

AR모델과 MLP를 이용한 단기 물 수요 예측 알고리즘 개발

Short-Term Water Demand Forecasting Algorithm Using AR Model and MLP

최기선* · 유철** · 진력민** · 유성근*** · 전명근****

Gee-Seon Choi*, Chool Yu**, Ryuk-Min Jin**, Seong-Keun Yu*** and Myung-Geun Chun****

* 한국수자원공사 K-water 교육원

** 한국수자원공사 전북지역본부

*** 한국수자원공사 전남지역본부

**** 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

요 약

본 논문은 비선형 특성을 내재한 물 수요예측을 위하여 기존의 시계열 자기회귀 알고리즘과 다층신경망 학습방법을 결합한 단기 물 수요 예측 알고리즘을 개발하였다. 제시된 방법을 검증하기 위한 사례연구로 2007년도와 2008년도 전북지역의 광역상수도 A정수장에서 취득된 데이터를 활용하여 알고리즘 구축 및 제안 방법의 정확도를 분석하였다. 실험 결과 다중회귀모델은 MAPE가 5.1%, AR모델은 3.8%, 제안된 방법인 AR+MLP 모델은 3.6%로 나타나 성능이 우수한 것으로 나타났다. 따라서 제안된 방법을 사용할 경우 정수장에서 단기 물 수요예측에 유용하게 활용할 수 있음을 보였다.

키워드 : AR 모델, 다층신경망, 물 수요예측, 정수장

Abstract

In this paper, we develop a water demand forecasting algorithm using AR(Auto-regressive) and MLP(Multi-layer perceptron). To show effectiveness of the proposed method, we analyzed characteristics of time-series data collected in "A" purification plant at Jeon-Buk province during 2007-2008, and then performed the proposed method with various input factors selected through various analyses. As noted in experimental results, the performance of three types model such as multi-regressive, AR(Auto-regressive), and AR+MLP(Auto-regressive + Multi-layer perceptron) show 5.1%, 3.8%, and 3.6% with respect to MAPE(Mean Absolute Percentage Error), respectively. Thus, it is noted that the proposed method can be used to predict short-term water demand for the efficient operation of a water purification plant.

Key Words : AR model, MLP, Water demand prediction, water purification plant

1. 서 론

최근 들어 경제규모 확대와 인구집중 및 대도시화에 따른 원활한 수도물 공급의 중요성이 높아지면서, 정확한 물 수요 예측을 통한 효율적인 정수장 운영 방법에 관련된 연구가 관련 학계 및 업계를 중심으로 진행 중에 있다[1][2]. 국내 물 수요 예측에 관련된 연구는 지속적인 물 수요량의 증가에 대응하기 위하여 단기 물 수요량 예측보다는 주로 장기 물 수요량 예측에 대한 연구가 주로 수행되어 왔다. 장기 수요예측에 비하여 일일 단기 수요 예측(Day Base Short-term Forecasting)은 해당 정수장의 공급지역, 급수 인구 특성, 특정 기간 및 시간대별 등의 개별적인 상황과 계절적인 다양한 패턴이 혼합되어 있으며[3], 이러한 복잡한

외부적인 요인에 의한 간단한 통계적인 모형에 의해 물 수요량 및 사회전반에 필요로 하는 각종 생산물에 대한 정확한 수요를 예측하는 데는 한계가 있다[4][5].

도시지역 정수장 용수공급 수요예측 알고리즘은 현재 시계열 분석, 회귀분석 및 일부 신경망 알고리즘을 이용하여 계절별, 주요 기간별, 지역특성별 등을 고려한 일부 시간 단위의 중, 단기 수요예측을 연구한 사례가 있으며, 이를 바탕으로 각종 도시 계획 및 일정 지역의 단기 또는 장기간 용수 예측, 정수 시설물 개선 등의 정책 입안을 위한 연구는 시도된 바 있다[6][7]. 최근에는 물 수요 데이터에 내포된 비선형성을 고려하기 위하여 퍼지, 신경망, 뉴로-퍼지모델을 적용하여 효과적인 물 수요량 예측모델을 국내외에서 개발하고 있다[8][9][10]. 그러나 실제 정수장 운영 등에 적용하기 위한 물 수요 예측 모델링 연구는 일부 지자체나 공공기관에서만 기존 모델 적용과 제한된 연구만을 수행되고 있을 뿐 국내 실정에 맞는 특정 정수장에 최적의 알고리즘의 개발은 이루어지지 않고 있다.

따라서 본 논문은 기상요인(기온, 습도, 풍속, 일조시간 등)이나 사회, 경제적 요인 등에 의해 불규칙하게 변동하는

접수일자 : 2009년 7월 20일

완료일자 : 2009년 9월 20일

*교신저자

본 논문은 2009년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구 되었음

특성을 가지는 수돗물 수요 특성에 대해 기존의 단순 시계열 및 이를 변형한 알고리즘 기법을 극복하고자 AR(Auto Regressive) 모델과 AR 모델의 오차를 보정할 수 있도록 MLP(Multi-layer Perceptron)기반의 신경망을 적용하여 물 수요량 예측 모델을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안된 알고리즘에 대하여 기술하고, 3장에서는 실험 및 결과를 나타냈다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺는다.

2. AR과 MLP를 이용한 단기 물 수요예측

그림 1에서는 본 논문에서 제안한 물 수요 예측 알고리즘의 구성도를 나타냈다. 그림 1에서 보는 바와 같이 제안된 방법은 AR 모델에 의해 시계열 데이터에 대한 예측값을 산출한다. 다음단계로 신경망은 실제값과 예측값의 오차를 추정하도록 학습된다. 최종 단계에서는 AR 모델에 의해 산출된 예측값과 신경망에 의해 추정된 오차보정값을 합산하여 최종 출력을 구한다. 즉, 제안된 방법은 AR 모델에 의해 근사추정을 한 후 신경망에 의해 오차를 보정하는 이단 구조를 갖는 특징이 있다.

2.1 AR 모델에 의한 시계열 데이터 예측과정

본 논문에서는 시계열자료의 현재 상태가 과거와 미래의 상태와 밀접한 연관성이 있다고 예상하고, 회귀분석에서 시계열의 관측값이 선행된 관측값에 의존하여 자기상관을 보일 때, 즉 관측값이 선행 관측값들의 회귀관계를 갖는 현상인 자기회귀성을 감안하였다[11]. 이에 대표적인 자기회귀 모델인 AR모델을 이용하여 시계열 데이터를 분석한다.

안정성을 가진 시계열을 AR 모델로 나타낼 경우, AR 모델에서 신호의 샘플값 Y_k 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_k = \sum_{i=1}^p a_i Y_{k-i} + W_k \quad (1)$$

식 (1)에서 Y_k 는 이산시간 지표 k에서 기록된 신호, a_i 는 AR 매개변수, W_k 는 백색잡음, p는 모델의 차수를 나타낸다. 따라서 AR 모델의 시계열 Y_k 의 현재 값이 시계열 $Y_{k-1}, Y_{k-2}, Y_{k-3}, Y_{k-p}$ 의 과거 값에 의존하게 되며, 따라서 신호의 AR 모델링은 모델의 매개변수에 따르게 된다.

시계열모델의 매개변수 추정은 확률적 근사법(stochastic approximation), 최소제곱법(least square method), 자기상관법(autocorrelation method), 공분산법(covariance method) 등의 알고리즘을 이용할 수 있다.

그러나 자기상관법과 공분산법은 매개변수 추정에서 발생하는 역행렬로 인하여 계산이 어려움이 따른다. 따라서 본 연구에서는 짧은 구간에서 신호의 실제값으로 수렴하게 되고 모델 오차의 제곱 총합값을 최소로 하면서 연속적 접근으로 추정하는 최소제곱 알고리즘을 이용하여 시계열 데이터에 적합한 매개변수를 추정한다. 일반적으로 실제 표본자료 $s(n)$ 은 식 (2)에서 보는 바와 같이 과거의 표본자료와 오차의 합으로 표현할 수 있다.

$$S(n) = \sum_{i=1}^p a_i S(n-i) + e(n) \quad (2)$$

식 (2)에서 $e(n)$ 은 식 (3)에서 보는 바와 같이 실제 표본자료인 $S(n)$ 과 예측된 표본자료 $\hat{S}(n)$ 간의 예측오차를 나타낸다.

$$e(n) = S(n) - \hat{S}(n) \quad (3)$$

따라서 예측오차 예측신호 $\hat{S}(n)$ 은 식 (4)로 정의되며, 계수 a_i ($i=1, 2, 3, \dots, p$)는 각 계수에 관한 오차표본들의 총합 제곱오차를 최소화하여 구할 수 있다

$$\hat{S}(n) = - \sum_{i=1}^p a_i S(n-i) \quad (4)$$

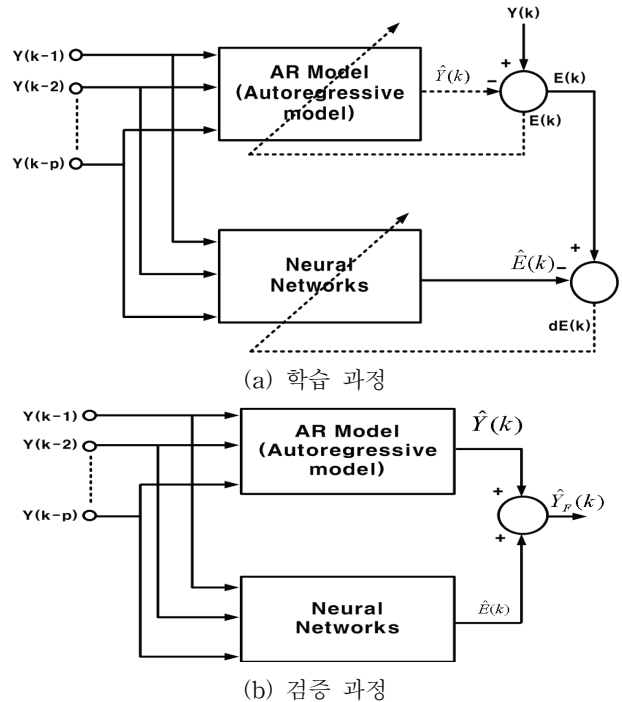


그림 1. 제안된 방법의 학습과 검증과정

Fig. 1. The training and testing process of a proposed method

2.2 신경망에 의한 오차 보정 알고리즘

다층신경망은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층인 은닉층이 존재하는 신경망으로 그림 2에 나타낸 바와 같이 계층구조를 갖는다. 이러한 다층신경망은 입력 값과 목표출력으로 이루어진 학습 데이터를 사용하여 입력 데이터에 대한 신경망의 출력 값과 목표 출력 사이의 오차가 최소가 되도록 규칙에 따라 결선 강도인 가중치를 조정하는 방법이다.

신경망의 학습알고리즘은 다음과 같다. 역전파 학습 알고리즘을 통해 신경 회로망의 연결강도의 변화량을 구해보면 오차 함수는 다음 식 (5)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_k (y_k - t_k)^2 \quad (5)$$

출력층 연결강도의 변화량은 식 (6)과 같다.

$$\Delta w_{kj}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha \Delta w_{kj}(n) + \beta \Delta w_{kj}(n-1) \quad (6)$$

연쇄법칙(chain rule)을 이용해서 오차함수 식 (5)에서 연결강도 변화량 $\frac{\partial E}{\partial w_{kj}}$ 를 구해보면 식 (7)식과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial w_{kj}} \quad (7)$$

위 식에 의해서 연결강도의 변화량을 구할 수 있고 이로 인해 학습이 가능하게 된다.

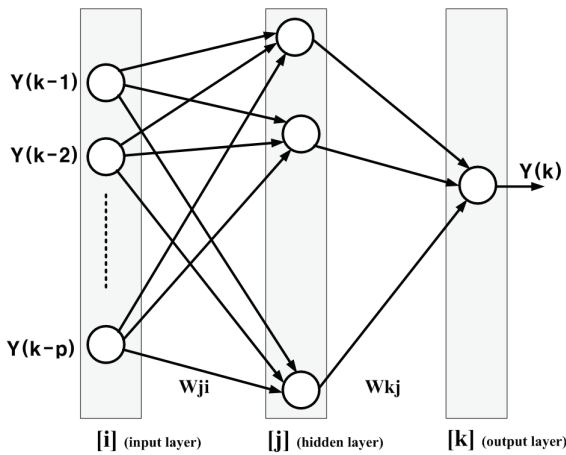


그림 2. 다층 신경망의 구조
Fig. 2. Structure of MLP

3. 실험 및 결과 분석

3.1 물 수요 데이터의 특성분석

본 논문에서는 그림 3에서 보는 바와 같이 전북지역의 광역상수도 중에서 A정수장에서 선정하여 물 수요 데이터를 분석하였다. 선정된 A정수장의 급수인구는 2007 상수도 통계에 의한 인근 2개시 184,266명으로 시설용량은 일일 90,000톤 생산능력을 갖춘 정수장이다[12].



그림 3. 단기 물 수요예측 대상지역
Fig. 3 Site for short-term water demand prediction

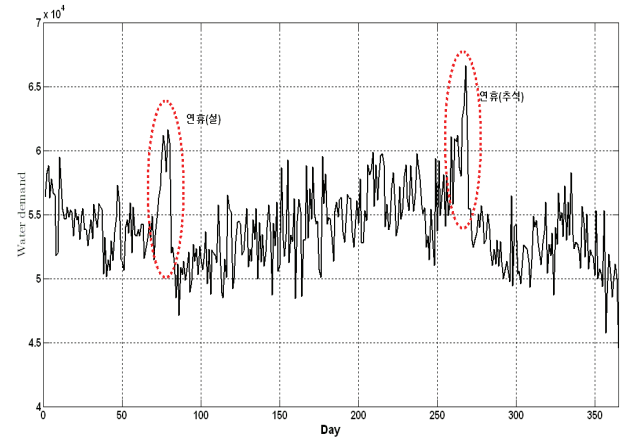
대상지역인 전북지역의 A정수장에 물 수요에 밀접한 관계를 갖는 외부변수를 선정하여 이들 데이터와 과거 물 수요량에 대해 상관 정도를 분석하여 표 1에 나타냈다. 본 논문에서 사용되는 데이터는 2007년에서 2008년까지 2년간 일 단위 유량데이터를 근거로 하였다. 상관성분석은 2007년도, 2008년도 및 2007-2008년도 데이터로 각각 구분하여 분석을 하였다. 우선, 2007년도 데이터는 최저기온, 평균기온, 최고기온 등 온도에 관련된 외부인자가 물 수요량에 밀접한 관계를 갖는 것으로 나타났다. 2008년도 데이터는 월타입, 일조시간, 일 타입(일요일, 연휴, 공휴일)에 상관성이 있는 것으로 나타났다. 2007-2008년도 데이터를 모두 적용하여 분석한 결과 평균속도, 최저기온, 최고 기온 등이 상관성이 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 이를 종합하면, 일반적으로 물 수요량과 기온인자는 다른 외부 인자에 비하여 비교적 높은 상관성을 가진 것으로 나왔으며, 풍속, 습도, 일조시간, 일타입 (평일/휴일 구분)등은 예상과는 달리 낮은 상관성을 보여주고 있음을 알 수 있다. 그러나 일반적으로 상관계수값은 0.4이하로서 외부 인자가 물 수요량에 미치는 영향은 적다고 할 수 있다.

그림 4에서는 2007년도와 2008년도 정수장의 물 공급량을 나타냈다. 그림 4에서 보는 바와 같이 물 수요량은 일정한 패턴을 보이지는 않았다. 이는 물 수요량이 온도, 일타입 (평일/휴일 구분) 등에 영향이 적다는 것을 의미한다. 그러나 주요 명절 기간(설날, 추석)중에는 평소와는 달리 단기적인 기간 동안 많은 물 수요량이 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 명절기간을 제외하면 해당 물 수요를 일으키는 지역이 중소규모의 소도시로 외부 요인에 따른 수요변동은 크지 않음에 기인한다고 분석된다.

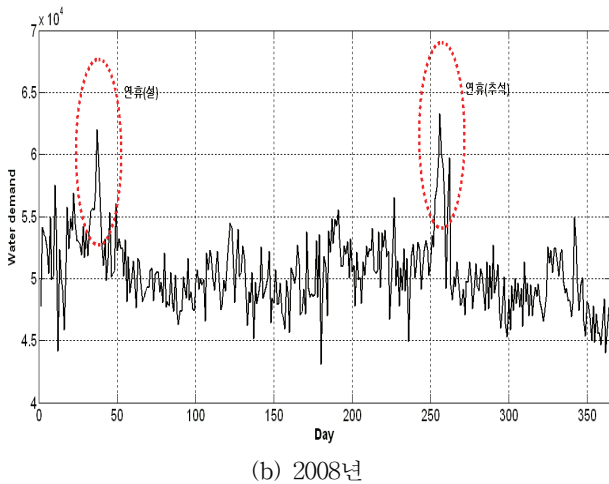
표 1.연도별 상관계수 분석

Table 1. Correlation analysis

구분	2007	2008	2007-2008
월	-0.068	-0.256	-0.138
일타입	0.149	0.105	0.113
평균기온	0.330	0.086	0.171
최저기온	0.357	0.091	0.194
최고기온	0.305	0.082	0.148
평균풍속	-0.062	-0.013	0.237
상태습도	0.147	0.039	0.091
일조시간	-0.080	0.186	0.007



(a) 2007년



(b) 2008년
 그림 4. 2007년 및 2008년 정수장 물 공급량
 Fig. 4 A purification plant's daily flow rate for 2007 and 2008

본 논문에서 모델 선정 대상이었던 OO시는 그림 5에서 보는 바와 같이 2005년 이후 지속적인 상수도 유수율 제고 사업이 추진을 통하여 연도별 누수율이 낮아지는 현상이 나타나고 있다. 이에 따라 물 수요량의 각 연도별 패턴을 보면 전체적으로 유수율이 증가하고 있으며 이는 물 공급량의 감소를 의미한다[13]. 따라서 모델 선정 대상 지역의 물 수요 예측 모델링을 할 때, 해당 지역의 상수도 관련 유수율 제고 사업이나 주요 시설물 또는 설비 개선 사업 등이 있을 경우에는 이에 대한 수요예측 외부 변수 인자 또는 모델링 결과에 영향을 주는 요인으로 고려해야 함을 알 수 있었다.

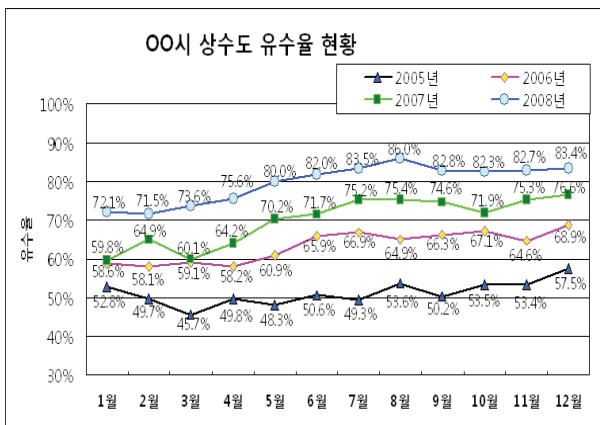
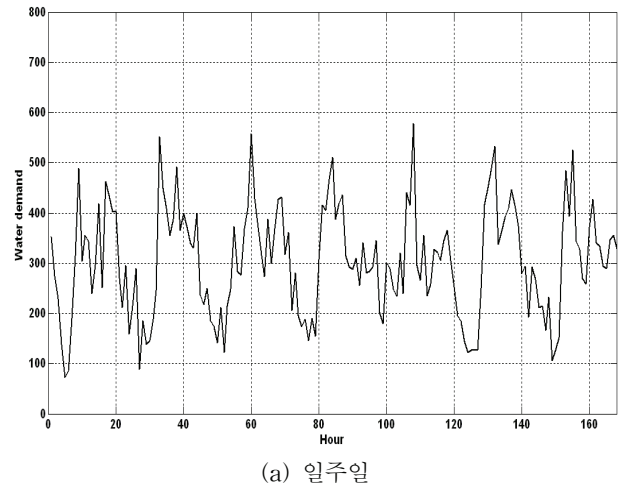


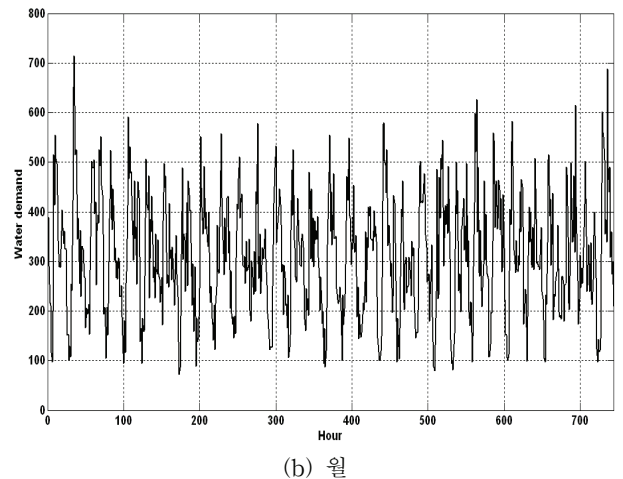
그림 5. OO시 상수도 유수율 변화
 Fig. 5 OO city's Accounted rate variation for tap water

그림 6에서는 물을 공급하는 정수장이 아닌 실제 물을 사용하는 수용가에 물을 공급하는 배수지에서 취득한 데이터를 이용하여 물 수요량에 대한 특성을 분석하여 나타냈다. 물 수요량을 일일 주기로 관찰하면, 그림 6(a)에서 보는 바와 같이 대부분 시간대별로 급수지역내 일정한 패턴으로 나타낸다. 이는 해당 급수지역 내 주민들의 아침 기상과 동시에 시작되는 하루 일상생활과 밀접한 관계가 있음을 보여주고 있다. 이에 대한 물 수요는 매일 아침과 저녁 특정시간대에 식사 및 세면 등의 일상생활과 같이 집중

되지만, 계절별로 기상과 취침시간이 틀려 배수지에서도 일정한 패턴이 나타나지 않은 것으로 나타났다.



(a) 일주일



(b) 월

그림 6. 배수지 일주일 및 월 유량 추세선
 Fig. 6 Weekly and monthly real time flow rate trend

3.2 물 수요 예측 결과

본 논문에서는 전북지역의 A정수장에서 취득된 2007년-2008년의 물 공급량 자료를 이용하여 실험을 하였다. 그림 7에서는 2007년도와 2008년도에 대한 일일 물 수요량을 나타냈다. 그림 7에서 보이는 것과 같이 2007년과 2008년의 물 공급량의 상관계수는 0.323(Pearson 상관 계수 기준)로, 연도별 물 공급량만을 고려할 경우 물 수요 예측이 매우 어려움을 짐작할 수 있다. 특이할 만한 사항은 2007년도에 비하여 2008년도 물 수요량이 감소한 것으로 나타났다. 그러나 이러한 결과는 그림 5에서 나타난 바와 같이 실제 사용하는 물 수요량의 감소가 아니라 지속적인 유수율 확보를 위한 시설물 및 상수도 관로관리에 의해 누수 되는 물의 양이 감소되어 나타난 결과로 분석되었다.

실험을 위해 5일전까지의 유량을 이용하여 5개의 입력데이터 X와 일일 정수장에서의 유출량 Y를 아래와 같이 구성하였으며, 최소자승법에 의해 AR 모델의 매개변수를 추정하였다.

$$X = \begin{bmatrix} y(\tau) & y(2\tau) & \dots & y(m\tau) \\ y(2\tau) & y(3\tau) & \dots & y((m+1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ y((N-m)\tau) & y((N-m+1)\tau) & \dots & y((N-1)\tau) \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} y((m+1)\tau) \\ y((m+2)\tau) \\ \vdots \\ y(N\tau) \end{bmatrix} \quad (8)$$

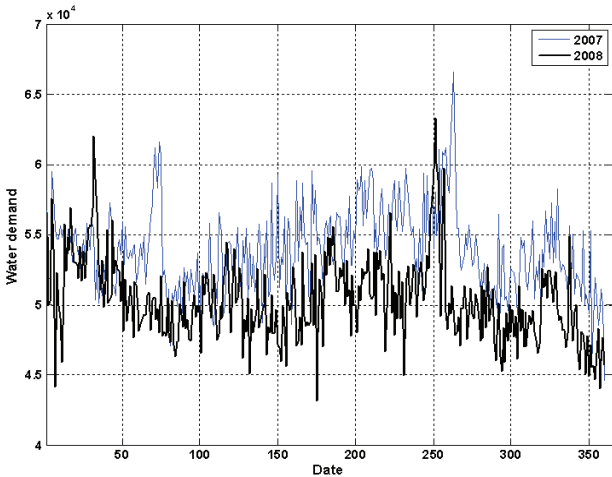


그림 7. A정수장에서 2007년도와 2008년도 물 수요
Fig 7. Water demand for 2007 and 2008 in a A purification plant.

다음 단계로 MLP을 이용하여 AR 모델에 의한 오차값과 실제 예측값과의 오차를 추정하도록 학습이 이루어진다. 본 논문에서 MLP 학습을 위해 역전파 알고리즘 중에서 다른 알고리즘에 비해 우수하다고 평가된 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 적용해 학습시켰다.

AR 모델 구축시 사용했던 5개의 과거 유량 데이터를 입력으로 사용하였고, AR 모델과 실제 출력과의 오차를 출력으로 설정하였다. 입력층과 출력층 사이의 은닉층은 12개로 하였으며 학습률은 0.0147로 설정하였다., 이러한 은닉층의 개수와 학습율은 실험을 통하여 가장 우수한 성능을 나타내는 값을 기준으로 하였다. 제안된 방법의 성능평가를 위해 학습데이터로 2007년도 데이터를 이용하였으며, 2008년도 데이터를 검증 데이터로 사용하였다. 그림 8에서는 학습에 따른 학습데이터와 검증데이터의 성능을 나타냈다. 이 때 그림 2에서 보는 바와 같이 검증데이터의 성능이 가장 3회 학습하였을 때 가장 성능이 우수하여 이 횟수를 기준으로 제안 방법의 성능을 분석하였다.

성능지표로는 아래 식의 절대평균퍼센트오차인 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)와 MAE(Mean Absolute Prediction Error)를 고려하였다.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Actual_i - Forecast_i}{Actual_i} \right| \times 100 \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Actual_i - Forecast_i| \quad (11)$$

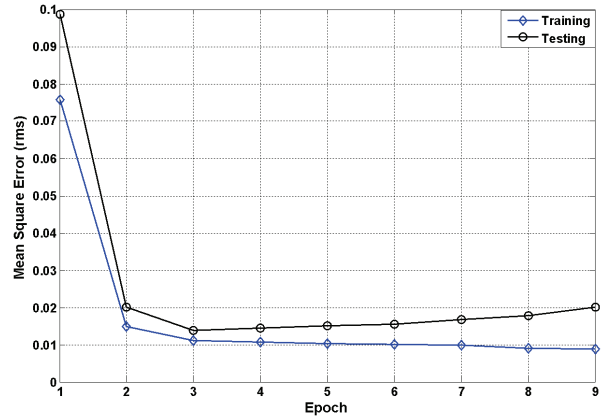


그림 8. 학습에 따른 학습데이터와 검증데이터의 성능
Fig 8. Performance of training and testing according to epoch

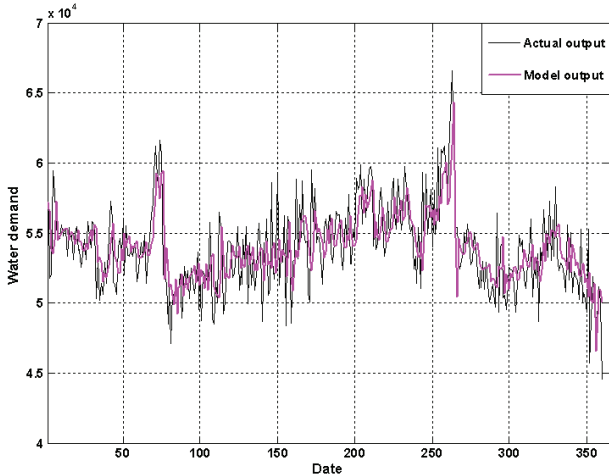
표 2에서는 적용방법에 따른 성능평가를 나타냈다. 적용 방법 중 다중회귀모델은 물 수요량과 평균온도를 이용하여 모델식을 구성하였다. 또한 AR모델, MLP 모델 및 제안된 방법은 과거 5개의 물 수요량 데이터를 이용하여 시계열 모델을 구성하였다. 학습데이터에 대한 성능평가를 분석하면 물 수요예측을 위해 가장 보편적으로 적용되는 다중회귀모델은 MAPE가 3.598[%]로 나타났다. AR 모델은 3.427[%], MLP는 3.44[%], AR+MLP는 3.402[%]로 나타났다. 검증데이터에 대한 성능평가를 분석하면 Multiple Regression은 MAPE가 5.090[%]로 나타났다. AR 모델은 3.841[%], MLP는 3.834[%], AR+MLP는 3.631[%]로 나타났다. 이러한 결과로부터 AR 모델과 MLP에 의한 예측모델은 성능에 큰 차이를 발생하지 않았지만 두 모델을 융합한 AR+MLP 모델의 경우 MAPE가 향상되었음을 확인할 수 있다.

그림 9에서는 2007년도 자료인 학습데이터와 2008년도 자료인 검증데이터에 대한 예측결과를 나타냈다. 제안된 방법이 급격히 변화는 시점(그림 9(b)의 (a),(b)에 대한 성능을 분석하기 위해 그림 10에서 적용방법별 예측결과를 자세히 나타냈다. 그림 10에서 보는 바와 같이 급격히 변화는 시점에서 제안된 방법이 기존 방법에 비하여 예측성능이 우수함을 확인할 수 있다. 따라서 변동이 심한 비선형을 가지는 시계열 데이터에 대해 제안된 방법이 성능이 우수하다는 것을 보여준다.

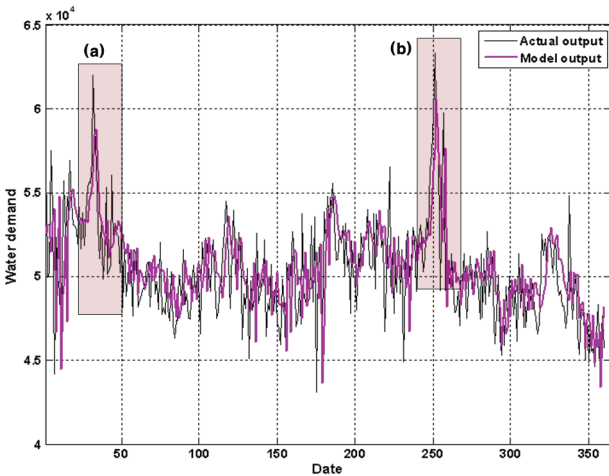
표 2. 실험 결과

Table 2. Experimental results

Algorithm	MAPE [%]		MAE	
	Training	Testing	Training	testing
Multiple Regression	3.609	5.066	1947	2493
AR	3.427	3.841	1848	1910
MLP	3.440	3.834	1853	1908
AR+MLP	3.402	3.631	1834	1821

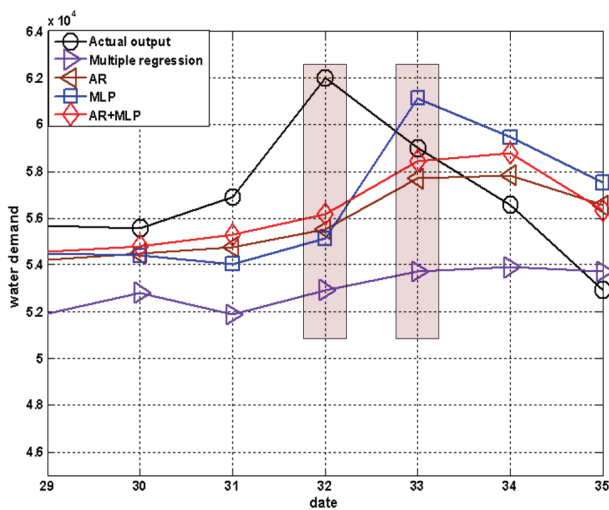


(a) 훈련 데이터

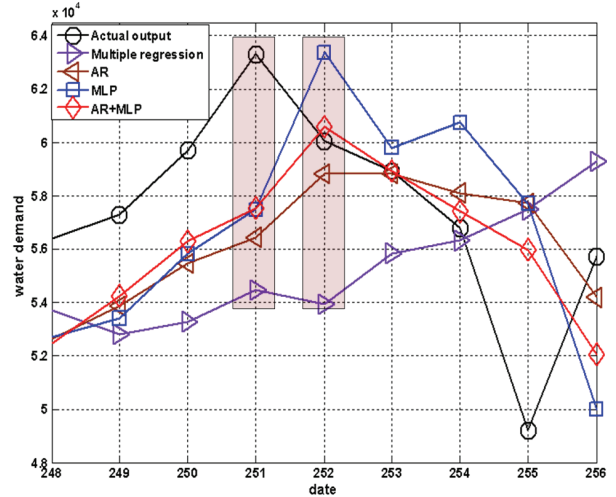


(b) 검증 데이터

그림 9. 훈련데이터와 검증데이터에 대한 예측결과
Fig. 9 Prediction result for training and testing data



(a) 그림 8(b)의 (a)영역에서의 예측결과



(b) 그림 8(b)의 (b)영역에서의 예측결과

그림 10. 적용방법별 성능평가
Fig. 10 Performance evaluation according to applied methods

4. 결 론

본 연구는 상수도 일 수요량 예측을 위하여 실제 정수장을 대상으로 물 공급량 데이터를 이용하여 분석 및 모델을 도출하였다. 물 수요량은 일별 특성과 계절별 변동특성이 포함된 복잡한 비선형 시계열 데이터인 것으로 분석되었다. 이러한 특징을 가진 물 수요량에 대한 알고리즘을 구현하기 위해 기존의 다중회귀(Multiple Regression), 자기회귀(AutoRegression), 다층신경망(MLP)등의 1차적인 알고리즘을 적용하였던 것과 달리 본 논문에서는 시계열 데이터에 대한 분석을 위한 자기회귀를 기반으로 비선형에 대한 효과적인 예측을 위해 다층신경망(AR+MLP)을 결합한 모형을 구성, 제시하여, 2007년 자료로 모델링하여 2008년 자료로 검증하여 예측 모형의 성능 평가한 결과 기존 알고리즘 Multiple Regression (5.090%), AR(3.841%), MLP(3.834%)에 대하여 본 논문에서 제시한 알고리즘인 AR+MLP(3.631%)를 보였다. 즉, 단순 일차적인 알고리즘 적용에 대해 물 수요량의 특징인 계절적 성분은 자기회귀로 예측하고 그에 대한 오차, 비선형성에 대해 다층신경망으로 보정하는 AR+MLP 모형이 우수한 결과를 보였다. 따라서 제안된 방법은 신경회로망에 의해 완벽한 학습이 어려운 데이터에 대해서는 효과적이지만 구조가 복잡하다는 단점을 가지고 있다. 향후 실시간 정수장 시스템에 적용하여 제안 방법의 적용가능성을 검증할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [1] 유명진, 구자용, 구윤희, 김신걸, "선형 및 비선형 모델을 이용한 시간별 물수요량의 예측," *대한환경공학회지*, Vol. 26, No. 3, pp. 277-283, 2004.
- [2] 권현한, 문영일, "SSA를 이용한 일 단위 물수요량 단기 예측에 관한 연구," *상하수도학회지*, Vol. 18, No. 6, pp. 758-769, 2004.

[3] S.L. Zhou, T.A. McMahon, A. Walton, J. Lewis, "Forecasting operational demand for an urban water supply zone," *Journal of Hydrology*, vol. 259, pp189-202, 2002.

[4] 박영진, 전건욱, "ARIMA를 이용한 항공기 수리부속의 수요예측," *한국국방경제분석학회*, Vol. 34, No. 2, pp. 79-101, 2008.

[5] 남봉우, 송경민, 김규호, 차준민, "다중회귀분석법을 이용한 지역전력수요예측 알고리즘," *한국조명전기설비학회*, Vol. 22, No. 2, pp. 63-70, 2008.

[6] 김신걸, 변신숙, 김영상, 구자용, "시스템 다이내믹스법을 이용한 서울특별시의 장기 물수요예측," *상하수도학회지*, Vol. 20, No. 2, pp. 187-196, 2006.

[7] 강일환, 이경훈, 문병식, 김미정, "결합 유전자 알고리즘을 이용한 상수도 단기 급수량 예측," *대한상하수도학회 · 한국물환경학회 2005공동 추계학술발표회 논문집* pp. 620-625, 2005.

[8] Inmaculada Pulido-Calvo, Juan Carlos Gutiérrez-Estrada, "Improved irrigation water demand forecasting using a soft-computing hybrid model," *Biosystems Engineering*, Vol. 102, No. 2, pp. 202-218, 2009.

[9] Mehmet Ali Yurdusev, Mahmut Firat, "Adaptive neuro fuzzy inference system approach for municipal water consumption modeling: An application to Izmir, Turkey," *Journal of Hydrology*, Vol. 365, pp. 225-234, 2009.

[10] 김태순, "Soft Computing 기법을 활용한 유량예측," *물과 미래*, Vol. 40, No. 7, pp. 47-60, 2007.

[11] 김두섭, *회귀분석의 이론과 응용*, 남남출판사, 1993.

[12] 환경부, *2007 상수도 통계*, 2008.

[13] 한국수자원공사, *정읍시 지방상수도 유수를 제고 민자유치 시범사업 및 운영효율화 사업 2008년도 운영실적*, 2009.

저 자 소 개



최기선(Choi Gee Seon)
 2008년 : 충북대 제어계측공학과 박사과정 (수료)
 1992년 ~ 현재 : 한국수자원공사 K-water 교육원 교수

관심분야 : 퍼지이론, 신경회로망, 수요예측
 Phone : 042-870-7266
 Fax : 042-870-7259
 E-mail : kschoi@kwater.or.kr



유철(Yu Chool)
 1995년 : 원광대 전자공학과(학사)
 1995년 ~ 현재 : 한국수자원공사 전북지역 본부 재직

관심분야 : 신경회로망, 수요예측
 E-mail : jy231@kwater.or.kr



진력민(Jin Ryuk Min)
 2003년 : 전북대 전자공학과(학사)
 2004년 ~ 현재 : 한국수자원공사 전북지역 본부 재직

관심분야 : 의사결정, 신경회로망, 수요예측
 E-mail : jrm0128@kwater.or.kr



유성근(Yu Seong Keun)
 2004년 : 조선대 전자공학과(학사)
 2005년 ~ 현재 : 한국수자원공사 전남지역 본부 재직

관심분야 : 신경회로망, 수요예측, 시계열분석
 E-mail : sky9759@kwater.or.kr



전명근(Myung-Geun Chun)
 1993년 : 한국과학기술원 전기 및 전자 공학과(공학박사)
 1996년 ~ 현재 : 충북대 전기전자 컴퓨터 공학부 교수

관심분야 : Biometrics, 수요예측, 지능 시스템
 E-mail : mgchun@cbu.ac.kr