



POLSKA AKADEMIA NAUK
Instytut Badań Systemowych

BADANIA SYSTEMOWE

Tom 76

**MODELOWANIE MATEMATYCZNE,
OPTYMALIZACJA I STEROWANIE
PRACĄ PRZEPLYWOWYCH
OCZYSZCZALNI ŚCIEKÓW**

Bartosz Szelaĝ

Warszawa 2019

MODELOWANIE MATEMATYCZNE, OPTYMALIZACJA I STEROWANIE PRACĄ
PRZEPLYWOWYCH OCZYSZCZALNI ŚCIEKÓW, Bartosz Szelaĝ



**POLSKA AKADEMIA NAUK
INSTYTUT BADAŃ SYSTEMOWYCH**

**Seria: BADANIA SYSTEMOWE
Tom 76**

**Redaktor naukowy:
Prof. dr hab. inż. Olgierd Hryniewicz**

Warszawa 2019

Rada redakcyjna serii: BADANIA SYSTEMOWE

Prof. Janusz Kacprzyk – przewodniczący

Prof. Olgierd Hryniewicz

Prof. Tadeusz Kaczorek

Prof. Jerzy Klamka

Prof. Józef Korbicz

Prof. Zbigniew Nahorski

Prof. Ngoc Thanh Nguyen

Prof. Marek Niezgódka

Prof. Ewaryst Rafajłowicz

Prof. Leszek Rutkowski

Prof. Roman Słowiński

Prof. Jan Studziński

Prof. Tomasz Szapiro

Bartosz Szelaĝ

**MODELOWANIE MATEMATYCZNE,
OPTYMALIZACJA I STEROWANIE
PRACĄ PRZEPIYWOWYCH
OCZYSZCZALNI ŚCIEKÓW**

Warszawa 2019

Copyright © by Instytut Badań Systemowych PAN
Warszawa 2019

Autor:

Dr inż. Bartosz Szela
Wydział Inżynierii Środowiska, Geomatyki i Energetyki
Politechnika Świętokrzyska
bszelag@tu.kielce.pl

Recenzenci:

Dr hab. inż. Ewa Burszta-Adamiak, prof. nadzwyczajny
Uniwersytet Przyrodniczy we Wrocławiu

Dr hab. inż. Izabela Rojek, prof. nadzwyczajny
Uniwersytet Kazimierza Wielkiego w Bydgoszczy

Skład: Anna Gostyńska / Aneta M. Pielak

Wydawca:

Instytut Badań Systemowych
Polska Akademia Nauk
Newelska 6, 01-447 Warszawa
www.ibspan.waw.pl

*Publikacja sfinansowana ze środków projektu RID
Ministerstwa Nauki i Szkolnictwa Wyższego nr 025/RID/2018/19*

ISSN 0208-8029

ISBN 978-83-89475-62-6

1. Wprowadzenie

Poprawa jakości wód odbiorników i ograniczenie niekorzystnego wpływu na środowisko stanowi obecnie jeden z najaktualniejszych tematów zarówno w kraju, jak i zagranicą (Thunberg i in. 2009, Minsoo i in. 2016). W celu poprawy jakości wód powierzchniowych wprowadzono w ustawodawstwie unijnym i krajowym szereg wymagań formalno-prawnych, narzucających wielkości dopuszczalnych stężeń wskaźników jakości ścieków oczyszczonych, które nie mogą zostać przekroczone. Potwierdzeniem tego w skali europejskiej jest to dyrektywa unijna 91/271/EWG odnosząca się do kwestii oczyszczania ścieków komunalnych. Natomiast, w kraju jest to Rozporządzenie Ministra Środowiska z dnia 18 listopada 2014 r. w sprawie warunków, jakie należy spełnić przy wprowadzaniu ścieków do wód lub do ziemi, oraz w sprawie substancji szczególnie szkodliwych dla środowiska wodnego. Zgodnie z obowiązującymi aktami prawnymi podstawą projektowania oczyszczalni jest równoważna liczba mieszkańców (RLM), która stanowi podstawę doboru technologii oczyszczania ścieków. Zaprojektowany układ technologiczny ma zapewniać odpowiednie usunięcie związków organicznych (BZT_5 , $ChZT_{(Cn)}$), azotu ogólnego (N_{og}) i fosforu ogólnego (P_{og}) (tab.1.1).

W warunkach rzeczywistych wartości wskaźników jakości przyjęte do obliczeń oczyszczalni ścieków nie przyjmują wartości stałych, ale zmieniają się w szerokim zakresie. Równocześnie, zmienia się ilość dopływających ścieków i temperatura powietrza, co ma istotny wpływ na przebieg procesów oczyszczania przebiegających w reaktorze biologicznym. Podczas intensywnych opadów znacznie zwiększa się ilość dopływających ścieków, co prowadzi zwykle do hydraulicznego przeciążenia całego obiektu i wpływa na skrócenie czasu zatrzymania ścieków w reaktorze biologicznym. Równocześnie, zwiększony dopływ ścieków może prowadzić do przeciążenia hydraulicznego wydzielonych obiektów oczyszczalni, na przykład osadnika wtórnego, co niekorzystanie wpływa na proces klarowania oczyszczonych ścieków. Jednocześnie, z uwagi na rozcieńczenie dopływających ścieków, mogą wystąpić problemy związane z niedostateczną ilością związków biogennych niezbędnych do prawidłowego

przebiegu procesu oczyszczania (usuwania związków organicznych, azotu i fosforu).

Tab. 1.1. Wpływ wielkości oczyszczalni ścieków (RLM) na wymagany stopień redukcji zanieczyszczeń na odpływie z oczyszczalni ścieków; BZT₅ – pięciodniowe biochemiczne zapotrzebowanie na tlen, ChZT_(Cr) – chemiczne zapotrzebowanie na tlen wykonane metodą dwuchromianową, Z_{og} – zawiesiny ogólne, N_{og} – azot ogólny, P_{og} – fosfor ogólny, x^a– wartości wymagane wyłącznie w ściekach wprowadzanych do jezior i ich dopływów oraz bezpośrednio do sztucznych zbiorników wodnych usytuowanych na wodach płynących, x^b– minimalny procent redukcji nie ma zastosowania do ścieków wprowadzanych do jezior i ich dopływów, bezpośrednio do sztucznych zbiorników wodnych usytuowanych na wodach płynących oraz do ziemi (Dz. U. poz. 1800, 2014).

Wskaźniki	RLM				
	<2000	2000÷9999	10000÷14999	15000÷99999	>100000
BZT ₅ , mgO ₂ /l	40	25	25	15	15
BZT ₅ , min %		70-90	70-90	90	90
ChZT _(Cr) , mgO ₂ /l	150	125	125	125	125
ChZT _(Cr) , min %		75	75	75	75
Z _{og} , mg/l	50	35	35	35	35
Z _{og} , min %		90	90	90	90
N _{og} , mg/l	30 ^a	15 ^a	15	15	10
N _{og} , min %		-	70-80 ^b	70-80	70-80
P _{og}	5 ^a	2 ^a	2	2	1
P _{og} , min %		-	70-80 ^b	80	80

Eksploatując oczyszczalnię ścieków należy mieć na uwadze fakt, że w okresie zimowym na skutek obniżenia temperatury powietrza ma miejsce obniżenie kinetyki procesów zachodzących w reaktorach biologicznych, co także może prowadzić do pogorszenia jakości ścieków na odpływie. Należy także liczyć się z faktem, że mimo stabilnych warunków pracy reaktora (tj. brak opadów atmosferycznych, okres lata lub wiosny wpływające pozytywnie na stabilność procesu oczyszczania) mogą wystąpić niekontrolowane zrzuty ładunków zanieczyszczeń do systemu kanalizacyjnego, co może mieć niekorzystny wpływ na działanie obiektów technologicznych oczyszczalni i powodować konieczność zmiany nastaw w regulatorach reaktora. Wymienione czynniki mogą prowadzić do zakłóceń ciągłości przebiegu procesu oczyszczania ścieków. Dlatego też, w celu

uzyskania na odpływie wymaganych wartości wskaźników jakości ścieków, zachowania ciągłości procesów zachodzących w reaktorze biologicznym i utrzymania wysokiej niezawodności działania oczyszczalni, konieczne jest aktywne sterowanie i bieżąca kontrola nastaw reaktora biologicznego. W praktyce jest to zadanie bardzo skomplikowane, wymagające ciągłych zmian wielu nastaw regulatorów w taki sposób, aby zapewnić wymaganą jakość ścieków oczyszczonych i aby sterując jednym procesem, nie zakłócić innych procesów przebiegających w bioreaktorze.

Z uwagi na to, że eksploatacja oczyszczalni ścieków wymaga równoczesnej kontroli wielu procesów, stosuje się szereg urządzeń pomiarowych zamontowanych na jej obiektach technologicznych. Pożądaną sytuacją byłoby prowadzenie pomiarów ilości i jakości ścieków na dopływie, nastaw reaktora oraz jakości ścieków na odpływie z oczyszczalni. Obecnie większość obiektów krajowych posiada monitoring on-line nastaw reaktora biologicznego i jakości ścieków na odpływie. Natomiast, rzadko występują przypadki, gdy prowadzone są ciągłe pomiary jakości ścieków na dopływie do obiektu. Stan ten wynika z faktu, iż zgodnie z obowiązującymi aktami prawnymi nie ma takich wymagań i zachodzi jedynie potrzeba okresowej oceny efektywności działania oczyszczalni ścieków w zależności od wielkości obiektu wyrażonej za pomocą równoważnej liczby mieszkańców – RLM (tab. 1.2).

Tab. 1.2. Wpływ wielkości oczyszczalni ścieków (RLM) na roczną liczbę próbek poboru jakości ścieków (Dz. U. poz. 1800, 2014)

RLM	Liczba próbek	
	Pierwszy rok	Kolejny rok po spełnieniu wymagań
<2000	4	2
2000 ÷ 9999	12	4
10000 ÷ 49999	12	12
>50000	24	24

Standardowo, w przypadku obiektów RLM < 2000 pomiary efektywności pracy oczyszczalni należy kontrolować pobierając 4 próbki w ciągu roku; jeżeli pobrane próbki spełnią wymagane warunki, to w kolejnym roku pobierane mogą być 2 próbki (tab. 1.2). Dla obiektów, gdzie $9999 > \text{RLM} > 2000$, w przypadku uzyskiwania wysokiej efektywności możliwe jest także ograniczenie w kolejnym roku liczby próbek. Z kolei, dla oczyszczalni RLM > 10000 nie jest możliwa redukcja ilości analizowanych próbek na dopływie.

Pomiar jakości ścieków na dopływie nie stanowi obecnie dużego problemu technicznego z uwagi na to, że istnieje szereg analizatorów (np. firmy Endress-Hausser, HahLange itp.) umożliwiających pomiar odpowiednich wskaźników jakości, jednak koszt ich zakupu i eksploatacji jest wysoki. Równocześnie do stosowania ich zniechęca fakt, że urządzenia te należy okresowo kalibrować w celu uzyskania wiarygodnych wyników pomiarów, co generuje dodatkowe koszty i wymaga uciążliwego ciągłego nadzoru.

Należy przy tym zauważyć, że w oczyszczalniach ścieków zarówno o wysokim stopniu zautomatyzowania i rozbudowanym systemie monitoringu, jak i w obiektach, gdzie pomiary wykonywane są głównie na drodze oznaczeń laboratoryjnych, gromadzone są ogromne ilości danych mogących służyć do opracowania modeli procesowych. Fakt ten wzbudza szerokie zainteresowanie, na co wskazuje znaczna liczba publikacji zagranicznych. W publikacjach tych na podstawie zgromadzonych danych pomiarowych opracowuje się modele matematyczne do prognozowania jakości ścieków na odpływie oraz kontroli przebiegu procesów nityfikacji, denityfikacji i defosfatacji. Jednak z punktu widzenia eksploatatora oczyszczalni ścieków interesujące jest nie tylko prognozowanie przebiegu procesu i jego symulacja. Istotne znaczenie ma także sterowanie procesem, to znaczy wyznaczanie takich nastaw bioreaktora, aby zapewnić przebieg procesu warunkujący zadane wartości ścieków na odpływie i zminimalizowanie kosztów eksploatacyjnych obiektu. Takie postawienie zadania cieszy się ostatnio coraz większym zainteresowaniem, co potwierdza zwiększająca się liczba odnośnych prac w kraju i zagranicą, choć publikacji krajowych na ten temat jest zdecydowanie mniej.

Parametry działania reaktora biologicznego można ustalać w taki sposób, że bez względu na ilość i jakość ścieków dopływających oraz na porę roku, na odpływie uzyska się wartości wskaźników jakości ścieków poniżej wartości dopuszczalnych. Jednak problem polega na tym, że realizując takie nastawy zwykle nie uwzględnia się kosztów eksploatacyjnych obiektu, które mogą być wysokie. Wobec powyższego nasuwa się pytanie, czy nie można byłoby nastaw w bioreaktorze skorygować w taki sposób, aby uzyskać zbliżony efekt oczyszczania ścieków, ale niższym kosztem. Aby odpowiedzieć na to pytanie i uniknąć ewentualnych problemów eksploatacyjnych związanych z możliwym zakłóceniem pewnych procesów technologicznych przy sterowaniu innym procesem, jest konieczna optymalizacja pracy oczyszczalni i zdefiniowanie w tym celu odpowiednich kryteriów optymalizacyjnych. Podstawowym kryterium oceny efektywności pracy oczyszczalni jest kryterium ekonomiczne: proces oczyszczania powinien być realizowany w taki sposób, aby uzyskać najniższe koszty eksploatacji przy zapewnieniu wymaganej jakości ścieków oczyszczonych. Kolejne kryteria mogą mieć charakter techniczny i odnosić się do utrzymania na odpowiednim poziomie przebiegu poszczególnych procesów w reaktorze

biologicznym, do minimalizacji zużycia dawkowanych środków chemicznych lub minimalizacji zużycia tlenu na napowietrzanie ścieków. Kryteriów technicznych może być wiele, ponieważ jest to uzależnione od tego, co technolog chce przede wszystkim uzyskać. Kryteriami stanowiącymi kombinacje kryterium ekonomicznego i kryteriów technicznych są kryteria niezawodnościowe. W takim przypadku można skoncentrować się na analizie niezawodności działania obiektu w odniesieniu do jednego procesu najistotniejszego dla technologa lub do kilku procesów równocześnie. W ostatnich latach przedstawiono szereg interesujących prac z zakresu zastosowania modelowania matematycznego w optymalizacji i sterowaniu oczyszczalniami ścieków (np. Mulas i in. 2015, Corominas i in. 2013, Asadi i in. 2016), jednak mimo licznych analiz o charakterze teoretycznym, jedynie w jednym z 40 badanych obiektów wdrożono opracowany model matematyczny (Haimi i in. 2013). W obszarze sterowania do rozwiązania pozostaje cały szereg zagadnień dotychczas nie badanych, które dotyczą m.in. sterowania reaktorem w przypadku, gdy nie są prowadzone ciągle pomiary wskaźników jakości ścieków na dopływie a jedynie pomiary okresowe, co ma miejsce w większości krajowych oczyszczalni ścieków. Mimo potwierzonego wpływu procesu sedymentacji na jakość ścieków na odpływie w dalszym ciągu fakt ten jest uwzględniany w ograniczonym stopniu przy doborze strategii sterowania reaktorem biologicznym. Jednocześnie, mimo wielu analiz dotyczących procesu sedymentacji osadu czynnego, nie opracowano dotychczas uniwersalnej zależności pozwalającej ocenić podatność osadu na puchnięcie, która byłaby pomocna na etapie sterowania reaktorem biologicznym.

O skali poruszanego problemu i zapotrzebowania na odpowiednie algorytmy obliczeniowe może świadczyć fakt, że na terenie Polski wg danych GUS (BDL, 2017) znajduje się 3258 komunalnych oczyszczalni ścieków, z czego 11 obiektów oczyszcza ścieki mechanicznie, 2439 biologicznie i 808 obiektów realizuje podwyższony stopień redukcji zanieczyszczeń. Całkowita liczba oczyszczalni nie odzwierciedla bezpośrednio skali problemu, bowiem trzeba na to popatrzeć szerzej, biorąc pod uwagę ilość gmin w kraju tj. 2478 oraz liczbę miast na prawach powiatu tj. 66. Mianowicie dla „dużych jednostek osadniczych” zaprojektowany układ oczyszczania ścieków musi warunkować usuwanie związków organicznych, w tym azotu i fosforu. W tych przypadkach, ze względu na przepustowość obiektów przekroczenie dopuszczalnych wartości wskaźników prowadziłoby do wprowadzenia do odbiornika ścieków znacznych ilości zanieczyszczeń, które mogłyby prowadzić do naruszenia równowagi ekosystemu i mieć daleko idące następstwa ekologiczne. W związku z tym, na tych obiektach instaluje się systemy do kontroli i sterowania reaktorem, co istotnie wpływa na efektywność ich pracy. Rozwiązanie to nie jest tak powszechne w mniejszych oczyszczalniach ścieków, które są bardziej wrażliwe na zmiany ilości i jakości dopływających ścieków, co ma wpływ na ilość zanieczyszczeń trafiającą do odbiorników. Dlatego też, szczególnie w przypadku mniejszych oczyszczalni zachodzi potrzeba ciągłego

monitoringu i aktywnego sterowania bioreaktorem w celu uzyskania wymaganej jakości ścieków na odpływie. W przypadku dużych obiektów, z uwagi na wielkość zamontowanych energochłonnych urządzeń i ilość dopływających ścieków, bardziej wskazana jest optymalizacja procesu oczyszczania mająca na celu obniżenie kosztów eksploatacyjnych.

W pracy przedstawiono koncepcję systemu do kontroli, sterowania i optymalizacji działania reaktora biologicznego w przepływowej oczyszczalni ścieków. W systemie tym przewidziano zastąpienie pomiarów wskaźników jakości ścieków na dopływie wynikami obliczeń uzyskanymi w oparciu o pomiary natężenia przepływu. Do symulacji wartości wskaźników jakości ścieków zaproponowano zastosowanie metod eksploracji danych (ang. data mining). Po wykonaniu wstępnych obliczeń modelowania przedstawiono koncepcję modeli hybrydowych, w których wartości pomiarów wskaźników jakości ścieków dopływających do oczyszczalni zastąpiono wynikami ich symulacji. Modele te zastosowano do prognozy: sedymentacji osadu czynnego, zmieniających się wartości kluczowych parametrów technologicznych reaktora biologicznego wskaźników jakości ścieków na odpływie z oczyszczalni.

Opracowano także modele matematyczne do analizy niezawodności działania reaktora biologicznego w oparciu o tzw. współczynniki niezawodności w odniesieniu do procesu sedymentacji osadu czynnego i poprawności procesu usuwania związków biogennych.

Ponadto, zaproponowano nowatorski parametr uwzględniający interakcje między zmiennymi procesowymi o charakterze stochastycznym. Zmienne te dotyczą ilości i jakości ścieków na dopływie, warunków atmosferycznych i ich wpływu na podatność osadu czynnego na puchnięcie oraz doboru strategii sterowania reaktorem biologicznym.

Przedstawiono także model probabilistyczny niezawodności działania reaktora biologicznego w odniesieniu do sedymentacji osadu czynnego, w którym uwzględniono występowanie awarii systemu pomiarów wskaźników jakości ścieków na dopływie do oczyszczalni.

Przyjęto następujący układ pracy:

W rozdziale 2 omówiono metody biologicznego oczyszczania ścieków i scharakteryzowano rolę poszczególnych obiektów zlokalizowanych w ciągu technologicznym oczyszczalni. Omówiono w nim także rozwiązania technologiczne eksploatowanych systemów oczyszczania ścieków, przy czym skoncentrowano się na parametrach operacyjnych reaktorów i ich wpływie na efektywność działania obiektu.

W rozdziale 3 omówiono obecny stan wiedzy z zakresu modelowania pracy reaktorów biologicznych, ich sterowania i optymalizacji. W rozdziale opisano

także opracowane dotychczas modele do analizy i oceny niezawodności działania oczyszczalni ścieków.

W rozdziale 4 scharakteryzowano obiekty badań uwzględnione w pracy, to znaczy oczyszczalnie ścieków w Sitkówce–Nowiny i Trepczy (dalej również: oczyszczalnia Sitkówka–Nowiny i oczyszczalnia Trepcza).

W rozdziale 5 przedstawiono stosowane w badanych oczyszczalniach metody pomiarów ilości i jakości ścieków oraz parametrów działania reaktorów biologicznych. Przeanalizowano także wiarygodność i jakość danych pomiarowych pozyskiwanych w badanych oczyszczalniach ścieków. Na podstawie zgromadzonych danych wyznaczano podstawowe miary statystyczne opisujące zmienność ilości i jakości ścieków oraz parametrów działania reaktorów w tych oczyszczalniach.

W rozdziale 6 badano możliwość zastosowania wyznaczanych modeli matematycznych do symulacji reaktora biologicznego oczyszczalni i oceny niezawodności jego funkcjonowania. Metody obliczeniowe zastosowane do wyznaczania modeli porównano pod kątem ich złożoności i jej wpływu na szybkość i dokładność wykonywanych obliczeń.

W rozdziale 7 przedstawiono i oceniono wyniki obliczeń dotyczące ilości i jakości ścieków na dopływie i odpływie z oczyszczalni oraz parametrów technologicznych reaktora biologicznego. W rozdziale zaprezentowano także nowatorskie zastosowanie modelu regresji logistycznej do oceny wpływu wrażliwości poszczególnych zmiennych wejściowych modelu na prognozę dopływu ścieków do oczyszczalni. Podejście to jest innowacyjne z uwagi na to, że taki model nie był dotychczas stosowany w tego typu zadaniach, a jedynie wykorzystywany w typowych zagadnieniach klasyfikacji. Wykonane obliczenia pozwalają na uogólnienie uzyskanych wyników z uwagi na to, że symulacje komputerowe przeprowadzono dla dwóch istotnie różnych obiektów (w oczyszczalniach Sitkówka–Nowiny i w Rzeszowie), a otrzymane wyniki okazały się w obu przypadkach zbliżone.

Na przykładzie danych z zakresu natężenia przepływu ścieków przeanalizowano wpływ długości szeregów czasowych, sposobu gromadzenia danych (ciągły, nieciągły) w zależności od dobranej metody eksploracji danych na zdolności predykcyjne modelu. Wykonane analizy pozwoliły ustalić minimalną długość okresu prowadzenia pomiarów warunkującą otrzymanie zadowalających wyników symulacji w zależności od sposobu zapisywania danych i dobranej metody.

W rozdziale 7 przedstawiono także koncepcję modelowania wskaźników jakości ścieków na podstawie wartości parametrów mierzonych w każdej oczyszczalni, to znaczy natężenia przepływu dopływających ścieków. Podejście to

można potraktować jako innowacyjne z uwagi na to, że analizy wykonywane przez innych autorów wykazywały wprawdzie podobną zależność, jednak nie była ona szczegółowo badana. Należy przy tym podkreślić, że wykonane w pracy badania dotyczyły nie tylko jednego obiektu, ale dwóch różnych oczyszczalni ścieków (Sitkówka–Nowiny i w Rzeszowie), co pozwala na uogólnienie wyników. Fakt, że możliwe jest modelowanie jakości ścieków w oparciu o pomiary przepływu ścieków dopływających wykorzystano przy prognozowaniu działania reaktora biologicznego w odniesieniu do jakości ścieków na odpływie (stężenia $N - NH_4$, P_{og} i N_{og}) i sedymentacji osadu czynnego (objętościowego indeksu osadu). Przedstawione w pracy podejście do prognozy działania bioreaktora stanowi również pewną innowację w porównaniu z pracami innych autorów z uwagi na to, że w wyznaczanych obecnie modelach trudno uzyskiwane wartości pomiarów wskaźników jakości ścieków zostają wyeliminowane i zastąpione wartościami obliczeń. W praktyce pozwala to na symulację działania reaktora biologicznego również w przypadku braku ciągłych pomiarów wskaźników jakości ścieków, co do tej pory w pracach innych autorów było pomijane.

W rozdziale 7 omówiono także porównanie wyników symulacji wyznaczonych za pomocą różnych modeli klasyfikacyjnych, zaczynając od najprostszych modeli w postaci regresji logistycznej, modelu liniowego dyskryminacyjnego (LDA), a kończąc na bardziej skomplikowanych modelach uzyskanych metodami data mining. Otrzymane wyniki analiz wykazały, że możliwe jest modelowanie zjawiska sedymentacji osadu czynnego z zadowalającą dokładnością za pomocą jawnych zależności regresyjnych, co w odniesieniu do prac innych autorów (Han Qiao i in. 2012, 2013, 2016, Boztoprak in. 2016, Bagherii i in. 2016) stanowi znaczne uproszczenie symulacji rozpatrywanego zjawiska.

W rozdziale 8 zaproponowano algorytm obliczeniowy modelu do doboru sterowania oczyszczalnią ścieków, wykorzystując wprowadzone wcześniej współczynniki niezawodności w odniesieniu do sedymentacji osadu i poprawności przebiegu procesu usuwania związków biogenych w przypadku, gdy w ciągach pomiarów dotyczących wskaźników jakości ścieków występują nieciągłości. W rozdziale zaproponowano także nowy parametr uwzględniający interakcje między zmiennymi operacyjnymi reaktora o charakterze losowym (ilość i jakość ścieków oraz warunki atmosferyczne), na podstawie którego można ocenić, czy wystąpi puchnięcie osadu i będzie można ustalić odpowiednią strategię sterowania bioreaktorem. W porównaniu z pracami innych autorów zaproponowane podejście jest nowatorskie, bowiem daje możliwość kontroli i sterowania reaktorem biologicznym w przypadku ograniczonego dostępu do pomiarów jakości ścieków opisujących analizowane zjawisko. Nowy parametr, zdefiniowany dla przypadku oczyszczalni Sitkówka–Nowiny, przetestowano także na przykładzie oczyszczalni

Trepcza, badając jego przydatność do oceny podatności osadu czynnego na puchnięcie.

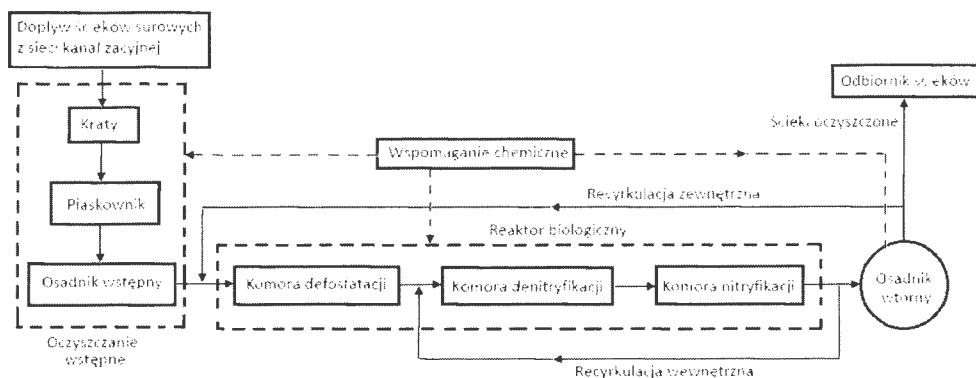
W rozdziale 8 opracowano także model probabilistyczny do oceny niezawodności działania osadnika wtórnego przy wykorzystaniu generatorów liczb losowych (Monte Carlo), w którym ujęto możliwość wystąpienia awarii. Należy podkreślić, że dotychczas potencjalne awarie nie były ujmowane w modelach probabilistycznych do symulacji pracy oczyszczalni.

W rozdziale 9 zaproponowano rozwiązanie kilku zadań optymalizacji pracy reaktora biologicznego na przykładzie oczyszczalni w Sitkówce–Nowiny. W tym przypadku dysponowano kompletem danych dotyczących ilości dopływających ścieków, ich jakości na dopływie i odpływie z oczyszczalni oraz parametrów operacyjnych bioreaktora.

2. Biologiczne oczyszczalnie ścieków

Kluczowym zadaniem oczyszczalni ścieków jest redukcja zanieczyszczeń (tab. 1.1) negatywnie oddziałujących na środowisko odbiornika, do którego są wprowadzane ścieki oczyszczone. Eksploatacja oczyszczalni ścieków stanowi złożone zadanie z uwagi na szereg zróżnicowanych procesów, jakie przebiegają w jej obiektach technologicznych. W celu uproszczenia i ograniczenia kosztów eksploatacji oczyszczalni jest wskazane na etapie projektowania określenie zmienności jakości ścieków surowych, co powinno mieć kluczowy wpływ na dobór odpowiedniej technologii oczyszczania. Obecnie istnieje bardzo wiele rozwiązań technologicznych reaktorów biologicznych i szereg możliwych rozwiązań ich konfiguracji z obiektami, w których zachodzi oczyszczanie mechaniczne. Schemat typowej komunalnej oczyszczalni ścieków jest przedstawiony na rys. 2.1.

Ścieki dopływające do oczyszczalni w pierwszej kolejności trafiają na kraty, na których zostają usuwane zanieczyszczenia stałe o dużych gabarytach. Następnie, ścieki dopływają do piaskownika, w którym w wyniku sedymentacji usuwane są cząstki mineralne o średnicy ponad 0,2 mm. W przypadku zbyt małej prędkości przepływu ścieków przez piaskownik może wystąpić sedymentacja cząstek organicznych, co nie jest korzystne ze względów technologicznych. Z kolei, gdy prędkość przepływu jest za duża, to, część piasku zawartego w ściekach jest przenoszona do pozostałych obiektów oczyszczalni. Ścieki odpływające z piaskowników są kierowane do osadników wstępnych, gdzie w wyniku sedymentacji są usuwane substancje stałe, organiczne i tłuszcze. Osad surowy gromadzony na dnie osadników jest z nich odprowadzany w sposób cykliczny do komór fermentacyjnych. Oczyszczanie ścieków na kratkach, w piaskowniku i w osadnikach wstępnych jest oczyszczaniem mechanicznym.



Rys. 2.1. Schemat typowej oczyszczalni ścieków na bazie technologii osadu czynnego.

W kolejnym etapie ścieki przepływają do reaktora biologicznego, w którym następuje usuwanie zanieczyszczeń poprzez bakterie autotroficzne i heterotroficzne, wytwarzające kłaczkę osadu czynnego w zróżnicowanych warunkach tlenowych: aerobowych, anoksycznych i anaerobowych.

Procesy biochemiczne, które zachodzą w reaktorze biologicznym, obejmują: hydrolizę, nityfikację, denitryfikację i defosfatację. Na przebieg tych procesów decydujący wpływ ma ilość tlenu doprowadzanego do ścieków, rodzaj bakterii obecnych w poszczególnych komorach reaktora, oraz ilość substancji organicznych i nieorganicznych zawartych w dopływających ściekach. W reaktorze biologicznym występują procesy związane z rozwojem i obumieraniem bakterii budujących kłaczkę osadu czynnego, na które wpływają wiek mikroorganizmów, warunki tlenowe i ładunek zanieczyszczeń w ściekach. Zjawisko obumierania bakterii (tzw. liza) prowadzi do zmniejszania masy osadu czynnego, a materia powstająca z obumarłych bakterii ulega procesowi hydrolizy. Zjawisko to polega na rozkładzie złożonych związków organicznych na związki proste, które są pokarmem dla bakterii heterotroficznych. Proces hydrolizy ma miejsce w warunkach tlenowych i zachodzi w obecności enzymów zwanych hydrolazami.

Nityfikacja jest dwustopniowym procesem zachodzącym w warunkach aerobowych w obecności bakterii autotroficznych. W pierwszym etapie utleniany jest azot amonowy ($N - NH_4$) do postaci azotynów ($N - NO_2$), a w następnej kolejności azotyny utleniane są do postaci azotanów ($N - NO_3$). Poszczególne fazy nityfikacji są wywoływane przez różne bakterie (Łomotowski i Szpindor 1999), mające zróżnicowaną wrażliwość na jakość ścieków.

Denitryfikacja jest procesem polegającym na przekształceniu związków azotanowych do postaci azotu gazowego w warunkach anoksycznych, przy udziale bakterii heterotroficznych. Na przebieg procesu denitryfikacji ma wpływ

temperatura i pH ścieków. Optymalna temperatura dla procesu denitryfikacji wynosi 20°C i jej wzrost prowadzi do spadku kinetyki procesu. Optymalna wartość pH dla procesu jest równa 7, natomiast gdy wartość pH spadnie poniżej 6 lub wzrośnie powyżej 8, proces denitryfikacji ulega zahamowaniu.

Defosfatacja jest procesem, który polega na usuwaniu ze ścieków związków fosforowych w warunkach anaerobowych przy udziale bakterii *Acinetobacter* i *Arthrobacter*. Proces ten zachodzi, podobnie jak nityfikacja, w dwóch fazach, ale różniących się warunkami tlenowymi. W pierwszej fazie (beztlenowej) bakterie uwalniają zakumulowane w nich fosforany, natomiast w drugiej fazie (tlenowej) ma miejsce intensywna akumulacja związków fosforowych, w postaci polifosforanów, w komórkach tych samych bakterii.

Jednym z głównych zakłóceń pracy komór z osadem czynnym jest puchnięcie osadu, co prowadzi do nadmiernego wzrostu jego objętości i problemów z sedymentacją kłaczków osadu (Sezgin i in. 1978, Comas i in. 2001, Cortés i in. 2003, Martins i in. 2004a,b). W celu uzyskania poprawnej sedymentacji kłaczków w reaktorze konieczne jest zapewnienie ich odpowiedniej struktury. „Szkieletem” kłaczków osadu czynnego są mikroorganizmy nitkowate, pełniące rolę „rusztowania” dla materii organicznej. Ich nadmierny rozrost jest przyczyną puchnięcia osadu (Fiałkowska i in. 2010, Bezak-Mazur i in. 2016). Podstawą oceny poprawności procesu sedymentacji osadu jest indeks objętościowy Mohlmana (I_0), oznaczający objętość zajmowaną przez 1 g zawiesiny po 30 minutach sedymentacji (tzw. opadalność osadu). W praktyce przyjmuje się, że wartość I_0 świadcząca o dobrej sedymentacji osadu wynosi poniżej 100 cm³/g, natomiast wartość I_0 powyżej 150 cm³/g wskazuje na puchnięcie osadu. Przebieg i geneza tego zjawiska są bardzo złożone i zależą od wielu czynników. Wykonane badania (Martins i in. 2004, Nielsen i in. 2009) wykazały, że jednym z istotnych czynników mających wpływ na proces sedymentacji osadu jest temperatura. Kolejny czynnik, to wskaźnik pH. Optymalna wartość pH w reaktorze wynosi 7÷7,5, natomiast spadek pH poniżej tych wartości powoduje tworzenie się grzybów, co prowadzi do rozwoju bakterii nitkowatych i w rezultacie do puchnięcia osadu. Istotny wpływ na występowanie lub brak puchnięcia osadu ma również jakość dopływających ścieków (BZT₅/ChZT_(Cr), N – NH₄/N_{og}, P_{og}, źródła węgla) z uwagi na to, że jest to źródło pożywienia dla mikroorganizmów w reaktorze. Niedobór azotu i fosforu powoduje produkcję cząstek kłaczków z niedoborem składników odżywczych i utratę ich zdolności do osiadania w zbiornikach oczyszczalni. Na puchnięcie osadu istotny wpływ ma także sposób eksploatacji oczyszczalni, to znaczy dobór nastaw w reaktorze biologicznym, co potwierdziły liczne obserwacje na obiektach i symulacje komputerowe (Henze i in. 2002, Comas i in. 2008, Flores–Alsina i in. 2009).

Ścieki oczyszczone w reaktorze biologicznym doprowadzane są do osadników wtórnych, w których zachodzi klarowanie ścieków w wyniku grawitacyjnej sedymentacji osadu i zagęszczanie osadu opadającego na dno obiektu. Z uwagi na to, że w osadniku wtórnym występują dwie strefy: klarowania (górną) i zagęszczania (dolną), więc zachodzą w nim dwa równoległe procesy. Odpływ oczyszczonych ścieków ma miejsce na powierzchni strefy klarowania, a osad który opadł na dno osadnika jest recyrkulowany do części biologicznej oczyszczalni lub usuwany z układu w postaci osadu nadmiernego. Osadnik wtórny jest istotnym obiektem oczyszczalni ścieków i jego nieodpowiednia eksploatacja (przeciążenie osadnika, krótki wiek osadu, za długi czas gromadzenia osadu) może prowadzić do wynoszenia osadu na powierzchnię ścieków. W efekcie może to być przyczyną wzrostu ilości zawiesiny, azotu i fosforu w ściekach oczyszczanych odpływających z oczyszczalni.

Dla zachowania ciągłości procesu usuwania zanieczyszczeń w ściekach konieczne jest zapewnienie stabilnych warunków działania poszczególnych obiektów oczyszczalni. W tym celu należy zapewnić odpowiedni stopień recyrkulacji wewnętrznej w obrębie komór osadu czynnego (z komory nityfikacji do denityfikacji), wpływającej na warunki anoksydacyjne w komorze denityfikacji decydujące o stopniu redukcji azotanów. Istotne znaczenie w układach oczyszczania ścieków odgrywa także recyrkulacja zewnętrzna z osadników wtórnych, ponieważ w przypadku jej braku bakterie przepływające ze ściekami byłyby usuwane z oczyszczalni w postaci osadu nadmiernego. Wartość stopnia recyrkulacji zewnętrznej (REC) ma wpływ zarówno na procesy w osadniku wtórnym, jak i w reaktorze biologicznym. Jego wartość ustala się na podstawie stężenia osadu czynnego w reaktorze (X_{OC}), stężenia osadu czynnego w osadzie recyrkulowanym i wartości objętościowego indeksu osadu (I_o), na podstawie zależności:

$$REC = \frac{X_{OC}}{X_R - X_{OC}} \quad (1)$$

gdzie: X_{OC} – stężenie osadu czynnego w komorach w zależności od zastosowanej technologii oczyszczania ścieków (Henze i in. 2002), X_R – stężenie osadu recyrkulowanego wyznaczone na podstawie wzoru:

$$X_R = \alpha_R \cdot \frac{\sqrt[3]{t_{zag}}}{I_o} \quad (2)$$

w którym: α_R – stała zależna od rodzaju zastosowanego zgarniacza w osadniku wtórnym, t_{zag} – czas zagęszczania osadu w osadniku.

Poza stopniami obu rodzajów recyrkulacji, decydujący wpływ na przebieg procesu oczyszczania ścieków ma stężenie tlenu w komorach nityfikacji. Na skutek oddychania substratowego część zanieczyszczeń organicznych zostaje utleniona, a powstała w jego wyniku energia jest zużywana do budowy komórek

mikroorganizmów. W celu zapewnienia odpowiedniego przebiegu procesów utleniania w bioreaktorach oczyszczalni ścieków, w komorach tlenowych utrzymywane jest stężenie tlenu nie mniejsze, niż 1,5 mg/l. Dalszy wzrost stężenia tlenu nie wpływa znacząco na przebieg procesu usuwania związków biogenych, a wręcz może prowadzić do pogorszenia struktury kłaczków i przetlenienia, co może z kolei skutkować pogorszeniem sedymentacji osadu.

Podczas eksploatacji oczyszczalni, mimo zapewnienia zalecanych zakresów zmienności stopni recyrkulacji, stężenia osadu czynnego i tlenu w komorach nityfikacji, mogą pojawić się problemy z biologicznym usuwaniem fosforu lub niedoborem związków organicznych w ściekach dopływających do reaktora. Wówczas zachodzi potrzeba wspomaganie procesu oczyszczania na drodze chemicznej. Polega ono albo na dawkowaniu odpowiednich koagulantów w postaci związków żelazowych, glinowych lub chloru, lub na wprowadzaniu do ścieków zewnętrznego źródła węgla i wtedy do reaktora jest podawany metanol, etanol lub inne związki chemiczne.

Dobór odpowiednich wartości stopni recyrkulacji i stężenia tlenu w komorze nityfikacji ma wpływ na wiek osadu czynnego (WO), opisany zależnością:

$$WO = \frac{X_{OC} \cdot V_K}{M_{nadm}} \quad (3)$$

gdzie: V_K – objętość komory nityfikacji (m^3), M_{nadm} – ilość osadu nadmiernego powstającego w czasie oczyszczania ścieków.

Wiek osadu określa czas przebywania mikroorganizmów w komorze osadu czynnego i ma kluczowy wpływ na efektywność usuwania związków organicznych (C), azotu (N) i fosforu (P). Z uwagi na czas rozwoju nityfikantów, minimalna wartość WO stosowana w praktyce nie jest mniejsza, niż 10 dób.

Kolejnym istotnym parametrem mającym wpływ na poprawność i ciągłość usuwania związków C, N i P w bioreaktorze jest obciążenie substratowe osadu (F/M), określane jako:

$$\frac{F}{M} = \frac{Q_{dop} \cdot BZT_{5,dop}}{V_K \cdot X_{OC}} \quad (4)$$

gdzie: Q_{dop} – natężenie ścieków na dopływie do reaktora (m^3/d), $BZT_{5,dop}$ – wartość biologicznego zapotrzebowania na tlen na dopływie do reaktora (kg/m^3), V_K – pojemność komór nityfikacji (m^3), X_{OC} – stężenie osadu czynnego w bioreaktorze (kg/m^3).

Układy do równoczesnego usuwania związków węgla, azotu i fosforu wymagają obciążenia substratowego niższego, niż 0,1 $gBZT_5/gX_{OC}d$.

2.1. Nowe rozwiązania usprawniające działanie oczyszczalni ścieków

Analiza ładunków zanieczyszczeń w komunalnych oczyszczalniach wskazuje, że czynnikiem mającym duży wpływ na efektywność procesu oczyszczania ścieków są odcieki z odwadniania przefermentowanych osadów. Z uwagi na to, że odcieki zawierają znaczne ilości związków azotu, to wprowadzenie ich do głównego ciągu technologicznego prowadzi do wzrostu zużycia tlenu, zwiększenia zapotrzebowania na węgiel organiczny w procesie denitryfikacji oraz problemów z usuwaniem związków azotu. W związku z tym podjęto szereg badań w licznych ośrodkach naukowych (Delft University of Technology, University of Nijmegen, University of Hannover, Ghent University) nad opracowaniem metod podczyszczania odcieków na tzw. bocznym ciągu technologicznym, przed ich wprowadzeniem do głównego ciągu oczyszczania ścieków (Helling i in. 1998, Van Hulle 2005, Schmidt i in. 2003). W efekcie tych badań opracowano efektywne technologie, wśród których na uwagę zasługuje proces SHARON (Helling i in. 1998). Proces jest modyfikacją konwencjonalnego układu nityfikacji i denitryfikacji i polega na przemianie jonów $N - NH_4$ do $N - NO_2$ w warunkach aerobowych przy pomocy bakterii utleniających azot amonowy. Następnie, w warunkach anoksycznych ma miejsce redukcja $N - NH_4$ do postaci azotu wolnego (N_2). Z uwagi na niski stosunek $ChZT/N_{og}$ w metodzie tej konieczne jest dawkowanie zewnętrznego źródła węgla. Proces usuwania azotu realizowany jest w pojedynczym reaktorze ze strefą napowietrzania i mechanicznego mieszania w temperaturze $35^{\circ}C$ i $pH \approx 7,0$. Z uwagi na wysoką temperaturę, wysokie stężenie osadu i krótki czas zatrzymania ścieków w reaktorze, możliwa jest realizacja procesu bez konieczności recykulacji. Proces SHARON pozwala na obniżenie kosztów napowietrzania o 25% i zużycia zewnętrznego źródła węgla o 40%, przy zachowaniu stopnia redukcji azotu organicznego na poziomie 90%.

Dalszy rozwój technologii oczyszczania ścieków ze zwiększoną ilością azotu doprowadził do opracowania procesu ANAMMOX (Mulder 2003, Flackner i in. 2014). Proces ten przebiega w warunkach beztlenowych i polega na utlenieniu azotu amonowego do postaci gazowej bez konieczności dawkowania zewnętrznego źródła węgla. W celu uzyskania wysokiej efektywności procesu ANAMMOX konieczna jest nitytacja ścieków (częściowa nityfikacja azotu amonowego do postaci azotynów). Oba procesy ANAMMOX i nitytacji mogą zachodzić równocześnie w jednym reaktorze, co uzyskuje się w wyniku ciągłego napowietrzania. Inną metodą pozwalającą na realizację procesów nitytacji i ANAMMOX jest wprowadzenie naprzemiennych okresów napowietrzania i mieszania. Sekwencja tych procesów jest możliwa w reaktorach pozwalających na zapewnienie długiego czasu zatrzymania biomasy i odpowiedniego wymieszania, co może być realizowane w obiektach typu SBR.

Ze względu na istotne korzyści energetyczne uzyskiwane w procesach ANAMMOX i SHARON, opracowuje się kolejne innowacyjne metody oczyszczania ścieków o zwiększonej zawartości $N-NH_4$ i niskim stosunku $ChZT/N_{og}$ (Wett i in. 2015). Technologie te pozwalają zachować wysoką efektywność usuwania związków azotu i jednocześnie obniżyć koszty eksploatacji obiektu. Wymagają one mniejszych zawartości związków C i N w dopływających ściekach, niż w klasycznej technologii oczyszczania z osadem czynnym, a końcowym produktem procesu jest azot gazowy. Jednocześnie występujące w nich niższe szybkości wzrostu mikroorganizmów realizujących proces oczyszczania ścieków prowadzą do zmniejszenia ilości powstających osadów nadmiernych. Mimo swoich zalet, obecnie na terenie kraju jest stosunkowo niewiele obiektów pracujących w układzie oczyszczania na bocznym ciągu technologicznym (Mąkinia i in. 2016).

9. Podsumowanie i wnioski końcowe

Oczyszczalnia ścieków stanowi złożony obiekt technologiczny, w którym zachodzi szereg procesów biochemicznych. Podstawą oceny działania oczyszczalni jest uzyskiwanie na wylocie założonej jakości ścieków. Z uwagi na losowy i zależny od pory roku charakter ilości i jakości ścieków na dopływie, zapewnienie wymaganej jakości ścieków na odpływie jest trudne. Wymaga to regulacji w trybie dynamicznym nastaw bioreaktora i wybranych obiektów technologicznych, co pozwala na spełnienie obowiązujących wymagań prawnych. W związku z powyższym podejmowane są próby wspomaganie procesu usuwania związków biogennych przy wykorzystaniu modeli matematycznych opracowanych na podstawie pomiarów gromadzonych na obiekcie. Do tego celu można stosować modele fizykalne lub parametryczne, tzw. modele czarnej skrzynki. Jednak z uwagi na znaczenie czasu przy wykonywaniu pojedynczej symulacji modelu oczyszczalni, obecnie w większości przypadków stosuje się modele parametryczne (szarej lub czarnej skrzynki).

W przypadku obiektów, na których gromadzone są pomiary w trybie ciągłym (on-line) (ilość i jakość ścieków na dopływie i odpływie z oczyszczalni, parametry operacyjne bioreaktora), takie modele pozwalają na uzyskanie zadowalającej jakości ścieków na wylocie i obniżenie kosztów eksploatacyjnych. W przypadku braku ciągłości w pomiarach jakości ścieków na dopływie do oczyszczalni, na przykład na skutek wadliwej pracy urządzeń pomiarowych lub gdy wartości wskaźników oznaczane są drogą analityczną, modele matematyczne zasilane danymi w trybie on-line mają ograniczone zastosowanie. Wynika to z braku wartości liczbowych zmiennych niezależnych uwzględnianych w modelach procesowych.

Poza problemami z dostępem do danych wejściowych w modelach matematycznych oczyszczalni pojawia się kolejna istotna kwestia dotycząca doboru metody do symulacji i interpretacji uzyskanych wyników. Należy rozważyć kwestię, czy tworzyć modele o prostszej strukturze wymagające mniejszych nakładów obliczeniowych i krótszego czasu obliczeń, czy może stosować modele bardziej złożone? Sformułowane zadanie jest trudne, bowiem stanowi kompromis między dokładnością prognoz i złożonością modelu i ma istotny wpływ na

podejmowanie decyzji przez technologa podczas eksploatacji oczyszczalni. Ponadto w przypadku modeli procesowych uzyskanych przy pomocy metod czarnej skrzynki (z uwagi na brak fizycznej interpretacji wyznaczonej struktury) mogą pojawić się problemy z jednoznacznością oceną ich przydatności. Warunkiem użyteczności tworzonych modeli do symulacji bioreaktorów jest poprawne odzwierciedlenie wpływu zmiennych niezależnych (ilość i jakość ścieków na dopływie do obiektu, parametry operacyjne reaktora) na zjawiska zachodzące w osadzie czynnym.

W pracy przedstawiono metodykę tworzenia modeli procesowych do symulacji ilości i jakości ścieków na wlocie i wylocie z oczyszczalni i osadu czynnego w bioreaktorze. Do tego celu zastosowano szereg metod data mining, zaczynając od najprostszych modeli liniowych, poprzez modele bazujące na teorii drzew regresyjnych i klasyfikacyjnych (drzewa wzmacniane, lasy losowe), a kończąc na złożonych metodach uczenia maszynowego, jak metoda wektorów nośnych, sztuczne sieci neuronowe typu perceptron wielowarstwowy (3 warstwy) oraz sieci neuronowe kaskadowe (tzw. deep learning) z co najmniej dwiema warstwami ukrytymi. W przypadku symulacji osadu czynnego obliczenia dotyczą jego sedymentacji z zastosowaniem modeli do prognozy wartości liczbowych i zmiennych lingwistycznych (osad puchnie lub nie). Wykorzystując opracowane modele statystyczne do symulacji procesów zachodzących w bioreaktorze przedstawiono metodykę optymalizacji działania oczyszczalni ścieków. Wykonane modele statystyczne wyznaczono na podstawie wieloletnich ciągów pomiarowych pochodzących z oczyszczalni ścieków Sitkówka–Nowiny, Trepcza i Rzeszów.

Ze względu na złożoną postać opracowanych modeli przedstawiono metodykę ich tworzenia pozwalającą na analizę niezawodności pracy oczyszczalni w ujęciu długo- i krótko-okresowym.

Na podstawie wykonanych w pracy obliczeń sformułowano następujące wnioski końcowe:

1. Do analizy wrażliwości struktury sieci neuronowej (funkcje aktywacji, liczby neuronów w warstwach ukrytych) i zmiennych niezależnych (wartości przepływów i opadów) w przypadku prognozy dopływu należy zastosować metodę regresji logistycznej. Opracowany model szarej skrzynki pozwala na ocenę wpływu uwzględnionych w nim zmiennych niezależnych na dokładność predykcji dopływu. W opracowanym modelu można analizować wpływ poszczególnych zmiennych i również grupy zmiennych w porównaniu z innymi rozwiązaniami, w których rozważa się jedynie wpływ pojedynczych zmiennych. Zaprezentowane w pracy podejście stanowi alternatywne rozwiązanie do obecnie stosowanych metod, gdzie zachodzi potrzeba wykonania obliczeń o dużym nakładzie czasowym lub wymaga się implementacji złożonych algorytmów numerycznych.

2. Wykazano na podstawie przeprowadzonych badań, że możliwe jest modelowanie jakości ścieków (BZT_5 , $ChZT$, Z_o , N_{og} , $N-NH_4$, P_{og}) na dopływie do oczyszczalni ścieków na podstawie pomiarów natężenia przepływu. Rezultaty te wskazują na to, że zróżnicowany stopień rozcieńczenia ścieków determinuje jakość ścieków, co wykazano na przykładzie dwóch obiektów (oczyszczalnie Sitkówka–Nowiny i Rzeszów). Spośród badanych w pracy metod najlepsze wyniki modelowania (najmniejsze wartości błędów prognozy wybranych wskaźników jakości ścieków) otrzymano stosując metodę kaskadowych sieci neuronowych (wielowarstwowych). Z kolei największe błędy prognozy otrzymano metodami lasów losowych bądź drzew wzmocnianych.

W przypadku niezadowalających zdolności predykcyjnych modeli do prognozy jakości ścieków wyznaczanych na podstawie wartości dopływów w oparciu o metody uczenia maszynowego, alternatywne rozwiązanie może stanowić opracowany klasyfikator wskaźników jakości i ładunków zanieczyszczeń. Zaproponowane narzędzie zbudowane przy użyciu metody wektorów nośnych pozwala na identyfikację stanu pracy oczyszczalni na dopływie do obiektu (przeciążenie hydrauliczne, niedobór biogenów) z dobowym wyprzedzeniem, na podstawie wartości natężenia przepływu zmierzonych w dobach poprzednich. Przedstawiony model pozwala na identyfikację typowych stanów na dopływie do oczyszczalni i umożliwia prognozowanie stanów incydentalnych niebezpiecznych dla bioreaktora. Wykonany w pracy model może stanowić użyteczne narzędzie dla technologa, który przy jego użyciu może podjąć odpowiednie decyzje eksploatacyjne dotyczące korekty parametrów operacyjnych bioreaktora (zmiana stopni recyrkulacji, stężenia tlenu rozpuszczonego w komorach osadu czynnego, dawkowania metanolu itp.).

3. Na podstawie wykonanych badań stwierdzono, że jest możliwe modelowanie sedymentacji osadu czynnego w osadniku wtórnym i jakości ścieków na wylocie z oczyszczalni ścieków w przypadku nieciągłości pomiarów jakości ścieków na dopływie do obiektu. Uzyskano to tworząc modele hybrydowe. Rozwiązanie to polega na zastąpieniu wartości zmiennych niezależnych (jakość ścieków) w modelach procesowych wynikami obliczeń. Najlepsze wyniki modelowania (najmniejsze błędy prognozy) sedymentacji osadu czynnego otrzymano za pomocą modeli hybrydowych bazujących na kombinacjach modeli kaskadowych sieci neuronowych jako modelu procesowego i modeli kaskadowych sieci neuronowych względnie wektorów nośnych lub perceptronu wielowarstwowego jako modeli wskaźników jakości ścieków. W przypadku modeli do prognozy jakości ścieków (azot amonowy, fosfor ogólny) najmniejsze wartości błędów uzyskano stosując metody wektorów nośnych i kaskadowych sieci neuronowych. Dla azotu ogólnego

zadowalające rezultaty obliczeń otrzymano modelami wykonanymi przy pomocy kaskadowych sieci neuronowych.

4. Do identyfikacji zdolności sedymentacyjnych osadu czynnego na istniejących obiektach można zastosować metodę regresji logistycznej (szara skrzynka), wykorzystując pomiary ilości i jakości ścieków na dopływie do oczyszczalni (BZT_5 , N_{og} , P_{og} , $N-NH_4$), pomiary temperatury w bioreaktorze i parametrów operacyjnych bioreaktora (stężenie osadu czynnego, stężenie tlenu rozpuszczonego, ilość dawkowanego PIX).

Należy podkreślić, że wyniki obliczeń otrzymane modelem logitowym nie odbiegają od rezultatów uzyskanych złożonymi modelami klasyfikacyjnymi opartymi na metodach sztucznych sieci neuronowych, wektorów nośnych, lasów losowych lub drzew wzmacnianych. Wykonane obliczenia (oczyszczalnie Sitkówka–Nowiny i Trepcza) wykazały, że wartości empirycznych współczynników w modelu regresji logistycznej zależą od dynamiki jakości ścieków na dopływie do oczyszczalni i rozwiązań technologicznych przyjętych na obiektach.

5. Kluczowe znaczenie na etapie tworzenia modeli procesowych (jakość ścieków na wylocie, sedymentacja osadu) przy pomocy metod czarnej skrzynki (sztuczne sieci neuronowe, metoda wektorów nośnych, lasy losowe, drzewa wzmacniane itp.) ma analiza wrażliwości modelu. Zaproponowana w pracy metoda analizy pozwala ocenić, na ile opracowany model poprawnie symuluje wpływ zmiennych niezależnych (w tym przede wszystkim zmiennych sterujących) na rozpatrywane zjawisko, co jest kluczowe z punktu widzenia wdrożenia opracowanych modeli statystycznych.
6. Opracowany model matematyczny oczyszczalni ścieków w oparciu o metody data mining (sieci neuronowe, regresja logistyczna) pozwala na badanie interakcji między procesami zachodzącymi w osadzie czynnym (sedymentacja) i jakością ścieków na wylocie (związki azotu i fosforu). Stanowi to cenne i oryginalne narzędzie, którego opracowania nie podjęto się do tej pory w kraju i zagranicą. Wykonane obliczenia wykazały, że na bazie opracowanego modelu możliwa jest optymalizacja pracy oczyszczalni ścieków (dobór odpowiednich nastaw, tj. korekta stężenia osadu czynnego, stężenia tlenu rozpuszczonego w komorach, ilości dawkowanego PIX) nawet w przypadku braku ciągłości danych pomiarowych dotyczących jakości ścieków na dopływie do obiektu.
7. Opracowany model probabilistyczny do analizy efektywności pracy bioreaktora (w odniesieniu do sedymentacji osadu czynnego) umożliwia ocenę niezawodności pracy oczyszczalni dla przyjętej strategii sterowania reaktorem w ujęciu długo-okresowym. Model ten pozwala na ocenę wpływu zmienności (prognozowanej za pomocą generatorów Monte Carlo bazujących

na wyznaczonych rozkładach teoretycznych na podstawie danych pomiarowych) ilości i jakości ścieków na dopływie i temperatury osadu czynnego (w ujęciu sezonowym wynikającym z pór roku) na dobór odpowiednich nastaw, co do tej pory w modelach o podobnym charakterze nie było uwzględniane. Jako nowe podejście w zaprezentowanym modelu należy uznać możliwość symulacji wpływu awarii analizatorów jakości ścieków na dopływie na dobór nastaw i niezawodność pracy oczyszczalni.

8. Wykazano, że długość szeregu pomiarowego, liczba danych i sposób ich gromadzenia (sposób ciągły - dane gromadzone w układzie on-line ze stałą rozdzielczością; sposób nieciągły, tj. okres między kolejnymi pomiarami (krok próbkowania) nie jest stały, są czynnikami determinującymi dobór metody do prognozowania jakości pracy oczyszczalni ścieków. Na podstawie opracowanych w pracy algorytmów można optymalizować długość okresu pomiarowego, przy uwzględnieniu którego ma być tworzony model matematyczny (o zadawalających zdolnościach predykcyjnych), przyjmując na początku eksperymentu określoną metodę data mining do symulacji zjawiska i sposób gromadzenia danych do jego opisu. W pracy wykazano, że stosując do prognozy działania oczyszczalni ścieków metody sieci neuronowych (MLP, CNN, SVM) wystarczą dane z rozdzielczością dobową obejmujące okres 6 miesięcy, tj. 180 wartości (dla zmiennej zależnej i zmiennych niezależnych) gromadzonych w układzie ciągłym lub nieciągłym, aby opracowany model charakteryzował się wysokimi zdolnościami predykcyjnymi. Przy czym modele opracowane na podstawie danych mierzonych w trybie on-line dla przyjętych długości szeregów czasowych charakteryzują się lepszymi zdolnościami predykcyjnymi, niż w przypadku danych mierzonych w trybie nieciągłym. Pośród badanych metod (MLR, GP, RF, BT, k-NN, MLP, CNN, SVM) stwierdzono, że metody MLP, CNN i SVM wykazują mniejszą wrażliwość na liczbę danych pomiarowych, niż modele opierające się na metodach lasów losowych, drzew wzmacnianych, k-najbliższych sąsiadów i programowania genetycznego. Tym samym przede wszystkim te metody powinny być dedykowane do modelowania oczyszczalni ścieków.
9. Możliwa jest ocena, symulacja i kontrola efektywności pracy oczyszczalni ścieków w trybie on-line na podstawie wartości współczynników niezawodności w odniesieniu do sedimentacji osadu czynnego (COR_{I_0} i jakości ścieków na wylocie ($COR_{F/M}$), wyrażonej w sposób uproszczony (obciążenie substratowe bioreaktora). Rozwiązanie to jest możliwe nawet w przypadku nieciągłości pomiarów wskaźników jakości ścieków na dopływie do oczyszczalni. Brakujące wartości wskaźników są modelowane na podstawie pomiarów natężenia dopływu do oczyszczalni przy zastosowaniu metod data mining. Podstawę doboru nastaw (stężenie osadu czynnego,

stężenie tlenu rozpuszczonego, ilość dawkowanego PIX) w bioreaktorze stanowi wartość współczynnika Φ będącego liniową kombinacją zmiennych dotyczących ilości i jakości ścieków (BZT_5/N_{og} , BZT_5/P_{og} , $N-NH_4$) oraz temperatury w komorach osadu czynnego. W pracy wykazano, że współczynnik Φ ma charakter sezonowy, zależy od pory roku i jest wrażliwy na przeciążenia hydrauliczne. Przyjęte rozwiązanie stanowi uproszczenie w odniesieniu do opracowywanych do tej pory modeli, gdy wartości nastaw ustalano drogą symulacji komputerowych metodami uczenia maszynowego.

Literatura

- Aarnio P., Minkkinen P. (1986): *Application of partial least – squares modelling in the optimization of a wastewater treatment plant*. *Analytica Chimica Acta*, 191, 457-460.
- Abba S.I., Elkiran G. (2017): *Effluent prediction of chemical oxygen demand from the wastewater treatment plant using artificial neural network application*. *Procedia Computer Science*, 120, 156–163.
- Abunama T., Othman F. (2017): *Time Series Analysis and Forecasting of Wastewater Inflow into Bandar Tun Razak Sewage Treatment Plant in Selangor, Malaysia*. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, 210, 1-10.
- Abyaneh H.Z. (2014): *Evaluation of multivariate linear regression and artificial neural networks in prediction of water quality parameters*. *Journal of Environmental Health Science and Engineering*, 12, 1–8.
- Ahnert M., Marx C., Krebs P., Kuehn V. (2016): *A black-box model for generation of site-specific WWTP influent quality data based on plant routine data*. *Water Science and Technology*, 74, 2978–2986.
- Al-batah M.S., Alkhasawneh M.S., Tay L.T., Ngah U.K., Lateh H.H., Isa N.A.M. (2015): *Landslide occurrence prediction using trainable cascade forward network and multilayer perceptron*. *Mathematical Problem in Engineering*, 2015, 1–9.
- Alex J., Benedetti L., Copp J., Gernaey K.V., Jeppsson U., Nopens I., Pons M.N., Rieger L., Rosen Ch., Steyer J.P., Vanrolleghem P.A., Winkler S. (2008): *Benchmark Simulation Model no. 1 (BSM1)*. Technical Report, Department of Industrial Electrical Engineering and Automation, Lund University, LUTEDX/(TEIE7229)/1-62/(2008).
- Alsina X.F., Roda I.R., Sin G., Gernaey K.V. (2008): *Multi-criteria evaluation of wastewater treatment plant control strategies under uncertainty*. *Water Research*, 42, 4485–4497.
- Alsina X. F., Comas J., Roda I.R., Gernaey K.V., Rosen C. (2009): *Including the effects of filamentous bulking sludge during the simulation of wastewater treatment plants using a risk assessment model*. *Water Research*, 43, 4527–4538.

- Alsina X.F., Corominas L., Neumann M.B., Vanrolleghem P.A. (2012): *Assessing the use of activated sludge process design guidelines in wastewater treatment plant projects: A methodology based on global sensitivity analysis*. Environmental Modelling & Software, 38, 50-58.
- Alsina X.F., Arnell M., Amerlinck Y., Corominas L., Gernaey K.V., Guo L., Lindblom E., Nopen I., Porro J., Shaw A., Snip L., Vanrolleghem P.A., Jeppsson U. (2014): *Balancing effluent quality, economic cost and greenhouse gas emissions during the evaluation of (plant-wide) control/operational strategies in WWTPs*. Science of the Total Environment, 46, 616–624.
- Alsina X.F., Saagi R., Lindblom E., Thirsing C., Thornberg D., Gernaey K.V., Jeppsson U. (2014): *Calibration and validation of a phenomenological influent pollutant disturbance scenario generator using full-scale data*. *Water Research*, 51, 172-185.
- Andraka D., Dzienis L. (2013): *Modelowanie ryzyka w eksploatacji oczyszczalni ścieków*. Rocznik Ochrony Środowiska, 15, 1111-1125.
- Asadi A., Verma A., Yang K. (2016): *Wastewater treatment aeration process optimization: A data mining approach*. Journal of Environmental Management, 203, 1-10.
- Avella A.C., Görner T., Yvon J., Chappe P., Guinot-Thomas P., Donato P. (2011): *A combined approach for a better understanding of wastewater treatment plants operation: Statistical analysis of monitoring database and sludge physico-chemical characterization*. Water Research, 45, 981–992.
- Ayesa E., Sota A. De la, Grau P., Sagarna J.M., Salterain A., Suescun J. (2006): *Supervisory control strategies for the new WWTP of Galindo-Bilbao: the long run from the conceptual design to the full-scale experimental validation*. Water Science and Technology, 53, 193–201.
- Ayesha S., Balasubramanian S., Latha K.C. (2013): *A Time Series Analysis of Wastewater Inflow of Sewage Treatment Plant in Mysore, India*. International Journal of Current Research, 5, 248-253.
- Bagheri M., Mirbagheri S.A., Bagheri Z., Kamarkhani A.M. (2015): *Modeling and optimization of activated sludge bulking for a real wastewater treatment plant using hybrid artificial neural networks-genetic algorithm approach*. Process Safety and Environmental Protection, 95, 12-25.
- Bagley S.C., White H., Golomb B.A. (2001): *Logistic regression in the medical literature: standards for use and reporting, with particular attention to one medical domain*. Journal of Clinical Epidemiology, 54, 979–985.
- Balku S., Berber R. (2006): *Dynamics of an activated sludge process with nitrification and denitrification: Start-up simulation and optimization using evolutionary algorithm*. Computers and Chemical Engineering, 30, 490–499.
- Bannister C.A., Currie C.J., Preece A., Spasic I. (2014), *Automatic development of clinical prediction models with genetic programming: A case study in cardiovascular disease*. Health, 17, 200–201.

- Barbu M., Vilanova R., Meneses M., Santin I. (2017): *Global Evaluation of Wastewater Treatment Plants Control Strategies Including CO₂ Emissions*. IFAC PapersOnLine, 50-1, 12956–12961.
- Barbusiński K., Kościelniak H. (1995): *Influence of substrate loading intensity on floc size in activated sludge process*. Water Research, 29, 1703–1710.
- Bartkiewicz L., Studziński J. (2010): *Mathematical modeling of the hydraulic load of communal wastewater networks*. In: Modeling and Simulation 2010, G.K. Janssens, K. Ramakers, A. Caris. (eds), EUROSIS-ETI, Hasselt Belgium 2010, 156–160.
- Bartkiewicz L., Szelał B., Studziński J. (2016): *Ocena wpływu zmiennych wejściowych oraz struktury modelu sztucznej sieci neuronowej na prognozowanie dopływu ścieków komunalnych do oczyszczalni*. Ochrona Środowiska, 38, 29–36.
- Bayo J., Angosto J.M., Serrano-Aniorte J. (2006): *Evaluation of physicochemical parameters influencing bulking episodes in a municipal wastewater treatment plant*. Water Pollution VIII: Modelling, Monitoring and Management, Bologna, September 4-6, 531–541.
- Bayo J., López-Castellanos J. (2016): *Principal factor and hierarchical cluster analyses for the performance assessment of an urban wastewater treatment plant in the Southeast of Spain*. Chemosphere, 155, 152-162.
- Bechmann H., Nielsen M.K., Madsen H., Kjølstad-Poulsen N. (1999): *Grey-box modelling of pollutant loads from a sewer system*. Urban Water, 1, 71-78.
- Belanche L., Valde's J.J., Comas J., Roda I.R., Poch M. (2000): *Prediction of the bulking phenomenon in wastewater treatment plants*. Artificial Intelligence in Engineering, 14, 307-317.
- Berthouex P.M., Box G.E. (1996): *Time series models for forecasting wastewater treatment plant performance*. Water Research, 30, 1865 – 1875.
- Bezak-Mazur E., Stoińska R., Szelał B. (2016): *Ocena wpływu parametrów operacyjnych i występowania bakterii nitkowatych na objętościowy indeks osadu czynnego – studium przypadku*. Rocznik Ochrona Środowiska, 18, 487–498.
- Béraud B., Steyer J.P., Lemoine C., Latrille E., Manic G., Printemps-Vacquier C. (2007): *Towards a global multi objective optimization of wastewater treatment plant based on modeling and genetic algorithms*. Water Science and Technology, 56, 109-16.
- Bixio D., Parmentier G., Rousseau D., Verdonck F., Meirlaen J., Vanrolleghem P.A., Thoeye C. (2002): *A quantitative risk analysis tool for design/simulation of wastewater treatment plants*. Water Science and Technology, 46, 1-7.
- Bloom H.A. (1996): *Indirect measurement of key water quality parameters in sewage treatment plants*. Journal of Chemometrics, 10, 697-706.
- Bojanowska I., Downar D., Siedlecka E., Ropel E. (2000): *Ocena skuteczności miejskiej oczyszczalni ścieków w Kartuzach*. Ochrona Środowiska, 3, 21–24.
- Box G.E.P., Jenkins G.M. (1983): *Analiza szeregów czasowych. Prognozowanie i sterowanie*. PWN, Warszawa 1983.

- Bozorg-Haddad O, Soleimani S., Loáiciga H.A. (2017): *Modeling water-quality parameters using genetic algorithm–least squares support vector regression and genetic programming*. Journal of Environmental Engineering, 143, 145-153.
- Boztoprak H., Özbay Y., Güçlü D., Küçükhemek M. (2015): *Prediction of sludge volume index bulking using image analysis and neural network at a full-scale activated sludge plant*. Desalination and Water Treatment, 57, 1–11.
- Brdjanovic D. (1998): *Modeling biological phosphorus removal in activated sludge systems*. Ph.D, Thesis, Delft University of Technology, Delft 1998.
- Brdyś M.A., Grochowski M., Gminski T., Konarczak K., Drewa M. (2008): *Hierarchical predictive control of integrated wastewater treatment systems*. Control Engineering Practice, 16, 751–767.
- Brdyś M.A., Konarczak K. (2002): *Model predictive medium control layer for integrated sewer-wastewater treatment plant systems*. IIFAC International Conference on Technology, Automation and Control of Wastewater and Drinking Water Systems-Ti4SWiK'02, Gdansk–Sobieszewo, June 19-21, Poland.
- Brdyś M.A. (2014): *Integrated monitoring, control and security of Critical Infrastructure Systems*. Annual Reviews in Control, 38, 47–70.
- Breiman L. (2000): *Random forests*. Journal Machine Learning, 45, 5–32.
- Burges C. (1998): *A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition*. In: U. Fayyad, Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer, 1–43.
- Butler D., Graham N.J.D. (1995): *Modeling Dry Weather Wastewater Flow in Sewer Networks*. Journal of Environmental Engineering, 121, 161–173.
- Canete J.F., Saz-Orozco P.D., Baratti R., Mulas M., Ruano A., Garcia-Cerezo A. (2016): *Soft-sensing estimation of plant effluent concentrations in a biological wastewater treatment plant using an optimal neural network*. Expert Systems With Applications, 63, 8–19.
- Capizzi G., Sciuto G.L., Monforte P., Napoli C. (2015): *Cascade feed forward neural network-based model for air pollutants evaluation of single monitoring stations in urban areas*. International Journal of Electronics and Telecommunications, 61, 327–332.
- Capodaglio A., Jones H., Novotny V., Feng X. (1991): *Sludge bulking analysis and forecasting: Application of system identification and artificial neural computing technologies*. Water Research, 25, 1217-1224.
- Carstensen J., Nielsen M.K., Strandbæk H. (1998): *Prediction of hydraulic load for urban storm control of a municipal WWT plant*. Water Science and Technology, 37, 363-370.
- Caruana R., Karampatziakis N., Yessenalina A. (2008): *An Empirical Evaluation of Supervised Learning in High Dimensions*. In: Proceedings of the 25. International Conference on Machine Learning, Helsinki, Finland, 2008.

- Chang T., Duzinkiewicz K., Brdys M.A. (2004): *Bounding approach to parameter estimation without priori knowledge on model structure error*. IFAC Large Scale Systems: Theory and Applications, Osaka, Japan, 2004, 221–226.
- Cheema J.J.S., Sankpal N.V., Tambe S.S., Kulkarni B.D. (2002): *Genetic programming assisted stochastic optimization strategies for optimization of glucose to gluconic acid fermentation*. Biotechnology Progress, 18, 1356–1365.
- Chen H.W., Ning S.K., Yu R.F., Hung M.S. (2006): *Optimizing the monitoring strategy of wastewater treatment plants by multiobjective neural networks approach*. Environmental Monitoring and Assessment, 125, 325–32.
- Chen H.W., Yu R.F., Ning S.K., Huang H.C. (2010): *Forecasting effluent quality of an industry wastewater treatment plant by evolutionary grey dynamic model*. Resources, Conservation and Recycling 54, 235–241.
- Chen Q., Qiao J., Zou Y.M. (2017): *A self-organizing recurrent neural network*, International Journal of Artificial Intelligence and Applications, 8, 11–23.
- Chuchro M. (2009): *Prediction of the sewage treatment plant inflow parameters*. Akademia Górniczo-Hutnicza, Wydział Geologii, Geofizyki i Ochrony Środowiska, Kraków 2009.
- Çinar Ö., Hasar H., Kinaci C. (2006): *Modeling of submerged membrane bioreactor treating cheese whey wastewater by artificial neural network*. Journal of Biotechnology, 123, 204–209.
- Clara N. (2008): *Neural networks complemented with genetic algorithms and fuzzy systems for predicting nitrogenous effluent variables in wastewater treatment plants*. WSEAS Transactions on Systems, 6, 695–705.
- Comas J., Dzeroski S., Gibert K., Roda I.R., Sánchez-Marré M. (2001), *Knowledge discovery by means of inductive methods in wastewater treatment plant data*. AI Communications, 14, 45–62.
- Comas J., Roda I.R., Gernaey K.V., Rosen C., Jeppsson U., Poch M. (2008): *Risk assessment modelling of microbiology-related solids separation problems in activated sludge systems*. Environmental Modelling & Software, 23, 1250–1261.
- Corominas L., Larsen H.F., Alsina X.F., Vanrolleghem P.A. (2013): *Including Life Cycle Assessment for decision-making in controlling wastewater nutrient removal systems*. Journal of Environmental Management, 128, 759–767.
- Corominas L., Foley J., Guest J.S., Hospido A., Larsen H.F., Morera S., Shaw A. (2013): *Life cycle assessment applied to wastewater treatment: State of the art*. Water Research, 47, 5480–5492.
- Cortés U., Martínez M., Comas J., Sánchez-Marré M., Poch M., Rodríguez-Roda I. (2003): *A conceptual model to facilitate knowledge sharing for bulking solving in wastewater treatment plants*. AI Communications, 16, 279–289.
- Côté M., Jean B.P.A.G., Lessard P., Thibault J. (1995): *Dynamic modelling of the activated sludge process: improving prediction using neural networks*. Water Research, 29, 995–1004.

- Cristea V.M., Pop C., Agachi P.S. (2009): *Artificial neural networks modelling of PID and model predictive controlled waste water treatment plant based on the Benchmark Simulation Model No.1*. 19th European Symposium on Computer Aided Process Engineering–ESCAPE19J, Jeżowski and J, Thullie (eds.), 1183–1188.
- Czekański A. (2017): *Efekty stosowania PIX-u 113 do wspomagania procesu technologicznego w rozbudowanej oczyszczalni ścieków w Trepczy*. Seminarium naukowo–techniczne Opalenica–Poznań, 20–22 wrzesień 2017, 175–211.
- Dąbek L., Szelaż B., Picheta – Oleś A. (2017): *Assessment of the possibility of using data mining methods to predict sorption isotherms of selected organic compounds on activated carbon*. E3S Web of Conferences 22, 00174 (2017).
- Dellana S.A., West D. (2009): *Predictive modeling for wastewater applications: Linear and nonlinear approaches*. Environmental Modelling & Software, 24, 96–106.
- Devisscher M., Ciacci G., Fe L., Benedetti L., Bixio D., Thoeye C., Gueldre G., Marsili-Libelli S., Vanrolleghem P.A. (2006): *Estimating costs and benefits of advanced control for wastewater treatment plants – the MAgIC methodology*. Water Science and Technology, 53, 215–223.
- Dogan E., Ates A., Yilmaz E.C., Eren B. (2008): *Application of Artificial Neural Networks to Estimate Wastewater Treatment Plant Inlet Biochemical Oxygen Demand*. Environmental Progress, 27, 439–446.
- Djeddou M., Achour B. (2015): *The use of a neural network technique for the prediction of sludge volume index in municipal wastewater treatment plant*. Larhyss Journal, 24, 351-370.
- Drewnowski J., Zmarzły M. (2017): *The use of mathematical models for diagnosis of activated sludge systems in WWTP*. E3S Web of Conferences 22, 00037 (2017).
- Ebrahimi M., Gerber E.L., Rockaway T.D. (2017): *Temporal performance assessment of wastewater treatment plants by using multivariate statistical analysis*. Journal of Environmental Management, 193, 234-246.
- Eisenberge D., Soller J., Sakaji R., Olivier A. (2001): *Methodology to evaluate water and wastewater treatment plant reliability*. Water Science and Technology, 43, 91-99.
- El-Din A.G., Smith D.W. (2002): *Modelling approach for high flow rate in wastewater treatment operation*. Journal of Environmental Engineering Science, 1, 275–291.
- Ellis G.W., Grasso D., Ge X. (1993): *ARMA Processes and Reliability-Based Design of Wastewater-Treatment Facilities*. Journal of Environmental Engineering, 119, 463-477.
- Fallah-Mehdipour E., Bozorg Haddad O., Mariño M.A. (2013): *Prediction and simulation of monthly groundwater level by Genetic Programming*. Journal of Hydro-environment Research, 7, 253–260.
- Fernandes J.A., Irigoien X., Boyra G., Lozano J.A., Inza I. (2008): *Optimizing the number of classes in automated zooplankton classification*. Journal of Plankton Research, 31, 19–29.

- Fernandez F.J., Seco A., Ferrer J., Rodrigo M.A. (2009): *Use of neurofuzzy networks to improve wastewater flow-rate forecasting*. Environmental Modelling & Software, 24, 686–693.
- Fiałkowska E., Fyda J., Pajdak-Stós A., Wiąckowski K. (2010): *Osad czynny. Biologia i analiza mikroskopowa*. Wyd. Seidel-Przywecki, Warszawa 2010.
- Friedman J.H. (2001): *Greedę function approximation: A gradient boosting machine*. The Annals of Statistics, 29, 1189–1232.
- Friedman J.H. (2002): *Stochastic gradient boosting*. Computational Statistics and Data Analysis, 38, 367–378.
- Garcia H.L., Gonzáles I.M. (2004), *Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 17, 215–225.
- Gernaey K.V., Mussati M., Yuan Z., Nielsen M.K., Jørgensen S.B. (2002): *Control strategy evaluation for combined N and P removal using a benchmark wastewater treatment plant*. 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain, 1–6.
- Gernaey K.V., Alsina X.F., Rosen Ch., Benedetti L., Jeppsson U. (2011): *Dynamic influent pollutant disturbance scenario generation using a phenomenological modelling approach*. Environmental Modelling & Software, 26, 1255–1267.
- Grochowski M., Brdýs M.A., Gminski T. (2004): *Intelligent control structure for control integrated wastewater systems*. IFAC Large Scale Systems: Theory and Applications, Osaka, Japan, 2004, 245 – 250.
- Gyeongdong B., Seong-Pyo C., Sudaе K., Yejin K., Hyosoo K., Changwon K., Sungshin K. (2012): *Modular Neural Networks Prediction Model Based A2/O Process Control System*. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 13, 905–913.
- Güçlü D., Dursun Ş. (2010): *Artificial neural network modelling of a large-scale wastewater treatment plant operation*. Bioprocess and Biosystems Engineering, 33, 1051–1058.
- Haimi H., Mulas M., Corona F., Marsili-Libelli S., Lindell P., Heinonen M., Vahala R. (2016): *Adaptive data-derived anomaly detection in the activated sludge process of a large-scale wastewater treatment plant*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 52, 65–80.
- Han H.G., Qiao J.F. (2012): *Prediction of activated sludge bulking based on a self-organizing RBF neural network*. Journal of Process Control, 22, 1103–1112.
- Han H.G., Qiao J.F. (2013): *Hierarchical Neural Network Modeling Approach to Predict Sludge Volume Index of Wastewater Treatment Process*. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 21, 2423–2431.
- Han H., Li Y., Qiao J. (2014): *A fuzzy neural network approach for online fault detection in wastewater treatment process*. Computers & Electrical Engineering, 40, 2216–2226.

- Han H.G., Li Y., Guo Y.N., Qiao J.F. (2016): *A soft computing method to predict sludge volume index based on a recurrent self-organizing neural network*. Applied Soft Computing, 38(C), 477-486.
- Han H., Chen Z.Y., Qiao J., Zhang H. (2016): *Soft-sensor method for effluent ammonia nitrogen based on interval type-2 fuzzy neural networks*. 36th Chinese Control Conference (CCC), 26–28 lipiec 2017, 120–126.
- Häck M., Köhne M. (1996): *Estimation of wastewater process parameters using neural networks*. Water Science and Technology, 33, 101-115.
- Hecht-Nielsen R. (1987): *Kolmogorov's mapping neural network existence theorem*. In Proceedings of the 1st IEEE International Joint Conference of Neural Networks, 3, 11–14, New York, NY, USA, 1987.
- Heddad S., Lamda H., Filali S. (2016): *Predicting effluent Biochemical Oxygen Demand in a wastewater treatment plant using Generalized Regression Neural Network based approach: a comparative study*. Environmental Processes, 3, 153–165.
- Helling C., Schellen A.A.J.C., Mulder J.W., Loosdrecht M.C.M., Heijnen J.J. (1998): *The sharon process: An innovative method for nitrogen removal from ammonium-rich waste water*. Water Science and Technology, 37, 135-142.
- Henze M., Gujer W., Mino T., Matsuo T., Wentzel M.C., Marais G.V.R., Loosdrecht M.C.M. (1999): *Activated Sludge Model No 2d*. Water Science and Technology, 39, 165–182.
- Henze M., Harremoes P., Jansen J., Arvin E. (2002): *Wastewater Treatment, Biological and Chemical Processes*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Hoef J.M., Temesgen H., Gómez S. (2013): *A Comparison of the Spatial Linear Model to Nearest Neighbor (k-NN) Methods for Forestry Applications*. PLoS ONE, 8, 1–13.
- Hong Y.S., Bhamidimarri R. (2003): *Evolutionary self-organising modelling of a municipal wastewater treatment plant*. Water Research, 37, 1199–1212.
- Hong Y.S.T., Paik B.C. (2007): *Evolutionary Multivariate Dynamic Process Model Induction for a Biological Nutrient Removal Process*. Journal of Environmental Engineering, 133, 1–10.
- Hongbin L., Mingzhi H., ChangKyoo Y. (2014): *A fuzzy neural network-based soft sensor for modeling nutrient removal mechanism in a full-scale wastewater treatment system*. Desalination and Water Treatment, 51, 6184–6193.
- Huo J.S., Seaver W.L., Robinson R.B., Cox Ch.D. (2005): *Application of Time Series Models to Analyze and Forecast the Influent Components of Wastewater Treatment Plants (WWTPs)*. World Water and Environmental Resources Congress 2005, 1–5.
- Iacopozzi I., Innocenti V., Marsili-Libelli S., Giusti E. (2007): *A modified Activated Sludge Model No. 3 (ASM3) with two-step nitrification – denitrification*. Environmental Modelling & Software, 22, 847-861.
- Ingildsen P., Rosen C., Gernaey K.V., Nielsen M.K., Guildal T., Jacobsen B.N. (2006): *Modelling and control strategy testing of biological and chemical phosphorus removal at Avedøre WWTP*. Water Science and Technology, 53, 105–113.

- Jami M.S., Mujeli M., Kabbashi N.A. (2011): *Simulation of ammoniacal nitrogen effluent using feedforward multilayer neural networks*. African Journal of Biotechnology, 10, 18755-18762.
- Janus T. (2014): *Integrated mathematical model of a MBR reactor including biopolymer kinetics and membrane fouling*. Procedia Engineering, 70, 882-891.
- Jenkins D., Richard M.G., Digger G.T. (2003): *Manual on the Caused and Control of Activated Sludge Bulking, Foaming and other Solids Separation Problems*. Lewis Publishers, New York, NY, USA.
- Jurasz J., Piasecki A. (2015): *Application of artificial neural networks in discharged wastewater volume forecasting case study Toruń*. Logistyka, 4, 9061–9066.
- Kaczor G. (2008): *Influence of air temperature on sewage temperature in sewerage system and in biological reactor*. Infrastructure and Ecology of Rural Areas, 3, 129–137.
- Khademikia S., Haghizadeh A., Godini H., Khorramabadi G.S. (2016): *Artificial Neural Network-Cuckoo Optimization Algorithm (ANN-COA) for Optimal Control of Khorramabad Wastewater Treatment Plant*. Iranian Civil Engineering Journal, 2, 555-567.
- Kiczko A., Szeląg B., Koziół A.P., Krukowski M., Kubrak E., Kubrak J., Romanowicz R.J. (2018): *Optimal Capacity of a Stormwater Reservoir for Flood Peak Reduction*. Journal of Hydrologic Engineering, 23, 1–9.
- Kim D., Bowen J.D., Ozelkan E.C. (2015): *Optimization of wastewater treatment plant operation for greenhouse gas mitigation*. Journal of Environmental Management, 163, 39-48.
- Kocev D., Dzeroski S., White M.D., Newell G.R., Griffioen P. (2009): *Using single- and multi-target regression trees and ensembles to model a compound index of vegetation condition*. Ecological Modelling, 220,1159–1168.
- Koza J.R. (1992): *Genetic programming: on the programming of computers by natural selection*. MIT Press, Cambridge, MA, 1992.
- Kudłak B., Wiczerzak M., Yotova G., Tsakovski S., Simeonov V., Namieśnik J. (2016): *Environmental risk assessment of Polish wastewater treatment plant activity*. Chemosphere, 160, 181-188.
- Kundu P., Debsarkar A., Mukherjee S., Kumar ., (2014): *Artificial neural network modelling in biological removal of organic carbon and nitrogen for the treatment of slaughterhouse wastewater in a batch reactor*. Environmental Technology, 35, 1296-1306.
- Kusiak A., Zhang Z. (2010): *Short-horizon prediction of wind power: A Data-Driven Approach*. IEEE Transactions on Energy Conversion, 25, 1112–1122.
- Kusiak A., Verma A., Wei X. (2013): *A data-mining approach to predict influent quality*. Environmental Monitoring and Assessment, 185, 2197–2210.

- Kusiak A., Zeng Y., Zhang Z. (2013): *Modeling and analysis of pumps in a wastewater treatment plant: A data-mining approach*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 26, 1643–161.
- Kusiak A., Wei X. (2013): *Optimization of the Activated Sludge Process*. Journal of Energy Engineering, 139, 12–17.
- Kusiak A., Wei X. (2014): *Prediction of methane production in wastewater treatment facility: a data-mining approach*. Annals of Operations Research, 216, 71–81.
- Kuswanto H., Salamah M., Fachruddin M.I. (2017): *Random Forest Classification and Support Vector Machine for Detecting Epilepsy using Electroencephalograph Records*. American Journal of Applied Science, 14, 533–539.
- Lackner S., Gilbert E.M., Vlaeminck S.E., Joss A., Horn H., Loosdrecht M.C.M. (2014): *Full-scale partial nitrification/anammox experiences - An application survey*. Water Research, 55, 292–303.
- Langergraber G., Alex J., Weissenbacher N., Woener D., Ahnert M., Frehman T., Halft N., Hobus I., Plattes M., Spering V., Winkler S. (2008): *Generation of diurnal variation for influent data for dynamic simulation*. Water Science and Technology, 50, 131-138.
- Lawrence A.W., McCarty P.L., Fachruddin M.I. (1970): *Unified basis for biological treatment design and operation*. Journal of the Sanitary Engineering Division 96, 757–778.
- Lee D.S., Jeon C.O., Park J.M., Chang K.S. (2002): *Hybrid neural network modelling of a full - scale Industrial Wastewater Treatment Process*. Biotechnology and Bioengineering, 78, 670–682.
- Lee D.S., Vanrolleghem P.A., Park J.M. (2005): *Parallel hybrid modeling methods for a full-scale cokes wastewater treatment plant*. Journal of Biotechnology, 115, 317–328.
- Lee D.S., Lee M.W., Woo S.H., Kim Y.J., Park J.M. (2006): *Nonlinear dynamic partial least squares modeling of a full-scale biological wastewater treatment plant*. Process Biochemistry, 41, 2050–2057.
- Lee Y., Cho J., Seo Y., Lee J.W., Ahn K. (2002), *Modeling of submerged membrane bioreactor process for wastewater treatment*. Desalination, 146, 451–457.
- Lee H.W., Lee M.W., Park J.M. (2009): *Multi-scale extension of PLS algorithm for advanced on-line process monitoring*. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 98, 201-212.
- Lee S., Kim J.C., Jung H.S., Lee M.J., Lee S. (2017): *Spatial prediction of flood susceptibility using random-forest and boosted-tree models in Seoul metropolitan city, Korea*. Journal Geomatics, Natural Hazards and Risk, 8, 1185–1203.
- Li X.Z., Kong J.M. (2014): *Application of GA-SVM method with parameter optimization for landslide development prediction*. Natural Hazards and Earth System Sciences, 14, 525–533.

- Liu Y., Guo J., Wang Q., Huang D. (2016): *Prediction of Filamentous Sludge Bulking using a State-based Gaussian Processes Regression Model*. Scientific Reports, 6, 31303, 1-11.
- Lubos J., Kaletova T., Sedmakova M., Balazova P., Cervenanska A. (2017): *Comparison of service characteristics of two town's WWTP*. Journal of Ecological Engineering, 18, 61-67.
- Luccarini L., Porrá E., Spagni A., Ratini P., Grilli S., Longhi S., Bortone G. (2002): *Soft sensors for control of nitrogen and phosphorus removal from wastewaters by neural networks*. Water Science and Technology, 45, 101-107.
- Luo F., Yu R., Xu Y., Li Y. (2009): *Effluent quality prediction of wastewater treatment plant based on fuzzy-rough sets and artificial neural networks*. 6th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 47-51.
- Lou I., Zhao Y. (2012): *Sludge Bulking Prediction Using Principle Component Regression and Artificial Neural Network*. Mathematical Problem in Engineering, 2012, 1-17.
- Łapczyński M. (2010): *Drzewa klasyfikacyjne i regresyjne w badaniach marketingowych*. Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie, Kraków 2010.
- Łomotowski J., Szpindor A. (1999): *Nowoczesne systemy oczyszczania ścieków*. Wydawnictwo Arkady, Warszawa 1999.
- Ma S., Zeng S., Dong X., Chen J., Olsson G. (2013): *Short-term prediction of influent flow rate and ammonia concentration in municipal wastewater treatment plants*. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 8, 128-136.
- Maachou R., Lefkir A., Merabtene T., Hamriche A., Bermad A. (2017): *Contribution to optimize decision parameters in activated-sludge process using ANFIS model*. MATEC Web of Conferences 120, 05001, ASCMCES-17, 1-8.
- Manu D.S., Thalla A.K. (2017): *Artificial intelligence models for predicting the performance of biological wastewater treatment plant in the removal of Kjeldahl Nitrogen from wastewater*. Applied Water Science, 7, 3783-3791.
- Martin C., Vanrolleghem P.A. (2014): *Analysing, completing, and generating influent data for WWTP modelling: A critical review*. Environmental Modelling & Software, 60, 188-201.
- Martins A.M.P., Heijnen J.J., Loosdrecht M.C.M. (2004): *Bulking sludge in biological nutrient removal systems*, Biotechnology and Bioengineering, 86, 25-135.
- Martins A.M.P., Pagilla K.R., Heijnen J.J., Loosdrecht M.C.M. (2004): *Bulking filamentous sludge - a critical review*. Water Research, 38, 793-817.
- Martins A.M.P., Picioreanu C., Heijnen J.J., Loosdrecht M.C.M. (2004): *Three-Dimensional Dual-Morphotype Species Modeling of Activated Sludge Flocs*. Environmental Science & Technology, 38, 5632-5641.
- Mąkinia J. (2010): *Mathematical Modelling and Computer Simulation of Activated Sludge Systems*. IWA Publishing, London.

- Messaoud D., Bachir A., Maurice M. (2013): *Determination and analysis of daily reliability level of municipal wastewater treatment plant*. Courier du Savoir, 17, 39-46.
- Minsoo K., Yejin K., Hyosoo K., Wenhua P., Changwon K. (2016): *Operator decision support system for integrated wastewater management including wastewater treatment plants and receiving water bodies*. Environmental Science and Pollution Research, 23, 10785–10798.
- Minsoo K., Yejin K., Hyosoo K., Wenhua P., Changwon K. (2016): *Evaluation of the k-nearest neighbor method for forecasting the influent characteristics of wastewater treatment plant*. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 10, 299–310.
- Mirbagheri S.A., Bagheri M., Ehteshami M., Bagheri Z., Poursaghar M. (2015): *Modeling of mixed liquor volatile suspended solids and performance evaluation for sequencing batch reactor*. Journal of Urban and Environmental Engineering, 9, 54-65.
- Mirbagheri S.A., Bagheri M., Boudaghpour S., Ehteshami M., Bagheri Z. (2015): *Performance evaluation and modeling of a submerged membrane bioreactor treating combined municipal and industrial wastewater using radial basis function artificial neural networks*. Journal of Environmental Health Science & Engineering, 13, 13–17.
- Mulas M., Tronci S., Corona F., Haimi H., Lindell P., Heinonen M., Vahala R., Baratti R. (2015): *Predictive control of an activated sludge process: An application to the Viikinmäki wastewater treatment plant*. Journal of Process Control, 35(C), 89–100.
- Mulas M., Corona F., Sirviö J., Hyvönen S., Vahala R. (2016): *Full-scale implementation of an advanced control system on a biological wastewater treatment plant*. IFAC-PapersOnLine, 49-7, 1163–1168.
- Mulder A. (2003): *The quest for sustainable nitrogen removal technologies*. Water Science and Technology, 48, 67-75.
- Nawar S., Mouazen A.M. (2017): *Comparison between Random Forests, Artificial Neural Networks and Gradient Boosted Machines Methods of On-Line Vis-NIR Spectroscopy Measurements of Soil Total Nitrogen and Total Carbon*. Sensors, 17, 2–22.
- Nguyen D.H., Latifi M.A., Lesage F., Mulholland M. (2013): *Dynamic simulation and optimization of wastewater treatment plants*. 2013 International Conference on Process Control (PC) June 18–21, 2013, Štrbské Pleso, Slovakia, 407–414.
- Nielsen P.H., Kragelund C., Seviour R.J., Nielsen J.L., *Identity and ecophysiology of filamentous bacteria in activated sludge*. FEMS Microbiology Reviews, 33, 969–998.
- Niku S., Schroeder E.D., Tchobanoglous G., Samaniego F.J. (1981): *Performance of activated sludge process: reliability, stability and variability*. Environmental Protection Agency, EPA Grant No, R805097-01, 124p.

- Nitze U., Schulthess U., Asche H. (2012): *Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised cro type classification*. Proceedings of the 4th GEOBIA, May 7-9, 2012, Rio de Janeiro, Brazil, 35–40.
- Noi P.T., Kappas M. (2017): *Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification Using Sentinel-2 Imagery*. Sensors (Basel) 2018, 18, 2–20.
- Ogutlu J.O., Piepho H.P., Streeck T.S. (2011): *A comparison of random forests, boosting and support vector machines for genomic selection*. BMC Proceedings 2011, 5(Suppl 3):S11.
- Olivera S.C., Sperling M. (2008): *Reliability analysis of wastewater treatment plants*. Water Research, 42, 1182-1194.
- Ossowski S. (2013): *Neural Networks for information processing*. Publishing House of the Warsaw University of Technology, Warszawa 2013.
- Ozkan O., Ozdemir O., Azin S.T. (2009): *Prediction of Biochemical Oxygen Demand in a wastewater treatment plant by Artificial Neural Networks*. Asian Journal of Chemistry, 21, 4821-4830.
- Pai T.Y., Tsai Y.P., Lo H.M., Tsai C.H., Lin C.Y. (2005): *Grey and neural network prediction of suspended solids and chemical oxygen demand in hospital wastewater treatment plant effluent*. Computers and Chemical Engineering, 31, 1272–1281.
- Pai T.Y., Yang P.Y., Wang S.C., Lo M.H., Chiang C.F., Kuo J.L., Chu H.H., Su H.C., Yu L.F., Hu H.C., Chang Y.H. (2011), *Predicting effluent from the wastewater treatment plant of industrial park based on fuzzy network and influent quality*. Applied Mathematical Modelling, 35, 3674–3684.
- Pawlowski, C.W., Rhea, L., Shuster, W.D., Barden, G. (2014). *Some factors affecting inflow and infiltration from residential sources in a core urban area: Case study in Columbus, Ohio, neighborhood*. Journal of Hydraulic Engineering, 140, 105-114.
- Pijáková I., Derco J. (2013): *The assessment of potential operation of wastewater treatment plant by dynamic simulations*. Acta Chimica Slovaca, 6, 20—24.
- Ping Y.U. (2015): *Multi-model modeling and its application of urban sewage treatment based on clustering analysis*. 2015 Global Conference on Polymer and Composite Materials (PCM 2015), IOP Conf, Series: Materials Science and Engineering 87, 012-029.
- Poutiainen H., Niska H., Heinonen H.T., Kolehmainen M. (2010): *Use of sewer on-line total solids data in wastewater treatment plant modelling*. Water Science and Technology, 62, 743-750.
- Qiao J., Chen Q., Han H. (2011): *The Chemical Oxygen Demand Modelling Based on a Dynamic Structure Neural Network*. In: F, Sebastián, G, Einschlag (Editors), Waste Water- Evaluation and Management, 93–114.
- Qiao J., Yang W. (2011): *Recurrent High Order Neural Network Modeling for Wastewater Treatment Process*. Journal of Computers, 8, 1570–1577.

- Qiao J., Hu Z., Li W. (2016): *Soft Measurement Modeling Based on Chaos Theory for Biochemical Oxygen Demand (BOD)*. Water, 8, 581, 2–21.
- Rak J. (2004): *Istota ryzyka w funkcjonowaniu systemu zaopatrzenia w wodę*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Rzeszowskiej, Rzeszów 2004.
- Rak J., Tchórzewska-Cieślak B. (2009): *O bezpieczeństwie zaopatrzenia w wodę*. Monografie Komitetu Inżynierii Środowiska PAN, vol. 59, tom 2, s.171-178.
- Rak J., Tchórzewska-Cieślak B. (2006): *Five – parametric matrix to estimate risk connected with water supply system operating*. Environment Protection Engineering, 2, 37-47.
- Rak J. (2008). *Methods of reliability index determination concerning municipal water quality*. Journal of KONBiN, 5(2), 157 – 173.
- Rak J., Tchórzewska-Cieślak B. (2013). *Ryzyko w eksploatacji systemów zbiorowego zaopatrzenia w wodę*. Wydawnictwo Scidel Przywecki, Warszawa 2013.
- Raduly B., Gemaey K.V., Capodaglio A.G., Mikkelsen P.S., Henze M. (2007): *Artificial neural networks for rapid WWTP performance evaluation: Methodology and case study*. Environmental Modelling & Software, 22, 1208-1216.
- Rene E.R., Saidutta M.B. (2008): *Prediction of Water Quality Indices by Regression Analysis and Artificial Neural Networks*. International Journal of Environmental Research, 2, 183-188.
- Rezania M., Javadi A. (2007): *A new genetic programming model for predicting settlement of shallow foundations*. Canadian Geotechnical Journal, 44, 1462-1473.
- Ribeiro D., Sanfins A., Belo O. (2013): *Wastewater treatment plant performance prediction with support vector machines*. In: *Industrial Conference on Data Mining*. In: P. Perner (Editor), *Proceedings of the 13th international conference on Advance in Data mining: applications and theoretical aspects*, New York 2013, 99–111.
- Roche N., Vaxelaire J., Prost C. (1995): *A simple empirical model for hindered settling in activated sludge clarifier*. Water Environment Research, 67, 775-780.
- Rodríguez J.P., McIntyre N., Díaz-Granados M., Achleitner S., Hochedlinger M., Maksimović C. (2013): *Generating time-series of dry weather loads to sewers*, Environmental Modelling & Software, 43, 133-143.
- Rogers L.L., Dowla F.U. (1994): *Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling*. Water Resources Research, 30, 457–481.
- Romanowicz R.J., Kiczko A., Napiórkowski J.J. (2010): *Stochastic transfer function model applied to combined reservoir management and flow routing*. Hydrological Sciences Journal, 55, 27–40.
- Romanowicz R.J., Osuch M. (2015): *Stochastic Flood Forecasting System: The Middle River Vistula Case Study*. Springer Verlag, New York, 2015.
- Rosen Ch., Yuan Z. (2001): *Supervisory control of wastewater treatment plants by combining principal component analysis and fuzzy c-means clustering*. Water Science and Technology, 43, 147-156.

- Rosenblatt F. (1958): *The perceptron: A probabilistic model for information storage and optimization in the brain*. Psychological Review, 65, 386 - 408.
- Rousseau D., Verdancq F., Moerman D., Carrette R., Thoeye C., Meirlaen J., Venrolleghem P.A. (2001): *Development of a risk assessment based technique for design/retrofitting WWTP*. Water Science & Technology, 43, 287–294.
- Rössle W.H., Pretorius W.A. (2008): *Batch and automated SVI measurements based on short-term temperature variations*. Water SA, 34, 237–243.
- Rustum R., Adeloje A., Simala A. (2007): *Kohonen self-organising map (KSOM) extracted features for enhancing MLP-ANN prediction models of BOD₅*. Water Quality and Sediment Behaviour of the Future: Predictions for the 21st Century (Proceedings of Symposium HS2005 at IUGG2007, Perugia, July 2007), IAHS Publ, 314.
- Rustum R. (2009): *Modelling Activated Sludge Wastewater Treatment Plants Using Artificial Intelligence Techniques (Fuzzy Logic and Neural Networks)*. PhD Thesis, Heriot, 2009.
- Salpasaranis K., Stylianakis V. (2017): *Forecasting the OECD fixed broadband penetration with genetic programming method, diffusion models and macro-economic indicators*. Image Processing & Communications, 21, 47-56.
- Sant´ın I. (2015): *Effluent predictions in wastewater treatment plants for the control strategies selection*. Actas de las XXXVI Jornadas de Automática, 2 - 4 de septiembre de 2015, Bilbao, 1009–1016.
- Sarkar M., Leong T.Y. (2000): *Application of K-nearest neighbors algorithm on breast cancer diagnosis problem*. AMIA Annual Symposium Proceedings of Archive, 759–763.
- Sathyamoorthy S., Chandran K., Ramsburg C.A. (2013): *Biodegradation and cometabolic modeling of selected beta blockers during ammonia oxidation*. Environmental Science & Technology, 47, 12835–12843.
- Sánchez M., Cortés U., Béjar J., Gracia J.De., Lafuente J., Poch M. (1997): *Concept Formation in WWTP by Means of Classification Techniques: A Compared Study*. Applied Intelligence, 7, 147–165.
- Schmidt L., Sliemers O., Schmid M., Bock E., Gijs Kuenen J., Jetten M.S.M., Strous M. (2003): *New concepts of microbiological treatment processes for nitrogen removal in wastewater*. Microbiology Review, 772, 1 – 12.
- Seggelke K., Rosenwinkel K.H., Vanrolleghem P.A., Krebs P. (2005): *Integrated operation of sewer system and WWTP by simulation-based control of the WWTP inflow*. Water Science and Technology, 5, 195–203.
- Setti S.G., Rao R.N. (2014): *Artificial neural network approach for prediction of stress-strain curve of near b titanium alloy*. Rare Metals, 33, 249–257.
- Sezgin M., Jenkins D., Parker D.S. (1978): *A unified theory of filamentous activated sludge bulking*. Journal (Water Pollution Control Federation), 50, 362–381.

- Shahin M. (2015): *Genetic programming for modelling of geotechnical engineering systems*. In: Handbook of Genetic Programming Applications, A, H, Gandomi, A, H, Alavi and C, Ryan (eds.), 37-57, Springer Verlag Heidelberg.
- Shoumy N.J., Yaakob S.N., Ehkan P., Ali M.S., Khatun S. (2016): *Cascade-forward neural network performance study for bloodstain image analysis*. 3rd International Conference on Electronic Design (ICED).
- Singh N.K., Kazmi A.A. (2018): *Performance and Cost Analysis of Decentralized Wastewater Treatment Plants in Northern India: Case Study*. Journal of Water Resources Planning and Management, 144, 1–12.
- Siwek K., Osowski S. (2016): *Data mining methods for prediction of air pollution*. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 26, 467–478.
- Snip L.J.P., Alsina X.F., Gy Plósz B., Jeppsson U., Gernaey K.V. (2014): *Modelling the occurrence, transport and fate of pharmaceuticals in wastewater systems*. Environmental Modelling & Software, 62, 1-16.
- Sobota J., Szetela R. (2005): *Jednowymiarowe modele natężenia i jakości ścieków dopływających do oczyszczalni komunalnych*. Ochrona Środowiska, 27, 15-22.
- Sobota J., Szetela R. (2006): *Tworzenie szeregów czasowych natężenia dopływu i parametrów jakości ścieków na potrzeby symulacji pracy oczyszczalni komunalnych*. Ochrona Środowiska, 28, 39–46.
- Studziński J. (2004): *Identyfikacja, symulacja i sterowanie oczyszczalniami ścieków*. Badania Systemowe, Warszawa 2004, Monografia Instytutu Badań Systemowych PAN.
- Sweetapple C.G. (2014): *Developing Strategies for the Reduction of Greenhouse Gas Emissions from Wastewater Treatment*. Ph, D, Thesis, Exeter University.
- Szeląg B., Barbusiński K., Studziński J. (2018a): *Activated sludge process modelling using selected machine learning techniques*. Desalination and Water Treatment, 1–10.
- Szeląg B., Barbusiński K., Studziński J., Bartkiewicz L. (2017c): *Prediction of wastewater quality indicators at the inflow to the wastewater treatment plant using data mining methods*. E3S Web of Conferences 22, 00174 (2017).
- Szeląg B., Bartkiewicz L., Studziński J., Barbusiński K. (2017): *Evaluation of the impact of explanatory variables on the accuracy of prediction of daily inflow to the sewage treatment plant by selected models nonlinear*. Archives of Environmental Protection, 43, 74–81.
- Szeląg B., Gawdzik J. (2017a): *Assessment of the effect of wastewater quantity and quality, and sludge parameters on predictive abilities of non-linear models for activated sludge settleability predictions*. Polish Journal of Environmental Studies, 26, 315–322.
- Szeląg B., Gawdzik J. (2017b): *Application of Selected Methods of Artificial Intelligence to Activated Sludge Settleability Predictions*. Polish Journal of Environmental Studies, 25, 1709-1714.

- Szeląg B., Gawdzik J., Studziński J. (2018b). *Sludge Volume Index (SVI) Modelling: Data Mining Approach*. Z. Wilimowska et al. (eds.), Information Systems Architecture and Technology: Proceedings of 38th International Conference on Information Systems Architecture and Technology – ISAT 2017, Advances in Intelligent Systems and Computing 657, 324 – 335.
- Szeląg B., Kiczko A., Studziński J., Dąbek L. (2018c): *Hydrodynamic and probabilistic modelling of storm overflow discharges*. Journal of Hydroinformatics, Vol. 20, No. 5, 1100 – 1110.
- Szeląg B., Kiczko A., Dąbek L. (2016): *Analiza wrażliwości i niepewności modelu hydrodynamicznego (SWMM) do prognozowania odpływu wód opadowych ze zlewni zurbanizowanej studium przypadku*. Ochrona Środowiska, 38, 15–22.
- Szeląg B., Siwicki P. (2017): *Application of the selected classification models to the analysis of the settling capacity of the activated sludge – case study*. In: B. Kaźmierczak, M. Kutylowska, K. Piekarska, A. Trusz-Zdybek, E3S Web of Conferences 17, Boduszów-Gorce 2017, 1–7.
- Szeląg B., Studziński J. (2017): *A data mining approach to the prediction of food-to-mass ratio and mixed liquor suspended solids*. Polish Journal of Environmental Studies, 26, 2231-2238.
- Szeląg B., Studziński J. (2018). *Modelling and Forecasting the Sludge Bulking in Biological Reactors of Wastewater Treatment Plants by Means of Data Mining Methods*. 296 – 305, Proceedings of the First International Conference on Intelligent Systems in Production Engineering and Maintenance ISPEM 2017, 296 – 305.
- Szeląg B., Studziński J., Barbusiński K. (2018d). *Application of the model of sludge volume index forecasting to assess reliability and improvement of wastewater treatment plant operating conditions*. Desalination and Water Treatment (w druku).
- Szetela R., Dymaczeński Z. (2002): *Modyfikacja obecnej postaci modelu osadu czynnego ASM2d*. Ochrona Środowiska, 1, 3–8.
- Taheriyoun M., Moradinejad S. (2015): *Reliability analysis of a wastewater treatment plant using fault tree analysis and Monte Carlo simulation*. Environmental Monitoring and Assessment, 187, 1-13.
- Thiery F., Grieu S., Traore A., Esteben M., Polit M. (2005): *Neural networks for estimating the efficiency of a WWTP biologic treatment*. In: Software Engineering: Evolution and Emerging Technologies.(red. K. Zieliński, T. Szmuc), IOS Press, Amsterdam, 25–33.
- Thunberg A., Sundin A.M., Carlsson B. (2009): *Energy optimization of the aeration process at Käppala wastewater treatment plant*. 10th IWA Conference on Instrumentation, Control & Automation.
- Tian Z.X., Jiang J.P., Guo L., Wang P. (2012): *Anomaly detection of Municipal Wastewater Treatment Plant operation using Support Vector Machine*. International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence (ACAI 2012).

- Tomczak E., Kaminski W. (2012): *Application of ANN to the Sorption Equilibrium Modelling of Heavy Metal Ions on Clinoptilolite*. Ecological Chemistry and Engineering S, 19, 227-237.
- Tran D.H., Ng A.W.M., Perera B.J.C., Burn S., Davis P. (2007): *Application of probabilistic neural networks in modelling structural deterioration of stormwater pipes*. Urban Water Journal 3, 175-184.
- Tomita R.K., Sotomayor O.A.Z., Park S.W., Tisza-Contreras J.F. (2007): *Multiobjective optimization of an upflow anaerobic sludge blanket reactor*. Revista Peruana de Química e Ingeniería Química, 10, 39-49.
- Traczewska T. (1997): *Biotyczne i abiotyczne uwarunkowania pęcznienia osadu czynnego*. Ochrona środowiska, 2, 29-32.
- Tümer A.E., Edebali S. (2015): *An Artificial Neural Network Model for Wastewater Treatment Plant of Konya*. Intelligent Systems and Applications in Engineering, 3, 131-135.
- Van Hulle S.W.H. (2005): *Modelling, simulation and optimization of autotrophic nitrogen removal processes*. PhD Thesis, University of Gent.
- Vapnik V. (1998): *Statistical Learning Theory*. John Wiley and Sons, New York, 1998.
- Venkadesh S., Hoogenboom G, Potter W., McClendon R. (2013): *A genetic algorithm to refine input data selection for air temperature prediction using artificial neural networks*. Applied Soft Computing, 13, 2253-2260.
- Verma A., Wei X., Kusiak A. (2012): *Predicting the total suspended solids in wastewater: A data-mining approach*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 26, 1366-1372.
- Vojinovic Z., Kecman V., Babovic V. (2003): *Hybrid approach for modeling wet weather response in wastewater systems*. Journal of Water Resources Planning and Management, 129, 511-521.
- Vrecko D., Gernaey K.V., Rosen C., Jeppsson U. (2006): *Benchmark Simulation Model No 2 in Matlab-Simulink: towards plant-wide WWTP control strategy evaluation*. Water Science and Technology, 54, 65-72.
- Wan T.J., Chen Ch.H., Chang Y.S., Chen J.C. (2000): *An application of artificial neuromolecular system for effluent quality prediction of wastewater treatment plant*. Journal of Chinese Institute of Environmental Engineering, 10, 155-162.
- Wei X., Kusiak A. (2012): *Optimization of Biogas Production Process in a Wastewater Treatment Plant*. Proceedings of the 2012 Industrial and Systems Engineering Research Conference, 1-9.
- Wei X., Kusiak A., Sadat H.R. (2013): *Prediction of Influent Flow Rate: Data-Mining Approach*. Journal of Energy Engineering, 139, 118-123
- Weiß, G., Brombach, H., Haller, B. (2002). *Infiltration and inflow in combined sewer systems: longterm analysis*. Water Science & Technology, Vol. 45, p. 227-230.

- Wett B., Podmirseg S.M., Gomez-Brand M., Hell M., Nyhuis G., Bott C., Murthy S. (2015): *Expanding DEMON Sidestream Deammonification Technology Towards Mainstream Application*. Water Environment Research, 87, 2084–2089.
- Wintgens T., Rosen J., Melin T., Brepols C., Drensla K., Engelhardt N. (2003): *Modeling of a membrane bioreactor system for municipal wastewater treatment*. Journal of Membrane Science, 216, 55-6.
- Woo S.H., Jeon C.O., Yun Y.S., Choi H., Lee C.S., Lee D.S. (2009): *On-line estimation of key process variables based on kernel partial least squares in an industrial cokes wastewater treatment plant*. Journal of Hazardous Materials, 161, 538–544.
- Xie W.M., Zhang R., Li W.W., Ni B.J., Fang F., Sheng G.P., Yu H.Q., Song J., Le D.Z., Bi X.J., Liu Ch.Q., Yang M. (2011): *Simulation and optimization of a full-scale Carrousel oxidation ditch plant for municipal wastewater treatment*. Biochemical Engineering Journal, 56, 9-16
- Yang J.H., Cheng Ch.H., Chan Ch.P. (2017): *A Time-Series Water Level Forecasting Model Based on Imputation and Variable Selection Method*. Computational Intelligence and Neuroscience, 2017, Article ID 8734214, 1-11.
- Yasmin N.S.A., Gaya M.S., Wahab N.A., Sam Y.M. (2017): *Estimation of pH and MLSS using neural network*. Telkomnika, 15, 912–918.
- Yetilmmezsoy K., Ozkaya B., Cakmakci M. (2011): *Artificial intelligence-based prediction models for environmental engineering*. Neural Network World, 3, 193-218.
- Yoo C.K., Bang Y.H., Lee B., Vanrolleghem P.A., Rosén Ch. (2004): *Application of Fuzzy Partial Least Squares (FPLS) Modeling Nonlinear Biological Processes*. Korean Journal of Chemical Engineering, 21, 1087-1097.
- Zhang R., Xie W.M., Yu H.Q., Li W.W. (2014): *Optimizing municipal wastewater treatment plants using an improved multi-objective optimization method*. Bioresource Technology, 157, 161–165.
- Zhang M., Jing H., Liu Y., Shi H. (2017): *Estimation and optimization operation in dealing with inflow and infiltration of a hybrid sewerage system in limited infrastructure facility data*. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 11, 1–11.
- Zhao Y., Guo L., Liang J., Zhang M. (2014): *Seasonal artificial neural network model for water quality prediction via a clustering analysis method in a wastewater treatment plant of China*. Desalination and Water Treatment, 57, 3452–3465.
- Zhao G., Liu J., Jiang J., Wang W. (2017): *A deep cascade of neural networks for image inpainting, deblurring and denoising*. Multimedia Tools and Application, 1–16.
- Zhu J.J., Kang L., Anderson P.R. (2018): *Predicting influent biochemical oxygen demand: Balancing energy demand and risk management*. Water Research, 128, 304-313.

ISSN 0208-8029
ISBN 978-83-89475-62-6

INSTYTUT BADAŃ SYSTEMOWYCH
POLSKIEJ AKADEMII NAUK
tel.: (+48) 22 3810246 / 22 3810277 / 22 3810241 / 22 3810273
e-mail: biblioteka@ibspan.waw.pl