예측방법보다 우수한 것을 확인하였다.
- 2) 뉴럴네트워크를 이용하여 2005년 1월부터 12월까지 목포항 여객수와 화물량을 예측한 결과와 2002년 현재 목포항의 여객선 선복량과 비교한 결과 여객수는 선복량의 28%, 화물량은 55~59%로 여객수의 소석률이 매우 낮은 것으로 나타났다.

따라서 목포항 여객선의 경우 선복량에 비하여 여객의 수송률이 매우 낮은 실정이므로 앞으로 해양관광객을 유치하기 위한 다양한 전략을 수립할 필요가 있다.

본 연구는 목포항 여객수와 화물량과 같이 시계열 자료에 대해 기존 예측방법보다 뉴럴네트워크의 예측 수행능력이 우수함을 검증하였고 2005년 여객수와 화물량을 예측하여 목포항 여객선 선복량의 적정성을 검토하였다는 데 의의가 있다.

향후 연구과제로는 여객수와 화물의 증감은 여러 요인에 영향을 받으므로 다변량의 가중치를 고려한 뉴럴네트워크에 의한 예측이 필요할 것으로 판단된다.

참고 문헌

- [1] 구자윤 · 이철영 (1994), 선박접이안의 퍼지학습제어, 한국항해학회지, 제18권 2호.
- [2] 한국해양수산개발원, 2001년 전국교통 DB 구축사업 해상교통조사 및 기초분석, 2002.
- [3] 한국해운조합(1999), 내항여객선 및 업체현황, 한국해운조합.
- [4] Bowerman, B.L., O'Connell, R.T. (1993). *Forecasting and Time Series*, Duxbury press. Belmont, CA.
- [5] Imrie, C.E., Durucan, S., Korre, A. (2000), River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range, *Journal of hydrology*, Vol 233.
- [6] Rumelhart, D., Hinton, G.E., Williams, R.J. (1986), Learning Representations by Back propagation Errors, *Nature* 323.
- [7] Nasr, G.E., Badr E.A., Joun C. (2003), Backpropagation neural networks for modeling gasoline consumption, *Journal of energy Conversion and Management*, Vol44.
- [8] Flood, I., Kartam, N.,(1994) Neural Network in civil

- engineering I: Principles and understanding, *Journal of computing in civil Engineering*. ASCE, Vol.8, No 2.
- [9] Marquez, L., Hill, T., Worthiey, R., Remus W(1991), Neural Network Models as an Alternative to Regression, *Proceedings of the Annual IEE International Conference on system sciences 4*.
- [10] Haykin S. (1994), Neural Networks: A comparehensive foundation. Prentice Hall.
-
- 원고접수일 : 2003년 10월 14일
원고채택일 : 2003년 12월 19일