(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0086849
(43) 공개일자 2023년06월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
C02F 3/00 (2006.01) *B01D 65/08* (2006.01)
C02F 3/12 (2006.01)
(52) CPC특허분류
C02F 3/006 (2013.01)
B01D 65/08 (2022.08)
(21) 출원번호 10-2021-0174833
(22) 출원일자 2021년12월08일
심사청구일자 2021년12월08일

(71) 출원인
경희대학교 산학협력단
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
유창규
경기도 수원시 영통구 웰빙타운로 20, 8308동 202호 (이의동, 호반가든하임)
남기전
경기도 수원시 영통구 청명북로7번길 16-10, 201호(영통동)
(74) 대리인
특허법인 아이퍼스

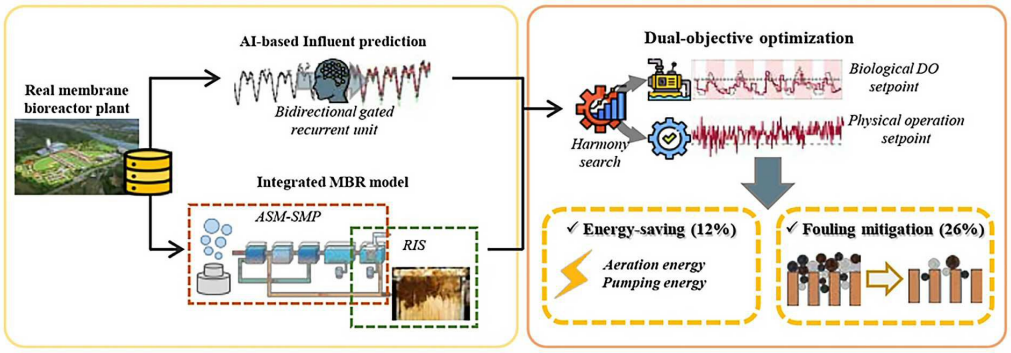
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 **유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법**

(57) 요 약

본 발명은 본 발명은 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법에 관한 것이다. 보다 상세하게는, 특정시간 후의 유입수의 특성을 예측하는 유입수 예측모델생성부; 및 상기 유입수 예측모델 생성부에서 예측된 유입수 특성을 기반으로 하수처리시스템을 제어하는 하모니 서치;를 포함하여, 급하게 변하는 유입수에 대해 인공지능 양방향 게이트 순환 유닛을 이용한 예측으로, 유입수 중 오염 물질의 농도를 예측하고, 또한, 하모니 서치를 이용하여 이중 목적 최적화 시스템을 구성하여 호기조의 폭기 강도와 막분리조의 여과-세척 기간을 최적화하여 파울링 저감과 에너지 소모를 줄여 환경성과 경제성을 개선할 수 있는, 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템에 관한 것이다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
C02F 3/1268 (2013.01)
C02F 2209/08 (2013.01)
C02F 2209/10 (2013.01)
C02F 2209/16 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711127448
과제번호	2021R1A2C2007838
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	DeepAI 기반 하폐수처리장 스마트워터 자율운전 & 자율설계 원천기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	경희대학교(국제캠퍼스)
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

특정시간 후의 유입수의 특성을 예측하는 유입수 예측모델생성부; 및

상기 유입수 예측모델 생성부에서 예측된 유입수 특성을 기반으로 하수처리시스템을 제어하는 제어유닛;을 포함하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 유입수 예측모델생성부는 양방향게이트 순환유닛을 활용하며,

상기 양방향 게이트 유닛은 시간당 유입수 예측모델을 생성하며, 특정시간 후의 유입수 유량, COD, TSS, TN값 특성을 예측하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 시간당 유입수 예측모델은 이전 입력된 데이터를 사용하여 특정시간 후에 유입수 특성을 연속적으로 예측하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 4

제 3항에 있어서,

상기 제어유닛은 막생물반응기 플랜트를 제어하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 제어유닛은 하모니 서치를 통해 플랜트의 제어인자를 최적화하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 제어유닛은 호기조의 폭기 강도와, 막분리조의 여과, 세척기간을 최적화하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 7

제 6항에 있어서,

생물학적 모델과 물리적 모델을 통합하여 막생물반응기 공정을 모델링하는 통합 MBR 모델링부를 더 포함하고,

상기 생물학적 모델은 ASM-SMP를 사용하고, 상기 물리적 모델은 RIS 모델을 사용하여 MBR 공정을 모델링하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 제어유닛은 상기 생물학적 모델을 기반으로 폭기강도와 유출수 품질 지수를 최적화하고, 생물학적 모델과 물리적 모델을 기반으로 용수 생산성을 유지하면서 막오염 및 막펌핑에너지를 최적화하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템.

청구항 9

막생물반응기 최적화방법으로서,

유입수 예측모델생성부가 특정시간 후의 유입수의 특성을 예측하는 단계;

생물학적 모델과 물리적 모델을 통합하여 막생물반응기 공정을 모델링하는 통합 MBR 모델링부에 예측된 유입수 특성이 입력되는 단계; 및

제어유닛이 상기 통합 MBR 모델링부의 생물학적 모델과 물리적 모델을 기반으로 막생물반응기를 최적화 제어하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화방법.

청구항 10

제 9항에 있어서,

상기 유입수 예측모델생성부는 양방향게이트 순환유닛을 활용하며,

상기 양방향 게이트 유닛은 시간당 유입수 예측모델을 생성하며, 특정시간 후의 유입수 유량, COD, TSS, TN값 특성을 예측하며,

상기 시간당 유입수 예측모델은 이전 입력된 데이터를 사용하여 특정시간 후에 유입수 특성을 연속적으로 예측하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화방법.

청구항 11

제 10항에 있어서,

상기 제어유닛은 하모니 서치를 통해 막생물 반응기 플랜트의 제어인자를 최적화하며, 상기 제어인자는 호기조의 폭기 강도와, 막분리조의 여과, 세척기간을 최적화하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화방법.

청구항 12

제 11항에 있어서,

상기 생물학적 모델은 ASM-SMP를 사용하고, 상기 물리적 모델은 RIS 모델을 사용하여 막생물반응기 공정을 모델링하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화방법.

청구항 13

제 12항에 있어서,

상기 제어유닛은 상기 생물학적 모델을 기반으로 폭기강도와 유출수 품질 지수를 최적화하고, 생물학적 모델과 물리적 모델을 기반으로 용수 생산성을 유지하면서 막오염 및 막폼핑에너지를 최적화하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법에 관한 것이다. 보다 상세하게는, 인공지능 기술 중 양방향 게이트 순환 유닛과 하모니 서치 알고리즘을 기반으로 한 막생물반응기(Membrane bioreactor, MBR) 플랜트의 에너지 절약 및 파울링 저감을 위한 이중 목적 최적화 시스템에 대한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 폐수 처리 시설의 최적 운영 전략은 경제 및 환경 운영을 개선하기 위해 널리 사용되어 왔다. 그러나 부적절한 최적화 시스템이 막생물반응기(MBR) 하수처리장에 적용되어 멤브레인 파울링과 관련된 복잡한 생물학적 및 물리적 상호작용과 관련된 불확실한 영향 때문에 높은 에너지 소비를 초래했다.

[0003] 막생물반응기(MBR)는 생물학적 처리와 물리적 막분리가 결합된다. MBR은 기존 하폐수처리장(이하, WWTP)에 비해 우수한 수질을 생산하며 추가적인 소독 과정이 필요하지 않다. MBR의 장점에도 불구하고, 막에 미립자가 부착되어 발생하는 파울링은 MBR 성능을 감소시킨다. 따라서 이는 MBR의 광범위한 적용에 중요한 장애물이 되어 왔다.

[0004] 파울링 완화를 위한 운영 전략은 MBR을 경제적이고 실용적으로 만들 수 있는 잠재력을 제공하며, MBR 시스템의 최적화는 프로세스 효율성을 보장하는 데 도움이 될 수 있을 것이다.

[0005] 프로세스 최적화는 운영 비용을 절감하는 동시에 생산성과 에너지 요구사항의 균형을 맞출 수 있다. 최적화는 WWTP의 목적을 만족시킨다. 첫째는 유출물 배출 한계 만족, 둘째는 비정상적인 장애(안전성) 회피, 셋째는 운영비 최소화이다. 프로세스 성능 개선의 중요성에도 불구하고 MBR 시스템의 프로세스 최적화에 대한 연구는 거의 수행되지 않았다.

[0006] 종래 활성 슬러지 모델 2d 기반 MBR 시스템(ASM2d-MBR)은 영양 제거에 영향을 주지 않고 에너지 디맨드를 최적화하기 위해 제안되었다. 에너지 요건 및 유출 품질을 평가하기 위해 벤치마크 시뮬레이션 모델(BSM-MBR) 기반 최적화 기법이 제안되었다. ASM2d 모델 기반 최적화는 질소 제거 및 에너지 효율을 개선하기 위해 MBR에 대한 최적의 설정점을 제안했다. 최적의 설계 및 작동 조건을 결정하기 위해 하위 병합 MBR에 전산 유체 역학 접근방식이 채택되었다.

[0007] 그러나 생물학적 플랫폼은 활성화된 슬러지 시스템에서 파생되었으며 단순한 모델링 접근법으로부터 어려움을 겪었다. 따라서 파울링과 생물학적 및 물리적 프로세스 간의 상호작용에 대한 중요한 정보는 제외되었다.

[0008] 또한, 종래 막반응기에서의 제거 불능의 막 오염(파울링) 진행 및 슬러지 형성을 조사하기 위한 물리적 여과 프로토콜이 개발되었다. 에너지 및 파울링 감소를 위한 유체역학 최적화를 제안하기 위해 3차원 계산 유체 역학을 사용했다. 막에 대한 실험적인 공기 정련 제어 시스템은 공기 정련 유량과 에너지 소비를 줄이기 위해 제안되었다. 그러나, 이 역시 물리적인 과정과 생물학적 과정 사이의 상호작용을 고려하기 힘들다.

[0009] 많은 MBR의 주요 결점인 파울링은 슬러지가 멤브레인 표면에 물리적으로 부착되는 것이다. 멤브레인 파울링은 일반적으로 젤/케이크 층 또는 젤/케이크 층의 열역학적 여과 저항성을 형성하기 위한 파울란트 접착의 형태로 발생한다. 또한 바이오매스의 특성, 가용성 미생물(SMP), 미립자 생성물 및 음이온 강도도 파울링에 영향을 미칠 수 있다.

[0010] 따라서 운영 최적화를 시도할 때 생물학적 및 물리적 프로세스를 통합해야 한다. 또한 동적 영향 변동은 파울링 메커니즘의 복잡한 상호작용에 영향을 미칠 수 있다. 이는 미생물의 활동을 방해하고 용존 산소(DO) 농도를 증

가시키면서 영양소 제거 효율의 유지를 위한 증식 수요를 증가시킨다.

[0011] MBR의 DO 농도는 확산된 공기가 멤브레인 표면을 스쳐 지나가 멤브레인 표면의 응축 슬러지를 청소하고 질산화용 에어로빅 조건을 유지하기 때문에 매우 중요하다. 최적 상태가 아닌 DO 수준은 운영 비용의 50% 이상에 영향을 미칠 수 있다.

[0012] MBR의 동적 영향 수준에 관한 높은 불확실성은 DO 설정점 최적화에 장애가 될 수 있다. 공정 제어는 효율적인 오염 물질 제거를 유지하기 위해 영향을 미치는 변화를 고려해야 하며, MBR의 성공적인 최적화에 영향을 미치는 조건을 예측해야 한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0013] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 10-1629240

(특허문헌 0002) 대한민국 공개특허 10-2021-0109160

(특허문헌 0003) 대한민국 공개특허 10-2021-0058231

(특허문헌 0004) 대한민국 공개특허 10-2009-0078501

발명의 내용

해결하려는 과제

[0014] 따라서 본 발명은 상기와 같은 종래의 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로서, 본 발명의 실시예에 따르면, 급하게 변하는 유입수에 대해 인공지능 양방향 게이트 순환 유닛을 이용한 예측으로, 유입수 중 오염 물질의 농도를 예측하고, 또한, 하모니 서치를 이용하여 이중 목적 최적화 시스템을 구성하여 호기조의 폭기 강도와 막분리조의 여과-세척 기간을 최적화하여 파울링 저감과 에너지 소모를 줄여 환경성과 경제성을 개선할 수 있는, 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0015] 본 발명의 실시예에 따르면, 국내 MBR 플랜트 데이터를 이용해 검증한 결과, 에너지 효율을 12% 개선시킬 수 있으며 파울링을 26% 저감시킬 수 있으며, 국내 및 국외 MBR 플랜트의 운영 시스템에 적용하여 파울링 저감과 에너지 소모를 줄일 수 있고, 다양한 하수처리장 운영 분야에 적용될 것이라 기대되며, 사업화로는 국내외 하수처리장, 환경 시스템 기업 등에서 본 기술을 이용하여 에너지 및 환경성 개선 등에 이용될 것으로 전망되는, 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0016] 한편, 본 발명에서 이루고자 하는 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0017] 본 발명의 제1목적은 특정시간 후의 유입수의 특성을 예측하는 유입수 예측모델생성부; 및 상기 유입수 예측모델 생성부에서 예측된 유입수 특성을 기반으로 하수처리시스템을 제어하는 제어유닛;을 포함하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템으로서 달성될 수 있다.

[0018] 그리고 상기 유입수 예측모델생성부는 양방향게이트 순환유닛을 활용하며, 상기 양방향 게이트 유닛은 시간당 유입수 예측모델을 생성하며, 특정시간 후의 유입수 유량, COD, TSS, TN값 특성을 예측하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0019] 또한 상기 시간당 유입수 예측모델은 이전 입력된 데이터를 사용하여 특정시간 후에 유입수 특성을 연속적으로 예측하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0020] 그리고 상기 제어유닛은 막생물반응기 플랜트를 제어하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0021] 또한 상기 제어유닛은 하모니 서치를 통해 플랜트의 제어인자를 최적화하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0022] 그리고 상기 제어유닛은 호기조의 폭기 강도와, 막분리조의 여과, 세척기간을 최적화하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0023] 또한 생물학적 모델과 물리적 모델을 통합하여 막생물반응기 공정을 모델링하는 통합 MBR 모델링부를 더 포함하고, 상기 생물학적 모델은 ASM-SMP를 사용하고, 상기 물리적 모델은 RIS 모델을 사용하여 MBR 공정을 모델링하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0024] 그리고 상기 제어유닛은 상기 생물학적 모델을 기반으로 폭기강도와 유출수 품질 지수를 최적화하고, 생물학적 모델과 물리적 모델을 기반으로 용수 생산성을 유지하면서 막오염 및 막펌핑에너지를 최적화하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0025] 본 발명의 제2목적은 막생물반응기 최적화방법으로서, 유입수 예측모델생성부가 특정시간 후의 유입수의 특성을 예측하는 단계; 생물학적 모델과 물리적 모델을 통합하여 막생물반응기 공정을 모델링하는 통합 MBR 모델링부에 예측된 유입수 특성이 입력되는 단계; 및 제어유닛이 상기 통합 MBR 모델링부의 생물학적 모델과 물리적 모델을 기반으로 막생물 반응기를 최적화 제어하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화방법으로서 달성될 수 있다.

[0026] 그리고 상기 유입수 예측모델생성부는 양방향게이트 순환유닛을 활용하며, 상기 양방향 게이트 유닛은 시간당 유입수 예측모델을 생성하며, 특정시간 후의 유입수 유량, COD, TSS, TN값 특성을 예측하며, 상기 시간당 유입수 예측모델은 이전 입력된 데이터를 사용하여 특정시간 후에 유입수 특성을 연속적으로 예측하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0027] 또한 상기 제어유닛은 하모니 서치를 통해 막생물반응기 플랜트의 제어인자를 최적화하며, 상기 제어인자는 호기조의 폭기 강도와, 막분리조의 여과, 세척기간을 최적화하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0028] 그리고 상기 생물학적 모델은 ASM-SMP를 사용하고, 상기 물리적 모델은 RIS 모델을 사용하여 MBR 공정을 모델링하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0029] 또한 상기 제어유닛은 상기 생물학적 모델을 기반으로 폭기강도와 유출수 품질 지수를 최적화하고, 생물학적 모델과 물리적 모델을 기반으로 용수 생산성을 유지하면서 막오염 및 막펌핑에너지를 최적화하는 것을 특징으로 할 수 있다.

발명의 효과

[0030] 본 발명의 실시예에 따른 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법에 따르면, 급하게 변하는 유입수에 대해 인공지능 양방향 게이트 순환 유닛을 이용한 예측으로, 유입수 중 오염 물질의 농도를 예측하고, 또한, 하모니 서치를 이용하여 이중 목적 최적화 시스템을 구성하여 호기조의 폭기 강도와 막분리조의 여과-세척 기간을 최적화하여 파울링 저감과 에너지 소모를 줄여 환경성과 경제성을 개선할 수 있는 효과를 갖는다.

[0031] 본 발명의 실시예에 따른 유입수 인공지능 예측모델 기반 막생물반응기 최적화시스템 및 최적화방법에 따르면, 국내 MBR 플랜트 데이터를 이용해 검증한 결과, 에너지 효율을 12% 개선시킬 수 있으며 파울링을 26% 저감시킬 수 있으며, 국내 및 국외 MBR 플랜트의 운영 시스템에 적용하여 파울링 저감과 에너지 소모를 줄일 수 있고, 다양한 하수처리장 운영 분야에 적용될 것이라 기대되며, 사업화로는 국내외 하수처리장, 환경 시스템 기업 등에서 본 기술을 이용하여 에너지 및 환경성 개선 등에 이용될 것으로 전망된다.

[0032] 한편, 본 발명에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0033] 본 명세서에 첨부되는 다음의 도면들은 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 것이며, 발명의 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 더욱 이해시키는 역할을 하는 것이므로, 본 발명은 그러한 도면에 기재된 사항에만 한정되어 해석 되어서는 아니 된다.

도 1 및 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 예측 모델과 통합된 생물학적 및 물리적 프로세스를 사용하는 이중 목표 최적화(DOO) 시스템의 블록도((a) 내지 (d)는 프레임워크의 하위 단계를 나타냄(SMP는 용해성 미생물 제품이

고 TSS는 총 부유 고체이다)),

도 3은 MBR 플랜트의 유입수 조건에 대한 시간별 예측 모델의 개념적 구성도(EEMD는 앙상블 경험적 모드 분해, IMF는 고유 모드 함수, DL은 딥 러닝이다),

도 4는 통합된 생물학적-물리적 모델에 대한 도식적 설명(ASM-SMP 및 직렬 저항 모델로 구성됨),

도 5는 생물학적 파울링 형성과 물리적 파울링 분리 사이의 관계도,

도 6은 유입수 TN 농도 예측 결과: (a) 시험기간 중 MLR, ES, ARIMA, MLP, GRU, BiGRU를 이용한 측정자료 비교 및 (b) 시험기간 중 예측오차 비교,

도 7은 이중 목표 최적화 시스템에 의한 최적 DO 설정값: (a) 높음, (b) 낮은 유입 부하 조건, (c) 시간당 DO 설정값 변동의 상자 플롯, 빨간색 상자는 하루 중 오염물 부하가 높은 시간을 나타냄,

도 8은 멤브레인 생물 반응기의 최적화 결과: (a) 반응기 내 SMP 및 TSS 농도, (b) 시간에 따른 최적화된 이완 지속 시간 추세 및 (c) 11월 5일(막 가동 시작) 최적화된 여과 주기 (d) 12월 5일(TSS 및 SMP 증가),

도 9는 수동 및 ABAC 시스템과 비교하여 DOO 시스템에 의한 개선된 경제 및 환경 운영: (a) AE 및 EQI 및 (b) 11월 15일부터 19일까지 배출 질소 화합물(아질산염 및 질산염 및 킬달 질소),

도 10은 (a) 수동 시스템과 (b) DOO 시스템, (c) 최적화된 시스템에 의한 TMP 감소 및 작동 시간 증가를 통한 4가지 내오염성별 내오염성 평가,

도 11은 완전 차단, 중간 차단 및 케이크 여과의 오염 메커니즘 모델을 사용하는 수동 및 DOO 시스템의 오염 모니터링,

도 12는 full-scale MBR 플랜트에서 최적화 시스템에 의한 생물학적 개선: (a) DO 설정값 감소 및 (b) AE 감소 및 EQI 유지,

도 13. 수동 시스템과 비교하여 풀스케일 MBR 플랜트에서 DOO 시스템에 의한 오염 진행 평가: (a) 최적 역세척 기간의 경향, (b) 내오염성 감소, (c) TMP 감소 값 및 증가된 작동 시간

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0034] 이상의 본 발명의 목적들, 다른 목적들, 특징들 및 이점들은 첨부된 도면과 관련된 이하의 바람직한 실시예들을 통해서 쉽게 이해될 것이다. 그러나 본 발명은 여기서 설명되는 실시예들에 한정되지 않고 다른 형태로 구체화될 수도 있다. 오히려, 여기서 소개되는 실시예들은 개시된 내용이 철저하고 완전해질 수 있도록 그리고 통상의 기술자에게 본 발명의 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위해 제공되는 것이다.

[0035] 본 명세서에서, 어떤 구성요소가 다른 구성요소 상에 있다고 언급되는 경우에 그것은 다른 구성요소 상에 직접 형성될 수 있거나 또는 그들 사이에 제 3의 구성요소가 개재될 수도 있다는 것을 의미한다. 또한 도면들에 있어서, 구성요소들의 두께는 기술적 내용의 효과적인 설명을 위해 과장된 것이다.

[0036] 본 명세서에서 기술하는 실시예들은 본 발명의 이상적인 예시도인 단면도 및/또는 평면도들을 참고하여 설명될 것이다. 도면들에 있어서, 막 및 영역들의 두께는 기술적 내용의 효과적인 설명을 위해 과장된 것이다. 따라서 제조 기술 및/또는 허용 오차 등에 의해 예시도의 형태가 변형될 수 있다. 따라서 본 발명의 실시예들은 도시된 특정 형태로 제한되는 것이 아니라 제조 공정에 따라 생성되는 형태의 변화도 포함하는 것이다. 예를 들면, 직각으로 도시된 영역은 라운드지거나 소정 곡률을 가지는 형태일 수 있다. 따라서 도면에서 예시된 영역들은 속성을 가지며, 도면에서 예시된 영역들의 모양은 소자의 영역의 특정 형태를 예시하기 위한 것이며 발명의 범주를 제한하기 위한 것이 아니다. 본 명세서의 다양한 실시예들에서 제1, 제2 등의 용어가 다양한 구성요소들을 기술하기 위해서 사용되었지만, 이들 구성요소들이 이 같은 용어들에 의해서 한정되어서는 안 된다. 이들 용어들은 단지 어느 구성요소를 다른 구성요소와 구별시키기 위해서 사용되었을 뿐이다. 여기에 설명되고 예시되는 실시예들은 그것의 상보적인 실시예들도 포함한다.

[0037] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 '포함한다(comprises)' 및/또는 '포함하는(comprising)'은 언급된 구성요소는 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다.

[0038] 아래의 특정 실시예들을 기술하는데 있어서, 여러 가지의 특정적인 내용들은 발명을 더 구체적으로 설명하고 이해를 돕기 위해 작성되었다. 하지만 본 발명을 이해할 수 있을 정도로 이 분야의 지식을 갖고 있는 독자는 이러한 여러 가지의 특정적인 내용들이 없어도 사용될 수 있다는 것을 인지할 수 있다. 어떤 경우에는, 발명을 기술하는 데 있어서 흔히 알려졌으면서 발명과 크게 관련 없는 부분들은 본 발명을 설명하는데 있어 별 이유 없이 혼돈이 오는 것을 막기 위해 기술하지 않음을 미리 언급해 둔다.

[0040] 이하에서는 본 발명의 실시예에 따른, 딥러닝기법을 기반으로 유입수 조건에 대한 24시간 사전 시간 범위를 가진 시간당 예측 모델과, MBR 플랜트의 예측 최적화 시스템에 대해 설명하도록 한다.

[0041] 또한 딥 러닝 모델과 기존의 통계 모델을 비교하고 평가하였고, 모델에는 다층 퍼셉트론(MLP), 게이트 반복 단위(GRU), 양방향 GRU(BiGRU(양방향 게이트 순환유닛))가 포함되며 다중 선형 회귀(MLR), 지수 평활(ES) 및 자기회귀 통합 이동 평균(ARIMA)과 같은 통계 모델의 한계를 극복한다.

[0042] 하모니 서치(HS) 기반 이중 목적 최적화(DO)는 생물학적 및 물리적 작동 설정점을 통합하여 안정적인 유출수 품질, 생산성, 파울링 완화와 함께 강력한 기능 및 낮은 에너지 요구사항을 제공할 수 있다.

[0043] 또한 본 발명의 실시예에 따른 최적화된 시스템은 경제적, 환경적 측면을 고려하여 수동 및 암모니아 기반 AAC(Amonia-Based aeration Control) 시스템과 비교하여 평가되었다. 본 발명의 실시예에 따른 최적화된 시스템은 운영자가 MBR 플랜트를 효율적이고 환경적으로 책임감 있는 방식으로 운영하는 동시에, 미래의 불확실성을 줄이는데 도움이 될 수 있다.

[0045] MBR에 대한 유입수 조건, 특성의 예측과 통합된 생물학적 및 물리적 프로세스의 최적화를 포함하여 본 발명의 실시예에 따른 프레임워크는 도 1 및 도 2에 그래픽으로 표시되어 있다.

[0046] 도 1(a)에 표시된 첫 번째 단계는 유량 및 오염물질 농도를 포함하여 향후 24시간 동안 영향 조건의 변화를 예측하는 딥러닝 모델의 구현이다. 영향에 미치는 오염물질은 화학적 산소 요구량(COD), 총 질소(TN), 총 서식 고형물(TSS)을 포함한다. 알고리즘에 대한 자세한 내용은 후에 상세히 설명하도록 한다.

[0047] 예측된 유입수는 도 1(b)과 같이 통합 MBR 모델의 입력으로 사용된다. 통합 모델은 동시에 생물학적, 물리적 과정과 폭기와 생물학적 입자 물질을 통한 그들 사이의 상호 연결을 설명한다. 도 1(c)은 통합 프로세스의 하모니 서치 기반 예측 DO가 다음 24시간 동안 최적의 작동 조건을 예측할 수 있음을 나타낸다. 이 단계에서 DOU는 호기성 및 막반응기 모두에 대한 DO 설정값을 제안하며, 이들 호기 시스템의 유출수 품질과 운영 비용을 고려한다. 동시에 최적의 투과율은 펌핑 에너지(PE)를 줄이고 공정 생산성을 유지하는 동시에 오염을 완화할 수 있다. 물리적 과정의 객관적 함수는 실험을 통해 제안된다. 도 1d에 표시된 마지막 단계는 에너지, 유출수 품질 및 파울링 강도 측면에서 MBR에 대해 제안된 시스템의 총 평가이다. 에너지 절약은 에너지 집약도에 의해 평가된다.

[0048] 이하에서는 MBR플랜트에서 유입수 조건에 대한 시간당 예측모델에 대해 설명하도록 한다.

[0049] 사례 연구를 통해 플랜트의 유입수는 도 2와 같이 데이터 분해 기법과 통계 및 딥러닝 예측 기법을 결합한 모델에 의해 예측되었다. 파일럿과 실제 MBR의 영향력 있는 데이터는 각각 1년 및 9개월 동안 수집되었다.

[0050] UFC-5030f(독일 KROHNE), CODA-500(일본 호리바), HU-200TB-IM(일본 호리바), TPNA-500(일본 호리바)을 연결해 유량, COD, TSS 및 TN을 측정했다. 그런 다음 슬라이딩 윈도우를 사용하여 영향을 미치는 24시간 전방의 데이터 포인트를 예측함으로써 이전 5일 동안의 분해 데이터를 사용했다. 슬라이딩 윈도우 방식은 향후 영향을 미칠 데이터를 미리 받아쓰는 시간에 따라 이전 5일의 분해된 데이터를 슬라이딩했다. 훈련 절차에서 예측 모델의 내부 매개 변수 값이 계산되면, 예측 모델은 슬라이딩 윈도우 방법을 사용할 때 내부 매개 변수를 유지했다. 측정된 영향 데이터는 작동 시간에 따라 학습 데이터(75%)와 테스트 데이터(25%)로 구분되었다. 파일럿 규모 MBR 하수처리장의 경우 시간당 예측 모델은 각각 2016년 유량, COD, TSS 및 TN의 데이터 포인트를 예측하였다. 2016년 데이터 포인트는 예측 모델의 첫 번째 입력과 예측 길이(120 + 24 데이터 포인트)를 제외한 25% 열차 세트(2160시간 데이터 포인트)를 나타냈다.

[0051] 시간당 예측 모델을 예측 데이터와 측정된 영향 데이터 간의 차이를 측정하는 평균절대오차(MAE), 평균절대오차(MAE) 및 평균 절대백분율오차(MAPE)와 관련하여 측정된 데이터 세트와 비교했다. 세 모델의 평가는 이하의 식

1 내지 3으로 정의될 수 있다.

[0052] [수학식 1]

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}\left(y_t - \hat{y}_t\right)^2}{T}}$$

[0053]

[0054] [수학식 2]

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^{T}\left|y_t - \hat{y}_t\right|}{T}$$

[0055]

[0056] [수학식 3]

$$MAPE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \times 100\%$$

[0057]

[0058] 여기서, y_t, $\hat{y}_t$는 각각 t 시간에 영향을 미치는 측정 및 예측 데이터이며, T는 데이터 포인트의 수이다.

[0059] 앙상블 경험적 모드 분해(Ensemble empirical mode decomposition ,EEMD)는 경험적 모드 분해(EMD)의 개선된 방법이다. EEMD는 분해된 신호가 다른 신호로 구성된 모드 혼합이라는 EMD의 주요 단점을 극복한다. EEMD는 데이터가 비정상임에도 불구하고 데이터의 정확한 시간 빈도 분포를 구한다. 효과적인 자기 적응 분해 방법으로서, EEMD는 주파수 분석, 고장 진단, 모니터링 및 예측을 포함한 여러 연구 분야에서 활용되어 왔다.

[0060] 예측 모델의 입력으로 분해된 영향 데이터를 사용하며, 슬라이딩 윈도우 방식은 시간의 경과에 따라 입력 데이터와 예측 지점 데이터를 업데이트한다. 따라서 시간당 유입수 예측 모델은 이전 5일의 데이터를 사용하여 24시간 후에 영향 조건을 연속적으로 예측한다. 본 발명의 실시예에서는 기존 모델(MLR, ES 및 ARIMA)과 인공지능(딥러닝) 모델 MLP, GRU 및 BiGRU(양방향 게이트 순환유닛)를 사용한다. 딥러닝 모델은 최근 도입된 인공지능 기술로, 수질 관리 환경에서만 채택되기 시작했다. 본 발명의 실시예에서는 기존 예측 모델의 취약한 예측 성능을 극복하기 위해 EEMD와 영향력 있는 예측의 슬라이딩 윈도우를 사용하여 딥러닝 모델을 구현한다. 이 연구는 기본 딥러닝 도구로서 MLP를 활용하고 비교하며, 시계열 데이터 예측을 위한 특수 딥러닝 옵션으로 GRU와 BiGRU를 활용한다.

[0062] MBR 공정은 이전 기술에서 생물학적 또는 물리적 공정에 의해 모델링되었다. 생물학적 모델은 SMP와 같은 생물학적 성분을 포함한 활성화된 슬러지 모델(ASM) 시리즈를 사용했으며 모델을 사용하여 폭기 및 유출수 품질을 최적화하고 제어할 수 있다. 또한 케이크 형성 및 파울링 경향의 물리적 메커니즘을 고려한 물리적 모델은 확인된 파울링 메커니즘을 통해 파울링을 완화하는 데 활용될 수 있다.

[0063] 최근 생물학적 및 물리적 프로세스를 모두 고려한 통합 MBR 모델이 MBR 프로세스를 시뮬레이션하는 가장 좋은 도구로 확인되었다. 통합 모델은 MBR의 복잡성과 프로세스 간의 상호 관계를 반영할 수 있기 때문이다. 따라서 통합 모델을 사용하여 생물학적-물리적 프로세스를 모두 최적화하고 제어할 수 있다. 본 발명의 실시예에서는 활성 슬러지 모델 가용성 미생물 프로덕트(activated sludge model soluble mi-crobial product, ASM-SMP) 및 저항 계열(resistance-in-series, RIS) 모델을 사용하여 MBR 공정을 모델링한다.

[0064] ASM-SMP는 바이오매스, 탄소 및 질소 제거의 성장 및 붕괴, SMP의 형성 및 분해를 설명한다. RIS는 막 기공(pore)의 표면과 내부에 케이크 층 축적의 물리적 메커니즘을 설명한다. 4개의 저항(깨끗한 멤브레인(Rm), 기공 오염(Rp), 동적 슬러지 케이크(Rdc) 및 안정 슬러지 케이크 저항(Rsc))이 TMP 값을 계산하는 총 저항(Rt)에 포함된다. 도 1(b)에 표시된 ASM-SMP와 RIS 모델 간의 여러 상호 작용이 고려된다. 통합 ASM-SMP 및 RIS 모델의

세부 구조는 도 4에 도시된 있다. 모델의 주요 특징은 다음과 같이 요약된다

[0065] 1. 암모니아 질소는 산소를 필요로 하는 단일 단계 독립영양 과정에 의해 질산염 질소로 전환된다.

[0066] 2. UAP는 원래 기질 대사에 의해 생성되고 BAP는 활성 바이오매스의 붕괴에서 파생되며 SMP에는 UAP와 BAP가 포함된다.

[0067] 3. TSS와 SMP는 물리적인 저항시리즈모델(physical resistance-in-series model)로 전이(tranfer)되어 막오염의 원인이 된다.

[0068] 도 5는 생물학적 메커니즘과 물리적 메커니즘 간의 관계를 보여준다. 관계는 실험실 및 파일럿 규모의 멤브레인에 대한 실험을 통해 관계를 확인했다. SMP, TSS와 같은 생물학적 물질은 여과 과정에서 막 표면과 기공에 축적되어 케이크 층 오염을 형성하고 축적된 오염 물질은 이완 및 역세척과 같은 세척 과정에서 분리된다. 따라서 작동 중에 수압 물리적 세척이 사용되어 오염 효과를 줄이고 멤브레인 용량을 증가시킨다. 따라서 두 모델 간의 인터페이스는 생물학적 SMP 및 TSS 농도와 확산된 공기를 사용한다. 강력한 상호 작용은 최소 비용과 환경 영향으로 MBR을 운영하기 위한 최적의 전략을 세울 때 생물학적 및 물리적 프로세스를 모두 고려하는 것이 중요함을 나타낸다.

[0070] 최적화는 MBR 플랜트를 효율적이고 경제적으로 운영하는 것과 관련된 복잡한 생물학적-물리적 상호작용을 고려해야 한다. 도 1(c)와 같이 하모니 서치(HS) 기반 DOO 알고리즘의 입력으로 다음 24시간 동안의 예상 유입수 정보를 사용하였다. HS 알고리즘은 복잡한 상호 작용을 고려한 이중 목적 함수를 사용하여 생물학적 설정값(폭기 DO 농도)과 물리적 설정값(투과율)을 최적화했다. 폭기와 투과율은 각각 활성 슬러지의 부유와 오염의 슬러지 분율에 영향을 미치기 때문에 막 오염에 중요한 요소이다.

[0071] 첫째, DOO는 폐수 품질을 유지하면서 폭기 에너지(AE)를 줄이기 위해 생물학적 폭기 프로세스를 최적화했다. 그런 다음 통합 모델은 ASM-SMP와 RIS 모델을 인터페이스하고 최적화된 생물학적 작동 조건을 물리적 프로세스에 전달한다. 마지막으로 용수 생산성을 유지하면서 오염 및 PE(펌핑 에너지)를 감소시키기 위해 최적화를 통해 투과율을 조작하였다.

[0072] DOO 시스템은 파일럿 및 본격적인 MBR 플랜트의 생물학적 및 물리적 프로세스를 각각 65일(10월 28일부터 12월 31일까지) 및 43일(8월 24일부터 10월 5일까지) 동안 최적화했다. 최적화 기간 전후에 화학적 세척이 이루어졌고, 그 기간 동안 생물학적-물리적 오염 진행이 관찰되었기 때문이다. 최적화 결과는 시간 가중 절대 오차 조정 규칙의 적분에 의해 조정된 비례 적분(PI) 제어기를 사용하여 생물학적 및 물리적 프로세스 모두에 구현되었다. 그런 다음 수동 시스템과, 암모니아 기반 폭기 제어(ABAC, ammonia-based aeration control) 시스템과 비교하여 최적화된 시스템의 성능을 평가했다.

[0074] 생물학적 목적함수에 대해 설명하면, 도 1(c)에 표시된 생물학적 최적화는 호기성 및 막 반응기에 대한 다음 24시간 DO 농도를 제안한다. 생물학적 최적화를 위한 목적 함수는 다음과 같은 수학식 4 내지 6으로 표현된다. 이는 AE(폭기에너지) 및 유출수 품질 지수(EQI)를 최소화한다.

[0075] [수학식 4]

$$J_{\text{biological}} = \sum_{t=1}^{24} \{ w_1 \cdot |AE_t(DO_{aero,t}, DO_{memb,t})| + w_2 \cdot |EQI_t(DO_{aero,t}, DO_{memb,t})| \}$$

[0076]

[0077] [수학식 5]

$$\begin{cases} 0.5mg/l \le DO_{aero,t} \le 3mg/l \\ 0.5mg/l \le DO_{memb,t} \le 3mg/l \end{cases}$$

[0078]

[0079] [수학식 6]

$$\begin{cases} COD < 52mg/l \\ TN < 20mg/l \\ TSS < 10mg/l \end{cases}$$

[0080]

[0081] 여기서 $J_{biological}$은 생물학적 목적 함수이고, w_1과 w_2는 |AEt| 및 |EQIt|, |AEt| 는 측정된 최대 및 최소 AEt(이하의 수학식 7에서)를 사용하여 최소 정규화 폭기 에너지, |EQIt| 는 과거 최대 및 최소 EQIt을 고려한 최소-최대 정규화 폐수 품질 지수(수학식 (8))이고, $DO_{aero,t}$ 및 $D_{Omem,t}$는 각각 시간 t에서 호기성 및 막 반응기에 대한 조작된 DO 농도이다.

[0082] 수학식 5는 두 반응기에 대한 DO 설정값에 대한 경계 조건이다. 0.5 mg/L의 최소 DO 값은 질산화를 위한 호기성 조건을 유지하고 작동 범위에서 송풍기를 조작하기 위해 선택되었다. DO 설정값이 낮으면 송풍기 전환이 자주 발생하여 DO 농도가 변동될 수 있기 때문이다. 최소 DO 값은 폭기 에너지 소산을 방지하고 효과적인 질화를 도울 수 있다. 수동 시스템을 고려하여 송풍기의 AE를 감소시키기 위해 최대값을 선택하였다. 수학식 6은 한국 환경부가 설정한 방류수 기준이며 최적 DO 설정치를 결정하는 목적함수의 제약 함수이다. AEt 및 EQIt은 각각 수학식 7,8에 의해 계산된다.

[0083] [수학식 7]

$$AE_t = \frac{S_o^{sat}}{1.8}\left(K_L a_{aero,t} \cdot V_{aero} + K_L a_{mem,t} \cdot V_{mem}\right)$$

[0084]

[0085] [수학식 8]

$$EQI_t = \begin{pmatrix} w_{TSS} \cdot TSS_{eff,t} + w_{COD} \cdot COD_{eff,t} + w_{Nkj} \cdot Nkj_{eff,t} \\ + w_{NO} \cdot NO_{ef,tf} + w_{BOD} \cdot BOD_{eff,t} \end{pmatrix} \cdot Q_{eff}$$

[0086]

[0087] 여기서 1.8은 사용된 kWh당 1.8kg 산소의 전달 효율, KLa는 포화 산소 전달 계수, S는 산소 포화 농도(8mg/L), V는 반응기 부피, Qeff는 유출 유량, $w_{pollutant}$는 오염 물질을 오염 단위로 변환하기 위한 가중 인자이며, 유출수 TSS($TSS_{eff,t}$), COD($COD_{eff,t}$), 킬달 질소(Kjeldahl nitrogen, $Nkj_{eff,t}$), 아질산염 및 질산염($NO_{eff,t}$) 또는 생물학적 산소 요구량($BOD_{eff,t}$)에 대해 각각 2, 1, 30, 10 또는 2의 값을 갖는다.

[0088] 다음으로 막실험을 통한 물리적 목적함수에 대해 설명하면, 도 1(c)에 표시된 물리적 최적화는 생물학적 ASM-SMP와 물리적 RIS 모델 간의 인터페이스이다. 생물학적 프로세스의 최적화와 비교하여 물리적 프로세스의 동적 최적화에 대한 연구는 드물다. 본 발명의 실시예에서 새로운 목적 함수는 다음의 수학식 9와 같이 표현된다.

[0089] 물리적 최적화를 위해 실험실 규모의 막 실험에 의해 제안된다. 실험은 오염, PE(파울링 에너지) 및 생산성 간의 관계를 식별하여 투과율을 변화시켰다. 감소된 투과수는 오염 완화 및 펌핑 에너지 절약을 개선했지만 물 생산성은 감소했다.

[0090] 이는 파일럿 및 본격적인 MBR을 사용하여 물리적 운영을 평가한 이전 기술의 결과와 일치한다. 투과 증가는 오염 물질이 막과 접촉할 가능성이 투과와 함께 증가하기 때문에 오염 진행을 가속화한다. 실험결과와 선행연구결과를 통해 물리적 목적함수는 오염, PE, 생산성을 포함한다. 최적화는 다음 24시간 동안 막 반응기의 투과율을 제공한다. 투과율은 투과 및 이완 시간을 포함하는 하나의 여과 사이클 시간에서의 투과 지속 시간을 나타낸다. 이완은 확산된 공기로 멤브레인 표면에서 오염물질을 제거한다.

[0091] [수학식 9]

$$J_{\text{physical}} = \sum_{t=1}^{24}\left\{w_3 \cdot \left|TMP_t\left(f_{ratio,t}\right)\right| + w_4 \cdot \left|PE_t\left(f_{ratio,t}\right)\right| + w_5 \cdot \left|WP_t^{-1}\left(f_{ratio,t}\right)\right|\right\}$$

[0092]

[0093] [수학식 10]

[0094] $$0.7 \leq f_{ratio} \leq 1$$

[0095] [수학식 11]

[0096] $$PE_t = \frac{TMP_t \cdot Q_{eff}}{\eta}$$

[0097] 여기서 $J_{physical}$은 물리적 목적 함수이고, 비율은 조작된 투과 비율이다. $|PE_t|$ 최소-최대 정규화 PE, $|TMP_t|$는 RIS에 의해 계산된 최소 정규화된 막횡단 압력(TMP), $|WP_t^{-1}|$는 플럭스, 막 면적 및 투과 시간의 곱으로 계산된 최소-최대 정규화된 물생산(WP)양, w_3, w_4, 및 w_5는 시간 t에서 $|TMP_t|$, $|PE_t|$ 및 $|WP_t^{-1}|$의 균형을 유지하기 위한 가중치 요소이다. 수학식 10은 투과율의 경계 조건; 0.6은 공급된 물의 양을 만족시키기 위해 선택되었고, 1은 멤브레인 세척 없이 투과만 나타낸다. PE_t는 막 모듈의 투과수 추출을 유출물로 사용하고 수학식 11의 0.6 펌프 효율 η을 사용하여 추정되었다. 본 발명의 실시예에서는 오염 메커니즘에 대한 명백한 정보를 제공하기 때문에 TMP를 오염 진행의 주요 지표로 사용했다. WP의 역수(WP_t^{-1})는 목적 함수에서 투과수 생산을 최대화하는 동시에 오염 및 운영 에너지 소비를 최소화한다.

[0099] 다음으로 하모니 서치(HS) 최적화에 대해 설명하면, HS는 더 적은 수학적 계산으로 솔루션을 찾는 최적화 알고리즘이며 최적화 문제를 해결한다. HS의 주요 매개변수는 하모니 메모리(HM), 비율을 고려한 하모니 메모리(HMCR), 피치 조정 비율(PAR), 대역폭(Bw) 및 반복이다.

[0100] 시도한 모든 솔루션은 알고리즘의 메모리 공간에 저장되어 HS를 메모리 기반 알고리즘으로 만든다. 실수부호화(real-number coding), 다양한 문제에 대한 적용 용이성, 균형 잡힌 탐색과 활용 등의 장점이 있다. MBR을 최적화하기 위해 HM을 적용하려면 HM, HMCR, PAR, Bw 및 반복(iteration)의 값을 결정해야 한다. 권장 사항은 다음의 식 12와 같다.

[0101] [수학식 12]

[0102] $$\begin{aligned} &10 \leq HMS \leq 50, \\ &0.7 \leq HMCR \leq 0.95, \\ &0.2 \leq PAR \leq 0.5 \end{aligned}$$

[0103] 매개변수 값 선택은 민감하며 최적화 문제에 따라 다르다. 따라서 대상 시스템에 따라 매개변수를 다양하게 선택할 수 있다. 또한 랜덤 탐색을 통해 5개의 매개변수를 결정했는데, 이는 그리드 탐색보다 강력한 성능을 보였다.

[0104] 본 발명의 실시예에서는 HM, HMCR, PAR, Bw 및 반복에 대해 각각 100, 0.9, 0.1, 1 및 200을 선택하여 최상의 최적화 전략을 보여주었다. HS 알고리즘은 MBR에 대한 최적의 솔루션을 반복적으로 발전시켰고, 최적화 절차에 따라 중지 기준(반복)이 충족될 때까지 반복되었다.

[0105] 본 발명의 실시예에서는 공정 시뮬레이션을 통해 파일럿 및 풀 스케일 MBR 플랜트의 예측 최적화 시스템을 제안하는 것을 목적으로 하였다. MBR 설비의 주요 문제점은 유입수 및 막의 빠른 오염 진행을 고려하지 않고 높은 설정값을 고정한다는 점이었다. 이 두 가지 모두 과도한 폭기와 빈번한 막 교체가 필요하고 운영 비용을 직접적으로 증가시킬 수 있다. 폭기를 고려하여 에너지를 절약하고 폐수 수질을 유지하고 투과율을 조절하여 파울링 강도를 낮추기 위해 생물학적 및 물리적 공정 모두에 DOO가 필요했다.

[0107] 이하에서는 본 발명의 실시예에 따른 최적화 시스템의 성능 평가 결과에 대해 설명하도록 한다.

[0108] 분해된 고유 모드 함수(intrinsic mode functions, IMF)의 총 수는 유입 유량, COD, TSS 및 TN에 대해 각각

12, 12, 11 및 11이었다. 이는 유입수 COD 및 유량이 비정기적인 경향을 나타내며, TSS 및 TN에 비해 상대적으로 더 높은 표준 편차를 가진다.

[0109] 분해(decomposition)는 별개의 패턴을 포함하는 숨겨진 하위 레이어를 생성하고 생성된 IMF는 미래 유입수 정보를 예측하기 위한 예측 모델의 입력으로 사용되었다. 이 분해 방법은 유입수 데이터의 국부적 특성을 반영하여 각각의 비정상 유입수 조건에서 고유 패턴을 적응적으로 추출할 수 있다. 따라서 EMD 방법은 유입유량과 오염물질 농도에 따라 다른 수의 IMF를 생성한다.

[0110] 표 1은 다음 24시간 후 유입수 데이터에 대한 예측 모델의 구조를 보여준다. MLR 모델의 계수 수는 분해된 IMF의 수이다. ES 모델의 평활화 계수는 0.6으로 0과 1 값 사이에서 가장 좋은 예측을 수행했다. 5, 1, 5는 각각 ARIMA 모델의 p, d, q로 사용되었다. DL 예측 모델의 구조 및 하이퍼 매개변수는 경험 법칙에 따라 결정되었다.

[0111] [표 1]

[0112] 시간당 유입 오염 물질 및 유량을 예측하기 위한 통계 및 딥 러닝 모델의 구조

	Main components	Sub-components
	Train: test = 0.75: 0.25 Evaluator: RMSE, MAE, and MAPE	
Statistical models		
MLR	Coefficients of number of IMFs	
ES	Smoothing factor: 0.6	
ARIMA	p = 5, d = 1, q = 5	
DL models		
MLP	Batch size: 2048 Epochs: 200 Loss function: mean squared error Parameter optimizer: Adam	First hidden layer: 256 neurons (Rectified linear unit (ReLU), 0.2 dropout) Second hidden layer: 64 neurons (ReLU, 0.1 dropout) Second hidden layer: 16 neurons (ReLU, 0.1 dropout) Output layer: 1 neuron (linear)
GRU and BiGRU		64 memory cells (0.2 recurrent dropout) The activation function of update and reset gates: sigmoid The activation function of hidden states: hyperbolic tangent

[0113]

[0114] 은닉층(hidden layer)의 뉴런 수는 입력 데이터 수보다 작고 출력 데이터 수보다 커야 한다. 따라서 MLP는 각 계층에서 256-64-16 개의 뉴런을 선택했고 GRU와 BiGRU는 64개의 메모리 셀을 사용했다. DL 모델은 평균 제곱 오차를 기반으로 예측 오차를 최소화하도록 훈련되었다. Adam 옵티마이저는 뉴런과 기억 세포의 가중치를 최적화하는데 사용되었다. 또한, 본 발명의 실시예에서는 MLP에 대한 드롭아웃(dropout)과 GRU 및 BiGRU에 대한 반복적 드롭아웃을 사용하였다. 드롭아웃은 과도하게 매개변수를 계산하여 예측 오류를 증가시키는 과적합 문제를 방지하기 위한 도구이다.

[0115] [표 2]

Prediction performances of the statistical and the deep learning models for the pilot-scale MBR plant.

Evaluator			MLR	ES	ARIMA	MLP	GRU	BiGRU
RMSE	Flowrates	Training	42.67	50.23	38.45	27.78	33.47	42.03
		Test	49.10	43.58	37.01	45.05	42.02	40.64
	COD	Training	35.12	23.33	23.34	21.35	26.47	24.15
		Test	28.26	21.86	22.02	28.45	22.26	20.23
	TSS	Training	26.92	24.23	21.83	20.63	21.74	20.08
		Test	26.37	22.50	21.01	20.86	23.38	21.93
	TN	Training	3.81	4.49	4.57	2.90	3.25	2.90
		Test	3.96	4.35	3.89	3.96	3.67	3.28
MAE	Flowrates	Training	28.84	41.15	30.20	20.04	22.72	20.88
		Test	34.57	34.24	28.09	30.97	29.36	28.73
	COD	Training	24.45	18.35	17.34	15.41	18.75	17.06
		Test	20.24	17.47	16.61	19.51	16.92	15.22
	TSS	Training	17.98	18.15	17.65	16.08	15.18	14.31
		Test	17.97	16.78	16.96	14.58	16.63	14.26
	TN	Training	2.77	3.56	3.78	2.28	2.42	2.18
		Test	2.80	3.31	3.04	3.00	2.76	2.39
MAPE	Flowrates	Training	6.42	8.65	6.88	4.45	5.29	4.91
		Test	9.19	8.33	7.23	8.16	8.28	7.93
	COD	Training	9.52	6.28	6.03	5.69	7.12	6.51
		Test	7.42	5.76	5.51	7.76	6.17	5.60
	TSS	Training	8.86	8.98	8.58	7.88	7.65	7.23
		Test	8.93	8.48	8.38	6.98	7.91	6.86
	TN	Training	7.86	10.01	10.25	6.38	6.96	6.25
		Test	8.18	9.60	8.80	9.42	7.91	7.36

[0116]

[0117] 표 2는 24시간 후 유입수를 예측하기 위한 통계 모델과 딥러닝 모델의 예측 성능을 비교한 것이다. RMSE, MAE 및 MAPE는 편향된 평가를 방지하기 위해 예측 성능을 평가하는데 사용되었다.

[0118] RMSE, MAE와 같은 예측오차는 유량, COD, TSS, TN 순으로 점차 감소하였다.측정된 유속의 규모가 가장 높았고 TN의 규모는 상대적으로 작았다 MAPE에 의해 평가된 예측 성능은 MAPE가 정규화 오차를 계산했기 때문에 한 자리 숫자를 가졌다(수학식 3 참조). ES와 ARIMA는 시계열 유입수 자료의 비정상적 경향을 반영하였기 때문에 MLR 모형에 비해 RMSE, MAE, MAPE 값이 더 낮았다.

[0119] 통계 모델에 비해 MLP, GRU, BiGRU와 같은 딥러닝 모델이 표 2와 같이 더 나은 예측 성능을 보였다. 딥러닝 모델에는 숨겨진 상위 수준의 불변 구조와 데이터의 고유 추세를 해석하는 기능이 있기 때문이다. 또한 RMSE, MAE, MAPE가 낮은 BiGRU는 다른 예측모델에 비해 유입수 예측에 적합하였다. 이는 유입수 데이터가 비정상적임에도 불구하고 BiGRU가 업데이트 리셋 게이트 및 양방향 데이터 입력 구조를 기반으로 유입수를 예측하는데 우월함을 나타낸다.

[0120] 도 7(a)는 테스트 데이터에서 순차적인 시간에 따른 예측 유입수 TN의 대표적인 결과를 제공한다. 매우 다양한 유입 오염 물질은 폐수 처리 공정의 미생물 활동에 영향을 미친다. 따라서 다양한 경향을 수용하면서 적절한 작동 조건을 결정하기 위해 동적 유입수를 정확하게 예측하는 것이 중요하다.

[0121] BiGRU의 예측 성능은 다른 예측 모델과 비교하여 도 7(a)에 나타나 있다. BiGRU는 유입수 TN의 변동을 예측하고 비정상 경향을 포착했습니다. 대조적으로, ES와 ARIMA는 표 2에서 볼 수 있듯이 MLR보다 성능이 우수하지만 시간 지연이 있는 유입수 TN을 예측했다. MLP는 유입수 TN의 추세를 따랐지만 12월 10일부터 14일까지 볼 수 있듯이 예측된 TN과 측정된 TN 사이에 격차가 발생했다. GRU는 BiGRU에 의해 생성된 것과 유사한 예측 결과를 나타냈다. 그러나 GRU는 유입수 TN이 높을 때(11월 10일부터 14일까지) 예측된 TN과 측정된 TN 사이에 간격을 두었다.

[0122] 잔류 오차(residual errors)는 각각 다른 예측 모델에 대해 예측된 TN과 측정된 TN 사이의 잔류 오차를 계산하여 도 6(b)에 나타나 있다. BiGRU는 다른 예측 결과와 대조될 때 더 작은 잔류 오차를 보였다. 데이터 분해(decomposition)는 데이터의 관련 없는 정보를 줄이고 예측 성능을 향상시켰다. 그런 다음 BiGRU는 낮은 RMSE, MAE 및 MAPE를 갖는 허용 가능한 예측 성능을 보였다. 이는 BiGRU가 다른 예측 모델을 능가하는 동시에 MBR의 운영 전략을 수립하는 데 중요한 비정상 경향을 반영한다고 추론된다. 따라서 유량, COD, TSS 및 TN에 대한 BiGRU 기반 예측을 사용하여 호기성 및 막 반응기에 대한 최적의 운영 전략을 제안했다.

[0123] 도 7(a)와 도 7(b)는 예상 유입수에 따른 호기성 및 막반응기에 대한 최적화된 DO 설정값을 보여준다. 최적화된 DO 설정값을 수동시스템(매뉴얼) 및 ABAC 시스템의 DO 설정값과 비교했다. 고부하 유입수에 대한 최적화된 DO 설정값은 도 7(a)에 나타나 있다. 전체 DO 설정값은 수동 시스템의 설정값인 2mg/L 미만으로 감소했다. 게다가 최적화된 DO 설정값은 ABAC 시스템보다 낮다. DOO는 폐수 품질을 개선하고 에너지 소비를 줄이기 위해 DO 설정값을 제안했기 때문이다. 예측 최적 궤적은 유입 오염 물질의 경향과 일치하는 명백한 다양한 경향을 보였다. 집안일 때문에 유입수 부하가 오전 10시에서 오전 1시로 증가했다. 따라서 2 mg/L보다 큰 높은 DO 설정값은 주로 낮에 관찰되었다. 이는 본 발명의 실시예에 따른 시스템이 오염물질 부하의 변화를 반영하고 예측된 유입수

정보에 해당하는 미생물에 대한 DO 설정치를 적절하게 조작했음을 의미한다.

[0124] 낮은 하중에서 생물학적 최적화의 성능은 도 7(b)에 나타나 있다. 높은 유입 질소 부하와 비교하여 낮은 부하 조건은 질산화를 위해 더 낮은 DO 농도를 요구했다. 질산화가 주요 공정인 호기성 반응기의 경우, DO 설정값의 평균값은 5일 동안 고부하 및 저부하 조건에 대해 각각 1.34 및 1.26이었다. 또한 DO 설정값은 일반적으로 수동 설정값보다 낮았으며 유입수 부하와 유사한 경향을 나타냈다. 한편, ABAC는 다른 폐수 오염물질과 에너지 소비를 고려하지 않고 폐수 암모니아 농도에 따른 DO 설정치를 제시하였기 때문에 상대적으로 높은 DO 설정치를 규제하였다. ABAC가 유입수의 다양한 경향을 반영하고 낮은 로딩 시간 동안 DO 설정값을 감소시켰지만 에너지 소비를 줄이는 데 덜 효과적일 수 있다. 도 7(c)는 시간 단위로 호기성 및 막 반응기에 대한 최적화된 DO 설정값에 대한 막대 그래프를 도시한 것이다. 시간당 DO 설정값은 주로 다양한 유입 경향에 따라 최적화되었다. 따라서 DOO 시스템은 유입수 조건에 따라 작동 설정값을 줄였다.

[0125] 생물학적 작동 정보를 포함하는 막 반응기의 일일 기준 최적 DO 설정값과 해당 SMP 및 TSS 농도는 물리적 최적화에 연결되었다. 막에 대한 정련 폭기 속도는 DO 설정점에 의해 추정되었다. 작동시간에 따른 생물학적 SMP와 TSS 농도는 도 8(a)와 같다. 도 8(b)는 투과율과 이완 지속시간(relaxation duration)으로의 투과비 변환의 이완 지속시간을 나타낸다. 전체 운전 65일 동안의 이완시간은 여과에 의해 막표면에 생물학적 오염물질이 물리적으로 부착되어 있었기 때문에 운전시간 종료시점에 3분으로 계속 증가하여 유지하였다.

[0126] DOO의 시작은 도 8(c)와 같이 이완을 감소시키면서 투과 지속 시간을 증가시켰다. 막에 축적된 오염물이 적기 때문에 막 작동 초기에 긴 이완 시간이 필요하지 않았다. 도 8(d)는 12월 5일에 TSS와 SMP 농도가 증가했을 때 이완 시간이 증가하여 막 표면에 오염 물질의 부착을 방해함을 보여준다(도 8(a)). 부착된 생물학적 오염물은 오염을 진행하고 TMP 값을 증가시켰다. 따라서 파울링 강도를 방지하기 위해 파울링 진행에 따라 이완 시간을 늘렸다.

[0128] 도 9(a) 내지 (d)는 5일 동안 매뉴얼 및 ABAC 시스템과 비교하여 생물학적 및 물리적 통합 프로세스에 대한 DOO 시스템의 운영 결과를 보여준다. 도 9(a)는 두 반응기에서 조절된 DO 농도에 해당하는 소모 AE와 EQI를 보여준다. 높은 유입수 부하 조건에서의 결과는 유출수 품질을 고려하지 않고 AE 감소의 함정에서 제안된 최적화 시스템을 평가하는 것이 중요하기 때문에 대표적으로 묘사된다.

[0129] DO 농도를 2mg/L로 유지한 수동 시스템은 7718kWh의 전력을 소비하고 6156kg의 EQI를 생산했으며, ABAC 시스템은 AE와 EQI를 각각 7069kWh와 5776kg으로 감소시켰다. 본 발명의 실시예에 따른 최적화 시스템은 높은 유입수 부하 조건에서 에너지와 EQI를 각각 6947kWh 및 5715kg으로 줄였다. 따라서 본 발명의 실시예에 따른 시스템은 전력 소비량과 유출수 품질을 각각 9.99% 및 7.16% 개선했다.

[0130] 전력사용량 개선 정도가 유출수 질 개선 정도보다 더 컸다. 사례 연구 플랜트가 유출수 한도를 준수했기 때문이다. 그러나 수동 시스템의 고정 DO 설정값은 AE 및 플랜트의 운영 비용을 증가시켰다. 따라서 DO 설정값의 감소를 통한 AE 최소화는 EQI 최소화보다 더 중요했다. 도 9(b)는 배출 질소 화합물 측면에서 DOO 시스템의 성능을 보여준다. 본 발명의 실시예예 따른 시스템이 DO 설정값을 감소시켜 AE를 감소시켰지만 질소 화합물을 포함한 유출물도 고려되었다. 전체 NO 유출물은 매뉴얼 및 ABAC 시스템보다 적다. 그러나 Kjeldahl 질소(Nkj) 농도는 어느 정도 증가했다. 이는 Nkj의 경우 30, NO의 경우 10인 오염 단위로의 변환과 관련된 각 오염 물질에 대한 가중치 때문이었다. 따라서 DOO는 DO 설정값과 과도한 질산화 과정을 감소시켜 Nkj 농도보다는 유출물 NO를 효율적으로 감소시켰다.

[0131] 도 10(a)-(c)는 DOO와 수동 운영 시스템의 오염 완화 성능을 비교해보면, 각 시스템을 사용하는 MBR 실행 중 개별 저항은 각각 도 10(a)와 (b)에 나와 있다. 안정적인 슬러지 케이크는 MBR 공정에서 막 오염을 일으키는 주요 저항 성분이었다. 오염의 5%와 52% 사이에 기여하는 기공 오염 저항은 시간이 지남에 따라 지속적으로 증가했다. 따라서 안정적인 슬러지 케이크의 형성을 줄여 오염을 완화하고 운영 전략을 사용하여 멤브레인의 운영 시간을 늘릴 필요가 있다. DOO 시스템은 여과 주기에서 이완 기간을 늘렸다. 안정 슬러지 케이크 저항이 점차 감소하고 전체 저항이 감소했다. 이완 시간이 증가하기 때문에 안정적인 슬러지 케이크가 막 표면에서 약간 분리되었다.

[0132] DOO 시스템의 전체 저항 감소는 수동 시스템에 비해 오염 강도 감소에 영향을 미쳤다. 9분 동안 투과를 유지하고 1분 동안 이완을 유지한 수동 시스템은 85kPa에 도달한 반면 DOO 시스템은 도 10(c)와 같이 플랜트 가동 종료 시 61kPa에 도달했다. 이완 시간을 지속적으로 늘리는 규칙 기반 운영 전략은 오염 진행을 줄이는 한 가지

옵션이 될 수 있다. 그러나 이 전략은 제한된 원인을 사용하여 구축되므로 비선형 및 비정상 조건에서 동적 최적 솔루션을 찾기가 어렵다. 본 발명에서는 TMP가 85kPa에 도달하면 화학막 세척이 필요하다고 가정했으며, 이는 공정 운영자가 결정했다.

[0133] DOO 시스템의 막은 도 10(c)와 같이 수동 작동 시스템보다 20일 더 오래 작동할 수 있다. 투과수 생산은 막 여과 시간에 비례하기 때문에 최적화된 시스템을 통해 5699 m3의 투과수를 생산할 수 있었다. 결과는 최적의 투과율을 업데이트하는 DOO가 막 오염을 줄이고 투과 생산성을 높이는 측면에서 수동 작업보다 성능이 우수함을 나타낸다.

[0134] 또한 본 발명에서는 완전차단, 중간차단, 케이크여과의 3가지 모델을 이용하여 파울링 진행상황을 평가하였다. 도 11은 매뉴얼과 DOO 시스템의 운용시간에 따른 오염 메커니즘 모델의 변화를 보여준다. 수동 시스템에 비해 중간 차단 메커니즘이 일찍 시작되었다. DOO는 작업 초기에 이완을 감소시키고 투과 시간을 증가시켰기 때문에 막 표면과 침전된 입자에 오염 물질의 축적이 가속화되었다. 따라서 완전한 차단에서 중간 차단으로의 전환은 11월 6일에서 11월 3일로 진행되었다. 마지막 오염 메커니즘이자 케이크 층을 형성하여 오염을 증가시키는 케이크 여과 측면에서 DOO 시스템은 중간 차단에서 케이크 여과로의 변경을 12월 6일로 지연시켰다. 증가된 이완 시간은 멤브레인 표면의 오염 물질을 분리하고 더 오랫동안 중간 차단을 유지했다. 이러한 결과는 DOO가 투과율을 조절하여 오염 진행을 효과적으로 완화할 수 있음을 보여준다.

[0135] DOO 시스템의 포괄적인 성능은 표 3에 요약되어 있다. 수동 시스템은 74,759kWh의 65일 운영일 동안 총 AE를 달성했다. 예상 유입수를 고려한 DOO 시스템은 AE를 10.38% 감소시켰고 유출 수질은 6.47% 개선했다. 이러한 결과는 환경 및 경제적 개선을 절충하는 DOO의 이점을 보여준다. 또한 최적화된 시스템은 멤브레인 오염을 39.34% 완화하고 PE를 25.54% 줄였다. 짧은 투과 시간으로 인해 WP가 약간 감소했지만 WP의 양은 여전히 시스템 요구사항을 충족했다. 또한 AE 및 PE를 포함한 에너지 소비량(EC)을 WP당 계산하여 에너지 효율을 평가했다. 최적화된 시스템은 EC/WP를 4.16% 감소시켜 향상된 에너지 효율성을 보여주었다. 또한 DOO 시스템은 멤브레인의 작동 시간을 20일 연장하여 멤브레인 작동 시 WP의 양을 늘리면서 에너지를 덜 소모함을 알 수 있다. 이러한 결과는 DOO 시스템의 활용이 MBR 플랜트의 경제적이고 환경적으로 책임 있는 운영에 대한 효과적인 솔루션이 될 수 있음을 보여준다. 본 발명의 실험예에서는 본 발명의 타당성과 신뢰성을 평가하기 위해 풀스케일 MBR 플랜트를 적용하여 DOO 시스템을 추가적으로 평가하였다.

[0136] [표 3]

Performances of the DOO system for the pilot MBR plant in terms of economic and environmental improvements.

	Manual system	ABAC system		Optimized system	
		Performance	Improvement	Performance	Improvement
AE (kWh)	74,759	70,794	5.30%	**66,996**	**10.38%**
PE (kWh)	10,429	-	-	**7765**	**25.54%**
EC/WP (kWh/m^3)	2.97	-	-	**2.85**	**4.16%**
EQI (kg)	56,734	54,618	3.73%	**53,062**	**6.47%**
WP (m^3)	28,641	-	-	**26,226**	**−8.43%**
TMP (kPa)	85	-	-	**61**	**39.34%**
Operation time until 85 kPa (d)	65	-	-	**85**	**30.77%**

[0137]

[0139] 이하에서는 풀스케일 MBR플랜트에 이중목적 최적화(DOO) 시스템 적용에 대한 평가를 설명하도록 한다.

[0140] DOO 시스템은 성능을 평가하기 위해 풀스케일(full-scale) MBR 하수처리장에 사용되었다. 다음 24시간 후 유입량을 예측하기 위해 사용된 BiGRU 기반 시간당 유입수 예측 모델은 다른 예측 모델에 비해 우수한 예측 성능을 보였다. 유입수 예측은 호기성 및 막 반응기 모두에 대해 DOO 시스템에 적용되었다.

[0141] MBR 플랜트의 주요 단점은 호기성 반응기와 막 반응기에 대해 각각 엄격한 4mg/L 및 7mg/L DO 표준으로 인한 높은 운영 비용이었다. AE는 수처리 안정성을 유지하고 높은 정련 폭기 강도로 막 오염을 줄여야 하기 때문에 MBR 플랜트의 약 25%의 높은 운영 비용을 차지했다. 따라서 운영 비용을 효율적으로 줄이기 위해 폐수 품질을 유지하면서 AE를 최적화할 필요가 있었다. DOO는 생물학적 및 물리적 프로세스 모두의 안정성을 보장하기 위해 호기성 반응기에 대해 3 mg DO/L에서 5 mg DO/L, 막 반응기에 대해 6 mg DO/L에서 8 mg DO/L인 서로 다른 경계 조건을 사용했다.

[0142] 도 12(a) 및 (b)는 DOO 시스템을 사용하여 개선된 생물학적 과정을 보여준다. 최적화된 DO 농도는 그림 12(a)와 같이 매뉴얼과 ABAC 시스템의 두 DO 설정값보다 낮았다. 이는 최적화 시스템이 유입수 부하에 따라 폭기 강도를

조절했음을 나타낸다. ABAC는 DO 설정값 제안에 약한 성능을 보였고 유입수의 동적 특성을 반영하지 못했다(도 12(a)). ABAC는 MBR의 매우 복잡하고 비선형적인 기능 때문에 컨트롤러 설정값에 대한 최적의 솔루션을 찾지 못했다. 따라서 MBR 플랜트의 경제적, 환경적 운영을 개선하기 위해 예측 최적화 시스템의 구현이 필요했다. 최적화된 시스템의 감소된 DO 설정값은 소모된 AE와 직접적인 관련이 있다. 수동 및 ABAC 시스템과 비교하여 DOO는 도 12(b)와 같이 EQI를 비슷한 값으로 유지하면서 AE를 효과적으로 감소시켰다. 폭기에 의한 작동 에너지는 15.92% 감소한 반면 EQI는 전체 작동 기간 동안 1.854×10^6kg에서 1.843×10^6kg으로 약간 감소했습니다. 최적화된 폭기는 과도한 질산화를 완화하고 유출수 Nkj를 증가시키면서 유출 NO를 감소시켰기 때문이다. 유출수 NO가 감소하였지만 유출 NO의 가중치가 낮을수록 EQI가 약간 감소하는 데 영향을 미쳤다. 생물학적 폭기는 멤브레인 오염의 관점에서 물리적 작업에 영향을 미치고 폭기 강도의 감소는 멤브레인 표면의 정련 효과를 약화시킬 수 있으므로 멤브레인의 투과 역세 공정을 포함한 물리적 공정의 신중한 최적화가 필요했다.

[0143] 최적화 시스템은 조절된 DO 설정값을 기반으로 막 작동의 투과율을 0.87에서 1로 조절했다. 0.87의 값은 투과 13분, 역세척 2분을 나타내며, 1은 역세척 없이 전체 투과 작업을 나타낸다. 최적화된 물리적 프로세스의 성능은 도 13(a) 내지 (c)에 나와 있다. 최적화된 역세척 시간은 운전 초기에는 비교적 짧았으나 점차 증가하여 도 13(a)와 같이 1분 이상으로 증가하였다. 역세척이 길어질수록 막의 슬러지 케이크 형성이 효과적으로 감소하고 안정적인 슬러지 케이크 저항이 감소했다. 0.5분의 역세척을 유지한 수동 시스템은 도 13(b)와 같이 안정적인 슬러지 케이크 저항성에 대해 더 높은 값을 보였다. 증가된 역세척은 전체 저항을 감소시키고 오염을 완화했다. TMP는 10월 5일 운영자가 멤브레인 작업을 중단하고 화학 물질 세척을 시작했을 때 43kPa에서 31kPa로 감소했다. 결과적으로 최적화된 시스템은 도 13(c)와 같이 TMP가 43kPa에 도달할 때까지 멤브레인의 작동 시간을 20일까지 늘릴 수 있었다. 또한 MBR 플랜트는 가동 시간 증가로 인해 수동 시스템(18,117 m^3에서 25,097 m^3)에 비해 38% 더 많은 물을 생산할 수 있었다. 이것은 DOO 시스템이 오염을 줄이고 투과수 생산을 증가시켜 최적의 역세척 기간을 결정할 수 있음을 확인시켜준다.

[0144] 표 4는 수동 및 최적화 시스템에서 MBR 플랜트 성능을 요약한 것이다. DOO 시스템을 사용하여 얻은 폭기 및 펌핑에 대한 소비 에너지 값은 각각 15.92% 및 16.51% 낮다. 폭기 강도의 감소와 막 오염은 작동 에너지 요구량을 줄였다. 폐수 수질은 비슷한 수준으로 유지되었지만 폭기가 급격히 감소했다. DOO를 사용하여 얻은 투과물의 부피는 수동 시스템을 사용하여 얻은 것보다 적음을 알 수 있다. 그러나 최적의 역세척 기간은 멤브레인의 오염을 완화하고 멤브레인 수명을 증가시켰다. DOO 시스템을 갖춘 본격적인 MBR 플랜트는 수동 시스템보다 더 오래 운영할 수 있다. 또한 투과액당 EC인 최적화된 시스템의 에너지 효율이 12.02% 향상되었다. 결과적으로 발명의 실시예에 따른 최적화 시스템은 AE 및 PE를 포함한 EC를 43일 동안 748,137kWh에서 628,180kWh로 줄였다. 따라서 DOO 시스템은 하루에 2789kWh를 절약할 수 있고 운영 연도에 비해 에너지 소비를 1.0182×10^6kWh 줄일 수 있다. 한국전력이 제공하는 $0.075/kWh의 가격으로 제안된 시스템은 연간 $76,361를 절약할 수 있다. 이러한 결과는 DOO 시스템이 에너지 절약에 기여할 수 있고, 수질 및 투과수 생산을 유지하고, 막 오염을 감소시켜 경제적 및 환경적 요구의 균형을 효과적으로 맞출 수 있음을 나타낸다.

[0145] [표 4]

Comprehensive performances of the DOO system at a full-scale MBR plant in terms of economic and environmental improvements.

		Manual system	ABAC system		Optimized system	
			Performance	Improvement	Performance	Improvement
Economic costs reduction	AE (kWh)	597,469	573,547	4.00%	**502,382**	**15.92%**
	PE (kWh)	150,668	-	-	**125,798**	**16.51%**
	EC/WP (kWh/m^3)	41.15			**36.21**	**12.02%**
	Operating costs ($)	56,110	-	-	**47,114**	**16.03%**
Environmental improvements	EQI (kg)	1.854×10^6	1.826×10^6	1.46%	**$1.843 \cdot 10^6$**	**0.56%**
	WP (m^3)	18,177	-	-	**17,348**	**− 4.56%**
	TMP (kPa)	43	-	-	**31**	**26.91%**
	Operation time until 43 kPa (d)	43	-	-	**60**	**39.53%**

[0146]

[0148] 본 발명에 따른 생물학적 및 물리적 통합 모델을 기반으로 하는 DOO 시스템은 AE 효율성을 개선하고 폐수 품질을 유지하며 오염을 줄이기 위해 개발되었다. 기존 예측 모델의 제한된 성능을 해결하고 유입수 매개변수 불확실성과 관련하여 DOO 시스템을 향상시키기 위해 딥 러닝 예측 모델이 사용되었다. BiGRU(양방향 게이트 순환유닛) 기반의 시간당 유입수 예측 모델은 통계 및 딥 러닝 모델 중 최고의 성능을 보였다. 본 발명의 실험예에서는 예측된 데이터를 바탕으로 생물학 및 물리적 프로세스를 통합한 DOO 시스템을 파일럿 및 MBR 플랜트에 정밀

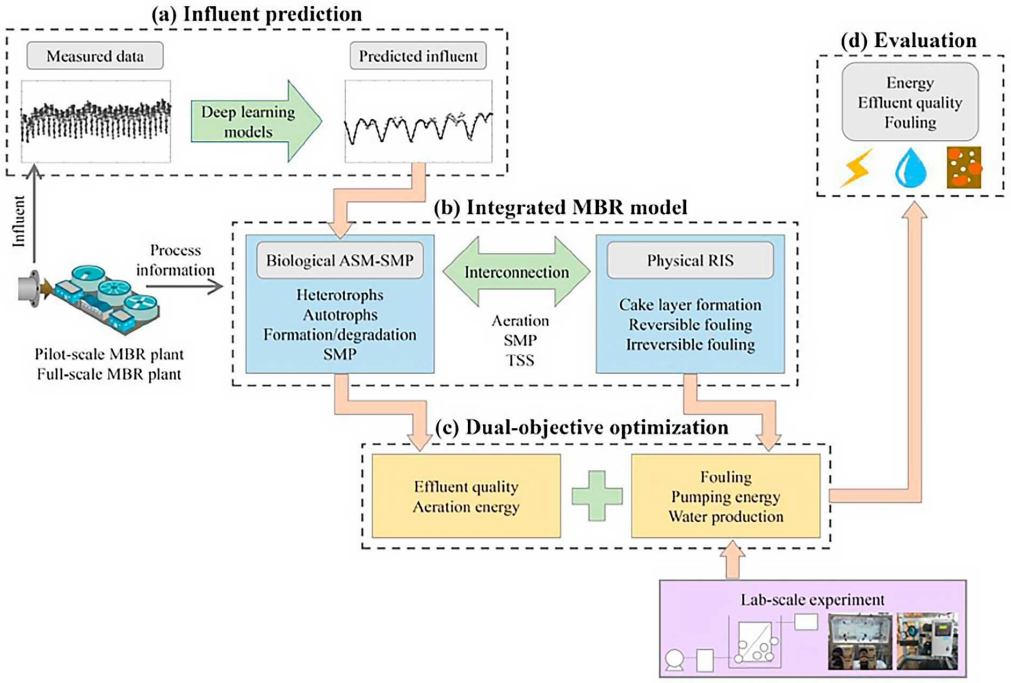
시뮬레이션을 통해 적용하고 그 성능을 수동 및 ABAC 운영 시스템과 비교했다. 최적화 시스템은 호기성 반응기와 막 반응기 모두에서 개선된 작동 궤적을 달성했다.

[0149] 본 발명의 실시예에 따른 최적화 시스템은 유출수 품질을 유지하면서 파일럿 및 MBR 플랜트에서 각각 4% 및 12%의 에너지 효율을 개선했다. 최적화 시스템은 또한 오염, PE 및 WP를 교환하기 위한 실험실 규모의 실험을 고려하여 물리적 세척 기간을 조절했다. 최적화된 물리적 세척 시간은 PE를 최대 17%까지 감소시키고 오염 진행을 27%까지 감소시키며 멤브레인 수명을 17일 이상 연장했다. 또한 본 발명의 실시예에 따른 최적화 시스템을 풀스케일 MBR 플랜트에 적용할 경우 연간 76,361달러의 운영비를 절감할 수 있다. 본 발명의 주요 기여는 MBR 플랜트 운영자를 위한 최적화된 생물학적 및 물리적 프로세스의 개발이다. DOO 시스템은 동적 유입수 특성과 생물학적 및 물리적 프로세스 간의 복잡한 상호 관계도 고려할 수 있다. 본 발명의 실시예에 따르면, 활성 슬러지 유량 및 질산염 내부 사이클 낭비와 같은 여러 운영 변수를 조절하면서 실제 MBR 플랜트의 경제 및 환경 운영을 개선하기 위한 최적화 시스템으로 확장될 수 있다.

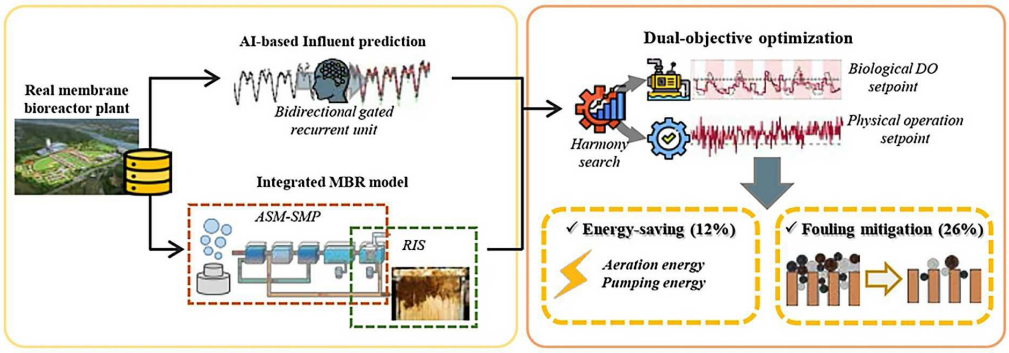
[0151] 또한, 상기와 같이 설명된 장치 및 방법은 상기 설명된 실시예들의 구성과 방법이 한정되게 적용될 수 있는 것이 아니라, 상기 실시예들은 다양한 변형이 이루어질 수 있도록 각 실시예들의 전부 또는 일부가 선택적으로 조합되어 구성될 수도 있다.

도면

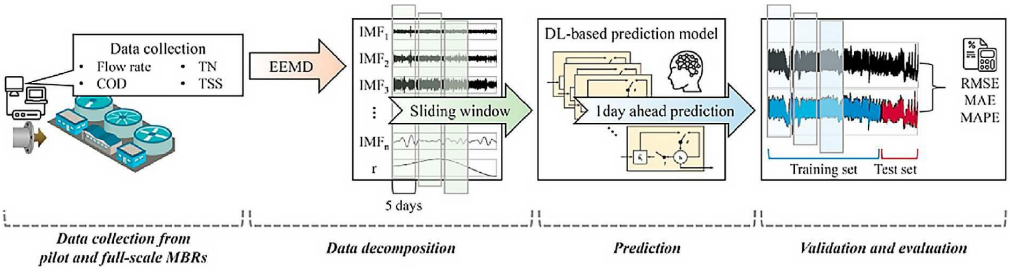
도면1



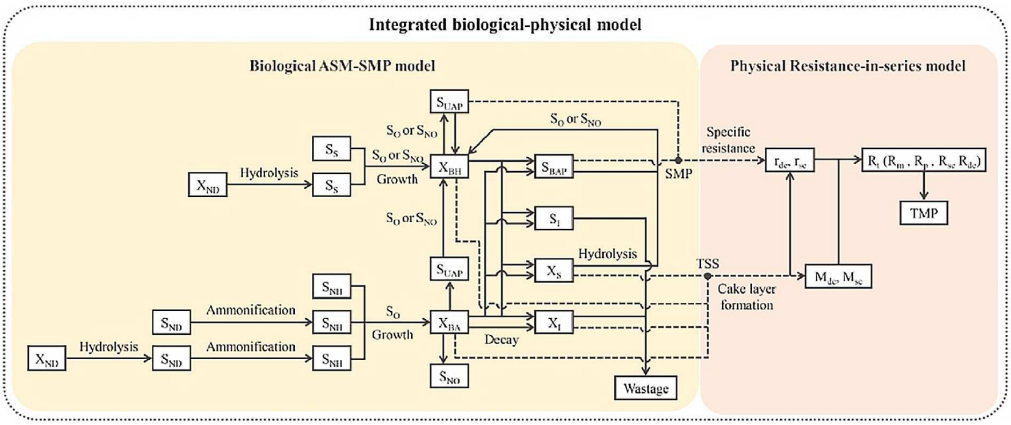
도면2


AI-based Influent prediction
Real membrane bioreactor plant
Bidirectional gated recurrent unit
Integrated MBR model
ASM-SMP
RIS
Dual-objective optimization
Biological DO setpoint
Physical operation setpoint
Harmony search
✓ Energy-saving (12%)
Aeration energy
Pumping energy
✓ Fouling mitigation (26%)

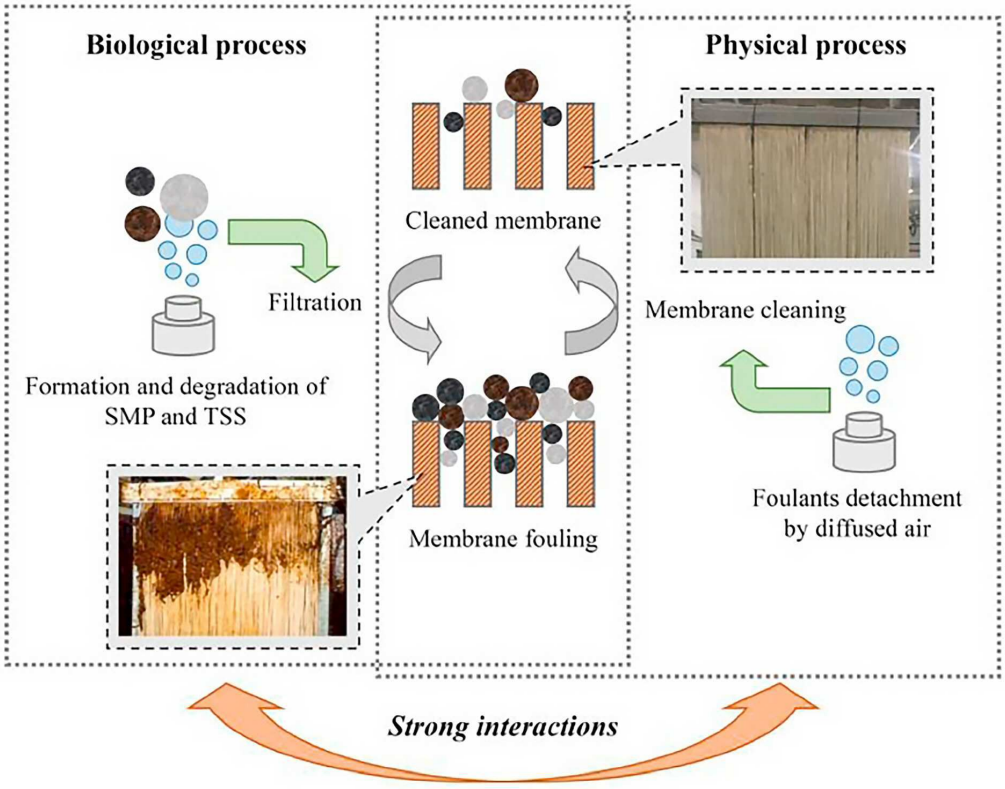
도면3


Data collection
Flow rate
TN
COD
TSS
EEMD
IMF1
IMF2
IMF3
IMFn
r
Sliding window
5 days
DL-based prediction model
1 day ahead prediction
RMSE
MAE
MAPE
Training set
Test set
Data collection from pilot and full-scale MBRs
Data decomposition
Prediction
Validation and evaluation

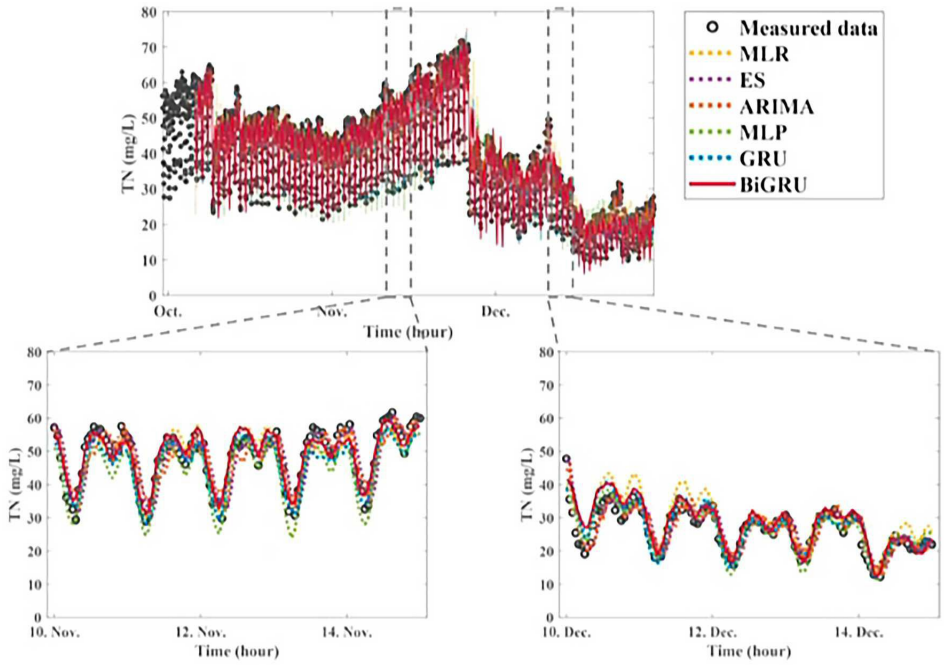
도면4


Integrated biological-physical model
Biological ASM-SMP model
Physical Resistance-in-series model
Hydrolysis
Growth
Ammonification
Decay
SMP
Specific resistance
TMP
TSS
Cake layer formation
Wastage

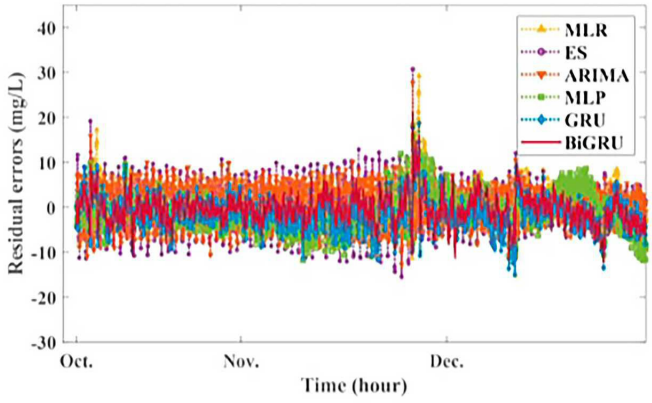
도면5


Biological process
Physical process
Cleaned membrane
Filtration
Membrane cleaning
Formation and degradation of SMP and TSS
Membrane fouling
Foulants detachment by diffused air
Strong interactions

도면6

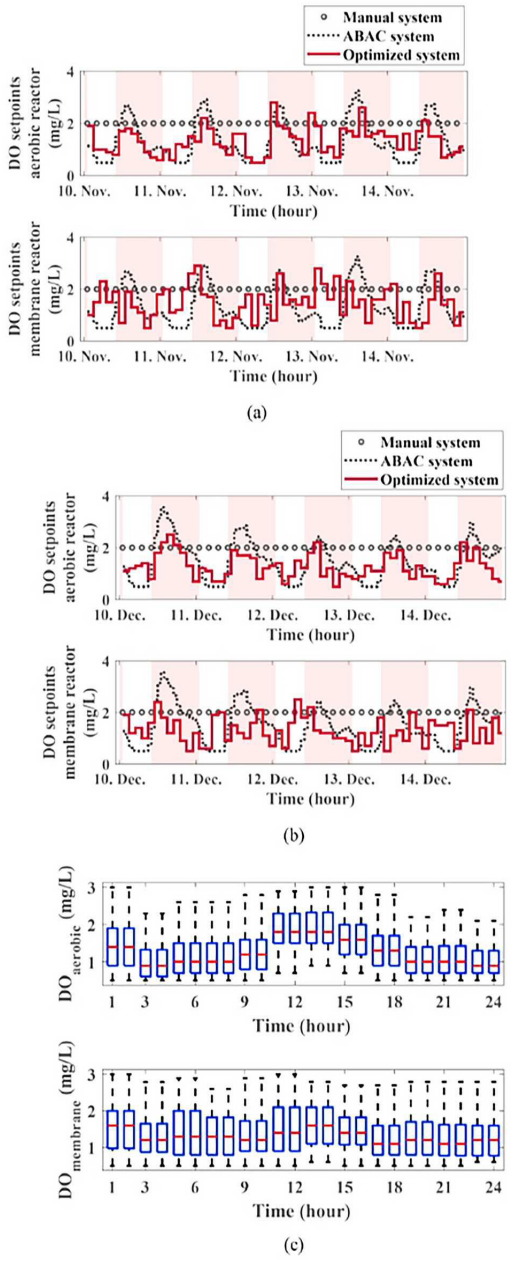

Measured data
MLR
ES
ARIMA
MLP
GRU
BiGRU
TN (mg/L)
Oct.
Nov.
Dec.
Time (hour)
10. Nov.
12. Nov.
14. Nov.
10. Dec.
12. Dec.
14. Dec.

(a)

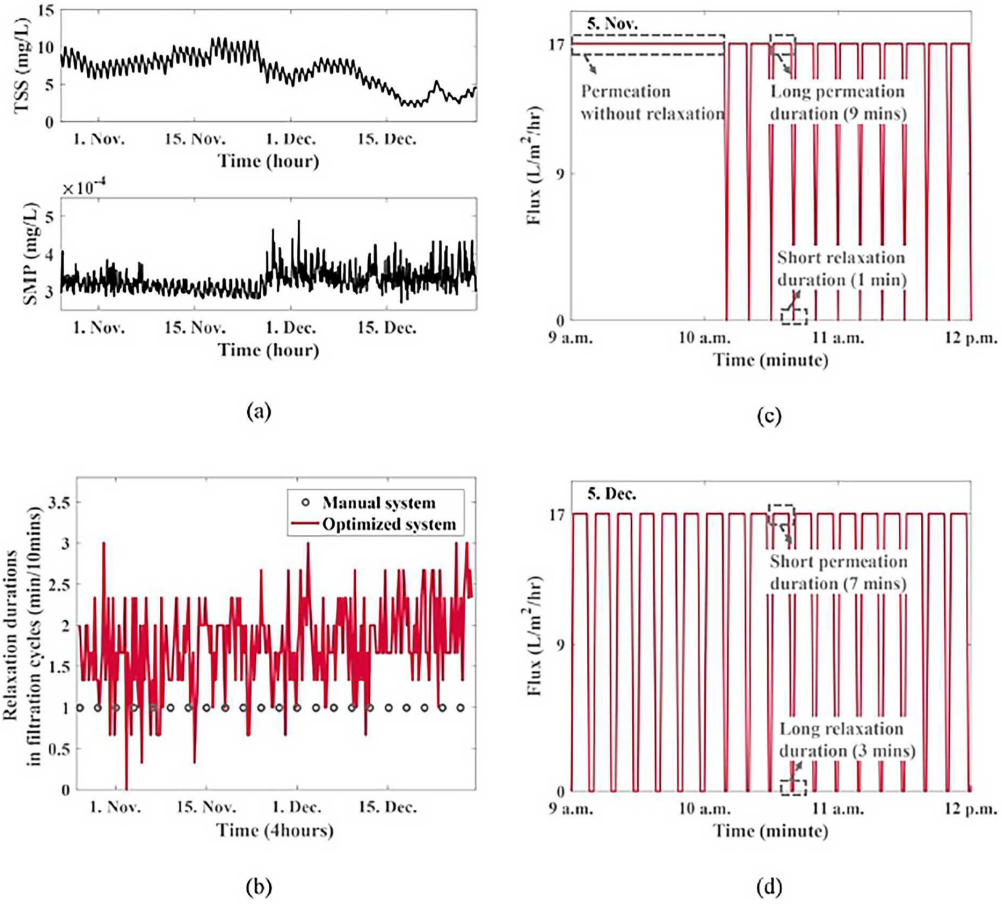

MLR
ES
ARIMA
MLP
GRU
BiGRU
Residual errors (mg/L)
Oct.
Nov.
Dec.
Time (hour)

(b)

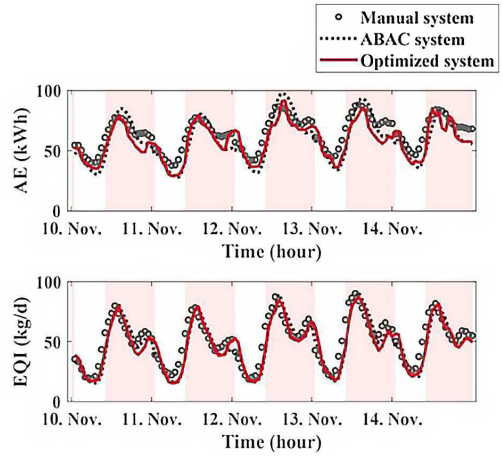
도면7


Manual system
ABAC system
Optimized system
DO setpoints aerobic reactor (mg/L)
DO setpoints membrane reactor (mg/L)
10. Nov.
11. Nov.
12. Nov.
13. Nov.
14. Nov.
Time (hour)
(a)
10. Dec.
11. Dec.
12. Dec.
13. Dec.
14. Dec.
(b)
DO aerobic (mg/L)
DO membrane (mg/L)
(c)

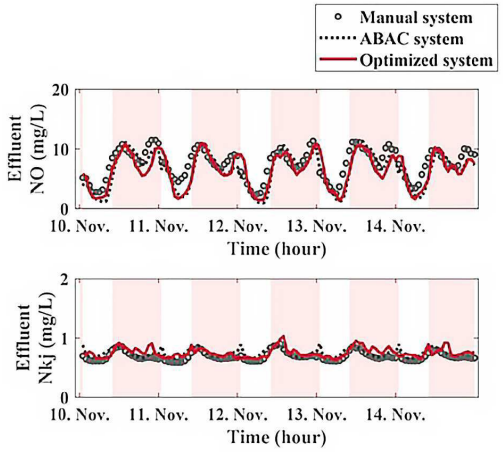
도면8


TSS (mg/L)
15
10
5
0
1. Nov.
15. Nov.
1. Dec.
15. Dec.
Time (hour)
SMP (mg/L)
×10^-4
5
4
3
1. Nov.
15. Nov.
1. Dec.
15. Dec.
Time (hour)
(a)
5. Nov.
Permeation without relaxation
Long permeation duration (9 mins)
Short relaxation duration (1 min)
Flux (L/m^2/hr)
17
9
0
9 a.m.
10 a.m.
11 a.m.
12 p.m.
Time (minute)
(c)
Manual system
Optimized system
Relaxation durations in filtration cycles (min/10mins)
3.5
3
2.5
2
1.5
1
0.5
0
1. Nov.
15. Nov.
1. Dec.
15. Dec.
Time (4hours)
(b)
5. Dec.
Short permeation duration (7 mins)
Long relaxation duration (3 mins)
Flux (L/m^2/hr)
17
9
0
9 a.m.
10 a.m.
11 a.m.
12 p.m.
Time (minute)
(d)

도면9

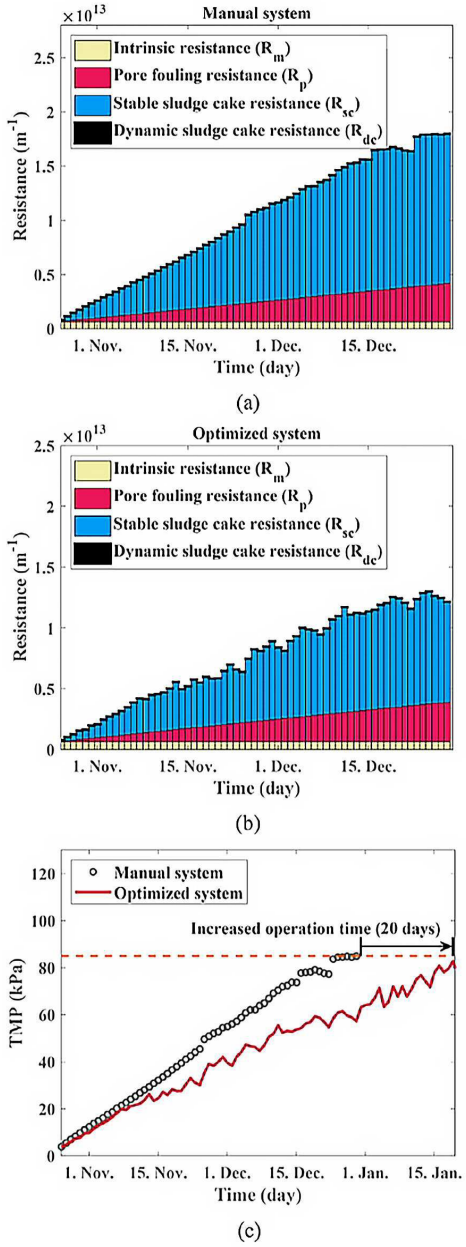

Manual system
ABAC system
Optimized system
AE (kWh)
100
50
0
10. Nov.
11. Nov.
12. Nov.
13. Nov.
14. Nov.
Time (hour)
EQI (kg/d)
100
50
0
10. Nov.
11. Nov.
12. Nov.
13. Nov.
14. Nov.
Time (hour)

(a)

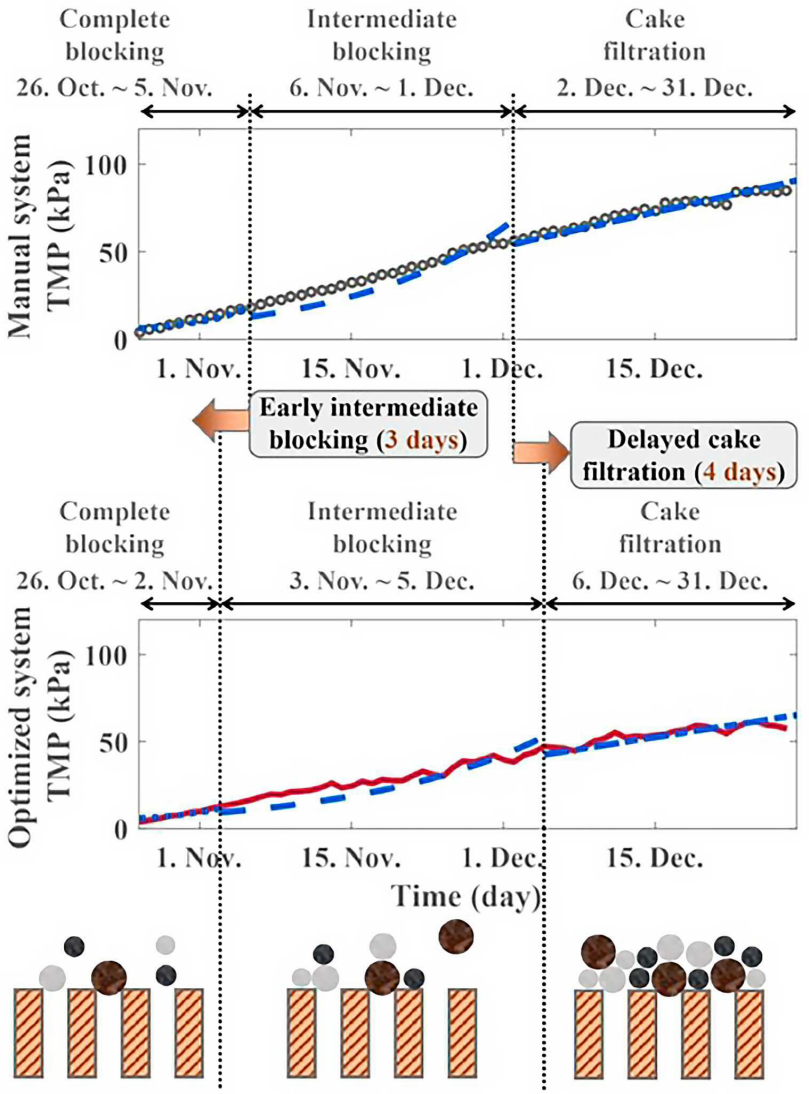

Manual system
ABAC system
Optimized system
Effluent NO (mg/L)
20
10
0
10. Nov.
11. Nov.
12. Nov.
13. Nov.
14. Nov.
Time (hour)
Effluent Nkj (mg/L)
2
1
0
10. Nov.
11. Nov.
12. Nov.
13. Nov.
14. Nov.
Time (hour)

(b)

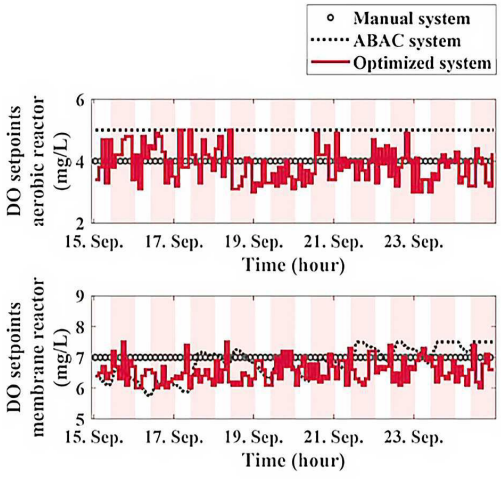
도면10


Manual system
Intrinsic resistance (R_m)
Pore fouling resistance (R_p)
Stable sludge cake resistance (R_{sc})
Dynamic sludge cake resistance (R_{dc})
Resistance (m^{-1})
Time (day)
1. Nov.
15. Nov.
1. Dec.
15. Dec.
(a)
Optimized system
(b)
Manual system
Optimized system
Increased operation time (20 days)
TMP (kPa)
1. Jan.
15. Jan.
(c)

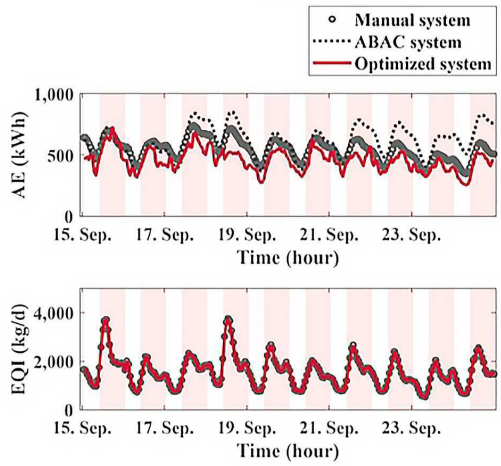
도면11


Complete blocking
26. Oct. ~ 5. Nov.
Intermediate blocking
6. Nov. ~ 1. Dec.
Cake filtration
2. Dec. ~ 31. Dec.
Manual system TMP (kPa)
100
50
0
1. Nov.
15. Nov.
1. Dec.
15. Dec.
Early intermediate blocking (3 days)
Delayed cake filtration (4 days)
Complete blocking
26. Oct. ~ 2. Nov.
Intermediate blocking
3. Nov. ~ 5. Dec.
Cake filtration
6. Dec. ~ 31. Dec.
Optimized system TMP (kPa)
100
50
0
1. Nov.
15. Nov.
1. Dec.
15. Dec.
Time (day)

도면12

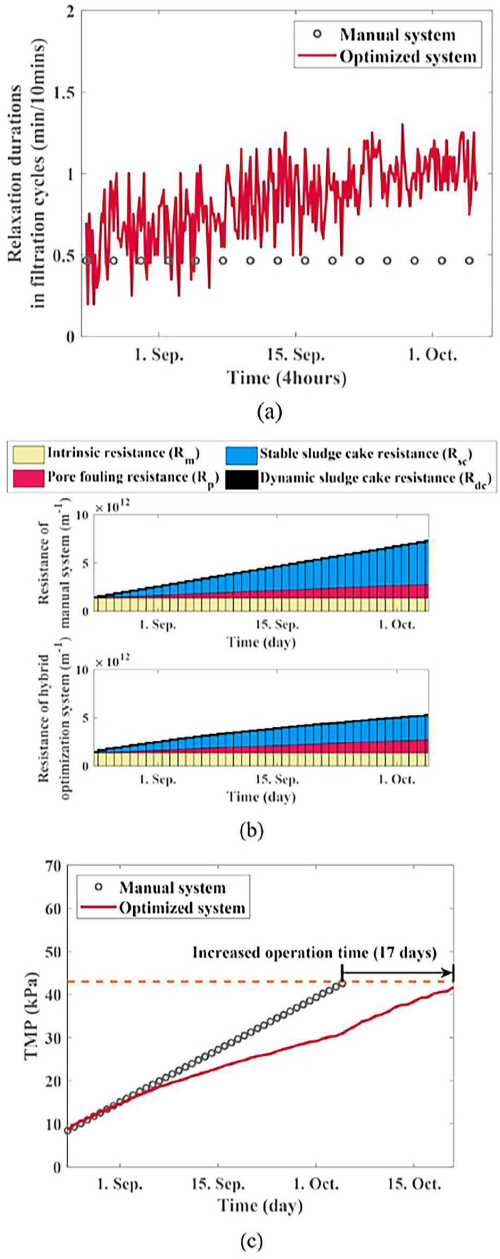

Manual system
ABAC system
Optimized system
DO setpoints aerobic reactor (mg/L)
6
4
2
15. Sep.
17. Sep.
19. Sep.
21. Sep.
23. Sep.
Time (hour)
DO setpoints membrane reactor (mg/L)
9
8
7
6
5
15. Sep.
17. Sep.
19. Sep.
21. Sep.
23. Sep.
Time (hour)

(a)


Manual system
ABAC system
Optimized system
AE (kWh)
1,000
500
0
15. Sep.
17. Sep.
19. Sep.
21. Sep.
23. Sep.
Time (hour)
EQI (kg/d)
4,000
2,000
0
15. Sep.
17. Sep.
19. Sep.
21. Sep.
23. Sep.
Time (hour)

(b)

도면13


Manual system
Optimized system
Relaxation durations in filtration cycles (min/10mins)
2
1.5
1
0.5
0
1. Sep.
15. Sep.
1. Oct.
Time (4hours)
(a)
Intrinsic resistance (R_m)
Stable sludge cake resistance (R_{sc})
Pore fouling resistance (R_p)
Dynamic sludge cake resistance (R_{dc})
Resistance of manual system (m^{-1})
$\times 10^{12}$
10
5
0
1. Sep.
15. Sep.
1. Oct.
Time (day)
Resistance of hybrid optimization system (m^{-1})
$\times 10^{12}$
10
5
0
1. Sep.
15. Sep.
1. Oct.
Time (day)
(b)
Manual system
Optimized system
Increased operation time (17 days)
TMP (kPa)
70
60
50
40
30
20
10
0
1. Sep.
15. Sep.
1. Oct.
15. Oct.
Time (day)
(c)