Research Paper

Development of State Diagnosis Algorithms Using Statistical Method for Online Sensors in A²/O Process

Hyosoo Kim¹ · Jinhee Lee² · Yejin Kim^{1,†}

¹Department of Environmental Engineering, Catholic University of Pusan

²Techcross Co. Ltd

(Received October 2, 2019; Revised October 28, 2019; Accepted November 8, 2019)

Objectives : The purpose of this study is to develop a sensor state diagnosis algorithm using statistical methods, such as normality test and regression analysis, to verify the reliability of sensor measurements and the failure of sensor equipment.

Methods : For online sensors (DO, MLSS and pH) installed in pilot-scale A²/O process with 18 m³/day, fault data was compared with normal data for fault diagnosis of the sensor. Normality test and regression analysis were performed to classify collected data according to normal and impairment. Based on these results, an algorithm has been developed to diagnose the condition of DO, MLSS and pH sensors.

Results and Discussion : As a result of applying the DO sensor diagnosis algorithm, the normal and fault condition of the sensor was diagnosed through the change of p value (0.05 standard) indicating normality. In case of MLSS sensor, moving average was used together with normality test, and in case of continuous failure, continuous sensor failure was detected, and after calibration was performed at the end of failure, the data showed normality and diagnosed as normal state. Regression analysis was applied to the pH sensor to diagnose data out of the confidence interval as a failure based on the confidence interval with the DO value of the aerobic three stages. As a result of the algorithm verification, it was confirmed that when the failure occurs, the number of data out of the confidence interval increases, and from this result the developed diagnosis algorithm can confirm the failure of the pH sensor.

Conclusions : The online sensor diagnosis algorithm developed in this study needs to evaluate the general applicability of the algorithm through accumulated data collection. In addition, it is considered that the evaluation criteria in the developed state diagnosis algorithm can maintain the sensor state diagnosis efficiency by deriving and applying the appropriate values in consideration of the characteristics of the applied plant.

Key Words : Online Sensors, Statistical Method, State Diagnosis, Sensor Fault, A²/O Process

[†] Corresponding author E-mail: yjkim@cup.ac.kr Tel: 051-510-0621 Fax: 051-510-0628

연구논문

A²/O 공정에서 통계학적 기법을 이용한 온라인 센서의 상태진단 알고리즘 개발

김효수¹ · 이진희² · 김예진^{1,*}

¹부산가톨릭대학교 환경공학과

²(주)테크로스

목적: 본 연구에서는 공정 상태의 진단·제어에 기준이 되는 센서 측정값의 신뢰성과 센서 장비의 장애 유무를 확인하기 위해 통계학적인 기법인 정규성 검정과 회귀분석을 이용하여 센서의 상태진단 알고리즘을 개발하고자 하였다.

방법: 일평균 유입유량이 18 m³/day인 파일럿 규모의 A²/O 공정에 설치된 온라인 센서(DO, MLSS 및 pH)를 대상으로, 센서의 장애 진단을 위해 정상 데이터와 비교할 수 있는 장애 데이터를 수집하였고, 통계학적 기법인 정규성 검정과 회귀분석을 이용하여 수집된 데이터의 정상과 장애에 따른 분류를 수행한 이후 DO, MLSS 및 pH 센서의 상태 진단이 가능한 알고리즘을 개발하였다.

결과 및 토의: DO 센서 진단 알고리즘 적용 결과, 정규함을 나타내는 p값의 변화(0.05 기준)를 통해 센서의 정상과 장애 상태를 진단할 수 있었다. MLSS 센서의 경우에는 정규성 검정과 함께 이동평균을 이용하였고, 장애가 지속되는 구간에서는 지속적인 센서의 장애가 감지되게 되고 장애 종료 시점에 보정이 수행된 이후 데이터는 정규성을 나타내어 정상 상태로 진단되게 됨을 확인할 수 있었다. pH 센서는 회귀분석 기법을 적용하여, 호기조 3단의 DO값과의 신뢰구간에 기반하여 신뢰구간을 벗어나는 데이터를 장애로 진단하였다. 알고리즘 검증 결과, 장애 발생 시 신뢰구간을 벗어나는 데이터들의 수가 증가함을 확인하였고, 이를 통해 개발된 상태 진단 알고리즘으로 pH 센서의 고장 유무를 확인할 수 있을 것으로 판단되었다.

결론: 본 연구에서 개발된 온라인 센서 진단 알고리즘은 누적된 데이터 수집을 통해 알고리즘의 범용적인 적용 가능성에 대한 평가가 필요할 것이라 판단된다. 또한 개발된 상태 진단 알고리즘 내 판단 기준은 적용되는 처리장의 특성을 고려하여 적합한 수치를 도출 후 적용함으로써 센서 상태 진단 효율을 높게 유지할 수 있을 것으로 사료된다.

주제어: 온라인 센서, 통계적 방법, 상태 진단, 센서 장애, A²/O 공정

1. 서론

생물학적 하폐수처리 공정은 대상 처리수의 조성 및 특성에 특징적(site-specific)인 거동을 보이므로, 범용적인 공정의 성능과 지식은 매우 제한적이다.¹⁾ 활성슬러지 공정에서 경제적 운전과 안정적인 유출수 수질과 같은 목표를 동시에 달성하기 위해서는, 운전자의 숙련된 운전 동작 외에도 제어 및 진단과 같은 추가적인 동작이 행해져야 하며²⁾, 이와 같은 목표하에 공정별 효율의 극대화를 위해 다양한 개발 기술들이 보고되었다.³⁻⁸⁾

수질측정을 위해 사용되는 센서는 다양하며 측정하고자 하는 대상과 목적에 따른 측정원리를 가진다.⁹⁾ 온라인 센서와

관련된 연구는 컴퓨터·통신 분야^{10,11)}와 기계 분야¹²⁾에서 주로 다루어져 왔다. 진단과 관련하여 고장 감지와 분리(Fault Detection and Isolation; FDI) 시스템은 전통적으로 모델에 의한 접근을 기초로 하였으나, 센서와 관련되어서는 센서의 동력학에 관련된 기계학적인 모델의 복잡성에 따라서 데이터에 기초한 접근이 이루어지고 있다.^{13,14)} 이러한 센서의 연구는 자동화된 하수처리시설의 발전에 따라 주목을 받게 되었으나, 국내외 하수처리시설에서 센서에 관한 연구는 관심에 비하여 부족한 실정이다. 하수처리시설에서 수행된 온라인 센서와 관련된 연구로는 Benchmark simulation model과 소프트웨어 센서의 개발 등이 수행되어졌으며, 센서를 이용한 고장감지에 대한 선행연구로 Francesco et al¹⁵⁾은 배치의

Table 1. Specifications of used sensors.

SENSOR	MODEL	SPECIFICATION	
		Standard	292.10 × 60.32 × 60.32 (mm)
DO sensor	LDO (57900-00)	Measuring range	0 ~ 20 ppm, 0 ~ 200% saturation
		Temperature range	0 ~ 50°C
MLSS sensor	Solitax sc highline	Standard	315 × 60 × 60 (mm)
		Measuring range	0.001 ~ 150,000 mg/L
		Temperature range	2 ~ 40°C
pH sensor	Digital pHD Differential (DPD1R1)	Standard	271.3 × 35.4 × 35.4 (mm)
		Measuring range	0 ~ 14 pH
		Temperature range	-5 ~ 70°C

Fig. 1. Location of installed DO, MLSS and pH sensor in A²/O process.

화학 반응조에서 관찰자 모델에 기반하여 센서의 장애를 감지하였고, Skrjanc¹⁶⁾은 Gustafson-Kessel 퍼지 클러스터링 알고리즘과 시뮬레이션을 통해 하수처리시설에서 센서 장애 감지를 연구하였다. 그리고 Jun¹⁷⁾은 full-scale의 SBR 공정에서 축산폐수처리에 동적시간와핑(Dynamic Time Warping; DTW) 알고리즘과 판별분석 기법을 이용하여 센서를 통한 장비의 장애를 진단하였다.

온라인으로 측정되는 센서의 데이터는 하수처리시설의 공정 모니터링을 위한 중요한 인자가 된다. 예를 들어, 실제 공정에서 송풍량을 제어하기 위해서는 DO 센서의 측정값이 기준이 되고, 침전조에서 슬러지의 침전능을 확인하기 위해 MLSS 센서의 측정값이 기준이 된다. 그러나 이러한 센서가 장애를 가지게 되어 신뢰할 수 없는 상태가 된다면 제어의 수행은 적절하다고 할 수가 없다. 그로인해 발생하는 불안정한 공정의 상태는 우리가 연구하고자 하는 진단의 목적을 벗어나기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 공정 상태의 진단·제어에 기준이 되는 센서 측정값의 신뢰성과 센서 장비의 장애 유무를 확인하기 위해 통계학적인 기법인 정규성 검정과 회귀분석을 이용하여 센서의 상태진단 알고리즘을 개발하고자 하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. Pilot-scale A²/O process

본 연구에서는 부산 S 하수처리장에 위치한 일평균 유입 유량이 18 m³/day인 파일럿 규모의 A²/O 공정을 운전하며 각 반응조에 위치한 센서의 정상과 장애 상태의 데이터를 수집하였다. 수리학적 체류시간 및 슬러지 체류시간은 A²/O 공정의 운전 범위 내에서 각각 7.5시간 및 10-15일로 운전되었다. 혐기조(1.01 m³), 무산소조(2.02 m³), 호기조(2.53 m³) 및 원형 2차 침전조(2.15 m³)로 구성되었으며, 내부반송은 유입 대비 200%, 슬러지반송은 유입 대비 50%로 운전되었다.

2.2. Online sensor equipments

파일럿 규모 A²/O 공정에서 사용된 온라인 센서는 DO, MLSS, pH였으며, 각 반응조별로 센서 설치 위치는 Fig. 1에서 나타내었고, 센서들의 사양은 Table 1에 나타내었다. DO 센서는 Hach사의 광학식 LDO로 공정에서 호기조 1단과 3단에 위치하며 측정범위는 0-20 mg/L이다. MLSS 센서는 Hach사의 SOLITAX sc로 표면수와 슬러지 처리 과정을 모

니터링할 수 있으므로 정수장에서 뿐만 아니라 하수처리장 등 다양한 곳에서 사용이 가능하다. 본 연구에서 사용된 MLSS 센서 타입은 V4A 재질의 센서 헤드로, 파이프라인에서 고농도의 탁도와 SS측정에 사용되는 Solitax sc highline으로 호기조 3단에 위치한다. 마지막으로 pH 센서는 혐기조와 무산소조 2단 그리고 호기조 3단에 설치되어 있으며, 이중 본 연구에서는 호기조 3단 센서를 선정하였다. 센서 종류는 Hach사의 pH/ORP [Differential-Digital]이다.

2.3. Fault experiments of online sensors

본 연구에서는 센서의 장애 진단을 위해 정상 데이터와 비교할 수 있는 장애 데이터의 수집이 필요하였다. 이러한 장애는 각 센서의 원리와 특징에 맞게 수행되었다. DO 센서의 장애 실험은 평소 DO 센서의 보정이 주기적으로 행해지는 상황에서 센서의 물리적 고장에 의한 장애를 모사하였다. 이를 위해, LED부터 방사되는 빛에 영향을 주기위해 센서의 감지부에 비닐을 씌우는 형태로 실험이 진행되었다. 사전 테스트의 결과로부터, 센서의 감지부에 이상이 생겼을 경우 DO의 측정값이 0으로 떨어지는 특징을 보임을 확인하였다. DO 제어기가 적용된 조건에서 데이터의 신뢰성을 위해 정상과 장애를 모두 포함한 1-2시간 정도의 단 기간에 실험이 수행되었다. 그 외, MLSS 센서와 pH 센서의 경우 슬러지 덩어리의 부착에 의한 장애를 모사하고자 하였다. MLSS 센서의 장애 실험은 센서의 측정법이 빛이 산란되는 원리를 이용함에 따라 고농도의 슬러지를 호기조 3단에 위치한 MLSS 센서의 감지부에 부착하여 산란되는 빛에 장애를 주었다. 실험 수행은 정상과 장애 상태를 모두 포함해 이틀간 수행되었다. MLSS 센서의 경우 슬러지 덩어리에 의해 오염되었을 경우 측정가능한 상한값을 일정하게 생산해내거나 그 부근에서 변화하는 다양한 값을 생산하는 것으로 확인되었다. 마지막으로 큰 부하 변동과 독성에 따라 영향을 받는 pH 값은 전형적인 상태에서는 변동의 폭이 크지 않다. 따라서 본 연구에서는 pH 센서의 측정값의 변동 폭을 크게 하기 위해 센서의 전극에 부하가 될 수 있는 고농도의 슬러지를 부착하여 실험을 수행하였다. pH 센서에 슬러지 덩어리가 부착되었을 경우 특정 오작동 패턴은 보이지 않아, pH 센서의 비정상상을 판단하기 위한 추가적 참조값이 필요하여 알고리즘 개발에 반영되었다.

2.4. Application of statistical methods

DO, MLSS 및 pH 센서에서 수집된 정상 및 장애 데이터는 통계학적 기법인 정규성 검정과 회귀분석을 이용하여 수집된 데이터의 정상과 장애에 따른 분류를 수행하였다. DO 및 MLSS 센서에 사용된 정규성 검정은 정상과 장애 발생 시 정규함과 비정규함의 변화를 이용하였고, pH 센서에 사용된 회귀분석은 정상 데이터의 신뢰구간에 따라 정상 데이터는 신뢰구간 내에 분포하고 장애 데이터는 신뢰

구간을 벗어나는 점을 이용하였다. 이를 통해 본 연구에서는 DO, MLSS, pH 센서의 알고리즘을 개발하고자 하였으며, 수집된 장애 데이터를 통해 개발된 알고리즘의 타당성을 검증하고자 하였다.

2.4.1. Normality test

DO 및 MLSS 데이터는 정상적으로 공정이 운영되고 있다면, 일정 수준의 노이즈를 가지고 변동하는 측정값을 보이게 되므로 수집된 데이터는 통계적으로 정규함을 나타내고 있다고 판단할 수 있다. 반대로 공정 정상 운전 하에 정규하지 않은 데이터가 수집된다면, 즉 일정한 값을 반복하여 생산하는 측정값이 수집된다면 이는 곧 센서의 이상이라고 유추할 수 있음에 착안하였다. 따라서 본 연구에서는 정규성 검정 방법 중 Shapiro and Wilk¹⁸⁾에 의해 제안된 Shapiro-Wilk 검정을 사용하여, 수집된 센서 데이터의 정상 및 상태를 판단하는데 활용하였다. Shapiro-Wilk 검정은 임의의 표본이든지 정규분포로부터 나온 표본에 상관없이 통계량 W 의 계산을 통해 정규성을 확인할 수 있다. 통계량 W 의 계산은 다음과 같다.

$$W = \frac{b^2}{S^2} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n a_i y_i \right)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

여기서 y_i 는 오름차순으로 정렬된 순서통계량 $Y_1 \leq Y_2 \leq \dots \leq Y_i, i = 1, 2, \dots, n$ 이고, a_i 는 정규분포에서 크기 n 인 표본의 순서통계량의 평균과 분산, 공분산으로부터 만들어진 상수들이다.

2.4.2. Regression analysis

회귀분석은 한 개 또는 그 이상의 독립변수들과 한 개의 종속변수들의 관계를 파악하기 위한 통계적 기법으로, 종속변수에 영향을 미치는 여러 개의 독립변수들을 이용하여 종속변수의 변화를 예측하는 방법으로서 가장 대표적인 종속관계(dependence)에 관한 분석이다. 분석방법은 독립변수와 종속변수 사이의 선형식을 구하여 독립변수들의 값이 주어졌을 때 종속변수의 값을 예측하고, 종속변수에 대한 독립변수의 예측력(영향력)을 분석한다. 본 연구에서 회귀분석은 신뢰구간을 측정하여 이 신뢰구간 영역을 벗어나게 되는 데이터를 장애로 판단하고, 신뢰구간 영역에 포함되면 정상이라 판단하기 위해 적용되었다. 신뢰구간의 의미는 두 변수 사이의 추정된 회귀직선을 이용하여 알고자하는 x 에 대한 y 의 신뢰구간을 알려주는 것이며, 본 연구에서는 DO 센서의 측정값에 따른 pH 측정값의 신뢰구간을 나타내어 실제 측정된 pH의 데이터가 해당 신뢰구간에 포함되는 여부를 통해 pH 센서 장애가 판단된다. 본 연구에

Fig. 2. Normality test of DO sensor data at control state.

서는 회귀분석을 위해 SPSS 18.0.0을 사용하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1. Application of normality test for DO sensor data

DO 제어 상태에서의 장애 진단은 90분 동안 수집된 총 180개의 데이터에 대해 정규성 검정을 수행하며 도출하였다. 최초 10분간의 데이터를 이용하여 정규성 검정을 수행한 이후, 30초 간격의 데이터 수집에 맞춰 전체 데이터셋을 옮겨가며 검정이 진행되었다. 검정 결과를 Fig. 2에 나타내었다.

정규성을 나타내는 값은 p로 나타내고 0.05 이상이 되었을 시에 정규하다는 결과를 가져온다. Fig. 2의 위 그래프는 제어에 따른 DO 농도의 정상 비정상 영역에 정규성의 변화를 나타내고 아래 그래프는 정규성의 기준이 되는 p값의 변화를 보여준다. 정상 상태에서 장애를 주었을 때 몇 포인트 이후 정규성을 보이던 검정결과가 비정규 영역으로 넘어가는 것을 확인하였다. 장애가 주어진 기간 동안에는 모두 비정규 영역으로 나타났다. 장애 실험이 종료되었음에도 낮은 DO 농도에 따른 제어 수행에 의해 송풍량의 과폭기로 반응조 내의 DO 농도가 높아 비정규 영역을 보였고 1.5 ppm의 set-point로 일정한 감소를 보이자 정규하다는 결과를 나타냈다. p값의 변동 폭은 크게 나타나는데 이는 온라인 센서의 새로운 데이터가 동적이기 때문에 항상 일정하지 않음에 따른 결과이다. 그럼에도 불구하고 정상과 장애의 영역에 따라 정규·비정규의 결과가 확연하게 나타나는 것을 볼 수 있었다. 이러한 p 값은 장애가 발생하자 차츰 하락하는 것을 확인할 수 있었고 정상이후 증가하는 형태를 나타냈다. 정상 영역에서는 평균적으로 0.2 이상의 값을 나타내었고 장애상태에서는 변동이 거의 없는 0으로 그 값이 나타났다. 그래프에는 잘못된 검정결과 또한 포함되어 있었다. 시점은 장애상태 이후 정상영역으로 넘어가는 과정에서 정상영역임에도 불구하고 3차례 잘못된 검정

Fig. 3. Normality test of MLSS sensor data.

결과가 나타났는데 이는 정규성 검정에 set-point에 다른 DO와 감소하는 DO 데이터를 포함하고 있어 순간적인 비정규영역이 나타난 것으로 판단되었다. 3차례의 검정결과를 제외하고는 신뢰할 만한 검정결과를 얻어낼 수 있었다.

3.2. Application of normality test for MLSS sensor data

MLSS 센서의 정규성 검정은 40시간 동안 240개의 정상 및 장애 데이터를 이용하여 수행되었고, 검정을 위한 데이터셋은 20개 데이터를 이용하였다. Fig. 3에 검정 결과를 나타내었다. 정규함을 나타내는 p값은 초기 정상상태에서 낮은 값을 보이다 차츰 증가하는 것을 볼 수 있다. 5시간 정도 흐른 시점에서 0.375의 정규한 값을 나타내다 0.078로 그 값이 떨어졌지만 이는 기준인 0.05 이상을 나타내므로 정규함에는 이상이 없음을 확인할 수가 있다. 장애 발생 전 정상구간에서 두 차례 p가 0.05 이하로 떨어지는 부분이 나타났으나, 곧 바로 다시 증가하는 것을 볼 수가 있었다. 이러한 오차는 동적인 온라인 센서의 특성이라 판단되며 순간적으로 발생된다는 것을 확인할 수 있었다. 이후 장애 발생으로 인해 p값은 거의 변동하지 않고 0에 가까운 비정규 영역을 나타냈으며 비정규 영역에서 몇 차례의 정규영역이 나타났는데 이는 순간적으로 데이터의 규칙적인 변동에 따른 것이라 판단되고 p값은 다시 0으로 감소하였다. 장애를 제거하자 서서히 증가하였고 두 번의 오차가 더 발생하였다. 이러한 오차가 발생하였으나 검정 결과는 정상과 장애 구간을 확연하게 구분할 수가 있었다.

3.3. Application of regression analysis for pH sensor data

정상 상태에서 호기조 3단의 pH 센서 데이터와 호기조 3단의 DO 센서 데이터가 유사한 거동을 보인다는 것을 확인한 후 데이터 변화량이 상관성을 가질 것이라 판단하여 각 데이터의 이전 값과 현재 값의 차이를 나타내는 delta (Δ), 즉 $t-(t-1)$ 를 계산하여 확인해 보았다. 그 결과 pH 델

Fig. 4. pH confidence interval by regression analysis at normal state.

타 값과 DO 델타 값 사이의 Pearson 상관계수가 0.857로 높은 양의 상관관계를 가진다는 것을 확인할 수가 있었다.

본 연구에서는 회귀분석의 적용을 통해 신뢰구간을 측정하여 이 신뢰구간 영역을 벗어나게 되는 데이터를 장애로 판단하고자 하였다. DO 센서의 측정값에 따른 pH 측정값의 신뢰구간을 상한(upper limit) 및 하한(lower limit)으로 나타낸 후 실제 측정된 pH의 데이터가 이 영역을 벗어나면 pH 센서의 장애로 진단하였다. pH 센서의 장애 판단을 위해 먼저 정상 데이터를 이용하여 신뢰구간을 측정하였고, 그 결과를 Fig. 4의 상한 및 하한으로 나타내었다. 측정된 pH 데이터를 Fig. 4를 통해 확인한 결과 DO 데이터에 따른 신뢰구간 내에 포함된다는 것을 확인할 수 있었으며 그와 함께 정상상태에서의 데이터 임에도 신뢰구간을 벗어나는 pH 데이터들이 확인되었다. 이는 두 변수의 사이의 상관계수가 높지만 비슷한 거동을 보이는 것이지 항상 같이 변동되지는 않는다는 것을 의미한다. 그리하여 발생하는 오차들의 빈도수를 확인해보았다. 빈도수 1은 총 90번, 빈도수 2는 24번, 3은 15번, 4는 9번, 5는 5번의 오차가 발생하였다. 본 연구에서는 이러한 빈도수 중 적당하다고 생각되는 5개의 데이터를 선택하였고 이를 이용하여 알고리즘 개발에 연속된 5개의 데이터가 감지되는 시점을 장애로 진단하고자 하였다.

3.4. Development of sensor state diagnosis algorithms

3.4.1. State diagnosis algorithm of DO sensor

DO 센서 진단 알고리즘은 일차적으로 새로운 데이터가 수집이 되면 정규성 검정이 수행된다. 정규함을 판단하는 p 값이 0.05 이상이 되면 정상이라 판단하여 다음 데이터를 수집하게 되고 0.05 미만이 되면 추가적으로 4개 이상 즉 30초 간격의 2분 동안의 데이터를 더 수집한 후 다시 정규성 검정을 수행하여 최종적으로 장애를 진단한다. 만약 장애가 발생하였다고 판단된다면 DO 센서의 설정값을 확인하고, 이를 DO 센서 측정값과 비교하게 된다. DO 센서 측정값과 설정값 차이가 0.2보다 작다면, 일시적인 장애라 판단하여 운전

Fig. 5. Developed algorithm for state diagnosis of DO sensor at control state.

자에게 정보 및 주의를 주고 새로운 데이터를 수집하게 된다. 반대로 DO 센서 측정값과 설정값 차이가 0.2보다 크다면, 송풍기의 작동 유무를 체크하게 된다. 이는 DO 센서의 데이터가 갑작스런 변동을 보이게 되는 요인이 DO 센서의 장애뿐만 아니라 송풍기의 on/off 상태에 따라 DO 센서의 측정값 변화를 가져올 수 있기 때문에 송풍기 정상 작동 유무를 알고리즘에 포함하였다. 만약 송풍기가 비정상적으로 작동중이라면 송풍기 수리 후 알고리즘은 새로이 구동되며, 송풍기가 정상 구동이라 판단되면 장애의 발생 요인을 센서에 의한 장애라고 최종 진단하게 된다. 센서의 장애 이후 보정과 세척을 통해 새로운 데이터를 다시 수집하게 되고 수집되는 DO 센서의 데이터가 DO 센서의 설정값과의 차이가 0.2보다 작다면 알고리즘은 재시작하게 된다. 이러한 DO 센서 진단 알고리즘을 Fig. 5에 나타내었다.

3.4.2. State diagnosis algorithm of MLSS sensor

MLSS 센서 진단의 경우 정규성 검정과 함께 20개의 데이터를 이용한 이동평균(Moving Average)이 수행되어 데이터가 저장된다. 이동평균은 정규성 검정과 같은 형태로 초기 20개의 데이터를 이용하고 이후 새로운 데이터가 수집

Fig. 6. Developed algorithm for state diagnosis of MLSS sensor.

되면 가장 이전 데이터를 제외하고 새로운 데이터를 포함하는 형태로 수행된다. 이러한 이동평균이 수행되는 이유로는 DO 센서와는 달리 MLSS 센서의 상태를 진단함에 있어 발생하는 요인의 범위가 넓고 한눈에 판단하기 어려움에 따라 데이터의 변화 양상을 확인할 수 있도록 이동평균의 변화와 측정값의 변화를 이용하여 장애의 기준을 수치적으로 나타내기 위함이다.

개발된 MLSS 센서의 알고리즘 구조는 Fig. 6에 나타내었다. 먼저 정규성 검정을 통해 장애가 발생되었다고 판단이 되면 이전의 이동평균값(MA)과 현재 측정된 MLSS 센서의 값(Measured Value; MV)의 차이를 통해 일시적 장애인지 센서의 장애인지를 판단하게 된다. 본 연구에서는 현장 운전 경험에 기반하여 이동평균과 측정된 MLSS 센서의 값의 차이 기준을 50으로 설정하였다. 만약 값의 차이가 50보다 작다면 알고리즘은 MLSS 센서의 일시적 장애로 운전자에게 정보 및 주의를 알림과 동시에 새로운 데이터를 수집하게 되고, 값의 차이가 50 이상이 되면 알고리즘은 MLSS 센서의 장애라 진단하게 된다. MLSS 센서의 세척, 보정 및 검정이 완료된 이후 운전자의 판단에 의해 알고리즘은 재시작될 수 있다.

3.4.3. State diagnosis algorithm of pH sensor

pH 센서의 상태진단을 위한 알고리즘은 먼저 DO 센서와의 회귀선을 이용함에 따라 10분 간격으로 pH와 DO 센서 데이터가 동시에 수집된다. 수집된 데이터는 서로의 상관관계를 높이기 위해 Δ 를 계산하게 되고, 이후에 pH 센서의 장애 판단의 변수가 되는 DO 센서의 이상 유무를 체크하게 된다. DO 센서에 문제가 없다면 다음 단계로 진행되어 측정된 pH 센서의 값이 설정된 신뢰구간의 상한 및 하한 범위를 벗어나는지에 대한 판단을 하게 된다. 만약 신뢰구간 내에 측정된 DO 센서 데이터에 따른 pH 센서 데

Fig. 7. Developed algorithm for state diagnosis of pH sensor.

이터가 포함된다면 알고리즘은 센서 상태를 정상으로 진단하여 새로운 데이터를 수집하게 된다. 이와 반대로 신뢰구간의 상한 및 하한 범위를 벗어나는 pH 센서 데이터가 감지되었을 때는 벗어나는 연속된 데이터의 개수를 확인하게 된다. 본 연구에서 정상상태에서의 신뢰구간을 확인하였을 때 제시하였던 5개 이상의 데이터가 연속적으로 감지되지 않을 시에는 일시적인 센서 장애로 판단하여 새로운 데이터를 수집하고, 5개 이상의 데이터가 연속적으로 감지되면 알고리즘은 pH 센서 장애로 진단하게 된다. 개발된 pH 센서 진단 알고리즘은 Fig. 7에 나타내었다.

3.5. Validation of sensor state diagnosis algorithms

3.5.1. Validation of sensor state diagnosis algorithm for DO sensor

DO 제어 상태에서 센서 상태 진단 알고리즘의 검증을 위하여 각각 1시간 동안의 정상과 장애 상태의 데이터를 수집하였고, 검증 결과를 Fig. 8에 나타내었다. 알고리즘을 통해 p값이 0.05 미만인 이후 정규하지 않은 데이터는 2분 동안 추가 수집되고 정규성 검정 재수행 이후 1차적으로 장애라 판단된다. 알고리즘 로직에 따라 순차적으로 DO 설정값과의 차이를 확인한 결과 측정값과의 차이가 0.2를 초과하고 송풍기가 정상적으로 동작을 하고 있었기 때문에 최종적으로 센서 장애라 진단되었다. 센서 장애라 진단된 종료 시점에 보정과 세척을 수행하였고, 완료된 이후 약 10여분이 경과하자 정규하다는 정상 상태의 영역인 p값 0.05 이상으로 유지됨을 확인하였다.

DO 제어가 수행되고 있지 않은 경우에서도 정규성 검정을 통해 DO 센서의 장애를 진단할 수 있다. 이 경우 DO 제어 알고리즘과 동일하게 송풍기가 DO 농도 변화의 요인이 될 수 있기 때문에 송풍기를 체크하되, 송풍기에서의 Hz 변화를 확인하는 부분이 차이가 될 수 있다. DO 제어

가 적용되지 않기 때문에 일정량의 송풍량이 유지되어야 하기 때문이다. 이와 같이 송풍기의 구동 Hz 변화를 알고리즘에 포함시킴으로서 DO 제어가 수행되지 않는 실제 현장에서 DO 센서 장애 진단이 가능할 것으로 사료된다.

3.5.2. Validation of sensor state diagnosis algorithm for MLSS sensor

알고리즘 검증을 위해 27시간 동안 MLSS 센서의 정상 및 장애 데이터를 수집하기 위해 실험이 수행되었다. 검증 결과 정상 상태에서의 2회 연속 비정규 영역이 나타났으나 알고리즘에서 4개의 데이터가 연속적으로 p값이 0.05 미만으로 유지되어야 장애라 판단되므로 정상 상태로 진단되었다. 실험에 의해 장애가 발생되자 측정된 값은 이전의 이동

평균 값과의 차이가 295.5를 나타냈다. 이는 알고리즘에서 진단을 위해 제시된 50을 지나치게 넘어서는 수치임에 따라 이는 MLSS 센서의 장애라 진단되게 된다. 이후 장애가 지속되는 구간에서는 계속적인 센서의 장애가 감지되게 되고 장애 종료 시점에 보정이 수행된 이후 데이터는 정규성을 나타내어 정상상태로 진단되게 됨을 확인할 수 있었다. MLSS 센서 상태 진단 알고리즘의 검증 결과는 Fig. 9에 나타내었다.

3.5.3. Validation of sensor state diagnosis algorithm for pH sensor

pH 센서 상태 진단 알고리즘을 검증하기 위한 데이터로 장애 실험을 통해 얻어진 6일간의 데이터를 이용하였으며, 이중

Fig. 8. Verification result of developed DO sensor diagnosis algorithm at control state.

Fig. 9. Verification result of developed MLSS sensor diagnosis algorithm.

Fig. 10. pH confidence interval by regression analysis at abnormal state.

장애 구간은 3회였다. 이를 통한 결과는 Fig. 10에 나타내었다. 센서 상태가 정상일 경우, 신뢰구간의 상한 및 하한의 범위 내에서 pH 측정값이 확인되었으며, 장애가 발생하였을 경우, 신뢰구간을 벗어나는 데이터들의 수가 급격히 늘어나는 것을 확인할 수 있었다. 다시 센서 상태가 정상적으로 구동할 경우, 측정된 pH 데이터가 신뢰구간의 상한 및 하한의 범위 내에서 유지됨을 확인할 수 있었다. 이러한 형태로 전체 데이터는 정상 영역에서는 신뢰구간 영역 내에 포함이 되고 장애가 발생되자 신뢰구간을 벗어나는 형태를 나타내었다.

이러한 진단 과정에서 두 차례의 진단이 잘못된 영역이 발생하였는데 첫 번째는 검증 실험 이틀째 되는 지점으로 정상영역임에도 신뢰구간을 5회 이상 벗어난 데이터가 감지되었다. 이는 장애에서 정상영역으로 바뀐 지 얼마 되지 않은 기간으로 정상으로의 회복에 의한 잘못된 진단이 발생되었다고 판단하였다. 두 번째 잘못 진단된 경우는 2번째 장애발생 두 시간 전에 일어났다. 이 데이터는 신뢰구간을 벗어난 데이터개수가 5개로 알고리즘의 기준에 따라 장애로 진단 내려진다. 알고리즘의 검증 결과 회복 영역에서의 1회 및 알고리즘 상 오차 1회를 제외한 나머지 구간에서는 개발된 pH 센서 상태 진단 알고리즘을 통한 정상과 장애 진단이 가능하다는 것을 확인할 수 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 pilot 규모의 A²/O 공정에 설치된 DO, MLSS 및 pH 센서의 상태 진단 알고리즘 개발을 위해 통

계적 기법을 적용하였고, 각 센서에 대해 개발된 상태 진단 알고리즘의 검증을 수행하였다. 각 센서별 세부 결과는 다음과 같다.

- 1) DO 센서는 통계적 기법 중 정규성 검정을 활용하여 정상과 장애 시에 정규함을 나타내는 p값의 변화를 센서 진단 알고리즘에 적용하였다. 제어 상태에서는 1.5 ppm으로 DO를 조절함에 따라 알고리즘에 DO 설정값과 측정값과의 차이를 적용하였고, 이를 통해 센서의 장애가 일시적일 때는 알람으로 운전자에게 주의를 줄 수 있고 확실한 장애를 감지하면 알람이 아닌 장애라 진단을 내리게 하였다. 검증 결과, 최종적으로 센서 장애라 진단되면 보정과 세척을 수행하였고, 작업이 완료된 이후 약 10여분이 경과하자 정규하다는 정상 상태의 영역인 p값 0.05 이상으로 유지됨을 확인하였다.
- 2) MLSS 센서의 경우에는 정규성 검정과 함께 이동평균을 이용하여 한 시점 전의 이동평균 값과 측정된 값의 차를 이용하여 운전자에게 주의를 주거나 장애를 진단할 수 있도록 알고리즘을 개발하였다. 검증 결과, 장애가 발생되자 측정된 값은 이전의 이동평균 값과의 차이가 295.5로 확인되었고, 이는 알고리즘에서 설정한 기준값을 넘어서게 되어 MLSS 센서의 장애라 진단되었다. 이후 장애가 지속되는 구간에서는 계속적인 센서의 장애가 감지되게 되고 장애 종료 시점에 보정이 수행된 이후 데이터는 정규성을 나타내어 정상 상태로 진단되게 됨을 확인할 수 있었다.
- 3) pH 센서는 회귀분석 기법을 적용하여, 호기조 3단의

DO값과의 신뢰구간을 측정하였고, 신뢰구간을 벗어나는 데이터를 장애로 진단하는 알고리즘을 개발하였다. 검증 결과, 정상 영역에서는 알고리즘에서 제한한 5개 이상 신뢰구간을 벗어난 영역이 발견되지 않았고, 장애가 발생하자 신뢰구간을 벗어나는 데이터들의 수가 급격히 늘어나는 것을 확인할 수 있었다. 이를 통해 개발된 상태 진단 알고리즘으로 pH 센서의 고장 유무를 확인할 수 있을 것으로 판단되었다.

- 4) 다수의 처리장에서 현재 공정 운전자가 센서 측정값 또는 신호를 직접적으로 해석하여 장애 진단을 판단하고 있는데 현장 운전자의 판단은 주관적이며, 정확한 원인을 파악하기 어려운 경우가 다수 존재하기 때문에 비효율적이며 판단이 부정확할 우려가 있다. 반면에 통계적 기법을 적용한 본 연구는 수집된 데이터의 연속성에 근거하여 장애 상태를 진단할 수 있기에 높은 정확도로 장애 상태를 진단할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 현장 운전 특성이 반영된 누적 데이터가 있어야 정확도가 높아지므로, 장기간의 데이터 수집이 필요한 부분이 있다. 통계적 기법은 사용되는 데이터가 축적될수록 더 높은 효율성과 정확도를 얻을 수 있다. 따라서 본 연구에서 개발된 온라인 센서 진단 알고리즘은 누적된 데이터 수집을 통해 알고리즘의 범용적인 적용 가능성에 대한 평가가 필요할 것이라 판단된다. 또한 개발된 상태 진단 알고리즘 내 판단 기준은 적용되는 처리장의 특성을 고려하여 적합한 수치를 도출 후 적용함으로써 센서 상태 진단 효율을 높게 유지할 수 있을 것으로 사료된다.

Acknowledgement

본 연구는 부산가톨릭대학교 교내연구비지원사업의 연구비 지원으로 수행되었습니다(과제번호 2017-1-041). 이에 감사드립니다.

References

1. G. G. Patry, D. Chapman, Dynamic Modeling and Expert Systems in Wastewater Engineering, 1st ed., Lewis Publishers, Inc., Chelsea Michigan, pp. 395(1989).
2. G. Olsson, B. Newell, Wastewater Treatment Systems: Modelling, Diagnosis and Control; Chapter 1 - Introduction, IWA publishing, London, UK(1999).
3. K. Jo, Y. Park, S. Cho, T. Lee, Variation of nitrogen removal efficiency and microbial communities depending on operating conditions of a CANON process, J. Korean Soc. Environ. Eng., 37(6), 332-339(2015).
4. H. S. Kim, Development of mathematical model for simultaneous nitrification & denitrification process by modifying activated sludge models (ASMs), Master's thesis, Pusan National University(2008).
5. J. S. Kim, Y. L. Kuk, J. Y. Park, Y. J. Jang, C. H. Park, A study on membrane fouling control by immobilized microbial media for nitrification in membrane bioreactor, J. Korean Soc. Environ. Eng., 41(5), 272-277(2019).
6. S. J. Kim, Rule-based control logic development & application evaluation according to process condition diagnosis in A²/O process, Master's thesis, Pusan National University(2012).
7. T.-W. Kim, Development of rule-based control strategy according to state diagnosis of APID process, Master's thesis, Pusan National University(2011).
8. W. Mo, H. Kim, H. Choi, The operation characteristics of advanced sewage treatment process using aerobic granular sludge in pilot plant, J. Korean Soc. Environ. Eng., 41(2), 61-68(2019).
9. B. Mathieu, Characterization of on-line sensors for water quality monitoring and process control, Université Laval Québec, 6-12(2010).
10. Z. Chenglin, S. Xuebin, S. Songlin, J. Ting, Fault diagnosis of sensor by chaos particle swarm optimization algorithm and support vector machine, Expert Syst. Appl., 38(8), 9908-9912(2011).
11. J. Gao, Y. Xu, X. Li, Online distributed fault detection of sensor measurements, Tsinghua Sci. Technol., 12(S1), 192-196(2007).
12. R. Sharifi, R. Langari, Isolability of faults in sensor fault diagnosis, Mech. Syst. Signal Process., 25(7), 2733-2744(2011).
13. M. Kettunen, P. Zhang, S. L. Jämsä-Jounela, An embedded fault detection, isolation and accommodation predictive controller for an industrial benchmark process, Comput. Chem. Eng., 32(12), 2966-2985(2008).
14. C. Rosèn, L. Rieger, U. Jeppsson, P. A. Vanrolleghem, Adding realism to simulated sensors and actuators, Water Sci. Technol., 57(3), 337-344(2008).
15. F. Pierri, G. Paviglianiti, F. Caccavale, M. Mattei, Observe-based sensor fault detection and isolation for chemical batch reactors, Eng. Appl. Artif. Intel., 21(8), 1204-1216(2008).
16. I. Skrjanc, Fuzzy model-based detection of sensor faults in waste-water treatment plant, in Proceedings of the 5th WSEAS Int. Conf. on Computational Intelligence, Man-machine Systems and Cybernetics, Venice, Italy, pp. 195-199(2006).
17. B. H. Jun, Fault detection using dynamic time warping (DTW) algorithm and discriminant analysis for swine wastewater treatment, J. Hazard. Mater., 185(1), 262-268(2011).
18. S. S. Shapiro, M. B. Wilk, An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Sample), Biometrika, 52(3-4), 591-611 (1965).