

## 지하수위 시계열 예측 모델 기반 하천수위 영향 필터링 기법 개발 및 지하수 함양률 산정 연구

윤희성<sup>1</sup> · 박은규<sup>2</sup> · 김규범<sup>3\*</sup> · 하규철<sup>1</sup> · 윤필선<sup>1</sup> · 이승현<sup>3</sup>

<sup>1</sup>한국지질자원연구원 지구환경연구본부

<sup>2</sup>경북대학교

<sup>3</sup>K-water 연구원 수변지하수연구단

### A Method to Filter Out the Effect of River Stage Fluctuations using Time Series Model for Forecasting Groundwater Level and its Application to Groundwater Recharge Estimation

Heesung Yoon<sup>1</sup> · Eungyu Park<sup>2</sup> · Gyoo-Bum Kim<sup>3\*</sup> · Kyoochul Ha<sup>1</sup> · Pilsun Yoon<sup>1</sup> · Seung-Hyun Lee<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources

<sup>2</sup>Kyungpook National University

<sup>3</sup>K-water Institute, Geowater+ Research Center

#### ABSTRACT

A method to filter out the effect of river stage fluctuations on groundwater level was designed using an artificial neural network-based time series model of groundwater level prediction. The designed method was applied to daily groundwater level data near the Gangjeong-Koryeong Barrage in the Nakdong river. Direct prediction time series models were successfully developed for both cases of before and after the barrage construction using past measurement data of rainfall, river stage, and groundwater level as inputs. The correlation coefficient values between observed and predicted data were over 0.97. Using the time series models the effect of river stage on groundwater level data was filtered out by setting a constant value for river stage inputs. The filtered data were applied to the hybrid water table fluctuation method in order to estimate the groundwater recharge. The calculated ratios of groundwater recharge to precipitation before and after the barrage construction were 11.0% and 4.3%, respectively. It is expected that the proposed method can be a useful tool for groundwater level prediction and recharge estimation in the riverside area.

**Key words :** Groundwater level, River stage, Time series model, Recharge

#### 1. 서 론

강우에 대한 지하수 함양률 산정은 지하수 자원을 지속 가능하고 효율적으로 관리하는데 있어 중요한 요소이다. 지하수 함양 평가를 위해 기저유출 분리법(Arnold and Allen, 1999; Lim et al., 2005), SCS-CN법(Rawat et al., 2012), 물수지 분석법(Andreo et al., 2008; Dages et al., 2009), 지하수 유동 수치모델링 기법(Stoertz and Bradbury, 1989; Sanford, 2002), 지하수위 변동법(Healy

and Cook, 2002; Crosbie et al., 2005), 화학 추적자 기법(Scanlon et al., 2007; Huang and Pang, 2011), 열 추적자 기법(Constantz et al., 2003)등 다양한 접근 방법에 의한 연구가 진행되어 왔다. 국내의 경우 기저유출 분리법(Bae and kim, 2006; Jung et al., 2014), 물수지 분석법(An et al., 2008; Lee and Lee, 2011), 지하수위 강하 곡선법(Park et al., 1999; Kim et al., 2004), 지하수위 변동법 등에 대한 적용 및 개발 연구가 진행되었다. 이 중 지하수위 변동법은 강우에 대한 지하수위 상승폭과

\*Corresponding author : gbkim@kwater.or.kr

Received : 2015. 5. 11 Reviewed : 2015. 6. 1 Accepted : 2015. 6. 9

Discussion until : 2015. 8. 31

대수층의 비산출률을 이용하여 지하수 함양률을 산정하는 기법으로 최근 국내에서 방법론에 대한 고찰 및 적용 연구가 빈번히 이루어지고 있다(Koo and Lee, 2002; Choi et al., 2007; Yun et al., 2009; Koo et al., 2013). 또한 Park(2012)은 대수층을 통한 기저유출을 고려하고 부정류 충전공극률 개념을 도입하여 전통적인 지하수위 변동법이 가지는 제한점을 개선한 혼합 지하수위 변동법(hybrid water table fluctuation method: h-WTF)을 제안하였다.

일반적으로 자연적인 지하수위 변동을 일으키는 주요 요인은 강우이다. 그러나 하천에 인접한 경우 인위적인 하천수위 변화나 강우로 인한 하천수위의 빠른 상승으로 인해 지하수위 변동이 발생할 수 있다. 지하수위 변동법은 지하수위의 변화가 강우에 의한 함양에 의해서만 발생함을 가정하기 때문에 지하수위가 강우 외에 하천수위의 영향을 동시에 받는 수변지역의 자료에 적용할 경우 큰 오차가 발생할 수 있다(Koo et al., 2013). 따라서 수변지역에서 지하수 함양 평가를 위해 지하수위 변동법을 적용하는 경우 지하수위 예측 모델링 기법 등을 이용하여 지하수위에 대한 하천수위 영향을 제거할 필요가 있다.

지하수위 변화 예측 방법 중 시계열적 접근 방법은 대상 지역의 물리적 파라미터나 매질의 물성값에 대한 정보 없이 시계열 관측 자료를 이용하여 입·출력간의 반응 함수를 설정하는 방법이다. 전통적인 시계열 접근 방법으로 통계적 이론 및 입·출력 간의 선형적 상관성을 기반으로 한 전이 함수 모델 개발 및 지하수위 예측 분야에의 적용 연구가 이루어져 왔다(Box and Jenkins, 1976; Tankersley, 1993; Yi and Lee, 2004). 이후 입·출력 변수 간의 비선형성을 고려할 수 있는 기계학습기법(Machine learning)을 활용하여 수자원 분야 예측 모델 개발 및 적용 연구가 진행되어 왔다(Maier et al., 2010). 인공신경망(Artificial neural network: ANN)은 가장 대표적인 기계학습기법으로 최근 국내외에서 지하수 분야에 대한 모델 개발 및 적용 연구가 활발히 진행되고 있다(Coppola et al., 2005; Nayak et al., 2006; Yoon et al., 2011).

본 연구에서는 인공신경망 기반 지하수위 시계열 예측 모델을 활용하여 지하수에 대한 하천수위의 영향을 필터링하는 방법을 고안하고 이를 낙동강 강정고령보 지하수위 자료에 적용하였다. 이를 통해 강우에 의한 지하수위 변화를 예측하고 지하수위 변동법을 활용하여 보 설치 전·후의 지하수 함양률을 산정하고자 하였다.

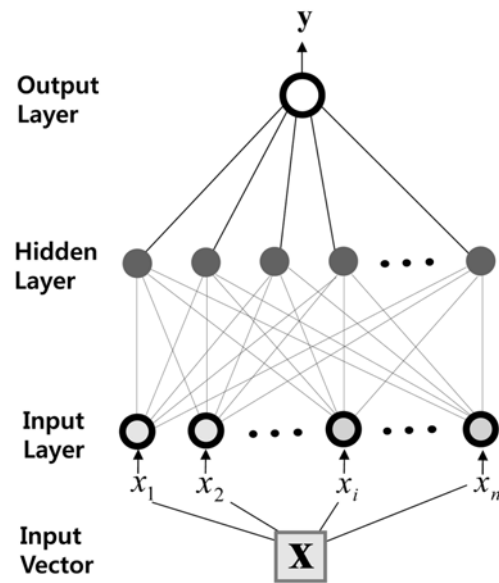


Fig. 1. Artificial neural network structure.

## 2. 연구 방법

### 2.1. 인공신경망 기반 지하수위 시계열 예측 모델

본 연구에서는 인공신경망(Artificial neural network: ANN)을 이용하여 지하수위 변화를 예측하는 시계열 모델을 구성하고 이를 이용하여 지하수위에 대한 하천수위 변화의 영향을 제거하는 방법을 고안하였다. 인공신경망은 일반적으로 입력층, 은닉층, 출력층의 세 개의 층으로 구성되고 각 층은 노드들로 구성되어 있다. 각 층간 노드들은 일정한 연결강도로 이어져 있으며 편중값을 갖는다(Fig. 1). 인공신경망 구조에서의 출력값 연산 과정의 수학적 표현은 다음의 식과 같다.

$$y_j = F \left( \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + b_j \right) \quad (1)$$

여기서  $x_i$  및  $y_j$ 는 각각 이전 층의  $i$ 번째와 현재 층의  $j$ 번째 노드값,  $b_j$ 는 현재 층의  $j$ 번째 노드의 편중값,  $w_{ji}$ 는  $x_i$ 와  $y_j$ 의 연결강도,  $n$ 은 이전 층의 노드 개수,  $F$ 는 층에 할당된 전이함수를 나타낸다. 본 연구에서는 은닉층과 출력층의 전이함수로 각각 로그시그모이드(log-sigmoid) 함수와 선형함수를 이용하였다.

인공신경망의 최종 목적은 주어진 입·출력 자료를 이용한 학습을 통해 자료에 가장 적합한 연결강도 및 편중값들을 결정하는 것이다. 본 연구에서는 인공신경망의 학습 방법으로 Rumelhart et al.(1986)이 제안한 역전파 알고리즘(Back propagation algorithm)을 이용하였다. 역전

과 알고리즘은 인공신경망의 출력값 연산 과정에서 발생하는 오차를 이용하여 출력층에서 입력층 방향, 즉 연산 방향과 반대 방향으로 연결강도 및 편중값을 반복적으로 갱신하는 방법이다. 또한 역전과 알고리즘에서는 인공신경망의 지역해 탐색 문제를 보완하기 위해 학습 과정에 모멘텀(momentum)을 부여할 수 있도록 고안되었다. 역전과 알고리즘의 연산 과정의 수학적 표현은 다음과 같다.

$$E^k = \sum_i^N (Obs_i^k - Est_i^k)^2 \quad (3)$$

$$w^{k+1} - w^k = \beta(w^k - w^{k-1}) + (1-\beta)\gamma \left( -\frac{\partial E^k}{\partial w^k} \right) \quad (4)$$

$$b^{k+1} - b^k = \beta(b^k - b^{k-1}) + (1-\beta)\gamma \left( -\frac{\partial E^k}{\partial b^k} \right) \quad (5)$$

여기서  $E^k$ 는  $k$ 번째 반복 연산에서 발생하는 관측값( $Obs_i^k$ )와 예측값( $Est_i^k$ )의 오차,  $\gamma$ 는 학습속도,  $\beta$ 는 모멘텀을 나타낸다.

인공신경망 구성을 위한 모델 파라미터는 은닉층 노드 개수(H), 학습속도( $\gamma$ ), 모멘텀( $\beta$ )의 세 가지이다. 이 세 가지 모델 파라미터는 주어진 자료 구조에 따라 다르게 결정된다. 본 연구에서는 시행착오법을 이용하여 인공신경망의 모델 파라미터를 설정하였다. 이를 위해 모델 구성에 필요한 자료를 훈련단계와 보정단계로 나누어 할당하여 연결강도 및 편중값의 최적화는 훈련단계 자료를 이용하고 모델 파라미터들은 보정단계 자료의 예측 오차를 최소화하는 것으로 선정하였다(Yoon et al., 2013). 각 모델 파라미터의 탐색 구간은 H,  $\gamma$ ,  $\beta$ 에 대해 각각 5~20, 0.001~0.02, 0.0~0.9로 설정하였고 총 75개 파라미터 군과 각 군마다 50그룹의 초기 연결강도에 대한 탐색 후 모델을 결정하였다.

**2.2. 모델 기반 하천수위 영향 필터링 방법**

일반적으로 시계열 모델을 이용한 예측 방법은 크게 직접예측(direct prediction)과 반복예측(recursive prediction)으로 나뉜다(Ji et al., 2005, Herrera et al., 2007). 직접예측 방법은 입력값에 대해 실제 과거 관측값만을 이용하는 방법으로 각 미래 예측 시간(lead time)에 대한 모델들을 구성하여 예측한다. 반복예측 방법은 일반적으로 최소 미래 예측 시간에 대한 직접예측 모델을 구성하고 자기회귀 성분에 대한 입력값은 예측된 값을 연속적으로 이용하여 된다. 본 연구에서는 지하수위에 대한 하천수위 영

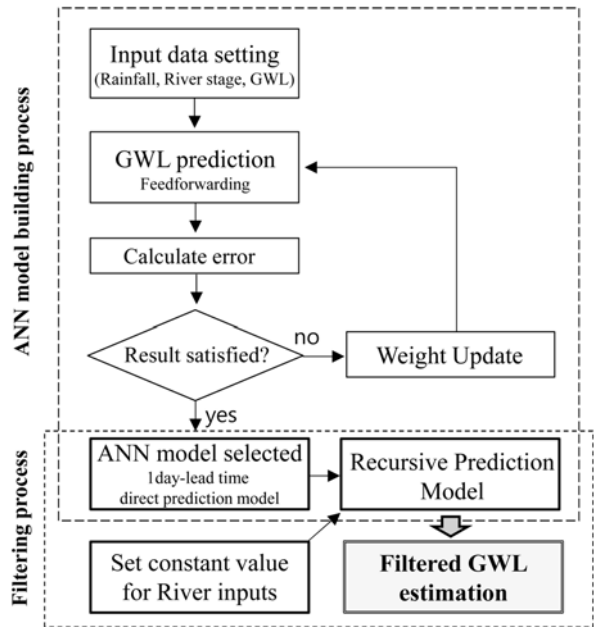


Fig. 2. Flow chart of the method to filter out the effect of river stage fluctuations.

향 제거를 위해 인공신경망 기반 1일 후 지하수위 직접예측 모델(1-day lead time direct prediction model)을 구성한 후 이에 대한 지하수위 반복예측 모델을 제작하고 이를 활용하였다. 본 연구에 이용된 직접예측 및 반복예측 모델은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Y_t^{DP} = ANN^{PRG}(\mathbf{x}), \mathbf{x} = \{p_{t-a}, \dots, p_{t-1}, \tau_{t-b}, \dots, \tau_1, g_{t-c}, \dots, g_{t-1}\} \quad (6)$$

$$Y_t^{RP} = ANN^{PRG}(\mathbf{x}), \mathbf{x} = \{p_{t-a}, \dots, p_{t-1}, \tau_{t-b}, \dots, \tau_1, \hat{g}_{t-c}, \dots, \hat{g}_{t-1}\} \quad (7)$$

여기서  $Y_t^{DP}$ ,  $Y_t^{RP}$ 는 각각 시간  $t$ 에서의 직접예측과 반복예측에 의한 지하수위 예측값,  $ANN^{PRG}$ 는 강우, 하천수위, 지하수위 과거값을 이용한 지하수위 예측 모형,  $p$ ,  $r$ ,  $g$ 는 각각 강우, 하천수위, 지하수위 입력값,  $a$ ,  $b$ ,  $c$ 는 각각  $p$ ,  $r$ ,  $g$ 에 대한 과거값 활용 정도를 의미한다.

본 연구에서 제안한 지하수위 시계열 예측 모델을 이용한 하천수위 영향 제거 방법의 흐름도를 Fig. 2에 도시하였다. 강우, 하천수위, 지하수위 과거 관측값을 입력으로 하는 1일 후 지하수위 직접예측 모델을 구성하고 이를 이용한 반복예측 수행 시 하천수위 입력 자료를 고정값으로 설정함으로써 하천수위 변동에 대한 입력 시그널을 제어하도록 하였다. 하천수위 고정 입력값으로는 모델 구성에 이용된 관측 자료의 중앙값을 이용하였다.

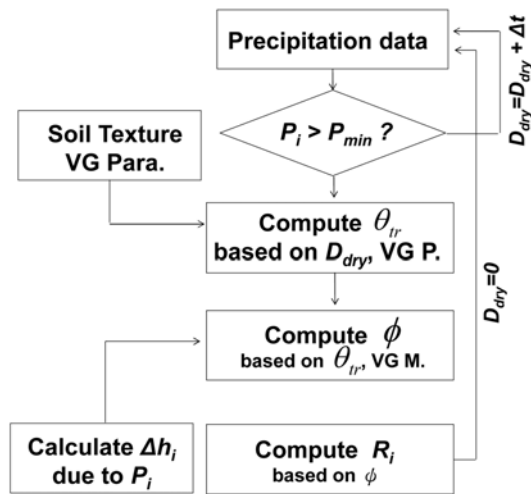


Fig. 3. The procedure for delineating the recharge rate and fillable porosity based on h-WTF (Park et al., 2012).

2.3. 지하수위 변동법(h-WTF)

강우에 대한 지하수 함양률 산정 방법으로 Park(2012)이 제안한 개선된 혼합 지하수위 변동법(h-WTF)을 이용하였다. h-WTF는 대수층에서의 질량 균형 방정식에 충전공극률(fillable porosity) 개념을 도입하고 van Genuchten-Mualem 모델(van Genuchten, 1980)과 kinetic wave 모델(Charbeneau, 2000)을 이용하여 충전공극률의 부정류양상을 모의한다. Park(2012)에 의해 제안된 h-WTF의 지하수 함양률 연산 과정을 Fig. 3에 도시하였다. 본 연구에서 제안된 지하수 시계열 예측 모델 기반 하천수위 영향 필터링을 통해 강우에 의한 지하수위 변동 양상을 산정하고 이 자료를 h-WTF에 적용하여 지하수 함양률을 계산하였다.

3. 연구 지역

본 연구에서 고안한 모델의 적용성을 평가하기 위해 강정고령보 지하수관측망 GJM-13 관측소의 기상수문 시계열 자료를 이용하였다. 연구지역은 경상북도 고령군 다산면 노곡리 지역의 낙동강 우안 충적층에 위치하고 있다 (Fig. 4). 이 지역은 강정고령보에서 약 2.2 km, 낙동강 본류에서 약 430 m 떨어져있고 동서 방향으로 약 5 km 내외, 남북 방향으로 약 1 km 내외의 충적층이 발달해있다. 평균고도는 해발 21 m이고 토지의 대부분 논농사와 비닐하우스 이모작으로 이용된다. 연구 지역 내 지층 분포 파악을 위한 시추조사 결과 상부로부터 매립층이 1.0 m, 실트질 모래층이 약 9.5 m, 실트질 점토층이 약

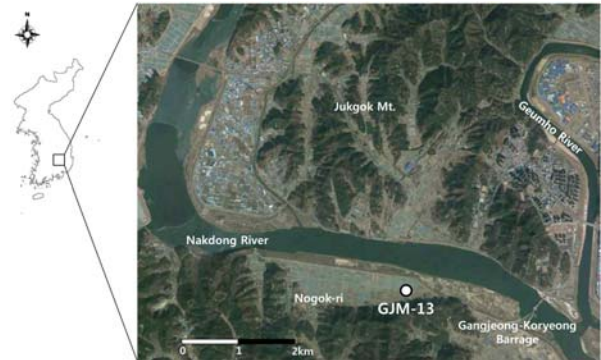


Fig. 4. Location of the study area.

3.5~4.5 m, 자갈층이 약 0.5~1.0 m 나타나는 것으로 조사되었다(K-water, 2013).

4. 연구 결과 및 토의

4.1. 시계열 자료 분석

지하수위 시계열 예측 모델 작성을 위해 2011년 4월부터 2012년 10월까지 성주 기상, 수위 관측소의 강우 및 하천수위 일자료 및 GJM-13 관측정의 지하수위 일자료를 이용하였다. 강정고령보는 2011년 10월 시험 담수 이후 2012년 3월부터 본격적인 담수가 이루어졌다. 따라서 관측 시계열 자료를 2011년 4월부터 2011년 9월까지를 보 설치 이전, 2012년 4월 이후를 보 설치 이후 자료로 구분하였다(Fig. 5). 보 설치 이전에는 하천수위가 해발고도 기준 약 15 m를 기저로 강우에 반응하여 변동하는 양상이 뚜렷하게 나타나고 지하수위는 최대 약 2.7 m까지 변동하는 양상을 보인다. 그러나 보 설치 이후에는 하천수위가 평균 19.65 m, 표준편차 0.18 m, 지하수위가 평균 19.87 m, 표준편차 0.38 m로 전반적인 수위는 상승하였으나 하천수위와 지하수위의 변동폭은 크게 줄었음을 알 수 있다.

각 시계열의 선형적 상관정도를 파악하기 위해 강우, 하천수위, 지하수위 간의 각각의 교차상관 분석을 수행하였다(Fig. 6). 보 설치 이전에는 강우-하천수위, 강우-지하수위, 하천수위-지하수위에 대해 각각 지연시간 1, 3, 2일에서 0.71, 0.20, 0.15의 최대상관계수를 보인다. 하천수위에 대한 강우 영향이 빠르고 크게 나타나고 지하수위에 대한 강우 및 하천수위 영향은 이에 비해 상대적으로 낮은 것으로 나타났다(Fig. 6(a)). 보 설치 이후에는 강우-하천수위, 강우-지하수위, 하천수위-지하수위에 대해 각각 지연시간 1, 2, 0일에서 0.44, 0.21, 0.40의 최대상관계수를 보인다. 하천수위에 대한 강우의 상관성이 줄어들었고 지

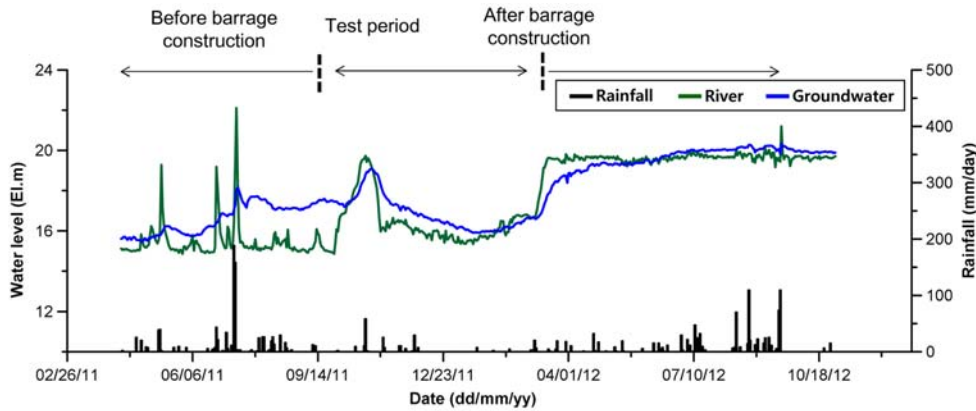


Fig. 5. Time series data of GJM-13 station.

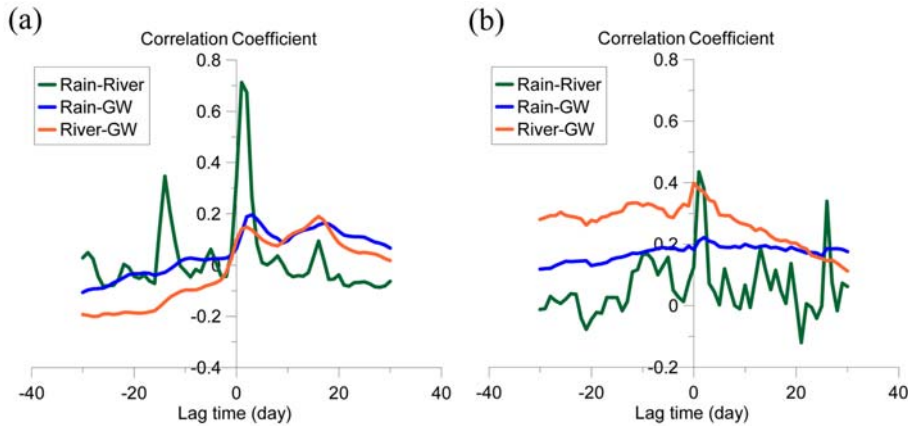


Fig. 6. Cross correlation analyses of the time series data at GJM-13 station : (a) before the barrage construction and (b) after the barrage construction.

하수위에 대한 하천수위의 상관성이 보다 빠르고 크게 나타났다(Fig. 6(b)). 지하수위에 대한 강우의 상관성은 보 설치 전·후 큰 차이가 없지만 지연시간은 줄어들었다. 보 설치 이후 지하수위가 상승하면서 지표와 가까워져 강우에 의한 지하수위의 반응 시간이 빨라졌을 가능성이 있다. 그러나 Fig. 5에서 보는 바와 같이 지하수위가 강우 및 하천수위의 영향을 동시에 받고 있어 선형성을 가정한 교차상관 분석만으로는 지하수위에 대한 강우의 영향을 정확히 판단하기 어렵다.

4.2. 지하수위 예측 및 하천 영향 제거

지하수위에 대한 하천수위 변화의 영향을 제거하기 위해 우선 강우량, 하천수위, 지하수위 관측값을 입력 변수로 하고 1일 후 지하수위를 예측하는 인공신경망 기반 직접 예측 시계열 모델을 구성하였다. 각 입력 변수의 과거 자료 사용 정도는 변수들 간의 교차상관분석 결과를 참고하여 각각 5일로 결정하였다. 모델의 훈련 및 보정을 위

해 필요한 자료 구간은 강우 및 하천수위에 의한 지하수위의 반응 정도가 높다고 판단되는 구간을 그래프에서 임의로 선정하였다. 본 연구의 목적이 시계열 모델을 이용한 하천수위 영향 제거에 있기 때문에 예측 구간은 훈련 및 보정 단계 자료를 포함한 전체 자료로 설정하였다 (Table 1). 이를 이용하여 최종 결정된 인공신경망 기반 직접 예측 모델의 파라미터는 Table 2와 같다.

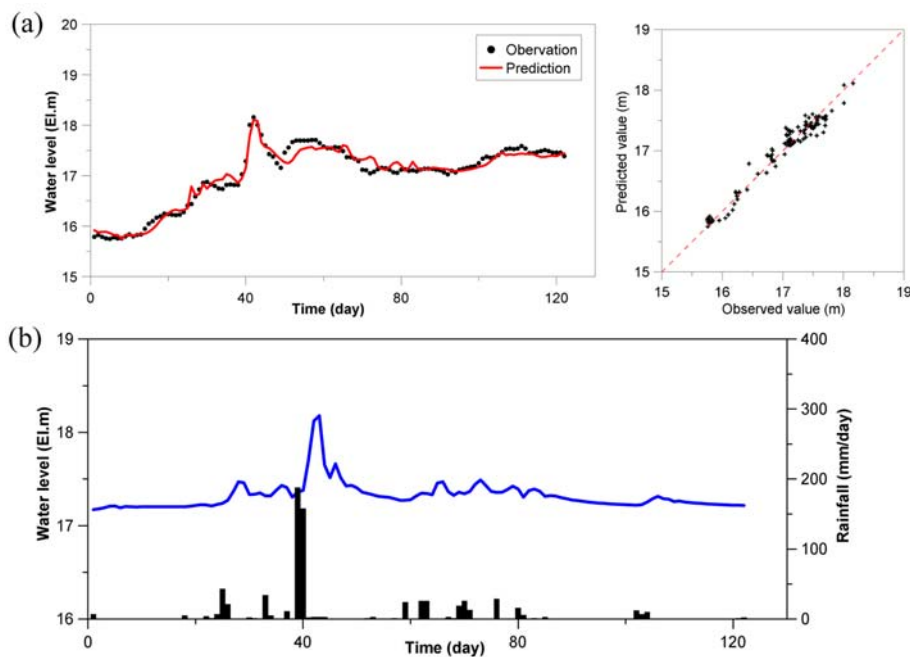
반복 예측 모델 구성 및 이를 이용한 하천수위 영향 제거 방법의 적용을 위해 가장 중요한 요소는 적절한 직접 예측 모델의 구성이다. 보 설치 이전 지하수위 자료에 대한 직접 예측 모델의 예측 결과를 Fig. 7(a)에 도시하였다. 전체적으로 지하수위 변동 양상을 정확히 예측하는 것으로 나타났고 관측값과 예측값에 대한 상관계수는 0.979로 계산되었다. 보 설치 이후 지하수위 자료에 대한 예측 결과는 초기 지하수위 상승 구간에서 약간 과대평가 되는 경향이 있으나 전반적으로 지하수위 변동 양상을 효과적으로 반영하는 예측 모델이 구성되었다고 판단하였다

**Table 1.** Data allocation for the ANN model building

Period	Training stage	Calibration stage	Prediction stage
Before Barrage construction	2011.06.01. - 2011.07.31	2011.08.01. - 2011.08.31	2011.04.10. - 2011.09.30
After Barrage construction	2012.07.01. - 2012.09.31	2012.10.01. - 2012.10.31	2012.04.01. - 2012.10.31

**Table 2.** Selected ANN model parameters

Period	Num. of hidden nodes	Learning rate	Momentum
Before Barrage construction	5	0.005	0.9
After Barrage construction	20	0.001	0.0



**Fig. 7.** Results of the model application to the data before the barrage construction : (a) the direct prediction results and (b) the filtered groundwater level data.

(Fig. 8(a)). 관측값과 예측값에 대한 상관계수는 0.977로 계산되었다.

구성된 직접 예측 모델을 이용하여 지하수위에 대한 하천수위 영향을 필터링하기 위해 직접 예측된 지하수위 값을 입력값으로 이용하는 반복 예측 모델을 만들고 이때의 하천수위 입력 시계열을 고정값으로 설정하였다. 하천수위 고정값은 보 설치 이전 및 이후 자료에 대해 각각 하천수위 중앙값인 15.17 m와 19.60 m를 적용하였다. 적용 결과 계산된 강우에 대한 지하수위 변동 양상은 보 설치 이전 및 이후에 대해 각각 Fig. 7(b), Fig. 8(b)에 도시하였다. 관측 지하수위 시계열 자료(Fig. 5)와 비교하였을 때 강우에 대한 지하수위의 변동 시그널이 비교적 뚜렷하게 나타남을 알 수 있다. 강우에 대한 필터링된 지하수위 시계열 자료에 대한 교차상관분석 결과 보 설치 이전, 이

후에 대해 각각 지연시간 3일, 2일에서 최대상관계수 0.78 및 0.59를 보여주었다(Fig. 9). 필터링 이전의 강우와 지하수위 관측 자료에 대한 교차상관분석 결과와 비교했을 때 지연시간은 동일하지만 상관계수가 크게 증가한 것을 알 수 있다.

본 연구에서는 제안된 지하수위 시계열 예측 모델 기반 하천수위 영향 필터링 기법의 적용성 평가를 위해 지하수위 변동에 영향을 주는 주요 입력 변수를 강우와 하천수위 자료로 가정하고 모델을 구성하였다. 이 외에 기온, 습도 등의 기상 요소가 지하수 함양 및 지하수위 변동에 영향을 줄 수 있다. 향후 이와 같은 다양한 영향 요소들을 고려하여 보다 정확하고 효과적인 지하수위 변동 예측 모델을 개발하는 연구가 필요하다. 또한 본 연구에서는 그 래프 상에서 지하수 양수의 영향이 적어 지하수위가 비교

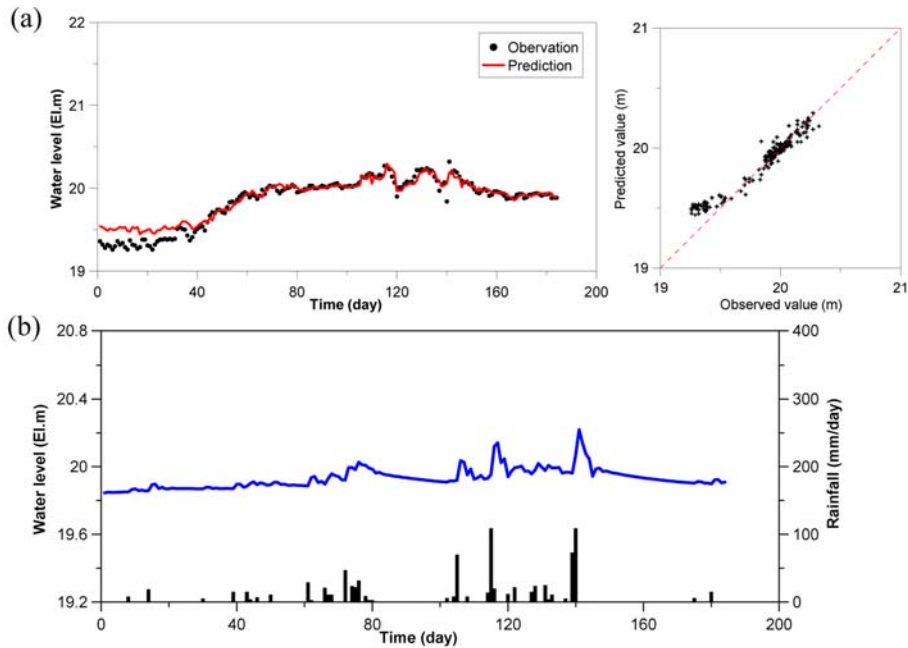


Fig. 8. Results of the model application to the data after the barrage construction : (a) the direct prediction results and (b) the filtered groundwater level data.

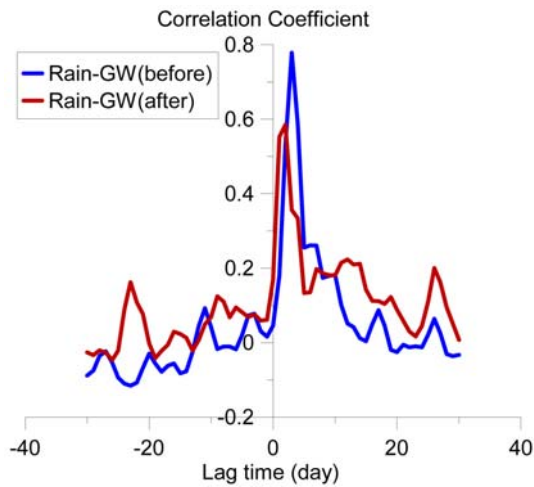


Fig. 9. Cross correlation analyses for the filtered data.

적 강우나 하천수위에 의해 자연변동 하고 있다고 판단되는 구간의 자료를 모델 구성에 이용하였다. 이 후 지하수 양수 등 인위적인 요소에 대한 자료가 가용할 경우 이를 분석하여 시계열 예측 모델의 입력 변수로 설정하는 방법을 고안하는 연구가 필요하다. 이를 통해 양수에 의한 지하수위 영향을 제거한 후 보다 현실성 있는 지하수 함양 평가 및 양수 시나리오에 따른 지하수위 변동 예측 연구가 가능할 것이다.

### 4.3. 강우에 대한 지하수 함양률 산정

앞서 필터링된 지하수위 변동 시계열 자료에 대해 h-WTF 기법을 적용하여 보 설치 이전 및 이후 강우에 대한 지하수위 함양률을 산정하였다. 지하수위 변동 구간 내 토양 타입은 시추조사 자료를 참고하여 양질사토(loamy sand)를 적용하였다. h-WTF 적용결과 강우에 대한 지하수 함양률은 보 설치 이전에는 11.0%, 보 설치 이후에는 4.3%로 산정되었다. 지하수 함양률은 강우량 외에 강우 패턴에 의해서도 영향을 받는다. 일반적으로 많은 강우가 단기간에 집중되어 내리는 경우 강우의 지표 침투능은 제한되어 있으므로 지표 유출이 증가하여 강우에 대한 지하수 함양률은 감소할 수 있다. 보 설치 이전 및 이후의 강우 통계값을 비교해보면(Table 3) 보 설치 이후가 적용 기간이 더 길어 총 강우량(R)이 더 많지만 강우 일수 대비 강우량(R/Rd)은 보 설치 이전, 이후 유사한 것을 알 수 있다. 또한 기간 내 최고 5순위 강우량은 오히려 보 설치 이전이 이후보다 더 크다. 이러한 통계값은 보 설치 이후의 지하수 함양률이 보 설치 이전보다 약 60% 정도 감소한 것이 강우 패턴 차이에 의한 것이 아님을 지지한다.

강정고령보 설치 이전 지하수 심도는 지표하 3.41 m~6.10 m로 변동하며 중앙값 기준 4.74 m에 위치하다가 보 설치 이후에는 1.25 m~2.85 m로 변동하며 중앙값 기준 1.65 m에 위치하였다. 지하수면이 지표와 가까워지면서 강우의 지표 침투량이 제한을 받아 지표 유출이 증가하게

**Table 3.** Rainfall statistics of the study area

Period	Num. of Days (N)	Total Rainfall Amount (R)	Num. of Rain days (Rd)	Rainfall Intensity (R/Rd)	Max. 5 Rainfall (MR5)
Before Barrage Const.	174	885 mm	49	18.1 mm/d	466 mm
After Barrage Const.	214	924 mm	51	18.1 mm/d	408 mm

되고 이로 인해 강우에 대한 지하수 함양률이 감소했을 가능성이 높다고 판단된다. 실제로 노곡리 일대에서 보 설치 이후 집중 강우시 농경지 침수 피해 사례가 보고되고 있다(K-water, 2013).

## 5. 결 론

지하수위 변동법을 이용하여 지하수 함양률을 산정하는데 있어 지하수위가 인근 하천의 영향을 받을 경우 지하수 함양률은 과대 혹은 과소 평가될 가능성이 있다. 본 연구에서는 인공신경망 기반 지하수위 시계열 예측 모델을 이용하여 지하수위에 대한 하천수위의 영향을 필터링하는 기법을 고안하고 낙동강 강정고령보 상류 우안 노곡리 지역의 지하수위 자료에 적용하였다. 강우, 하천수위, 지하수위 과거 관측값을 입력으로 하는 직접 예측 모델 구성 결과 관측값과 예측값의 상관계수 0.97 이상인 적합한 모델이 선정되었다. 이를 이용하여 하천수위 영향을 필터링하고 개선된 지하수위 변동법(h-WTF)을 적용한 결과 강우에 대한 지하수 함양률이 보 설치 이전 11.0%, 보 설치 이후 4.3%로 산정되었다. 지하수 함양률이 감소한 이유는 보 설치 이후 지하수위 상승 및 하천수위와의 상관성 증대로 인해 강우의 지표 침투량이 감소했기 때문인 것으로 판단된다. 본 연구에서 제안된 방법은 수변지역 지하수위 변화를 예측하고 강우에 의한 지하수 함양을 효과적으로 평가하는데 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구에서 개발된 기계학습기법 기반 시계열 모델은 입·출력 시계열 자료만을 이용하여 지하수위 변화 예측 및 하천 영향 제거를 효율적으로 수행할 수 있지만 유역 내 지하수 유동에 대한 물리적인 개념을 고려하지 않고 관측 지점에서의 정보만을 제공한다는 제한점이 있다. 향후 물수지분석법, 수치모델링 기법 등과의 비교·평가 연구 및 다양한 관측 자료에 대한 적용 연구가 수행되어야 할 것이다.

## 사 사

본 연구는 국토교통부가 출연하고 국토교통과학기술진

흥원에서 위탁 시행한 물관리연구사업(11기술혁신C05)에 의한 ‘수변지하수활용고도화’ 연구단의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

## References

- An, J.H., Hamm, S.Y., Lee, J.H., Kim, N.H., Yang, D.B., and Hwang, J.G., 2008, Estimation of groundwater recharge in Jung-gwae-Boeun area in Ulsan City using the water balance and hydrogeological analyses, *Econ. Environ. Geol.*, **41**(4), 427-442.
- Andreo, B., Vias, J., Duran, J.J., Jimenez, P., Lopez-Geta, J.A., and Carrasco, F., 2008, Methodology for groundwater recharge assessment in carbonate aquifers: application to pilot sites in southern Spain, *Hydrogeol. J.*, **16**, 911-925.
- Arnold, J.G. and Allen, P.M., 1999, Automated methods for estimating baseflow and groundwater recharge from streamflow records, *J. Am. Water Resour. Assoc.*, **35**, 411-424.
- Bae, S.K. and Kim, Y.H., 2006, Estimation of groundwater recharge rate using the NRCS-CN and the baseflow separation methods, *J. Environ. Sci.*, **15**(3), 253-260.
- Box, G.E.P. and Jenkins, G.M., 1976, *Time Series Analysis-Forecasting and Control*, Holden-Day, San Francisco, California, USA, 575 p.
- Charbeneau, R.J., 2000, *Ground Water Hydraulics and Pollutant Transport*, Prentice-Hall, Old Tappan, N.J., 593 p.
- Chio, I.H., Woo, N.C., Kim, S.J., Moon, S.K., and Kim, J., 2007, Estimation of the groundwater recharge rate during a rainy season at a headwater catchment in Gwangneung, Korea, *Kor. J. Agr. For. Meteorol.*, **9**, 75-87.
- Constantz, J., Tyler, S.W., and Kwicklis, E.M., 2003, Temperature-profile methods for estimating percolation rates in arid environments, *Vadose Zone J.*, **2**, 12-24.
- Coppola, E., Rana, A.J., Poulton, M.M., Szidarovszky, F., and Uhl, V.V., 2005, A neural network model for predicting aquifer water level elevations, *Ground Water*, **43**(2), 231-241.
- Crosbie, R.S., Binning, P., and Kalma, J.D., 2005, A time series approach to inferring groundwater recharge using the water table fluctuation, *Water Resour. Res.*, **41**, 1-9.
- Dages, C., Voltz, M., and Bsaibes, A., 2009, Estimating the role of a ditch network in groundwater recharge in a Mediterranean



- catchment using a water balance approach, *J. Hydrol.*, **375**, 495-512.
- Healy, R.W. and Cook, P.G., 2002, Using groundwater levels to estimate recharge, *Hydrogeol. J.*, **10**, 91-109.
- Herrera, L.J., Pomares, H., Rojas, I., Guillen, A., Prieto, A., and Valenzuela, O., 2007, Recursive prediction for long term time series forecasting using advanced models, *Neurocomputing*, **70**(16-18), 2870-2880.
- Huang, T. and Pang, Z., 2011, Estimating groundwater recharge following land-use change using chloride mass balance of soil profiles: a case study at Guyuan and Xifeng in the Loess Plateau of China, *Hydrogeol. J.*, **19**, 177-186.
- Ji, Y., Hao, J., Reyhani, N., and Lendasse, A., 2005, Direct and recursive prediction of time series using mutual information selection, *Lect. Notes Comput. Sc.*, **3512**, 1010-1017.
- Jung, Y., Lim, K.J., and Kim, H., 2014, Estimation of baseflow considering recession characteristic of hydrograph, *J. Weat. Res.*, **16**(2), 161-171.
- Kim, G.B., Yi, M.J., Kim, J.W., Lee, J.Y., and Lee, K.K., 2004, Evaluation of estimating groundwater recharge using water level data obtained from the national groundwater monitoring stations, *J. Eng. Geol.*, **14**(3), 313-323.
- Koo, M.H. and Lee, D.H., 2002, A numerical analysis of the water level fluctuation method for quantifying groundwater recharge, *J. Geol. Soc. Korea*, **38**(3), 407-420.
- Koo, M.H., Kim, T.K., Kim, S.S., Chung, S.R., Kang, I.O., Lee, C.J., and Kim, Y., 2013, Estimating groundwater recharge using the water-table fluctuation method: Effect of stream-aquifer interactions, *J. Soil Groundw. Environ.*, **18**(5), 65-76.
- K-water, 2013, Research on flooding vulnerability assessment using groundwater level, MOLIT, Water Resources Management Project Report, Korea, 334 p.
- Lee, M.J. and Lee, J.H., 2011, Coupled model development between groundwater recharge quantity and climate change using GIS, *J. Korean Assoc. Geogr. Info. Stud.*, **14**(3), 36-51.
- Lim, K.J., Engel, B.A., Tang, Z., Choi, J., Kim, K.S., Muthukrishnan, and S., Tripathy, D., 2005, Automated WEB GIS based hydrograph analysis tool, WHAT, *J. Amer. Water Resour. Assoc.*, **41**, 1407-1416.
- Maier, H.R., Jain A., Dandy, G.C., and Sudheer, K.P., 2010, Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions, *Environ. Modell. Softw.*, **25**, 891-909.
- Nayak, P.C., Satyaji Rao, Y.R., and Sudheer, K.P., 2006, Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach, *Water Resour. Manag.*, **20**, 77-90.
- Park, E., 2012, Delineation of recharge rate from a hybrid water table fluctuation method, *Water Resour. Res.*, **48**, W07503, doi:10.1029/2011WR011696.
- Park, J.S., Kim, K.H., Jeon, M.W., and Kim, J.S., 1999, Estimation methods of groundwater recharge rate in small basin, *J. Korean Soc. Groundw. Environ.*, **6**(2), 76-86.
- Rawat, K.S., Mishra, A.K., Paul, G., and Kumar, R., 2012, Estimation of ground water recharge in Shankergarh block of Allahabad(India) using remote sensing and statistical approach, *Global J. Sci. Eng. Techn.*, **1**, 34-48.
- Rumelhart, D.E., McClelland, J.L., and The PDP Research Group, 1986, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA, 516 p.
- Sanford, W.E., 2002, Recharge and groundwater models: an overview, *Hydrogeol. J.*, **10**, 110-120.
- Scanlon, B.R., Reedy, R.C., and Tachovsky, J.A., 2007, Semi-arid unsaturated zone chloride profiles: archives of past land use changes impacts on water resources in the southern High Plains, United States, *Water Resour. Res.*, **43**, W06423, doi:10.1029/2006WR005769.
- Stoertz, M.W. and Bradbury, K.R., 1989, Mapping recharge areas using a groundwater-flow model: a case study, *Ground Water*, **27**, 220-228.
- Tankersley, C.D., Graham, W.D., and Hatfield, K., 1993, Comparison of univariate and transfer function models of groundwater fluctuations, *Water Resour. Res.*, **29**, 3517-3533.
- van Genuchten, M.Th., 1980, A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils, *Soil Sci. Soc. Am. J.*, **44**, 892-898.
- Yi, M.J. and Lee, K.K., 2004, Transfer function-noise modeling of irregularly observed groundwater heads using precipitation data, *J. Hydrol.*, **288**, 272-287.
- Yoon, H., Jun, S.C., Hyun, Y., Bae, G.O., and Lee, K.K., 2011, A comparative study of artificial neural networks and support vector machines for predicting groundwater levels in a coastal aquifer, *J. Hydrol.*, **396**, 128-138.
- Yoon, H., Kim, Y., Ha, K., and Kim, G.B., 2013, Application of groundwater-level prediction model using data-based learning algorithms to National Groundwater Monitoring Network data, *J. Eng. Geol.*, **23**(2), 137-147.
- Yun, S.W., Jo, Y.J., and Lee, J.Y., 2009, Comparison of groundwater recharges estimated by waterlevel fluctuation and hydrograph separation in Haeon basin of Yanggu, *J. Geol. Soc. Korea*, **45**, 391-404.