

지능알고리즘에 의한 정수장 약품주입제어에 관한 연구

A Study on Coagulant Feeding Control of the Water Treatment Plant Using Intelligent Algorithms

김 용 열, 강 이 석

(Yong-Yeol Kim and E-Sok Kang)

Abstract : It is difficult to determine the feeding rate of coagulant in the water treatment plant, due to nonlinearity, multivariables and slow response characteristics etc. To deal with this difficulty, the genetic-fuzzy system, genetic-equation system and the neural network system were used in determining the feeding rate of the coagulant. Fuzzy system and neural network system are excellently robust in multivariables and nonlinear problems. but fuzzy system is difficult to construct the fuzzy parameter such as the rule table and the membership function. Therefore we made the genetic-fuzzy system by the fusion of genetic algorithms and fuzzy system, and also made the feeding rate equation by genetic algorithms. To train fuzzy system, equation parameter and neural network system, the actual operation data of the water treatment plant was used. We determined optimized feeding rates of coagulant by the fuzzy system, the equation and the neural network, and also compared them with the feeding rates of the actual operation data.

Keywords : neural network, genetic algorithms, fuzzy system, water treatment, coagulant feeding rate

I. 서론

인구의 증가와 급속한 산업화에 따라 오염은 심화된 반면 생활수준의 향상으로 수요량의 급증과 양호한 수질에 대한 요구는 점점 높아지고 있어 효과적이고 체계적인 정수처리가 요구되고 있다. 상수도 정수장에서는 원수의 탁질제거를 위해 응집·침전과 여과공정을 거친다. 대부분의 탁질을 제거하는 응집·침전에서는 응집제를 주입하여 플록의 자중에 의한 침전으로 탁질을 제거하는데, 이때 주입되는 응집제 주입률은 자동수질측정기에서 측정되는 원수의 탁도, pH, 알칼리도, 수온, 전기전도도 외에도 수많은 인자와 서로 유기적이며 비선형적인 관계를 갖고 있다. 또한 응집제 주입지점인 혼화지 유입부와 응집제주입에 따른 탁질제거효과를 판단할 수 있는 침전지 유출지점간에는 체류시간이 3시간 이상 존재하여 실시간 피드백 제어가 곤란하다. 이러한 문제가 있어 정수장에서는 일종의 모의실험인 자실험(jar-test)을 1회/일 이상 실시하여 응집제주입률을 결정하고 있으나 조건의 변화, 단속적인 결과, 수동실험의 불편 등으로 약품주입자동화의 걸림돌이 되고 있다[1].

응집제주입률 결정에서 이와 같은 어려움을 개선하고자 하는 노력은 크게 세 가지로 분류되고 있다.

첫째는 기존의 방법인 자실험의 불편함과 정도를 개선하고자 자동실험장치를 개발하려는 노력으로 山本信 [2]은 자동 자실험기에 의해 응집제와 알칼리제의 자동주입이 가능함을 발표하였다.

둘째는 응집제 주입 직후의 상태를 센서를 이용한 측정으로 체류시간 후의 결과를 예측함으로써 실시간 피드백 제어를 실현하고자하는 방안이다. Bean 등[3]은 응집제주입에 따른 제타전위값의 변화율, Dental 등[4]은 정수장에서의

유동전류측정기(streaming current detector)에 대해서 기술하였고, Mohammad 등[5]은 유동전류측정기를 이용한 폴리머 자동주입제어에 대하여 발표하였다.

셋째는 통계적인 방법, 원수 수질에 따른 계산식 산출 및 과거운전자료나 자실험 자료의 학습에 의한 최적주입률 결정 등과 같은 피드퍼워드 제어를 실현하고자하는 방안이다. 山村文雄[6], 김홍석[7] 등은 다변수회귀법을 이용하여 수질인자와 응집제주입률과의 관계에 대한 주입률식을 구하였으며 신속하고 정확하게 응집제주입률을 구할 수 있었다고 보고하였다. Sugeno 등[8]은 운전자의 경험을 바탕으로 퍼지추론하여 운전실적자료와 비교하였다. 우광방[9] 등과 박희경[10] 등은 과거운전자료로 신경회로망을 학습하여 결과를 운전실적자료와 비교하였고, 김용열, 강이석[11]은 유전알고리즘-퍼지를 이용하여 최적화 퍼지시스템을 구하였고, 결과를 운전주입률과 비교 분석하였다. 정우섭 등[12]은 뉴로-퍼지에 의한 응집제주입률을 구하였다. 알고리즘에서 퍼지시스템이 정수처리공정에 적합하다는 것은 sugeno [8] 등에 의해 입증되었으나 그 구성의 어려움으로 학습능력이 있는 유전알고리즘[13], 신경회로망[12] 등과의 합성으로 최적화 알고리즘을 구성하여 목적을 달성하려 하고 있다.

본 논문에서는 유전알고리즘에 의해 탐색되는 유전문자열로 퍼지파라미터인 규칙표와 멤버쉽함수를 조정, 최적화시켜 응집제주입률을 결정하는 유전알고리즘-퍼지시스템, 유전알고리즘에 의해 주입률식의 파라미터를 탐색하여 최적화시키는 유전알고리즘-주입률식 및 신경회로망에 의해 가중치(weight)를 학습시키는 신경회로망시스템에 의한 응집제 주입률 결정을 구현하고 각 시스템의 성능비교와 응집제 주입공정의 자동화 가능성 파악을 위해 정수장의 실제 과거운전실적자료를 입력자료로 학습을 수행하였다. 근사최적화된 유전알고리즘-퍼지시스템, 유전알고리즘-주입률식 및 신경회

논문접수 : 2002. 6. 30., 채택확정 : 2002. 12. 10.

강이석 : 충남대학교 기계설계공학과(eskang@cnu.ac.kr)

김용열 : 한국수자원공사 광주권관리단(yykim@kowaco.or.kr)

로망 각각에 대하여 탐색에 사용하지 않은 자료를 연산하여 응집제주입률을 결정하고, 실제 정수장에서의 운전주입률과 비교분석을 실시하였으며, 각 시스템별 성능을 비교하여 유전알고리즘-퍼지시스템의 우수성과 응집제주입공정의 자동화 가능성을 확인하였다.

II. 알고리즘

1. 유전알고리즘-퍼지시스템

유전알고리즘은 진화의 법칙인 적자생존과 자연도태의 원리를 기반으로 정립된 최적화 알고리즘이다. 제생, 교배, 돌연변이 연산자에 의하여 학습을 실시하는데 학습영역에 다수의 탐색점을 분포시켜 목적함수값과 제한 조건의 오차 정도에 따라 각 탐색점에 적합도를 부여한다. 교배율과 돌연변이율은 초기에 설정하여 주는데 자연생태계에서도 돌연변이가 발생할 확률이 적으므로 되도록 작게 설정하고 교배율을 크게하여 안정적으로 탐색이 이루어지도록 하였다[14]

비선형적이고 다변수적인 시스템을 대상으로 한 퍼지 제어기와 퍼지모델링기법은 제어성과 유용성에서 우수한 성능을 발휘하는데 이는 퍼지시스템에 기초하고 있다. 퍼지시스템은 크게 퍼지규칙과 추론엔진으로 구성되어 있다. 퍼지규칙은 퍼지조건문을 사용하여 입력변수와 출력변수가 결정되며 추론엔진으로는 내적-합 무게중심(product-sum gravity)법을 적용하였으며, 퍼지추론에 사용되는 멤버쉽함수는 삼각형으로 초기에 수질변동폭을 균등 분할한 후 탐색에 의해 최적화하여 사용하였다[15].

퍼지시스템에서 가장 어려운 점은 규칙표(rule table)와 멤버쉽함수를 구성하는 일이다. 고도의 비선형 다변수특성을 갖는 시스템의 규칙을 단순히 전문가의 경험적 지식이나 실험에 의해 구성하는 일은 상당히 주관적이며 장기간이 소요되고 경험에 의존하기 때문에 최적의 규칙표를 결정하기란 쉽지 않다. 유전 알고리즘은 정점 근방까지는 빨리 수렴하고, 국부적인 최적화에 빠지지 않는 장점이 있으나 최종값을 보장하지 못한다는 단점이 있다. 따라서 단점을 상호보완하고 장점을 이용해 문제점을 해결하기 위하여 합성을 실시하였다[13][16]. 응집제주입률 결정을 최적화하기 위하여는 궁극적으로 (1)의 목적함수값 E 를 최소화시키는 규칙표와 멤버쉽함수를 구성하는 것이다. 반면에 유전 알고리즘에서는 적합도 함수를 최대화시키도록 진화가 이루어지므로 최소화문제를 최대화문제로 변경하여야 한다. 변환 방법에는 (2)과 같이 목적함수의 역수를 적합도함수로 사용하였다.

$$E = \sum_{i=1}^N \frac{|RPAC - CPAC|}{\sum_{i=1}^N RPAC} \quad (1)$$

$$f = 1 / E \quad (2)$$

여기서 $RPAC$ 는 실제 주입된 응집제주입률이고, $CPAC$ 는 퍼지추론에 의하여 계산된 응집제주입률 그리고 N 은 운전실적자료의 개수이다.

복수 파라미터로 구성된 최적화 문제를 푸는데 성공적으로 사용된 코딩 방식은 다수의 단일 파라미터를 직렬로 연결하는 것이다. 규칙표의 경우에 입력변수 4가지를 몇 가지 퍼지변수의 수에 대하여 실험을 수행하였고 실험결과를 바탕으로 퍼지변수의 수를 일반적으로 많이 사용하는 5로 하였다. 중복순열에 의하여 $5 \text{P}4 = 625$ 가지의 퍼지규칙이 필요하고, 멤버쉽함수의 경우에 입력변수 4가지에 각 입력변수별로 그림 2와 같은 멤버쉽함수의 지지요소(support element)인 삼각형 꼭지점요소가 13개씩 있어 52개의 문자와 밑변을 1로한 출력변수 멤버쉽함수 문자가 5개로 총 682개의 문자로 문자열을 구성하여 동시탐색을 실시하였다. 그림1은 문자열, 멤버쉽함수 및 적합도 함수의 구성을 보여주고 있다. 여기서 문자열의 625개 문자에 사용된 숫자 0=NB, 1=NS, 2=ZE, 3=PS, 4=PB을 의미한다. 멤버쉽함수는 멤버쉽함수 조정문자인 57개 문자와 1:1로 대응시켜 (3) 및 그림 2와 같이 멤버쉽함수의 지지요소인 삼각형 꼭지점 요소 각각을 좌우 이동하여 최적의 멤버쉽함수를 탐색하는 방법이다. Δ_i 는 꼭지점요소의 좌우 이동량을 나타내는 변수이고 A_i 는 멤버쉽함수의 삼각형 꼭지점요소이다.

$$A_i = A_i + \Delta_i \quad (3)$$

여기서 $i = 0, \dots, 12$ 이다.

그림 2에서의 적합도는 규칙표와 멤버쉽함수를 운전실적 자료 전체에 적용해서 발생하는 (2)에서의 적합도 f 를 의미한다. 최적화하는 수질 급변자료가 적기 때문에 일부를 포기하고 나머지 자료만 최적화하면 적합도가 증가하므로 일부 자료에 대한 탐색을 포기하는 현상이 발생하였다. 이를 해결하고 빠른 시간내 정점근방에 접근하도록 탐색영역을 조절하였다. 탐색이 진행되면서 최대오차를 점차 감소시켜오써 탐색영역이 축소되어 탐색시간은 단축시켰다.

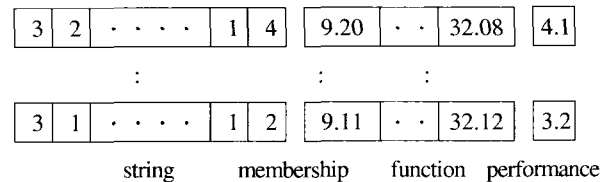


그림 1. 유전알고리즘-퍼지시스템의 문자열 구성.
Fig. 1. String structure of genetic-fuzzy system.

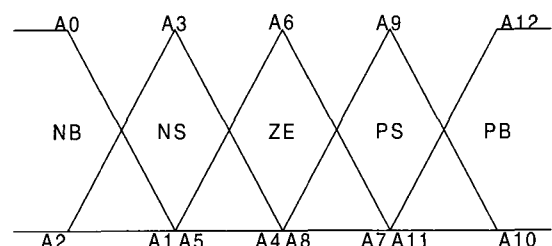


그림 2. 멤버쉽함수.
Fig. 2. Membership function.

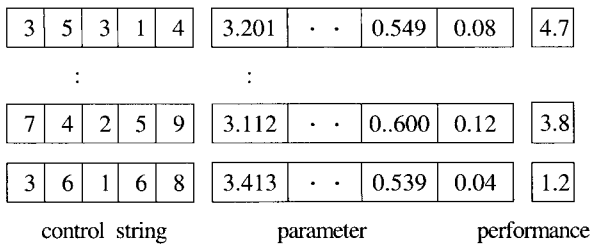


그림 3. 유전알고리즘-주입물식의 문자열 구성.

Fig. 3. String structure of GA-equation.

2. 유전알고리즘-주입물식

원수의 수질 4가지를 독립변수로하고 응집제주입률을 종속변수로하여 유전알고리즘을 이용한 탐색으로 주입물식을 구하였다[7]. 응집제주입률 결정에서 국부최적값이 존재할 수 있으므로 참고문헌[7]에서 제시하는 파라메타값을 초기값으로 선정하였다. 지역적, 시간적 차이는 있을 수 있으나 근본적인 특성에서는 큰 오차가 없을 것으로 본다. 본 논문에서는 그림 3에서와 같이 제시한 유전문자열을 이용하여 유전알고리즘-퍼지시스템에서의 멤버쉽함수 탐색과 같은 방법으로 응집제주입물식의 파라메타를 탐색하였다. 파라메타와 대응하는 문자열에서 5를 빼고 10000으로 나눈 값을 기존의 파라메타와 합하여 변경시킨다. 제시하고 있는 여러 가지 형태의 응집제주입물식에 모두 적용해본 결과 가장 우수한 (4)를 이용한 최적화를 실시하였으며 적합도함수는 유전알고리즘-퍼지시스템과 동일하게 적용하여 비교할 수 있도록 하였다.

$$CPAC = \frac{a \cdot TU^b \cdot AL^c \cdot PH^d}{TE^e} \quad (4)$$

여기서 CPAC: 응집제주입률, TU: 원수탁도, AL: 알칼리도, PH: pH, TE: 수온, a~e는 파라메타를 의미한다.

3. 신경회로망시스템

비선형시스템 제어에 효과적이며 병렬분산학습능력을 가진 신경회로망은 다변수시스템으로 적용이 쉽고 학습력과 적응력을 갖추고 있어, 학습데이터에 의해 학습된 신경회로망은 학습데이터에 포함되지 않은 입력에 대해서도 일반적으로 추정할 수 있다. 또한 독립된 입력의 상호작용에 의해서 출력력을 산출하는 구조로 되어 있으므로 다변수시스템으로 적용이 간단하다. 신경회로망에는 많은 종류가 있지만 그림 4와 같이 학습능력을 갖는 역전파 알고리즘(back propagation algorithm)을 적용하였고 입력층에는 수질인자 4개의 절점, 은닉층에 35개의 절점 및 출력층에 응집제주입률 1개의 절점으로 시스템을 구성하였다. 은닉층 절점수는 비선형성이 큰 상수도정수장에 적용되는 관계로 정도향 상을 위하여 다양한 절점수에 대하여 적용하여 비교한 결과 출력오차의 합이 가장 작은 35개의 은닉층 절점수를 택하였다. 신경회로망시스템은 초기에 층간 가중치, 입력값 및 출력값이 주어진다. 주어진 입력값에 대한 출력값이 계산되면 원하는 출력값과의 오차를 계산하여 이 오차가 작아지는 방향으로 초기 가중치가 조절되어간다. 이와 같이 출력오차가 최소화되도록 층간 가중치를 반복학습에 의해 조절하여 최적화시킨

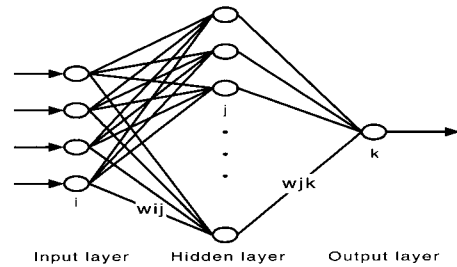


그림 4. 신경회로망 시스템의 구조.

Fig. 4. Structure of neural network system.

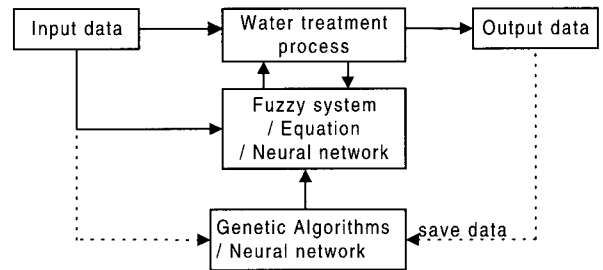


그림 5 모델링.

Fig. 5. Modeling.

표 1. 초기설정값.

Table 1. Initial setting value.

System / Item	GA-fuzzy	GA-equation	Neural network
Input variables	4		
Output variables	1		
Mutation rate / Learning rate	0.2		0.005
Crossover rate / Momentum coefficient	0.7		0.05
Rule table / Parameter / Hidden nodes	625	5	35

다. 따라서 학습자료 전체가 아닌 각각의 자료에서 구한 응집제주입률오차에 의하여 학습이 진행되고, 모든 데이터를 반복학습하면 결국에는 최적화 시스템이 되는 것이다.

III. 시뮬레이션

1. 모델링

정수처리공정의 응집제주입률 결정의 모델링은 그림5와 같다. 과거운전실적자료를 학습자료로 이용하여 유전알고리즘에 의해 퍼지시스템과 주입물식이 탐색되고, 신경회로망에 의해 신경회로망의 가중치가 학습되면서 신경회로망시스템이 완성된다. 이렇게 완성된 퍼지시스템, 주입물식 및 신경회로망시스템으로 자동수질측정기에서 측정되는 원수수질에 따라 실시간으로 응집제주입률이 결정된다.

응집제주입률이 결정되면 정수장 유입수량과 곱해져 주입해야할 응집제양이 약품주입기에 의해 주입된다. 일정시간

표 2. 결과비교.

Table 2. Comparison of the test result.

Item	Error	
	Max error	Average error
GA-fuzzy	14.15 ppm	2.54 ppm
GA-equation	20.24 ppm	2.79 ppm
Neural Network	14.86 ppm	2.64 ppm

이 경과할 때마다 새로이 생성된 운전실적자료를 이용하여 시스템을 학습함으로써 좀더 최적의 시스템으로 접근해 가게 된다.

시스템의 구성요소 및 초기설정값은 표 1과 같다. 각 시스템의 성능비교를 위하여 같은 학습자료와 같은 평가자료를 이용하였으며 충분한 학습을 실시하였다.

2. 시뮬레이션

학습과 평가에 사용된 자료는 한국수자원공사 석성정수장에서 1996~1999년까지 응집제로 폴리염화알루미늄(PAC)을 사용하고 하루동안 운영자료를 대표하는 일간 운전실적자료를 사용하였다. 석성정수장은 하천 취수하므로 수질변화가 심하고, 원수수질이 좋지 않은 특징을 가지고 있어 성능평가에 좋은 조건을 갖추고 있다. 원수의 수질에서 알칼리제 주입에 따른 pH와 알칼리도의 변화는 상수도시설기준에서와 같이 소석회 1ppm 주입에 대하여 알칼리도 1.298 ppm 증가와 pH가 0.09증가하는 것으로 반영한 후 학습에 이용하였다. 운전실적자료를 학습자료로 퍼지시스템, 주입률식 및 신경회로망을 구성하였고 검증을 위하여 학습에 사용하지 않은 자료로 응집제주입률을 결정하고, 같은 시간에 주입된 실제 주입률과 비교 및 각 시스템의 성능을 비교 검토하였다.

IV. 결과 및 고찰

1. 결과

평가를 위해 폴리염화알루미늄을 응집제로 사용한 운전 실적자료 중 약 2년 간인 220일간의 자료로 학습을 실시하고 학습된 퍼지시스템, 주입률식 및 신경회로망시스템을 사용하여 학습자료 이후 220일간의 응집제주입률을 구하여 실제주입률과 비교하였고 각 시스템별 성능을 비교 분석하였다. 각 시스템의 학습결과가 우수할수록 평가결과도 우수하였으며, 평가방법이 실적용시와 유사하므로 평가결과만을 표시하였다. 각 시스템의 평가결과를 그림 6, 그림 7, 그림 8에서 나타내고 있으며, 표 2에서 결과 비교를 제시하고 있다. 유전알고리즘-퍼지시스템이 가장 우수함을 알 수 있다. 신경회로망 시스템은 유전알고리즘-퍼지시스템과 미소한 차이지만 결과에서 유전알고리즘-퍼지시스템보다 성능이 다소 떨어지고 있다.

2. 고찰

각 시스템을 동일한 조건에서 비교하기 위하여 같은 운전실적자료를 사용하여 학습을 실시하였다. 시스템 특성상 유전알고리즘-퍼지시스템은 규칙표가 NB=0, NS= 1, ZE=2, PS=3, PB=4로 구성되는 반면 신경회로망시스템은 가중치가

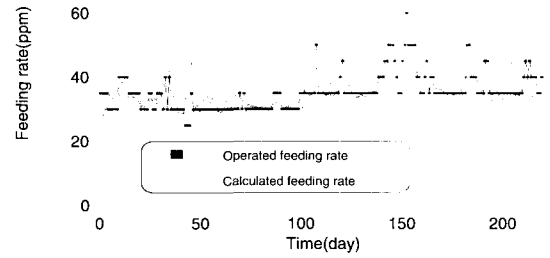


그림 6. GA-fuzzy 최적화시 응집제주입률의 비교.

Fig. 6. Comparison of the feeding rate with GA-fuzzy optimization.

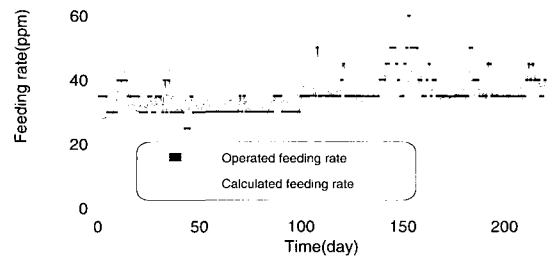


그림 7. 주입률식 최적화시 응집제주입률의 비교.

Fig. 7. Comparison of the feeding rate with equation optimization.

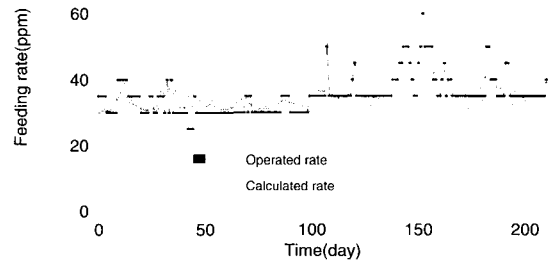


그림 8. 신경회로망 최적화시 응집제주입률의 비교.

Fig. 8. Comparison of the feeding rate with neural-network optimization.

표 3. 유전알고리즘-퍼지시스템 규칙표.

Table 3. Rule table of genetic algorithms-fuzzy system.

			Alcalinity										
			ZE					PS					
			water temperature					water temperature					
			N	N	Z	P	P	N	N	Z	P	P	
			B	S	E	S	B	B	S	E	S	B	
t u r b l i t y	N	P	NB	1	1	1	1	1	1	0	0	1	2
			NS	1	1	2	1	1	1	0	0	1	2
			ZE	3	0	3	1	1	0	1	0	0	2
			PS	2	2	1	1	1	0	1	3	0	1
			PB	1	2	1	1	1	0	0	0	0	1
	Z	P	NB	1	1	1	1	1	1	0	0	3	0
			NS	1	1	2	1	1	1	0	0	3	4
			ZE	1	3	4	1	1	4	1	2	0	4
			PS	1	1	1	1	1	0	2	1	2	1
			PB	2	1	1	1	1	3	0	4	4	1

실수로 구성된다. 가중치수에서 신경회로망시스템은 $4 \times 35 + 35 = 175$ 개로 유전알고리즘-퍼지시스템의 625가지보다 적다. 그러나 신경회로망시스템은 175개가중치가 모두 동일하게 적용되거나 유전알고리즘-퍼지시스템에서는 응집제주입률 계산시마다 625가지 문자 중에서 16개 정도만이 사용될 뿐이다. 정확한 계산이 가능할 조건을 갖추고 있다고 볼 수 있다. 그럼에도 유전알고리즘-퍼지시스템에 비하여 안 좋은 결과를 나타내는 것은 유전알고리즘-퍼지시스템의 경우 탐색과정이 탐색자료조합 전체에 대하여 최적화할 수 있는 구조로 이루어져 있는 반면 신경회로망시스템은 학습자료 조합 각각의 오차로 학습이 이루어지므로 전체가 아닌 각각의 자료에 대하여 최적화하도록 되어 있기 때문이다. 또한 근본적으로 자실험에 의한 응집제주입률 결정과 근무자에 의한 조정에 의하여 운전되는 운전실적 자료이므로 어느 정도의 오차를 포함하고 있고, 이러한 데이터를 이용한 최적화이며, 4가지 수질인자가 모든 수질을 대변하고 있으므로 응집제주입률에 반영 안된 수질인자는 오차로 작용한다. 반면에 응집제의 효과에 범위가 있어 오차부분을 보완하고 있다. 따라서 전체자료에 대하여 최적화시키는 시스템의 성능이 우수한 것은 당연하다. 유전알고리즘-주입률식이 가장 좋지 않은 결과를 나타내는 것은 파라메타가 5개로 상대적으로 적은 파라메타로 비선형성이 심한 비선형시스템을 표현하는데는 한계를 드러낸 것으로 본다. 그러나 사용하는 데는 가장 간편하여 장마철같이 갑자기 수질이 변하는 시기에 적용하는데는 유익할 것으로 본다. 규칙표의 변화에 영향을 미치는 자료는 유전알고리즘-퍼지시스템의 경우, 전체 탐색자료에 대한 적합도가 되며, 신경회로망시스템의 경우는 각 자료 조합의 오차가 된다. 신경회로망시스템도 유전알고리즘-퍼지시스템과 같이 학습자료 전체에 대하여 +오차와 -오차를 각각 합하여 그 차로 학습한 결과 수렴하지 못하고 발산하였다. 이는 오차를 포함하는 자료전체에 만족하는 시스템을 구성하는데

$$CPAC = \frac{3.212 \cdot TU^{0.289} \cdot AL^{0.171} \cdot PH^{0.549}}{TE^{0.09}} \quad (5)$$

유전알고리즘-퍼지시스템이 신경회로망시스템보다 우수함을 증명하는 결과이다. 유전알고리즘-주입률식에 의한 학습 결과는 (5)와 같다. 수식만 구하면 쉽게 활용할 수 있고, 수질변화에 따른 수식의 최적화가 쉬워 활용가치가 높을 것으로 사료된다. 파라메타의 수가 5개로 다른 시스템에 비해 상대적으로 적은 것이 오차가 큰 원인으로 보며, 파라메타의 수를 증가시키면 오차도 줄어들 것으로 본다. 또한 어느 정도의 오차는 응집제의 성능범위내에서 만회가 가능하기 때문에 큰 오차가 없는 한 적용에는 문제가 없을 것으로 본다. 새로 건설된 정수장과 새로운 응집제 사용시는 학습자료가 있어야하는 본 시스템을 바로 적용하기는 어렵고, 탐색자료가 많을수록 정확한 주입률 결정이 가능할 것으로 본다.

제시한 알고리즘을 사용하여 정수처리공정의 응집제주입률을 결정하면 응집제주입의 자동화가 가능할 것으로 본다. 그래도 수질관리특성상 평상시에는 응집제의 응집성능범위

가 있어 큰 문제가 없으나 장마철과 같이 집중적인 강우기간에는 수질변화가 커서 수질관리에 주의가 요망된다. 조류발생시, 사고에 의한 수질 이상시 및 수질의 특성이 많이 바뀐 경우에는 응집제주입률의 규칙이 맞지 않는 관계로 각별한 주의가 요망된다. 따라서 유동전류측정기나 자테스터와 합성해서 시스템을 구성해 사용하는 것도 바람직할 것으로 본다.

V. 결론

비선형이고 다변수적인 특성을 갖는 정수장 응집제주입률 결정을 위한 유전알고리즘-퍼지시스템, 유전알고리즘-주입률식 및 신경회로망시스템을 이용한 응집제주입률결정을 제안하였으며, 제안된 알고리즘이 수질변화에 잘 추적함을 확인하였고, 다음과 같은 결론을 얻었다.

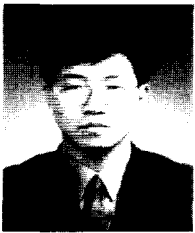
- 1) 유전알고리즘을 이용하여 근사 최적화된 퍼지시스템 구성과 주입률식 파라메타를 구할 수 있었고, 신경회로망시스템을 이용한 응집제주입률 결정 결과와 비교하였다.
- 2) 유전알고리즘-퍼지시스템이 3가지 알고리즘 중에서 성능이 가장 우수하였으며, 간편하게 사용할 수 있는 유전알고리즘-주입률식을 제안하였다.
- 3) 대국민 음용수와 관련되어 민감한 사항이므로 off-line으로 검증기간을 거친 후 실용화하여야 할 것이다.
- 4) 근본적으로 어느 정도의 오차를 포함하고 있는 최적화이므로 정도를 높일 수 있는 방안을 지속적으로 모색하여야 할 것이며, 유도전류측정기나 자실험을 합성해서 정도를 높일 수 있는 방안도 연구가 필요하다. 또한 소석회, 전염소 및 활성탄 등과 같은 약품투입을 모두 포함하는 시스템으로 발전시켜야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 환경부, 「水道施設基準」, 1997. 12.
- [2] 山本信二, 鈴木潔, "Automatic dosing control of coagulant and alkaline chemicals by the auto jar tester," 일본공업용수, Vol. 407, pp. 12-17, 1992.
- [3] E. L. Bean, S. J. Campbell, F. R. Anspach, "Zeta potential measurements in the control of coagulation chemical doses," J. AWWA, Vol. 56, No.2, pp. 214-227, 1964.
- [4] S. K. Dental and K. M. Kingery, "Using streaming detectors in water treatment," J. AWWA, Vol. 81, 3 pp. 85-94, 1989.
- [5] M. M. Abu-orf and S. K. Dental, "Automatic control of polymer dose using the streaming current detector," Water Environment Research, Vol. 70, pp. 1005-1018, 1998.
- [6] 中村文雄, "응집제주입량 결정방식에 관한 연구 (II)", 일본수도협회잡지, 제 481호, pp. 26, 1974.
- [7] 김홍석, 김성현, "Jar-Test를 이용한 凝集劑 注入率 決定에 관한 實驗研究," 대한상하수도학회지, 제 2호, pp. 39-46, 1993.
- [8] T. Takagi, M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, Vol. SMC-15,

No. 1, pp. 116-131, 1985.

- [9] 남의석, 박종진, 장석호, 차상엽, 우광방, 이봉국, 한태환, 고택범, "신경회로망을 이용한 상수처리시스템의 응집제 투입 공정 최적화," 제어 · 자동화 · 시스템공학 회 논문지, 제 3권, 제 6호, pp. 644-651, 1997.
- [10] 주대성, 최동진, 박희경, "인공신경회로망을 이용한 응집제 최적투입률 결정," 한국물환경학회지, 제 15권, 제 1호, pp. 23-30, 1999.
- [11] 김용열, 강이석, "유전-퍼지를 이용한 정수장 응집제 투입률 결정에 관한 연구," 제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제 5권, 제 7호, pp. 876-882, 1999.10.
- [12] 정우섭, 오석영, "지능형 응집제 투입 시스템의 개발," 제어 · 자동화 · 시스템공학논문지, 제 3권, 제 6호, pp. 652-658, 1997. 12.
- [13] 황희수, 오성권, 우광방, "유전알고리즘과 퍼지 추론시스템의 합성," 전기공학논문지, 제 41권, 제 9호, pp. 1095-1103, 1992.
- [14] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [15] M. Mizumoto, "Fuzzy controls under product sum-gravity methods and new fuzzy control methods," *Fuzzy Control System*, CRC Press Inc, 1994.
- [16] D. H. Park, A. Kandel, and G. Langholz, "Genetic-based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*. Vol. 24, No. 1, pp. 39-47, 1994.



김 용 열

1962년 5월 16일생, 1984년 한양대 기계공학과 졸업(공학사). 1996년 충남대 기계설계공학과 졸업(공학석사). 1998년~현재 충남대학교 기계설계공학과 박사과정. 1989년~현재 한국수자원공사 재직중. 주관심분야는 인공지능, 공장

자동화.



강 이 석

1952년 2월 14일생, 1974년 서울대 기계공학과 졸업(공학사). 1983년 아주대 기계공학과 졸업(공학석사). 1994년 한국과학기술원 기계공학과 졸업(공학박사). 1991년~1992년 MIT 대학 방문연구원. 1981년~현재 충남대학교 기계

설계공학과 교수. 주관심분야는 제어이론의 응용, 로봇틱스, 인공지능, 유압공학, 공장자동화.