

인공신경망 모형을 이용한 제주 지하수위의 장기예측

정일문* · 이정우** · 장선우***

Chung, Il-Moon* · Lee, Jeongwoo** · Chang, Sun Woo***

Long-term Prediction of Groundwater Level in Jeju Island Using Artificial Neural Network Model

ABSTRACT

Jeju Island is a volcanic island which has a large permeability. Groundwater is a major water resources and its proper management is essential. Especially, there is a multilevel restriction due to the groundwater level decline during a drought period to protect sea water intrusion. Preliminary countermeasure using long-term groundwater level prediction is necessary to use agricultural groundwater properly. For this purpose, the monthly groundwater level prediction technique by Artificial Neural Network model was developed and applied to the representative monitoring wells. The monthly prediction model showed excellent results for training and test periods. The continuous groundwater level prediction model also developed, which used the monthly forecasted values adaptively as input data. The characteristics of groundwater declines were analyzed under extreme cases without precipitation for several months.

Key words : Artificial neural network model, Groundwater level prediction, Jeju Island, Drought

초 록

투수성이 큰 화산섬인 제주도에서는 땅속으로 함양된 지하수자원이 가장 중요한 수원이므로 지하수의 적정관리가 매우 중요하다. 특히 가뭄시 지하수의 이용은 염수침투를 유발할 수 있으므로 지하수위 강하에 따른 단계별 제한 조치가 마련되어 있다. 농업용 지하수위에 대한 적정 지하수 이용을 위해서는 보다 장기적인 예측을 통해 사전에 대비하는 것이 필요하다. 이에 본 연구에서는 인공신경망 모형을 이용한 지하수위의 월단위 예측기법을 개발하였고, 대표적인 관측공에 대해 적용하였다. 월단위 지하수위를 예측한 결과 학습 및 검증기간 모두 예측 성능이 우수한 것으로 분석되었다. 또한 장기예측을 위해서 입력인자로 월단위 지하수위 예측치를 순차적으로 이용하는 연속지하수위예측 모형을 구축하고 수개월 동안 무강수의 극한조건에 대한 지하수위 저하 양상을 분석하였다.

검색어 : 인공신경망 모형, 지하수위 예측, 제주도, 가뭄

1. 서론

제주도는 우리나라 최대의 다우지역이지만 한라산을 중심으로 동부와 서부의 기후가 매우 상이하다. 투수성이 좋은 화산암으로 이루어진 제주도는 지하수 함양율이 45%에 이르기 때문에 지속 이용 가능한 수자원이 지하수에 한정된다(Jeju Special Self-Governing Province, 2013). 따라서 제주도는 먹는물을 비롯한 생활·농업·공업용수 등 모든 용수를 지하수에 의존하는 특수한 지역으로 1991년부터

* 정희원 · 한국건설기술연구원 수자원·하천연구소, 연구위원 (Korea Institute of Civil engineering and building Technology · imchung@kict.re.kr)

** 종신회원 · 교신저자 · 한국건설기술연구원 수자원·하천연구소, 수석연구원

(Corresponding Author · Korea Institute of Civil engineering and building Technology · ljw2961@kict.re.kr)

*** 정희원 · 한국건설기술연구원 수자원·하천연구소, 수석연구원 (Korea Institute of Civil engineering and building Technology · chang@kict.re.kr)

Received October 10, 2017/ revised October 30, 2017/ accepted November 3, 2017

지하수 개발·이용허가제를 운영하는 등 지하수를 엄격하게 관리해 오고 있다.

한편, 제주도의 연평균 강수량은 2,061mm (1992~2011)이지만, 다우년에는 3,039mm (1999년)에 이르는 반면, 과우년에는 1,478mm (1996년)에 불과하여, 지하수 지속 이용 가능량은 평년, 다우년, 과우년 간에 큰 폭의 변화를 나타내고 있다. 따라서 지하수를 관리하기 위해 강우량과 지하수위 관측자료 분석을 통해 지하수위 강하에 따른 단계별 제한 조치를 취할 수 있는 지하수 관리수위를 제시한 바 있다(Kim et al., 2005). 하지만 가뭄시 지하수위에 대한 적정 지하수 이용을 위해서는 보다 장기적인 예측을 통해 사전에 대비하는 것이 필요하다. 이를 위해서 활용가능한 방법은 지하수 유동 수치해석을 예로 들 수 있으나 가뭄상황과 같이 다양한 조건에 의해 변화하는 지하수위를 빠른 시간안에 예측하기 위해서는 데이터 구동형 모형을 활용하는 것이 더욱 효율적이다.

지하수위 예측에 관한 연구로 Yi and Lee (2004)는 전이합수 모형을 이용하여 지하수위 변동을 예측하였고, Coppola et al. (2005)은 인공신경망을 이용하여 지하수위 모니터링을 통한 지하수위를 예측하여 신경망이 지하수관리에 활용성이 높다고 평가하였으며, Mohanty et al. (2010)은 인공신경망 모델을 이용하여 동부 인도의 지하수를 예측하였다. Yoon et al. (2013)은 인공신경망과 지지벡터기계를 이용하여 시계열 예측 모델을 만들고 이를 국가지하수관측망 중 가산, 신광, 청성 관측정 지하수위 변화 예측에 적용하였다.

본 연구에서는 제주 지역의 지하수 관리를 위해 가뭄시 지하수위의 장기예측을 통해 지하수 사용의 단계별 조치에 활용할 수 있는 방안의 하나로 인공신경망을 이용한 지하수위 예측 모형을 구축하고자 한다.

2. 인공신경망 모형의 구축

인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 알고리즘은 인간의 두뇌를 모델로 한 분석 방법이다. 인간의 두뇌는 약 100억개의 뉴런이 매우 큰 개수의 시냅스에 서로 간에 연결되어 있다. 각 뉴런들은 시냅스에 의하여 서로 정보를 교환하고, 특정 뉴런은 신호가 입력되면 시냅스에 의해 연결된 다른 노드로 신호를 전달한다. 신경망은 이러한 과정이 계속되어 뇌가 새로운 것을 학습하게 된다는 이론에 기초하고 있다. 인공신경망 모형은 McCulloch and Pitts (1943)가 처음으로 제안한 이래로 다양한 종류의 모형이 개발되었다. 인공신경망 모형은 데이터 구동(data-driven) 방식의 수학적 모형으로 직접적인 지식 혹은 물리적 프로세스없이 뉴런을 학습함으로써 문제를 푸는 모형이다. 따라서 이 모형은 입력과 출력사이의 복잡한 비선형 관계를 자연현상에 대한 물리적 이해없

이도 식별해 내는 능력이 있다(Sung et al., 2017).

예측 지하수위는 강우 및 지하수위의 선행조건과 매우 밀접한 관계를 갖는다. 따라서 본 연구에서는 선행 강수량 및 지하수위의 상태에 따라 미래의 지하수위를 예측하는 Eq. (1)과 같은 자기피반 모형을 구축하였다.

$$\hat{H}(t+t_{lead}) = f[H(t), H(t-1), \dots, H(t-n_h); \bar{R}(t), \bar{R}(t-1), \dots, \bar{R}(t-n_r)] \quad (1)$$

Eq. (1)의 좌변은 t_{lead} 시간후의 예측된 지하수위 \hat{H} 이고 우변은 선행시간(antecedent time) n_h 까지의 관측 지하수위 H 와 선행시간 n_r 까지의 관측 강수량 \bar{R} 이다.

가장 널리 사용되는 인공신경망은 Fig. 1과 같이 입력층, 단일 혹은 다수의 은닉층, 출력층으로 구성된 다중레이어 퍼셉트론(multilayer perceptron)이며, 본 연구에서는 선행 지하수위와 강수량 자료를 입력층, 예측 지하수위자료를 출력층, 그리고 입력층과 출력층을 연결하는 한개의 은닉층으로 신경망 모형을 구축하였다.

신경망 모델의 학습에는 자료를 정규화(normalization)하는 전처리(preprocessing)과정이 필요하다. 이는 노드들의 집합으로 구성된 신경망의 효율을 높이기 위해 잡음이나 왜곡에 의해 변형된 것을 바로 잡는 기초적인 연산처리과정이며, 신경망에서 출력된 값은 다시 역변환되는 후처리(postprocessing)과정을 거친 후 사용하게 된다. 따라서 예측 모형의 입력자료로 사용되는 지하수위와 강수량 자료를 Eq. (2)를 사용하여 정규화하였다.

$$Y_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

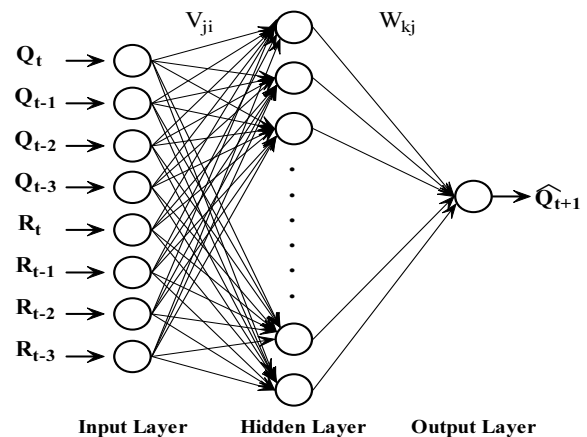


Fig. 1. Model Structure for the Test of ANN Model (Jeju Special Self-Governing Province, 2016)

여기서, Y_i 는 정규화된 변수값, X_i 는 실측된 변수값, X_{\min} 는 변수의 최소값, 그리고 X_{\max} 는 변수의 최대값이다.

Eq. (1)과 같은 형태의 입출력 관계를 갖는 신경망 모형을 구성한 후 학습을 통하여 노드간의 연결강도를 추정하고 추정된 연결강도를 가진 신경망 모형으로 지하수위 예측값을 출력하게 된다. 신경망 모형에 의한 지하수위 예측 절차는 다음과 같다.

- 1) 강수량과 지하수위 자료를 사용하여 각각의 지체시간(lag time)에 따른 입력을 구성하고 이에 대응하는 예측시간(lead time)별 지하수위를 출력하는 입출력 패턴을 구성한다.
- 2) 입출력 패턴을 구성하는 각각의 노드를 서로 연결하고 입력 자료를 받는 입력층과 예측지하수위를 출력하는 출력층 사이에 은닉층을 두어 입력정보들의 가중합을 저장한다.
- 3) 입력층과 은닉층간에는 Sigmoid 함수와 같은 전달함수를 두며 은닉층에서의 계산 결과를 출력층에 전달시킨다.
- 4) 은닉층과 출력층간에도 전달함수를 두고 출력층 노드로부터 계산된 예측지하수위와 관측지하수위의 차이가 최소화될 때까지 노드간 연결강도를 조정한다.
- 5) 연결강도가 최적화될 때까지 3), 4)과정을 반복한다.
- 6) 최적화된 신경망 모형으로 지하수위를 예측하기 위해서 선행 강수량과 지하수위로 구성된 입력값을 실시간으로 입력하여 출력값을 계산한다.

신경망 모형에서 입력층 노드나 출력층 노드의 개수는 입출력관계에 따라 정할 수 있다. 예를 들어, 4개월간의 선행 자료를 이용하여 1개월 예측을 하는 모델은 선행 지하수위 $H(t), H(t-1), H(t-2), H(t-3)$ 과 선행 강수량 $\bar{R}(t), \bar{R}(t-1), \bar{R}(t-2), \bar{R}(t-3)$ 로 입력노드를 구성한다. 반면에 은닉층 노드의 개수를 결정하기 위한 명확한 기준이 없으므로 일반적으로 은닉층 노드의 개수를 변화시키며 예측 성능이 우수할 때의 노드 개수를 선택하여 최적 모형으로 결정한다. 본 연구에서는 은닉층의 노드수는 10, 15, 20개 등으로 구성하여 예측오차가 가장 작은 경우를 최종 택하였다.

각 층의 연결강도 초기치는 -0.5~0.5사이의 난수를 발생시켜 초기화하였다. 또한 적응학습율(learning rate)을 momentum 방법과 함께 사용하여 학습률 0.5, momentum 상수 0.7을 다층신경망의 학습에 사용하였다. 그리고 분산처리를 통한 효율적인 학습을 위하여 입력층 및 은닉층에 두는 bias를 1로 가정하였다. 예측오차의 최소화는 오차역전파(back-propagation) 알고리즘을 적용하였다.

3. ANN 기반 월단위 지하수위 예측

월단위 장기예측 모델은 기쁨과 같은 장기 영향을 고려할 때

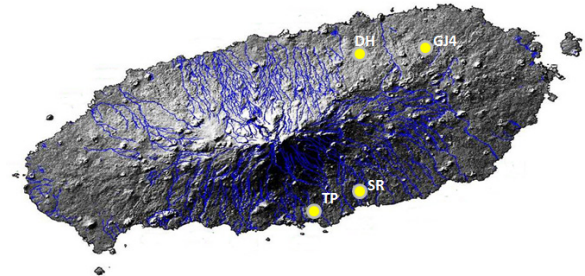


Fig. 2. Groundwater Monitoring Wells for ANN Model Application in Jeju Island

효과적으로 사용될 수 있다. 이에 본 연구에서는 월별 지하수위값을 이용하여 예측하는 모델을 구축하였다. 제주도에서는 기쁨시 단계적 조치를 위한 기준수위 관측공 20개를 설치, 운영하고 있으며, 본 연구에서는 이 중에서 Fig. 2와 같이 남쪽에 위치한 신례(SR), 토평(TP) 관측소와 북동부에 위치한 구좌4 (GJ4)와 대흘(DH) 관측소에 대해 신경망 모형을 구축하고 월단위 예측을 수행하였다.

지하수위와 강수량 자료의 선행시간 n_h 와 n_r , 그리고 은닉층 노드수를 변화시켜가면서 다수의 신경망 모형을 구축하고 그 중에서 예측 결과가 가장 우수한 모형을 예측 모형으로 선정하였다. Fig. 3은 대상 관측공 4개 각각에 대한 학습결과를 나타낸 것으로 1개월 예측지하수위와 관측지하수위를 무차원화하여 일대일로 도시한 것이다. 신례(SR) 관측소의 경우 결정계수(R^2)가 0.9567, 평균제곱근오차(RMSE)가 0.053, 토평(TP) 관측소는 $R^2=0.9246$, RMSE = 0.059, 구좌4 (GJ4) 관측소는 $R^2 = 0.8846$, RMSE = 0.049, 그리고 대흘(DH) 관측소는 $R^2 = 0.9369$, RMSE = 0.042로 산정되어 모두 우수한 예측 능력을 나타내었다.

각 관측소별로 학습이 완료된 신경망 모형을 이용하여 Figs. 4-7과 같이 예측 성능을 검증하였다. 신례(SR) 지점에 대한 예측결과는 Fig. 4와 같다. 학습기간은 2005년 1월 ~ 2014년 9월이고, 예측기간은 2014년 10월부터 2015년 10월까지이다. 사용된 신경망 모형은 $\hat{H}_{t+1} = f(\bar{P}_t, \bar{P}_{t-1}, \bar{P}_{t-2}, H_t, H_{t-1}, H_{t-2})$ 로 강수와 지하수 자료의 월 자료 중 현재를 포함한 3개월 자료의 조합을 활용하였다. Fig. 4에서 마름모 표식은 관측지하수위, 사각형 표식은 1개월 예측지하수위, 그리고 삼각형 표식은 1개월 예측값을 입력인자로 순차적으로 업데이트하여 연속적인 지하수위를 예측한 결과를 나타낸 것이다. 1개월 예측모형뿐만 아니라 연속예측모형을 구축한 이유는 후술하는 무강우지속에 따른 극한 양상을 모의하기 위함이다. 1개월 예측지하수위 및 연속예측지하수위 모두 관측치와 높은 상관성을 보이고 있다.

토평(TP)지점에 대한 예측 결과는 Fig. 5와 같다. 학습기간은 2005년 1월-2014년 8월이고, 예측기간은 2014년 9월-2015년 10월이다. 사용된 신경망 모형은 $\hat{H}_{t+1} = f(\bar{P}_t, \bar{P}_{t-1}, H_t, H_{t-1}, H_{t-2})$

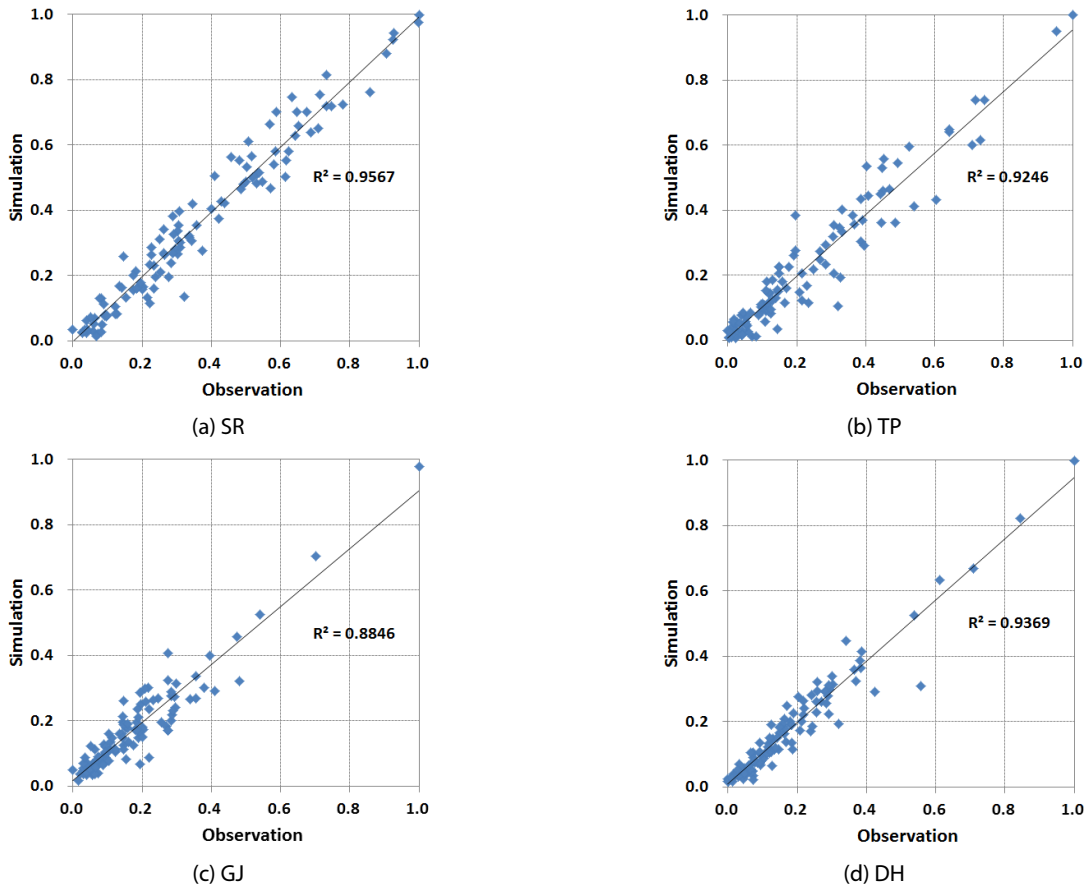


Fig. 3. Scatter Plots of Observed and Predicted Ground Water Levels with a Lead-Time of 1 Month for Training Period

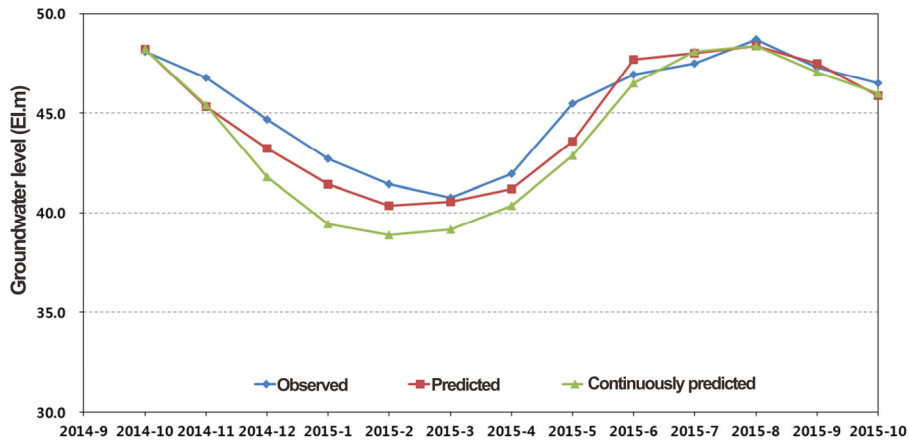


Fig. 4. Monthly Groundwater Level Prediction Result (SR)

로 강수의 경우는 현재포함 2개월, 지하수는 현재포함 3개월 자료의 조합을 활용하였다. 예측지하수위와 연속예측지하수위는 8개월까지는 거의 같은 예측값을 보이고 관측치와 높은 예측정확도를 보이다가 9개월 이후에는 두 값이 다소 차이 나고 관측치와도 차이를 나타냈다.

구좌 4 (GJ4) 지점에 대한 예측결과는 Fig. 6과 같다. 학습기간은 2005년 1월~2014년 8월이고, 예측기간은 2014년 9월~2015년 10월이다. 사용된 신경망 모형은 $\hat{H}_{t+1} = f(\bar{P}_t, \bar{P}_{t-1}, H_t, H_{t-1}, H_{t-2})$ 로 강수의 경우는 현재포함 2개월, 지하수는 현재포함 3개월 자료의 조합을 활용하였다. 예측지하수위와 연속예측지하수위는 거의 같

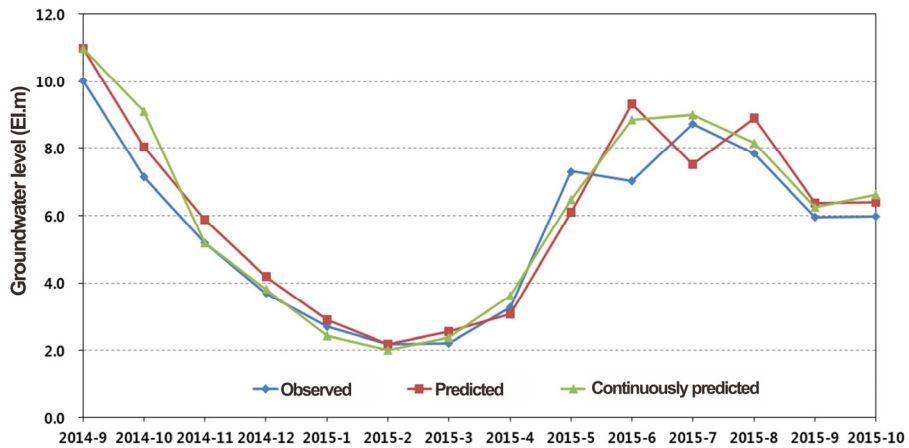


Fig. 5. Monthly Groundwater Level Prediction Result (TP)

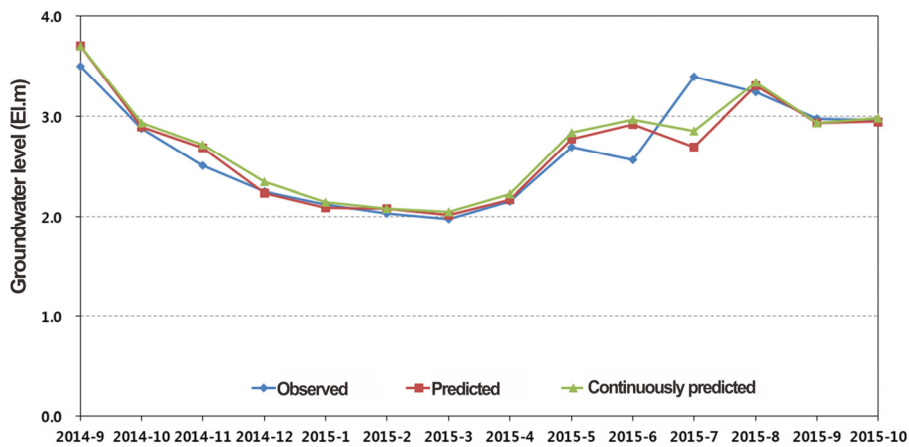


Fig. 6. Monthly Groundwater Level Prediction Result (GJ4)

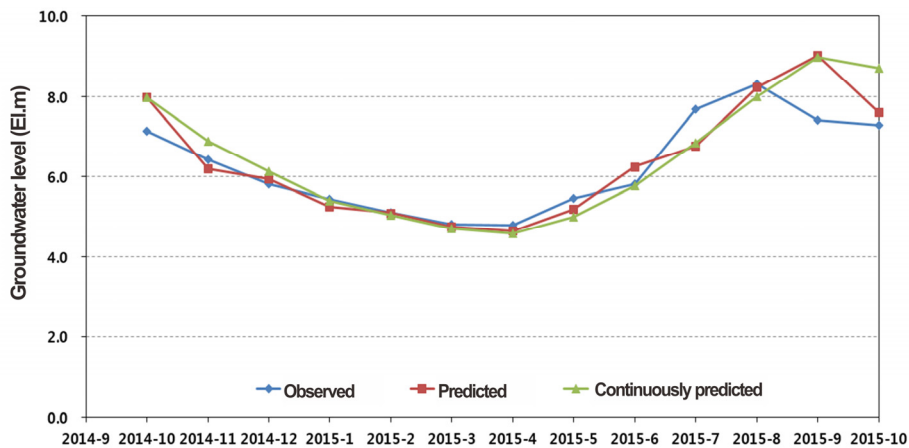


Fig. 7. Monthly Groundwater Level Prediction Result (DH)

은 예측값을 보이고 8개월까지는 높은 예측정확도를 보이다가 9개월 부분에서 다소 관측치와 벌어지는 양상을 보였다.

대흥(DH)지점에 대한 예측 결과는 Fig. 7과 같다. 학습기간은

2005년 1월~2014년 9월이고, 예측기간은 2014년 10월~2015년 10월이다. 사용된 신경망 모형은 $H_{t+1} = f(P_t, P_{t-1}, H_t, H_{t-1})$ 로 강수와 지하수위 모두 현재포함 2개월자료의 조합을 활용하였다.

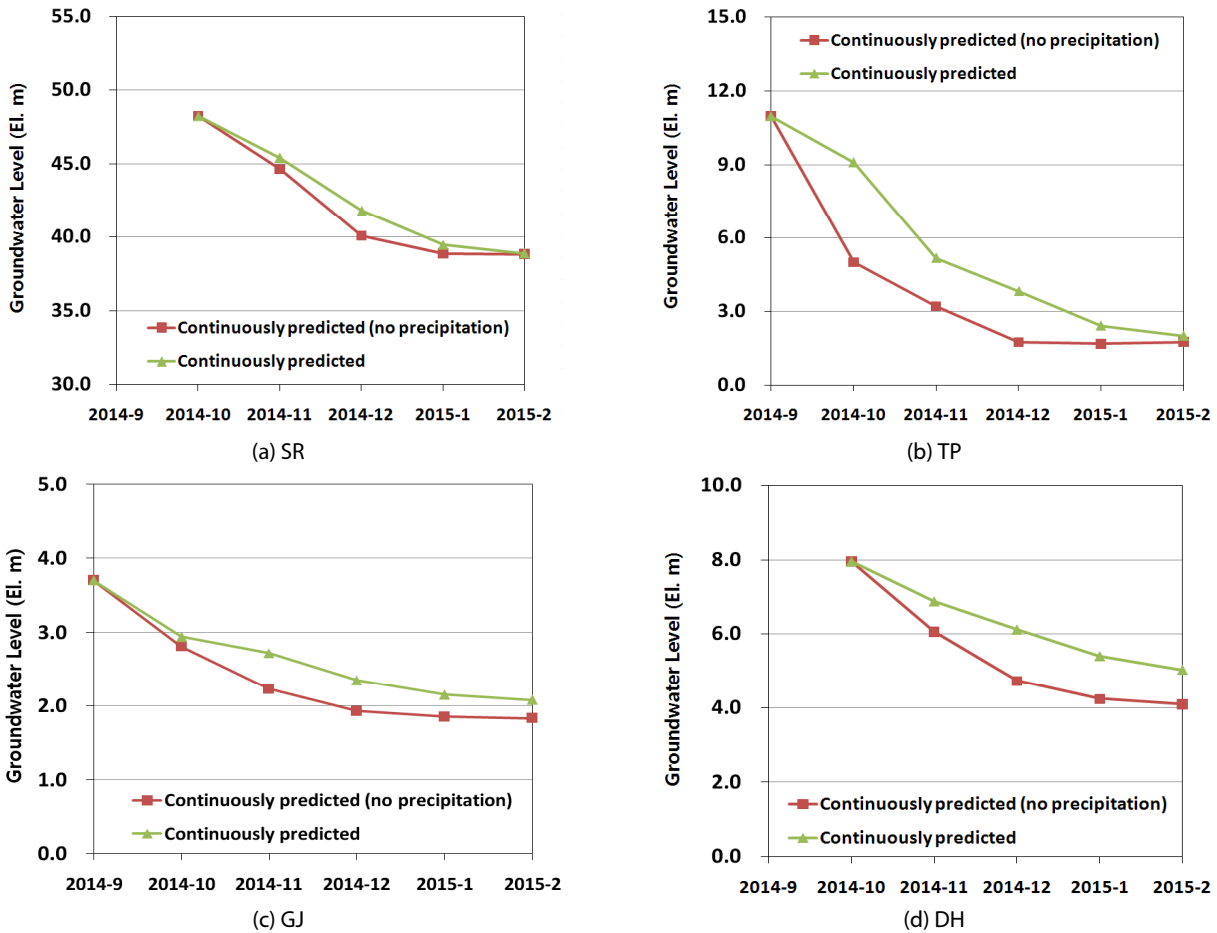


Fig. 8. Monthly Groundwater Level Prediction Result Under no Precipitation Condition

예측지하수위와 연속예측지하수위는 9개월까지는 거의 같은 예측 값을 보이고 관측치와 매우 높은 예측정확도를 보이다가 9개월 이후에는 두 값이 다소 차이 나고 관측치와도 차이를 나타냈다.

연속지하수위 예측모형을 사용하여 극한기후를 고려하여 강수가 수개월간 내리지 않는다는 극단적인 조건에 대해 신례, 구좌, 토평, 대흘 4개 지점의 월별 지하수위를 예측하여 Fig. 8에 나타내었다. 무강수의 영향을 부각시키기 위해서 실제 강수량이 있는 경우에 대한 예측결과와 함께 도시하였다. 그림에서 삼각형 표식은 실제 강수량을 고려했을 때의 지하수위 예측결과이고 사각형 표식은 무강수 조건에 대한 예측결과를 나타낸 것이다. 현재까지의 자료를 이용하여 미래를 예측한 것이기 때문에 첫 번째 1개월 예측결과는 강수유무에 상관없이 동일하다. Fig. 8(a)는 신례지점에 대한 결과로서 3개월후에 지하수위저하가 8m 넘게 일어나고 무강수로 인해 약 1.7m 만큼 지하수위가 더 감소하는 것으로 분석되었다. Fig. 8(b)는 토평지점에 대한 결과로서 2개월뒤에 무강수로 인해 지하수위가 강수가 있는 경우에 비해 4m 넘게 더 강하하여 강수량에 영향을 크게 받고 있음을 알 수 있다. Fig. 8(c)와 같이 구좌지점은

9월이후 무강수의 영향이 다른 지점에 비해 상대적으로 작게 나타나고 있다. Fig. 8(d)는 대흘지점의 지하수위 예측결과로서 무강수로 인해 월별로 0.5~1.4m 만큼의 지하수위가 더 발생하고 있다. 이와 같이 인공신경망 기반의 연속지하수위 예측모형으로 미래 강수가 발생하지 않는 극단적인 기후조건에 대해 지하수위의 변동 양상을 파악하는데 용이하게 활용될 수 있다.

4. 결론

제주지역에서는 과우년과 다우년의 격차가 심하여 가뭄시 지하수의 이용가능 여부가 농업생산에 직결되는 요소이다. 이에 제주도에서는 보다 장기적인 지하수위 예측을 필요로 하게 되며, 본 연구에서는 이와 같은 장기지하수위 예측기법을 인공신경망 모형을 기반으로 개발하여 실제 관측공에 대해 적용하였다. 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

- (1) 강우와 지하수위 패턴을 고려한 지하수위 예측을 위해 인공

신경망 모델을 개발하고, 이를 남제주에 위치한 신례, 토평 지하수위 관측소, 북제주에 위치한 구좌, 대흘 지하수위 관측소 등 총 4개 지점에 적용한 결과 학습 및 검증 기간 모두 예측 성능이 우수한 것으로 평가되었다.

- (2) 장기예측을 위해서 입력인자로 월단위 지하수위 예측치를 순차적으로 이용하는 연속지하수위예측모형을 개발하고 4개 지점에 적용한 결과 지하수위 관측치의 업데이트 없이 모의지하수위 자료만으로 8개월 이상의 연속예측도 가능한 것으로 분석되었다.
- (3) 연속지하수위 예측모형을 수개월 동안 강수가 발생하지 않는 극한 조건에 적용한 결과 지점에 따라 작게는 1m 미만 크게는 4m 넘게 무강수로 인해 지하수위가 더 강하하는 것으로 분석되었다.
- (4) 인공신경망 기반의 지하수위 예측모형은 장기 지하수위 변화를 분석하는데 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.
- (5) 한편, 실제 지하수위의 하강은 가뭄시 지하수의 불가피한 사용에 따라 발생하는 현상이므로 긴급을 요하는 지하수위의 정밀예측은 지하수 이용을 고려한 지하수 유동 모델링과 병행하여 수행될 필요가 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 제주특별자치도청 및 국토교통과학기술진흥원(17RDRP-B076272-04)의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

References

- Coppola, E. A. Jr., Rana, A. J., Poulton, M. M., Szidarovszky, F. and Uhl, V. W. (2005). "A neural network model for predicting aquifer water level elevations." *Ground Water*, 2005, Vol. 43, No. 2, pp. 231-241.
- Jeju Special Self-Governing Province (2013). Comprehensive Water Resources Plan for Jeju-Island, p. 366 (in Korean).
- Jeju Special Self-Governing Province (2016). Determination of expanded management water levels and development of groundwater prediction model, p. 112 (in Korean).
- Kim, J. W., Koh, G. W., Won, J. H. and Han, C. (2005). "A study on the determination of management groundwater level on jeju island." *Journal of KoSSGE*, Vol. 10, No. 2, pp. 12-19 (in Korean).
- McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943). "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity." *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, No. 4, pp. 115-133.
- Mohanty, S., Jha, M. K., Kumar, A. and Sudheer, K. P. (2010). "Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of eastern india." *Water Resources Management*, Vol. 24, No. 9, pp. 1845-1865.
- Sung, J. Y., Lee, J., Chung, I. M. and Heo, J. H. (2017). "Hourly water level forecasting at tributary affected by main river condition." *Water*, Vol. 9, No. 9, 644, doi:10.3390/w9090644.
- Yi, M. J. and Lee, K. K. (2004). "Transfer function-noise modelling of irregularly observed groundwater heads using precipitation data." *Journal of Hydrology*, Vol. 285, No. 3, pp. 272-287.
- Yoon, H., Kim, Y., Ha, K. and Kim, G. B. (2013). "Application of groundwater-level prediction models using data-based learning algorithms to national groundwater monitoring network data." *The Journal of Engineering Geology*, Vol. 23, No. 2, pp. 137-147 (in Korean).