

# 스마트 워터 그리드(Smart Water Grid) 수자원 분배를 위한 컨텍스트 인지 추천시스템

## Context-aware Recommendation System for Water Resources Distribution in Smart Water Grids

양 청 해\*                      곽 경 섭\*\*  
(Qinghai Yang)              (Kyung Sup Kwak)

### 요 약

본 논문에서는 최종 사용자의 프로파일(profile), 물의 종류 및 네트워크 상태를 고려한 미래의 스마트 워터 그리드에  
서의 물의 분배를 위한 컨텍스트 인지 추천시스템을 제안한다. 수자원에 대한 최종 사용자의 공통적인 관심사를 근거로  
최종 사용자들 각각 다른 공동체로 군집화하기 위한 스펙트럴 군집화 방안을 개발하였다. 수자원에 대한 최종 사용자의  
선호도 평가 목록을 얻기 위한 역전파 신경망을 도입하여 설계하였다. 본 방식은 예상 평가가 가장 높은 수자원을 최종  
사용자에게 추천토록 하였다. 시뮬레이션의 결과는 제안된 방식이 기존의 추천 방안에 비하여 보다 나은 사용자의 경험  
을 바탕으로, 추천의 정확도(오차 2.5%이내)를 상당히 개선시킬 수 있음을 보여주었다.

핵심어 : 스마트 워터 그리드, 컨텍스트 인지, 신경망, 역전파, 스펙트럴 군집화

### ABSTRACT

In this paper, we conceive a context-aware recommendations system for water distribution in future smart water grids, with  
taking the end users' profiles, water types, network conditions into account. A spectral clustering approach is developed to cluster  
end users into different communities, based on the end users' common interests in water resources. A back-propagation (BP)  
neural network is designed to obtain the rating list of the end users' preferences on water resources and the water resource with  
the highest prediction rating is recommended to the end users. Simulation results demonstrate that the proposed scheme achieves  
the improved accuracy of recommendation within 2.5% errors notably together with a better user experience in contrast to  
traditional recommendations approaches.

**Key words** : smart water grid, context-aware, neural network, back propagation(BP), spectral clustering

† 본 연구는 국토교통부 물관리연구사업의 연구비지원(12기술혁신C01)에 의해 수행되었음.

\* 주저자 : 인하대학교 정보통신대학원(현재 중국서안전자과기대학 교수)

\*\* 교신저자 : 인하대학교 정보통신공학부 교수

† 논문접수일 : 2014년 02월 06일

† 논문심사일 : 2014년 03월 24일

† 게재확정일 : 2014년 03월 29일

## I. 서론

일부 국가의 수처리 시설(water utilities)에 있어서 워터 그리드는 심각하게 노후화된 기반구조로 인한 여러 가지 문제에 직면하고 있다 [1]. 이로 인하여 물의 손실, 물의 도난, 시설에 대한 수입손실과 관련된 문제가 발생한다. 스마트 워터 그리드[15]는 선진화된 정보 및 통신 기술을 사용하여 수자원 관리 시스템의 이와 같은 문제를 극복하기 위한 고효율의 차세대 물 관리 시스템이다. 통신 기술을 수자원 관리 시스템과 융합한 지능형 물 관리 시스템은 물의 수요를 정확하게 조절함으로써 수자원의 지역적 또는 시간적 불균형을 완화시키는데 도움을 주고, 적절한 정보를 실시간으로 교환하는 양방향 수자원 정보 네트워크를 통하여 실시간 프레임 워크 상에서의 수자원의 공급을 지원한다. 전력망의 그린화 및 효율적 관리를 위하여 적용하고 있는 스마트 그리드와 유사한 개념의 스마트 워터 그리드는 수자원 그리드에 정보통신기술을 적용하여 수자원의 적절한 배분, 비상시 수자원확보는 물론 수자원 누수 및 오염감시, 수자원의 원격 계측 및 요금정보 등을 유.무선 센서네트워크를 활용하여 공급자와 사용자의 편의성을 제고하고 자원을 효율을 극대화하고 있다[16].

최근, 스마트 워터 그리드에 대한 관심이 지속적으로 증가하며, 물 분배 시스템의 감시와 관련된 연구가 증가하고 있다. 워터 그리드를 위한 무선센서 네트워크 기반의 솔루션을 검토하였고[2], 여기에서, 소형 센서는 특정 이벤트 또는 작업 상태를 즉시 검출하고 이와 관련되는 정보를 물 관리 시스템으로 전달할 수 있다. 참고문헌 [3][4]에 따르면, 현재 지능형 무선 센서 시스템이 최종 사용자의 물 소비 활동, 선호도, 장소 및 시간에 대한 정보를 추적하기 위하여 물 관리 시스템에 설치되어 있다. 그러나, 현재 사용되는 또는 시장에서 구입이 가능한 솔루션의 대부분은 최종 사용자에게 적합한 물 공급에 대한 요구를 실시간으로 충족시키지 못한다. 참고문헌 [5][6]의 저자는 물 처리 과정을 제어하기 위하여 최종 사용자의 요구 사항을 인지하기 위한 추천 시스

템의 응용과 함께 수자원 분배에 대하여 개괄적으로 설명하고 있다. 최종 사용자의 물 소비 선호도, 물의 품질, 지역 형태 및 그리드 네트워크의 상태와 같은 컨텍스트 정보를 이용한 추천 시스템은 더욱 적합한 수자원을 최종 사용자에게 실시간으로 전달하는 잠재력이 있다 [7][8]. 종래의 추천 시스템에서 그 결과는 수자원이 분산되어야 하는 실제 상황과 일치할 수 없다. 컨텍스트 정보는 추천에 영향을 미치고, 스마트 워터 그리드를 위하여 보다 나은 수자원 할당을 지원할 수 있다 [9][10]. 추천 시스템과 무선센서 네트워크의 컨텍스트 인지 정보를 결합한 스마트 워터 그리드에 대한 조직적인 연구 결과는 아직 이 분야에서 찾아볼 수가 없다.

본 논문에서는 워터 그리드 내의 최종 사용자에게 완벽한 수자원을 추천하기 위하여 스마트 워터 그리드 네트워크를 위한 새로운 수자원 분배 추천 방식을 제안한다. 최종 사용자의 물 소비 선호도, 물의 품질, 지역 형태 및 그리드 네트워크의 상태와 같은 컨텍스트 정보를 이용하여 최종 사용자를 각각의 다른 네트워크 공동체로 군집화하기 위한 스펙트럴 군집화 방안을 제안하였고, 수자원에 대한 최종 사용자의 선호도 평가 목록을 얻기 위하여 역전파 신경망을 사용하기 위한 새로운 추천 프레임워크를 설계하였다.

스마트 워터 그리드 컨텍스트 인지 추천 프레임워크를 II절에 기술하였고, 컨텍스트 인지 수자원 추천 방식을 III절에, 시스템의 평가 결과를 IV에 그리고 결론은 V절에 맺었다.

## II. 스마트 워터 그리드를 위한 컨텍스트 인지 추천 프레임워크

그림 1에서 보는 바와 같이, 스마트 워터 그리드는 첨단 정보 및 통신 기술을 사용하여 전통적인 수자원 관리 시스템의 한계를 극복하기 위한 고효율의 차세대 물 관리 시스템이다. 종합 물 관리 시스템으로써의 스마트 워터 그리드는 다음과 같은 서비스를 제공하기 위하여 설계되었다.

- 빗물, 재활용수, 바닷물과 같은 수자원을 이용

한다.

- 수자원의 불균형을 완화하기 위하여 물을 효과적으로 분배, 관리, 운송한다.
- 발전된 센서 네트워크를 이용하여 수자원 네트워크의 안정성을 실시간으로 감시한다.
- 깨끗한 물을 수자원 네트워크에게 전송한다.

스마트 워터 그리드의 기존의 수자원 관리 시스템은 빈번한 누수와 비효율적인 물의 생산으로 인하여 물의 손실이 크고, 물이 사용되는 곳과 요구되는 품질에 관계없이 물의 품질이 동일하기 때문에 처리 비용이 크다. 당연히, 스마트 워터 그리드 내 최종 사용자들의 수자원에 대한 관심사가 각기 다르기 때문에 다양한 사용자의 관심을 충족시켜 지능적인 워터 그리드를 구축하기 위하여 수자원 추천 시스템이 필요하다.



〈그림 1〉 스마트 워터 그리드의 개념도.  
 〈Fig. 1〉 Concept diagram of smart water grid.

그림 2에서 보는 바와 같이 한 공동체 내의 최종 사용자에게 수자원을 추천하기 위하여 타당한 수자원 추천 시스템 프레임워크를 먼저 설계하고, 프레임워크는 추천 시스템에 새로이 추가되는 요소인 수자원 서버, 추천 엔진 및 공동체를 포함하는 세 개의 부분으로 구성된다.

• 공동체 모듈

사용자들의 성향에 따라, 서로 유사한 관심사를 가지는 사용자는 동일한 종류의 수자원을 필요로

할 수 있다. 최종 사용자는 사용자의 물 소비 성향을 고려하여 각기 다른 공동체로 군집화되며, 이는 각기 다른 사용자의 수자원에 대한 요구를 처리하기 위한 방안으로 평가된다.

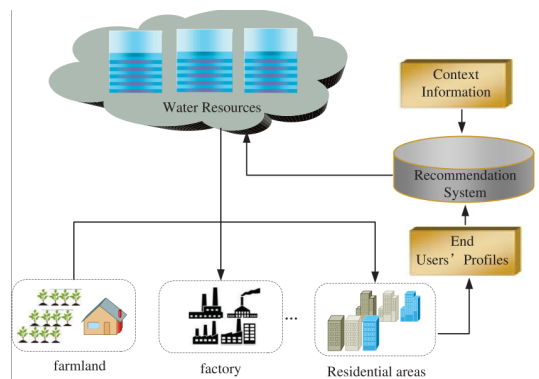
• 추천 엔진 모듈

추천 엔진 모듈은 사용자의 물 소비 파라미터의 피드백에 따라서 수자원을 공동체의 최종 사용자에게 추천한다. 이 모듈에서는 M개 종류의 수자원(신선한 물, 빗물, 바닷물 등)이 자원 서버에 저장되어 있고, N명의 사용자가 공동체 내에 분포되어 있다고 가정한다. 사용자의 프로파일과 물 소비 이력에 근거하여 사용자를 위한 수자원을 선택한다. 실제로 이는 다차원 입력 및 다차원 출력 모델로, 자원의 특성  $r_m$ , 컨텍스트  $r_c$ , 사용자 프로파일  $r_u$  및 스마트 워터 그리드의 상태  $r_t$  가 입력되고, 시나리오  $o_s$ , 수자원  $o_m$  및 스코어  $o_{sc}$ 가 출력되며, 이들의 입출력 관계를 다음과 같이 정의한다.

$$O(o_s, o_m, o_{sc}) = f(r_m, r_c, r_u, r_t) \tag{1}$$

• 수자원 서버

이 모듈에서, M개 종류의 수자원이 자원 서버에 저장되어 있으며, 이들은 네트워크의 가장자리에 위치하고 있다. 스마트 워터 그리드에서의 수자원



〈그림 2〉 컨텍스트 인지 추천시스템의 프레임워크  
 〈Fig.2〉 Framework of context-aware recommendation system

분배를 위하여 두 개의 방안으로 나눌 수 있다. 그 중 하나는, 최종 사용자가 수자원 서버로 요청을 보내고, 수자원 서버는 요청된 수자원을 사용자에게 전달하며, 다른 하나는 추천 엔진이 최종 사용자를 위한 수자원을 추천하고, 이로 인하여 수자원 서버는 사용자의 요청이 없어도 수자원을 사용자에게 일방적으로 제공한다. 본 논문에서는 특히 두 번째 방안을 고려한다.

### III. 컨텍스트 인지 수자원 추천 시스템

예측의 정확도가 높고 시간 지연이 낮은 수자원 추천 시스템을 개발하기 위하여 스마트 워터 그리드를 설계 및 구현하였으며, 이로 인하여 공동체에 속한 최종 사용자에게 근사적인 추천을 제공할 수 있다. 본 논문의 핵심 목표는 본 추천방식에서 추천의 정확도를 높이는 것이다. 추천의 정확도를 높이기 위하여 본 논문에서는 수자원에 대한 최종 사용자의 공통적인 관심사를 근거로 최종 사용자들 각각 다른 공동체로 군집화하기 위하여 스펙트럴 군집화 방법을 채택한다. 그리고, 최종 사용자의 추가 요청을 예측하기 위하여 콘텐츠 기반으로 획득한 수자원 평가를 역전과 신경망으로 입력한다.

#### A. 컨텍스트 표현

컨텍스트 정보를 효과적으로 기술하는 것은 매우 중요한 일이다. 하기와 같이 컨텍스트 정보 모델을 기술하기 위하여 온톨로지 접근방법을 사용할 수 있다 [5].

- 사용자의 행동 컨텍스트: 시간, 장소, 활동 등
- 사용자의 물 소비 컨텍스트: 물의 종류, 물의 양, 시간, 목적 등
- 워터 그리드 네트워크 컨텍스트: 네트워크의 상태, 커버리지, 용량, 전력 등

#### B. 공통 관심사에 기반한 네트워크 공동체

수자원에 대한 사용자의 공동관심사를 기반으로 최종 사용자들 각각 다른 공동체로 군집화한다. 스

펙트럴 그래프 이론을 이용하여 스펙트럴 군집화 알고리즘을 구축하며, 이는 기존의 군집화 알고리즘에 비하여 임의의 형태의 샘플 공간에서 군집화를 하는 장점이 있으며 전역적 최적해로의 수렴이 우수하다 [11] [13]. 공동체를 발견하기 위한 이 새로운 스펙트럴 군집화 방법은 인접행렬과 이득행렬을 구축함으로써 구현된다. 첫째, 스마트 워터 그리드 내에  $N$ 명의 사용자가 있는 것으로 가정하고,  $N$ 명의 사용자를  $K$ 개의 공동체로 군집화 하기 위하여 이득 함수 기반의 스펙트럴 군집화 알고리즘을 정의한다. 그 상세한 절차를 하기에 설명한다.

**인접행렬:** 네트워크 내에  $N$ 명의 최종 사용자가 있는 것으로 가정하며,  $\Lambda$ 를 네트워크 내의 인접행렬이라 정의한다. 사용자  $i$ 와  $j$  사이에 연관성이 있다면 이는 공통의 관심사를 나타내며,  $\Lambda_{ij}=1$ 이 되고, 연관성이 없다면  $\Lambda_{ij}=0$ 이 된다. 상호행렬 집합  $G$ 를 표현하기 위하여 행렬  $G$ 의 원소는 다음과 같이 표현된다.

$$G_{ij} = \sum_{k=1}^n A_{ik}A_{kj} \quad (2)$$

여기에서,  $\Lambda_{ik}$ 와  $\Lambda_{kj}$ 는 인접행렬  $\Lambda$ 의 원소이고, 사용자  $i$  및 사용자  $j$  모두가 사용자  $k$ 와의 연결면(connection side)이 있다면  $\Lambda_{ik}\Lambda_{kj}=1$ 이 되고, 이는 사용자  $i$ 와 사용자  $j$  사이의 공통 이웃(공통 관심사항)의 수를 나타낸다.

**이득행렬:**  $g_i$ 와  $g_j$ 를 사용자  $i$ 와 사용자  $j$  사이의 등급으로 정의하고, 이 등급은 네트워크 내에서 사용자와 다른 사용자들 사이의 연결면의 수를 나타낸다. 임의의 사용자 쌍에서 공통 이웃의 수는  $g_i g_j / n$ 로, 이득함수는 다음과 같이 표현된다.

$$\Phi = \sum_{ij} (G_{ij} - \frac{g_i g_j}{n}) \Delta_{ij} \quad (3)$$

여기에서,  $\Delta_{ij}$ 는 공동체 내에서의 회원함수(membership function)로 정의 한다. 사용자  $i$ 와 사용

자 j가 동일한 공동체 내에 있으면  $\Delta_{ij}=1$ 이 되고, 그렇지 않으면  $\Delta_{ij}=0$ 이 된다.  $\Phi$ 는 공동 관심사에 기반한 공통 이웃의 개수와 임의의 관심사에 기반한 공통 이웃의 개수와의 차이로 정의된다. 공동체의 표현 벡터는  $S = (s_1, \dots, s_n)$ 로 표현한다. 사용자 i가 제1 공동체에 속해있으면  $s_i = +1$ 이 되고, 그렇지 않다면  $s_i = -1$ 이 된다.

$$\Delta_{ij} = (s_i s_j + 1) / 2 \quad (4)$$

$$\Phi = \frac{1}{2} \sum_{ij} (G_{ij} - \frac{g_i g_j}{n}) (s_i s_j + 1) \quad (5)$$

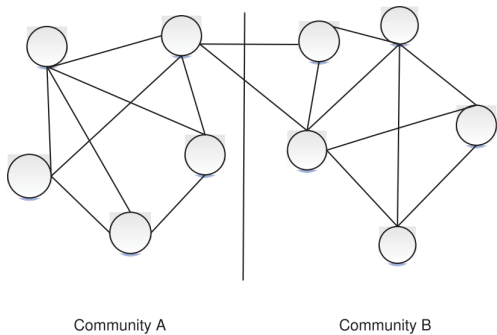
공동체에 대하여 인접 항목만 고려한다. 여기서,

$$\Phi' = \frac{1}{2} \sum_{ij} (G_{ij} - \frac{g_i g_j}{n}) s_i s_j = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (A_{ik} A_{kj} - \frac{d_i d_j}{n})_{n \times n} \quad (6)$$

이득행렬 C는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$C = (c_{ij})_{n \times n} = (\sum_{k=1}^n A_{ik} A_{kj} - \frac{d_i d_j}{n})_{n \times n} \quad (7)$$

정의된 인접행렬  $\Lambda$ 와 이득행렬 C에 근거하여 그림 3에서 보는 바와 같이 복잡한 네트워크를 두 개의 공동체로 군집화하는 과정은 다음과 같다. 첫째, 이득행렬 C의 최대 고유 값 중에서 주(principal) 고유벡터를 계산하고, 고유벡터 내 주된 요소의 부호



<그림 3> 공동체 네트워크의 구조.  
<Fig.3> Structure of community network.

에 기반한 네트워크를 두 개의 공동체로 군집화한다. 각각의 공동체는 새로운 스펙트럴 군집화 방법에 의하여 다시 다른 공동체로 분리된다.

### C. 추천 엔진

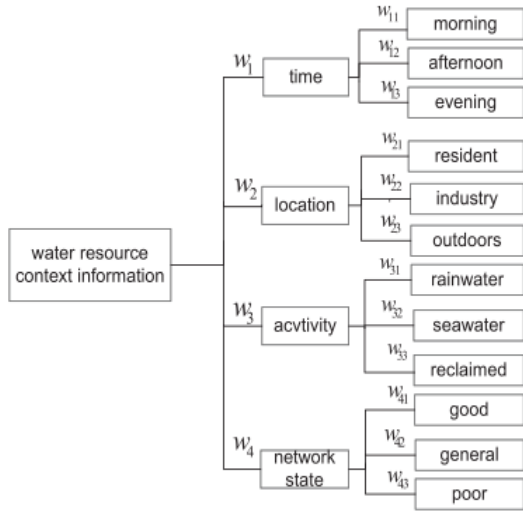
**1) 수자원에 대한 유사성 산출:** 콘텐츠 기반의 추천 시스템은 물 사용 이력에 있어서 수자원에 대하여 유사한 관심을 가지는 최종 사용자에게 수자원을 추천한다. 사용자를 기술하는 파라미터가 n개 있다고 가정하면, 초기 특성에 대한 사용자 i의 선호도 가중치는  $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)$ 로 표현되고, 수자원에 대한 초기 특성 사이의 상관관계는 벡터  $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_n)$ 로 표현된다. 사용자 성향과 수자원 특성 사이의 유사성은 콘텐츠 기반의 접근방법을 통하여 계산된다. 유사성 방정식은 다음과 같이 정의된다.

$$Sim = (c, w) = \frac{cw^T}{\|c\| \times \|w\|} = \frac{\sum_{i=1}^n c_i w_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n c_i^2 \sum_{i=1}^n w_i^2}} \quad (8)$$

유사성 고유벡터 공간  $S = (s_1, \dots, s_n)$ 를 얻을 수 있고, 이는 사용자 i와 M개 수자원 사이의 유사성을 나타낸다.

**2) 수자원 평가 예측:** 컨텍스트 정보는 베이지안 네트워크(Bayesian network)에 의해 분류된다. 자원의 평가를 예측하기 위하여 역전파 신경망에 의하여 학습하여 예측되며, 역전파 신경망을 설계하였다. 베이즈 네트워크의 주된 아이디어는 분류되지 않은 항목에 대한 현재의 네트워크 상태에서 각 카테고리의 발생확률을 계산하는 것이고, 확률이 가장 높은 항목이 해당 카테고리에 속하는 것으로 분류된다.

베이지안 네트워크는 그림 4에서 보는 바와 같이 컨텍스트 인지 정보를 분류하는데 사용된다. 베이지안 네트워크를 기반으로 컨텍스트 인지 정보를 k개의 카테고리로 분류하고, 이는  $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ 로 정의된다. 컨텍스트 상황  $\lambda_i$ 에서 사용자



〈그림 4〉 컨텍스트 인지 정보의 분류.  
 〈Fig.4〉 Classification of context-aware information.

가 수자원  $x_j$ 를 요청할 확률은 사용자의 이력에 근거하여 다음과 같이 계산된다.

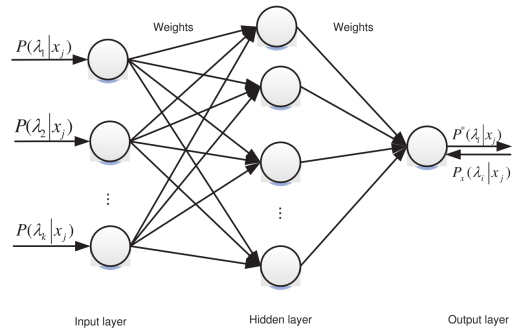
$$p(\lambda_i|x_j) = p(x_j|\lambda_i)P(\lambda_i)/P(x_j) \tag{9}$$

$$p(x_j|\lambda_i) = \Pi p(t_v|\lambda_i), \quad p(\lambda_i) = r(\lambda_i) / T \tag{10}$$

$$P(x_j) = \sum_{i=1}^K P(x_j|\lambda_i)P(\lambda_i), \quad p(t_v|\lambda_i) = T(t_v) / T(\lambda_i) \tag{11}$$

여기에서,  $\{t_v\}$ 는 수자원  $x_j$ 의 N개의 특성,  $r(\lambda_i)$ 는 시나리오 내 요청의 수,  $T$ 는  $x_j$ 와 유사한 요청된 수자원의 수,  $T(t_v)$ 는 특성  $t_v$ 를 가지는 수자원을 요청한 횟수,  $T(\lambda_i)$ 는 시나리오  $\lambda_i$ 에서 물을 요청한 횟수를 나타낸다. 나머지는 이와 동일한 방식으로 나타낼 수 있으며,  $\{p(\lambda_1|x_j), p(\lambda_2|x_j), \dots, p(\lambda_k|x_j)\}$ 로 표현되는 K차원의 컨텍스트 벡터를 얻을 수 있다. 그림 5는 역전파 네트워크의 하나의 예를 보여준다.

역전파 신경망은 세 가지의 계층, 즉 입력층, 은닉층, 출력층을 가지며, 이 세가지 계층에서의 사용자의 행위에 대한 피드백을 고려하여 가중치를 조절할 수 있다는 큰 장점이 있다 [14]. 본 논문의 설계 구조에서, 입력 신경세포의 수는 컨텍스트 벡터



〈그림 5〉 역전파 신경망의 구조.  
 〈Fig.5〉 Structure of BP neural network.

$\lambda$ 의 요소의 수와 동일하고, 서로 다른 컨텍스트 상황에서의 확률 값  $p(\lambda_k|x_j)$ 은 입력층에 대한 입력으로 사용된다. 은닉층에서의 신경세포의 수는 상수값이 아니며 예측 결과의 평균 제곱 오차(Mean Squared Error: MSE)에 따라 달라진다. 역전파 신경망의 목적은 수자원의 평가를 획득하는 것이므로, 출력층을 위해서는 하나의 노드만을 설계하였다. 트랜잭션 함수로 시그모이드 (sigmoid) 함수를 채택하였다. 하나의 신경세포에 여러 개의 입력이 있다면, 이러한 입력은 입력 값  $x(t)$ 의 가중치 합을 통하여 얻을 수 있다. 출력은 다음의 방정식을 통하여 계산할 수 있다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{12}$$

출력 노드의 출력 값이 예상치와 다른 경우 가중치를 변경할 필요가 있다. 역전파 네트워크의 역전파 단계에서, 출력층의 오류 신호는 전방으로 전파되어 가중치를 오류함수 네트워크의 음의 기울기 방향으로 수렴된다. 은닉 노드 j에서 출력으로의 가중치 수정량은 시간 t에서  $w_j(t)$ 라고 가정하면, 이는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$w_j(t) = \frac{\partial E(t)}{\partial w_j(t)} = [O'(t) - O(t)]O(t)[1 - O(t)]y_i(t) \tag{13}$$

여기서,  $E(t)$ 는 오류 함수이고,  $O'(t)$ 는 출력  $O(t)$

의 기대 출력이다. 은닉층  $y(t)$  에서 출력층으로 수 정된 가중치는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$w_j(t+1) = w_j(t) - \eta w_j(t) \quad (14)$$

여기에서,  $\eta$ 는 학습 보정율이다. 이와 유사하게, 입력 노드  $l$ 에서 은닉 노드  $j$ 로의 상관값  $w_{lj}(t)$  를 얻을 수 있고, 이는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$w_{lj}(t) = \frac{\partial E(t)}{\partial w_{lj}(t)} = -h(t)w_j(t)[1-y_j(t)]x_l(t) \quad (15)$$

$$h(t) = [O'(t) - O(t)]O(t)[1 - O(t)] \quad (16)$$

$$w_{lj}(t+1) = w_{lj}(t) - \eta \Delta w_{lj}(t) \quad (17)$$

마지막으로, 수자원  $x_i$ 에 대한 예측 평가는 다음과 같이 계산한다.

$$\delta = w_p Sim + w_c P^*(\lambda_i | x_i) + w_n \quad (18)$$

여기에서,  $w_p$ 는 유사도의 가중치이고,  $w_c$ 는 컨텍스트 예측 확률의 가중치이고,  $w_n$ 은 네트워크 상태 ( $w_p + w_c + w_n = 1$ )의 가중치이다. 가중치는 고정된 것이 아니며, 각각 다른 요구사항과 네트워크 상황을 고려하여 조절할 수 있다.

결론적으로, 이와 같은 추천방식을 사용하여  $M$  개의 수자원을 학습하고 예측할 수 있으며, 이러한 방식을 통하여 사용자에게 자원 추천 수준을 나타내는 예측 자원의 평가 목록을 얻을 수 있다. 또한, 가장 높은 예측 평가를 가지는 수자원을 사용자에게 추천하는 것이 일반적이다.

## IV. 시스템 평가 결과

### A. 파라미터 설계

관련되는 표준 플랫폼과 물 공동체 네트워크내 사용자의 실험 데이터를 이용할 수 없음 고려하여,

본 시뮬레이션에서는 스마트 워터 그리드로 부터 실험 데이터를 얻기 위하여 샘플 방법을 채택한다. 자원 특성, 컨텍스트 인지 정보 (시간, 장소, 활동) 및 워터 그리드 네트워크 상태를 포함하는 세 가지 종류의 컨텍스트 정보를 고려한다. 300개의 컨텍스트 정보 실험 데이터, 공동체 내 50명의 사용자, 그리고 10가지 종류의 수자원이 시뮬레이션의 파라미터로 주어진다. 사용자는 시뮬레이션이 시작할 때 시스템에 합류하고 시뮬레이션 종료 시에 시스템을 떠난다. 이와 같은 파라미터를 고려하여, 5개의 입력층 노드, 7개의 은닉층 노드 및 1개의 출력층 노드를 포함하는 역전파 신경망을 설계하였다. 또한, 서로 다른 수자원 추천 시스템에 대하여 일정한 기준을 정하기 어렵기 때문에, 세 개의 평가 기준을 정하여 수자원 추천방식의 품질을 표시하였다. 정밀도  $P_r$ 과 회수도(recall)  $R_c$ 를 포함하는 추천모델의 품질 나타내기 위하여 추천 수자원의 수  $N_r$ 과 관심 수자원의 수  $N_i$ 를 사용하며, 이는 다음과 같이 정의한다.

기준 1: 정밀도 값은 추천되는 자원의 양에 대한 사용자가 관심을 가지며 이에 따라 추천되는 수자원의 양의 비율이며, 다음과 같이 주어진다.

$$P_r = \frac{N_r \cap N_i}{N_r} \quad (19)$$

기준 2: 회수도는 수집된 관심대상 자원의 양에 대한 추천되는 관심대상 수자원의 양의 비율이며, 다음과 같이 주어진다.

$$R_c = \frac{N_r \cap N_i}{N_i} \quad (20)$$

기준 3: 사용자의 만족도 값(score)은 수자원의 용적  $Q_{sp}$ , 수자원의 인기도  $Q_{pp}$ , 수자원의 품질  $Q_{qp}$  및 가중치  $S_{ci}$ 에 대한 정도의 합으로 계산되며, 다음과 같이 주어진다.

$$score = S_{c1}Q_{sp} + S_{c2}Q_{pp} + S_{c3}Q_{qp} \quad (21)$$

정밀도는 추천 시스템의 정확도를 나타내며, 회수도는 관심있는 수자원의 추천 비율을 나타내고, 그리고 *score* 값은 추천에 대한 사용자의 만족도를 나타낸다.

**B. 평가 결과**

수자원 분배 방식의 설계된 파라미터에 근거하여, 먼저, 정밀도와 회수도에 대한 값을 계산할 수 있다. 예를 들어, 본 추천방식은 예측값이 0.82이고 회수도가 0.36일 때 0.84의 사용자 만족도를 달성한다. 사용자마다 각각의 성향이 다르기 때문에 수자원의 평가는 사용자에게 있어서 불공정 대상이다. 정규화된 평가 기준(NRC)을 다음과 같이 정의한다.

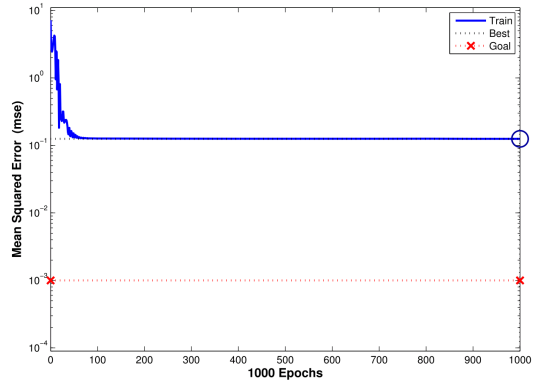
$$NRC = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^L \frac{score_i}{\max score} \quad (22)$$

여기에서, L은 물 이용 공동체 내의 최종 사용자의 수이며, L = 50이다. 제안된 추천 시스템의 성능을 NRC와 MSE에 대한 시뮬레이션을 통하여 평가하였다. 표 1은 물 종류의 수에 따른 NRC의 값을 제안한 방식과 임의의 방식을 비교하였으며, 제안한 방식에 모든 종류의 물에 대하여 개선되었음을 보여준다.

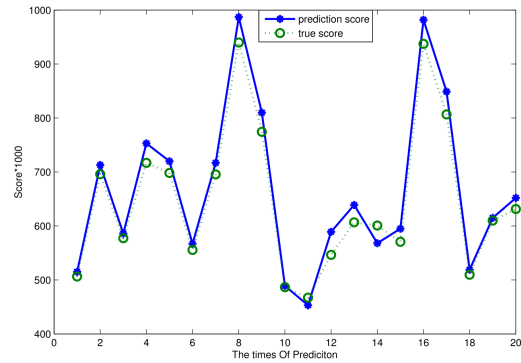
〈표 1〉 물 종류의 수에 따른 NRC 값  
〈Table 1〉 NRC vs. No. of types

No. of Types	2	4	6	8	10
Context-aware Method	0.91	0.88	0.87	0.85	0.84
Random Method	0.90	0.86	0.86	0.83	0.82

제안된 시스템의 NRC는 무작위 추천 시스템의 NRC보다 높다. 그림 6은 제안된 시스템의 확장성(scalability)과 수렴도(convergence)를 보여주며, 이는 본 논문의 추천 시스템이 설계된 역전파 신경망에 대하여 빠른 수렴도와 높은 확장성을 가지고 있다는 것을 시사한다.



〈그림6〉 설계된 역전파 신경망의 학습 성능 (수렴성): 1000개 구간 vs. 평균제곱오차  
〈Fig.6〉 Training performance of designed BP neural network.



〈그림 7〉 추천시스템의 예측 성능: 예측회수 대 Score.  
〈Fig.7〉 Prediction rating of recommendation system.

그림 7은 추천방식의 예측 성능을 보여준다. 제안된 방식이 수자원을 추천함에 있어서 수자원 평가 예측에 대하여 양호한 성능을 가진다는 것을 나타낸다.

**IV. 결론**

본 논문에서는 최종 사용자의 만족도와 물 네트워크 운용의 효율성을 높이기 위한 스마트 워터 그리드의 컨텍스트 인지 정보에 기반한 수자원 분배 추천방식을 제안하였다. 컨텍스트 정보와 함께 최종 사용자의 프로파일을 고려하여 사용자를 스마트



워터 그리드 내의 물 사용 공동체로 군집화하기 위한 새로운 스펙트럴 군집화 방법을 제안하였다. 수자원 추천을 위하여 역전파 신경망을 개발하였으며, 이는 수자원 평가 예측에 대하여 보다 우수한 성능을 보여주었다. 또한, 서로 다른 시나리오에서 추천의 정확성을 판단하기 위하여 NRC와 MSE의 측면에서 제안 방식의 성능을 평가하였다.

## REFERENCES

- [1] B. David, C.T. Yin, Y. Zhou, T. Xu, B. Zhang, H. Jin and R. Chalon, "SMART-CITY: Problematics, techniques and case studies," In *Proc. of 8th International Conference on Computing Technology and Information Management (ICCM)*, pp.168-174, Aug. 2012.
- [2] Y. He, Y.H. Liu, X.F. Shen and L.F. Mo, "Noninteractive localization of wireless camera sensors with mobile beacon," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 12 ,no. 2, pp.333-345, Feb. 2013.
- [3] M.I. Mohamed, W.Y. Wu and M. Moniri, "Power harvesting for smart Sensor networks in monitoring water distribution system," In *Proc. Of IEEE Conference on Networking, Sensing and Control*, pp.393-398, April 2011.
- [4] J. Hayes, K. Tong, D. Diamond, "A wireless sensor network for monitoring water treatment," In *Proc. Of IEEE Conference on Sensor Technologies And Applications*, pp.514-519, Aug. 2007.
- [5] P.Lungaro, Z. Segall and J. Zander, "Predictive and context-based Multimedia content delivery in future cellular networks," In *Proc. of IEEE The Vehicular Technology Conference (VTC10)*, May 2010.
- [6] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions," *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, vol. 17, no. 6, pp.739-749, Jan. 2005.
- [7] M. Xiao and B. Yan, "Collaborative filtering recommendation algorithm based on shift of users' preferences," In *Proc. Of IEEE Business Management and Electronic Information (BMEI)*, pp.520-523, March 2011.
- [8] M. Bjelica, "Towards TV recommender system: experiments with user modeling," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 56, no. 3, Aug. 2010.
- [9] Y.J. Zhang and L.C. Wang, "Some challenges for context-aware recommender systems," In *Proc. of IEEE Computer Science and Education (ICCSE)*, pp.362-365, Aug. 2010.
- [10] D. Bouneffouf, A. Bouzeghoub and A.L. Gancarski, "Following the user's interests in mobile context-aware recommender systems: the hybrid-greedy algorithm," In *Proc. of IEEE Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA)*, pp.657-662, Aug. 2010.
- [11] L.J.Li and J. Can, "Complex network community structure of user Behaviors and its' statistical Characteristics," In *Proc. Of IEEE Multimedia Information Networking and Security (MINES)*, pp.366-370, Nov.2010.
- [12] M.Y. Wu, "Wi-Fi community area networks enable a connected community," In *Proc of IEEE Frontiers of Mobile and Wireless Communication*, pp.671-674, Feb. 2004.
- [13] S.Z. Niu, D.L. Wang, S. Feng, and G. Yu, "An improved spectral clustering algorithm for community discovery," In *Proc of IEEE Hybrid Intelligent Systems*, pp.262-267, Aug. 2009.
- [14] D.E. Chen, "The collaborative filtering recommendation algorithm based on BP neural networks," In *Proc of IEEE Intelligent Ubiquitous Computing and Education*, pp.234-236, May 2009.
- [15] Jacques Boudon, "Did you say "Smart Water Grid"?", In *Proc. of Smart Water Grid*

- International Conference*, TS-15-01, Incheon, 12-14 Nov. 2013.
- [16] Kyung Sup Kwak, "Energy Efficient Critical Infrastructure Monitoring System for Wide-area Sensor Network," *20th Water Management Symposium and Exhibition*, Session C-5, Jeju, 27-28 Feb. 2012.

### 저자소개



#### 양 청 해 (Yang, Qinghai)

2011년 6월 ~ 현재: 중국 서안전자과기대학 부교수, 교수  
2008년 2월 ~ 2011년 6월 : 중국 서안전자과기대학 부교수  
2007년 3월 ~ 2008년 2월 : 초광대역무선통신연구센터 Post-Doc.  
2007년 2월 : 인하대학교 정보통신대학원 박사졸업  
2001년 3월 : 중국 서안전자과기대학 정보통신학과 석사 졸업  
1998년 7월 : 중국 산둥대학교 통신공학과 학사 졸업  
e-mail : qhyang@xidian.edu.cn



#### 곽 경 섭 (Kwak, Kyung-Sup)

1990년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 정보통신공학부 교수(현재 인하석좌교수(IFP))  
2003년 8월 ~ 현재 : 인하대학교 초광대역무선통신연구센터(UWB-ITRC) 센터장  
2009년 1월 ~ 2009년 12월 : 한국ITS학회 회장  
2006년 1월 ~ 2006년 12월 : 한국통신학회 회장  
2000년 3월 ~ 2002년 2월 : 인하대학교 정보통신대학원 원장  
1989년 2월 ~ 1990년 2월 : 미국 IBM Network Analysis Center 연구원  
1988년 2월 ~ 1989년 2월 : 미국 Hughes Network System 연구원  
1988년 2월 : 미국 UCSD 전기컴퓨터공학과 통신이론 및 시스템(공학박사)  
1981년 12월 : 미국 USC 전기공학과(공학석사)  
1977년 2월 : 인하공대 전기공학과(공학사)  
e-mail : kskwak@inha.ac.kr  
연락처 : 032) 860-7416