

인공신경망을 활용한 미계측지역 지하수 함양량 추정 기법의 적용성 평가

김규범^{1,*} · 황찬익² · 신현정³ · 최명락¹

¹대전대학교 건설안전방재공학과

²대전대학교 산학협력단

³한국농어촌공사

요 약

국내의 경우 다양한 방법의 지하수 함양량 산정 기법이 적용되고 있으나, 표준화된 방법이 마련되어 있지 않은 실정이다. 지하수위 시계열 자료를 활용한 TSM-hWTF 방법이 개발되어 있으나 지하수 관측소의 개수가 한정적이어서 미계측 지역에 대한 지하수 함양량 산정은 어려웠다. 이를 해결하고자, 207개 지하수 관측 지점의 지형 표고, 경사, 인근 하천, 지질, 토양 등과 같은 각 관측소의 지점 특성 15개 항목을 입력 인자, 각 지점의 지하수 함양율을 출력 인자로 설정한 후 다층퍼셉트론 기법에 의한 인공신경망 모델을 개발하였다. 지하수 함양율의 모델 예측값과 실제값의 상관계수는 0.8 이상의 높은 값을 보였으며, 표토특성과 심토특성이 가장 큰 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 홍성군 서부면 양곡리 지역에 대하여 본 모델을 적용하여 추정된 지하수 함양량과 9개 지하수 관측 자료로부터 TSM-hWTF로 추정된 지하수 함양량은 유사한 경향을 보이는 것으로 평가되어 본 인공신경망 모델에 기반한 지하수 함양량 추정이 효과적인 것으로 나타났다.

주요어: 지하수 함양량, 인공신경망, 다층퍼셉트론, 지하수위, TSM-hWTF

Gyoo-Bum Kim, Chan-Ik Hwang, Hyeon-Jeong Shin and Myoung-Rak Choi, 2019, Applicability of groundwater recharge rate estimation method based on artificial neural networks in unmeasured areas. Journal of the Geological Society of Korea. v. 55, no. 6, p. 693-701

ABSTRACT: Various methods of estimating groundwater recharge rate have been applied in this country, but standardized method is not proposed yet. Although the TSM-hWTF method was developed using the groundwater level time series, it was difficult to estimate the groundwater recharge rate in the unmeasured area due to the limited number of groundwater monitoring stations. To solve this problem, an artificial neural network model was developed by using multi-layered perceptron algorithm with 15 input factors of site characteristics of 207 stations, which include topographic elevation, slope, stream, geology, and soil, and 1 output factor of groundwater recharge rate of the stations. The correlation coefficient between the model predicted value and the actual value of groundwater recharge rate was higher than 0.8, and the topsoil and subsoil characteristics were found to have the greatest influence on the model. Both groundwater recharge rates estimated by applying this model in Yanggok-ri, Seobu-myeon, Hongseong-gun and by using the TSM-hWTF method from 9 groundwater monitoring data showed similar trends and it indicated that the groundwater recharge estimation by this artificial neural network model was effective.

Key words: groundwater recharge rate, artificial neural network, multi-layer perceptron, groundwater level, TSM-hWTF

(Gyoo-Bum Kim and Myoung-Rak Choi, Daejeon University, Daejeon 34520, Republic of Korea; Chan-Ik Hwang, Industry-Academic Cooperation Foundation, Daejeon University, Daejeon 34350, Republic of Korea; Hyeon-Jeong Shin, Korea Rural Community Corporation, Daejeon 35209, Republic of Korea)

* Corresponding author: +82-42-280-4804, E-mail: geowater@dju.kr

1. 서 언

지하수 함양량이란 지하의 대수층에 도달하는 물의 양으로 정의할 수 있는데 지난 수 십 년 동안 지하수 함양량을 보다 체계적으로 산정하고자 하는 많은 노력들이 있어 왔다. 지하수 함양량은 강우량 중에서 지하수 함양율에 해당하는 양을 의미하며, 대표적인 지하수 함양량 산정 방법으로는 물수지를 활용한 수문학적인 방법, 포화대의 지하수 침투 특성을 활용하는 방법, 포화대의 지하수위 변동량을 활용하는 방법 등이 포함된다.

그 동안 전세계적으로 개발된 지하수 함양량 산정 방법들은 적용을 위한 대상 범위 및 산정 기간 등의 제약점이 존재한다(표 1). 장기간의 넓은 지역을 대상으로 지하수 함양량을 추정할 때는 지표수 해석법으로서 기저유출 분리법이 유용하며, WTF (Water table fluctuation, 지하수위 변동법)은 보다 좁은 지역 범위에 유용하게 활용될 수 있다. 또한, 우리나라와 같이 건조지역이 아닌 경우에는 WTF 및 Darcy's law를 활용한 지하수 함양량 산정도 가능한 것으로 알려져 있다(Scanlon *et al.*, 2002).

우리나라의 지하수 함양량 산정 기법에 대한 연구는 기저유출 분리법, WTF, 동위원소 추적자법, 수치모형을 활용한 산정법 등 다양한 접근이 있어 왔으며 각 방법별 장단점에 의하여 적용에 한계점을 갖고 있다. 기저유출 분리법은 질량 보존의 법칙에 의하여 이론적 기반이 명확하고 광범위한 지역을 대상으로 지하수 함양량을 추정할 수 있다는 장점이 있어 유역 등 전국적 규모에서의 산정이 가능하므로 지역별로 일관성 있는 균질한 적용이 가능하다는 장점을 갖고 있으나 기저유출에 소요되는 장기간의 특징이 수문 자료에 반영된다는 점으로 인하여 1년 단위의 정책 결정에 최적화되지 않은 단점이 존재한다. WTF 방법과 동위원소 추적자법은 분석의 대상 범위가 협소한 특징이 있으므로 광범위한 지역을 대상으로 균질하게 평가하기에는 적절하지 않은 방법으로 고려되나 입력인자 및 계산의 간편성으로 인하여 활용되고 있다(Koo and Lee, 2002). 수치모형을 활용한 산정법은 모델 구축에 필요한 많은 입력인자가 필요하며 각 인자의 정확성이 최종 결과에 영향을 미치는 제약점이 있으나 공간적인 지하수 함양량 분포를 평가할 수 있다는 장점이 있어 최근에 많이

사용되고 있다(Chung *et al.*, 2010).

그 동안 국내 지하수 기초조사 보고서에서 적용된 지하수 함양량 산정 방법은 WTF 방법, 수문학적 물수지 분석법, 기저유출 분리법, 염소 이온 함량 분석법, 수치모형을 활용한 분포형 수문모형 분석법 등이 있으며, 특히 WTF 방법이 가장 많이 활용된 바 있다(Chung *et al.*, 2015). 이외에도 일부 기초조사에서는 토양수분 수지 분석법, SCS-CN 분석법, 동위원소 추적자 분석법, 지하수위 상승량·강우량 변화율 분석 방법 등이 적용된 바 있다.

이와 같이 국내에서는 지하수 관측지점의 함양량을 산정하는 WTF 방법이 많이 활용되고 있으나, 지하수위 관측 데이터가 의미하는 함양의 적용 범위가 좁다는 단점과 관측소 갯수가 한정적이라는 점 등으로 인하여 유역과 같이 지역 단위의 지하수 함양량을 평가하기에는 한계가 있다. 따라서, 본 연구에서는 지하수위 자동 관측이 이루어지는 점 단위의 지하수 관측정의 시계열 자료로부터 추정된 관측 지점의 지하수 함양율과 해당 지점의 다양한 현장 특성과의 관계를 인공신경망 기반으로 평가하고, 모델을 개발하여 미계측 지역에서의 지하수 함양율을 추정하는 방안을 검토하고자 한다.

2. 연구 방법

WTF 방법은 자유면 대수층 최상부 수위인 자유면의 변동에 강우에 의해 발생하는 지하수 함양이 반영됨을 기초로 한다(Healy and Cook, 2002). 지하수 함양에 의한 지하수위의 변화가 수 시간 내지 수 일 정도의 빠른 속도로 일어나므로 다른 성분을 무시할 수 있다고 보고 지하수 함양량과 시간에 따른 지하수위 상승률 사이에 비례 관계가 성립함을 전제로 하며 다음과 같이 주어진다.

$$R = S_y \frac{dh}{dt} \Leftrightarrow R_i = S_y \frac{\Delta h_i}{\Delta t}$$

S_y 는 비산출율[-], h 는 자유면 수위[L] 그리고 t 는 시간[T]을 의미하며 R_i 및 Δh_i 는 각각 i 번째 시간 차분에서의 함양량[LT⁻¹]과 변동수위[L]를 의미한다. 지하로 침투된 강우가 지하수면까지 도달하기 위해서는 일정한 시간이 요구되며, 포화대 직상부

Table 1. Estimating methods of groundwater recharge rate (modified from Scanlon *et al.*, 2002).

	Methods	Range of fluxes (mm/y)	Spatial scale (m ²)	Time periods (year)
Saturated zone	Tracers	0.1~1,000	2~10,000	2~20,000
	WTF(Water table fluctuation)	5~500	50~10,000	0.1~5
Unsaturated zone	Tracers	0.1~3,000	0.1~200	0.3~10,000
	Darcy's law	20~400	0.1~1	0.1~400
	Zero-flux plane	30~400	0.1~1	0.1~5
	Lysimeters	1~400	0.1~30	0.1~5
Surface water	Heat tracers	1~500	0.1~1	0.1~5
	Baseflow discharge	400~4,000	100~1,300,000,000	0.3~50
	Seepage meters	1~3,000 ¹⁾	0.1~1	0.1~5

Remark: 1) unit: mm/day

비포화대와 대수층의 수리성이 양호한 경우 지하수 함양과 대수층을 통한 기저유출 혹은 지하수위 저감은 동시에 일어난다. Park (2012)은 충전층내 깊이 별 침투수의 부정류 양상을 모의하여 Sophocleous (1991)의 충전공극률 개념을 고려한 hybrid WTF 모델을 개발하여 보다 개선된 지하수 함양량 추정 방법을 제시한 바 있다.

한편, 현장에서 측정되는 지하수위 자료에는 순수한 강우에 의한 변동분 외에도 양수 영향, 주입 영향, 하천수 영향 등이 반영되어 나타날 수 있으므로 강우에 의한 자연 함양량을 산정하기에는 부적절한 경우가 존재할 수 있으며, 이와 같은 경우에 지하수 함양량이 과다 또는 과소 산정될 수 있다. 이를 해소하기 위하여 실제 측정된 계측 지하수위 자료로부터 주변 영향에 의한 요인이 제거되는 다음과 같은 시계열적 접근 방법(Time series model)으로서 강우에 의한 지하수위 예측 기술이 개발되었다(Yoon *et al.*, 2016).

$$\begin{aligned} \hat{g}_t^{DP} &= TSM^{PRG}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) \\ &= \{p_{t-a}, \dots, p_{t-1}, r_{t-b}, \dots, r_1, g_{t-c}, \dots, g_{t-1}\} \\ \hat{g}_t^{RP} &= TSM^{PRG}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) \\ &= \{p_{t-a}, \dots, p_{t-1}, r_{t-b}, \dots, r_1, \hat{g}_{t-c}, \dots, \hat{g}_{t-1}\} \end{aligned}$$

여기서 \hat{g}_t^{DP} , \hat{g}_t^{RP} 는 각각 시간 t 에서의 직접예측과 반복예측에 의한 지하수위 예측값, TSM^{PRG} 는 강우, 하천수위, 지하수위 과거값을 이용한 지하수

위 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. 하천수위 자료가 없거나 영향이 없는 것으로 판단된다면 r 성분은 생략할 수 있다.

이상의 과정을 통하여 최종적으로 지하수위 시계열의 이상값을 제거하는 Time series model을 적용한 hybrid WTF (TSM-hWTF) 방법이 개발되어 국가지하수관측소별 지하수 함양량 및 함양율이 산정된 바 있으며, 238개 지하수 관측소의 지하수 함양율은 0.6~65.1%의 범위로서, 평균 15.6%, 표준편차 12.6%의 분포를 보였다(KIGAM, 2016). 본 연구에서는 이와 같이 산정된 지하수 함양율을 종속 변수로 고려하여 인공신경망 모델을 개발하고자 하였다.

인공신경망 기법은 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 뉴런(노드)이 학습을 통하여 시냅스의 결합 세기를 변화시키면서 문제를 풀어가는 모델을 의미하는 것으로서, 함수 추론, 회귀 분석, 시계열 예측, 근사 모델링, 패턴 인식, 클러스터링 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 인공신경망은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer) 및 출력층(Output layer)으로 구성되어 있으며, 각 층간의 뉴런의 연결강도를 최적의 상태로 적응하는 과정을 말한다(Kim and Oh, 2018). 본 연구에서는 역전파 알고리즘을 이용하는 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron) 신경망 네트워크 기법을 적용하였으며, 입력변수로서 각 지하수 관측정이 위치하는 특성 정보를 사용하고 출력변수는 지하수 관측정의 지하수 함양율을 적용하

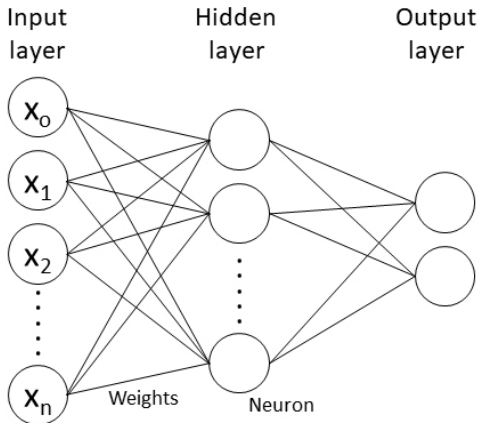


Fig. 1. Basic concept of artificial neural network with hidden layer.

였다. 은닉층의 출력은 아래 식과 같이 각 시냅스의 가중치(w_{ij})와 노드의 입력자료(x_j)에 의하여 결정된다(그림 1).

$$t_j = g(\sum w_{ij}x_i)$$

또한, 출력층에서 출력값 (y_k)는 시냅스의 가중치와 은닉층 및 출력층에서의 활성화 함수 (g 및 \bar{g})에 의하여 결정된다.

$$y_k = \bar{g}\left(\sum_{j=0}^n w_{kj} \cdot g\left(\sum_{i=0}^m w_{ij}x_i\right)\right)$$

활성함수란 입력함수의 결과값을 특정 임계값과 비교하고, 입력함수 결과값이 이 임계값보다 크면 1, 그렇지 않으면 -1로 출력하는 방식으로 함수를 정한 것을 의미하는 것으로서 본 연구에서는 시그모이드 (sigmoid) 함수를 사용하였다.

3. 입출력 변수의 결정

지하수 함양율에 영향을 미칠 수 있을 것으로 예상되는 관측소의 지점 특성으로는, 지형 표고, 지형 경사, 토양 특성, 충적층 분포 특성, 지질(암석), 수리 전도도, 하천과의 관계, 하천의 특성, 분지의 형태, 강우량 등 매우 다양한 항목들이 포함될 수 있다. 그러나, 지하수 함양율 추정을 위한 모델 개발을 위해

서는 추후 모델의 적용 대상 지역에서도 입력 인자 값을 쉽게 확보할 수 있고, 그 값이 공인되거나 신뢰성이 확보되어야 한다. 즉, 전국적으로 균질하게 데이터가 취득 가능하고 규격화되어 통일성이 있으며 공공기관 또는 국가가 공인한 데이터를 활용하는 것이 필요하다. 따라서, 모델의 입력 변수로 고려될 수 있는 입력 인자 추출을 위한 기본 DB를 다음과 같이 설정하였으며, 출력 인자는 극한값의 함양율을 보이는 일부 및 군사보호구역내에 위치한 관측소 등을 제외한 207개 관측소의 지하수 함양율을 대상으로 하였다.

- 행정구역도
- 지형도: 1:5,000 축척
- 토양도: 1:25,000 축척
- 수문지질도: 1:50,000 축척
- 지질구조선도: 1:250,000 축척

상기 자료 외의 수리전도도, 충적층 두께, 지하수 위 등은 전국 대상으로 표준화되어 있지 않으며 데이터 확보가 용이하지 않으므로 입력인자에서 제외하였다.

위에서 언급한 바와 같이 WTF 방법은 좁은 범위에서의 수리적 특성이 반영된 지하수위 자료를 기반으로 함양율을 추정하는 것이므로, 지하수 관측소 주변의 일정 범위 이내의 특성을 추출하여 입력 인자용 데이터베이스를 구축하였다. 이를 위하여 지하수 관측소 주변 반경 500 m 구간에 대하여 GIS 기법을 활용하여 다음과 같이 지하수 흐름과 상관성이 있을 것으로 예상되는 특성을 추출하였다. 1:5,000 축척 지형도를 이용하여, 이 범위 내에서의 상류 방향 경사, 하류 방향 경사, 상류 방향 표고, 하류 방향 표고 등을 추출하였으며, 관측소 지점의 지형 표고, 인근의 실폭 및 실선 하천과의 거리, 실폭 및 실선 하천의 표고 등을 추출하였다. 또한, 수문지질도로부터 수문지질단위 및 지질구조선 밀도 등에 대한 자료를 추출하였다. 토양도에서는 심토토성, 표토토성, 배수등급 등을 추출하였다(표 2).

4. 다층퍼셉트론 모델 개발

본 연구에서 사용된 시그모이드 함수는 출력값이 0과 1 사이의 값을 반환하게 되며, 모델에서 사용되는 입출력인자들의 다양한 변환 가정을 필요로 하게 된

Table 2. Input and output variables of ANN (artificial neural network) model for groundwater recharge rate estimation.

	Input variables	Output variable
Continuous variables	. Elevation of land surface	Groundwater recharge rate at 207 monitoring wells
	. Highest elevation in 500 m radius	
	. Upward slope in 500 m radius	
	. Lowest elevation in 500 m radius	
	. Downward slope in 500 m radius	
	. Average slope	
	. Distance to double-lined stream	
	. Elevation of nearby double-lined stream	
	. Distance to single-lined stream	
	. Elevation of nearby single-lined stream	
Categorical variables	. Lineament density	
	. Hydrogeologic unit (3 classes)	
	. Subsoil feature (7 classes)	
	. Top soil feature (7 classes)	
	. Soil drainage class (6 classes)	

다. 본 연구에서는 입출력 인자들이 동일 표준 편차와 평균을 갖도록 표준화 변환을 실시한 후 모델의 변수로 활용하였다.

$$x_{ij}^k = \frac{X_{ij} - \overline{X_{ij}}}{\sigma}$$

여기에서, x_{ij}^k 는 표준화된 값, X_{ij} 는 변수 값, $\overline{X_{ij}}$ 는 변수의 평균, σ 는 변수의 표준편차를 의미한다.

한편, 본 인공신경망 모델에 사용된 207개 지하수 관측소는 Big data로 고려할 정도의 충분한 표본 수를 의미하진 않는다. 따라서, 많은 표본에 의한 모델 구축과 비교하여 상대적으로 오분류되는 경우가 존재하게 되므로 모델의 정확도가 떨어지게 된다. 이를 해결하기 위하여 오분류된 개체들을 대상으로 새로운 분류 규칙을 만드는 부스팅(Boosting) 기능을 사용하여 예측 모형의 정확도를 제고하였다(Meir and Rätsch, 2003). 학습 데이터와 검증 데이터의 분류에 따라서 모델이 달라질 수 있으므로 본 연구에서는 무작위 추출 방식으로 학습 및 검증 데이터를 선택하였다.

지속적인 반복 수행을 통하여 최종적으로 도출된 지하수 함양을 추정 모델의 특성은 다음과 같으며

학습데이터의 예측값과 실제값의 상관계수가 0.8 이상으로 나타났으며 검증데이터도 유사한 상관계수를 보여 과적합 현상을 보이지 않았다.

- 모델에 사용된 지하수 관측정의 갯수: 207개
- 은닉층의 수: 2개
- 학습 데이터: 전체의 75%
- 검증 데이터: 전체의 25%
- 학습 데이터의 평균절대오차: 0.411
- 검증 데이터의 평균절대오차: 0.406
- 학습 데이터의 상관계수: 0.810
- 검증 데이터의 상관계수: 0.819

출력 변수인 지하수 함양율에 영향을 미치는 입력 변수의 중요도는 민감도 분석을 통하여 분석하였으며, 표토 특성이 가장 크고(25% 기여), 심토 토성(22%), 주변 실폭하천의 표고(9%), 주변 실선하천의 표고(8%) 등의 순으로 나타나, WTF 방법의 기본 침투 개념에 반영되어 있는 토양의 특성이 고려된 모델로 평가될 수 있다(그림 2).

5. 모델 적용성 검토

이상 인공신경망 모델의 적용성을 파악하고자 충청남도 홍성군 서부면 양곡리를 대상으로 지하수 함

양을 산정해 보았다. 양곡리는 전체 면적이 약 3.46 km²에 불과하나 동측 분지와 서측 분지로 구분되어 있으며 동측의 지하수 산출이 서측에 비하여 매우 불량하여 지하수 개발이 어려운 지역으로 알려져 있다. 500 m 간격의 그리드를 구성하고 각 그리드 지점에서 입력인자를 추출한 후 상기 인공신경망 모델을 적용하여 각 그리드 지점에서의 지하수 함양율을 산정하였다. 동측 분지에 6개의 그리드, 서측 분지에 9개의 그리드가 설정되었으며 이들 그리드에서의 지하수 함양율을 평균한 결과, 서측 분지는 약 21.77%, 동측 분지는 약 18.32%의 지하수 함양율을 보이는 것으로 분석되어 서측이 동측의 약 1.2배 큰 것으로 평가되었다(표 3). 한편, 그리드 지점의 대표성을 검토하기 위하여 250 m 평행 이동한 지점에서의 지하수 함양율을 다시 산정한 결과, 서측 분지는 약 22.73%, 동측 분지는 약 17.79%로 나타나 원 그리드 지점과 비교하였을 때 큰 차이가 없고 동측

과 서측의 대소 경향성도 그대로 유지되는 것으로 평가되었는데, 다만, 서측 분지의 상류 지점에서 두 그리드 간의 약간의 오차가 존재하는 것으로 나타났다(그림 3). 모델 입력값의 추출 지점인 그리드의 위치가 변화하더라도 수 백 m 이내에서 토양 조성의 변화가 크지 않고 지형 특성도 크게 변화하지 않는 점을 고려한다면 그리드의 간격과 그 대표성이 적절할 것으로 평가되나, 보다 조밀한 간격의 그리드 적용시 모델 정확도의 개선 여부에 대해서는 추가적인 연구를 통하여 검토될 필요가 있다.

한편, 상기 연구지역에는 총 9개의 지하수 관측정 및 1개소의 강우측정장치(무계식 강우량계: Pluvio2L)가 설치되어 운영 중에 있으며, 2019년 1월 29일부터 8월 21일까지 관측된 데이터를 활용하여 TSM-hWTF 방법에 의한 지하수 함양율을 산정해 보았다(그림 4). 연구지역의 지하수위는 강우시 상승하는 특성이 비교적 잘 나타나고 있으나 주변의 인위적인 양수에

Table 3. Statistics of groundwater recharge rate for two cases of grids.

Cases	Case 1 (original grid)		Case 2 (250 m displacement)	
	East basin	West basin	East basin	West basin
Counts of grid	6	9	6	7
Minium recharge rate (%)	11.49	15.80	14.05	18.17
Maximum recharge rate (%)	23.63	28.85	24.32	37.14
Average of recharge rate (%)	18.32	21.77	17.79	22.73
St. Dev. of recharge rate	4.63	4.44	3.73	6.78

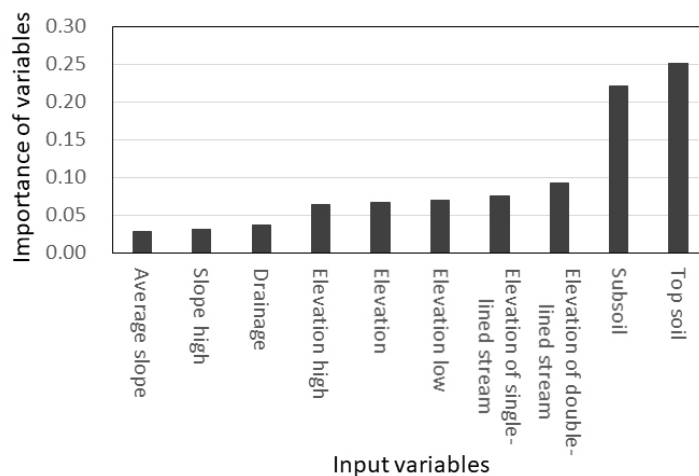


Fig. 2. Importance of input variables in the ANN model.

의한 강하 현상도 부분적으로 존재하고 있다. 또한, 일 강우량이 약 8~10 mm를 초과하지 않는 경우에는 지하수위 상승 반응이 거의 나타나지 않는 특성을 갖고 있다. 서측 분지의 3개의 지하수위 관측정에서의 평균 지하수 함양율은 약 20.0%, 동측 분지의 6개 관측정에서의 평균은 약 13.8%로 나타나 서측 분지에서의 지하수 함양율이 높은 것으로 분석되었으며, 이와 같은 결과는 상기 인공신경망 모델의 결과와 마찬가지로 서측의 지하수 함양율이 동측보다 높

은 특성을 잘 보여준다(표 4).

6. 토론 및 결론

우리나라의 지하수 관측체계는 1990년대 초반에 수립되어 현재까지 전국적으로 약 5,790개소가 운영 중에 있다(MOLIT, 2017). 이들 중에서 약 20%는 자동 지하수위 관측이 이루어지고 있어 일정 시간 간격의 지하수위 자료가 취득되고 있다. 본 연구에서

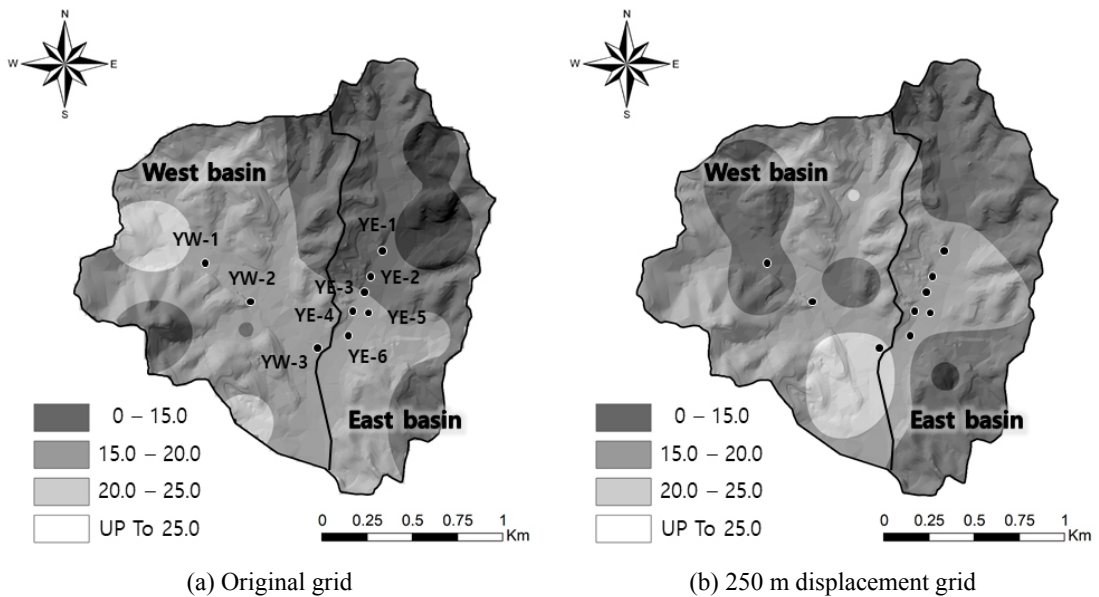


Fig. 3. Distribution of groundwater recharge rate in the Yanggok-region, Hongseong-gun, Chungcheongnamdo province.

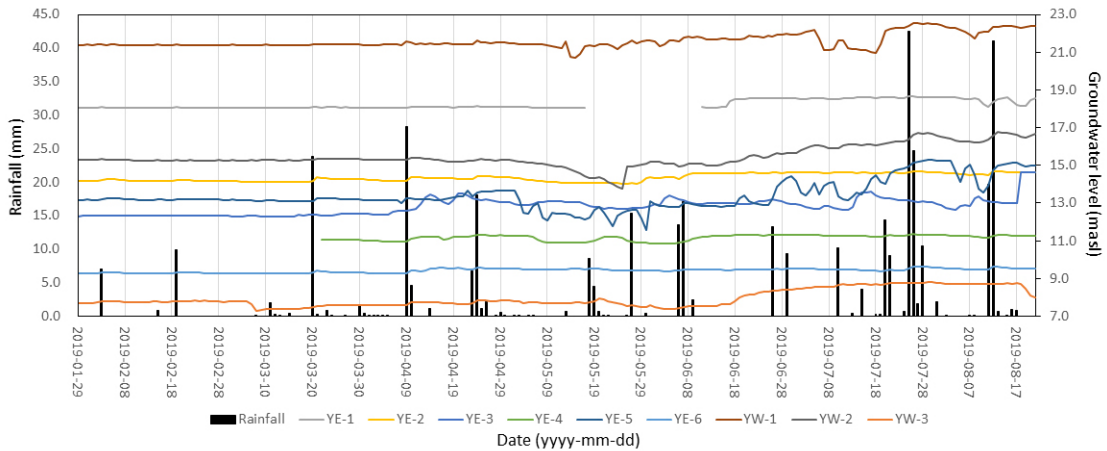


Fig. 4. Time series of groundwater level at the monitoring wells and rainfall.

Table 4. Result of groundwater recharge estimation by using the WTF method.

Basins	West basin			East basin					
Wells	YW-1	YW-2	YW-3	YE-1	YE-2	YE-3	YE-4	YE-5	YE-6
Soil type	sandy loam	loamy sand	sand	sandy loam	loamy sand	silt loam	sand	silt loam	sand
Base level (MASL)	21.36	15.19	7.26	18.04	14.13	12.29	10.91	12.99	9.27
Rainfall ¹⁾ (mm)	383	383	383	383	383	383	338 ²⁾	296 ³⁾	383
Recharge rate (mm)	106	63	63	53	74	32	23	40	80
Recharge rate (%)	27.7	16.4	16.5	13.8	19.4	8.4	6.8	13.6	21.0
Average recharge rate (%)	20.0			13.8					

Remark: ¹⁾ Observation period: Jan. 29 ~ Aug. 21, ²⁾ Observation period: April 20 ~ Aug. 21, ³⁾ Observation period: Jan. 29 ~ Aug. 21 except May 1 ~ June 30.

는 207개소의 지하수 관측소 자료가 분석에 활용되었으나, 이와 같이 보다 많은 지점에서 자동 측정되는 지하수위 자료를 토대로 WTF 방법에 의한 지하수 함양량 및 함양율을 추정하고 이 자료를 모델의 입력자료로 활용하여 미계측지역의 지하수 함양율을 추정할 수 있다면 우리나라의 지하수 함양량을 보다 정확하게 산정할 수 있을 것이다.

본 연구에서 개발된 인공지능망 기반의 지하수 함양율 추정 방법은 WTF 방법의 기본 개념에 영향을 미치는 토양 특성이 가장 많은 영향을 미치는 것으로 분석되어 어느 정도 신뢰성이 있어 보인다. 또한, 실제 지하수위 변화는 하천 인근에서의 배수에 따른 효과가 반영될 수 있는데 데이터 추출 지점과 하천과의 표고 관계가 모델에서 중요하게 나타난 점도 의미가 있다.

본 연구에서 적용된 500 m 간격으로 추출된 모델 입력자료는 WTF 방법에서의 지하수 지배 면적인 수 백 m² 보다는 다소 큰 것으로 판단되므로 데이터 추출을 위한 최적 단위 면적(REA, Representative elementary area)에 대한 추가 연구가 필요해 보인다. 한편, 그리드 지점에서 250 m 평행 이동한 지점의 데이터를 이용한 지하수 함양율 추정 결과가 원자료와 약간의 차이가 존재하는데 이는 데이터 추출 지점의 정확성과 대표성에 유의해야 함을 설명하고 있다.

상기 인공지능망 모델에서 다양한 입력 인자가 지하수 함양율을 추정하는 도구로 활용이 되었는데, 각각의 입력 인자가 실제 지하수 함양율에 어떤 영향을 미치는지에 대한 추가적인 접근이 필요하다. 이는 실제 현장에서의 실험 및 계측을 통하여 평가하는 것이 바람직하므로 장기간의 연구를 필요로 한다. 아울러, 각 입력인자 중에서 중요도가 낮은 인자들을 배제한 경우와 포함한 경우를 분리하여 이들 인자가 모델에 미치는 영향을 검토함으로써 모델의 정확도를 평가할 필요가 있다.

인공지능망 모델의 종속 변수에 해당하는 WTF 방법에 의한 지하수 함양율에 대한 정확성에 대한 논쟁이 존재할 수 있으나, 현재 국내에 설치되어 운영 중인 지하수 관측 체계의 활용성과 확장성 등을 고려할 때 WTF 방법을 활용한 지하수 함양율 산정은 의미가 있다고 본다. 또한, 지하수 기초조사 등에서 행정구역별 지하수 함양량 산정의 관점에서 탈피하여 임의의 작은 구역(구역)에 대한 지하수 함양량 산정이 가능해 지므로 시군 단위의 선언적 지하수 관리가 아닌 동리 단위의 정밀한 지하수 관리가 가능해 질 것이다.

감사의 글

본 연구는 환경부(한국환경산업기술원)의 수요대

응형 물공급 서비스사업 과제(상시 가뭄지역의 지하수 최적공급 관리를 위한 IoT 기반 인공함양 및 Well network 기술 개발, #146523)의 지원으로 수행되었습니다.

REFERENCES

- Chung, I.M., Kim, J., Lee, J. and Chang S.W., 2015, Status of exploitable groundwater estimations in Korea. *Journal of Engineering Geology*, 25, 403-412 (in Korean with English abstract).
- Chung, I.M., Kim, N.W., Lee, J. and Sophocleous, M., 2010, Assessing distributed groundwater recharge rate using integrated surface water-groundwater modeling: Application to Mihocheon watershed, South Korea. *Hydrogeology Journal*, 18, 1253-1264.
- Healy, R.W. and Cook, P.G., 2002, Using groundwater levels to estimate recharge. *Hydrogeology Journal*, 10, 91-109.
- KIGAM, 2016, A method of groundwater recharge estimation using time series model and hWTF, GW2016-05. 58 p.
- Kim, G.B. and Oh, D.H., 2018, Determination of the groundwater yield of horizontal wells using an artificial neural network model incorporating riverside groundwater level data. *Journal of Engineering Geology*, 28, 583-592 (in Korean with English abstract).
- Koo, M. and Lee, D., 2002, A numerical analysis of the water level fluctuation method for quantifying groundwater recharge. *Journal of the Geological Society of Korea*, 38, 407-420 (in Korean with English abstract).
- Meir, R. and Rätsch, G., 2003, An introduction to boosting and leveraging. Edited by Mendelson, S. and Smola, A.J., in *Advanced Lectures on Machine Learning*, 118-183.
- MOLIT (Ministry of Land, Infrastructure and Transport), 2017, Master plan of groundwater management 2017~2026 (revised version). 168 p.
- Park, E., 2012, Delineation of recharge rate from a hybrid water table fluctuation method. *Water Resources Research*, 48, W07503, doi:10.1029/2011WR011696.
- Scanlon, B.R., Healy, R.W. and Cook, P.G., 2002, Choosing appropriate techniques for quantifying groundwater recharge. *Hydrogeology Journal*, 10, 18-39.
- Sophocleous, M., 1991, Combining the soil water balance and water level fluctuation method to estimate natural groundwater recharge: Practical aspects. *Journal of Hydrology*, 124, 229-241.
- Yoon, H., Yoon, P., Lee, E., Kim, G.B. and Moon, S.H., 2016, Application of machine learning technique-based time series models for prediction of groundwater level fluctuation to national groundwater monitoring network data. *Journal of the Geological Society of Korea*, 52, 187-199 (in Korean with English abstract).

Received : October 7, 2019

Revised : October 25, 2019

Accepted : October 29, 2019