

PCA를 이용한 하폐수처리시설 운전상태진단

Operation diagnostic based on PCA for wastewater treatment

전병희* · 박장환** · 전명근***†

Byong-Hee Jun, Jang-Hwan Park and Myung-Geun Chun

* 강원대학교 건설방재공학과

** 특허청

*** 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부, 컴퓨터 정보통신 연구소

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-PCA와 LDA로 차원축소시켜 특징벡터를 추출하였다. 그리고 Hamming distance로 test data와 특징벡터의 거리를 계산하여 각 class를 F1에서 F8까지 분류하였다. 그 결과 데이터를 그대로 이용하는 것 보다 차분데이터형태로 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.

Abstract

SBR is one of the most general sewage/wastewater treatment processes and, particularly, has an advantage in high concentration wastewater treatment like sewage wastewater. A Kernel PCA based fault diagnosis system for biological reaction in full-scale wastewater treatment plant was proposed using only common bio-chemical sensors such as ORP(Oxidation-Reduction Potential) and DO(Dissolved Oxygen). During the SBR operation, the operation status could be divided into normal status and abnormal status such as controller malfunction, influent disturbance and instrumental trouble. For the classification and diagnosis of these statuses, a series of preprocessing, dimension reduction using PCA, LDA, K-PCA and feature reduction was performed. Also, the diagnosis result using differential data was superior to that of raw data, and the fusion data show better results than other data. Also, the results of combination of K-PCA and LDA were better than those of LDA or (PCA+LDA). Finally, the fault recognition rate in case of using only ORP or DO was around maximum 97.03% and the fusion method showed better result of maximum 98.02%.

Key words : PCA, LDA, SBR, Wastewater treatment, Fault diagnosis

1. 서 론

고장진단의 방법은 모델기반 기법[1]과 지식기반 기법[2-7] 이 주류를 이룬다. 모델기반 기법들은 만약 기기를 포함하는 프로세스의 정확한 모델을 구할 수 있다면 매우 뛰어난 진단 시스템을 구축할 수 있다. 그러나, 일반적으로 비선형성(nonlinearity), 섭동(perturbation), 외란(disturbance) 등을 포함하는 전체 시스템의 정확한 모델을 구하기는 쉽지 않다. 그런 까닭에 최근에는 모델의 지식이 요구되지 않는 지식기반 기법을 적용한 많은 연구결과들과 적용 예들을 발

표되고 있다.

지식기반기법으로는 전문가 시스템[2], 인공지능 및 통계적 방법[3] 등이 있다. 전문가 시스템은 실용적으로 적용하기 위해서 프로세스에 반영수정 (mirror modification)이 필요하고 규칙과 추론계도(reasoning tree)를 세울 수 있는 전문가가 존재해야 한다. 반면에, 인공지능 및 통계적 방법들은 모델링을 필요로 하지 않을 뿐만 아니라 전문지식이 필요 없으므로, 보다 폭넓은 적용성과 편리함을 가져다 준다. 이 방법은 정상과 고장조건의 초기 훈련 데이터에 의존성이 크어도 불구하고, 근래에 적당한 데이터를 얻을 수 있는 시뮬레이션 도구 및 연산 시스템의 발달로 비약적인 발전을 거듭하고 있다.

폐수처리공정은 유입원수의 양과 성상이 계속 변화하며, 따라서 반응기의 상태를 일정하게 유지하기 어려운 환경하에서 운전관리되는 경우가 많다. 이러한 불안정 요소를 관리하기 위해 원수와 반응기의 상태에 따라 실시간으로 공정을 제어하거나, 공정상태를 정상 또는 이상상태로 진단하여 공정

† 교신저자

접수일자 : 2006년 4월 13일

완료일자 : 2006년 6월 5일

감사의 글 : 본 연구는 학술연구교수 지원사업(KRF-2003-050-D00010)에 의해 지원 받았습니다.

의 안정성을 높이기 위한 연구가 다수 이루어 졌다[8-9]. 특히 축산폐수는 폐수의 수거형태, 계절적 요인 등으로 원수의 성상이 크게 변화되고, 폐수 내 협잡물 등으로 인해 운전장치의 고장이 빈번히 일어나 안정적 운전관리를 위해서는 고장진단이 적용된 운전기법이 요구되고 있다. 연속 회분식 반응기(Sequencing Batch Reactor, SBR)는 단일반응기에서 영양염제거가 가능하고, 운전제어가 용이해 축산폐수처리에 널리 이용되고 있는 공정이다. 이 공정에서는 산소공급과 폐수공급의 시간적 순서에 의해 생물학적 상태가 무산소/폭기 상태로 나누어 진다. 이전의 연구에서 각 단계의 운전시간을 최적화, 제어하기 위해 ORP (Oxidation - Reduction Potential) 또는 DO (Dissolved Oxygen) 값들이 이용되어져 왔다 [10-12]. 본 연구에서는 기존의 연구에서 주로 축산폐수 공정제어를 위해 적용되어져 온 ORP, DO를 이용하여 공정의 상태를 진단하고 분류하여 공정의 안정성을 향상시키기 위한 진단기법을 개발하는 것을 목적으로 하였다.

2. SBR공정과 이상상태

2.1 SBR 공정

연속회분식 반응기(SBR)은 시간에 따른 주기적 공정으로 축산폐수와 같은 고농도 유기물 및 질소성분 등을 포함한 폐수처리에 적합하며, 반응기 운전 중 원수 투입량과 반응시간의 조절이 가능함으로 인하여 원수의 여러 가지 성상, 독성 및 부하 변동에 강한 특징을 가지고 시설비용이 적게 들기 때문에 소규모 산업폐수 처리에 적합하다. 그러나 한 반응기에서 여러 공정이 연속적으로 일어남으로 인하여 각각의 반응은 연속식 공정보다 매우 복잡하고 다양한 메카니즘을 가지고 있어 효율적 운전을 위하여 자동제어가 반드시 필요하고 대규모 하수처리장의 적용이 어렵다.

SBR 공정은 채우고 제거하는 (Fill-and-Draw)식의 회분식 활성슬러지 처리공정이다. SBR과 재래식 활성슬러지 공정에 관련된 단위공정은 동일하지만 재래식 활성슬러지 처리공정은 각 단위공정이 분리된 탱크에서 동시에 일어나는데 반해 SBR공정은 같은 탱크에서 연속적으로 일어난다. 그림 1에 통상적으로 사용되고 있는 방식인 원수 유입(Fill), 반응(React), 침전/배출(Settle/Draw), 휴지(Idle)의 4단계로 나누어 나타내었다.

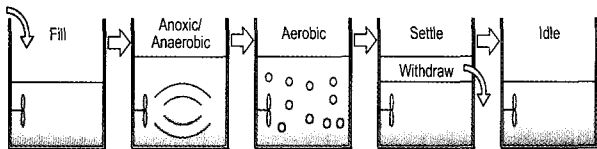


그림 1. 일반적인 SBR 운전 방식

실험에 이용된 SBR은 사각입형으로 3m×5.5m×2.5m (W×L×H), working volume은 약 20m³으로 실제 공정에 가까운 운전이 가능한 크기를 가지고 있다. 송풍기는 3.64m³/min으로 공기를 불어넣어 줄 수 있는 ring blower를 사용하였고, disk type의 30개의 diffuser를 SBR바닥에 설치하였다. 무산소기간에는 임펠러식의 교반기로 혼합을 시켰다. 반응기 내에는 pH(ECO IT21, EcoSys 2001 pH), ORP(U.S. filter, Strantrol 880), DO(Knick,Stratos, 2401 Oxy/Made in Germany) sensor를 설치하여 on-line monitoring 및 제어 설비를 갖추었다. 설치된 sensor에서 얻어진 값들은 매분당

data acquisition system에 저장되고 real-time monitoring과 historical monitoring이 가능하다. Pilot 운전은 manual operation, PLC에 의한 fixed-time operation, ORP profile에 근거한 real-time control의 3가지 형태로 행하였다. Manual 및 fixed time 운전은 기본적으로 1시간의 무산소 단계, 3시간의 호기 단계의 sub-cycle로 운전되었다. Fixed-time 운전의 경우 미리 입력된 시간에 따라 무산소-호기의 sub-cycle이 반복되지만 real-time control에서는 각 단계의 시간은 원수와 미생물 상태에 따라 변동된다. SBR 운전은 이전의 연구결과를 바탕으로 (anoxic phase with feeding + aerobic phase)의 sub-cycle을 4~6번 가진 후 잔존한 nitrite, nitrate 제거를 위한 외부탄소원(메탄올) 공급과 폭기, 침전, 배출, 공폭기시간을 가진다. 각 무산소 단계에서 고유량 정량펌프(20l/min)를 이용하여 10~20분간, 0.2~0.4m³의 원수가 주입되었다.

Jun [13]은 폐수내 영양염제거를 위한 최적 운전방법으로서 무산소(1시간) / 폭기(3시간)으로 구성되는 sub-cycle방식의 SBR운전을 제안하였다. 그림2는 이러한 24시간 운전 cycle을 개략적으로 나타내고 있으며, 오염물질이 제거되는 것은 4시간 간격으로 반복되는 sub-cycle구간으로써 이 단계에서의 고장진단을 본 연구의 주된 대상으로 하였다.

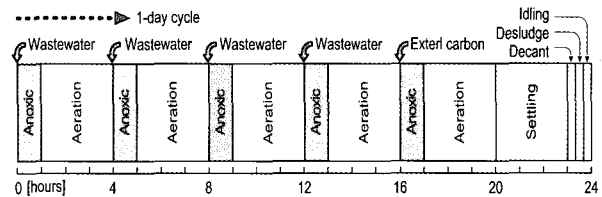


그림2. 축산폐수처리를 위한 SBR 운전cycle

2.2 이상상태

현장운전에서 관찰된 운전상태 이상 경우는 제어기이상, 원수이상, 기기이상의 3가지 범주로 나누어지며, 이것은 세분하면 7가지의 이상 경우 (F2-F8)와 정상상태 (F1)으로 나눌 수 있다. 그림 3은 실제 처리장 규모의 반응기에서 운전도중 획득된 각 이상상태에서 나타나는 실제 ORP와 DO의 전형적인 형태를 보여준다. 일반적으로 DO는 폭기상태를 제어하기 위한 parameter로써 이용되며, ORP는 전반적인 공정관리를 위해 설치되어 있다. 그러나 보통 실제 처리장에서는 기본적으로 DO와 ORP센서를 동시에 채택하여 공정관리에 이용하고 있다. DO는 0~6mg/l의 범위에서, ORP는 -600~0mV의 변화범위를 보여준다. 그림 3에서 DO와 ORP가 상승하고 있는 구간은 폭기상태에서 산소에 의한 유기물 산화, 암모니아 산화가 일어나고 있는 구간이며, 하강하는 구간은 폐수가 유입되면서 폭기를 중단시켜 무산소구간에 해당되며 앞 단계에서 산화된 질산염을 질소가스로 환원하기 위한 공정상태가 된다.

SBR공정의 sub-cycle에서 공기가 공급되는 호기구간의 시간을 결정하기 위하여 ORP값을 이용하여 차분값에 근거한 제어가 가능하다. 제어기 이상은 폭기시간 제어를 위한 set point가 적절하지 못한 경우(F2-3), 공기주입시간이 과도해지거나 암모니아의 산화가 끝나기 전에 폭기가 종료되어 질소의 제거가 발생하지 않는 상태이다.

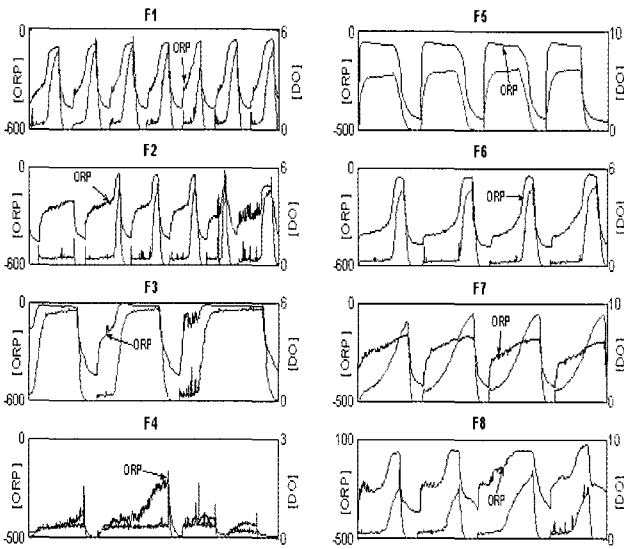


그림 3. 각 이상상태에서의 DO, ORP profile

원수이상은 부하율(load)이 정상범위를 초과하는 상태(F4), 또는 기기이상으로 원수가 주입되지 않은 경우(F5), 정상범위보다 다소 주입량이 많아 처리수질이 확보되지 않을 가능성이 큰 경우(F6)이며, 이 경우 설정된 시간내에 처리가 이루어 지지 않아 오염물질이 유출수내에 포함되어 배출된다. F7은 부적절한 처리장에 유입되어서는 안 되는 슬러리(slurry) 성상의 폐수가 유입된 경우이다. 또한 탄소원 공급을 위한 펌프작동에 이상이 있는 경우(F8), 약품의 과다소비와 유출수내 약품이 함께 배출되는 피해가 발생한다. 전체적인 공정이상 경우를 표 1에 정리하여 나타내었다.

표 1. SBR공정에서 발생한 이상 경우

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

3. 고장진단 알고리즘

3.1 제안된 진단 알고리즘

그림 4.는 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-PCA과 LDA로 차원축소시켜 특징벡터를 추출하였다. 그리고 Hamming distance로 test 데이터와 특징벡터의 거리를 계산하여 각 class를 F1에서 F8까지 분류하였다.

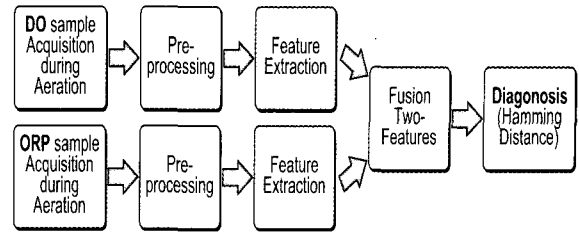


그림 4. 고장진단의 모식도

3.2 Preprocessing

그림 5(a)는 sub-cycle의 폭기/무산소 구간에서 얻어지는 전형적인 ORP, DO profile을 보여준다. 본 연구에서는 유기물과 암모니아 산화가 일어나는 폭기구간에서의 profile특성을 분석하여 고장진단에 적용시켰다.

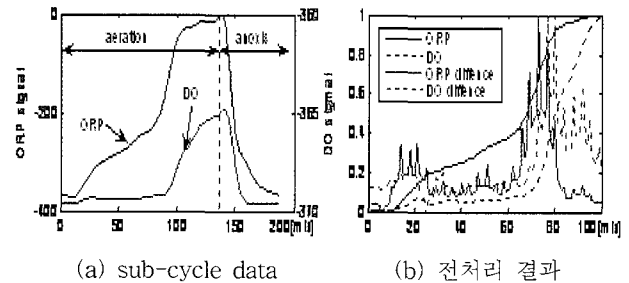


그림 5. 전처리 결과

폭기시간이 자동제어되는 경우 폭기구간의 시간영역은 각 운전에 따라 변화하지만 데이터전처리를 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

전처리 과정을 거친 데이터를 특징 공간으로 사상시키기는 특징추출은 KPCA와 LDA에 이용한다. 먼저 KPCA는 PCA가 공분산 행렬 대신에 내적 행렬 상에서 수행될 수 있다는 잘 알려진 사실로부터 다음과 같이 유도된다[9]. 샘플들 $\{x_i \in R^M\}_{i=1}^N$ 이 전처리 과정을 거친 전동기의 전류 데이터의 집합을 표시한다고 하자. KPCA는 먼저 함수 $\Phi: R^M \rightarrow F$ 에 의해 특징공간 F 로 데이터를 사상한 다음 사상된 데이터를 가지고 표준 PCA를 수행한다. $X = [\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_N)]$ 에 의해 데이터 행렬 X 을 정의하면, F 에서의 공분산 행렬 C 는 다음과 같다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T = \frac{1}{N} X X^T \quad (2)$$

사상된 데이터가 $1/N \cdot \sum_{i=1}^N \Phi(x_i) = 0$ 에서 중심을 갖는다고 가정하면, 고유값 문제에 의하여 C 의 고유값과 고유벡터들을 찾을 수 있다.

$$\lambda u = Ku \tag{3}$$

여기서 행렬 K 는 $K=1/N \cdot X^T X$ 로 정의된 $N \times N$ 내적 행렬이며, 성분은 다음과 같다.

$$K_{ij} = \frac{1}{N} \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) = \frac{1}{N} k(x_i, x_j) \tag{4}$$

행렬 $K (P \leq N, P \leq M)$ 의 영이 아닌 고유값과 고유벡터가 각각 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_p, u_1, \dots, u_p$ 이라 하면, C 는 동일한 고유값들을 가지며, $C: v^h = a^h X u^h$ (여기서 a^h 는 정규화 상수이다)의 영이 아닌 고유벡터들 $\{v^h\}$ 과 K 의 영이 아닌 고유벡터들 $\{u^h\}$ 사이는 일대일 대응관계가 있다. 만약 고유벡터들이 단위길이를 갖는다면, $a^h = 1/\sqrt{\lambda_h N}$ 이며, $a^h = 1$ 이 기 위해 $\|v^h\| = 1/\sqrt{\lambda_h N}$ 을 가정한다.

전처리 과정을 거친 시험 데이터 샘플 x 에 대해, 그것의 h -번째 주성분 y_h 는 다음의 커널 함수를 사용하여 계산할 수 있다.

$$y_h = v^h \cdot \Phi(x) = \sum_{i=1}^N u_i^h k(x_i, x) \tag{5}$$

이때에 사영(projection) 연산자 P_H 를 사용함으로써 x 에 대한 Φ 의 상(image)을 그것의 사영들로부터 F 에서 첫 번째 $H(\leq P)$ 주성분들 위로 재구성할 수 있다.

$$P_H \Phi(x) = \sum_{h=1}^H y_h v^h \tag{6}$$

통상적으로 사용하는 커널은 식 (7), (8), (9)와 같은 다항식, 가우시안과 시그모이드 커널 등이 있다.

$$k(x, y) = (x, y)^d \quad (\text{polynomial}) \tag{7}$$

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{Gaussian}) \tag{8}$$

$$k(x, y) = \tanh(\kappa(x, y) + \theta) \quad (\text{sigmoid}) \tag{9}$$

여기서, 적용한 커널함수는 가우시안 형이다. 이상의 K-PCA는 입력 데이터 샘플들 간에 고차원 상관관계를 가진 특징들을 얻을 수 있게 하여, 데이터 샘플의 커널 사영은 입력 데이터의 비선형 공간적인 구조를 감소시킨다. 즉, 입력 데이터 내부에 고유의 비선형 구조는 주성분 부분공간에서 비교적 좋은 결과들을 가져다준다.

고장진단 시스템의 판별능력을 증가시키기 위해 이 연구에서 특징추출을 위해 KPCA에 LDA를 추가로 사용한다. 간단하게, LDA의 최적 사영 행렬은 사영된 샘플들의 클래스내 분산에 대한 클래스간 분산의 비를 최대화하는 직교정규(orthonormal) 열벡터들을 갖도록 구하여, 특징들의 판별 성능을 극대화 한다[14]

3.3 진단과 분류

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

$$\|x - y\| = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \tag{10}$$

여기서 x, y 는 각각 training 데이터와 test 데이터의 특징벡

터이다.

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.

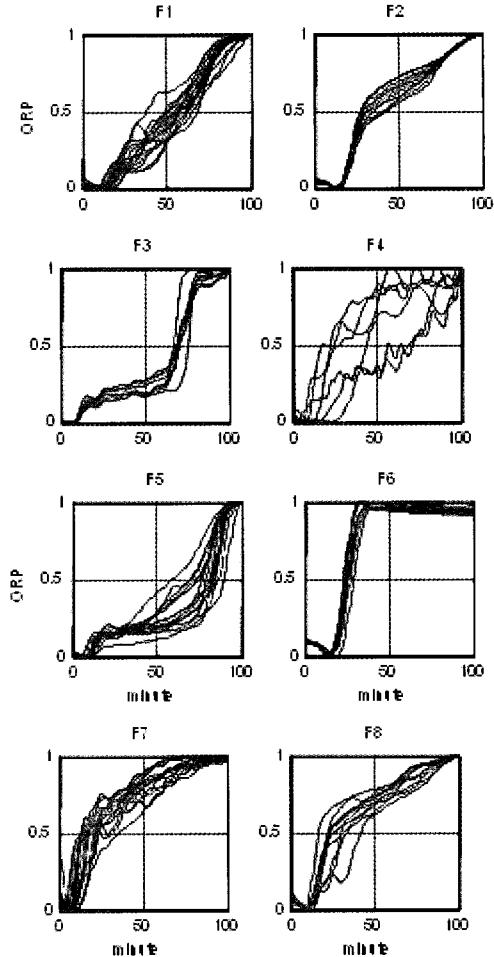
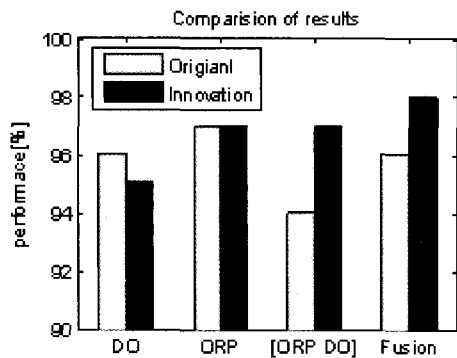


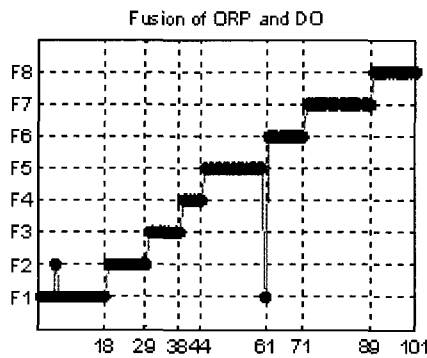
그림 6. 각 이상경우에서 전처리된 ORP 데이터

그림 7은 DO, ORP [ORP DO], fusion 데이터를 이용하여 K-PCA와 LDA를 적용한 결과를 나타내고 있다. 그 결과 DO나 ORP를 이용한 결과, 97.03% 정도의 인식율을 보인 반면 fusion 데이터를 이용한 결과 최대 98.02%의 인식율을 얻을 수 있었다.

표 2는 [ORP], [DO], [ORP DO] 합성 데이터, fusion 데이터를 기본 데이터와 차분 data에 대하여 진단과 분류 성능을 정리하여 나타내었다. 그 결과 기본 data를 그대로 이용하는 것보다 차분 data를 이용하는 것이 우수했으며 그 중 fusion data의 결과가 다른 것들보다 향상된 결과를 보였다. 그리고 K-PCA와 LDA를 결합한 결과가 다른 방법에 비해 우수한 결과를 보였으며 fusion method를 이용한 최고 인식율은 98.02%를 나타내었다.



(a) Performance rate



(b) Fusion result

그림 7. DO, ORP, fusion data를 이용한 인식율 결과

표 2는 각각 일반적인 샘플 데이터와 차분 데이터를 사용한 ORP, DO, [ORP DO] 그리고 융합의 의한 진단 결과를 보여준다. 그 결과에서 우리는 성능 개선에 사용한 진단 기법들의 세 가지 특성을 볼 수 있었다. 첫 번째로 비교적 노이즈에 영향이 작은 샘플 데이터들은 차분 데이터의 진단 결과가 본래의 데이터들 보다 평균 1.21% 정도 성능이 상승한다. 두 번째로 KPCA와 LDA를 이용한 방법은 LDA, PCA+LDA를 이용하는 방법보다 평균 0.25, 0.87% 정도의 성능 상승을 보여준다. 세 번째는 융합은 ORP나 DO 만을 사용한 방법보다 평균 0.87, 0.13%의 성능 상승을 가져다 준다는 것을 볼 수 있다. 여기서, 훈련 데이터의 클러스터링 개수는 3개이며, PCA와 커널 PCA의 사영공간의 차원은 14 이고, LDA의 사영공간은 7이다.

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, DO 등 하폐수처리공정에서 가장 일반적으로 이용되는 센서를 이용한 공정고장진단에 적합한 진

단기법을 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.

참고 문헌

- [1] S. B. Dolines et al., "A curve interpretation and diagnosis technique for industrial process," IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol. 28, no. 1, pp. 261-267, January/February 1992.
- [2] J. Sottile et al., "An overview of fault monitoring and diagnosis in mining equipment," IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol. 30, no. 5, pp. 1326-1332, September/October 1994.
- [3] D. Dially et al., "Fault detection and diagnosis in an induction machine drive: a pattern recognition approach based on Concordia stator mean current vector," IEMDC'03, Vol. 3, pp. 1448-1453, June 2003.
- [4] S. Wu, and T. Chow, "Induction machine fault detection using SOM-based RBF neural network," IEEE Trans. Ind. Elect., Vol. 51, no. 1, pp. 183-194, February 2004.
- [5] W. T. Thomson, and M. Fenger, "Current signature analysis to detect induction motor faults," IEEE Ind. Applicat. Magazine, pp. 26-34, July/August 2001.
- [6] Nejari, M. H. Benbouzid, "Monitoring and diagnosis of induction motors electrical faults using a current Park's vector pattern learning approach," IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol. 36, no.3, pp. 730-735, May/June 2000.
- [7] Zidani et al., "Induction motor stator faults diagnosis by a current Concordia pattern-based fuzzy decision system," IEEE Trans. Energy Conversion, Vol. 18, no. 4, pp. 469-475, December 2004.
- [8] A. Genovesi, J. Harmand and J. Steyer, "A fuzzy logic based diagnosis system for the on-line supervision of an anaerobic digester pilot-plant," Biochemical Engineering Journal, Vol. 3, pp. 171-183, 1999.
- [9] K. Szafnicki, C. Narce and J. Bourgois, "Towards an integrated tool for control, supervision and operator training-application to industrial wastewater detoxication plants," Control Engineering Practice, Vol. 13, pp. 729-738, 2005.
- [10] K. L. Norcross, "Sequencing Batch Reactor-An Overview," Wat. Sci. & Tech., Vol. 26, pp. 2523-2526, 1992.
- [11] 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.

- [12] K. M. Poo, J. H. Im, B. H. Jun, J. R. Kim, I. S. Hwang, K. S. Choi and C. W. Kim, "Full-cyclic control strategy of SBR for nitrogen removal in strong wastewater using common sensors" Wat. Sci. Tech. Vol. 53, No 4-5, pp. 151-160, 2005.
- [13] 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.
- [14] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, Pattern classification, Wiley Interscience, 2001.

저 자 소 개



전병희(Byong-Hee, Jun)

1994년 : 부산대학교 환경공학과 (학사)
 1996년 : 부산대학교 환경공학과 (공학 석사)
 2000년 : 동경공업대학 생물공학과 (공학 박사)
 2006년~현재 : 강원대학교 건설방재공학과 전임강사

관심분야 : 폐수처리, 고장진단, 공정제어
 Phone : 033-570-6432
 Fax : 033-570-6819
 E-mail : bhjun@kangwon.ac.kr



박장환(Jang Hwan Park)

1991년 : 충북대 전기공학과 (학사)
 1993년 : 충북대학교 전기공학과(공학석사)
 1999년 : 충북대학교 전기공학과(공학박사)
 2000년~2005년 : 충주대학교 정보제어공학과 계약 교수(BK21)
 2005년~현재: 특허청 전기전자심사국 유비쿼터스 심사팀 심사관

관심분야 : 강인제어, 고장진단 및 패턴인식



전명근(Myung Geun Chun)

1987년 : 부산대학교 전자공학과(학사)
 1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
 1993년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)
 1993년~1996년 : 삼성전자 자동화연구소 선임연구원

2000년~2001년 : University of Alberta 방문교수
 1996년~현재 : 충북대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 컴퓨터 정보통신연구소 교수

관심분야 : Biometrics, 감정인식, 음성신호처리, 얼굴인식