

## 상수처리시스템의 응집제 주입공정 모델링에 관한 연구 A Study on Coagulant Dosing Process in Water Purification System

남 의석\* · 우광방\*

(Eui Suck Nahm · Kwang Bang Woo)

\*연세대학교 기계·전자공학부(Tel :+82-2-361-2767; Fax:+82-2-362-7611; Email: lsmoon@bubble.yonsei.ac.kr)

**Abstracts** - In the water purification plant, chemicals are injected for quick purification of raw water. It is clear that the amount of chemicals intrinsically depends on the water quality such as turbidity, temperature, pH and alkalinity etc. However, the process of chemical reaction to improve water quality by the chemicals is not yet fully clarified nor quantified. The feedback signal in the process of coagulant dosage, which should be measured (through the sensor of the plant) to compute the appropriate amount of chemicals, is also not available. Most traditional methods focus on judging the conditions of purifying reaction and determine the amounts of chemicals through manual operation of field experts or jar-test results.

This paper presents the method of deriving the optimum dosing rate of coagulant, PAC(Polymerized Aluminium Chloride) for coagulant dosing process in water purification system. A neural network model is developed for coagulant dosing and purifying process. The optimum coagulant dosing rate can be derived from the neural network model. Conventionally, four input variables (turbidity, temperature, pH, alkalinity of raw water) are known to be related to the process, while considering the relationships to the reaction of coagulation and flocculation. Also, the turbidity in flocculator is regarded as a new input variable. And the genetic algorithm is utilized to identify the neural network structure. The ability of the proposed scheme validated through the field test is proved to be of considerable practical value.

**Keywords** : Coagulant, Water purification system, Neural network, Genetic algorithm

### 1. 서 론

일반적으로 원수는 많은 양의 탁질을 함유하고 있고 이의 제거를 위해 원수는 여과, 응집·침전 및 분리과정을 거친다. 응집의 효과는 탁질 유발 물질과 이러한 탁질의 종류 및 양, 원수의 수온, 알칼리도, pH 등에 영향을 받는다. 응집제는 이러한 탁질의 효과적 제거를 위해 주입되며 응집제 주입율은 상수처리 플랜트로 유입되는 원수의 수질에 따라 결정된다. 그러나 상수처리 플랜트는 강이나 호수 원수의 수질이 급격한 변화 등의 외부적인 환경요인에 영향을 받는다. 또한 1)원수수질 측정(탁도, 알칼리도, pH, 수온 등)의 복잡성과 다양성, 2)극심한 부하변화(기후, 시각 및 계절에 따른 원수 수량·수질의 큰 변화), 3)비선형 다변수 시스템, 4)원수의 프로세스 체류시간이 길고 피드백이 없음 등의 특성으로 인하여 응집제 주입율을 효과적으로 결정하지 못하고 있다.[1]

일반적인 정수처리 공정은 응집, 침전, 여과, 살균소독 처리 과정을 거치며, 약품주입에 의한 응집·침전 및 살균소독 처리는 상수처리시스템의 가장 핵심 부분이 된다. 상수처리에서 기준의 약품 주입제어는 응집·침전을 위한 응집제 주입 공정과 살균·소독을 위한 염소 주입 공정을 포함한다. 여기서 기준의 응집제 주입은 Jar-test에 의한 조건표 작성 또는 통계 팩키지에 의한 선형 모델링 기법에 의하고 있다. Jar-test는 5, 6개의 비이커에 원수를 넣고 응집제의 비율을 서로 다르게 주입하여 탁질의 침전 상태를 측정하여 최적의 응집제 주입율을 결정한다. 이 방법은 매우 효과적이나 테스트 시간이 오래 걸린다. 장마철에는 원수의 수질이 급격하게 변하기 때문에 테스트 시간이 길다는 단점이

있다. 또한 운전원의 기술과 경험에 크게 의존하기 때문에 운전원이 바뀌는 경우 공정의 효과적 운용이 되지 못한다. 통계 팩키지에 의한 방식은 통계 팩키지에 의해 구해진 응집제 주입 공정 모델식의 부정확성 때문에 이에 따른 응집제 주입율의 오차가 크다. 과거의 운전실적 데이터를 토대로 수학적 모델식을 구하는 방법은 모델식이 기후, 시각 및 계절에 따르는 원수유량, 수질의 큰 변화에 정확히, 그리고 효과적 약품주입 공정을 기술하지 못하며 비선형 다변수의 약품주입공정에는 적합하지 않다[3,4,5].

최근 들어 퍼지 이론 및 신경회로망을 이용한 상수처리시스템의 응집제 주입공정 제어 그리고 자동제어시스템의 최적화 연구가 추진되고 있다.[2,3] 신경회로망을 이용한 모델링에서는 신경회로망의 구조 결정이 매우 중요한 문제이다. 일반적으로 시행착오(Trial and error)로 신경회로망의 구조를 선택하고 있다. 그러나 이 방법은 방대한 계산 시간이 오래 걸린다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 상수처리시스템의 응집제주입공정 제어를 위한 신경회로망을 이용한 모델링 기법을 제안한다. 제안된 신경회로망 모델의 경우 유전 알고리즘(Genetic Algorithm : GA)을 이용하여 모델의 구조와 파라미터를 결정한다. 결정된 모델 구조와 파라미터를 신경회로망 파라미터의 초기치로 하여 역전파 알고리즘(Back-propagation : BP)을 이용하여 모델을 동정한다. 제안된 기법은 네트워크의 최적 구조 문제와 초기 파라미터의 설정 문제를 유전 알고리즘을 이용하여 해결하였고, 또한 유전 알고리즘에 의해 결정된 신경회로망의 파라미터들을 초기치로 하여 모델을 학습함으로써 효과적인 학습이 된다.

또한, 기존의 방식에서 사용한 현장 데이터가 아닌 실제 실험

에 의해 얻어진 Jar-test 데이터를 이용하여 응집제 주입공정 모델이 구축된다. 이것은 일반적으로 Jar-test에서 응집제 주입율의 선택은 숙련된 전문가에 의존하기 때문에 Jar-test 데이터는 전문가의 전문 지식을 내포하고 있다.

제안된 기법은 수도권 상수처리장을 대상으로 선택하여 기법을 적용토록 하였다. 공정 모델링 위해 1년간의 Jar-test 데이터가 사용되었다.

## 2. 상수처리시스템의 응집제주입공정

상수처리시스템의 정수처리공정(그림 1)에서 침전과 여과 공정은 가장 기본적이며, 정수장의 핵심적인 역할을 담당한다. 침전지는 물의 불순물을 가라앉게 한다. 응집제는 침전작용 증진을 위하여 주입된다. 응집제는 물속의 불순물이 응집되어 무거워지게 함으로서 불순물을 빨리 가라앉게 한다. 이러한 응집된 불순물 덩어리를 플럭(Floc)이라고 한다. 이러한 불순물의 형성은 자연 침전을 위해서 필수적이며, 이는 응집제 추가 투입의 기준을 마련해 준다. 원수의 탁도는 일반적인 경우 30[NTU(Nephelometric Turbidity Units)] 이하이고, 수백 [NTU]까지 증가하기도 한다. 불순물은 대부분 침전지에서 제거되며 출구에서의 유출수는 단지 몇 [NTU]의 탁도만을 가진다. 잔여 불순물은 기준 탁도(보통 1[NTU]) 이하로 떨어뜨리기 위해 모래 여과를 통해 제거된다. 만약 부적절하게 침전된 불순물이 여과지로 투입된다면, 여과지는 즉시 막히게 되며 따라서 여과작용을 수행할 수 없게 된다.

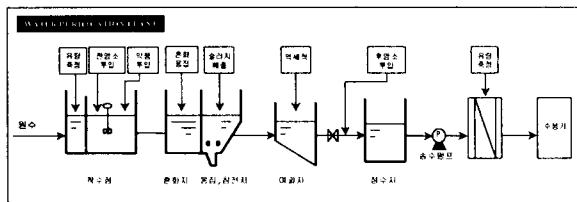


그림 1 상수처리시스템 개요도

Fig. 1 The scheme of water purification system

약품주입은 알칼리제, 응집제, 그리고 염소 주입계로 각각 구성된다. 석회나 부식성 소다가 pH 조정을 위하여 알칼리제로 사용된다. 알루미늄 황산염이나 PAC(Polymerized Aluminum Chloride)는 응집제로서 사용된다. 이 모든 것들은 침전 효율을 높이기 위하여 불순물을 응집을 향상시키는데 사용된다. 이와 같은 화학약품에 대한 적절한 주입율은 미리 고정된다. 그리고 주입량은 원수의 양에 비례하여 결정된다. 알칼리제와 염소주입율은 약간의 수질 변동에도 일정하게 유지될 필요가 있다. 따라서 이러한 약품주입에는 큰 문제가 없다. 반면, 응집제 주입은 불순물에 상당히 복잡한 방법으로 영향을 미치기 때문에 공정 모델링이 상당히 어렵다. 이러한 응집제 주입 공정은 매우 복잡하여 공정을 일반적 수학식으로는 모델링 하기가 어렵다. 따라서 효과적인 정수공정을 위해서는 현재에 수질에 대응하여 최적의 응집제 주입을 계산 방법이 필요하다.

## 3. 응집제주입공정 모델링

제안된 신경회로망 모델링 기법은 유전 알고리즘을 이용하여

모델의 구조와 파라미터를 결정하고, 결정된 모델 구조와 파라미터를 신경회로망 파라미터의 초기치로 하여 역전파 알고리즘(Back-propagation : BP)을 이용하여 모델을 동정한다.

### 3.1 신경회로망 모델

비선형시스템의 효과적인 모델링 위해 신경회로망을 기법을 이용하는 경우, 최적 신경회로망 구조 선택은 매우 중요한 문제이다. 일반적으로 시행착오(Trial and error)에 의한 신경회로망 구조 선택은 방대한 계산 시간과 비효율적이라는 문제점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 유전 알고리즘과 역전파 알고리즘(Back-propagation : BP)을 이용한 신경회로망 모델링 기법이 제안되어 동정 개요가 그림 2에 보여진다.

제안된 네트워크의 중간층과 출력층의 입출력 관계는 식 (1) ~ (4)와 같다. 입력층의 출력단은 입력데이터의 값을 정규화한 값으로, 데이터  $X_i = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ 에 대하여 식 (1)과 같이 정규화함으로써 입력변수의 출력변수에 대한 영향력을 균등화 하였다.

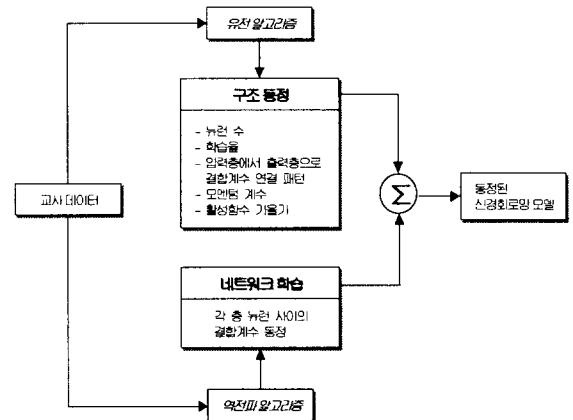


그림 2 신경회로망 모델링 절차

Fig. 2 Identification procedure of neural network

$$\dot{x}_i(t) = \frac{(x_i(t) - (x_{i,\min} + x_{i,\max})/2.0)}{(x_{i,\max} - x_{i,\min})/2.0} \quad (1)$$

여기서,  $x_i(t)$ 는  $i$ 번째 입력변수의  $t$ 번째 데이터를 의미하고  $x_{i,\min}$ ,  $x_{i,\max}$ 는 각각  $i$ 번째 입력변수의 최대값과 최소값을 의미한다.  $\dot{x}_i(t)$ 는 폐구간 [-1.0, 1.0]으로 정규화된  $i$ 번째 입력변수의  $t$ 번째 데이터를 의미한다. 중간층의 입력단은 식 (2)와 같이 연결 하중치와 정규화된 입력들의 곱의 총합에다 문턱치(Threshold)값을 합한 값으로 표현된다.

$$net_i = \sum_{j=1}^n \dot{x}_j(t) \cdot w_{ij} + \theta_i \quad (2)$$

여기서,  $n$ 은 입력변수의 수를 나타낸다.

또한 중간층의 출력단은 식 (2)의 활성화 함수값으로 식(3)과 같이 표현된다.

$$o_i = f(net_i), f(x) = \frac{1}{2}(1 + \tanh(\frac{x}{a})) \quad (3)$$

여기서,  $a$ 는 활성화 함수의 기울기를 결정하는 인자이다. 출력계층의 입력단과 출력단은 중간층의 출력단에서 얻은 값을 입력으로 식 (4)에 의해 얻어진다.

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

여기서,  $m$ 은 출력변수의 수,  $\hat{y}(t)$ 는 신경회로망으로부터 계산된  $t$ 번째 값을 나타낸다.

신경회로망에 의해 시스템을 모델링하는 것은 교사 데이터를 최적으로 학습할 수 있는 네트워크의 구조와 그 네트워크를 구성하는 뉴런의 결합계수를 동정하는 것으로 네트워크의 구조동정에서는 뛰어난 탐색기능을 갖는 유전알고리즘에 의해 (1)중간층 뉴런 수, (2)제한된 학습 횟수 내에서 학습을 효과적으로 수행하기 위한 역전파 알고리즘의 학습율, (3)연결패턴(출력에 직접적인 영향을 미치는 뉴런을 선정하여 그 퍼지뉴런이 출력층 뉴런에 직접 연결되는 결합계수를 갖도록 함으로써 네트워크에서의 출력에 대한 역할을 강화시킨다.), (4)모멘텀 계수(모델의 수렴성 증가를 위한 수정된 모멘텀법의 모멘텀 계수를 조정한다), (5)활성화함수의 기울기가 찾아진다.

3개의 입력뉴런을 갖는 네트워크의 구조를 유전알고리즘에 의해 동정하기 위하여 사용되는 문자열 형식이 그림 4에 보여진다. 그림 3에서 첫번째 상자의 문자열은 중간층 뉴런 수, 두번째 상자의 문자열은 학습율, 세번째 상자의 문자열은 연결패턴, 네번째 상자의 문자열은 모멘텀 계수, 다섯번째 상자의 문자열은 활성화함수의 기울기를 나타낸다. 연결패턴을 제외한 각 상자의 문자열은 디코딩을 위한 최소값과 최대값을 갖고 있으며, 지정된 길이 만큼의 0과 1은 각각 그 최소값과 최대값으로 디코드되고 0과 1사이의 코드는 최소값과 최대값 사이의 값으로 디코드된다. 세번째 상자 안의 문자열은 출력층 뉴런에 직접 연결되는 입력뉴런을 표시하며 뉴런 수 만큼의 문자열 길이를 갖는다. 각 코드가 0이면 연결되지 않음을 1이면 연결됨을 표시한다. 그림 5에서 만약 연결 패턴이 011이면 두번째와 세번째 입력뉴런의 출력이 직접 출력층 뉴런의 입력에 연결된다. 유전 알고리즘이 진화하면서 이 코딩된 문자열이 교사 데이터를 잘 추종할 수 있는 구조를 표현하는 문자열로 변화되어 간다.

중간층 뉴런	학습율	연결패턴	모멘텀 계수	활성화함수 기울기
0 ... 1	0 ... 1	0 ... 1	0 0 .... 1	0 1 .... 1

그림 3 신경회로망 구조동정을 위한 문자열

Fig. 3 Strings for structure identification of neural network

유전알고리즘에 의해 표현된 구조를 갖는 네트워크는 제한된 학습횟수내에서 역전파(Back-Propagation) 알고리즘에 의해 네트워크의 각 층을 연결하는 최적의 결합계수가 찾아진다.

네트워크는 초기의 임의의 작은 랜덤 결합계수와 임계치를 갖은 상태에서 모든 교사의 데이터를 반복적으로 적용함으로써 학습된다. 모든 교사 데이터 적용시에 결합계수가 변경되며 결합계수가 수렴하거나 목적함수 값이 일정치 이하로 내려가거나 지정된 학습횟수 만큼 학습이 이루어졌을 때 학습이 종료되는데 본 논문에서는 학습종료 조건으로 학습횟수를 이용한다.

## 4. 시뮬레이션

### 4.1 입력변수 설정

일반적으로 상수처리에서 응집·침전 반응 고려시, 4개의 독립변수 원수 탁도, 수온, pH, 알칼리도가 응집제 프로세스에서 상대적 관련 정도가 크다. 따라서 이를 4개의 독립변수들을 응집 프로세스에 입력변수로 하여 공정을 모델링 하게되고, 처리수의 탁도는 응집효과를 확인할 수 있는 변수가 된다.

### 4.2 모델링 데이터

본 논문에서는 숙련된 운전자의 Jar-test 실험 데이터를 이용하여 응집제 주입공정을 모델링한다. 즉, 상수처리에서 응집과 침전 반응을 고려할 때, 6개의 독립변수(원수 탁도, 수온, pH, 알칼리도, 응집제 주입율, 처리수 탁도)을 응집제 주입공정을 모델링 하기 위해 선택하고, 이 변수들을 입출력변수로 하여 응집제 주입공정을 모델링하고, 이 모델로부터 응집제 주입율을 결정한다.

응집제 주입공정 모델의 구축에 있어서 필드 데이터를 이용하는 경우는 다음과 같은 문제가 있다. 1)동일 원수에 대하여 각각 다른 응집제 주입율을 주입한 경우의 처리수의 탁도의 변화를 알 수 없고, 2)필드 데이터의 경우 원수 수질 센서의 기계적인 오차가 존재하고, 3)처리수 탁도가 응집제 주입율과의 상관도 낮다. 또한, 원수의 수질 상태가 정상인 경우와 장마철과 같은 비정상인 경우에 운전자의 제어 행동이 다르기 때문에 응집제 주입 공정 모델도 정상인 경우와 비정상인 경우 2가지로 나누어 구축된다. Jar-test 데이터는 정상태와 비정상 상태로 크게 2가지로 구분된다. 이러한 데이터 구분의 기준은 원수의 탁도이다. 일반적으로 원수의 탁도가 30[N TU] 이상이면 비정상 상태로 간주하고 그 이하이면 정상 상태로 간주한다. 따라서 응집제 주입 공정 모델링이 효과적이기 위해서는 수질의 변화폭을 크게 하면서 Jar-test 이루어진 데이터를 만들어야 하며 모델도 2가지로 나누어 구현되어야 한다.

### 4.3 신경회로망 모델

본 논문에서의 신경회로망은 5개의 입력 뉴런과 1개의 출력 뉴런으로 구성된다. 원수의 탁도, 수온, pH, 알칼리도, 처리수 탁도를 입력 뉴런으로 할당하고 응집제 주입율을 출력 뉴런에 적용시킨 응집제 주입을 신경회로망 모델에 대하여 각각 모델을 구축한다.

표 1 파라미터 탐색 영역

Table 1 Searching ranges for parameters

학습항목	최소값	최대값
중간층 뉴런 수	$5(\text{입력변수 수}) \times 2$	50
학습율	0.000001	0.1
모멘텀 계수	0.000001	0.1
활성화함수 기울기	0.1	100

입출력이 결정된 상태에서 유전 알고리즘을 이용하여 중간층 뉴런 수, 학습율, 연결패턴, 모멘텀 계수, 활성화함수 기울기를 결정한다. 중간층 뉴런 수, 학습율, 모멘텀 계수, 활성화함수 기울기는 모두 10 bit binary로 코딩하였다. 연결패턴은 입력 뉴런 수가 5개이므로 5 bit로 코딩하였다. 표 1은 연결패턴을 제외한 학습항목들의 2진 코딩을 위한 최소값과 최대값을 나타낸다.

표 2 동정된 신경회로망 구조

Table 2 Neural network with the identified structure

파라미터	모델
중간층의 뉴런 수	15
학습율	0.0005
모멘텀 계수	0.06
시그모이드 함수 기울기	1.0

표 3 입력 뉴런의 연결 패턴

Table 3 Connection patterns of input neurons

입력변수	원수탁도	원수수온	pH	일칼리도	처리수 탁도
연결패턴	1	1	0	0	0

유전 알고리즘이 진화하면서 이 코딩된 문자열이 교사데이터를 잘 추종할 수 있는 문자열로 변화되어 간다. 유전 알고리즘의 초기 수행에서 랜덤한 문자열이 집단 크기 만큼 발생되고 집단을 구성하는 문자열로 디코드된 값에 해당하는 구조를 갖는 네트워크가 발생하며 그 네트워크는 지정된 학습횟수 동안 역전과 알고리즘에 의해 학습이 이루어지고 보다 낮은 학습결과를 갖는 네트워크의 구조를 표현하는 문자열이 이후 세대로 전파된다. 결국 유전 알고리즘이 진화될수록 집단의 문자열은 제한된 학습내에서 학습을 효과적으로 수행할 수 있는 네트워크의 구조를 표현한다. 표 2, 표 3에 유전 알고리즘에 의해 찾아진 네트워크의 구조가 보여진다.

일년간의 Jar-test 데이터를 이용하여 응집제 주입공정을 모델링하고 실제 주입율과 비교하였다. 신경회로망의 모델 오차를 최소좌승법에 의해 계산하여 그 결과를 표 4에 나타내었다.

표 4에서 모델의 오차가 정상상태와 비정상상태 모두 매우 작으므로 모델의 성능은 검증되었다. 그림 7은 실제 주입율과 모델 주입율의 비교를 나타낸다. 여기서, 제안된 기법에 의해 예측된 주입율이 효과적임을 알 수 있다. 일반적으로 응집·침전 프로세스의 특성을 고려할 때, Jar-Test 결과에 의한 응집제주입율의  $\pm 2$ [NTU] 내에서는 처리수 탁도 변화가  $\pm 0.1$ [NTU] 정도이고, 이 범위내로 모델로부터 계산된 응집제 주입율이 적용된다면 효과적이다. 즉, 식 (5)의 조건을 만족한다면 모델의 정확도가 인정된다.

$$\text{if } |\hat{y}(t) - y(t)| < 2, \text{ then acceptable} \quad (5)$$

여기서,  $y(t)$  : 실제 주입율,  $\hat{y}(t)$  : 모델로부터 추론된 주입율

$$\% \text{ Error} = \frac{A}{N} \times 100 \quad (6)$$

여기서,  $A$  : 식 (5)를 만족하는 데이터 개수

$N$  : 전체 데이터 수

표 5 모델의 오차 비교

Table 5 The comparisons of the errors of actual system and neural network model

METHOD		Errors	% Error
Neural Network	Normal	0.801	90 %
Neural Network	Abnormal	0.0001	100 %

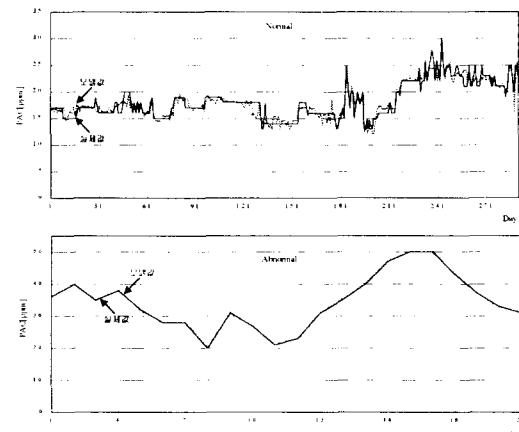


그림 7 실제 주입율과 모델 주입율의 비교

Fig. 7 The Comparison of the results of actual system and neural network model

## 5. 결 론

본 논문에서는 숙련된 조작자의 지식이 내포된 Jar-Test 데이터와 신경회로망 기법을 이용하여 상수처리시스템의 핵심 공정인 응집제 주입 공정을 모델링 하였고, 이 모델로부터 응집제 주입율을 결정하는 기법을 제안하였다. 또한 제안된 기법을 실제 공정에 적용하여 검증한 결과, 기존의 기법 보다 우수함을 보였다.

제안된 기법은 기존의 여타 연구들과는 달리 모델링 데이터로 필드 데이터를 이용하지 않았고, 또한 모델의 출력 변수를 실제 주입율이 아닌 처리수의 탁도로 함으로써 숙련된 조작자가 하는 것과 같은 효과를 볼 수 있도록 하였다.

## 참고문헌

- [1] Black, A.P. and S.A. Hamnah, "Eletrophoretic Studies if Turbidity removal Coagulant with Aluminum Sulfate, J.AWWA, Vol. 53, p. 438, 1961.
- [2] Yagishita and Tanaka, "Estimation of Chemicals Feed Rate by Fuzzy Reasoning", 34th National Water Service Research Presentation and Lecture Meeting, pp. 365-367, 1983.
- [3] Yagishita O., Itoh O. and Sugeno M., "Application of fuzzy theory to the control of coagulant injection in a wate rpurification plant", System and Control, Vol. 28, 1984.
- [4] O'Melia, CR. et al., "Raw Water Quality, Coagulant Selection, and Solid-Liquid Separation", Preconf. Seminar on Influence of Coagulation on the Selection, Operation, and Performance of Water Treatment Facilities., 1987.
- [5] Van Benschoten, J.E., "Separation and Fate of Aluminum in Water Treatment", Univ. of Mass, Amherst, 1988.