

## 신경회로망을 이용한 상수처리설비의 약품주입 성능개선에 관한 연구

(A Study on the improvement of Chemicals Dosing Performance using Neural network in a Purification Plant)

류승기\* · 최도혁\* · 홍규장\* · 문학룡\* · 한태환\*\* · 유정웅\*\*\*

(Seung-Ki Ryu · Do-Hyuk Choi · Gyu-Jang Hong · Hak-Yong Moon · Tae-Hwan Han · Jeong-Woong Yu)

### 요 약

일반적으로 수처리시설은 상수처리장, 하수처리장 등을 포함하며, 이 중에서 상수처리공정은 취수, 응집, 침전, 여과, 살균소독처리 과정으로 구성되어 있다. 그리고, 응집·침전 처리공정은 상수처리시스템에서 가장 핵심부분으로, 탁도의 처리에 가장 크게 영향을 주게 되며, 이에 따른 응집제의 주입공정을 개선하기 위한 노력이 필요하다. 응집제 주입공정은 응집 반응과정에 관여하는 여러 외부요소들과 탁도와 관계가 명확히 규정되어 있지 않고, 외부환경조건에 따라 다양하게 변하는 원수로부터 적절한 응집제의 양을 간단하게 결정할 수 없는 상황이다. 따라서, 전반적인 원수처리 공정의 자동화를 위해서는 응집제 주입공정 자동화와 수처리시설의 유지관리기능을 갖춘 운영지원시스템을 관리자에게 제공하는 것이 요구되었다.

본 논문에서는 수처리시설의 설비유지관리와 응집제 주입공정을 자동화하는 운영지원시스템의 프로토타입을 구현하고자 한다. 응집제 주입공정의 자동화를 위해서 실제 수처리공정에서 1년간 수행된 응집제 투입량과 원수의 수질을 결정하는 여러 요소들과의 데이터를 이용하여 신경회로망을 학습시키고, 이를 이용하여 응집제 주입량을 결정하도록 하였다. 이렇게 구축된 응집제 주입공정 자동화는 운영지원 시스템내에서 운영되며, 운영지원 시스템은 상수처리설비의 유지보수를 위한 설비관리와 상태감시를 하는 환경을 구축하였다.

### Abstract

In general, the water process facilities include the purification plant, the waste water plant and the process of this purification plant is consisted of the intake, coagulation, settling, filtration, disinfection. The coagulation is very important in filtration processing plant and is very related to process of turbidity. The coagulation to the turbidity is, however, not yet to be clarified and the amount of coagulant can not be easily calculated. Moreover the coagulant dosing amount has to be decided adaptively according to the qualities of the raw water. So, the automation of chemicals dosing process and the supervisory system are needed to improve the performance of facilities.

In this paper, a neural network is employed to model the coagulation to the turbidity of the treated water and the historical jar-test data are used to train the neural network. And also, an automation system to support the coagulant dosing process using the neural network was implemented and was shown by the field test. This automation system for the operator support system was constructed the environment to supervise the state and management of facilities for the maintenance.

\*정회원 : 한국건설기술연구원  
\*\*정회원 : LG산전(주)

\*\*\*정회원 : 충북대 전기공학과 교수  
접수일자 : 1998. 4. 22.

## 1. 서론

공공수역의 수질개선 및 보전을 위하여 법제도 및 기술적인 면에서 노력하고 있으나, 상수원의 오염, 정수 전문기술의 부족, 상수관망의 노후화, 수처리 시설의 비효율적 관리, 물 관리의 법적·제도적 문제 및 폐수 무단방류, 하수처리장의 정화효율 저하 등으로 인하여 수돗물의 불신 등이 계속적으로 개선되지 않고 있는 실정이다. 특히, 급속한 도시화와 생활수준의 향상 및 산업발전에 따라 물 수요량은 끊임없이 증가하여, 이에 따른 상수도의 양적 공급이 해결된 반면에 상대적으로 수돗물의 질적인 문제가 제기되었다. 이와 같은 향상된 국민의 기본 욕구를 충족시키기 위하여 상수처리공정의 개선에 중점을 둔 상수도 수질개선대책의 수립이 요구되었다. 수질개선대책으로는 첫째, 수돗물의 원료가 되는 원수의 수질악화를 최소화하는 것이고, 둘째, 깨끗한 수돗물의 생산을 위해서는 상수처리공정의 전문인력의 전문적 지식과 정수처리시설의 합리적인 유지관리를 통해 과학적으로 수돗물을 생산하는 것이고, 셋째, 급·배수관의 적절한 보수와 교체 및 관리 등이 있다. 그러나, 산업발전에 따른 유해한 유기오염물질이 배출되고, 생활하수와 산업 폐수량의 증가는 상수원의 오염을 가중시키므로써, 이의 처리를 위한 개선된 상수원의 정수처리 공정이 요구되었다. 즉, 상수처리공정은 약품첨가 자동화공정과 정수시설의 관리상황, 적절한 보수 및 교체계획 등과 같은 유지관리의 체계화 등이 이루어져야 한다[1, 5].

현재 우리나라의 일반적인 정수처리 공정은 크게 취수공정, 약품주입공정, 모래여과공정, 살균소독처리 공정 등으로 구성되며, 취수공정에서는 수용가의 수요량에 따라 취수량을 결정하며, 약품주입공정에서는 약품주입에 의한 응집·침전과정을 수행하고, 살균소독처리공정에서는 염소주입에 의한 살균소독과정을 진행한다. 상수처리시스템은 응집, 침전, 여과, 살균소독과정을 반복하고, 이 중에서 약품주입공정은 일차적으로 탁도제거를 위한 핵심공정이다. 응집·침전 효과는 침전지의 탁도로 그 결과를 나타내며, 주로 온도, pH 및 알칼리도 등에 많은 영향을 받음으로 알려져 있다[1, 5, 7]. 이러한 정수처리공정은 여러공정을 거치면서 원수의 체류시간이 비교적 길고 또한, 일정하지 않으므로 약품주입에 의한 응집·침

전 효과를 즉시 확인할 수 없다. 또한 취수량과 정수장의 처리능력에 따라 체류시간도 변하게 되고, 원수의 수질 및 유량이 계절, 기후, 시간 및 원수의 온도 등에 따라 달라지는 복잡하고도 다양한 비선형 다변수 공정 특성을 가진다. 일반적으로 응집제 주입률의 결정방법 중에서 가장 널리 쓰이는 방법은 원수의 수질을 일정한 주기마다 운전원이 Jar-Test를 실시하는 것으로서, 이로부터 분석한 원수의 수질은 운전원의 경험에 의해 응집제 주입률을 결정한다[4]. 그러나 이러한 Jar-Test 방식은 운전원의 경험적 지식에 전적으로 의존하는 형태로서 운전자가 변경되면 과거의 경험지식이 활용될 수 없게 되며, 수작업에 의한 응집제 주입률의 계산상 오차가 발생하여 주입공정의 비효율성이 발생한다. 또다른 방법으로는, 수학적 모델식에 의한 주입률 결정방법으로서, 이 방법은 회귀분석법 등에 의해서 과거의 운전실적 데이터로부터 주입률 연산을 위한 선형식을 이용한다. 그러나 이 방법은 기후, 시간 및 계절 등의 환경적 요인에 의해 원수의 유량과 수질의 변화가 심각한 비선형 공정 특성을 포함하므로 선형식에 의한 주입률 결정은 부정확한 결과를 도출할 수 있으므로 효과적인 공정모델링이라 할 수 없다[3]. 최근에는 인공지능분야의 신경회로망과 퍼지이론 등과 같은 제어이론이 수처리, 소각플랜트, 도로교통, 터널시설 등과 같은 사회간접설비 분야에 적용하려는 연구가 진행 중이다[6, 9~11].

본 연구에서는 비선형성을 포함한 응집·침전 공정에 대해서 최적의 응집제 주입률을 결정하기 위해서 신경망이론을 이용하였다. 그리고, 정수처리공정의 흐름을 중앙에서 관리하며, 감독할 수 있는 운영지원시스템을 제안하였다. 먼저, 신경망에 의한 응집제의 최적주입률 결정 알고리즘은 운전원의 경험적 운전지식이 포함된 Jar-Test 데이터 중에서 양호한 응집효과, 즉 침전지의 최적 탁도를 보였던 데이터를 이용하였다. 이러한 데이터를 신경망 학습에 의해서 최적의 응집제 주입률을 결정하도록 하였다. 여기서 사용한 데이터는 1년간의 환경적 영향(계절, 기후, 온도, 유입유량 등)을 포함한 수질에 대해서 정수처리공정을 실제로 실시한 경험적 운전자료로서, 수질의 분석인자들과 숙련된 운전원의 경험적 주입에 의한 수질변화의 반응관계에 대한 지식을 포함하고 있다. 이와 같은 공정의 자동화는 상수처리설비의 안정적

운전을 위하여 효과적일 수 있으며, 설비의 트러블이나 고장이 발생할 경우 설비의 신속한 복구를 위해서도 필요하다. 따라서, 설비의 안정적 운영을 도모하기 위해서는 설비유지관리에 필요한 공정의 관련 지식을 운전원에게 지원할 필요가 있으며, 운전원은 종합적인 정보를 중앙에서 파악하거나 약품주입, 염소주입 등의 정수공정을 제어할 수 있다. 본 연구에서는 정수공정에서 핵심부인 약품주입률의 최적화를 신경망이론의 응용과 운전원에게 제공하는 운영 지원시스템의 프로토타입을 구현하였다.

## 2. 수질개선을 위한 상수처리공정 분석

상수도의 보급율은 1997년 기준으로 일본의 경우 95%정도이며, 우리나라의 경우에는 1980년도에 55%의 수준에서 1997년도에는 86%정도까지 개선되었다. 이와같이 상수도의 생산공급을 수행하는 설비는 지속적으로 시설규모가 확충되었다. 일반적으로, 상수처리설비는 하천수의 취수에서부터 수용가로 급수하기까지의 정수공정을 포함한 것이며, 정수공정은 하천수의 수질을 음용수의 수준으로 개선하기 위해 약품처리하여 정수하는 과정이다. 약품처리하는 과정에는 응집제와 염소 등의 살균제를 약품으로 주입하여 수질을 개선하는 방법이 일반적이며, 최근에는 고도정수처리를 위해 오존 및 활성탄 등의 방법을 사용하기도 한다[5]. 약품처리공정에서 염소는 일반적으로 원수를 소독하기 위해 여과처리후에 주입되나, 수질오염에 따라 원수의 정수처리하는 과정에서 응집·침전 이전에 주입하는 전염소처리, 침전지와 여과지 사이에 주입하는 중염소처리를 수행한다. 염소처리공정은 일반세균과 대장균, 조류(藻類), 철(Fe) 및 망간(Mn) 등을 줄이기 위한 과정이며, 최근들어 하천수의 수질악화에 따라 응집·침전과정에서의 유기물 제거는 한계가 있으므로 전염소 및 중염소처리가 이루어지고 있다. 여름철의 경우, 원수의 수온이 상승하고, 유기물의 농도가 증가하는 경우에는 응집처리전에 미분활성탄을 주입하기도 한다. 이처럼 염소주입공정은 상수처리공정 전반에 걸쳐 적용되고 있으며, 이에 따라 정수처리공정에서의 염소주입률을 결정하는 알고리즘의 개발이 요구되고 있다. 약품주입공정에는 염소주입공정과 함께 응집제 주입공정

등이 있으며, 응집제 주입공정은 원수에 포함된 불순물을 응집하여 침전토록 한 후 여과공정을 수행하여 수질을 개선하는 공정이다. 일반적으로 약품주입공정에서 사용하는 응집제로는 여러종류가 사용되고 있으며, 이중에서 침전효과가 양호한 약품을 사용하고 있다. 응집제는 응집의 과정을 가속화시키기 위해 주입되며, 침전지는 원수의 탁도를 침전시킬 수 있도록 설계되어 있다. 즉 응집제의 주입은 원수내의 탁질 등이 서로 응집이 되게 하여 플록(Floc)을 형성하도록 만들기 때문에 응집 덩어리가 커지면서 무게가 증가되어 빨리 가라앉게 되므로, 무거운 플록의 형성은 침전 공정에 필수이며, 가능한 빨리 침전시키도록 응집제의 주입률을 결정한다. 그림 1은 약품주입을 포함한 상수처리공정의 전반적인 프로세스를 개략적으로 표현한 것이다.

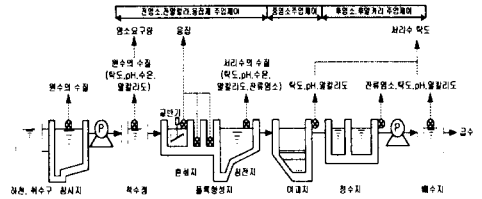


그림 1. 수질개선을 위한 상수처리공정  
Fig. 1. Water purification process for improving the water qualities

그림 1에서 보듯이 상수처리공정은 음용수로서의 급수를 목적으로 하기 때문에 수질의 안전성을 고려하여야 한다. 수질안전성에서 가장 중요한 것은 독성물질의 감시이며, 이러한 감시방법에는 어류의 생태를 감시하거나 수질검사센서를 이용하는 방법이 일반적이다. 일반적으로 취수구에서의 수질감시항목으로는 탁도(濁度), pH, 알칼리도, 전기전도도(電氣傳導度), 수온, 유막(油膜), BOD(Biochemical Oxygen Demand), COD(Chemical Oxygen Demand), 페놀류 등이 있다. 플록형성지에서는 응집상태를 확인하기 위한 방법으로 Jar-Test가 일반적으로 사용되고 있으며, 다른방법으로는 영상센서에 의한 방법이 있다. 최근에는 2파장흡광도의 변동해석에 의해 실시간으로 플록형성과정을 판정할 수 있으며, 동시에 응집제 주입제어를 통한 자동화 구현을 추진하고 있다[5]. 침전처리수는 전염소 및 알카리의 주입결과를 확인하고 중염소주입 및 여과전의 수질을 감시하며, 감시

항목으로는 탁도, pH, 알칼리도, 잔류염소 등이 있다.

약품주입공정의 자동화를 실현하기 위해서는 염소 및 응집제의 주입률을 결정하는 알고리즘이 연구되어야 하며, 여기서는 우선 응집제의 주입률을 결정하는 알고리즘을 중심으로 검토하였고, 염소주입 알고리즘은 다음에 계속 진행할 예정이다. 그리고, 이러한 개별적인 약품주입률 결정 알고리즘의 연구를 토대로 응집제와 염소의 상관관계에 의한 최적의 약품주입공정 자동화를 구현할 계획이다. 그림 2는 응집제의 주입률을 결정하기 위한 데이터로서 1년간 측정된 한강 원수의 수질변화곡선이다.

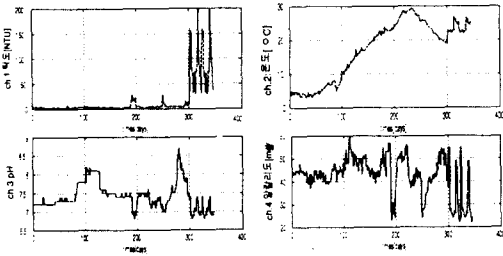


그림 2. 원수의 수질변화곡선  
Fig. 2. The variation curves of raw water qualities.

일반적으로 상수처리 공정에서 응집과 침전 반응을 고려할 때, 원수의 탁도, 온도, pH 및 알칼리도가 응집제 주입공정에 상대적으로 관련 정도가 큰 것으로 알려져 있으며, 염소주입공정의 경우에는 색도(色度), 조류(藻類), 철, 망간 등이 상대적으로 관련도가 큰 인자들로 분석되고 있다. 따라서, 응집제 주입공정에서 이들 4개의 변수들을 응집제 주입공정의 주요인자로 설정하여 공정을 모델링하고, 처리수 탁도는 응집효과를 확인할 수 있는 인자로서 설정한다.

수질변화곡선을 분석하면, 보통 원수의 탁도는 50[NTU]이내에서 변화하고 있으나, 원수의 수질이 악화되는 경우에는 약 200[NTU]까지 올라가는 현상을 보이고 있다. 원수의 탁질들은 대부분 침사지, 착수정, 플록 형성지에서 침전되어 제거되기 때문에, 여과지 전 단계에서의 원수 탁도는 약 3[NTU]정도가 되며, 다시 여과지를 거친 원수의 탁도를 더욱 저감한 후 수용가에 급수된다[2, 9]. 원수를 처리하여 수용가에 공급할 때 탁도는 2[NTU]이하, pH 농도는 5.8 ~ 8.5도 정도, 알카리 농도는 30 ~ 50[mg/l] 정도의 범위를 만족하는 약품주입률의 최적화가 요구

된다.

그러면 응집제 주입공정에 대해서 신경회로망의 입력데이터로 사용한 Jar-Test에 의해서 실험조건표를 작성한다. Jar-Test는 동일조건에서 채취한 여러 개의 원수에 응집제를 조금씩 각각 주입하여 각 원수의 반응결과를 분석한 후, 그중에서 최적의 반응결과를 보인 응집제를 선정한다. 이러한 응집제 주입결정공정을 통해서 운전원에게 주입률을 통보하고, 운전원은 조작콘솔에서 약품주입제어를 실시한다. 그림 3은 이와 같이 1년간의 Jar-Test중에서 합격한 데이터만을 모아서 원수의 상태와 응집제 주입률과의 관계를 분석한 것이다.

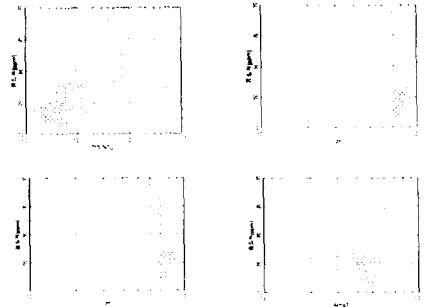


그림 3. 응집제 주입률과 수질인자와의 관계분포  
Fig. 3. The relation of coagulant dosing rate and raw water.

그림 3의 관계분포도에서 보듯이, 원수의 알칼리도와 응집제 주입률과의 관계는 알칼리도가 증가하면 따라서 증가하는 것을 알 수 있다. 그러나 탁도와 수온 및 pH 값이 비슷한 값을 갖지 않는 원수에서는 알칼리도와 응집제 주입률과의 관계는 알칼리도가 20-30ppm 사이에서 응집제 주입률이 제일 높게 나타나고 있으나, 이러한 관계가 규칙성을 갖는 것은 아니다. 한편, 원수의 pH는 응집제를 주입할 때 수중의 알루미늄 이온이 물의 수산화이온(OH-)을 모체로 하여 분자량이 큰 각종 중합체를 형성하여 응집에 영향을 주므로 응집제 투입시 반드시 고려해야 할 수질 인자이다. 그러나 응집은 수중의 각종 용존 인자에 의해서 복잡한 영향을 받으므로 실제 pH의 측정만으로 응집조건을 결정할 수는 없다. 즉, pH가 증가했다고 해서 응집제를 무조건 더 많이 주입하지는 않는다. 원수의 수온과 응집제 주입률과의 관계에서 수온은 매우 중요한 환경 인자 중의 하나로 물질의 화학적 특성을 변화시키는데 특히 저수온은 응집제

의 용해도와 가수분해 반응의 화학적 성질을 변화시키며 그로 인해 응집 메카니즘과 응집 최적 pH 범위에 영향을 미치는 것으로 알려져 있다. 물리적으로 볼때, 저수온에서의 응집체 침강속도는 매우 느린 반면 응집체로부터 생성된 응집물은 수온에 관계없이 침강성이 좋은 것으로 알려져 있다. 그러나 그림 3에 나타낸 바와 같이 수온이 증가했다고 해서 이에 비례하여 응집제 주입률이 증가한 것이 아님을 알 수 있다. 따라서, 탁도의 제거를 위한 응집제의 투입량에 영향을 미치는 수질인자들 사이에는 단순하게 관계를 결정할 수 없으며, 또한 수질인자들간의 상호작용도 존재하므로, 이러한 복잡한 입출력프로세서를 모델링하기 위하여 신경망을 응용하였다.

### 3. 약품주입공정의 성능개선 방법

#### 3.1 고전적 방법 (jar-test, 선형분석)

상수처리공정에서 취수장으로 유입된 원수의 수질을 음용수로 정화하기 위해 원수에 약품을 주입함으로써 정수하는 고전적인 방법으로서 앞에서 언급한 Jar-Test에 의해서 약품주입률을 결정하고 있다. 또 다른 방법으로는 중회귀분석에 의한 선형분석식을 도출하여 이용하고 있다. 이미 앞에서 언급한 Jar-Test에 대해서는 생략하고 중회귀분석에 의한 약품주입방법을 분석하였다.

먼저, 중회귀분석법은 여러개의 입력변수와 1개의 출력변수사이의 상호관계를 분석하여 그 관계를 선형함수 형태로 정량화한 것으로서, 출력변수에 대해서 선형식으로 표현할 수 있다. 변수들에 대한 중회귀 분석방법[13]을 이용하여 도출된 선형분석식은 다음과 같다.

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = AX \tag{1}$$

$$A = [a_0, a_1, a_2, a_3, a_4]$$

$$X = [x_0, x_1, x_2, x_3, x_4]^T \tag{2}$$

여기서,  $y$ 는 출력변수로서 응집제 주입률을 의미하며, 입력벡터로서  $x_1$ 은 원수의 탁도,  $x_2$ 는 원수의 온도,  $x_3$ 는 pH이며,  $x_4$ 는 알칼리도를 의미한다.

중회귀분석에 의해 구해진 선형분석식은 전문가가 실시한 응집제 주입률과 비교할 때 약 90% 정도의 신뢰도를 가지고 있음을 다음의 실증평가에서 확인하였다. 그러나, 선형분석식에 의한 약품주입은 외부요인의 변화에 따라 비선형적으로 변하고 있으므로 이와같은 선형분석방법은 점점 오차가 커질 수 있다. 따라서, 약품주입에 있어서 전문가의 결정량과 거의 유사한 신뢰성을 갖춘 알고리즘이 필요하였으며, 본 연구에서는 신경망 알고리즘을 응용하였다.

#### 3.2 신경망 알고리즘

신경망은 인간의 뇌와 마찬가지로 복잡한 자료를 효율적으로 처리하며 입력과 출력의 관계에 대한 학습능력을 가지고 있다. 입력계층의 입력부는 실험을 통하여 얻은 입력데이터를 받아들이며, 입력 계층의 출력부는 입력데이터의 값을 정규화한 값이다. 약품주입공정에서 응집제 주입공정에 응용한 신경망 모델은 역전파(Back propagation)알고리즘을 사용하였다. 역전파 알고리즘은 패턴을 학습하는 활성화 과정에서 사용되는 순방향 연결선의 연결강도를 학습하는 알고리즘으로 널리 사용되는 방법이다. 모든 단자들은 자신이 속한 계층보다 낮은 계층의 단자들의 출력을 입력으로 받아들여 시그모이드 함수를 사용하여 출력값을 계산하고 자신보다 높은 계층의 단자에 출력값을 전달하는 구조를 가진다. 본 연구에서의 학습과정은 상수처리 설비공정에서 얻어진 입출력데이터의 집합을 가지고 수행되었다. 다층구조 신경망은 퍼셉트론과 비슷한 구조를 갖지만 중간층과 비선형 입출력특성을 이용함으로써 학습능력을 향상시키고, 또한 중간층의 노드수에 따라서 학습성능을 변화시킬 수 있으며, 비선형 입출력 특성함수를 사용함으로써 곡선으로 결정구역을 정한다. 다층구조신경망의 학습방법은 입력패턴과 원하는 출력패턴으로 구성된 학습패턴을 사용하고, 입력패턴을 입력층에 입력하여 중간층을 통해 출력층으로 전달된다. 출력층에 전달된 출력패턴은 원하는 출력패턴과 비교하여 오차를 감소하는 방향으로 연결강도를 결정한다. 이러한 역전파 알고리즘의 연결강도의 결정은 학습오차를 감소하는 방향으로 오차를 줄여가는 기울기강하법(Gradient decent)을 이용하였다. 중간층 및 출력층의 뉴런  $j$ ,  $k$  출력을 산출하여, 출력층뉴런에서 전달된 오차로 중간층뉴런에 대한 오차계산 그림 4

는 학습오차를 줄여 모델링 성능을 향상시키기 위한 신경망 알고리즘의 흐름도이다.

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i(t) \cdot w_{ij} + O_{th} \quad o_j = f(net_j) \quad (3)$$

$$net_k = \sum_{j=1}^m o_j \cdot w_{jk} \quad net_k = \widehat{y}(t) \quad (4)$$

여기서,  $\widehat{y}(t)$ 는 신경망의 출력치,  $\eta$ 는 모멘텀(Momentum)계수,  $\alpha$ 는 연결하중의 출력오차에 대한 학습율,  $\beta$ 는 문턱치에 대한 오차의 학습율이다. 출력값과 요구출력패턴이 일치하면 학습이 종료되나 그렇지 못할 경우 이 차이를 감소시키기 위해 하단 방향으로 기울기 강하법에 의한 연결강도를 보정한

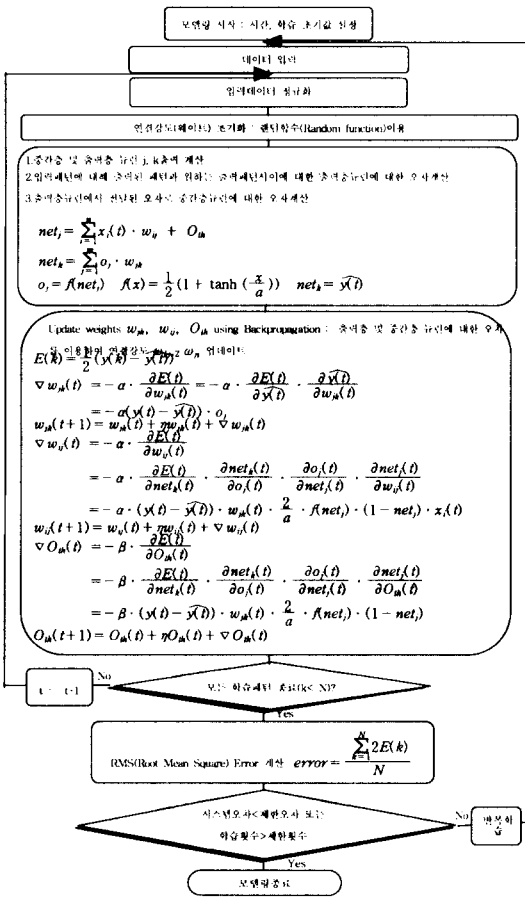


그림 4. 신경망 모델링 과정  
Fig. 4. The flow of neural network modeling

다. 학습률은  $0 < \eta < 1$ 의 값을 갖도록 하였으며, 반복 학습에 의해 추론된 출력값과 실제의 출력데이터의 오차값이 일정범위안에 들면 학습이 종료되고 모델링이 끝나게 된다. 모델링성능의 평가는 학습률, 모멘텀상수, 중간층노드수를 변화시키면서 추정오차 및 수렴성능을 분석하였다. 입력변수들은 출력변수의 영향을 균등화하기 위해서 입력변수를 정규화하여 사용하였고, 연결강도의 초기치는 랜덤함수를 이용하여 임의값으로 초기화하였다.

본 연구에서는 여러번의 학습실행에 의해  $\alpha = 0.05$ ,  $\eta = 0.0066$ ,  $\beta = 0.05$ ,  $a = 0.8$ 의 값을 적용하였다. 우리나라의 기후여건상 4계절의 기후변화에 따른 원수탁도의 변화가 많고, 특히 장마철인 경우에는 탁도가 100[NTU]가 넘는 일이 자주 발생한다. 즉, 원수의 수질상태가 비교적 양호한 정상상태(30[NTU] 이하)와 장마철과 같이 고탁도인 비정상상태(30[NTU] 이상)로 구분하여 신경망 모델을 적용하였다.

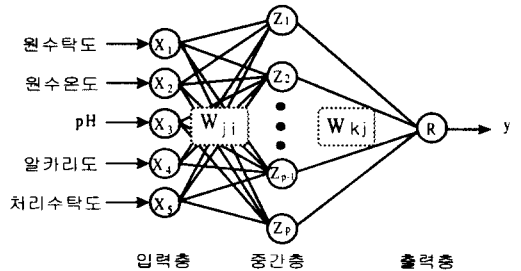


그림 5. 약품주입공정의 신경망 모델  
Fig 5. The neural network model for chemical dosing process

응집제 투입공정의 모델을 위한 신경망은 그림 5와 같이 5개의 입력뉴런과 15개의 중간층 노드, 그리고 1개의 출력 뉴런으로 구성하였다. 여기서 중간층 노드수는 여러번 학습시켜 양호한 학습성능을 보인 것으로서, 중간층의 일반성은 시스템에 따라서 적절하게 결정되고 있다.

### 3.3 상수처리 설비의 감시·유지관리용 운영지원시스템

수처리 설비의 운영지원시스템은 취수공정에서 수용가에 급수하기 위한 정수공정과 하수처리공정까지의 제반설비에 대해서 각 요소별 설비기기의 운전상

황을 감시·기록하고, 또한 주요공정에 대해서는 자동화하여 전체적인 설비성능을 향상시키는 것이 목적이다. 여기서는 수처리설비의 운영지원시스템에 대해서 제안하였고, 그중 앞절에서 언급한 신경망을 응용한 상수처리분야의약품주입공정에 대해서 구현하였다. 운영지원시스템은 하드웨어관점에서 자동화하기 위한 시스템의 구현 즉,약품 주입공정을 효과적으로 운영하기 위해서 먼저, 착수정으로부터 유입되는 원수의 탁도, 수온, 알칼리도, pH 등을 검출하기 위한 센서들을 현장에 설치하고, 이로부터 검출된 신호는 적절한 신호로 변환되어 상위시스템에 전달된다. 이렇게 센서로부터 입력된 값들은 이미 구축되어 있는 신경망의 입력변수가 되어 약품 주입률을 결정하게 된다. 이렇게 결정된 응집제 주입률은 다시 분산제어시스템으로 전달되고, 분산제어시스템에서는 원수의 유입 유량을 고려하여 최종적인 약품 주입량을 결정하여 액츄에이터를 운전하게 한다.

정리하면, 운영지원시스템은 정수처리공정의 감시 및 제어를 위해서 맨머신 인터페이스(MMI)시스템과 공정자동화를 위한 제어시스템 그리고 시스템 구성 장치간의 데이터공유를 위한 네트워크시스템 등으로 구성할 수 있다. MMI시스템은 전반적인 정수공정을 효과적으로 운영하기 위해 운전원에게 제공하는 지원시스템으로서 수처리공정의 운전상황을 감시 및 관리하는 사용자환경으로, 효율적인 설비의 유지관리 업무를 지원할 수 있다. 그림 6은 상수처리공정에서 약품주입공정을 지원하는 운영지원시스템의 전체적인 흐름을 표현한 것이다.

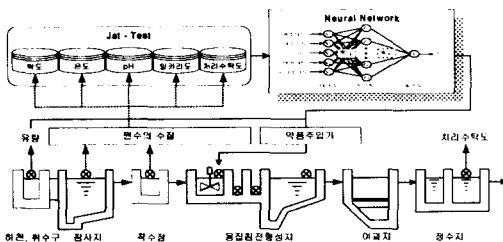


그림 6. 약품주입공정의 신경망 모델  
Fig. 6. The neural network model for chemical dosing process

이처럼 약품주입공정의 자동화에 의한 운영지원과 함께 정수처리 설비기기의 이상상태를 항상 감시하여 대형사고로의 확산을 방지하는 관리자의 세심한 주의가 필요하다. 이러한 업무를 수행하려면 운전원

은 설비기기의 구성요소, 주요설비의 사양, 설비 점검사항 등 수처리설비에 대한 정보를 사전에 파악하여야 한다. 그래서 설비계통의 정확한 파악과 더불어 설비기기의 감시, 비정상 상태의 조기발견, 설비의 합리적인 운전 등의 유지관리를 한다. 설비 유지관리 측면에서 보수요원의 부족, 보수업무의 전문성 결여 그리고 소홀한 안전점검관리 등은 유지관리업무의 어려움을 더욱 가중시키고 있는 실정이다. 따라서, 관리소홀로 인한 사고를 미연에 방지하고자 유지관리 업무를 지원할 수 있는 운영지원시스템이 요구되었다. 이처럼 설비계통의 안정성과 신뢰성을 높게 유지하기 위한 노력으로 설비 유지관리 및 상태감시시스템에 대한 욕구가 증가하고 있다.

설비 유지관리는 설비기기별 운전상황을 감시·기록하고 설비기기의 이상징후를 조기에 발견하여 적절한 조치를 취함과 동시에 이상상태 발생시 긴급조치하는 과정이다. 또한, 유지관리는 설비기기의 고장 사고가 발생하기 이전에 이상징후를 식별하여 더 큰 사고로 확산되는 것을 미연에 방지하는 것으로서, 설비기기에 대한 관리자의 충분한 경험과 세심한 주의력을 필요로 한다. 이러한 업무를 수행하려면 운전원은 설비구성, 내부결선도, 주요설비의 사양, 계통도 등 설비기기 및 주변환경에 대한 정보를 사전에 파악하여야 한다. 그래서 설비계통의 정확한 파악과 더불어 설비기기의 감시, 비정상 상태의 조기발견, 설비의 합리적인 운전 등의 유지관리를 수행한다. 또한 설비관리측면에서 보수요원의 부족, 보수업무의 전문성 결여 및 열악한 근무환경 그리고 소홀한 안전점검관리 등은 보수업무의 어려움을 더욱 가중시키고 있는 실정이다. 유지관리지원시스템은 시설물 내에서 설치·운영되는 설비기기는 기기마다 고유한 특성이 있고, 설비성능이 각각 다르므로, 이러한 설비의 상세 사양을 파악할 수 있도록 하며, 또한 비정상적인 증상이 발생한 경우, 운전원에게 증상발생원인과 대처방법을 신속하게 제공함으로써 적절한 보수 및 교체로부터 고장사고를 예방할 수 있도록 지원하는 시스템이다. 본 연구에서는 앞에서 언급한 유지관리업무의 체계와 분석내용, 그리고 고장진단배경이론에서의 데이터베이스, 지식기반시스템이론 등을 응용하여 유지관리 지원시스템을 검토하였다. 유지관리 지원시스템은 많은 양의 설비관련정보를 저장, 기록, 탐색할 수 있도록 데이터베이스프로그램을 응용하였고,

유지관리시 발생하는 고장정보를 기록하며, 이로부터 고장발생원인과 대처방법을 관리자에게 제공하도록 하였다. 또한 고장발생원인과 대처방법은 전문가의 경험적 지식으로부터 획득한 자료를 이용하였다. 그리고, 설비상태를 감시하기 위해서는 센서로부터 입력되는 정보를 컴퓨터로 데이터처리하는 하드웨어 인터페이스가 요구된다. 본 연구에서는 아날로그 및 디지털 데이터를 획득하도록 인터페이스모듈을 사용하였고, 입력형태는 전압(0~+5V)과 전류(4~20mA)로 입력된다. 입력되는 신호로부터 운전범위를 설정하여, 운전중에 이 범위를 벗어나면 주의 및 경고정보를 출력한다. 또한 입력데이터의 게더링(Gathering)은 최소 10분에서 1시간 범위 내에서 운전패턴에 맞추어 설정할 수 있으며, 게더링된 데이터를 중앙컴퓨터상에 디스플레이 한다. 본 시스템에서 구성한 설비상태의 감시알고리즘은 다음과 같다.

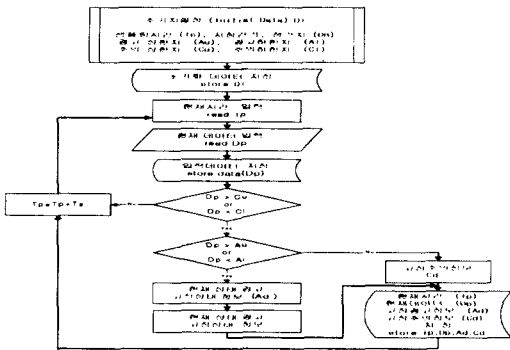


그림 7. 설비상태감시 알고리즘  
Fig. 7. The supervisory algorithm for monitoring the facilities

초기치 설정에서 샘플링시간, 저장간격, 주의범위의 상하한치, 경고범위의 상하한치, 정격치, 초기이득에 대해서 설정하고, 이와같은 초기화 데이터(Di)를 저장한다. 현재시간부터 입력데이터가 실시간으로 들어오고, 이런 현재데이터(Dp)를 1일 단위로 저장한다. 그리고 현재 시점에서 입력되는 데이터는 주의범위(Cu, Cl)와 비교하여 주의범위를 만족하면 주의정보를 사용자에게 우선 제공하고, 현재 데이터를 경고범위(Au, Al)와 다시 비교하여 이 범위를 만족하면 경고경보를 내어 사용자에게 알려주며, 관련정보로서 현재시점과 현재데이터를 저장한다. 그리고, 주의범위를 만족하지 않은 경우에는 정상운전상태임을 말

하며, 다음 샘플링시간에 데이터를 읽어들이어 온다. 주의범위는 만족하지만, 경고범위를 만족하지 않는 경우에는 주의상태라고 분석하여 현재데이터의 입력시점과 데이터를 저장하도록 하고, 다음 샘플링의 데이터가 입력되도록 한다. 운영지원시스템의 인터페이스 환경과 약품주입공정의 실증테스트결과는 다음에 언급하였다.

#### 4. 실증 테스트 결과

실증테스트의 대상은 1,320,000톤/일의 정수처리 능력을 가지고 있는 암사정수장의 데이터를 이용하였다. 검증에 사용한 데이터는 1년간 Jar-test를 실시하여 전문가의 경험적 지식이 포함된 데이터로서, 약 360여개의 적합한 샘플데이터를 사용하였다. 전문가의 경험적 지식에 의한 데이터는 실제로 정수장에서 운영한 데이터로서 실증실험을 위한 평가데이터로 사용한다. 즉, 중회귀분석과 신경망분석에 의한 알고리즘이 전문가분석에 의한 평가데이터와 비교할 때 오차가 적은 방법이 약품주입률을 양호하게 예측한 것으로 판단할 수 있다. 그림 8은 수처리설비의 감시 및 유지관리를 위한 운영지원시스템의 사용자인터페이스 환경과 상태감시환경이고, 여기에는 설비이력관리용 데이터베이스와 설비안전 트랜드의 감시 및 진단 등을 수행한다. 이 운영시스템에서 약품주입공정이 수행된다.

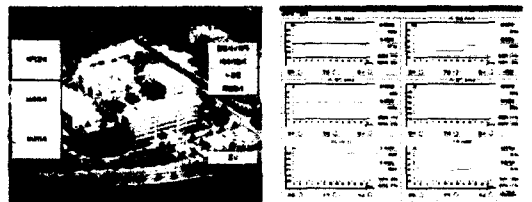


그림 8. 수처리설비의 운영지원시스템  
Fig. 8. The operation supporting system of water supply facilities

그림 9는 전문가에 의한 평가데이터와 선형분석 그리고 신경망분석에 의한 약품주입률 예측성능을 비교한 것이다.

그림 9에서 비교하였듯이, 신경망 평가방법이 선형분석법보다 전문가결정방식에 근사함을 보이고 있으며, 이는 신경망방식이 실제 플랜트의 약품주입률



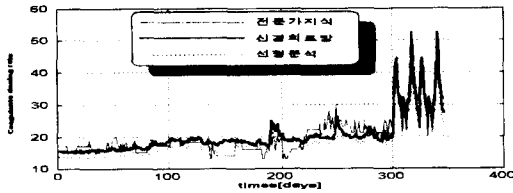


그림 9. 약품주입률의 결정방식 비교  
Fig. 9. The comparison of determination of chemicals dosing rate

에 근사하게 모델링되었음을 의미한다. 그림 9는 약품주입공정에서 두 방법의 오차율을 평가한 것으로서 신경망방법이 선형분석법보다 실측치에 근사되고 있음을 보이고 있다. 선형분석법에 의한 약품주입률의 평균오차는 원수의 탁도가 30[NTU]이하에서는 2.60이고, 30[NTU]이상에서는 4.55인 반면에 신경망방법의 경우 원수 탁도가 30[NTU]이하에서는 0.13, 30 [NTU]이상에서는 0.25로 모델링 성능이 비교적 양호함을 보이고 있다. 그리고, 그림 10은 신경망에 의한 결정이 선형분석법보다 전문가의 결정에 근접하고 있음을 보이고 있다.

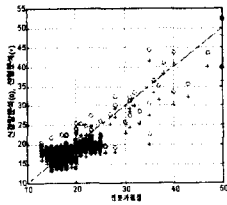


그림 10. 전문가지식과 신경망 및 선형분석의 주입률 결정의 관계  
Fig. 10. The of Chemical dosing rate relation in neural network/linear analysis vs. expert knowledge

약품 주입률 결정방식에 의해서 처리수의 탁도를 비교한 결과, 선형분석법보다 신경망 분석법이 전반적으로 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다. 그림 11

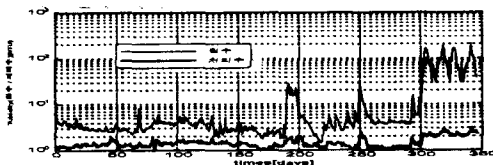


그림 11. 원수와 처리수의 탁도 변화  
Fig. 11. The turbidity variations of raw and treated water

은 신경망 결정방식을 이용하여 원수의 탁도를 처리한 결과로서 처리수의 탁도 변화를 원수의 탁도 변화와 비교한 것이다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 상수처리시스템의 응집제 주입공정의 최적화를 위하여 숙달된 전문가에 의한 과거의 Jar-Test 데이터로부터 신경망을 이용한 약품주입공정을 모델링하였고, 제안된 모델로부터 현재의 수질 상태에 최적인 응집제 주입률을 결정하는 방법과 상수처리공정의 효율적 운영을 위한 지원시스템의 구축방안에 대해서 제안하였다. 제안된 기법에서 사용한 평가데이터는 현장에서 실제로 실시된 전문가 운전지식이 포함된 데이터를 사용하였으며, 실증평가를 통해 신경망의 모델링 성능이 양호함을 앞 절에서 언급한 바와 같이 평가하였다. 그리고, 현장 적용 및 통합적인 운영을 위한 운영지원체계의 프로토타입을 구현하여 효과적인 설비의 운영을 지원하게 하였다.

제안된 알고리즘은 정수장의 약품주입 공정 중에서 염소주입공정과 알칼리제 주입공정 등에도 유사하게 활용이 가능하리라 생각된다.

## 참 고 문 헌

- (1) 건설부, 상수도시설기준, 상하수도 협회, pp.23~45, 1992. 12.
- (2) 박중현 외, 상수도 공학, 동명사, pp. 192-395, 1992.
- (3) 유명진 외, 한강의 물관리현황 및 대책, 환경 보전, 16권, 263호, pp.8~14, 1994
- (4) Baba K. et al., "A flocc monitoring system with image processing for water purification plants", Nice Water Supply, Vol.6, pp.323~327, 1988.
- (5) 高橋 和孝 外 2, "水の高度處理とプロセス制御", Fuji Electric Journal, Vol.70 No.6, pp.314-319, 1997.
- (6) C.T.Lin, C.S. George Lee, "Neural Fuzzy Systems", Prentice-Hall, 1995.
- (7) Yagishita O., Itoh O. and Sugeno M., "Application of fuzzy reasoning to the water purification process", Industrial Applications of Fuzzy Control, Ed. M. Sugeno, Elsevier Science Publisher, pp.19-39, 1985.
- (8) M.T.Yin, MK.Stenstrom, "Fuzzy Logic Process Control of HPO-AS Process", J. of Env. Eng., vol. 122, no.6, pp.484-492, 1996.6.
- (9) Baba K., Enbutsu I., Yoda M., "Explicit representation of knowledge acquired from plant historical data using neural network", Proceedings of IJCNN '90 San Diego, vol.3, pp. 155-160, 1990.
- (10) Baba K., Enbutsu I., Matsuzaki H., Nogita S., "Intelligent support system for water sewage treatment plants which

includes a past history learning function-coagulant injection guidance system using neural network algorithm", Inst. Cont. and Aut. of Water and Wastewater Treatment and Transport Systems, pp. 227-234, 1990.

(11) Watanabe S. et. al. 6, "Intelligent Operation Support Systems for the Activated Sludge Process", Water Science Tech., vol.28, pp.325-332, 1993.

◇ 著者紹介 ◇



류 승 기 (柳承基)

1967년 12월 13일생. 1992년 충북대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1994년 충북대 대학원 전기공학과 박사수료. 현재 한국건설기술연구원 연구원.



최 도 혁 (崔度赫)

1962년 3월 9일생. 1991년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 숭실대 대학원 전기공학과 박사수료. 현재 한국건설기술연구원 선임연구원.



문 학 룡 (文鶴龍)

1963년 9월 5일생. 1993년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 숭실대 대학원 전기공학과 박사과정. 현재 한국건설기술연구원 선임연구원.



홍 규 장 (洪圭壯)

1960년 1월 24일생. 1989년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 숭실대 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 한국건설기술연구원 선임연구원.



한 태 환 (韓太煥)

1958년 3월 5일생. 1987년 한양대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 충북대 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 LG산전(주).



유 정 웅 (柳正雄)

1941년 1월 20일생. 1976년 단국대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 단국대 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 충북대 전기공학과 교수.