Journal of Korean Institute of Intelligent Systems
Vol. 25, No. 2, April 2015, pp. 119-125
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2015.25.2.119

ISSN(Print) 1976-9172
ISSN(Online) 2288-2324

JKIIS

뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 슬러지 농도 추정 기법 개발

Development of Sludge Concentration Estimation Method using Neuro-Fuzzy Algorithm

장상복* · 이호현* · 이대종* · 권진희** · 전명근*†
Sang-Bok Jang, Ho-Hyun Lee, Dae-Jong Lee, Jin-Hee Kweon, and Myung-Geun Chun†

*충북대학교 제어로봇공학과
*Department of Control and Robotics Engineering, Chungbuk University
**LETECH Co.Ltd (리테크(주))

요 약

정수장, 하수처리장, 폐수처리장의 배출수 처리공정에서 고 농도의 슬러지 선별, 이송 및 약품 투입량 조절을 위한 기준으로 슬러지 농도계가 사용되고 있다. 그러나 슬러지에 함유된 이물질이 혼입될 경우 감쇄량이 증가하거나 초음파가 수신부에 전달되지 않아 실제 농도값 보다 높은 값을 출력하거나 헌팅현상이 발생한다. 또한 단일 센서에 슬러지 포착 또는 고장 등의 문제로 배출수 공정 자동화에 어려움이 많았다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 초음파 다중빔 농도계를 개발하여 사용하고 있으나 특정 초음파 빔의 농도 측정값에 오류가 발생할 경우 전체 농도시스템의 성능이 떨어지는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 초음파 다중빔 농도계 간의 신뢰성을 판단하고, 신뢰성이 높은 다중빔 농도계만을 사용하여 슬러지 농도 예측값의 성능 향상방안을 제시하였다. 예측 알고리즘으로는 뉴로-퍼지모델을 적용하였으며 다양한 실험을 통하여 제안된 방법의 타당성을 검증하였다.

키워드 : 초음파 농도계, 뉴로-퍼지 모델, 정수장, 하수처리장

Abstract

A concentration meter is widely used at purification plants, sewage treatment plants and waste water treatment plants to sort and transfer high concentration sludge and to control the amount of chemical dosage. When the strange substance is contained in the sludge, however, the attenuation of ultrasonic wave could be increased or not be transmitted to the receiver. At that case, the value of concentration meter is higher than the actual density value or vibrated up and down. It has also been difficult to automate the residuals treatment process according to the problems as sludge attachment or damage of a sensor. Multi-beam ultrasonic concentration meter has been developed to solve these problems, but the failure of the ultrasonic beam of a specific concentration measurement value degrade the performance of the entire system. This paper proposes the method to improve the accuracy of sludge concentration rate by choosing reliable sensor values and learning them by proposed algorithm. The prediction algorithm is chosen as neuro-fuzzy model, which is tested by the various experiments.

Key Word : Ultrasonic density meter, Neuro-fuzzy model, Purification plant, Sewage treatment plant

Received: Aug. 1, 2014
Revised : Feb. 11, 2015
Accepted: Feb. 17, 2015
†Corresponding author(mgchun@cbnu.ac.kr)

1. 서 론

정수장, 하수처리장 및 폐수처리장에서 배출되는 슬러지는 매립, 해양투기, 소각 등의 방식으로 처리되어 환경오염이 규정됨에 따라 배출 슬러지을 효과적으로 절감할 수 있는 방법 개발이 시급히 요구된다[1-2]. 일반적으로 배출수 처리공정은 수처리 공정으로부터 배출수 및 슬러지가 유입되며 조정, 농축, 탈수 및 처분의 4단계로 구분된다. 최초 침전지에서 슬러지가 배출되어 도착되는 조정시설(배슬러지지, 배출수지), 농축시설(농축조, 저류조) 및 탈수시설로 구성된다[3]. 슬러지처리는 원수중의 탁도 물질과 응집제의 수산화물이 응집 농축된 액상의 물질로 주로 고액을 분리하는 것으로 정의할 수 있다. 정수장에서의 주요 슬러지 발생원은 응집슬러지와 여과지 배출수로서 농도계를 통하여 슬러지의 양과 고형물 함량을 파악하는 것이 매우 중요하다. 그러므로 슬러지를 처리하는 배출수 공정에서 최적의 약품투입량 조절을 위해서는 배관 내에 흐르는 슬러지 농도 값을 정확하게 측정하는 것이 필요하다[4-5]. 기존 정수장에 설치된 슬러지 농도계는 초음파 송수신 센서에 이물질(Gas, Air층)이 혼입될 경우 감쇄량이 증가하거나 초음파가 수신부에 전달되지 않아 실제 농도값 보다 높은 값을 출력하거나 헌팅현상이 발생한다. 또한, 슬러지가 정체된 상태에서 최초 슬러지 공급펌프가 가동될 경우 일정시간 동안 슬러지 형상이 안정화되지 않아 측정값이 불

이 논문은 한국수자원공사-배출수공정 운영자동화를 위한 Smart 제어 알고리즘 개발(No. 2014-J130049)에서 지원을 받아 수행된 연구임
This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

안정 한 경우가 발생하기도 하고, 관내에 센서를 삽입하여 측정하는 유통형 농도측정방식으로 인해 운영시 센서 표면의 슬러지침착에 따른 센서 감도와 오차발생의 원인이 되고 있다. 이러한 결함은 싱글빔 방식에서는 치명적인 문제로 이를 해결하기 위하여 최근 다중빔 방식을 접목한 초음파 슬러지 농도계를 개발하였다[6]. 다중빔 방식에서는 4개 센서 산술평균으로 출력을 제시하고 있으나 이물질에 의해 랜덤하게 발생하는 개별 센서의 오차로 인하여 정확한 계측에 한계가 있었다[7-9]. 그림 1에서는 배관 내부의 기포 발생에 의하여 초음파 센서 4조 중에서 3번 센서가 교란을 받아 계측값에 왜곡이 발생하고 있다.

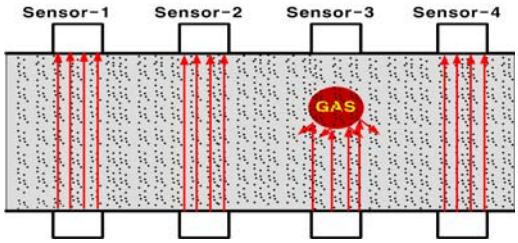


그림 1. 초음파 다중빔에서의 슬러지 농도 측정

Fig. 1. Sludge density measurement in ultrasonic multi-beam

따라서 본 논문에서는 다중빔 방식의 농도계에서 기존 산술 평균 방식을 개선한 데이터 셀렉터와 뉴로-퍼지 모델을 이용하여 슬러지 농도를 추정하는 방식을 제안하였다.

2. 뉴로-퍼지모델을 이용한 슬러지 농도 추정 알고리즘

제안된 슬러지 농도 추정 알고리즘은 그림 2에서와 같이 데이터 전처리 과정으로 4개의 센서 중 외란이 영향을 적게 받는 3개의 데이터를 선택할 수 있도록 Data Selector를 이용하였고 이를 뉴로-퍼지모델을 이용하여 슬러지 농도 추정을 하였다.

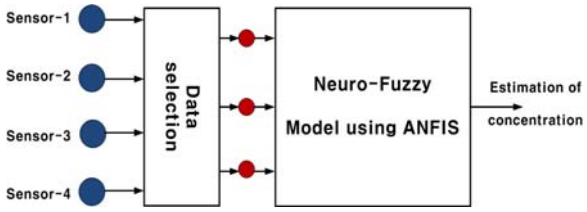


그림 2. 뉴로-퍼지 모델을 이용한 농도 추정 알고리즘

Fig. 2. Density estimation algorithm using neuro-fuzzy model

2.1 Data Selection

데이터 전처리과정은 계측된 데이터가 기포나 덩이성 슬러지에 의해 교란되므로 분산이 가장 데이터를 배제하도록 하였다. 그림 3에서는 표준용액(카올린) 1차 시험을 통하여 취득된 농도값이며 센서 1과 센서 2는 비교적 안정적이었으나 센서 3의 경우 측정값의 진폭변화가 컸으며 센서 4의 경우 실측값과 가장 유사하였으나 외란 요소에 의하여 급격한 변화가 3차례 발생하였다.

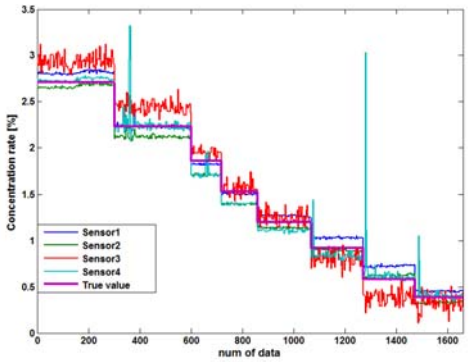


그림 3. 초음파 다중빔에서의 슬러지 농도 측정

Fig. 3. Density rates acquired by 4 sensors

그림 4에서는 전처리과정을 통해 센서별 데이터 제거수량을 나타내고 있으며 측정값이 진폭값이 큰 3번 센서가 982회 제거되었으며 센서 395회, 센서 2 185회, 센서 4가 98회로 나타났다. 이를 통해 농도값 추정을 위해서는 유체특성으로 인해 한 센서만 지속적으로 오차가 크게 발생하지 않음을 알 수 있다.

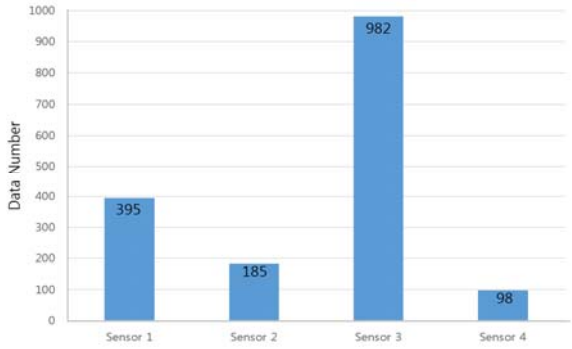


그림 4. 데이터 셀렉터에 의한 측정값 배제

Fig. 4. Measurement exclusion by data selector

2.2 뉴로퍼지 알고리즘

그림 5는 슬러지 농도 예측을 위한 뉴로-퍼지 알고리즘 구조도이다. 제안된 알고리즘으로 농도 예측을 위해서는 총 4개의 센서 입력에 3개의 그룹별 학습이 필요하며 개별 학습을 다음의 뉴로-퍼지 알고리즘으로 학습을 진행하였다.

TSK 퍼지 모델의 학습을 수행하기 위해 퍼지 모델을 체계적으로 경사벡터를 계산할 수 있는 적응 네트워크의 구조 안으로 배치함으로서 ANFIS를 구축할 수 있다. 위와 같은 ANFIS에 대하여 각 층의 동작특성과 학습 절차는 다음과 같다[10-11].

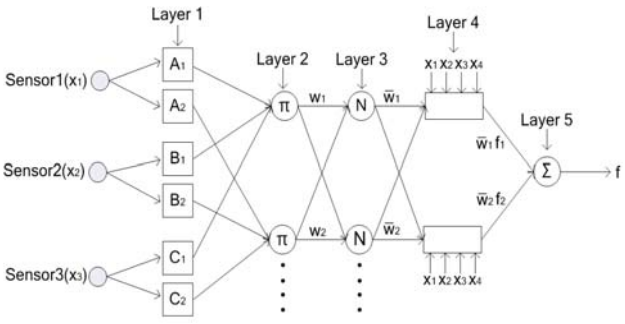


그림 5. 농도 추론을 위한 ANFIS 구조

Fig. 5. ANFIS structure for density inference

TSK 퍼지 모델의 학습을 수행하기 위해 퍼지 모델을 체계적으로 경사벡터를 계산할 수 있는 적응 네트워크의 구조 안으로 배치함으로서 ANFIS를 구축할 수 있다. 위와 같은 ANFIS에 대하여 각 층의 동작특성과 학습 절차는 다음과 같다[10-11].

Layer 1: 이 층에서 각 노드는 언어적인 레벨의 소속도를 식 (1)와 같이 소속값을 출력으로 가진다.

$$O_i^1 = u_{A_i}(x),\ O_{i+2}^1 = u_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \tag{1}$$

전제부 소속함수로 식 (2)와 같은 가우시안 소속함수를 선택하였다.

$$u_{A_i}(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - c_i}{\mathrm{a}_i}\right)^2\right\} \tag{2}$$

여기서 $\{\mathrm{a}_i, c_i\}$는 전제부 파라미터이며, a_i는 소속함수의 폭이고 c_i는 소속함수의 중심이다.

Layer 2: 이 층에서 각 노드는 Layer 1에서 구한 소속값을 규칙별로 곱한 가중치로 출력된다.

$$O_i^2 = w_i = u_{A_i}(x_1) \times u_{B_i}(x_2) \times u_{Ci}(x_3), \quad i = 1, 2, \cdots 10 \tag{3}$$

Layer 3: 이 층에서 노드 i는 모든 점화력의 합에 대한 i번째 규칙의 점화력의 비를 계산한다. 즉, 식 (4)과 같이 w_i에 대해 정규화된 값을 출력한다.

$$O_i^3 = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + \cdots w_{10}}, \quad i = 1, 2, \cdots 10 \tag{4}$$

Layer 4: 이 층에서 노드 i는 식 (5)과 같이 정규화 되어진 값과 결론부의 곱으로 출력을 낸다.

$$O_i^4 = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2, \cdots 10 \tag{5}$$

여기서 $\overline{w_i}$는 Layer 3에서 얻어진 정규화 된 점화력(normalized firing strengths)이다.

Layer 5: 이층에서 가중 평균법에 의해 최종 출력을 구한다.

$$O_i^5 = y_i^* = \sum_{i=1}^{10} \overline{w_i} f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \tag{6}$$

그림 6은 슬러지 농도 예측을 위한 학습이 완료된 뉴로-퍼지 알고리즘이며 10개의 클러스터와 퍼지 규칙으로 구성된다. 선택된 3개 센서 입력 Fuzzy Set의 각 Membership을 계산하고 이의 Min값을 취하여 출력과 출력 Weight 10개를 정한 후 Weighted Sum을 이용하여 결과를 보여주고 있다[12-14].

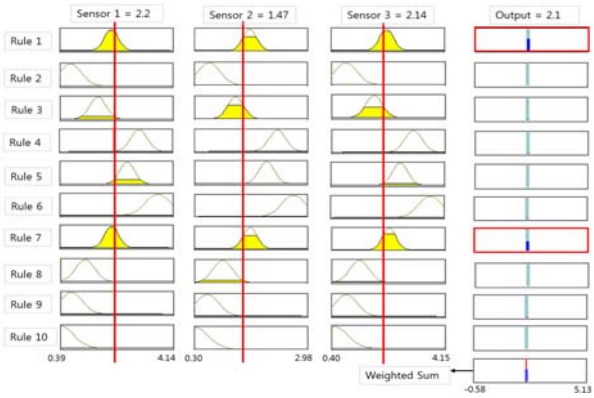


그림 6. 농도 예측을 위한 퍼지 규칙 및 추론

Fig. 6. Fuzzy rule and inference value for density estimation

3. 실험 및 결과

3.1 실험장치 구성

초음파 다중빔 슬러지 농도계의 성능시험을 위하여 Pilot Plant을 표 1 및 그림 7와 같이 구성하였으며, 주요 구성요소로는 슬러지 저장탱크, 혼화를 위한 교반기, 혼화된 슬러지의 순환을 위한 인버터 펌프, 유속 측정을 위한 전자 유량계, 슬러지 농도 측정을 위하여 개발된 다중빔 초음파 농도계와 데이터 로깅을 위한 변환기로 구성하였다.

표 1. Pilot Plant 주요 구성 설비

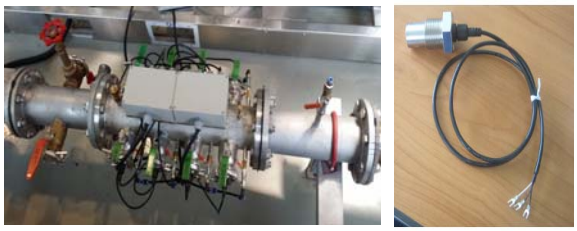
Table 1. Major component facilities of pilot plant

Type	Specification	Remark
Sludge Tank	5㎥	Capacity
Mixer	0.75KW	
Supply Pump	Inverter 2.2KW	Sample circulation
Magnetic Flowmeter	100A	Velocity measurement
Ultrasonic Density Meter	4CH 100A	
RTU	Cimon	Real time data logging
Electronic Scale	200g	ACCULAB
Oven	550℃	Lab house

그림 7. Pilot Plant 전체 구성도

Fig. 7. Pilot plant system diagram

그림 8는 초음파 멀티빔 농도계이며 초음파 송.수신 센서는 채널 1, 채널2, 채널3, 채널4의 4SET의 다중빔을 장착할 수 있도록 설계 및제작 하였다. 검출기는 스텐레스 스틸로 제작하여 부식을 방지하도록 하였으며, 센서표면은 초음파 지향성을 고려하여 최대한 곡면으로 처리함으로써 슬러지 침착을 최대한 억제하도록 하였다. 센서 탈착을 편리하게 하기 위하여 초음파센서 케이블을 콘넥터식으로 제작하였으며 휴대용 교정 장치를 이용한 교정(보정)작업을 고려하여 IP67등급으로 제작하였다.



(a) Installed Sensor (b) Unit Sensor

그림 8. 초음파 다중빔 농도계 및 센서

Fig. 8. Ultrasonic multi-beam concentration meter and sensor

3.2 실험방법 및 데이터 취득

Pilot Plant 설비를 구성한 후 슬러지 특성과 유사한 카올린 분말을 준비하여 그림 9과 같이 농도별로 청수를 혼합하여 실험을 하였다. 또한 데이터를 취득하기 전에 초음파 농도계 센서의 기계가공에 따른 특성, 설치조건 및 IT소자의 특성 등에 따라 센서마다 특성이 다르므로 일반 계측기와 마찬가지로 영점교정과 스팬값 교정을 하였다.

(a) Mixing water & powder (b) Kaolin powder

그림 9. 카올린과 청수 혼합작업

Fig. 9. Mixing kaolin and water

Pilot Plant의 시험절차는 그림 10과 같이 진행하였으며 데이터 취득은 초음파 다중빔 농도계의 변환기와 노트북을 RS-232통신으로 연결하여 노트북에 설치된 MMI(Cimon)에서 1초 단위의 실시간 데이터를 취득하였다.

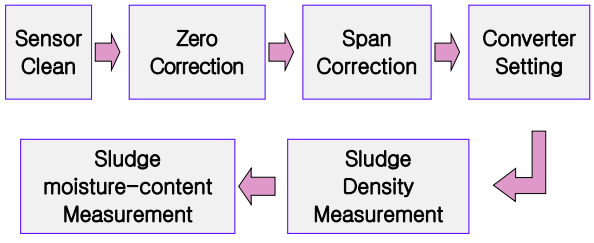


그림 10. Pilot Plant 시험절차

Fig. 10. Experiment procedure of pilot plant

먼저 Sensor Clean 단계로서 보정작업 전 측정오차를 감소시키기 위해 센서에 흡착된 이물질 제거 및 세정 작업을 말하며, Zero Correction 단계는 영점 교정 작업으로서 농도계에 청수를 채우고 이때 초음파 센서 변환기에서 나타나는 수신 감쇄율을 농도값 0%로 설정하는 작업을 말한다. Span Correction 단계는 농도계에 기지의 카올린 용액(예, 3%농도)을 채우고 이때 초음파 센서 변환기의 감쇄율을 농도값 3%로 설정한다. Converter Setting 단계는 농도계의 변환기에서 RS-232통신으로 노트북에 연결하여 데이터 수집 설정하는 단계이다. Sludge Density Measurement 단계는 Pilot 탱크에 임의의 슬러지를 채우고 펌프 및 Mixer기를 기동하여 실시간 농도를 측정하는 단계이다. 마지막 Sludge moisture-content Measurement는 슬러지함수율을 측정하는 단계로서 그림 11과 같이 먼저 증발접시 무게(g_1)를 측정하고 배관내 Sampling 밸브에서 시료를 증발접시에 담은 후에 저울에서 무게(g_2)를 측정한다. 다음에 오븐에서 105도에서 12시간 이상 가열하여 건조시킨 후에 무게(g_3)를 측정한다.

고형물의 무게를 측정하여 고형물과 슬러지의 비로서 함수율을 나타내며 농도 산출은 아래 식과 같다.

$$농도(\%) = \frac{(g_3 - g_1)}{(g_2 - g_1)} \times 100 \tag{7}$$

(a) Scale (b) Oven

그림 11. 수분석 시험

Fig. 11. Method of analysis

3.3 실험 결과

취득된 데이터로부터 농도계의 측정 정도를 향상시키기 위하여 다양한 알고리즘을 적용하여 보았다. 데이터 구성은 4개의 입력(측정값)으로 농도(출력)을 예측하고자 하였고 총 2,400개의 수집된 데이터 중 2,000개를 학습 데이터로 400개를 테스트 데이터로 분리하여 학습결과를 분석하여 보았다. 성능지표로는 MAPE (Mean absolute percentage Error), MAE(Mean absolute prediction Error) 및 평균제곱오차인 RMSE(Root means square error)를 고려하였다.

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{Actual_i - Forecast_i}{Actual_i}\right| \times 100 \tag{8}$$

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|Actual_i - Forecast_i\right| \tag{9}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Actual_i - Forecast_i)^2} \tag{10}$$

표 2에서는 측정데이터를 합산하여 이를 평균하는 산술평균 방식과 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 학습 데이터의 농도 값 예측 결과이다. 데이터를 선택하지 않고 4개의 센서를 모두 이용한 경우 산술평균 백분율오차가 10.94%로 뉴로-퍼지에 의한 0.00082%에 비하여 매우 높았다. 또한 4개의 센서 중 센서 간 편차 값을 계산하

여 편차가 가장 큰 센서 값을 제거한 후 계산한 결과 산술평균 5.84%, 뉴로-퍼지 0.00049%로 개선되었다. 표 3에서는 테스트 데이터의 농도 값 예측 결과이며 데이터를 선택하지 않고 4개의 센서를 모두 이용한 경우와 데이터를 선택한 경우를 비교한 결과 산술평균 오차가 약 3%, 뉴로-퍼지가 약 0.6% 우수 하였다.

표 2. 학습 데이터에 대한 농도 추정
Table 2. Density estimation for training data.

Performance	Before data selection		After data selection	
	Arithmetic mean	ANFIS	Arithmetic mean	ANFIS
MAPE	10.94533	0.00082	5.84429	0.00049
MAE	0.28599	0.00002	0.14324	0.00001
RMSE	0.30128	0.00003	0.16170	0.00002

표 3. 검증 데이터에 대한 결과
Table 3. Density estimation for test data.

Performance	Before data selection		After data selection	
	Arithmetic mean	ANFIS	Arithmetic mean	ANFIS
MAPE	23.35874	1.31026	20.39507	0.73988
MAE	0.15212	0.00770	0.13146	0.00592
RMSE	0.15586	0.00001	0.13375	`0.01024

그림 12에서는 4개의 데이터를 산술평균한 결과로 실제 값과 예측 값의 차이로 예측 값이 낮게 계측되고 있었다. 그림 13에서는 오차가 적은 3개의 데이터를 산술평균한 결과로 실제 값과 예측 값의 차이를 나타내고 있으며, 그림 9의 4개의 데이터를 사용한 결과보다 실제 값에 근접하고 있다. 이는 보정이 덜 된 계측기를 사용할 때에는 정확한 계측 값을 측정할 수 없다는 것을 반증하고 있다.

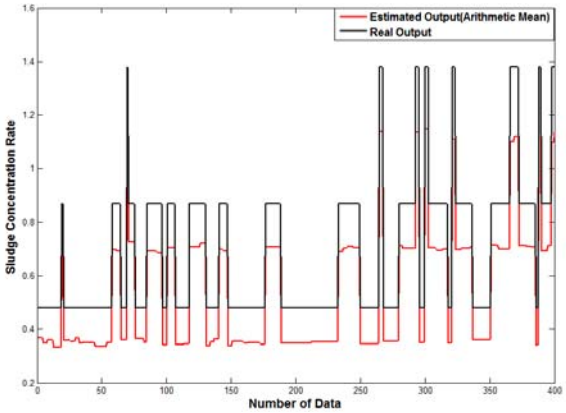


그림 12. 산술 평균에 의한 농도 추정(데이터 선택 전)
Fig. 12. Density estimation by Arithmetic mean (before selection)

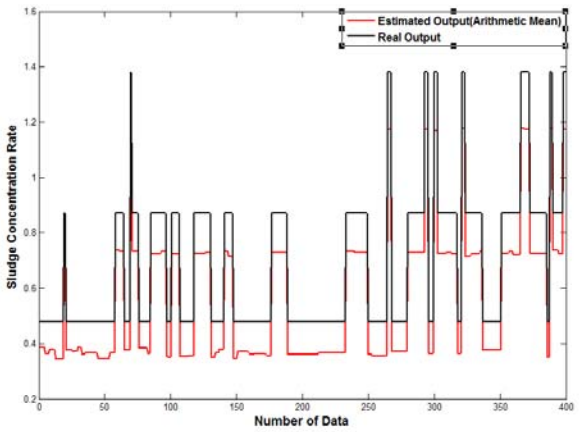


그림 13. 산술 평균에 의한 농도 추정(데이터 선택 후)
Fig. 13. Density estimation by Arithmetic mean (after selection)

그림 14에서는 4개의 데이터에 대한 ANFIS 알고리즘의 테스트 데이터에 대한 실제 값과 예측 값의 차이로 일부 구간에서 과소 또는 과대 예측하고 있음을 보여주고 있다. 그림 15에서는 오차가 적은 3개의 데이터를 이용한 경우 그림 14의 4개의 데이터를 사용한 결과보다 실제 값에 근접하고 있어 오차가 개선되었음을 보여주고 있다.

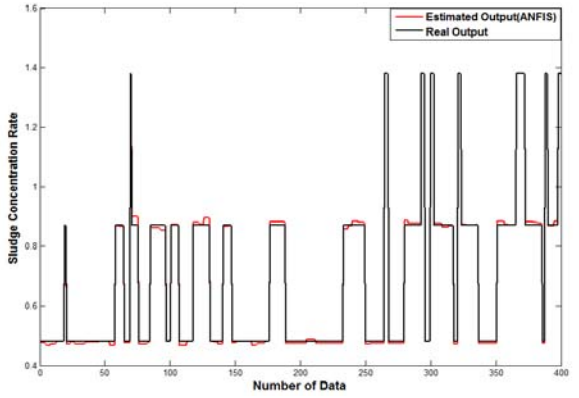


그림 14. ANFIS에 의한 농도 추정(데이터 선택 전)
Fig. 14. Density estimation by ANFIS (before selection)

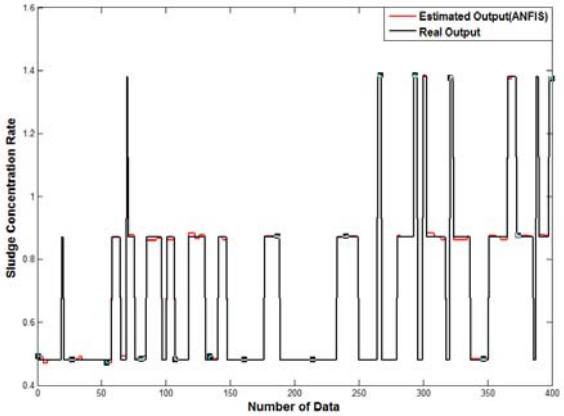


그림 15. ANFIS에 의한 농도 추정(데이터 선택 후)
Fig. 15. Density estimation by ANFIS (after selection)

4. 결 론

슬러지 농도계는 약품투입(Polymer) 및 배출수 처리시설공정 자동화를 위한 중요한 계측기로서 초기 설치시는 감보정 등을 통하여 센서값이 운영을 위한 오차 범위 내에 들어오도록 설치한다. 그러나 슬러지 특성상 내부 부패 및 기포나 이물질을 함유할 가능성이 높으며, 이때 특정 센서에서 순간적으로 과대 측정하는 경우가 실 플랜트에서 많이 있다. 또한 일반 청수와 달리 슬러지가 센서에 침착되어 오차발생 및 고장의 원인이 되기도 한다. 이러한 문제를 해결하고 신뢰성을 확보하기 위하여 다중빔 농도계의 측정값 중 편차가 가장 큰 값을 제외한 경우와 또한 비선형 알고리즘적용 가능성을 위하여 실험 및 분석하였다.

여러 요인으로 인하여 센서가 정상적으로 작동하지 않을 경우가 있으며, 실험결과 4개의 센서를 모두 이용한 경우보다 3개의 센서를 이용한 오차가 보다 개선되었으며 현재 사용되고 있는 멀티센서의 단순 산술평균에 의한 농도값 산출보다 비선형 알고리즘인 ANFIS 알고리즘을 적용하여 계산한 결과가 성능이 크게 개선됨을 검증하였다.

References

[1] Dr. Kawamura, *Integrated Design and Operation of Water Treatment Facilities*, 2nd edition, 2003.

[2] K. panter, "Comparison of Centrifuge and Belt Press for Compressible Digested After Thermal Hydrolysis", *WEFTEC2009*, pp. 6220-6229, 2009.

[3] Korea water and wastewater works association, *Standard for drinking water facility*, 2010.

[4] Seiji Yamaguchi, "New type of sludge density meter using microwaves for application in sewage treatment plants", *Water Science and Technology*, Vol33, issue1, pp. 53-60, 1996.

[5] S. S. Baek, Y. O. Park, J. H. Ban, "Study on optimal operation of residual treatment process automation", *Journal of Korea society for fluid machinery*, vol 20, issue 6, pp. 77-81, 2008.

[6] S. B Jang, J. H Kwen, *Development of Ultrasonic Multi-beam Sludge density meter*, K-water, 2009.

[7] J. Bougadis, K. Adamowski, and R. Diduch, "Short-term municipal water demand forecasting," *Hydrological Processes*, vol. 19, no. 1, pp. 137-148, 2005.

[8] S. L. Zhou, T. A. McMahon, A. Walton, and J. Lewis, "Forecasting daily urban water demand: a case study of melbourne," *Journal of Hydrology*, vol. 236, no. 3, pp. 153- 164, 2000.

[9] P. N. Tan, *Introduction to data mining*, Addison- Wesley, 2006.

[10] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.

[11] H.H Lee, S.B Jang, S.T Hong, M.G Chun, "Intelligent Controller for Constant Control of Residual Chlorine in Water Treatment Process", *International journal of fuzzy and intelligent systems,* Vol.24 No.2, pp. 147-154, 2014.

[12] Bo-Hyeun Wang, Short-term Electrical Load Forecasting Using Neuro-Fuzzy Model with Error Compensation, *International journal of fuzzy and intelligent systems,* Vol.9 No.4, pp. 327-332, 2009.

[13] S.C Shin, "A Study on Prediction of Wake Distribution by Neuro-Fuzzy System", *International journal of fuzzy and intelligent systems,* Vol.17 No.2, pp. 154-159, 2007.

[14] S.P Chun, S.S Kim, C.B Lee, "Modified Transformation and Evaluation for High Concentration Ozone Predictions", *International journal of fuzzy and intelligent systems,* Vol.17 No.4, pp. 435-442, 2007.

저 자 소 개

장상복(Sang-Bok Jang)

1989년 : 영남대학교 전자공학과 공학사
2003년 : 한밭대학교 계측제어공학과 공학석사
2015년 : 충북대학교 제어로봇공학과 공학박사
1989년~1991년 : 대한소결금속(주)
1992년~현재 : 한국수자원공사 해외사업본부

관심분야 : Modelling, SCADA System, Process Control
Phone : +82-2-2150-0363
E-mail : jsbok0502@kwater.or.kr

이호현(Ho-Hyun Lee)

1998년 : 원광대학교 전자공학과 공학사
2010년 : KAIST 로봇학제 공학석사
2013년~현재 : 충북대학교 대학원
제어로봇공학과 박사과정

관심분야 : Fuzzy, Pattern Recognition, Optimization
Phone : +82-42-870-7683
E-mail : LHH@kwater.com

이대종(Dae-Jong Lee)

1995년 : 충북대학교 전기공학과 공학사
1997년 : 충북대학교 전기정보공학과
공학석사
2002년 : 충북대학교 전기정보공학과
공학박사
2006년~2008년 : 충북대학교 충북정보기술 사업

단 초빙 조교수

관심분야 : Biometrics, Recognition, Intelligent system
Phone : +82-43-261-2388
E-mail : bigbell@cbnu.ac.kr

권진희(Jin-Hee Kweon)
1992년 : 경남대학교 일어학과 학사
2010년 : 영남대학교 경영대학원 경영학과 석사
2014년 : 영남대학교 경영대학원 경영학과 박사수료
1999년~현재 : ㈜ 리테크 대표이사

관심분야 : Sensor, Transmitter
Phone : +82-53-383-7181
E-mail : lt200@naver.com

전명근(Myung-Geun Chun)
1987년 : 부산대학교 전자공학과 공학사
1989년 : KAIST 전기 및 전자공학과 공학석사
1993년 : KAIST 전기 및 전자공학과 공학박사
1996년 : 삼성전자 자동화연구소 선임연구원
1996년~현재 : 충북대학교 전자공학부 교수
2007년~현재 : ISO/IEC SC27 정보보호 표준화 전문위원
2008년~현재 : TTA PG505 전문위원

관심분야 : 지능시스템, 정보보호, 영상처리
Phone : +82-43-261-2388
E-mail : mgchun@cbnu.ac.kr