

PCA를 이용한 하폐수처리시설 운전상태진단

Operation diagnostic based on PCA for wastewater treatment

전병희¹, 박장환², 전명근³

¹ 강원도 삼척시 강원대학교 소방방재학부

E-mail: bhjun@kangwon.ac.kr

² 대전시 특허청

E-mail: hwan2391@nate.com

³ 충북 청주시 충북대학교 전자공학과

E-mail: mgchun@chungbuk.ac.kr

요 약

축산폐수는 축사가 대부분 상수원보다 상류지역에 산재하고 있어 이를 효과적으로 관리하기 어려우나, 연속 회분식 반응기(Sequencing Batch Reactor, SBR)는 장치가 간단하고 경제성이 우수하여 축산폐수처리에서 효율적으로 적용될 수 있다. 본 연구에서는 DO(Dissolved Oxygen)과 ORP(Oxidation-Reduction Potential)을 이용하여 지식기반 고장진단 시스템을 제안하였다. 실시간으로 얻어진 ORP, DO값들을 전처리하여, [ORP], [DO]외에 [ORP DO]합성data와 ORP, DO의 특징벡터의 합에서 얻어진 fusion data의 총 4개의 data set을 이용하여 각각에 대한 진단과 분류성능을 검토하였다. 이 값을 이용하여 FCM (fuzzy C-mean) 클러스터링 한 후, K-PCA과 LDA로 차원축소시켜 특징벡터를 추출하였다. 그리고 Hamming distance로 test data와 특징벡터의 거리를 계산하여 각 class를 F1에서 F8까지 분류하였다. 그 결과 데이터를 그대로 이용하는 것 보다 차분 데이터형태로 이용하는 것이 우수했으며 그 중 fusion 데이터의 결과가 다른 것들보다 향상된 결과를 보였다. 그리고 K-PCA와 LDA를 결합한 결과가 다른 방법에 비해 우수한 결과를 보였으며 fusion method를 이용한 최고인식율은 98.02%를 나타내었다.

Key Words : PCR, SBR, 축산폐수처리, 고장진단

1. 서 론

폐수처리공정은 원수상태나 반응기상태가 여러 가지 외란에 의해 불안정한 환경하에서 운전관리된다. 이러한 불안정 요소를 관리하기 위해서는 반응기의 상태를 자동적으로 진단하여 정상적 또는 비정상적 상태로 판단하는 공정진단이 필요하다. 특히 축산폐수는 폐수의 수거형태, 계절적 요인 등으로 원수의 성상이 크게 변화되고, 폐수 내 협잡물 등으로 인해 운전장치상의 고장이 빈번히 일어나 안정적인 운전관리를 위해서는 고장진단이 적용된 운전기법이 요구되고 있다. 연속 회분식 반응기(Sequencing Batch Reactor, SBR)는 단일반응기에서 영양염제거가 가능하고, 운전제어가 용이해 축산폐수처리에 널리 이용되고 있으며, 운전중에 산소공급과 폐수공급의 시간적 순서에 의해 생물학적 상태가 무산소/폭기 상태로 나누어 진다. 이전의 연구에서 각 단계의 운전

시간을 최적화, 제어하기 위해 ORP (Oxidation - Reduction Potential) 또는 DO (Dissolved Oxygen) 값들이 이용되어져 왔다 [1]. 본 연구에서는 운전제어를 위해 적용되어져 온 ORP, DO를 이용하여 공정의 상태를 진단하고 분류하여 공정의 안정성을 향상시키기 위한 진단기법을 개발하는 것을 목적으로 하였다.

2. SBR 공정과 이상상태

2.1 SBR 공정

Jun [2-3]은 폐수내 영양염제거를 위한 최적 운전방법으로서 무산소(1시간)/폭기(3시간)으로 구성되는 sub-cycle방식의 SBR운전을 제안하였다. 그림1은 이러한 24시간 운전cycle을 개략적으로 나타내고 있으며, 오염물질이 제거되는 것은 4시간 간격으로 반복되는 sub-cycle구

간으로써 이 단계에서의 고장진단을 본 연구의 주된 대상으로 하였다.

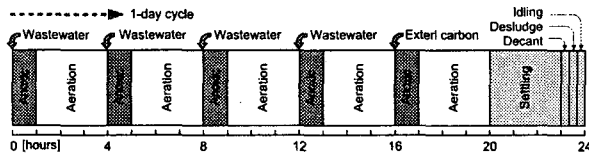


그림 1. SBR 운전 cycle

2.2 이상상태

운전상태 이상 경우는 제어기이상, 원수이상, 기기이상의 3가지 범주로 나누어지며, 이것은 세분하면 7가지의 이상 경우 (F2-F8)와 정상상태 (F1)으로 나눌 수 있다. 표 1은 이러한 이상 경우를 정리한 것이다. 제어기 이상은 폭기시간제어를 위한 set point가 적절하지 못한 경우(F2-3), 공기주입시간이 과도해지거나 암모니아의 산화가 끝나기 전에 폭기가 종료되어 질소의 제거가 발생하지 않는 상태이다. 원수 이상은 부하율(load)가 정상범위를 초과하는 상태(F4-6)이며, 이 경우 설정된 시간내에 처리가 이루어 지지 않아 오염물질이 유출수내에 포함되어 배출된다. F7은 부적절한 처리장에 유입되어서는 안 되는 성상의 폐수 (slurry)가 유입된 경우이다. 또한 탄소원 공급을 위한 펌프작동에 이상이 있는 경우(F8), 약품의 과다 소비와 유출수내 약품이 함께 배출되는 피해가 발생한다.

표 1. SBR공정에서 발생한 이상 경우

location	Malfunctions	Fault No.	
Set value	high	F2	
	low	F3	
Influent	load	very high	F4
		high	F5
		no feed	F6
	quality	scraper	F1(normal)
		slurry	F7
Instruments	chemical pump trouble	F8	

그림 2는 실제 처리장 규모의 반응기에서 운전도중 획득된 각 이상상태에서 나타나는 실제 ORP와 DO의 전형적 형태를 보여준다. 일반적으로 DO는 폭기상태를 제어하기 위한 parameter로써 이용되며, ORP는 전반적인 공정관리를 위해 설치되어 있다. DO는 0~6mg/l의 범위에서, ORP는 -600~0mV의 변화범위를 보여준다. 그림 2에서 DO와 ORP가 상승하고 있는 구간은 폭기 상태를 하강하는 구간은 폐수가 유입되면서 폭기를 중단시키는 무산소구

간에 해당된다.

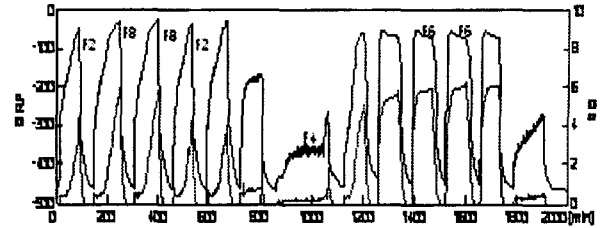


그림 2. 이상상태에서의 ORP, DO profile

3. 고장진단 알고리즘

3.1 제안된 진단 알고리즘

그림 3은 고장진단의 모식도를 나타내었다. 반응기에서 얻어진 ORP와 DO는 resampling, low-pass filtering한 후 정규화하여 전처리하였다. 이 값을 이용하여 FCM (fuzzy C-mean) 클러스터링 한 후, K-PCA[3]과 LDA로 차원 축소시켜 특징벡터를 추출하였다. 그리고 Hamming distance로 test 데이터와 특징벡터의 거리를 계산하여 각 class를 F1에서 F8까지 분류하였다.

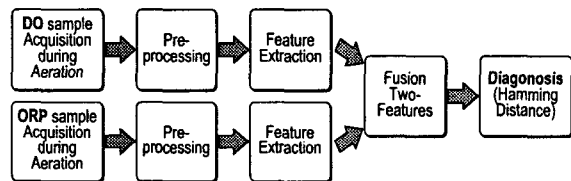
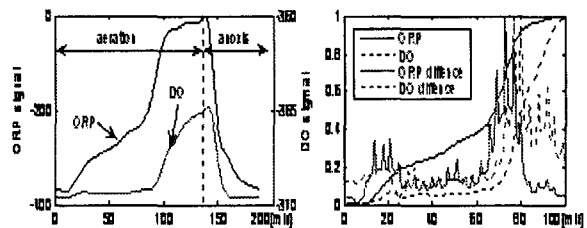


그림 3. 고장진단의 모식도

3.2 Preprocessing

그림 4(a)는 sub-cycle의 폭기/무산소 구간에서 얻어지는 전형적인 ORP, DO profile을 보여준다. 본 연구에서는 유기물과 암모니아 산화가 일어나는 폭기구간에서의 profile특성을 분석하여 고장진단에 적용시켰다.



(a) sub-cycle data (b) 전처리 결과

그림 4. 전처리 결과

폭기시간이 자동제어되는 경우 폭기구간의 시간영역은 각 운전에 따라 변화하지만 데이터전

처리를 위해 시간과 신호변화폭을 0에서 1로 정규화시켰다. 그림 5(b)는 정규화한 전처리결과를 나타낸다. 또한 분류성능향상을 위해 ORP와 DO 데이터는 아래와 같이 차분화시켜 특징추출과 분류에 이용하였다.

$$\Delta x = x(t) - x(t-1) \quad (1)$$

3.3 특징추출

특징추출의 기본접근은 k-PCA와 LDA를 이용하여 특징공간에 입력자료를 매핑시키는 것이다. k-PCA를 적용할 경우, 입력자료간에 높은 상관도를 가지는 특징을 추출할 수 있다. 이 방법은 커널함수라는 무한차수의 비선형함수를 이용하여 비선형데이터를 매핑시키는데 이 과정에서 비선형데이터가 보다 선형데이터를 이루게 된다. 선형화된 데이터에 기존의 주성분분석을 적용함으로써 비선형성을 고려할 수 있게 된다. 또한 k-PCA는 커널함수만 정의해 주면 계산절차가 매우 간단하고 주성분 개수를 미리 정해줄 필요 없이 나중에 선택할 수 있기 때문에 기존의 방법보다 많은 장점을 지니고 있다[4]. 적용된 kernel 함수는 아래와 같은 가우시안형이다.

$$k(x, y) = \exp(\|x - y\| / 2\sigma^2) \quad (2)$$

특징추출을 위해 k-PCA와 함께 LDA가 적용되었다.

본 연구에서는 기본자료인 [ORP], [DO]외에 [ORP DO]합성데이터와 ORP, DO의 특징벡터의 합에서 얻어진 fusion 데이터의 총 4개의 data set을 이용하여 각각에 대한 진단과 분류성능을 검토하였다.

3.3 진단과 분류

training 데이터와 입력값 사이의 특징벡터의 Hamming distance를 이용하여 입력데이터를 최소거리를 갖는 3개의 class로 분류하였다.

$$\|x - y\| = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (3)$$

여기서 x, y는 각각 training 데이터와 test 데이터의 특징벡터이다.

데이터 값은 SBR에 장착한 ORP와 DO 센서 신호를 인터페이스를 통해 PC 상에서 구하였고, F1~F8의 각 상태에 대하여, [18, 11, 9, 6, 17, 10, 18, 12]의 총 101개의 데이터를 관측하였으며 모든 데이터는 100X1의 벡터로 리샘플링하였다. 표 2는 [ORP], [DO], [ORP DO]합성 데이터, fusion 데이터를 기본데이터와 차분data에 대하여 진단과 분류성능을 정리하여 나타내

었다. 그 결과 기본data를 그대로 이용하는 것보다 차분data를 이용하는 것이 우수했으며 그중 fusion data의 결과가 다른 것들보다 향상된 결과를 보였다. 그리고 K-PCA와 LDA를 결합한 결과가 다른 방법에 비해 우수한 결과를 보였으며 fusion method를 이용한 최고인식율은 98.02%를 나타내었다.

표 2 진단결과

	Method	Performance			
		ORP	DO	[ORPDO]	Fusion
Data	LDA	96.04	97.03	93.07	94.06
	PCA+LDA	96.04	96.04	94.06	96.04
	K-PCA+LDA	96.04	97.03	94.06	96.04
Diff. of data	LDA	94.06	95.05	97.03	97.03
	PCA+LDA	95.05	96.04	97.03	98.02
	K-PCA+LDA	95.05	97.03	97.03	98.02

본 연구를 통해 ORP, DO등 하폐수처리공정에서 가장 일반적으로 이용되는 센서를 이용한 공정 고장진단에 적합한 진단기법을 제시하였다. 현장에서 취득된 데이터는 차분형태로 전처리한 후 분류하였을때 고장진단의 인식율이 향상되었다. 그리고 K-PCA와 LDA를 결합한 결과가 다른 방법에 비해 우수한 결과를 보였으며 fusion method를 이용한 최고인식율은 98.02%를 나타내었다. 이런 기법을 이용하면 센서등의 추가적인 설비 없이 고장진단이 가능해 공정의 안정적 유지관리가 가능하다고 판단되었다.

참 고 문 헌

[1] K. L. Norcross, "Sequencing Batch Reactor-An Overview," *Wat. Sci. & Tech.*, Vol. 26, pp. 2523-2526, 1992.
 [2] B. H. Jun, K. M. Poo, E. H. Choi, H. I. Lee and C. W. Kim, "High-performance SBR Operation by Optimized Feeding Method of External Carbon Source for Piggery Wastewater Treatment," *J. of Kor. Soc. of Env. Eng.* Vol. 24, pp. 1957-1964, 2002.
 [3] B. H. Jun, D. H. Kim, E. H. Choi, H. Bae, S. S. Kim and C. W. Kim, "Control of SBR Operation for Piggery Wastewater Treatment with DO and ORP," *J. of Kor. Soc. of Env. Eng.* Vol. 18, pp. 545-551, 2002.
 [4] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, *Pattern classification*, Wiley Interscience, 2001.