

유전-퍼지를 이용한 정수장 응집제 주입률 결정에 관한 연구

A Study on the Determination of Dosing Rate for the Water Treatment using Genetic-Fuzzy

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 process, due to nonlinearity, multivariables and slow response characteristics, etc. To deal with this difficulty, the genetic-fuzzy system was used in determining the feeding rate of the coagulant. The genetic algorithms are excellently robust in complex optimization problems. Since it uses randomized operators and searches for the best chromosome without auxiliary informations from a population consists of codings of parameter set. To apply this algorithms, we made the lookup table and membership function from the actual operation data of the water treatment process. We determined optimum dosages of coagulant(LAS) by the fuzzy operation, and compared it with the feeding rate of the actual operation data.

Keywords: genetic-fuzzy, genetic algorithms, fuzzy system, water treatment, optimum dosages, feeding rate

I. 서론

정수장에서 원수의 탁질제거를 위해 주입되는 응집제 주입률은 원수의 탁도, pH, 알칼리도, 수온, 전기전도도 등 많은 인자와 서로 유기적이며 비선형적인 관계를 갖고 있으며, 응집제 주입지점인 혼화지 유입부와 탁질제거효과를 판단할 수 있는 침전지 유출지점간에는 체류시간이 3시간 이상 존재하여 실시간 피이드백 제어가 곤란하다. 이러한 문제점으로 정수장에서는 일종의 모의실험장치인 자-테스트(jar-test)를 1회/일 이상 실시하여 응집제 주입률을 결정하고 있는데 실제 운영단계에서는 실험에 소요되는 시간, 조건의 변화, 실험과 적용의 차이, 수동실험의 불편 등으로 약품주입자동화의 결림들이 되고 있다[1].

응집제 주입률 결정에서 이와 같은 어려움을 개선하고자하는 노력은 크게 두가지로 분류되고 있다. 첫째는 응집제 주입 직후의 상태를 유동전류측정기(streaming current detector)나 제타전위(zeta potential)측정과 같은 센서를 이용하여 체류시간 후의 결과를 예측함으로써 실시간 피이드백 제어를 실현하고자하는 방안이다[2]. 그러나 이들은 오차가 크고 염소주입에 따른 부식이 문제가 된다. 둘째는 통계적인 방법과 실험에 의한 각 원수 수질요소의 영향을 고려한 계산식 산출 및 과거운전자료 학습에 의한 최적주입률 결정 등과 같은 피이드퍼워드 제어를 실현하고자하는 방안이다. 운전실적자료를 토대로 한 수학적 모델식을 구하는 통계적인 방법은 수학적 모델식이 급변하는 기후, 시각, 계절에 따르는 원수유량, 수질의 큰 변화에 정확하고 효과적으로 응집제주입공정을 기술하지 못한다. 자-테스트를 이용한 실험적 방법에

의한 수식을 유도하는 방법은 지역적, 시간적인 한계를 벗어나기 어렵다. 그 외 퍼지추론에 의한 방법, 뉴로퍼지에 의한 방법 및 유전알고리즘-퍼지에 의한 방법 등이 연구되고 있다[3]-[8].

본 논문에서는 다른 최적화 기법보다 전체적인 최적 탐색에 우수한 특성이 있는 유전알고리즘과 퍼지를 이용하여 응집제 주입률을 결정하는 유전-퍼지(genetic-fuzzy)알고리즘을 제시하고, 실제의 정수장 운전자료를 입력자료로 학습을 수행하였다. 학습시 삼각형 멤버쉽 함수 최적화와 이등변삼각형 멤버쉽함수 최적화로 각각 학습시켰으며, 만들어진 찾음표(lookup table)와 멤버쉽 함수(membership function)를 이용하여 학습에 사용하지 않은 100일간의 원수수질자료를 퍼지연산하여 응집제 주입률을 계산하고, 실제 정수장에서의 운전주입률과 비교하였다.

II. 정수장 약품주입공정

정수처리 약품주입공정은 그림 1과 같이 크게 탁질 및 미생물제거를 위한 응집제 주입, pH 및 알칼리도 조절을 위한 알칼리제 투입, 소독제로서의 염소 및 오존 주입, 이취미제거를 위한 활성탄 투입 및 국민치아건강을 위한 불소주입공정으로 구분되고 있다. 이들 중 응집제 주입은 정수처리 약품주입공정의 핵심으로 원수에 포함된 불순물 대부분을 제거하므로 전체 공정에 큰 영향을 미치며, 정수처리의 정도를 좌우하므로 매우 중요하다. 응집제 주입률 결정의 특징으로는 1)원수수질(탁도, 알칼리도, pH, 수온, 전기전도도 등)의 복잡성과 다양성, 2)극심한 변화(기후, 시각 및 계절에 따른 원수 수량과 수질의 큰 변화), 3)비선형 다변수 시스템, 4)제어량과 조작량의 선택, 조합의 불명확성을 들 수 있다. 수질은 댐에서 취수하는 경우는 하절기에 고탁도, 고수온이고,

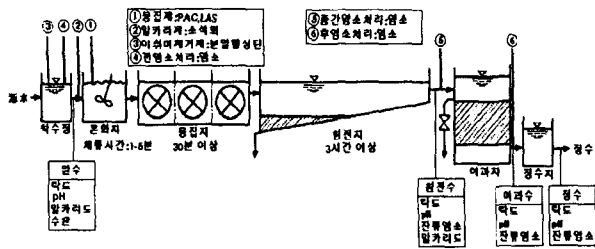


그림 1. 정수처리공정도.

Fig. 1. Schematic diagram of the water treatment process.

동절기에는 저탁도, 저수온인 뚜렷한 특징을 가지고 있으나 수질은 상당히 안정되어 있다. 하천취수는 댐취수보다는 특징이 뚜렷하지는 않지만 연간기준으로 특징이 있고, 매우 불안정하며 자동측정 되는 수질요인 외적으로 응집에 영향을 미치는 수질인자가 많을 수 있다. 또한 댐취수나 하천취수 모두 그 수질변화정도가 매우 커서 응집처리를 어렵게 하는 원인이 된다[1].

III. 유전-퍼지 알고리즘

1. 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 진화의 법칙인 적자생존과 자연도태의 원리를 기반으로 정립된 최적화 알고리즘이다. 재생, 교배, 돌연변이 연산자에 의하여 탐색을 실시하는데 탐색영역에 다수의 탐색점을 분포시켜 목적함수값과 제한 조건의 오차정도에 따라 각 탐색점에 적합도를 부여한다. 재생은 문자열 선정방법으로 각 문자열은 정수처리 공정의 약품주입률에 대한 적합도가 평가되며, 적합도가 클수록 다음 단계인 교배와 돌연변이의 과정에 참여할 확률을 크게 하여 적합성이 좋은 유전자를 가진 탐색점들이 다음 단계에 보다 많이 형성되어 계산이 진행될수록 전체적인 탐색은 좋은 방향으로 진행된다. 재생에서는 적합도가 우수한 문자열이 선택되고, 적합도가 낮은 문자열은 도태되지만 더 좋은 방향으로 진전되지는 못한다. 재생연산자에서는 선정된 한 쌍의 문자열에 대한 교배가 이루어져서 각 문자열에 대한 적합도가 변화된다. 이와 같이 재생과 교배가 효과적으로 탐색할 수는 있지만 이들만으로는 유용한 문자열을 얻을 수 없기 때문에 돌연변이 연산자가 사용된다. 본질적으로 돌연변이는 문자열 공간을 통한 랜덤작업으로 재생 및 교배와 함께 사용될 때 중요한 유전인자의 조기 손실을 막아주거나 얻을 수 있다[9]-[12]. 교배율과 돌연변이율은 초기에 설정하여 주는데 자연생태계에서도 돌연변이가 발생할 확률이 적으므로 되도록 작게 설정하고 교배율을 크게 하여 안정적으로 탐색이 이루어지도록 한다.

2. 퍼지시스템

비선형적이고 다변수적인 시스템을 대상으로 한 퍼지 제어기와 퍼지모델링기법은 제어성과 유용성에서 우수한 성능을 발휘하는데 이는 퍼지시스템에 기초하고 있다. 퍼지시스템은 크게 퍼지규칙과 추론엔진으로 구성되어 있다. 퍼지규칙은 (1)과 같은 형태의 퍼지조건문을 사용하여 입력변수와 출력변수가 결정된다.

$$\begin{aligned} \text{IF } TU=ZE \text{ and } pH=PS \text{ and } AL=ZE \text{ and} \\ \text{Tem}=PS \text{ THEN } LAS=PS \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 TU는 원수탁도, pH는 pH, AL는 알칼리도, Tem는 수온, LAS는 응집제를 나타낸다. 추론엔진으로는 여러 종류가 있으나 가장 많이 사용하는 최소-최대 무게중심(min-max gravity)법과 비교하여 결과에서는 차이가 적으나 계산이 비교적 간단한 내적-합 무게중심(product-sum gravity)법을 적용하였다. 퍼지추론에 사용되는 멤버쉽함수는 범종형과 결과에서는 차이가 거의 없으나 계산이 간단한 삼각형을 사용하여 수질변동폭을 균등 분할한 후 학습을 통하여 점차 입력변수의 수질특성에 적합한 멤버쉽 함수를 탐색하였다[4][6]. 멤버쉽함수의 탐색에는 지지요소(support element)인 삼각형 꼭지점요소를 각각 최적화하는 방법과 이등변삼각형의 기울기 변경과 좌우이동에 의한 최적화를 실시하여 어느 방법이 원수특성에 더 잘 적응하는지 비교 검토하였다[12]-[15].

3. 유전-퍼지시스템

퍼지시스템에서 가장 어려운 점은 찾음표(lookup table)와 멤버쉽함수를 구성하는 일이다. 고도의 비선형 다변수특성을 갖는 시스템의 규칙을 단순히 전문가의 경험적 지식이나 실험에 의해 구성하는 일은 상당히 주관적이고 경험에 의존하기 때문에 최적의 찾음표를 결정하기란 쉽지 않다. 유전 알고리즘은 정점 근방까지는 빨리 수렴하고, 국부적인 최적화에 빠지지 않으며, 간단하면서도 강력한 반면 최종 수렴치를 보증하지는 못하는 단점을 가지고 있다. 따라서 이와 같은 단점을 서로 보완하여 최적화된 응집제 주입률을 결정하고자 퍼지시스템에서의 찾음표와 멤버쉽함수를 유전 알고리즘의 문자열로 변환하여 학습을 통한 최적화 퍼지시스템을 구성하였고, 구성된 퍼지시스템으로 최종목표인 응집제 주입률을 결정하였다[6][11][14].

응집제 주입률 결정을 최적화하기 위해서는 궁극적으로 (2)의 목적함수값 E를 최소화시키는 찾음표와 멤버쉽함수를 구성하는 것이다. 반면에 유전 알고리즘에서는 적합도 함수를 최대화시키도록 진화가 이루어지므로 최소화문제를 최대화문제로 변경하여야 한다. 변환 방법에는 여러 가지가 있지만 본 논문에서는 (3)와 같이 목적함수의 역수를 적합도함수로 사용하였다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|RLAS-CLAS|}{RLAS} \quad (2)$$

$$f = 1/E \quad (3)$$

여기서 RLAS는 실제 주입된 응집제 주입률이고, CLAS는 퍼지추론에 의하여 계산된 응집제 주입률, 그리고 N은 자료의 갯수이다.

복수 파라메타로 구성된 최적화 문제를 푸는데 성공적으로 사용된 코딩 방식은 다수의 단일 파라메타를 직렬로 연결하는 것이다. 찾음표의 경우에 입력변수 4가지에 대하여 퍼지변수의 수를 5로 하면 중복순열에 의하여

5 Π 4 = 625가지의 퍼지규칙이 필요하고, 멤버쉽함수의 경우에 입력변수 4가지에 각 입력변수별로 그림 2와 같은 멤버쉽함수의 지지요소(support element)인 삼각형 꼭지점요소가 13개씩, 이등변삼각형 기울기와 좌우 이동요소가 10개씩 있어 총 52개, 40개의 문자로 구성하였다 [5].

4. 탐색과 영역조정

유전 알고리즘은 여러 방향에서 탐색을 수행하여 국부수렴의 문제가 발생하지 않지만 최적한 값을 보증하지는 못하며, 원수수질자료 중에 급변하는 자료가 적어서 큰 오차가 발생하여도 전체 적합도에 미치는 영향이 적다. 따라서 정점근방으로 접근하는데 많은 시간이 소요된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 탐색영역을 조정하였다. 운전주입률과의 오차에 한계치를 설정하여 한계치를 초과하는 문자열을 도태시키는 방법을 사용하였는데, 이 한계치를 학습횟수에 따라 축소시키면 정점에 빠르 시간내 근접하게 된다.

찾음표(lookup table) 최적화에서는 입력변수의 조건에 따른 출력변수의 상태값으로 구성된 문자열을 유전연산하여 적합도가 가장 우수한 찾음표를 선정한다. 이렇게 선정된 찾음표는 멤버쉽함수를 최적화하거나, 응집제 주입률을 결정하기 위하여 퍼지추론할 때 이용된다. 찾음표의 최적화에 부가하여 멤버쉽함수(membership function)를 최적화시키면 좀더 빠르고, 정확한 계산이 가능해진다. 멤버쉽함수는 초기에 수질항목별로 변화범위를 균등 분할하여 초기화하였는데, 이를 다시 조정하여 수질항목특성에 적합한 형태로 변형시켜 좀더 정확하고 빠르게 수렴하도록 하기 위하여 멤버쉽함수 지지요소를 최적화하는데 다음의 2가지 방법을 이용하였다.

1) 찾음표와 삼각형 멤버쉽함수의 최적화

(4) 및 그림 2의 (a)와 같이 멤버쉽함수의 지지요소인 삼각형 꼭지점요소 각각을 좌우 이동하여 최적의 멤버쉽함수를 탐색하는 방법이다. 여기서 Δ 는 꼭지점요소의 좌우 이동량을 나타내는 변수이고 A_i 는 멤버쉽함수의 삼각형 꼭지점요소이다.

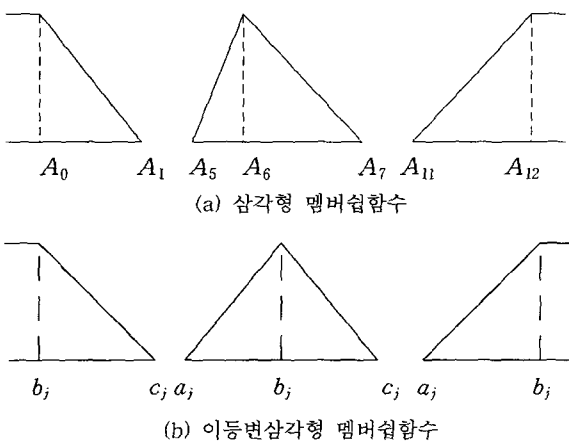


그림 2. 퍼지 멤버쉽함수.
Fig. 2. Fuzzy membership function.

$$A_i = A_i + \Delta \tag{4}$$

여기서 $i = 0, \dots, 12$ 이다.

2) 찾음표와 이등변삼각형 멤버쉽함수의 최적화

(5)와 그림 2의 (b)에서 a_j, b_j, c_j 는 삼각형멤버쉽함수의 꼭지점요소이고 δ 와 η 는 이등변삼각형의 좌우 이동과 기울기를 결정하는 변수이다. 유전 알고리즘에서는 이들 조절량을 변환해서 멤버쉽함수를 최적화한다 [14].

$$\begin{aligned} a_j &= (a_j + \delta) - \eta \\ b_j &= (b_j + \delta) \\ c_j &= (c_j + \delta) + \eta \end{aligned} \tag{5}$$

여기서 $j=0, \dots, 4$ 이다.

IV. 전산모사

1. 유전-퍼지의 모델링

정수처리공정의 응집제 주입제어의 모델링은 그림 3과 같다. 최근의 운전실적자료를 학습데이터로 이용하고, 유전-퍼지 알고리즘을 사용하여 찾음표(lookup table)와 멤버쉽함수가 구성되면, 퍼지추론에 의하여 응집제 주입률을 결정한다.

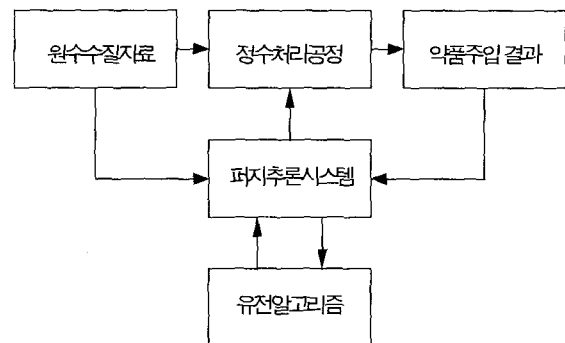


그림 3 정수처리공정의 약품주입 모델링.
Fig. 3. Block diagram of dosages control for the water treatment process.

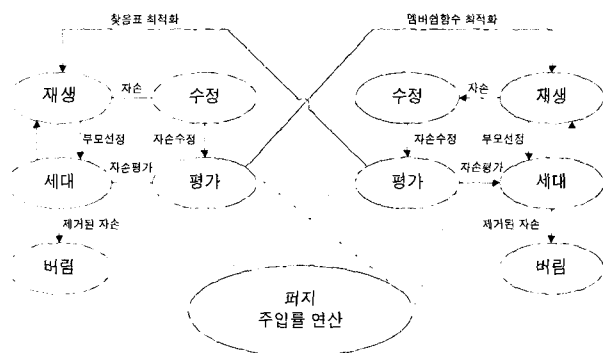


그림 4. 찾음표와 멤버쉽함수의 최적화 탐색과정.
Fig. 4. The cycle of lookup table and membership function optimization with genetic algorithms.

표 1. 입출력 변수의 초기설정치.

Table 1. Initial threshold values of input and output variables.

항목	NB	NS	ZE	PS	PB
탁도	5.0	25.0	45.0	65.0	85.0
pH	6.5	7.0	7.5	8.0	8.5
알칼리도	20.0	35.0	50.0	65.0	80.0
수온	0.0	10.0	20.0	30.0	40.0
응집제 주입률	20.0	35.0	50.0	65.0	80.0

유전-퍼지 알고리즘을 이용한 찾음표와 멤버십함수의 최적화 탐색과정은 그림 4와 같다. 탐색과정은 찾음표를 최적화하는 부분과 멤버십함수를 최적화하는 부분으로 구분되어 있다. 찾음표를 최적화하는 부분에서는 유전 알고리즘에 의하여 최적의 찾음표를 탐색하다가 미리 설정한 일정반복회수나 적합도한계를 초과하면 첫 번째 문자열 즉 찾음표를 멤버십함수를 최적화하는 부분으로 인계한다. 멤버십함수를 최적화하는 부분에서는 찾음표 최적화 부분에서 인계된 찾음표와 초기 상태에서 주어진 멤버십함수를 시작으로 멤버십함수를 최적화하기 위하여 탐색을 실시한다. 찾음표 최적화 부분으로 인계되는 것은 유전 알고리즘에서 사용하는 문자열이 아니고, 이 문자열에 의하여 조정되는 멤버십함수의 지지요소인 A_i 및 a_j, b_j, c_j 를 인계하게 된다.

초기의 A_i 및 a_j, b_j, c_j 는 3년간 원수수질변화를 고려하여 표 1과 같이 정하였으며, 이 멤버십함수의 지지요소는 입력변수 1가지당 13개의 값을 가진다. 따라서 입력변수가 4가지이므로 총 52개의 멤버십함수 지지요소가 실제 퍼지추론에 사용된다.

탐색은 초기 멤버십함수나 탐색과정 중의 진보되는 52개 멤버십함수의 지지요소 A_i 및 a_j, b_j, c_j 를 유전 알고리즘 문자열인 변형량 Δ 및 δ, η 가 각각 좌우로 이동시켜 적합도가 가장 우수한 멤버십함수가 선정된다. A_i 를 각각 좌우 이동하는 경우 좌우 기울기가 다른 삼각형 멤버십함수가 되고, a_j, b_j, c_j 를 이동하는 경우는 이등변삼각형 멤버십함수로 좌우이동과 기울기가 변화된다. 이와 같은 과정을 반복하여 멤버십함수 최적화 부분에서 설정한 반복회수나 설정한 적합도 한계치를 초과하면 가장 우수한 멤버십함수를 찾음표 최적화부분으로 인계하는데, 이때 목표적합도나 반복회수를 초과하면 반복을 정지한다. 이렇게 작성된 찾음표와 멤버십함수를 가지고 원수수질을 입력자료로 응집제 주입률을 결정하게 된다.

2. 전산모사

탐색과 검증에 사용된 자료는 1992년도에서 1994년도까지 3년간 한국수자원공사 금강수도사무소의 일간 운전 실적자료를 사용하였다. 금강수도사무소는 금강하류에 위치하여 하천취수하므로 수질이 나쁘고, 수량 및 수질

표 2. 초기 설정값.

Table 2. Value of initial setting.

집단수	8
교배율	0.7
돌연변이율	0.05
교배방법	Uniform
부도문자열선정방법	Roulette wheel
찾음표 문자열 수	625
멤버십함수 문자열 수	52, 40

의 변동이 매우 심하여 안정되지 않은 운전조건을 갖추고 있다. 따라서 열악한 환경에서 운전한 자료를 가지고 시험함으로써 본 시스템의 성능을 검증할 수 있는 좋은 조건을 갖추고 있다.

운전실적자료를 이용하여 유전-퍼지알고리즘을 이용한 퍼지시스템을 구성하였고, 제안된 유전-퍼지 알고리즘의 검증을 위하여 학습에 사용하지 않은 가장 변화가 심한 하절기 100일간의 자료를 퍼지추론하여 응집제 주입률을 결정하고, 같은 기간에 주입된 실제 주입률과 비교 검토하였다. 또한 멤버십함수 탐색방법에 따른 결과에 대하여도 비교 검토하였다.

학습시 표 2와 같이 초기값을 설정하여 충분한 탐색을 실시하였다.

V. 결과 및 고찰

삼각형 멤버십함수와 이등변 삼각형 멤버십함수 각각에 대하여 찾음표와 멤버십함수를 유전-퍼지 알고리즘을 사용하여 최적화 퍼지시스템을 구성하였다. 구성된 퍼지시스템으로 전산모사에서 주입률을 결정하여 실제 주입된 주입률과 비교하였다. 그림 5에는 이등변삼각형 멤버십함수 최적화에 의한 결과를 비교하였고, 그림 6에는 삼각형 멤버십함수 최적화에 의한 결과를 비교하였다. 실제 주입된 주입률보다 원수수질의 변화에 민감하게 작용하고 있음을 알 수 있다. 그림 7에는 이등변삼각형 멤버십함수 최적화 및 삼각형 멤버십함수 최적화에 의한

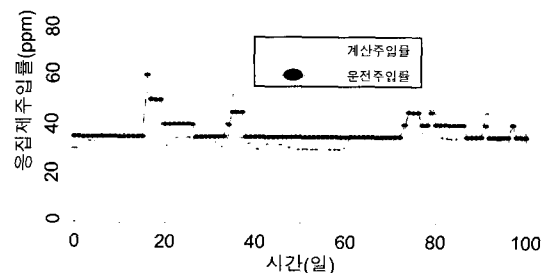


그림 5 이등변삼각형 멤버십함수 최적화시 응집제 주입률의 비교.

Fig. 5. Comparison of the feeding rate with lookup table and the isosceles triangle membership function optimization.

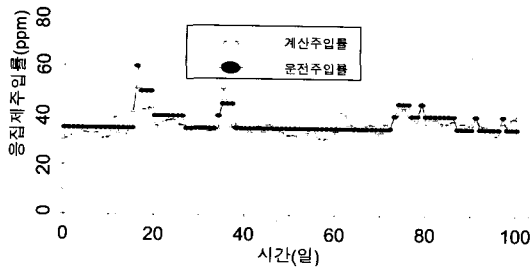


그림 6. 삼각형 멤버쉽함수 최적화시 응집제 주입률의 비교.

Fig. 6. Comparison of the feeding rate with lookup table and the triangle membership function optimization.

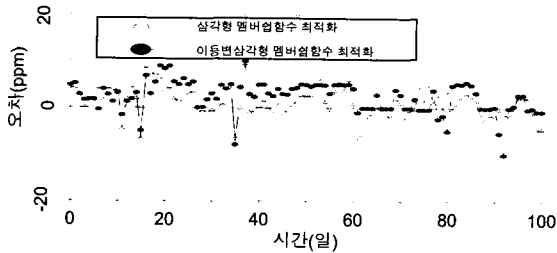


그림 7. 응집제 주입률 오차비교.

Fig. 7. Comparison of the feeding rate error.

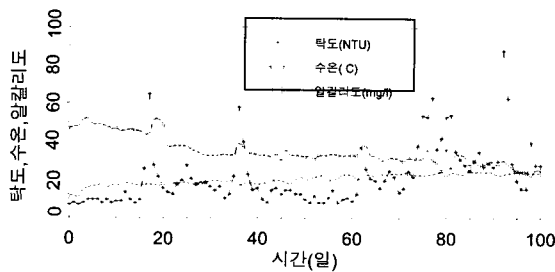


그림 8. 원수의 탁도, 수온, 알칼리도 변화.

Fig. 8. Variation of turbidity, water temperature, alkalinity.

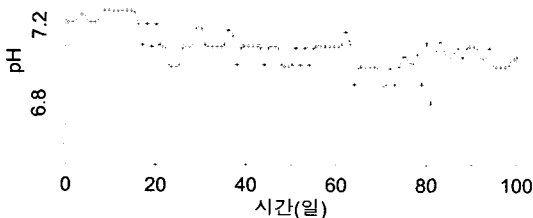


그림 9. 원수의 pH 변화.

Fig. 9. Variation of pH.

결과와 실제주입된 주입률과의 오차를 나타내고 있는데, 발생하는 오차의 원인이 운전자료의 오차인지 퍼지추론에서의 오차인지를 검증할 필요가 있다. 여기서 이등변삼각형 멤버쉽함수 최적화시 검증에 사용된 100일간의 응집제 주입률에 대한 +오차는 286.6이고, -오차는 42.5

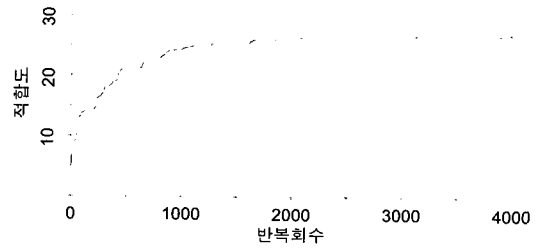


그림 10. 적합도의 수렴.

Fig. 10. Convergence of fitness value.

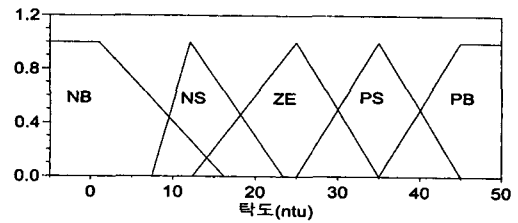


그림 11. 이등변삼각형 멤버쉽함수 최적화시 탁도 멤버쉽함수.

Fig. 11. Membership function of turbidity with the isosceles triangle membership function optimization.

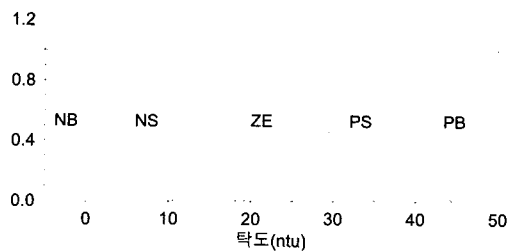


그림 12. 삼각형 멤버쉽함수 최적화시 탁도 멤버쉽함수.

Fig. 12. Membership function of turbidity with the triangle membership function optimization.

이며, 삼각형 멤버쉽함수 최적화시에 대한 +오차는 188.6이고, -오차는 71.3으로 나타나고 있다. 따라서 삼각형 멤버쉽함수 최적화가 우수함을 알 수 있고, 약간 과다 투입된 것으로 나타나고 있다. 그림 8과 그림 9는 성능평가에 사용한 4가지 수질자료의 일간변화를 보여주고 있다. 그림 10은 탐색과정에서 발생하는 적합도의 변화 상태를 나타내고 있다. 적합도는 랜덤하게 증가하며 탐색을 실시할 때마다 다른 형태를 갖는다. 그림 11은 이등변삼각형 멤버쉽함수 최적화에 의한 결과를, 그림 12는 삼각형 멤버쉽함수 최적화에 의한 결과로 나타난 탁도의 멤버쉽함수를 보여주며, 탐색과정에서 변경된 상태를 볼 수 있다. 표 3은 삼각형 멤버쉽함수 최적화에서 탐색된 찾을표를 나타내고 있다. 여기서 숫자는 0=NB, 1=NS, 2=ZE, 3=PS, 4=PB로서 응집제 주입률에 관한 퍼지 변수를 의미한다. 원수의 수량과 수질의 변동이 심하고, 응집제 PAC에 비하여 정확한 제어를 요하는 응집제

LAS를 이용하는 열악한 조건에 본 시스템을 적용한 결과 만족하게 응집제 투입률을 결정함을 확인하였다.

본 유전-퍼지를 이용하여 정수처리공정의 응집제 투입률을 결정하면 응집제투입의 자동화가 가능할 것이다.

VI. 결론

비선형적이고 다변수적인 특성을 갖는 정수장 응집제 투입률 결정을 위한 유전-퍼지 알고리즘을 제안하였으며, 제안된 유전-퍼지 시스템은 극히 열악한 수질변화에 만족하게 추적하고 있음을 확인하였고, 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 퍼지시스템을 구성하는데 있어 가장 어려운 문제인 찾음표와 멤버십함수의 작성에 유전-퍼지 알고리즘을 이용하여 최적화된 퍼지시스템을 구성할 수 있었다.
- 2) 이등변삼각형 멤버십함수와 삼각형 멤버십함수에 대한 비교 검토결과 이등변삼각형 멤버십함수에 의한 최적화보다는 삼각형 멤버십함수에 의한 최적화 결과가 보다 우수함을 확인하였다.
- 3) 정수장에 적용할 경우 과거의 운전실적자료만 있으면 여러 가지 종류의 응집제에 적용이 가능하리라 판단되며, 수질이 서로 다른 정수장이나 시간변화에 따라 수질이 달라지더라도 적용이 가능하리라 판단된다.

표 3. 찾음표.
Table 3. Lookup table.

알칼리도 수온		알칼리도						
		NB	NS	ZE	PS	PB		
		수온	수온	수온	수온	수온		
탁도, pH	NB	NNZPP	NNZPP	NNZPP	NNZPP	NNZPP		
		BSESB	BSESB	BSESB	BSESB	BSESB		
		PH	NB	40020	34404	00004	22431	00333
			NS	12030	31411	13400	04003	13223
			ZE	14112	02244	20104	40110	01303
	PS		10220	44320	00240	13344	32120	
	PB		42410	21444	00400	04410	30340	
	NS	NB	31044	02323	24121	43203	21433	
		NS	20303	34203	14021	20343	01401	
		ZE	42443	01121	02430	30420	32013	
		PS	22341	41021	10130	03420	40121	
		PB	04304	10222	30241	44340	22142	
	ZE	NB	42210	33023	00023	01242	41443	
		NS	01203	22244	42023	04324	44011	
		ZE	43403	12142	30313	04342	43214	
		PS	21221	04234	43130	12320	40311	
		PB	13232	44023	41341	43422	14032	
	PS	NB	11143	33201	00022	31412	33014	
		NS	04300	31413	00231	11421	14111	
		ZE	01023	42223	20432	32343	41243	
PS		43101	41334	43422	33140	32202		
PB		12131	43341	03341	01312	13410		
PB	NB	13302	00404	02313	21114	01021		
	NS	32421	14021	24214	12104	12414		
	ZE	21020	31031	01323	22432	24223		
	PS	01242	13422	14010	01310	12102		
	PB	44020	32211	40320	32314	30222		

참고문헌

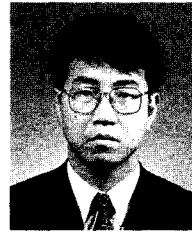
- [1] 환경부, "上水道施設基準," 1997. 12.
- [2] V. S. Gupta, S. K. Bhattacharjya, B. K. Dutta, "Zeta-Potential control for alum coagulation," *American Water Work Association*, pp. 21-22, 1975.
- [3] 김홍석, 김성현, "Jar-Test를 이용한 凝集劑 注入率 決定에 관한 實驗研究," *대한상하수도학회지*, 제2호, pp. 39-46, 1993. 6.
- [4] T. Takagi, M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Trans System, Man and Cybernetics*, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116-131, 1985.
- [5] 하대원, 고택범, 황희수, 우광방, "상수처리 수질제어를 위한 약품주입 자동연산," *한국자동제어학술회의 논문집*, pp. 772-777, 1993.
- [6] 김용열, 강이석, "유전알고리즘과 퍼지추론시스템의 합성을 이용한 정수처리공정의 약품투입률 결정," *한국자동제어학술회의 논문집*, pp. 952-955, 1996.
- [7] 남의석, 박종진, 장석호, 차상엽, 우광방, 이봉국, 한태환, 고택범, "신경회로망을 이용한 상수처리시스템의 응집제 투입 공정 최적화," *제어·자동화·시스템공학회 논문집*, 제3권, 제6호, pp. 644-651, 1997. 12.
- [8] 정우섭, 오석영, "지능형 응집제 투입 시스템의 개발," *제어·자동화·시스템공학회 논문집*, 제3권, 제6호, pp. 652-658, 1997. 12.
- [9] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-wesley, 1989.
- [10] L. Davis, *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold Newyork, 1991.
- [11] 황희수, 오성권, 우광방, "유전알고리즘과 퍼지 추론 시스템의 합성," *전기학회논문집*, 41권, 9호, pp. 1095-1103, 1992.
- [12] M. Mizumoto, "Fuzzy controls under product-sum-gravity methods and new fuzzy control methods," *Fuzzy Control System*, CRC Pres. Inc, 1994.
- [13] 増田達也, 太田俊彦, "ファジィ・ニューラルネットワークによるメンバシップ関數 および 推論ルールの獲得手法," *T. IEE Japan*, vol. 114-C, no. 11, pp. 1185-1193, 1994.
- [14] D. Park, A. Kandel, and G. Langholz, "Genetic-based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*. vol. 24, no. 1, pp. 39-47, 1994.
- [15] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Application*, McGraw-Hill, 1995.



강 이 석

1974년 서울대 기계공학과 졸업(공학사). 1983년 아주대 기계공학과 졸업(공학석사). 1994년 한국과학기술원 기계공학과 졸업(공학박사). 1991-1992년 MIT대학 방문연구원. 1981-현재 충남대학교 기계설계공학과 교수. 주관심 분야는 제어이론의 응용, 로보틱스, 인공지능, 유압공학, 공장자동화.

과 교수. 주관심 분야는 제어이론의 응용, 로보틱스, 인공지능, 유압공학, 공장자동화.



김 용 열

1984년 한양대 기계공학과 졸업(공학사). 1996년 충남대학교 기계설계공학과 졸업(공학석사). 1998년-현재 충남대학교 기계설계공학과 박사과정. 1989-현재 한국수자원공사 재직중. 주관심 분야는 인공지능, 공장자동화.

공장자동화.