

# 데이터 마이닝 기법을 활용한 하수처리장 소화가스 예측 및 탈수 케이크 관리 기법 개발 Development of Digestion Gas Production and Dewatering Cake Management in WWTP by Using Data Mining Technology

김동관 · 김효수\* · 김예진\*\* · 김민수\*\*\* · 박문화\*\*\* · 김창원\*\*\*,†

Dongkwan Kim · Hyosoo Kim\* · Yejin Kim\*\*

Minsoo Kim\*\*\* · Wenhua Piao\*\*\* · Changwon Kim\*\*\*,†

한국광해관리공단 · \*엔마이론소프트

\*\*부산카톨릭대학교 환경공학과 · \*\*\*부산대학교 사회환경시스템공학과

Mine Reclamation Corporation · \*Environsoft Co. Ltd

\*\*Department of Environmental Engineering, Catholic University of Pusan

\*\*\*Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University

(Received June 18, 2014; Revised November 3, 2014; Accepted December 10, 2014)

**Abstract :** The purpose of this study is to suggest the effective operation method by developing prediction model for the gas production rate, an indicator of the effectiveness of anaerobic digestion tank, using data mining. At the result, gas production estimate model is developed by using ANN within 10% error. It is expected to help operation of anaerobic digestion by suggesting selected parameter. Meanwhile case based reasoning is applied to develop dewatering cake management technology. Case based reasoning uses the most similar examples of past when a new problem occurs, therefore in this study, management measures are developed that proposes dewatering cake minimization with the minimum change by applying the case based reasoning to sludge disposal process.

**Key Words :** Gas Production, Artificial Neural Network, Dewatering Cake, Case Based Reasoning, Sludge Management

**요약 :** 본 연구에서는 데이터 마이닝 기법을 사용하여 혐기성 소화조의 효율을 나타내는 지표인 소화가스 발생량 예측 모델 개발을 통해 운영자에게 효율적인 소화조 운영방안을 제시하고자 하였다. 그 결과 오차율 10% 이내의 인공신경망을 적용한 소화가스 발생량 예측 모델을 개발 하였으며, 모델 개발에 사용된 변수를 제시함으로써 소화조 운영에 도움이 될 것으로 사료된다. 한편 탈수 케이크 관리 기법을 개발하는데 사례기반추론(Case based reasoning)의 개념을 적용하였다. 사례기반추론은 새로운 문제가 발생했을 경우 과거의 사례와 가장 유사한 사례를 활용하여 문제를 해결에 활용하는 방법으로, 본 연구에서는 슬러지 처리 공정에 사례기반추론개념을 적용시켜 과거의 운전 data를 통해 최소의 운전변경으로 탈수 케이크 감량화를 제시하는 관리방안을 개발하였다.

**주제어 :** 소화가스발생량예측, 인공신경망, 탈수 케이크, 사례기반추론, 슬러지관리

## 1. 서론

활성슬러지 공정이 개발된 이래로 하수처리장에 유입되는 하수의 효율적인 처리를 위해 A/O, A<sub>2</sub>O, MLE 등 여러 공정들이 개발 되었고, 공정별 효율의 극대화를 위해 하수처리장 내 진단, 제어 기술들이 개발되었다.<sup>1-3)</sup> 이후 연구자들은 기술개발이 완료된 진단, 제어기술에서 시선을 돌려 수처리 공정의 부산물로 생성되는 슬러지를 활용하는 방안에 대한 다양한 연구를 수행하였다.<sup>4,5)</sup> 그러나 보통의 하수처리장의 슬러지 처리 공정은 물리학적 반응이 일어나는 단위공정으로 구성되어 있기 때문에 공정에 사용되는 기계의 개발 이외에는 혁신적인 방안이 없는 상황에 직면해 있다.

이러한 슬러지 처리 공정에 하수처리장의 에너지 자립화의 방안으로 생물, 화학적 반응이 일어나는 혐기성 소화(Anaerobic Digester)공정이 개발되어 많은 연구가 진행되고 있다. 또한 런던협약 '96의정서 발효에 따라 2012년부터 시작된

하수슬러지를 포함한 폐기물의 해양배출이 금지되어 슬러지 처리 공정의 결과물인 탈수 케이크의 감량화가 중요시 되고 있으며, 발생하는 탈수 케이크의 감소는 하수처리장 운영비 감소에 기여할 수 있다.

혐기성 소화조는 현재 64개가 국내 하수처리장에서 운영되고 있으며, 운영효율은 약 40% 정도로 저조한 편이다. 이를 해결하기 위해 환경부에서는 소화조 최적운영관리방안을 내 놓았으나, 여전히 소화조 운전은 높은 효율을 기대하기 어려운 상황이다.<sup>6)</sup> 국외에서는 하수처리장 슬러지를 활용한 혐기성 소화 및 소각, 퇴비화 등의 공정에 대한 연구<sup>7,8)</sup>를 통해 소화조 공정 운영 최적화에 집중하고 있으나, 혐기성소화공정을 통해 얻을 수 있는 에너지원인 소화가스 발생량에 대한 연구는 미비했다. 따라서 본 연구에서는 에너지 자립화에 기여할 수 있는 소화가스 발생량을 예측할 수 있는 운전 방안을 운전자에게 제공함으로써 소화조 운전 향상을

† Corresponding author E-mail: cwkim@pusan.ac.kr Tel: 051-510-2416 Fax: 051-515-5347

지원하는 것을 연구 목적으로 설정하였다. 소화가스 예측 모델 개발에는 데이터마이닝 기법을 활용하였다.

한편 현재 하수처리장의 탈수 케이크 생산은 하수처리장 운전자의 경험에 의해 운전되고 있는 상황이다. 운전자는 오랜 경험을 통해 침전지의 슬러지 계면 높이를 기준으로 슬러지 인발량을 결정하고, 최종적으로 농축기나 탈수기의 기계 효율에 따른 탈수 케이크 발생량을 보고 슬러지 처리 공정의 정상/비정상 여부를 판단하고 있다. 이는 새로운 하수처리장 운전자나 관리자가 쉽게 이해할 수 있는 부분이 아니므로, 과거에 잘 운전되었던 경우를 활용할 필요성이 있다고 판단하여 사례기반추론의 개념을 사용하여 탈수 케이크 관리 기법을 개발하는 것을 연구 목적으로 설정하였다. 사례기반추론은 새로운 문제가 발생했을 경우 과거의 사례와 가장 유사한 사례를 활용하여 문제를 해결에 활용하는 방법으로 하수처리장의 문제점 발견 및 진단,<sup>9)</sup> 적조 예측<sup>10)</sup> 등 여러 분야에 활용되고 있다. 따라서 본 연구에서는 사례기반추론의 개념을 슬러지 처리 공정에 적용시켜, 과거의 운전 data를 통해 최소의 운전변경으로 탈수 케이크 감량화를 제시하는 관리방안을 제안하고자 한다.

## 2. 재료 및 방법

### 2.1. 연구대상

본 연구는 처리용량이 680,000 m<sup>3</sup>/day이며, A<sup>2</sup>/O 공정으로 운영되는 S 하수처리장을 대상으로 진행되었다. Fig. 1은 S 하수처리장의 슬러지 처리 시설 공정도를 나타낸 것으로 혐기성 소화조가 존재하는 것을 확인할 수 있으며, 각 공정별로 슬러지의 안정화, 안전화, 부피감소 등을 수행한다. 혐기성 소화조는 39,414 m<sup>3</sup>의 규모이며, 본 연구에 사용된 data는 2012년의 data를 적용하였다.

### 2.2. 소화가스 발생량 예측 모델

소화가스 발생량 예측 모델을 개발하기 위하여 2012년 1월 이후의 S 하수처리장의 소화조 운전 data를 확보하였다.

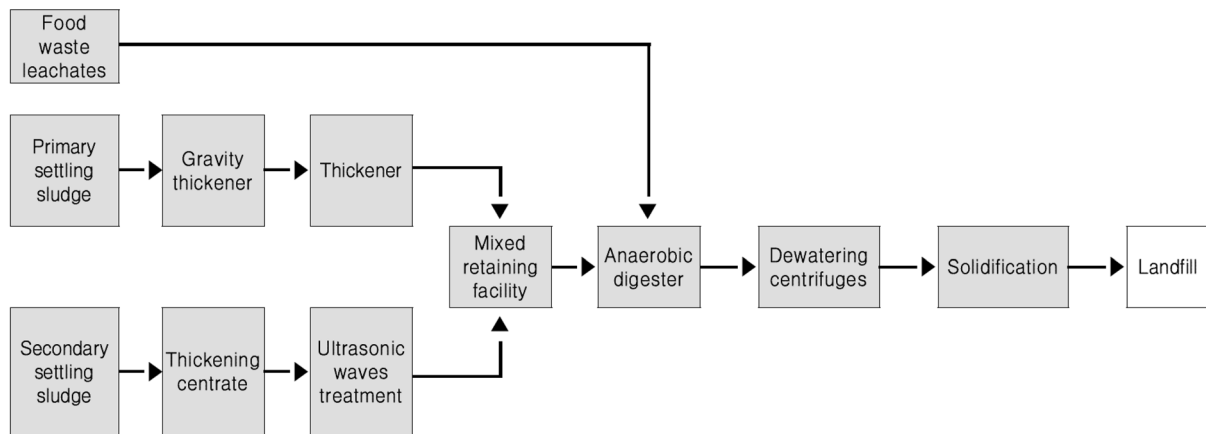


Fig. 1. Sludge treatment process in S WWTP.

Table 1. List of independent variables used in ANN

No.	Independent variables	Mean	SD	Description
1	Inf. TS	37,522.86	5,831.01	Total solid about Q sludge (mg/L)
2	Inf. VS	28,319.58	5,333.04	Volatile solid about Q sludge (mg/L)
3	Temp	36.76	2.55	Temperature (°C)
4	Eff. TS	22,916.50	4,033.35	Total solid about effluent (mg/L)
5	Eff. VS	13,264.63	2,550.94	Volatile solid about effluent (mg/L)
6	VA	221.39	112.68	Volatile organic acid (mg/L)
7	Alk	3,411.71	801.44	Alkalinity (mg/L)
8	O. loading	1.86	0.42	Organic loading (kg/m <sup>3</sup> ·d)

소화조 내부의 운영 상태는 주기적으로 측정되지 않고 있으므로 시계열에 따른 data의 적용이 불가능하였다. 121개의 운전 data중 85개의 data를 훈련과정에, 36개의 data를 검증과정에 적용하였다. 본 연구에서는 소화조의 소화가스 발생량 예측 모델 개발을 목표로 하였기 때문에 소화조에 들어오는 유입 슬러지 량과 슬러지 특성, 그리고 소화조 내 운전인자 및 소화 슬러지 특성에 대한 총 18개의 변수를 선정하였다. 이후 선정된 변수와 실제 소화가스 발생량과의 상관분석을 통해 상관도가 낮은( $\leq 0.4$ ) 변수를 제외하여 인공신경망에 적용할 최종 변수를 선정하였다. Table 1은 상관분석을 통해 예측 모델에 사용된 입력 변수들을 표시한 것이다.

#### 2.2.1. 인공신경망 적용

인공신경망은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 신경세포(Neuron)를 모델화하여 인공적으로 지능을 만드는 기술로 부정확한 정보로부터 복잡한 관계를 학습하는 능력을 가진 기술로 패턴을 추출하거나, 사람이나 다른 컴퓨팅 기술로는 알 수 없는 경향을 확인할 수 있다.<sup>11)</sup> 인

공신경망은 하수처리공정에 매우 폭넓게 사용되었으며,<sup>12,13)</sup> 본 연구에서는 소화가스 발생량 예측에 사용되어졌다. 인공신경망 구조로는 multi-layer feed-forward network를 선정하였다. multi-layer feed-forward network는 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며, 입력층과 은닉층의 뉴런의 수는 예측 변수에 따른 특성으로 달라진다. 인공신경망의 구조는 Trial and error 과정을 통해 도출하였다. 본 연구에 사용된 전달 함수(Transfer function)로 Sigmoid function을 사용했으며, 아래의 식으로 표현 가능하다.

$$\text{logistic sigmoid function} : f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

$$\text{Tan-sigmoid function} : f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

### 2.2.2. 소화가스 발생량 예측 모델 평가

모델의 정확도를 정량적으로 비교해 보기 위해 RMSE (Root Mean Square Error)값을 사용하였다. RMSE에 대한 식은 아래 (3)과 같다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{m,i} - X_{s,i})^2} \quad (3)$$

여기서, N은 자료의 수,  $X_{m,i}$ 는 i번째 측정값,  $X_{s,i}$ 는 i번째 시뮬레이션 결과값을 의미한다.

## 2.3. 탈수 케이크 관리 기법

탈수 케이크 관리 기법을 개발하기 위하여 2012년 1월 이후 S 하수처리장의 운전 data를 사용하였다. 본 연구에서는 슬러지의 발생부터 최종 탈수 케이크 생성까지를 시스템 경계로 정하고 각 단위공정에서의 인발량을 변수로 선정하였다. 사용된 변수는 생슬러지 인발량, 중력농축조 인발량, 생농축기 인발량, 잉여슬러지 인발량, 원심농축기 인발량, 혼합슬러지 인발량, 음식물처리 이송수 인발량, 소화조 1단계 인발량, 소화조 2단계 인발량, 탈수기 인발량 총 10개의 변수를 선정하였다. 이후 최종 발생하는 탈수 케이크의 양에 따라 군집분석을 실시하고, 마할라노비스 거리를 적용하여 운전자에게 최소의 운전변경으로 탈수 케이크 감량화 방안을 제시해 줄 수 있다.

### 2.3.1. 군집분석 적용

탈수 케이크 발생량에 따라 군집분석을 진행하였다. 이때 사용한 군집분석의 방법은 K-평균 군집 분석으로 한 개체가 속해있던 군집에서 다른 군집으로 이동하는 재배치(reallocation)가 가능하다. 초기 군집 수 k를 결정한 다음, 나머지 개체들은 각 군집의 초기값과 거리를 계산하여 가까운 초기값과 같은 군집을 형성하게 된다. 이후 모든 개체가 군집으로 할당된 후 다른 군집의 중심과 거리를 계산하고, 개체

가 속해 있는 군집 중심과의 거리가 다른 군집중심과의 거리보다 크면 개체를 다른 군집으로 옮기게 된다. 옮긴 후 두 군집의 중심을 다시 구하게 되며 다시 각 군집 중심과의 거리를 계산하게 된다. 이와 같은 과정을 반복하여 더 이상 개체의 군집 간 이동이 없을 때 멈추고 이를 최적의 군집으로 결정하게 된다.<sup>14)</sup> 군집분석은 상용소프트웨어 SPSS ver.21k를 사용하였다.

### 2.3.2. 마할라노비스 거리 적용

각 군집과 오늘의 탈수 케이크 양과의 거리를 계산하기 위해 마할라노비스 거리를 적용하였다. 마할라노비스 거리는 식 (4)로 표현할 수 있다.

$$d_{ik} = [(X_i - X_k)' S^{-1} (X_i - X_k)]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

S = { $s_{ik}$ }는 공분산행렬을 의미한다. 공분산 행렬은 변수의 개수 k에 따라  $k \times k$ 의 형태를 가지게 된다. 거리 적용을 위한 계산은 Microsoft Office Excel 2010을 이용하였다.

본 연구에서 마할라노비스 거리를 적용한 이유는 탈수 케이크 관리 기법에 적용된 변수의 크기가 서로 다르기 때문이다. 일반적으로 많이 사용되는 거리 측도인 유클리드 거리는 변수간의 상관성이 고려되지 않으며 변수의 크기에 의해 영향을 많이 받는다. 이후 목표하는 수준의 군집과 오늘의 슬러지 운전 data와의 마할라노비스 거리 중 최단거리의 값을 운영자에게 제시해 줌으로써 탄력적인 슬러지 관리 방안을 개발하였다.

## 3. 결과 및 고찰

### 3.1. 가스발생량 예측 모델

#### 3.1.1. 인공신경망 적용 결과

입력된 변수는 상관도가 있다(>0.4)고 할 수 있는 유입TS, 유입VS, 온도, 유출TS, 유출VS, VA(유기산), Alk(알칼리도),

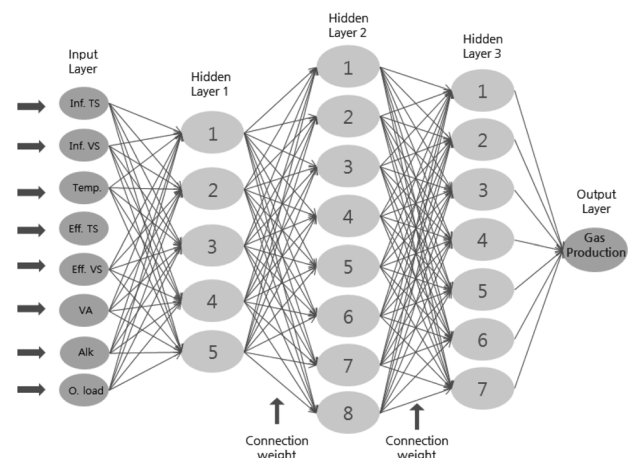


Fig. 2. Schematic diagram of ANN structure for gas production.

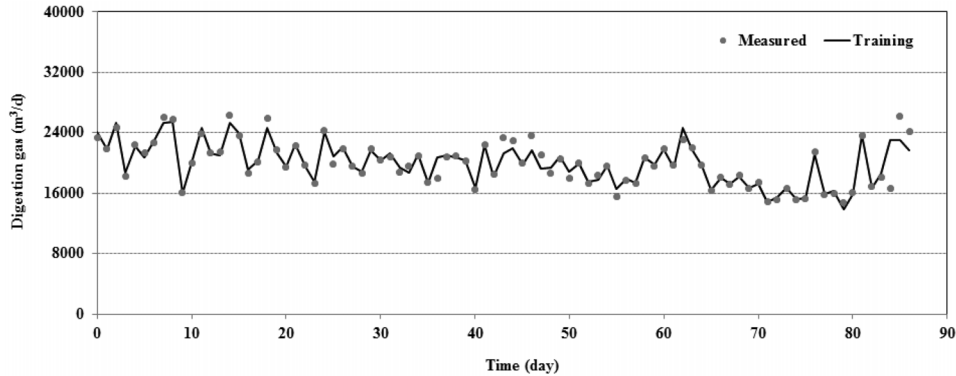


Fig. 3. Training result of ANN for gas production.

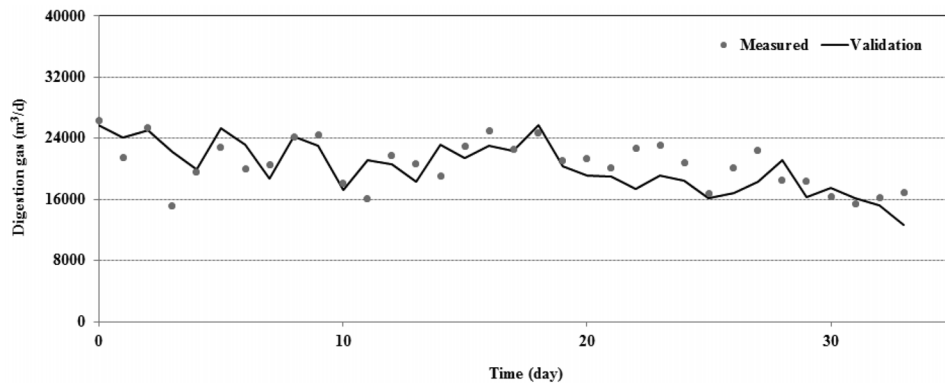


Fig. 4. Validation result of ANN for gas production.

유기물부하 총 8개 항목이다. 인공신경망의 은닉층의 수와 각각 층에 대한 노드의 수는 Trial and Error 과정을 통해 최적 모델을 도출해 내었다. 도출된 인공신경망 모델은 Fig. 2와 같은 형태로 구성되어 있으며, 3개의 은닉층에 5개, 8개, 7개의 노드가 존재하였다. 인공신경망 훈련 결과는 Fig. 3에 검증 결과는 Fig. 4에 나타내었다.

실제 측정값과 인공신경망 모델을 통한 결과를 정량적으로 비교해 보기 위해 RMSE (Root Mean Square Error)를 계산해보았다.

훈련과정의 RMSE는 951.27 m<sup>3</sup>/day의 값을 가졌으며, 검증과정의 RMSE는 2,741.9 m<sup>3</sup>/day의 값을 가졌다. 이는 14,000~27,000 m<sup>3</sup>/d의 범위를 가지는 실제 가스발생량과 비교해 보면 약 10% 정도의 오차를 가짐을 알 수 있다.

### 3.2. 탈수 케이크 관리기법 개발

S 하수처리장의 경우 하루 평균 118 ton의 탈수 케이크를 생산하였으며, 최대 231.8 ton에서 최소 30.28 ton의 탈수 케이크 범위를 가졌다. Fig. 5는 탈수 케이크 관리 기법을 개발하는 과정을 보여주고 있다. 우선 과거의 탈수 케이크 발생량에 의해 발생량을 여러 군집으로 나누게 된다. 이후 오늘의 운전 data와 목표 탈수 케이크 발생량 그룹에 속하는 data 중 최소의 마할라노비스 거리를 가지는 과거의 data를 운전자에게 제시해 줌으로써 최소의 변경으로 탈수 케이크 발생량 저감을 얻을 수 있다.

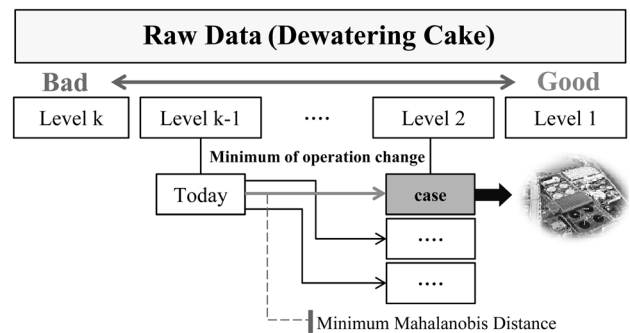


Fig. 5. Procedure of dewatering cake management.

#### 3.2.1. 군집분석 적용

K-평균 군집 분석을 통해 탈수 케이크의 발생량을 여러 그룹으로 나누어 보았는데, 이 중 6개의 그룹으로 나누었을 때 그룹의 개수가 정규분포를 띄었다. 본 연구에서는 분류된 그룹의 평균 발생량을 통해 그룹이 아닌 Level이라는 표현을 사용하기로 하였다. Table 2는 각 Level에 대한 특성을 나타내었다. 탈수 케이크의 양이 가장 많은 Level 6은 16개의 case로 Level 5는 38개, Level 4는 86개, Level 3은 98개, Level 2는 70개, Level 1은 24개의 case로 분류되었다.

- Level 6 : 최대 231.8 ton, 최소 191.0 ton, 평균 210.4 ton
- Level 5 : 최대 189.0 ton, 최소 154.2 ton, 평균 169.0 ton
- Level 4 : 최대 151.9 ton, 최소 122.7 ton, 평균 137.2 ton

**Table 2.** Result of each group classified with K-means clustering analysis in S WWTP

Item	Primary settling sludge (m <sup>3</sup> /d)	Gravity thickener (m <sup>3</sup> /d)	Thickener (m <sup>3</sup> /d)	Secondary settling sludge (m <sup>3</sup> /d)	Thickening centrate (m <sup>3</sup> /d)	Mixed retaining sludge (m <sup>3</sup> /d)	Food waste leachates (m <sup>3</sup> /d)	1 step digester (m <sup>3</sup> /d)	2 step digester (m <sup>3</sup> /d)	Dewatering centrifuges (m <sup>3</sup> /d)	Dewatering cake (ton/d)
Level 6 (Mean)	3,248.6	2,083.1	1,284.6	3,043.2	287.9	1,572.5	355.6	1,928.6	1,619.4	1,632.4	210.4
Level 5 (Mean)	3,717.0	2,148.0	1,303.1	3,240.8	292.4	1,595.4	362.6	1,958.3	1,381.4	1,386.8	169
Level 4 (Mean)	3,660.5	1,948.1	1,250.5	3,248.6	278.0	1,528.6	345.6	1,874.7	1,277.6	1,294.5	137.2
Level 3 (Mean)	3,525.0	1,692.6	1,090.2	2,460.2	203.1	1,293.4	368.3	1,662.2	1,113.0	1,134.7	107.5
Level 2 (Mean)	3,347.4	1,593.6	988.8	1,956.7	151.4	1,140.2	369.0	1,509.6	890.3	907.3	81.5
Level 1 (Mean)	3,542.9	1,374.9	1,010.3	1,911.8	137.5	1,147.8	360.3	1,509.0	807.7	803.5	55.6

- Level 3 : 최대 121.5 ton, 최소 94.6 ton, 평균 107.5 ton
- Level 2 : 최대 94.3 ton, 최소 68.8 ton, 평균 81.5 ton
- Level 1 : 최대 67.0 ton, 최소 30.3 ton, 평균 55.6 ton

탈수 케이크의 발생량과 2단 소화조의 인발량 및 탈수 저류조의 인발량은 상관관계가 높았으나, 나머지 항목들은 탈수 케이크의 발생량과 상관관계가 높지 않음을 확인하였다. 다르게 해석하면 생슬러지 인발량이나 잉여슬러지의 인발량이 많다고 해서 탈수 케이크의 양이 많아지는 게 아니라는 의미를 가질 수 있다. 또한 슬러지 처리에 있어 일률적인 기준으로 생슬러지와 잉여슬러지의 인발량을 조절하지 않아도 됨을 의미한다.

**3.2.2. 마할라노비스 거리 적용**

6개의 Level로 분류된 군집에 대하여 마할라노비스 거리를 적용하였다. S 하수처리장의 탈수 케이크 관리 기법에 사용된 변수는 10개로 공분산의 역행렬은 10 × 10 형태를 가졌다.

가상의 운전 data가 존재한다면, 목표하는 수준의 Level에 존재하는 data들과의 마할라노비스 거리를 모두 구한 뒤 최소의 거리를 가지는 과거의 사례를 운전자에게 제시해 줄 수 있다. 이때 최소의 거리는 최소의 운전변경을 의미한다. 마할라노비스 거리의 적용으로 최소의 운전변경 조건이 제안된다면, 하수처리장 운영자는 최소의 운전변경으로 현재보다 더 적은 탈수 케이크의 발생을 얻을 수 있을 것이다.

Table 3은 마할라노비스 거리 적용 예시이다. 만약 오늘의 운전 data가 생슬러지 인발량이 4,074 m<sup>3</sup>/day, 중력농축슬러지 인발량이 2,462 m<sup>3</sup>/day, 생농축기슬러지 인발량이 1,478 m<sup>3</sup>/day, 잉여슬러지 인발량이 2,215 m<sup>3</sup>/day, 잉여농축기슬러지 인발량이 134 m<sup>3</sup>/day, 혼합슬러지 인발량이 1,612 m<sup>3</sup>/day, 음식물침출수 인발량이 360 m<sup>3</sup>/day, 일차소화조 유입량이 1,972 m<sup>3</sup>/day, 이차 소화조 유입량이 1,699 m<sup>3</sup>/day, 탈수기 유입량이 1,626 m<sup>3</sup>/day일 경우, 이는 169.64 ton의 탈수 케이크를 생성하게 되며 군집분석에 의해 Level 5의 단

**Table 3.** Simulated result of virtual scenario

	Today data	Solution data	Comparison
Primary settling sludge (m <sup>3</sup> /d)	4,074	4,158	+2%
Gravity thickener (m <sup>3</sup> /d)	2,462	1,731	-30%
Thickener (m <sup>3</sup> /d)	1,478	1,390	-6%
Secondary settling sludge (m <sup>3</sup> /d)	2,215	2,188	-
Thickening centrate (m <sup>3</sup> /d)	134	138	-
Mixed retaining sludge (m <sup>3</sup> /d)	1,612	1,528	-5%
Food waste leachates (m <sup>3</sup> /d)	360	528	+47%
1 step digester (m <sup>3</sup> /d)	1,972	2,056	+4%
2 step digester (m <sup>3</sup> /d)	1,699	1,677	-
Dewatering centrifuges (m <sup>3</sup> /d)	1,626	1,680	-
Dewatering cake (ton)	169.64	148.63	-12%

계로 판정된다. Level 4 수준으로 탈수 케이크를 저감하고 싶다면, 오늘의 data와 Level 4에 속하는 data와의 마할라노비스의 거리를 구하고 최소의 값을 가지는 그때의 상황을 운전자에게 제공하게 된다. 실제 계산 결과 중력농축기에서의 체류시간을 증가시키는 동시에 인발량을 30% 감소하고, 음식물침출수 인발량을 약 47% 증가시킨다면 탈수 케이크의 양이 약 11 ton 감소할 것으로 예상된다.

한편 하수처리장의 슬러지 운영 data의 누적으로 data의 범위가 바뀐다면, 해당 Level에 존재하는 data의 수나 구성이 변화할 것이며, 이로 인해 역행렬도 수정된다.

**4. 결론**

S 하수처리장의 소화조 및 탈수 케이크 운영 Data를 통해 데이터 마이닝 기법을 활용한 결과는 아래와 같다.

- 1) 소화가스 발생량과 소화조 운영에 포함되는 모든 인자의 상관도 분석을 수행한 결과, 소화가스 발생량과 소화효율은 0.4 이하의 상관계수를 가졌다. 오히려 소화가스 발생량

이 증가해도 소화효율이 감소하는 경우도 볼 수 있었다. 그러나 상관도 분석 수행으로 소화가스 발생량에 영향을 주는 인자를 분류해 내고, 이를 통해 소화가스 발생량을 예측하는 모델 개발을 통해 변수조절로 효율적인 소화조 운영이 가능할 것으로 판단된다.

2) 하수처리장의 운영비에 상당 부분을 차지하는 탈수 케이크는 현장 운전자들의 경험에 의해 발생되고 처리된다. 일률적으로 생슬러지 인발량은 일차 침전조 높이의 1/2을 유지하도록 하여 운전한다. 그러나 본 연구에서 도출된 방법을 토대로 인발량을 줄여 계면의 높이를 조금 더 높이거나 인발량을 늘려 계면의 높이를 조금 더 낮추는 등의 탄력적으로 운영방안을 제시한다면 이후 공정의 농축성능이 높아질 수도 있다. 또한 현장 운전자의 경험은 말로써 전달되기 어렵다. 그러므로 과거의 운영사례를 토대로 현재에 적용할 수 있다면, 하수처리장의 운영비 감소에 도움이 될 것이라 본 연구자는 판단한다.

3) 데이터 마이닝 기법은 data가 축적될수록 더 높은 효율성과 정확도를 얻을 수 있다. 따라서 향후 충분한 누적 data가 존재한다면 효율적인 하수처리장 운영이 가능할 것이라 사료된다. 또한 개발된 기법을 타 하수처리장에 적용할 시, 처리장마다 수집되는 data나 시설상황이 다를 수 있으므로 이를 고려하여 개발하여야 할 것이다.

## Acknowledgement

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

이 논문은 일부분 한국연구재단 BK21플러스 사업의(21-A20132012304) 지원에 의해 수행되었으며 이에 감사드립니다.

KSEE

## References

1. Kim, H. S., Development of mathematical model for simultaneous nitrification & denitrification process by modifying activated sludge models (ASMs), Master thesis, Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University, pp. 609~735, South Korea(2008).
2. Kim, T.-W., Development of rule-based control strategy according to state diagnosis of APID process, Master thesis, Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University, pp. 609~735, South Korea(2011).
3. Kim, S. J., Rule-based control logic development & application evaluation according to process condition diagnosis in A2/O process, Master thesis, Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University, pp. 609~735, South Korea(2012).
4. Sadhukhan, J., "Distributed and micro-generation from biogas and agricultural application of sewage sludge: Comparative environmental performance analysis using life cycle approaches," *Appl. Energy*, **122**, 196~206(2014).
5. Boualem, T., Debab, A., Martinez de Yuso, A. and Izquierdo, M. T., "Activated carbons obtained from sewage sludge by chemical activation: Gas-phase environmental applications," *J. Environ. Manage.*, **140**, 145~151(2014).
6. Ministry of environment, Result of Anaerobic digester operating condition overall diagnosis(2009).
7. Bidart, C., Fröhling, M. and Schultmann, F., "Electricity and substitute natural gas generation from the conversion of wastewater treatment plant sludge," *Appl. Energy*, **113**, 40~413(2014).
8. Peces, M., Astals, S. and Mata-Alvarez, J., "Response of a sewage sludge mesophilic anaerobic digester to short and long-term thermophilic temperature fluctuations," *Chem. Eng. J.*, **223**, 109~116(2013).
9. Ruiz, M., Sin, G., Berjaga, X., Coprim, J., Puig, S. and Colomer, J., "Multivariate Principal Component Analysis and Case-based Reasoning for monitoring, fault detection and diagnosis in a WWTP," *Water Sci. Technol.*, **64**(8), 1661~1667(2011).
10. Song, B.-H., Jung, M.-A and Lee, S.-R., "A Design and Implementation Red Tide Prediction Monitoring System using Case Based Reasoning," *J. Kor. Inst. Commun. Information Sci.*, **35**, 1219~1226(2010).
11. Simsir, U. and Ertugrul, S., "Prediction of manually controlled vessel's position and course navigating in narrow waterways using Artificial Neural Networks," *Appl. Soft Comput.*, **9**, 1217~1224(2009).
12. Moon, T. S., Development of decision support system for the operator of sewage treatment plant by the diagnosis of process operating state and the inference of reasons, Ph.D. thesis, Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University, pp. 609~735, South Korea(2011).
13. Kim, H. S., Development of strategies for model-based predictive control and diagnosis-based control on biological nutrient removal processes. Ph.D. thesis, Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University, pp. 609~735, South Korea(2013).
14. Kim, J. H., R Multivariate statistical analysis(2011).