

# AHP 기반의 인공신경망 모델을 활용한 지하수 인공함양 후보지 선정 방안

김규범<sup>1\*</sup> · 최명락<sup>2</sup> · 서민호<sup>3</sup>

<sup>1</sup>대전대학교 건설안전방재공학과, 교수

<sup>2</sup>대전대학교 건설안전방재공학과, 대학원생

<sup>3</sup>대전대학교 산학협력단, 연구원

## Site Selection Method by AHP-based Artificial Neural Network Model for Groundwater Artificial Recharge

Gyoo-Bum Kim<sup>1\*</sup> · Myoung-Rak Choi<sup>2</sup> · Min-Ho Seo<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Construction Safety and Disaster Prevention, Daejeon University, Associate Professor

<sup>2</sup>Department of Construction Safety and Disaster Prevention, Daejeon University, Graduate Student

<sup>3</sup>Industry-Academic Cooperation Foundation, Daejeon University, Researcher

### Abstract

Local drought in South Korea has recently increased interest in the efficient use of groundwater and then induces a growing need to introduce artificial recharge of groundwater that stores water in sedimentary layer. In order to evaluate the potential artificial recharge sites in the alluvial basins in Chungcheongnamdo province, an AHP (Analytical hierarchy process) model consisting of three primary and seven secondary factors was developed in this study. In the AHP model, adding candidate sites changes final evaluation score through a mathematical calculation process. By contrast ANN (Artificial neural network) model always provides an unchanged score for each candidate area. Therefore, the score can be used as a selection criterion for artificial recharge sites. It is concluded that the possibility of artificial recharge is relatively low if the score of the ANN model is less than about 1.5. Further studies and field surveys on the other regions in Korea will lead to draw out a more applicable ANN model.

**Keywords:** drought, groundwater, artificial recharge, AHP, Artificial neural network

### OPEN ACCESS

\*Corresponding author: Gyoo-Bum Kim  
E-mail: geowater@dju.kr

Received: 12 November, 2018

Revised: 21 December, 2018

Accepted: 24 December, 2018

© 2018 The Korean Society of Engineering Geology



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

### 초 록

최근 우리나라에서 발생하는 국지적 가뭄은 지하수의 효율적 활용에 대한 관심을 증대시키고 있으며, 잉여의 물을 지층 내에 저장하는 지하수 인공함양 기술 도입의 필요성이 대두되고 있다. 본 연구에서는 충청남도내 퇴적 분지의 지하수 인공함양 대상지로서의 가능성을 평가하기 위하여 1차 인자 3개, 2차 인자 7개로 구성된 AHP 모델을 개발하였으며, 10개 후보지에 적용한 결과를 토대로 인공신경망 모델을 구축하였다. AHP 모델은 후보지가 추가될 경우 수학적 연산 과정에 의하여 최종 평가점수가 변하게 되나, 인공신경망 모델은 후보지별 고정적인 최종평가 점수를 제시하게 되어 인공함양 적지 선정 기준으로 사용할 수 있다. 충청남도 지역의 연구 결과, 인공신경망 모델의 최종 평가점수가 약 1.5점 이하인 경우에는 인공함양 후보지로서의 가능성이 낮은 것으로 평가되었다. 향후 타 지역에 대한 추가 연구 및 현장 조

사를 통해 다양한 자료 군을 확보한다면 보다 보편적으로 적용할 수 있는 인공지능망 모델 도출이 가능할 것이다.

**주요어:** 가뭄, 지하수, 인공 함양, 계층적 분석, 인공지능망

## 서론

우리나라는 2015년 충청남도 및 강원도 지역의 극한 가뭄을 겪으면서 기존의 지표수 용수 공급 시스템의 한계점을 인식한 바 있으며, 지하수댐, 인공함양 등 다양한 형태의 대체수원 확보를 위한 정부 차원의 노력이 이루어지고 있다 (MOLIT, 2017). 전세계적으로 가뭄시 물 부족에 대응하는 수단으로서 잉여의 물을 지층내에 함양시킨 후 필요한 시기에 취수 활용하는 지하수 인공함양 기술이 UN을 중심으로 확대, 보급되고 있다 (www.un-igrac.org). 우리나라에서는 수 년 전에 제주도 현무암 지대에서의 지하수 인공함양 기술 시범 사업을 시작으로 수막재배 지역에서의 지하수 재함양에 대한 연구가 수행된 바 있다 (Oh et al., 2011; Moon et al., 2012).

전세계적으로 AHP (Analytical Hierarchy Process) 기법을 활용한 지하수 인공함양 적지 선정에 대한 다양한 연구들이 수행된 바 있다. 이란의 Garabaygan 분지에서는 홍수량을 함양시키기 위한 적지 선정을 위하여 8개의 유효 인자를 토대로 AHP 모델을 개발한 바 있으며 (Nasiri et al., 2013), 인디아의 Karnataka 지역에서 GIS와 원격탐사 기법을 활용하여 추출한 8개의 인자(지형경사, 지질, 지형, 수계밀도, 지표 피복, 지질구조선 밀도, 지하수 상태, 토양 종류 등)를 토대로 AHP 모델을 개발하여 지하수 인공함양 적지를 평가한 바 있다 (Ramu and Mahalingam, 2015). 건조지역인 튀니지의 물부족 해결을 위하여 폐수의 인공함양 및 재사용을 위하여, 7개의 요인에 대하여 퍼지 로직 함수에 의한 표준화 값을 활용하여 AHP에 의한 적지 선정 연구를 수행한 바 있으며 (Gdoura et al., 2015), 강우의 인공 함양을 위한 적지의 우선순위 결정을 위하여 GIS와 다기준 의사결정기법을 접목한 연구 사례가 있다 (Singh et al., 2017). 이와 같이, AHP 및 GIS 기법은 인공 함양 적지 선정을 위한 도구로서 다양하게 활용되어 왔다. 한편, 인공지능망은 2000년대 중반 이후 수자원 분야에서도 다양하게 활용되고 있는데, 지하수위의 예측, 수질 오염 예측, 시계열 데이터의 예측, 하천 유량 평가 등에 활용되고 있으나 (Yaseen et al., 2015; Sun et al., 2016; Ostad-Ali-Askari et al., 2017), 지하수 인공함양의 적지 선정을 위한 적용 사례는 거의 없는 실정이다.

본 연구에서는, 우리나라에서 지하수 인공함양을 위한 퇴적 분지의 적정성을 평가하기 위하여 AHP 기반으로 적지 선정 모델을 도출하고, 이를 토대로 인공지능망 모델을 개발함으로써 지하수 인공함양 후보지 평가를 위한 방안을 제시하고자 하였다.

## 연구 방법

다인자 분석 기법(Multi-criteria analysis)은 복잡한 현상을 해결하고 진단하기 위하여 다양한 영향 인자를 선정한 후 구성원들의 독립적인 의견을 토대로 상대적 중요성을 평가하는 것으로서, MAUT (Multi-attribute utility theory) 이론, 순위가중치 방법(Rank order weighting technique), 가중합 방법(Weighted summation method of aggregation), TOPSIS, AHP 등 다양한 분석 기법들이 해당된다.

본 연구에 사용된 AHP 방법은, 의사 결정 문제를 계층화하고 이원 비교를 기초로 평가 기준들의 상대적 중요도와 대안들의 상대적 선호도를 도출한 후 이를 계층 구조에 따라 종합화하여 비교 대안들의 평가 순위와 조합적 선호도를 구하는 방법이다 (Saaty, 1980; Saaty, 1994). AHP의 장점은 복잡한 문제를 계층구조화함으로써 관리 가능한 문제로 분해한 후

이를 통하여 정량적인 평가 기준을 도출하여 상대적인 순위를 결정하는 방법으로서 유용하게 활용된다. 반면에, 각 인자들 간의 이원 비교는 평가 기준 및 비교 대안의 수가 추가되거나 삭제될 때마다 다시 수행해야하는 번거로움이 있고, 대안이 추가되거나 삭제될 경우 순위 역전 현상이 발생할 가능성이 존재하며, 비교 대상의 수가 증가함에 따라 의사결정자가 판단해야할 평가 횟수가 급증하는 단점이 존재한다. 그럼에도 불구하고, 분석 방법의 편의성과 단순성에 의하여 의사결정을 위한 수단으로 활용되고 있다.

본 연구에서는, 이와 같이 AHP 기법을 활용하여 인공함양 대표 후보 지역 10개소를 대상으로 지하수 인공함양 지역의 적정성 및 우선 순위를 평가하는 모델을 개발하였으며, 이 모델 개발에 활용된 AHP의 입력 인자 및 출력 인자(평가 점수)를 토대로 인공지능망 기법에 의한 일반화된 적지 선정 모델을 개발하고자 하였다.

인공신경망은 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 (Zakaria et al., 2014). 인공신경망은 입력층 (Input layer), 은닉층 (Hidden layer) 및 출력층 (Output layer)으로 구성되어 있으며, 각 층간의 뉴런의 연결강도를 최적의 상태로 적응하는 학습 과정을 통하여 수행된다 (Fig. 1). 본 연구에서는 역전파알고리즘을 이용하는 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron) 신경망 네트워크 기법을 적용하였으며, 입력변수로서 AHP 모델에서 사용된 평가 인자의 값, 출력변수로서 AHP 모델에서 도출된 평가점수를 사용하였다. 출력 뉴런에 의하여 절단되는 은닉층의 출력은 아래 식과 같이 각 시냅스의 가중치 ( $w_{ij}$ )와 노드의 입력자료 ( $x_j$ )에 의하여 결정된다.

$$t_j = g\left(\sum w_{ij}x_i\right) \tag{1}$$

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

$$y_k = \bar{g}\left(\sum_{j=0}^n w_{kj} \cdot g\left(\sum_{i=0}^m w_{ij}x_i\right)\right) \tag{2}$$

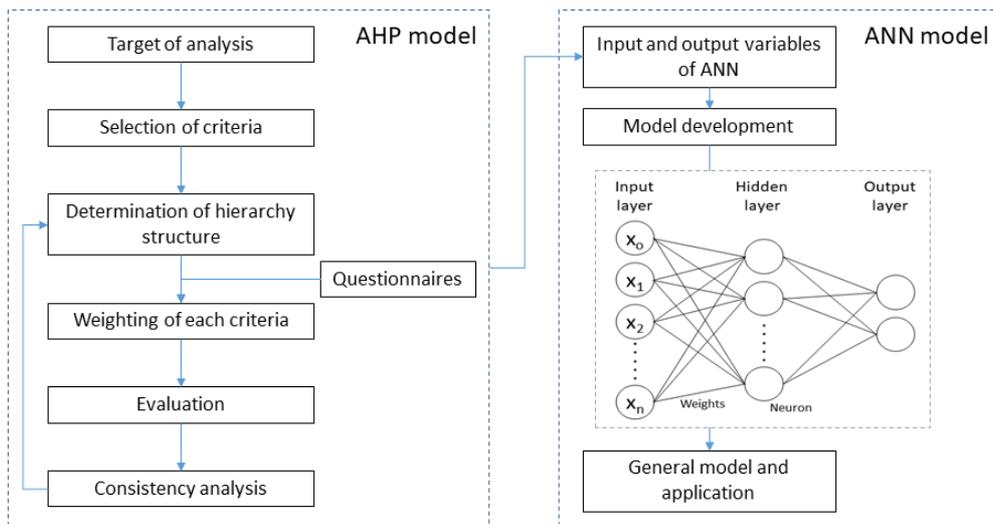


Fig. 1. Flow diagram of a generalized model development by using AHP and ANN.

## AHP 모델 개발

### 평가인자의 결정

AHP에 사용되는 인자는, 의사 결정에 필요한 옵션 특성을 잘 반영할 수 있는 대표성, 평가 인자들이 각 옵션별로 주관성이 배제되어 동일한 결과가 나올 수 있는 객관성, 각 인자별로 자료 수집의 용이성, 자료의 평가 절차나 처리가 용이한 단순성, 평가 인자들간의 상관성이 배제될 수 있는 독립성 등이 요구된다.

AHP 방법에 의한 계층구조의 설정은 연구자에 따라 다양할 수 있으므로, 전문가의 토의를 통하여 1단계 및 2단계 평가 인자를 갖는 구조로 설정하였다. 일반적으로 인공함양 프로젝트를 수행하기 앞서, 인공함양의 필요성에 대한 분석, 대수층의 저류 능력에 대한 평가 및 주입량의 결정, 인공함양 대상 지역의 우선 순위 결정, 함양원수의 확보 가능성 및 평가, 기타 사항으로서 기후적 여건, 지형, 토양 및 지표 이용 특성 등을 검토하고 경제성을 고려하여 사업의 수행 여부를 결정하게 된다 (MWR, 2007). 이와 같은 기본 원칙을 고려하여, 1단계 평가인자는 첫째, 인문사회적 관점에서 지하수 인공함양의 필요성 및 부지 사용 환경이 충분한가라는 점, 둘째, 수리지질학적으로 지하수 인공함양을 위한 조건이 되는가라는 점, 셋째, 원수의 확보가 가능한가라는 점 등을 설정하였다.

**Table 1.** Basic factors related with artificial recharge and selection of main factors

Basic factors	Representative	Objectivity	Ease of data collection	Simplicity	Independence	Final selection	Remarks
Depth of unconsolidated layer	○	△	△	○	○	●	Similar to “condition of land surface”
Condition of land surface	○	○	○	△	○		
Water demand	○	○	○	○	○	●	Included in “water demand”
Depth to groundwater	○	○	△	○	○	●	
Soil type	×	△	○	×	△		Unclear relation to artificial recharge
Grain size of soil	△	○	×	○	△		
Basin shape	△	△	○	○	△		Unclear relation to artificial recharge
Basin size	×	△	○	○	○		
Existence of public waterworks	△	○	○	○	△		Included in “water demand”
Existence of small waterworks	○	○	○	○	△		
Quantity of source water	○	○	△	○	○	●	Similar to “condition of land surface”
Quality of source water	○	○	△	○	○	●	
Topographic slope	○	○	○	○	○	●	
Distribution of residential area	×	△	△	△	△		Similar to “condition of land surface”
Distribution of pollution sources	△	○	△	△	△		
Land availability	×	△	△	△	△	●	
Hydraulic conductivity	○	○	×	△	○		
Soil drainage	△	○	×	△	○		
Groundwater quality trend	△	○	×	○	△		

2차 평가인자는 지하수 인공함양과 관련된 다양한 인자를 토대로 위에서 언급한 5가지 조건에 대한 부합성과 각 인자별 중복성 등을 고려하여 검토하였다(Table 1). 충적층 깊이는 지하수 인공함양이 충적층을 대상으로 수행되는 점을 고려하였으며, 토지 피복은 주거지와 점 오염원의 분포 등 인공함양 대상 지점으로 고려될 수 없는 지역을 제외하기 위한 것으로서 실제 인공함양 가능한 면적비를 고려하여 토지사용 가능성으로 대표하였다. 용수수요는 기존 상수도 및 간이상수도의 공급 형태에 의해서도 영향을 받으나, 가뭄시 제한 급수 지역과 물 부족 지역이 주요 인공함양 대상인 점을 고려하였으며, 지하수위 깊이는 지하의 여분의 함양 공간을 평가하기 위한 인자로 선정하였다. 함양원수는 일정 규모 이상의 원수 확보가 가능한 하천수, 저수지 및 지하수 등을 모두 고려하였으며, 함양원수 수질은 데이터 취득의 용이성을 고려하여 각 원수의 유형별로 일반적인 수질 특성(저수지 < 하천수 < 지하수)을 적용할 수 있으므로 주요 평가인자로 포함하였다. 이외에도 지하수 인공함양과 직접 관련되는 것들로서는 대수층의 수리전도도, 지표면의 배수 특성, 지하수의 수질 등도 고려 인자가 될 수 있으나, 현장 데이터 취득 및 수치화의 한계로 인하여 본 모델의 평가인자에서는 제외하였다.

최종적으로 구축된 AHP의 계층구조는 3개의 1차 평가인자와 7개의 2차 평가인자로 구성되었다(Fig. 2). 2차 평가인자의 수치화의 방법으로서, 용수수요는 가뭄시 물부족 지역 및 제한급수 지역을 평가하기 위하여 상수도 통계 자료를 활용하였으며, 상대적 중요도를 세부적으로 정량화하여 정의하기 어려우므로 정성적 비교를 통하여 3점 척도로 평가하였다(www.waternow.go.kr). 토지사용 가능성은 전체 지역 면적 중에서 주거지와 점오염원 분포를 제외한 면적의 비율로 설정하였고, 지형경사는 지역의 상하 표고차에 대한 수평 거리 비율을 구한 후 역수를 취하였다. 지하수위 깊이는 현장에서 측정된 지하수위 자료를 적용하였으며, 충적층 두께는 지하수기초조사 및 기존 관정 데이터를 토대로 현장 충적층 두께를 추정, 적용하였다. 원수 수량은 인공함양에 필요한 일 150 m<sup>3</sup>/d의 원수 수량 확보를 조건으로 인근의 저수지, 하천, 지하수 관정까지 가장 가까운 거리를 구한 후 역수를 취함으로써 원수의 공급에 소요되는 관로 설치 등의 경제적 요인을 고려하였다. 원수 수질은 원수에 대한 정량적인 수질 데이터를 취득하는 것이 불가능하므로 원수의 가용 형태가 저수지, 하천수, 지하수인 점을 고려하여 3점 척도로 부여하였다.

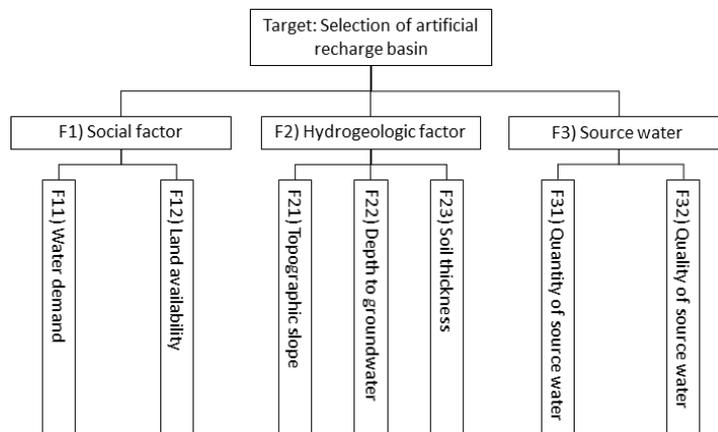


Fig. 2. Hierarchy structure of primary and secondary evaluation factors in AHP model.

## AHP 모델 개발

1차 및 2차 평가인자간의 상대적 중요성을 평가하기 위하여 지하수, 지표수 및 토목 전공자 66명을 대상으로 설문조사를 실시하였으며, 이를 토대로 짝비교 방법을 적용하여 1차 평가인자들의 가중치를 도출하였다. 짝비교는 9점 척도에

**Table 2.** Example of a relative importance determination of the primary evaluation factors by using a pairwise comparison.

Factor	A	B	C	Geometric mean	Importance
A	1	6	$\frac{1}{7}$	$\sqrt[3]{(1 \times 6 \times \frac{1}{7})} = 0.95$	$\frac{0.95}{3.07} = 0.31$
B	$\frac{1}{6}$	1	3	$\sqrt[3]{(\frac{1}{6} \times 1 \times 3)} = 0.79$	$\frac{0.79}{3.07} = 0.26$
C	7	$\frac{1}{3}$	1	$\sqrt[3]{(7 \times \frac{1}{3} \times 1)} = 1.33$	$\frac{1.33}{3.07} = 0.43$
	Sum			3.07	1.0

**Table 3.** Calculation of average evaluation score for secondary evaluation factors

Secondary factors	Answers	Sum of evaluation score	Average evaluation score
Water demand	66	524	7.939
Land availability	66	466	7.061
Topographic slope	66	432	6.545
Depth to groundwater	66	492	7.455
Depth of unconsolidated layer	66	523	7.924
Quantity of source water	66	521	7.894
Quality of source water	66	490	7.424

**Table 4.** Relative importance for secondary evaluation factors

Primary factor	Secondary factor					
	Factors	Water demand	Land availability	-	Geometric mean	Importance
Social factor	Water demand	1	1.879	-	1.371	0.653
	Land availability	0.532	1	-	0.730	0.347
	Sum	2.101	1.000	-	1.000	
Hydro-geologic factor	Factors	Topographic slope	Depth to groundwater	Depth of unconsolidated layer	Geometric mean	Importance
	Topographic slope	1	0.524	0.420	0.604	0.188
	Depth to groundwater	1.909	1	0.680	1.091	0.340
	Depth of unconsolidated layer	2.379	1.470	1	1.518	0.472
	Sum	3.213	1.000	1.000		1.000
Source water	Factors	Quantity of source water	Quality of source water	-	Geometric mean	Importance
	Quantity of source water	1	1.470	-	1.212	0.595
	Quality of source water	0.680	1	-	0.825	0.405
	Sum	2.037	1.000	-	1.000	

의한 각 인자간의 상대 비교를 수행하고 기하평균을 구하여 상대적인 우선 순위를 결정하고 가중치를 산정하였다 (Table 2). 각 응답자별 가중치를 평균함으로써 최종적으로 도출된 1차 평가인자의 최종 가중치는 “인문사회적 요인”이 0.341, “수리지질학적 요인”이 0.412, “원수 특성 요인”이 0.247로 나타나, 수리지질학적 요인이 가장 중요한 것으로 평가되었다.

2차 평가인자의 가중치는 전체 응답자가 답변한 7개 평가인자의 중요도를 합산하고 평균을 구한 후 아래와 같이 상대 가중치를 계산하였다 (Table 3). 예를 들어, “용수 수요”와 “토지 사용 가능성”의 가중치 계산은 용수수요의 평균 평가점수와 토지사용 가능성의 평균 평가점수를 빼고 1을 더하여 산정하게 된다. 즉, 용수 수요가 토지사용 가능성보다 1.879(= 7.939 - 7.061 + 1) 만큼 더 중요하다고 평가된다. 이와 같이 산정된 2차 평가인자의 상대적 중요도는 Table 4와 같다.

이상 AHP 모델의 1차 및 2차 평가 인자의 가중치를 토대로 최종 평가점수는 다음과 같은 가중 선형 모델로 산정할 수 있다.

$$Total\ score = \sum_i^{N_1} \left[ FW_i^{1st} \cdot \sum_j^{N_{i2}} (FW_{ij}^{2nd}) \cdot (x_{ij}^k) \right] \quad (3)$$

여기서, 총점수는 인공함양 후보지의 최종 평가점수,  $N_1$ 는 1차 평가인자(F1, F2, F3)의 수,  $FW_i^{1st}$ 는 1차 평가인자  $F_i$ 의 가중치,  $N_{i2}$ 는 1차 평가인자  $i$ 에 연결되는 2차 평가인자 개수,  $FW_{ij}^{2nd}$ 는 1차 평가인자  $i$ 의 2차 평가인자  $j$ 의 가중치,  $x_{ij}^k$ 는 평가 대상 지역  $k$ 에서 1차 평가인자  $i$ 의 2차 평가인자  $j$ 의 3단계 속성을 말한다.

한편, 각 2차 평가 인자들은 표준 편차와 평균 등이 균등하지 않기 때문에 가중치를 적용하기 위해서는 동일 평균과 표준편차를 갖도록 다음과 같이 표준화를 실시하고 - 값을 제거하기 위하여 값 2를 더하였다.

$$x_{ij}^k = \frac{X_{ij} - \overline{X_{ij}}}{\sigma} + 2 \quad (4)$$

여기서,  $x_{ij}^k$ 는 표준 점수,  $X_{ij}$ 는 분석 대상 지역 2차 평가인자의 값,  $\overline{X_{ij}}$ 는 2차 평가 인자의 평균,  $\sigma$ 는 2차 평가인자의 표준 편차를 의미한다. 한편, 상기 AHP 모델의 적합성을 판단하기 위하여, 평가인자의 일관성비(Consistency ratio)를 검토하였다. 일관성비가 10%를 초과하는 경우에는 상대 중요도를 모델을 반복 조정하여야 한다는 것을 의미하는데, 본 모델의 일관성비는 0.000 ~ 0.003 정도로서 모두 10% 이내로서 적합한 것으로 평가되었다.

## 후보지역의 적용 및 AHP 모델 평가

2015년 가뭄이 특히 심하였던 충청남도내의 10개 지역(동산, 금지, 주암, 천장, 상항, 운곡, 덕곡, 양곡, 오룡, 검천)을 대상으로 상기 AHP 모델을 적용해 보았다 (Table 5, Fig. 3).

이상 각 인자별 입력자료를 활용하여 식 (3)을 적용하여 최종 도출된 평가점수를 보면, 상항 (Sanghang) 지역이 총평가 점수 2.38로서 가장 높고 천장(Cheonjang) 지역이 0.99로서 가장 낮게 평가되었다. 평가점수의 분포를 보면, 천장 (Cheonjang)을 제외하고 나머지는 대부분이 2점 부근에 분포하는 특징을 갖고 있다 (Table 6). 검천 (Geomcheon)과 천장 (Cheonjang) 지역은 현장 답사 결과 계곡이 좁고 충적분지가 약 80~120 m의 폭으로 좁아 상대적으로 인공함양 지역으로 양호하지 않으며, 이는 본 모델의 낮은 평가점수 결과와 유사한 경향을 보였다. 특히, 천장 (Cheonjang) 지역은 가장 낮은

**Table 5.** Input data and standardized data for the AHP analysis

Basin	Original data							Standardized data						
	F11 (score)	F12 (%)	F21 (%)	F22 (DTW, m)	F23 (m)	F31 (m)	F32 (score)	F11	F12	F21	F22	F23	F31	F32
Dongsan	3	82.1	24.3	1.69	10	50	2	3.04	1.70	0.37	0.44	2.17	2.67	2.00
Geumji	2	70.7	5.6	5.00	17.5	200	3	1.56	0.31	1.38	3.75	3.71	1.25	3.50
Juam	2	86.6	4.0	3.80	17.5	500	2	1.56	2.25	1.90	2.55	3.71	0.96	2.00
Cheonjang	1	70.6	7.7	2.84	10	300	1	0.07	0.30	1.02	1.59	2.17	1.09	0.50
Sanghang	3	93.5	2.1	3.98	10	150	1	3.04	3.09	3.56	2.73	2.17	1.40	0.50
Ungok	3	88.3	3.5	1.95	5.1	80	2	3.04	2.46	2.16	0.70	1.17	1.96	2.00
Deoggok	2	87.0	2.2	4.01	5.3	40	2	1.56	2.30	3.40	2.76	1.21	3.14	2.00
Yanggok	3	86.9	3.6	3.39	6.0	200	3	3.04	2.29	2.10	2.14	1.35	1.25	3.50
Oryong	2	94.7	5.0	2.92	5.0	30	2	1.56	3.24	1.53	1.67	1.15	3.93	2.00
Geomcheon	2	85.2	2.9	2.93	5.3	60	2	1.56	2.08	2.59	1.68	1.21	2.35	2.00



**Fig. 3.** Location of the target sites for developing an AHP model.

**Table 6.** Final evaluation scores for 10 sites by using the AHP model

Basin	F1 score	F2 score	F3 score	Total score	Ranks
Dongsan	0.88	0.51	0.59	1.98	7
Geumji	0.38	1.35	0.53	2.27	2
Juam	0.61	1.23	0.34	2.18	4
Cheonjang	0.05	0.72	0.21	0.99	10
Sanghang	1.04	1.08	0.26	2.38	1
Ungok	0.97	0.49	0.49	1.95	8
Deoggok	0.62	0.88	0.66	2.16	5
Yanggok	0.95	0.73	0.53	2.21	3
Oryong	0.73	0.58	0.78	2.08	6
Geomcheon	0.59	0.67	0.55	1.81	L9

순위를 보이는데 인문사회적 요인에서는 지하수가 풍부하여 물 부족이 거의 발생되지 않는다는 점과 토지 피복 특성상 인공함양 적정 부지가 확보되지 않는다는 특성이 반영되었으며, 나머지 2개의 인자에서도 점수가 낮은 것은 인공함양에 불리한 계곡형 지역으로서 지형 경사가 급하고, 저수지 원수를 사용해야 하는 제약점이 존재하고 있다.

### 인공신경망 모델 개발

지하수 인공함양 지역의 선정을 위하여 상기 AHP 모델을 적용하는 것이 가능하나, 각 2차 인자에 대한 입력자료 확보, 표준화 과정, 가중 선형 방정식에 의한 계산 등 일련의 과정을 거치게 되므로 신속한 의사 결정에 제약이 있을 뿐 아니라, 대상 지역이 추가될 경우 기존 분석 결과인 최종평가 점수가 변화되는 등 인공함양 적지 선정을 위한 절대 기준 수립이 어렵다는 단점이 존재한다. 따라서, 본 연구에서는, AHP 모델에서 사용된 10개 후보지의 입력(평가인자의 값) 및 출력(평가 점수)을 토대로 훈련 및 검증 데이터를 결정된 후 SPSS Modeller를 활용한 인공신경망 모델을 개발하였다.

훈련 데이터의 특성에 따른 예측 결과의 차별성을 검토하고, 특이 값이 모델에 영향을 미치는지 파악하기 위하여 3가지 유형의 훈련 데이터를 선정하였다. 첫 번째 유형의 훈련 데이터는, 일부 2차 평가 인자의 값이 한쪽으로 쏠리는 왜도 특성(지형경사의 경우)을 보이기도 하므로 최대 값(동산 지역)과 최소 값(상항 지역)이 모두 포함되는 훈련데이터를 구성하였으며 (Case 1), 두 번째 유형에서는 이 왜도를 유발하는 지형경사의 최대값(동산 지역)을 포함하지 않도록 훈련데이터를 구성하였으며 (Case 2), 세 번째는 용수수요가 1인 경우(천장 지역)가 하나 뿐 이므로 이를 제외하고 훈련데이터를 구성한 경우 (Case 3) 등으로 구분하여 모델을 검토해 보았다(Table 7).

**Table 7.** Three cases of training and test data selection (○: training data, ×: test data) and factor score estimations by ANN models

Basin	Original factor scores	Case 1			Case 2			Case 3		
		Data selection	Estimated factor scores	Difference	Data selection	Estimated factor scores	Difference	Data selection	Estimated factor scores	Difference
Dongsan	1.98	○	1.99	0.01	×	1.89	-0.09	○	1.98	0
Geumji	2.27	×	2.34	0.07	×	2.25	-0.02	○	2.27	0
Juam	2.18	○	2.17	-0.01	○	2.18	0	○	2.18	0
Cheonjang	0.99	○	0.99	0	○	1	0.01	×	1.39	0.40
Sanghang	2.38	○	2.38	0	○	2.37	-0.01	○	2.38	0
Ungok	1.95	○	1.94	-0.01	○	1.96	0.01	○	1.95	0
Deoggok	2.16	×	2.13	-0.03	×	2.2	0.04	×	2.08	-0.08
Yanggok	2.21	○	2.21	0	○	2.2	-0.01	○	2.2	-0.01
Oryong	2.08	×	2.07	-0.01	○	2.09	0.01		2.02	-0.06
Geomcheon	1.81	○	1.8	-0.01	○	1.8	-0.01	○	1.82	0.01

Case 1에서의 인공신경망 모델은 은닉층은 2개로 설정하고 은닉층의 활성화 함수는 쌍곡탄젠트 함수를 적용하였으며, 은닉층의 노드는 1층에서 6개, 2층에서 6개, 출력층의 노드는 1개로 나타났다. 구축된 모델의 훈련자료의 상대오차는 0.0003으로 매우 낮으며, 10개 지역에 대한 실제 값과 예측 값의 Pearson 상관계수는 0.01 유의수준하에서 0.997으로 매우 높아 본 모델을 채택하였다(Fig. 4).

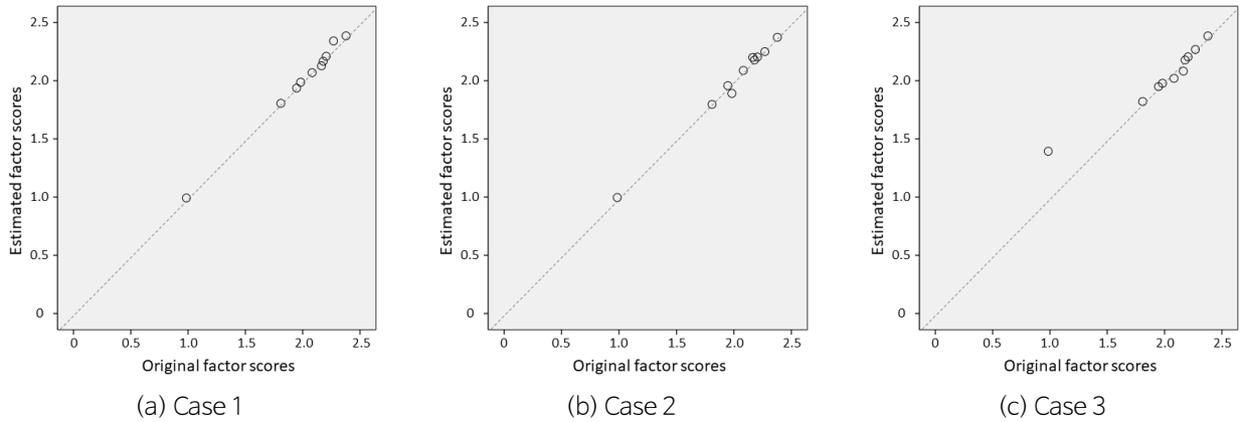


Fig. 4. Relationship between original and estimated factor scores for three cases of ANN model.

Case 2는 은닉층은 2개로 설정하고 은닉층의 활성화 함수는 쌍곡탄젠트 함수를 적용하였으며, 은닉층의 노드는 1층에서 7개, 2층에서 4개, 출력층의 노드는 1개로 나타났다. 구축된 모델의 훈련자료의 상대오차는 0.0004로 매우 낮고, 실제 값과 예측 값의 Pearson 상관계수는 0.01 유의수준하에서 0.996으로 매우 높게 나타났다.

또한, Case 3은 은닉층은 2개로 설정하고 은닉층의 활성화 함수는 쌍곡탄젠트 함수를 적용하였으며, 은닉층의 노드는 1층에서 6개, 2층에서 4개, 출력층의 노드는 1개로 나타났다. 구축된 모델의 훈련자료의 상대오차는 0.0008로 매우 낮고, 실제 값과 예측 값의 Pearson 상관계수는 0.01 유의수준하에서 0.975로 높게 나타났다.

이상 각각의 인공신경망 모델은 정확도에 약간의 차이가 존재하나, 훈련자료가 왜도에 영향을 미친 양 극단의 값을 포함하는 Case 1의 경우가 전체 데이터에 대하여 상대적으로 잘 설명됨을 알 수 있고, Case 3과 같이 출현 빈도가 하나 뿐인 점수(여기에서는 1의 값을 갖는 천장 지역)를 제외할 경우에 이에 대한 예측 값은 상대적으로 부정확함을 보여주고 있다 (Fig. 4). Case 3에서 천장 지역의 예측 값은 1.39로서 당초 0.99보다 0.4 정도 큰 값을 보이며, 모델을 수정하더라도 이 오차를 줄이는 것이 용이하지 않은 것으로 나타났다. 따라서, 인공신경망의 훈련 데이터의 설정시 입력인자의 출현 가능한 값의 범위를 가능한 한 충분히 포함하도록 하는 것이 모델의 정확도를 높이는 데 필요함을 알 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 다양한 점수 분포 값이 포함되어 현장 데이터의 특성을 최대한 반영할 수 있는 Case 1을 적정 모델로 판단하였으며, 인공신경망에 의한 분석 결과에서 보듯이 AHP 모델에서 제시되었던 각 대상 지역의 우선 순위 및 평가점수와 거의 동일한 결과를 도출할 수 있었다.

## 모델의 적용 및 토의

이상 인공신경망 모델(Case 1)을 활용하여 충청남도 타 지역의 지하수 인공함양 적지로서의 가능성을 평가하기 위하여 추가적으로 11개의 지역을 대상으로 모델을 적용하였다 (Table 8). 11개 대상 지역의 평가 점수는 최소 1.18 (양대 (Yangdae) 지역)에서 최대 2.37(화천(Hwacheon) 지역)의 범위를 보이고 있어 당초 모델 개발에 사용하였던 10개 지역보다 다소 낮은 값을 보였다. 이와 같이 전반적으로 낮게 나타난 것은 당초 10개 지역은 대부분 물 부족에 의한 인공함양 필요성을 토대로 조사를 실시하였던 지역인 반면에 추가 11개 지역은 인공함양이 필요한 지역 뿐 아니라 무작위의 지역을 선택하였기 때문으로 보인다.

총 21개의 지역에 대한 평가점수의 통계량을 보면, 평가점수의 평균은 약 1.93, 표준편차는 0.39로서 평균으로부터 표

준편차만큼 떨어진 하한선은 1.54, 상한선은 2.32 정도로 나타났다 (Table 9). 하한선 1.54 보다 낮은 지역의 입력인자의 분포를 보면, 대부분 2개의 인자에서 각각의 하한선보다 낮은 특성을 보이고 있다. 예를 들어, 평가점수가 0.99인 천장 지역은 용수 수요, 토지이용 가능성, 수질 등 3개 항목에서 하한선 아래의 값을 갖고 있으며, 평가점수 1.18인 양대 지역은 용수수요와 토지이용 가능성이 하한선 아래의 값을 보이며, 평가점수 1.42인 간양 지역은 용수 수요와 총적층 두께가 하한선 아래의 값을 보이고 있다 (Table 5, Table 6, Table 8). 이와 같이 2개 이상의 인자에서 점수가 지나치게 낮은 경우는 인공함양의 적지로서의 조건을 충족시키지 못할 가능성이 크므로 인공함양 적지 판단시에는 평가점수가 약 1.5 보다 낮다면 매우 유의해야 함을 의미한다.

**Table 8.** Possibility assessment of artificial recharge for additional eleven sites in Chungnam province by using the ANN model

Basin	Input data							Estimated scores
	F11 (score)	F12 (%)	F21 (%)	F22 (DTW, m)	F23 (m)	F31 (m)	F32 (score)	
Ssangdae	1	94.0	2.0	4.6	5.3	58	2	2.13
Hwacheon	3	99.0	5.0	4.5	5.0	125	2	2.37
Dogok	1	72.0	4.0	6.1	3.0	93	2	1.83
Yangdae	1	78.0	5.0	2.3	6.0	34	2	1.18
Bonglim	3	88.0	3.0	8.7	1.0	800	1	2.15
Gurye	3	100.0	5.0	1.4	3.0	72	2	1.98
Nojeon	3	94.0	4.0	1.0	2.0	500	3	1.58
Gadeok	3	97.0	6.0	9.3	3.0	1,100	2	2.22
Sindae	3	93.0	5.0	4.7	3.0	311	2	2.22
Ganyang	1	93.0	1.0	3.2	1.0	310	2	1.42
Magyo	3	83.0	3.0	1.5	3.0	182	2	1.47

**Table 9.** Statistics for input variables and estimated factor score of all (21) sites by using the ANN model

Basin	Input data							Estimated scores
	F11 (score)	F12 (%)	F21 (%)	F22 (DTW, m)	F23 (m)	F31 (m)	F32 (score)	
Average	2.3	87.5	4.9	3.8	6.0	247.4	2.0	1.93
St. dev.	0.8	8.9	4.7	2.2	4.6	276.8	0.5	0.39
Average - St.dev	1.4	78.6	0.2	1.6	1.4	-29.4	1.5	1.54
Average + St.dev	3.1	96.3	9.6	6.0	10.7	524.2	2.5	2.32

본 연구에서 AHP 모델을 활용한 인공함양 후보지 선정 기법을 도출하였으나, 대상 지역을 추가할 경우에 표준점수를 계산하는 과정에서 수학적 연산(평균 및 표준편차의 재계산 포함)이 수행되고 이로 인하여 기 산정되었던 평가점수가 변하게 되는 문제점이 발생하게 된다. 즉, 10개 지역에서 15개 지역으로 대상 지역이 추가될 경우 15개에 대한 우선 순위를 제시할 뿐 평가점수를 활용한 인공함양 후보지의 적합성에 대한 평가는 어려운 점이 있다. 따라서, 무작위의 다수의 후보지를 대상으로 인공함양 적지를 평가하기 위해서는 수치를 활용한 절대적인 평가 도구가 요구된다.

반면에, 인공신경망 모델은 수학적 연산에 의하여 구축되는 모델이 아니고 훈련 데이터의 특성을 토대로 모델 수립 후

임의의 후보지에 대한 최종 평가 점수를 직접 산정하는 방식이므로 연산과정 없이 후보지에 대한 절대적인 평가 점수의 산정이 이루어지는 방법으로서, 비선형의 현상에 대한 설명이 용이하고 연산 시간이 짧은 특징을 갖고 있다. 본 연구에서 개발된 인공지능망 모델에 의한 충청남도 총 21개 지역의 인공함양 후보지의 분석에서 보았듯이, 평가점수가 약 1.5 이하인 경우에는 평가인자 7개 중에서 2개 정도가 매우 낮은 값을 보이는 등 인공함양 후보지로서 부적합 가능성이 커 정밀 분석이 필요해 보인다. 따라서, 본 연구에서 사용된 21개 후보지에 대한 추가적인 현장 조사 및 대수층 특성 등에 대한 분석을 수행하여 행정적, 기술적인 적합성을 진단한다면 인공지능망 모델을 활용한 지하수 인공함양 후보지 선정 기준의 마련이 가능할 것이다.

## 결론 및 의견

본 연구에서는 AHP 및 인공지능망 기법을 활용하여 국내 분포하는 퇴적 분지에서의 지하수 인공함양을 실시하기 위하여 대상 지역을 선정하는 방법을 검토하였다. 지하수 인공함양 가능성 여부에 대한 평가를 위하여 AHP의 1차 인자 3개, 2차 인자 7개를 도출하였으며 66명의 설문 조사를 통하여 AHP 모델을 개발하였다. 충청남도 10개 지역을 대상으로 AHP 모델을 적용한 결과, 최종 평가점수가 낮은 1~2개소의 지역을 제외하면 비교적 유사한 최종 평가점수를 보였다. 그러나, AHP 모델은 분석 대상 후보지가 추가되면 중간 연산 과정에 의하여 최종 평가 점수가 변화하는 등 지하수 인공함양 적지 평가를 위한 절대 기준을 제공하지 못한다. 이를 해결하기 위하여, AHP에 사용된 10개소의 2차 평가인자 및 평가점수 출력 데이터를 활용하여 인공지능망 모델을 수립하였으며, 총 21개의 후보지를 검토한 결과 인공지능망 모델의 예측 값이 약 1.5 이하인 경우에는 인공함양 적지로서의 가능성이 낮으므로 추가적인 정밀 검토가 필요한 것으로 평가되었다.

본 연구는 충청남도 지역의 물 수요 및 공급 현황과 지형 및 지질적 특성이 반영된 평가인자를 활용하여 AHP 모델을 수립하고 이를 토대로 인공지능망 모델을 개발한 것이므로 지하수 인공함양 적지 선정 기준을 타 지역에 적용하기 위해서는 추가적인 데이터를 활용한 모델 보완이 필요할 것으로 보인다. 향후 가뭄 등 이상 기후에 대비하여 지하수 인공함양 기법을 정착시키기 위해서는 체계적인 Big data 분석 등 4차 산업 기반을 활용하여 지하수 인공함양 적지 선정 및 조사, 설계 및 시공 관련 기술을 개발해 나가야 하겠다.

## 사사

본 연구는 국토교통부 수요대응형 물공급 서비스 사업의 "상시 가뭄지역의 지하수 최적 공급관리를 위한 IoT 기반 인공함양 및 well network 기술 개발(과제번호 : 18DWSP-B146519-01)"에 의해 수행되었습니다.

## References

- Gdoura, K., Anane, M., Jellali, S., 2015, Geospatial and AHP-multicriteria analyses to locate and rank suitable sites for groundwater recharge with reclaimed water, Resources, Conservation and Recycling, 104(A), 19-30.
- MOLIT (Ministry of Land, Infrastructure and Transport), 2017, National Master Plan of Groundwater Management (2017-2026), Sejong, Korea, 168 (in Korean).
- Moon, S.H., Ha, K., Kim, Y., Yoon, P., 2012, Analysis of groundwater use and discharge in water curtain cultivation areas: Case study of the Cheongweon and Chungju areas, The Journal of Engineering Geology, 22(4), 387-398 (in Korean with English abstract).

- MWR (Ministry of Water Resources), 2007, Manual of Artificial Recharge of Ground Water, Government of India, 185.
- Nasiri, H., Boloorani, A.D., Sabokbar, H.A.F., Jafari, H.R., Hamzeh, M., Rafii, Y., 2013, Determining the most suitable areas for artificial groundwater recharge via an integrated PROMETHEE II-AHP method in GIS environment (case study: Garabaygan Basin, Iran), *Environmental Monitoring and Assessment*, 185(1), 707-718.
- Oh, S.H., Kim, Y.C., Koo, M.H., 2011, Modeling artificial groundwater recharge in the Hancheon drainage area, Jeju island, Korea, *Journal of Soil and Groundwater Environment*, 16(6), 34-45 (in Korean with English abstract).
- Ostad-Ali-Askari, K., Shayannejad, M., Ghorbanizadeh-Kharazi, H., 2017, Artificial neural network for modeling nitrate pollution of groundwater in marginal area of Zayandeh-rood River, Isfahan, Iran, *KSCE Journal of Civil Engineering*, 21(1), 134-140.
- Ramu, V.M., Mahalingam, B., 2015, Site suitability analysis for artificial recharge of groundwater using GIS and remote sensing techniques: A study of mandya district, Karnataka, India, *Journal of Water Resource Engineering and Management*, 2(3), 10-22.
- Saaty, T.L., 1980, *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resources Allocation*, McGraw-Hill, New York.
- Saaty, T.L., 1994, How to make a decision: the analytic hierarchy process, *Interfaces*, 24(6), 19-43.
- Singh, L.K., Jha, M.K., Chowdary, V.M., 2017, Multi-criteria analysis and GIS modeling for identifying prospective water harvesting and artificial recharge sites for sustainable water supply, *Journal of Cleaner Production*, 142(4), 1436-1456.
- Sun, Y., Wendi, D., Kim, D.E., Liong, S-Y., 2016, Technical note: Application of artificial neural networks in groundwater table forecasting - a case study in a Singapore swamp forest, *Hydrology and Earth System Sciences*, 20, 1405-1412.
- Yaseen, Z.M., El-shafie, A., Jaafar, O., Afan, H.A., Sayl, K.N., 2015, Artificial intelligence based models for stream-flow forecasting: 2000-2015, *Journal of Hydrology*, 530, 829-844.