

수계 상류 관측 수위자료를 이용한 하류 홍수위 예측기법

Forecasting Technique of Downstream Water Level using the Observed Water Level of Upper Stream

김상문¹ · 최병웅^{2*} · 이남주³

¹SDMENC 차장, ²국립생태원 생태자연도연구팀 연구원, ³경성대학교 토목공학과 교수

Sang Mun Kim¹, Byungwoong Choi^{2*} and Namjoo Lee³

¹Deputy General Manager, Safety & Disaster Management, Seoul 08502, Korea

²Researcher, Research Team on Ecological and Natural Map, National Institute of Ecology, Seocheon 33657, Korea

³Professor, Department of Civil Engineering, Kyungpook University, Busan 48434, Korea

Received 18 October 2020, revised 9 November 2020, accepted 10 November 2020, published online 31 December 2020

ABSTRACT: Securing the lead time for evacuation is crucial to minimize flood damage. In this study, downstream water levels for heavy rainfall were predicted using measured water level observation data. Multiple regression analysis and artificial neural networks were applied to the Seom River experimental watershed to predict the water level. Water level observation data for the Seom River experimental watershed from 2002 to 2010 were used to perform the multiple regression analysis and to train the artificial neural networks. The water level was predicted using the trained model. The simulation results for the coefficients of determination of the artificial neural network level prediction ranged from 0.991 to 0.999, while those of the multiple regression analysis ranged from 0.945 to 0.990. The water level prediction model developed using an artificial neural network was better than the multiple-regression analysis model. This technique for forecasting downstream water levels is expected to contribute toward flooding warning systems that secure the lead time for streams.

KEYWORDS: Artificial Neural Network, Flood Warning, Lead Time, Multiple Regression Analysis, Water Level Forecast

요 약: 최근 하천범람에 따른 피해를 최소화하기 위해서는 대피를 위한 선행시간을 확보하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서는 현재 하천에서 측정되고 있는 수위 관측 자료를 이용하여 이상호우 발생시 하류의 수위를 예측하였다. 수위 예측을 위해 다중회귀모형 및 인공신경망 모형을 섬강시험유역에 적용하였다. 다중회귀모형 및 인공신경망 모형의 학습에는 섬강시험유역의 2002년부터 2010년까지의 수위 관측 자료를 이용하였으며, 학습된 모형을 이용하여 발생 가능한 수위를 예측하였다. 모의 결과 인공신경망 수위예측모형의 결정계수는 0.991 - 0.999로 나타났으며, 다중회귀수위예측 모형의 결정계수는 0.945 - 0.990로 나타나 인공신경망을 이용한 수위예측모형이 다중회귀모형보다 좀 더 나은 예측 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구결과는 향후 하천에서 선행시간을 확보한 홍수 예보 구축에 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

핵심어: 인공신경망, 홍수 예보, 선행시간, 다중회귀분석, 수위 예측

1. 서 론

현재 우리나라는 태풍 및 호우 발생 시 피해 실적 위

주의 수방대책을 대체적으로 수립하고 있다 (Ministry of the Interior and Safety 2018). 그러나 실질적인 홍수 피해를 줄이기 위해서는 피해 실적 위주의 수방대책 뿐

*Corresponding author: bchoi@nie.re.kr, ORCID 0000-0001-7485-8833

© Korean Society of Ecology and Infrastructure Engineering. All rights reserved.

This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

만 아니라 홍수 예보 시스템 개발 등의 비구조적 시스템의 수립도 매우 중요하며 홍수예보 시스템 구축을 위해서는 정확한 홍수 예측이 필수적이다. 일반적인 홍수 예측을 위한 입력자료에는 강우, 유출량, 수위 등이 활용되고 있다. 이중 하천 수위자료는 쉽고 직접적으로 측정이 가능하고 홍수를 예측하는데 유량보다 유용하며 (Choi and Han 2012), 하천 수위 자료를 이용하는 경우가 입력자료에 포함된 오차가 작다 (Jun and Lee 2013). 다만, 하천 수위 변화는 매우 비선형적이고 모의 시간이 길어짐에 따라 홍수 예측을 위한 선행시간 확보에 제약이 있어, 최근의 수위 예측에는 회귀모형 및 인공신경망 모형 등의 자료 지향형 기반의 모형들이 활용되고 있다 (Jung et al. 2018). 자료 지향형 모형은 구축 시 절차가 간단하고 결과 값을 얻기까지의 계산 시간이 많이 소요되지 않는 장점이 있어 실시간 수위 예보를 위한 적용성이 우수하다 (Govindaraju 2000). 국외에서는 관측된 수문자료를 자료 지향형 모형에 적용하여 강우 및 수위 예측을 위한 연구들이 꾸준히 진행되고 있다 (Thirumalaiah 1998, Liong et al. 2000, Huynh and Nguyen 2003, Daliakopoulos et al. 2005). 국내에서는 Yeo et al. (2010)은 감천 유역의 수위표지점을 대상으로 인공신경망과 유전자 알고리즘을 활용하여 단기간 수위 예측을 수행하였으며, Choi et al. (2011)이 다중회귀모형과 뉴로-퍼지 모형을 활용하여 수위 예측에 대한 정확성을 검증하였다. 그 외에도 자료 지향형 모형을 이용한 연구는 지속적으로 수행되고 있다 (Kim

2005, Jun and Lee 2011, Jung et al. 2018). 위 연구들에서 확인한 바와 같이 자료 지향형 모형을 이용한 예측 연구는 꾸준히 수행되고 있으며, 그 결과에 대한 정확성이 검증되었다.

본 연구에서는 일반적인 홍수 예측을 위한 자료 중 하천에서 고수위와 저수위를 포함한 관측된 상류 수위를 활용하여 이상 홍수 발생시 하류 홍수위를 예측하여 홍수 예보에 활용하도록 하였다. 수위 예측 모형을 위해 모형의 구축과정이 단순하고 적용성이 우수한 인공신경망과 다중회귀분석을 활용하였으며, 이를 삼강유역에 적용하여 두 모형 간의 성능을 비교·분석하고 수위 예측의 정확성을 검증하였다.

2. 연구대상 지역

Fig. 1은 본 연구에서 적용한 연구대상지역을 나타내고 있다. 남한강 제1지류인 삼강 최상류에 위치해 있는 지방 하천인 계천을 대상구간으로 하였다. 유역 면적은 164.45 km², 유로 연장은 22.41 km, 유역 경사는 5.97%이다. 계천 구간의 상류방향으로는 계천과 유동천이 Y자 형태로 유입되고 있다. 유역 내 토지이용은 농경지와 임야가 주된 현황으로 조사되었으며, 대상구간 내 우량과 수위를 관측할 수 있는 수문관측소는 6개가 존재하고 있다. 우량관측은 춘당, 봉덕, 매일관측소에서 측정되고 있으며, 수위관측은 매일교, 농거리교, 소군교 수위관측소에서 측정되고 있다. 총 6개의 수문관

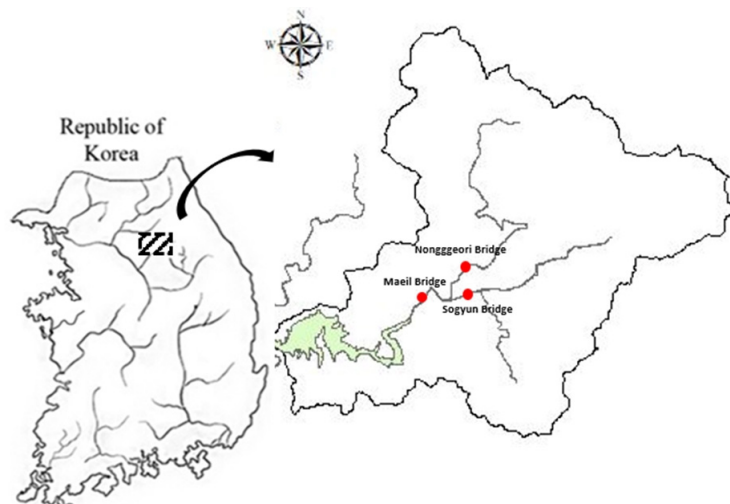


Fig. 1. Study area.

측소는 2001년에 최초로 운영되어 현재까지 유지되고 있다. 수위관측소를 기준으로 살펴보면, 매일교와 농거리교 관측소의 경우 부자식과 압력식의 관측기기를 사용하며, 소군교 관측소는 압력식과 기포식의 관측기기를 사용하여 측정하고 있다. 관측간격은 10분으로 최소 측정은 1 mm 및 1 cm로 전송방법은 T/M, PCS실시간, 로거의 방법을 채택하여 관측자료를 수집하고 있다.

홍수의 경우 다양한 지형적인 요인, 지리적인 요인, 기상상황 등이 복합적으로 작용하여 발생한다. 따라서 다양한 요건을 고려한 측정자료를 적용해야 하지만, 본 연구는 모형의 구축과정이 상대적으로 단순한 수위에 측모형을 구축하고 파악하기 위한 기초 연구 단계로 추후 다양한 지점의 자료에 적용 및 검증하기 위한 연구를 수행하고자 한다.

3. 분석 기법

3.1 다중회귀분석

통계분석 기법 중 하나인 다중회귀분석은 두 개 이상의 독립변수들과 하나의 종속변수의 관계를 분석하는 기법으로 단순회귀분석을 확장한 것으로 알려져 있다. 회귀분석의 기본 가정사항은 독립변수와 종속변수간의 선형성, 오차항의 등분산성과 정규성, 오차항의 독립성을 대표적인 전제 조건을 필요로 한다. 그리고 적용된 모형의 결과의 타당성 즉, 제안된 회귀식이 자료를 얼마나 잘 설명하고 있는가를 나타내는 계수로 결정 계수 또는 수정된 결정계수로 판단하게 된다.

3.2 인공신경망 모형

인공신경망은 계층별로 그룹화된 뉴런들의 집합으로 구성되어 있다 (Fig. 2). 단층신경망 모형은 입력층과 출력층으로 구성되고 다층신경망 모형은 입력층 (input)과 출력층 (output) 그리고 그 사이의 은닉층 (hidden layer)으로 이루어져 있다. 입력층과 출력층 사이에는 여러 개의 은닉층이 존재하도록 할 수도 있다. 입력층은 다른 층으로부터 들어오는 연결선없이 신경망의 외부로부터 입력을 받아 은닉층에 전달시키고 이는 다시 출력층에 전달된다. 은닉층은 일종의 임시저장 기능을 한다. 각 층에 있는 모든 처리소자들은 방향성을 가진 연결선으로 연결되어 있고 각 연결선들은 연결

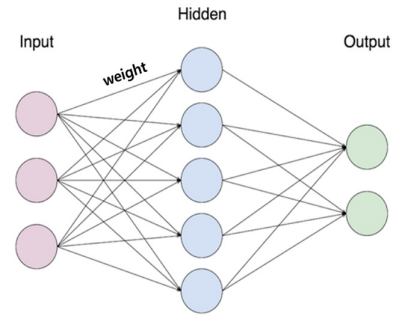


Fig. 2. Structure of artificial neural network.

강도를 가진다. 연결강도는 한 처리소자가 다른 처리소자에 미칠 수 있는 영향력의 크기를 나타낸다. 따라서 학습과정에서 주어진 입력에 대하여 출력과의 상관관계가 큰 영향력이 있는 층의 처리소자에 큰 연결강도가 부여된다.

처리소자들은 여러 다른 처리소자들과 각각의 영향력에 따라 크기가 다른 연결강도로 연결되며 이로부터 전달되는 입력값을 변형시켜 다른 처리소자에 입력될 값을 만드는데 이를 활성화치 (activation level)라 하며 전달함수에 의해 수행된다. 활성화치는 그 처리소자에 직접 연결되어 있는 다른 처리소자들의 출력값과 해당 연결선의 연결강도를 이용하여 계산되며, 학습이 수행되는 동안 바람직한 값으로 계속 변화하며 연결강도를 스스로 조정하게 된다. 따라서 각 처리소자의 동작은 전달함수에 의하여 결정되고 이 함수에 따라 출력값이 결정되어 다른 처리소자에 전달됨으로써 처리소자의 동적 동작범위가 제공된다. 전달함수의 종류로는 선형 함수, 임계치 함수, Sigmoid 함수, Tan-sigmoid 함수 등이 있다.

본 연구에 사용된, 오차 역전파 알고리즘은 크게 두 단계로 이루어지는데 첫 단계는 신경망의 패턴에 따라 각 처리소자의 입력값을 전달함수를 이용해서 출력값을 산출하는 feedforward이고, 두 번째 단계는 목표값과 계산값과의 차이를 역으로 진행시키면서 오차가 최소가 되도록 각 층 사이의 연결강도를 조절하는 feedback이다. 이 과정은 신경망의 오차가 허용범위에 들 때까지 반복적으로 실행된다.

이러한 오차역전파 알고리즘은 다음과 같은 절차로 학습된다. 먼저 신경망을 입력층 i 에서 은닉층 j , 출력층 k 로 구성하고 신경망내의 모든 연결강도 (w_{ij} , w_{jk})를 -1과 1사이의 임의의 작은 값으로 지정한다. 입력층 i 에

서 은닉층 j 로 입력되는 입력정보는 다음과 같이 계산된다.

$$H_{ij} = \sum_i w_{ij} a_{ij} \quad (\text{Eq. 1})$$

여기서 w_{ij} 는 입력층 i 와 은닉층 j 사이의 연결강도이고, a_i 는 i 층에서의 정규화된 입력값이다.

H_{ij} 는 비선형 전달함수인 시그모이드 (sigmoid) 함수를 통해 은닉층에 전달된다. 시그모이드 (sigmoid) 함수를 이용한 j 층에서의 a_j 는 다음과 같다.

$$a_j = \frac{1}{1 + \exp(-H_{ij})} \quad (\text{Eq. 2})$$

마찬가지로 출력층 k 로의 입력정보 H_{jk} 와 k 층에서의 a_k 는 다음과 같이 구한다.

$$H_{jk} = \sum_j w_{jk} a_j \quad (\text{Eq. 3})$$

$$a_k = \frac{1}{1 + \exp(-H_{jk})} \quad (\text{Eq. 4})$$

여기서 w_{jk} 는 은닉층과 출력층 사이의 연결강도이고 a_j 는 j 층에서의 활성화치이다.

패턴 p 에 대한 국부경사 (local gradient) δ_k 및 δ_j 는 다음과 같이 계산한다.

$$\delta_k = a_k(1 - a_k)(D_k - a_k) \quad (\text{Eq. 5})$$

$$\delta_j = a_j(1 - a_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (\text{Eq. 6})$$

여기서 D_k 는 출력층 k 에서의 관측값을 의미한다. 신경망 내의 연결강도는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + a[w_{jk}(n) - w_{jk}(n-1)] + \eta \delta_k(n) a_j(n) \quad (\text{Eq. 7})$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + a[w_{ij}(n) - w_{ij}(n-1)] + \eta \delta_j(n) a_i(n) \quad (\text{Eq. 8})$$

여기서 a 는 모멘텀 상수 그리고 η 는 학습률을 의미한다.

인공신경망 모형 사용시 오차는 다음과 같이 계산하며, 전체 학습이 오차 범위 내에 들 때까지 위의 과정을 반복 시행하여 인공신경망을 학습시킨다.

$$E = \frac{1}{2} \sum (D_k - a_k)^2 \quad (\text{Eq. 9})$$

본 연구에서 적용된 관측자료는 2002년 3월 19일부터 2009년 12월 31일까지 측정된 자료로 상류에 위치해 있는 농거리 및 소군교, 하류에 위치해 있는 매일교의 수심자료로 총 193,657개를 적용하였다. 본 자료 중 상류 2개지점의 자료를 통해 하류 매일교의 수위를 예측하는데 다중회귀분석과 인공신경망 모형을 적용하였다.

4. 결과 및 고찰

4.1 다중회귀분석

Fig. 3은 다중회귀분석을 통해 2002년부터 2009년까지의 10분 수심관측자료를 예측한 결과이다. 상류의 두 관측소 자료를 통해 하류에 위치한 매일교의 수위를 예측하였으며, 이 결과를 실측자료와 비교하였다. Fig. 3에서 보면 관측자료와 비교하였을 때, 전체적인 관측자료의 형태와 비슷한 양상을 보이고 있으나, 절대적인 값에 대해서는 예측의 정확도가 높지 않은 것으로 나타났다. 결정계수를 살펴보면, 0.5656으로 나타났다. 전반적으로 고수위 및 저수위 부분에서는 과소평가하는 것으로 나타났으며, 부분적으로는 과대평가하는 구간도 발생하게 되었다. 또한, 대부분의 자료를 살펴보면 저수위 구간의 자료가 많이 분포하고 고수위의 자료가 상대적으로 많지 않아서 저수위의 예측이 정확할 것으로 예상되었지만, 다중회귀분석의 경우 선형적인 예측의 정확도는 높을지 몰라도 비선형예측의 정확도는 낮은 것으로 나타났다. 이는 단순히 실측된 수심 자료만을 변수로 사용하여 선형적인 예측을 수행하였기 때문에 앞서 한계점으로 설명한 다양한 지리적 및 지형적인 요인이 고려되지 않았기 때문인 것으로 판단된다.

Fig. 4는 앞선 전체 수심자료를 이용한 다중회귀분석 결과를 이용하여 새로운 2010년의 세가지 사상에 대해 적용한 결과이다. 각각의 예측 정확도를 확인하기 위해 결정계수를 살펴보았을 때, 0.945, 0.934, 0.990으로 나

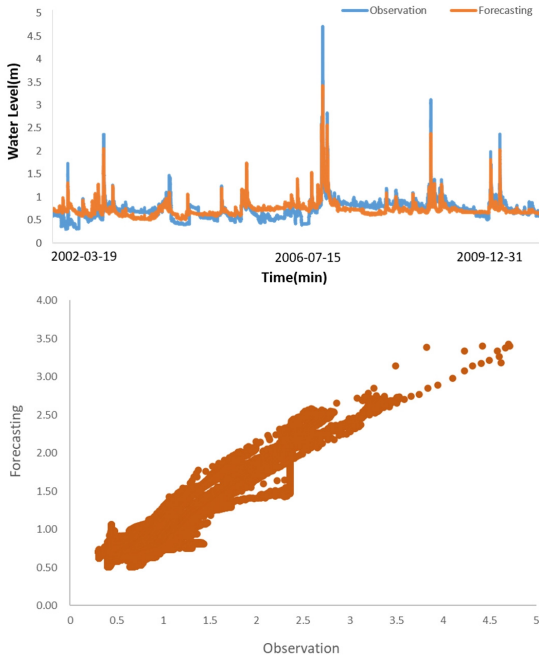
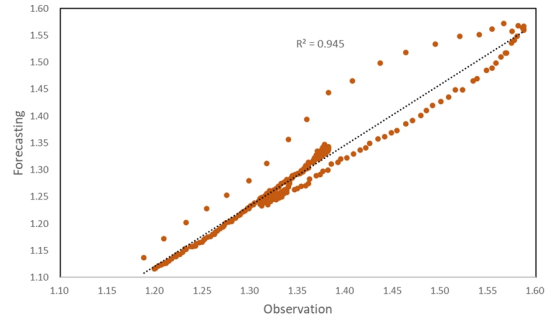


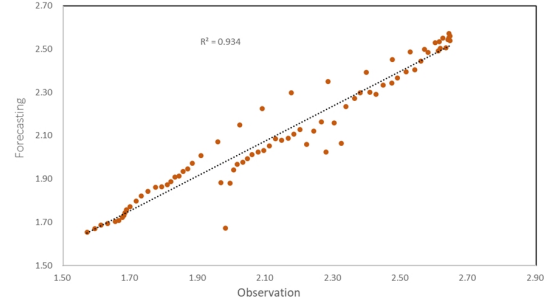
Fig. 3. Results of the water depth by multiple regression analysis.

타났다. 결정계수만으로 평가하기에는 예측의 정확도가 높을 것으로 결론을 내릴 수는 있다. 그러나 저수위의 예측 정확도는 어느 정도 확보되지만, 고수위의 부분은 과소 및 과대 평가하는 것으로 나타났다. 다중회귀분석의 경우 어느 정도의 자료 수가 확보되어 선형의 형태로 예측이 가능한 구간은 예측의 정확도가 높지만, 자료의 수가 부족하고 자료 간의 결과값이 차이가 발생하는 구간은 예측의 정확도가 높지 않은 것으로 판단된다.

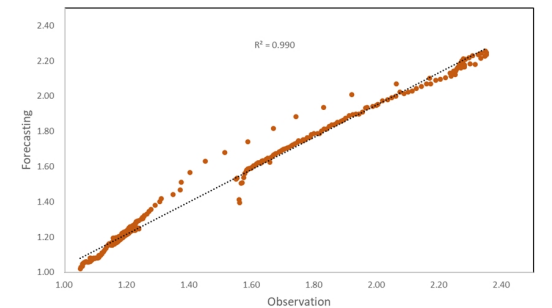
Fig. 5는 고수위의 회귀분석 결과의 정확도를 어느 정도 확보하기 위하여 하류단에 위치한 매일교 수위표에서의 수위-유량 관계 곡선식에서 고수위 부분만의 자료만을 추출하여 다중회귀분석을 수행한 결과를 2010년의 동일한 세가지 사상에 대해 적용한 결과이다. 결정계수의 경우 0.949, 0.968, 0.990으로 나타났으나, 앞선 Fig. 4의 결과와 비교하였을 때 크게 정확도가 향상되지는 못한 결과를 보였다. 고수위만의 자료로 예측한 회귀식의 경우 다른 사상에 적용하였을 때, 일반적으로 과대산정하는 결과를 보였으며, 단순히 수심 자료만으로 예측하기에는 한계점을 보이는 것으로 판단된다. 예측의 정확도를 향상시키기 위해서는 저수위와 고수위 모두 각각 해당되는 다중회귀분석을 수행하여 예측해야 하는 번거로움이 수반된다는 단점을 보여주고 있다.



(a) July 17, 2010



(b) September 12, 2010



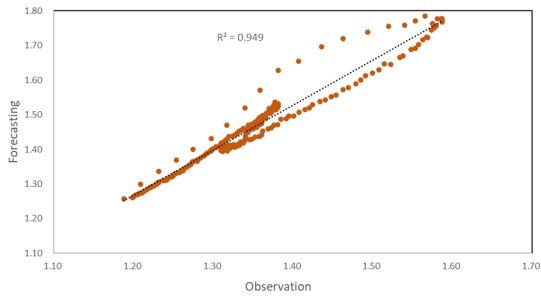
(c) September 20, 2010

Fig. 4. Validations of the multiple regression analysis.

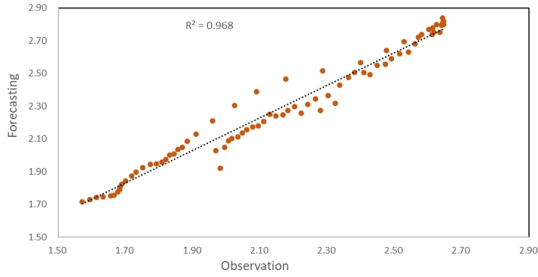
4.2 인공신경망 모형

기계학습 모형 중 하나인 인공신경망 모형은 다양한 분야에 걸쳐 그 정확도와 적용성을 입증하고 있다 (Willis et al. 1992, Kumar et al. 2002, Choi and Cheong 2006, Jung and Choi 2015, Mohammed et al. 2020). 본 연구에 적용하기 위하여 은닉층은 2개를 적용하였으며, 학습 알고리즘은 Levenberg-Marquardt 방법을 적용하였다. 그리고 데이터 세트 학습은 moving window 방법을 적용하였다.

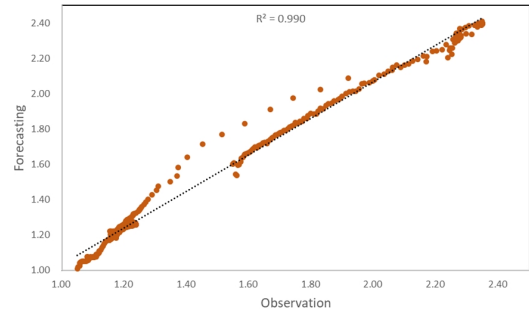
Fig. 6은 인공신경망을 활용하여 전체 수심자료를 학습자료로 사용하고 2010년 세가지 사상에 적용한 결과이다. 결정계수는 0.996, 0.999, 0.995로 나타났으며,



(a) July 17, 2010



(b) September 12, 2010

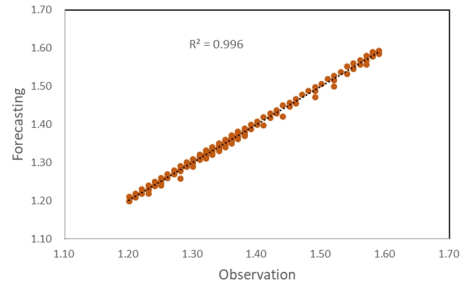


(c) September 20, 2010

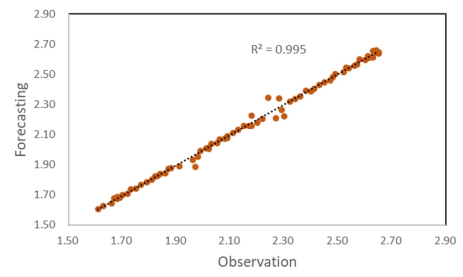
Fig. 5. Applications of the multiple regression analysis.

다중회귀분석의 결과와 비교하였을 때 예측의 정확도가 매우 향상되었음을 확인할 수 있다. 다중회귀분석의 결과와 비교하였을 때, 저수위 뿐만 아니라 고수위 모두 실측자료와 비교하였을 때 예측의 정확도가 높은 것으로 나타났다. 인공지능망의 경우 다양한 범위의 자료로 구성된 자료로 학습을 시키고, 학습 자료의 범위 내를 예측하는 내삽의 경우 예측의 정확도가 매우 높기 때문인 것으로 판단된다.

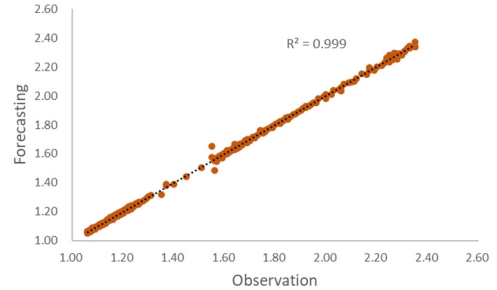
Fig. 7은 전체 자료가 아닌 고수위 부분만의 자료를 인공지능망 모형의 학습자료로 사용하고 이를 세가지 사상에 각각 적용한 결과를 나타내었다. 그 결과 결정계수는 0.991, 0.992, 0.998로 나타났다. 앞선 Fig. 6의 결과와 비교하였을 때 예측의 정확도가 다소 떨어지는 하였지만, 본 연구에서 구축하여 적용한 인공지능망



(a) July 17, 2010



(b) September 12, 2010



(c) September 20, 2010

Fig. 6. Validations of the artificial neural network.

모형이 학습자료를 달리 하여도 예측의 정확도가 어느 정도 확보되는 것으로 나타났다. 그러나 Fig. 7에서 확인할 수 있듯이 인공지능망 모형은 학습의 자료에 포함되는 다른 자료를 예측할 때는 정확도가 매우 좋지만, 학습의 자료가 많지 않거나, 학습 자료의 범위를 벗어난 자료를 예측할 때는 예측의 정확도가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구는 이상 호수 발생시 정확한 홍수 예보를 위해 수계 상류 수위를 활용하여 하류 홍수위를 예측하는 방법론을 제시하기 위해 다중회귀분석과 인공지능망 모형을 적용하여 다음과 같은 결과를 얻었다.

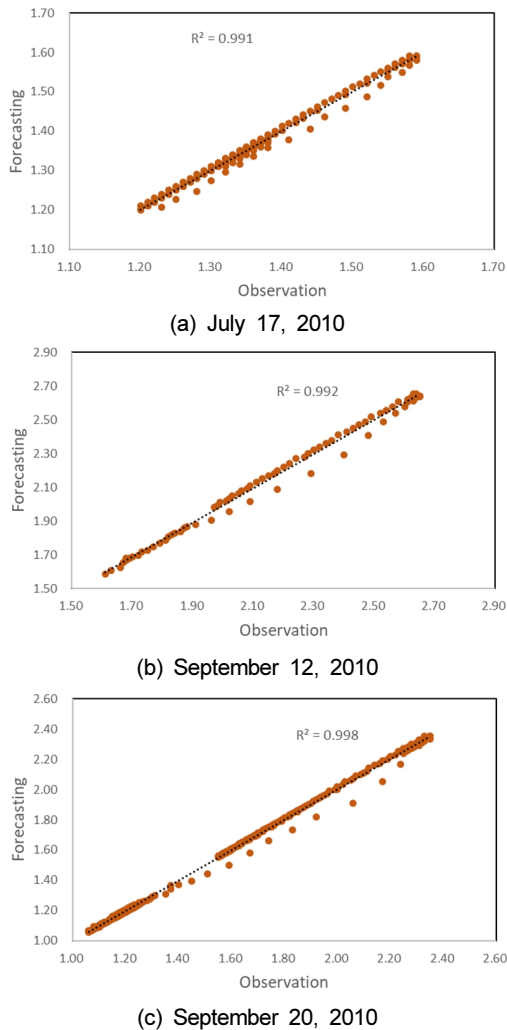


Fig. 7. Applications of the artificial neural network.

- 1) 다중회귀분석을 통해 하루 수위를 예측한 결과 전체적인 관측자료와 비슷한 형상을 보이고 있으나, 절대적인 값에 대해서는 예측의 정확도가 높지 않은 것으로 나타났다. 또한, 전체 수심자료를 활용한 다중회귀분석 결과 2010년 세가지 사상에 적용하였을 경우 결정계수는 각각 0.945, 0.934, 0.990으로 나타났으며, 고수위 수심 자료를 활용하였을 경우는 각각 0.949, 0.968, 0.990으로 나타나 정확도가 크게 향상되지 않은 결과가 나타났다. 이는 어느 정도의 자료 수가 확보되어 선형의 형태로 예측이 가능한 구간은 예측의 정확도가 높지만, 자료의 수가 부족하고 자료 간의 결과값이 차이가 발생하는 구간은 예측의 정확도가 높지 않은 것으로 판단된다.
- 2) 전체 수심자료를 활용한 인공신경망 분석 결과 2010년 세가지 사상에 적용하였을 때 결정계수는 각각 0.996, 0.999, 0.995로 나타났으며, 고수위 수심 자료에 적용하였을 경우는 각각 0.991, 0.992, 0.998로 나타났다. 인공신경망은 학습자료를 달리 하여도 예측의 정확도가 어느 정도 확보되는 것으로 나타났다. 인공신경망의 경우 다양한 범위의 자료로 구성된 자료로 학습을 시키고, 학습 자료의 범위 내를 예측하는 내삽의 경우 예측의 정확도가 매우 높기 때문인 것으로 판단된다.
- 3) 계천 유역에 적용하여 두 모형의 정확도를 비교한 결과, 저수위 및 고수위 모두 인공신경망 모형의 예측 정확도가 매우 높은 것으로 나타났다. 이는 다중회귀분석 모형은 구간별 자료의 수가 부족한 경우 예측의 정확도가 높지 않은 것으로 판단된다. 본 연구의 결과만을 가지고 인공신경망 모형이 모든 홍수 예보 문제에 있어서 적합한 방법이라 결론짓기는 힘들다. 홍수위 예측은 여러 다양한 복합적인 요인으로 작용하기 때문에 단순히 수심만으로 예측하는 것에는 한계가 있다. 또한, 경향성을 어긋나는 자료가 있을 경우에도 이 자료의 영향을 반영하기 때문에 이 경우 적절한 값을 얻기 힘들다는 과정이 있다. 그러나 고수위와 저수위에 대한 자료 확보 및 적용가능성이 확보가 된다면, 인공신경망 모형을 이용한 방법은 복잡한 회귀식을 대체할 수 있는 간단한 방법론이 될 수 있다. 따라서 많은 실측 자료의 확보 및 동일한 경향성을 가지는 적절한 자료가 존재한다면 보다 손쉽게 홍수 예보 예측을 할 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 결과물은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원 수생태계 건강성 확보 기술개발사업의 지원을 받아 연구되었습니다(2020003050002).

References

- Choi, S.-U. and Cheong, S. 2006. Prediction of local scour around bridge piers using artificial neural networks. *Journal of the American Water Resources Association* 42(2): 487-494.

- Choi, S.Y. and Han, K.Y. 2012. Comparison of different multiple linear regression models for real-time flood stage forecasting. *Journal of Korea Water Resources Association* 32(1B): 9-20.
- Choi, S.Y., Han, K.Y., and Choi, H.G. 2011. Comparison and analysis of data-derived stage prediction models. *Journal of Wetlands Research* 13(3): 547-565.
- Daliakopoulos, I.N., Coulibaly, P., and Tsanis, I.K. 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of hydrology* 309(1-4): 229-240.
- Govindaraju, R.S. 2000. Artificial neural networks in hydrology II: hydrologic applications. *Journal of Hydrologic Engineering* 5(2): 124-137.
- Huynh, N.P. and Nguyen, D.A.K. 2003. Flood forecasting for the upper reach of the Red River Basin, North Vietnam, <http://www.wrc.org.za>
- Jun, H.D. and Lee, J.H. 2013. A methodology for flood forecasting and warning based on the characteristic of observed water levels between upstream and downstream. *Journal of Korean Society of Hazard Mitigation* 12(6): 367-374.
- Jun, K.W. and Lee, H.J. 2011. A study on water level forecasting by heavy rainfall using neural network. *Korea Water Resources Association annual meeting*, p. 291.
- Jung, S.H. and Choi, S.-U. 2015. Prediction of composite suitability index for physical habitat simulations using the ANFIS method. *Applied Soft Computing* 34: 502-512.
- Jung, S.H., Lee, D.E., and Lee, K.S. 2018. Prediction of river water level using deep-learning open library. *Journal of Korean Society of Hazard Mitigation* 18(1): 1-11.
- Kim, S.W. 2005. Reliability analysis of flood stage forecasting using neural networks model - I. Model development and application. *Journal of the Korean Society of Civil Engineers B* 25(6B): 473-482.
- Kumar, M., Raghuwanshi, N.S., Singh, R., Wallender, W.W., and Pruitt, W.O. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 128(4): 224-233.
- Liong, S.Y., Lim, W.H., and Paudyal, G.N. 2000. River stage forecasting in bangladesh: neural network approach. *Journal of Computing in Civil Engineering* 14(1): 1-8.
- Ministry of the Interior and Safety. 2018. Methodology development for the estimation and prediction of direct and indirect damages/losses from flood and wind disasters.
- Mohammed, M.A., Abd Ghani, M.K., Arunkumar, N.A., Hamed, R.I., Mostafa, S.A., Abdullah, M.K., and Burhanuddin, M.A. 2020. Decision support system for nasopharyngeal carcinoma discrimination from endoscopic images using artificial neural network. *The Journal of Supercomputing* 76(2): 1086-1104.
- Thirumalaiah, K. 1998. River stage forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering* 3(1): 26-32.
- Willis, M.J., Montague, G.A., Di Massimo, C., Tham, M.T., and Morris, A.J. 1992. Artificial neural networks in process estimation and control. *Automatica* 28(6): 1181-1187.
- Yeo, W.K., Seo, Y.M., Lee, S.Y., and Jee, H.K. 2010. Study on water stage prediction using hybrid model of artificial neural network and genetic algorithm. *Journal of Korea Water Resources Association* 43(8): 721-731.