

신경망과 퍼지를 이용한 축산폐수처리플랜트의 실시간 원격 진단·제어 시스템

Real-time Remote Diagnosis and Control System for the Piggery Wastewater Treatment Plant using Neural Networks and Fuzzy Logic

서현용, 김성신, 배현, 전병희, 김창원*

Hyun-Yong Seo, Sunshin Kim, Hyeon Bae, Byong-Hee Jun, and Chang Won Kim*

부산대학교 전기공학과

*부산대학교 환경공학과

School of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

*Department of Environmental Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

Tel: 051-510-2367, E-mail: seohy76@pusan.ac.kr

요 약

산업의 발달과 인구의 증가로 인한 물 사용량 증가와 다양한 폐수들이 끊임없이 발생하고 있다. 회사나 공장들은 이러한 폐수를 처리하기 위한 하·폐수처리장의 효율적인 운영을 위하여 관리·제어 시스템을 도입하고 있는 추세이다. 본 논문에서는 김해에 설치되어 있는 축산폐수를 처리하는 파일럿 플랜트의 공정상태를 원격으로 관리할 수 있는 모니터링 시스템을 바탕으로 퍼지와 신경망을 이용한 실시간 원격 진단 및 제어 시스템을 설계하였다. 또한 여러 경우의 고장 사례를 원격 진단·제어 시스템에 접목시킴으로써 진단시스템의 성능을 더욱 향상 시켰다. 이러한 진단·제어 시스템을 이용하여 관리자는 공정상태를 항상 모니터링 할 수 있으며, 진단·제어 시스템에서 제공하는 경고 및 제어 값을 축산폐수처리플랜트에 전송함으로써 공정을 보다 효율적이고 안정적으로 진단·제어할 수 있다.

Keywords: 퍼지, 신경망, 실시간 원격 진단·제어 시스템

1. 서 론

21세기는 과거 이전 세기 보다 산업이 발달하고 인구가 증가하여 그 만큼의 물의 사용량은 증가하고 있지만, 생태계의 파괴나 수질오염 등이 우리 인간의 생명을 위태롭게 하고 있어서 물의 공급량은 계속해서 부족해지고 있다. 현재 회사나 공장들은 이러한 폐수를 효율적으로 처리하기 위해 관리·제어 시스템을 도입하고 있다.

본 논문에서는 실제 현장에서 운전중인 파일럿 플랜트를 바탕으로 진단·제어 시스템을 구축하

였다. 이 파일럿 플랜트는 현재 경남 김해시에 있는 축산폐수를 처리하는 플랜트로서 축산폐수 처리장에서 널리 쓰이는 연속회분식 반응기(SBR)이다. 적용된 진단·제어시스템은 현장의 센서로부터 획득한 데이터를 전송 받을 수 있도록 구성되었다. 특히, 원격 데이터베이스 접속 기법인 마이다스(MIDAS)를 이용하여 직접 플랜트 서버에 있는 데이터베이스에 접속하여 플랜트의 공정상태를 모니터링할 수 있으며, 데이터를 저장하거나 삭제할 수 있도록 시스템을 구성하였다.

실시간으로 들어오는 센서의 데이터 값을 전문

가의 경험적 지식을 이용하여 논리화하였다. 이러한 논리를 이용하여 퍼지 추론 시스템을 설계하여 공정의 상태를 추론하는 예측 진단 시스템을 구성하였다. 또한, 센서로부터 얻을 수 있는 ORP(Oxygen Redox Potential)와 DO(Dissolved Oxygen)데이터를 이용하여 부하량에 따른 신경망 모델을 구성시켰다. 이렇게 구성된 모델 중 현재 공정상태와 가장 유사한 모델을 선택하고, 선택된 모델을 바탕으로 공정을 예측할 수 있는 예측 시스템을 구축하였다.

본 논문에서는 이러한 퍼지논리와 신경망을 이용하여 플랜트의 공정상태를 실시간으로 예측하고 진단한 후, 제어하고자 하는 값을 플랜트에 전송함으로써 플랜트를 효율적이고 안정적으로 관리·제어할 수 있는 시스템을 구축하였다.

2. 이론적 배경

2.1 SBR 플랜트

SBR 플랜트는 주기적인 시간에 따라 질산화와 탈질화 공정을 반복함으로써 암모니아 성분을 질소 가스로 배출하는 생물학적 처리 시스템으로서 운전 조건이 주기적으로 바뀐다는 것이 특징이다. 다시 말해, 호기조(aerobic reactor)와 무산소조(anoxic reactor)가 분리되지 않고 하나의 반응기 안에서 정해진 시간이나 ORP나 DO 곡선을 이용한 실시간 제어를 통해 하·폐수를 처리하는 플랜트이다. 본 논문에서 사용된 플랜트는 축산폐수를 처리하는 플랜트이다.

2.2 신경망

신경망은 인간 두뇌의 신경망 조직을 모델링한 것으로 컴퓨터가 사람의 학습기능을 갖기 위해서 고안되었다. 신경망은 신경계의 최소 단위인 뉴런으로 구성되어 있다. 이러한 뉴런들이 복잡하게 연결된 형태를 신경망이라고 할 수 있는데, 뉴런과 뉴런사이의 가중치로 연결된다.

본 논문에서는 신경망 알고리즘 중에서 역전파 알고리즘을 이용하였다. 이 알고리즘은 다양한 분야에 보편적으로 활용되고 있는 알고리즘으로 학습할 데이터를 신경망의 입력으로 사용해서 출력을 구하게 되고, 이 출력 값과 실제 목표치의 차이 즉, 오차 값을 구하여 오차 값을 역방향으로 전파시키면서 출력 층의 연결 강도 및 은닉 층의 연결강도를 변형시킨다. 이러한 방식으로 입력데이터의 패턴을 학습시키면서 오차를 줄이게 된다.

본 논문에서는 이러한 역전파 알고리즘을 이용하여 플랜트에서 얻을 수 있는 ORP와 DO 데이터

를 모델링 시킴으로써 플랜트의 공정 상태를 미리 예측할 수 있도록 구성하고자 하였다. 이렇게 예측된 모델을 바탕으로 공정을 최적화시킬 수 있는 제어 파라미터를 찾을 수 있으며, 특히 비정상 데이터가 나타나면 현재 공정상태를 진단할 수 있는 시스템을 구성하였다.

2.3 퍼지 논리

실제 파일럿 플랜트와 같은 비선형 시스템은 수학적으로 표현하기 어렵다. 그러므로 관리자는 센서에서 나오는 데이터를 이용하거나 자기만의 전문가적 지식을 이용하여 플랜트를 운전하고 있다. 퍼지 논리는 이러한 관리자의 전문가적인 지식을 바탕으로 어떠한 규칙을 도출하여 규칙(rule)을 만듦으로써 수학적으로 표현하기 어려운 비선형 시스템을 구현함으로써 실제 플랜트에 적용할 수가 있다.

본 논문에서는 DO 데이터의 지연시간(lag time)을 이용하여 부하량을 추정하고, 부하량에 따라 유입량을 결정할 수 있는 퍼지 추론 시스템을 구성하였다.

3. 실시간 진단·제어 시스템

본 논문에서는 네트워크 접속 방법을 통해 플랜트를 모니터링하고 있으며, 획득한 데이터를 신경망과 퍼지논리 등의 지능형 알고리즘에 적용하여 플랜트를 진단하고 있다. 전문가의 지식을 바탕으로 하는 퍼지 추론 시스템은 공정의 다음 상태에 대한 추론을 통하여 진단을 수행하는데, 여러 가지 공정상태에 대한 정보를 논리화함으로써 이상상태에 대한 진단이 가능하다. 그리고 신

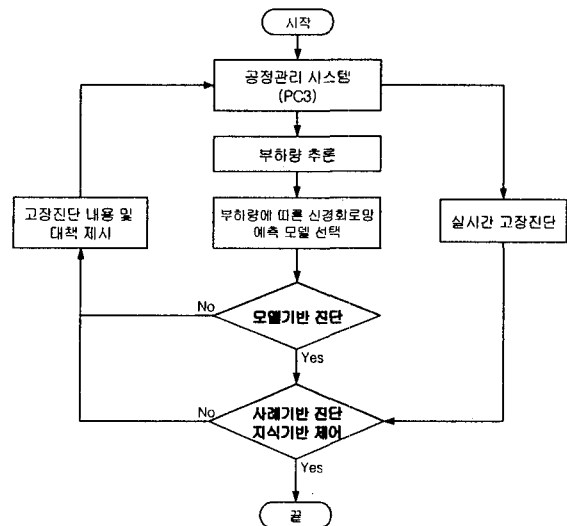


그림 1. 실시간 진단·제어 시스템에 대한 제어 흐름도.

경망을 이용하여 모델링된 모델을 바탕으로 예측 진단을 수행 할 수 있도록 시스템을 구축하여 실시간 진단을 수행하고 있다. 즉, 이러한 진단 시스템의 바탕으로 플랫폼이 바뀌는 바다 지능적으로 이루어지며, 플랜트의 효율성 및 경제적인 측면에서도 상당한 비용 절감이 기대된다. 그림 1은 본 논문에서 적용한 진단 및 제어 시스템에 대한 제어 알고리즘을 보여준다. 그림 2는 실제 플랜트에 적용하고 있는 실시간 진단·제어 시스템을 보여준다.

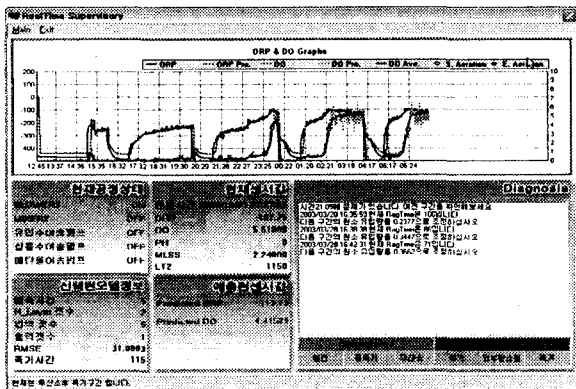


그림 2. 실시간 진단·제어 시스템.

4. 시뮬레이션 결과

3.1 지식 기반 제어

본 논문에서는 전문가의 지식을 기반으로 하여 부하량을 추정하고, 다음 공정상태에 대한 원소 유입량을 결정할 수 있는 퍼지추론 시스템을 구성하였다. 아래의 규칙은 실시간 진단·제어 시스템에 적용한 퍼지규칙으로서 전문가의 지식을 바탕으로 진단을 수행하였다.

- Fuzzy rule 1:
 - If load is high then Decrease the loading rate of -10%
 - If load is medium then Decrease the loading rate of 0%
 - If load is low then Increase the loading rate of +10%
- Fuzzy rule 2:
 - If DO < 30(min) then Increase the MeOH of 30%
 - If 30(min) < DO < 1(hour) then Increase the MeOH of 0%
 - If DO > 1(hour) then Decrease the MeOH of -10%

특히, 이러한 퍼지추론 시스템을 실시간 원격 진단·제어 시스템에 적용시킴으로써 현재공정의 부하량에 대한 다음 공정의 원소 유입량을 결정할 수 있도록 구성하였다. 그림 3은 실시간으로 데이터가 모니터링되고 있는 윈도우로써 원으로 표시한 부분이 외부탄소원의 부하율이 결정되어지는 부분을 나타내는 그래프이며, 부하량에 따른 다음구간의 외부탄소원량을 결정해주는 퍼지

추론 결과를 나타낸다. 즉, 이러한 지식기반 퍼지추론 시스템으로 예측제어를 수행할 수가 있다.

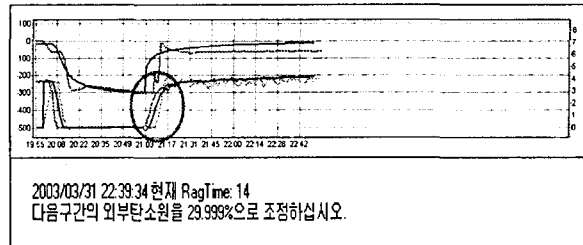


그림 3. 실시간 모니터링 및 퍼지추론 결과.

3.2 모델 기반 진단

플랜트로부터 얻는 센서의 OPR와 DO데이터들을 이용하여 정상공정상태의 부하량 혹은 여러 패턴에 대한 모델을 구성시킴으로써 실시간으로 부하량이나 여러 패턴에 따라서 모델을 선택하여 모델을 바탕으로 현재공정을 진단할 수가 있다. 그림 4에서 보듯이 정상 공정상태의 예측모델은 정상상태의 공정을 잘 적응하는 것을 볼 수가 있다. 그러나 그림 5의 비정상 공정상태일 때의 정상상태 예측모델은 떨림이 발생하여 비정상 상태의 공정을 잘 적응하지 못하는 것을 볼 수가 있다. 정상상태와 비정상상태의 RMSE를 비교해보면 그림 4는 32.8927이고 그림 5는 71.4141이다. 즉, RMSE 값을 비교함으로써 공정상태의 이상 유·무를 판단할 수가 있다. 식 1은 본 논문에서 사용한 모델을 평가하는 식으로서, RMSE(root mean square error)를 나타낸다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2}, (k=1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

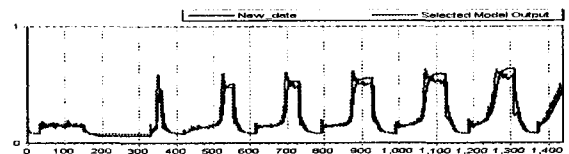


그림 5. 정상 공정상태.

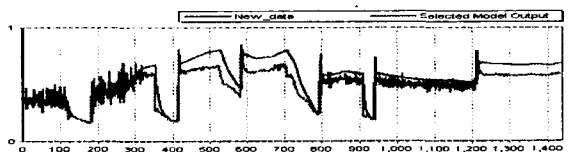


그림 6. 비정상 공정상태.

3.3 사례 기반 진단

모델기반 진단은 RMSE라는 모델 평가 값에 의존을 하기 때문에 세부적인 진단의 수행이 어렵다고 볼 수가 있다. 즉, 모델기반 진단이 이상 없음이 판단되었으면 그림 1에서 보듯이 전문가의

경험적 지식을 바탕으로 하는 사례기반 진단을 고려해야한다. 본 논문에서는 여러 가지 공정의 이상상태에 대한 정보를 논리화함으로써 여러 가지 경우에 대한 공정진단이 가능하도록 구성하였다. 즉, 아래와 같은 전문가의 경험적 사례를 바탕으로 플랜트의 진단을 수행할 수가 있다.

- 사례 1: 폭기가 시작된 후 DO 실측값이 3이 되지 않은 상태에서 다음 구간에서 다시 폭기할 때
- 사례 2: 폭기가 시작되어 DO 값이 3이상이 된 후 산소가 완전히 소모가 되지 않은 상태에서 다음 구간에서 다시 폭기가 시작될 때

그림 6은 순간적인 부하의 변동에 의한 비정상 상태를 진단하는 그림으로 위에서 예로든 사례 1이 해당된다. 그림에서 보듯이 원으로 표시한 부분이 이상사례에 해당되는 부분으로 이에 대한 진단의 결과를 박스로 표시하였다. 그림 7은 제어 시퀀스 이상에 대한 사례로서 위의 사례 2에 해당되며, 역시 이상부분을 원으로 표시하였으며, 비정상 사례 대한 진단결과를 박스로 표시하였다. 즉, 이러한 전문가의 경험적인 이상사례가 다양해진다면 세밀한 공정진단이 가능해질 것이다.

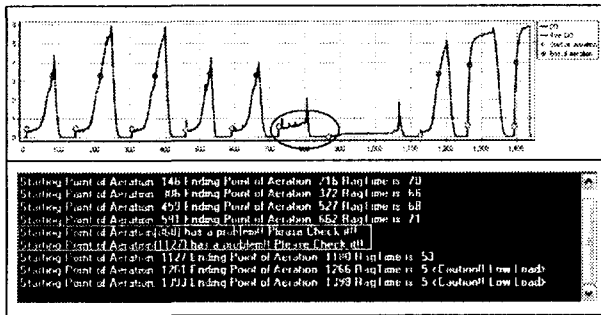


그림 6. 이상사례 및 진단결과 1.

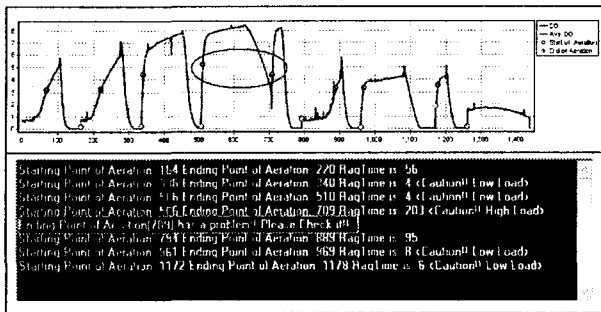


그림 7. 이상사례 및 진단결과 2.

3.4 사례 및 지식기반의 통합 진단·제어

그림 8은 사례기반 및 지식기반을 제어 시스템에 접목시켜서 실제 축산폐수처리장에 직접 접속하여 실시간으로 시뮬레이션을 수행한 결과를 나

타낸다. 그림에서 보듯이 순간적인 부하의 변동을 알려주는 공정 이상에 대한 정보를 제공해주고 있으며, 각각의 폭기구간에 대한 다음 상태의 유입부하량에 대한 정보를 추론에 의해 실시간으로 제공해주고 있다. 또한 실시간으로 공정상태를 모니터링 할 수 있으므로 공정관리에 있어서 능률적이고 효율적인 관리가 가능해졌다.

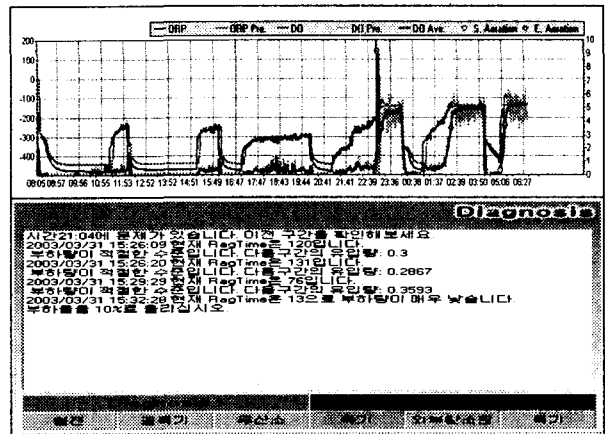


그림 8. 실시간 진단의 시뮬레이션 결과.

5. 결론

본 연구를 통해 플랜트로부터 획득할 수 있는 데이터를 실시간으로 모니터링할 수가 있게 되었으며, 데이터를 이용하여 퍼지논리와 신경망을 적용하여 플랜트를 지능적으로 관리가 가능하도록 구성하였다. 특히, 신경망을 이용한 모델기반 진단과 이상 사례를 바탕으로 하는 사례기반 진단, 그리고 전문가의 경험적 지식을 바탕으로 하는 지식기반 제어를 실시간 원격 관리·제어 시스템에 적용함으로써 공정의 관리 측면에서 플랜트의 안정성과 효율성을 상당히 개선시켰다.

6. 참고문헌

[1]Hyeon Bae, Jae-Ryong Jung, Sungshin Kim, Man Hyung Lee, Chang Won Kim, "Knowledge-Based Unmanned Automation and Control Systems for the SBR Wastewater Treatment Process," Proceeding of AROB 7th '02 vol. 1, pp. 50-53, Jan. 15-19, 2002.
 [2]전병희, 김도환, 최은희, 배현, 김성신, 김창원, "DO와 ORP를 이용한 축산폐수처리 SBR운전 제어," 한국물환경학회, vol 18, no. 5, pp. 545-551, 2001.