

Raport Badawczy

RB/34/2017

Research Report

**Zastosowanie modelu
prognozowania indeksu
objętościowego osadu do oceny
niezawodności i poprawy
eksploatacji oczyszczalni ścieków**

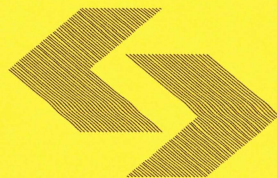
B. Szelaąg, J. Studziński,

Instytut Badań Systemowych

Polska Akademia Nauk

Systems Research Institute

Polish Academy of Sciences



POLSKA AKADEMIA NAUK

Instytut Badań Systemowych

ul. Newelska 6

01-447 Warszawa

tel.: (+48) (22) 3810100

fax: (+48) (22) 3810105

Kierownik Zakładu zgłaszający pracę:
Dr hab. inż. Jan Studziński, prof. PAN

Warszawa 2016

Zastosowanie modelu prognozowania indeksu objętościowego osadu do oceny niezawodności i poprawy eksploatacji oczyszczalni ścieków

Bartosz Szelaǳ, Jan Studziński

IBS PAN, Warszawa 2017

Spis treści

1. Wstęp
2. Obiekt badań
3. Metodyka badań
4. Regresja logistyczna
5. Niezawodność działania oczyszczalni ścieków w odniesieniu do sedymentacji osadu
6. Prognoza wskaźników jakości ścieków
7. Identyfikacja typowych warunków działania reaktora biologicznego
8. Sterowanie i optymalizacja działania reaktora biologicznego
9. Wyniki obliczeń
10. Wnioski końcowe
11. Literatura

1. Wstęp

Skuteczną metodą oczyszczania ścieków komunalnych jest system biologicznego oczyszczania z wykorzystaniem osadu czynnego. Osiągnięcie założonego poziomu redukcji zanieczyszczeń jest uwarunkowane nie tylko prawidłowo zaprojektowanym procesem technologicznym i realizacją obiektu zgodnie z projektem, ale również właściwą eksploatacją oczyszczalni, która nie jest możliwa bez znajomości parametrów operacyjnych komór osadu czynnego (KOC). Jednym z parametrów, który wpływa na efektywność działania oczyszczalni ścieków (OŚ) jest objętościowy indeks osadu (SVI). Wzrost jego wartości w wielu przypadkach ściśle wiąże się z nadmiernym wzrostem ilości SVI > 150 cm³/g co prowadzi do tzw. puchnięcia osadu. Obecność bakterii nitkowatych w biocenozie osadu czynnego bywa problematyczna na etapie klarowania ścieków w osadnikach wtórnych. W efekcie, w ściekach oczyszczonych mogą wystąpić przekroczenia stężeń dopuszczalnych wskaźników zanieczyszczeń, takich jak BZT₅, ChZT, zawiesiny ogólnej i fosforu ogólnego, a także problemy z zagęszczaniem i odwadnianiem osadów.

W celu poprawy efektywności działania oczyszczalni i uniknięcia problemów z sedymentacją osadu czynnego koryguje się parametry działania bioreaktorów poprzez zmianę stężenia tlenu w komorach nityfikacji, stopnia recyrkulacji, stężenia osadu, obciążenia osadu czynnego ładunkiem zanieczyszczeń, a w niektórych przypadkach ilości dawkowanego zewnętrznego źródła węgla. Gdy korekta ujętych wyżej parametrów nie zapewnia zadowalającej poprawy zdolności sedymentacyjnych osadu dodawane są do bioreaktorów koagulanty – związki żelaza lub glinu. W chwili obecnej w większości obiektów decyzje podejmowane przez technologa mają charakter intuicyjny i są poparte jedynie doświadczeniem oraz obserwacją procesu oczyszczania ścieków. Podejście to z punktu zarówno ekonomicznego jak i ekologicznego jest niedopuszczalne z uwagi na to, że może prowadzić do wysokich kosztów oczyszczania ścieków jak i generować potrzebę stosowania złożonych metod unieszkodliwiania osadów ścieków. Opisany wyżej sposób postępowania jest nieadekwatny do obecnych trendów, gdzie staramy się wykorzystywać wyniki pomiarów jako źródło danych do opracowania modeli wspomagających eksploatację oczyszczalni ścieków. W związku z powyższym w celu optymalizacji działania

oczyszczalni, poprawy efektywności jej działania zachodzi potrzeba wykonywania modeli matematycznych.

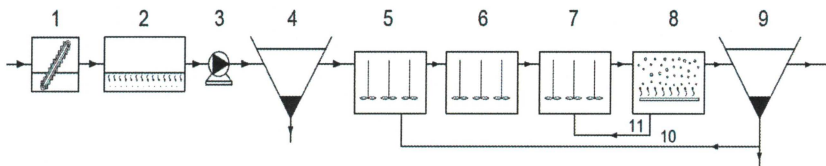
Z przeglądu literatury (Han i inni 2013, Qiao i inni 2016) i prac autora (Szeląg i Gawdzik 2016, 2017) wynika, że do modelowania opadalności osadu czynnego zastosowano sztuczne sieci neuronowe (hierarchiczne, probabilistyczne), modele hybrydowe stanowiące połączenie modelu klasyfikacyjnego z regresyjnym (Han i inni 2016) jak i również teorię logiki rozmytej Alsina i inni (2013). W większości prac z tego zakresu analizowana była jedynie zgodność wyników obliczeń z pomiarami. Natomiast, nie sprawdzono czy uzyskane zależności między wejściem do modelu (ilością, jakością ścieków, parametrami operacyjnymi reaktora) a wyjściem (opadalnością) mają sens fizyczny, co jest dla kluczowe dla technologa oczyszczalni ścieków na etapie podejmowania odpowiednich decyzji. W modelach tych nie uwzględniono faktu, iż mogą wystąpić problemy z dostępnością do danych z zakresu jakości ścieków spowodowane awariami sond lub innymi uszkodzeniami. Ponadto, w większości przedstawionych do tej pory modeli autorzy (...) koncentrują się głównie na sedymentacji uwzględniając w ograniczonym stopniu wpływ zmian parametrów reaktora na przebieg procesu usuwania związków C, N i P ze ścieków.

Poza modelami regresyjnymi do analizy zdolności sedymentacyjnych wykorzystano również modele klasyfikacyjne, jak na przykład regresji logistycznej. W modelu tym, nie prognozowano wartości dyskretnej SVI, ale prawdopodobieństwo przewyższenia wartości granicznej indeksu osadu (150 ml/g). Chociaż model logitowy stanowi prostą, jawną zależność regresyjną i jest zaimplementowany w licznych pakietach statystycznych, to ujęte zmienne w opracowanych przez autora (Szeląg 2016, Szeląg i Bąk 2016) i innych badaczy (Bayo i inni 2008) Bezak-Mazur i inni 2016, Bartkiewicz i inni 2016) nie pozwalały na kontrolę parametrów operacyjnych reaktora biologicznego i ciągły monitoring właściwości sedymentacyjnych osadu czynnego. Kontrola i ciągła korekta parametrów działania reaktora biologicznego w celu utrzymania SVI poniżej $150 \text{ cm}^3/\text{g}$ jest zadaniem złożonym i kosztownym, wymagającym prowadzenia pomiarów wskaźników jakości ścieków na dopływie do oczyszczalni i parametrów reaktora biologicznego. Obecnie parametry komór osadu czynnego monitorowane są w układzie on-line, natomiast pomiary jakości ścieków wykonywane są zgodnie z obowiązującymi przepisami. W praktyce prowadzi to do problemów z wdrożeniem modeli obliczeniowych dających możliwość sterowania z odpowiednim wyprzedzeniem parametrami operacyjnymi reaktora biologicznego. Równocześnie, długi czas wykonywania niektórych oznaczeń zmiennych objaśniających wartości SVI, jak np. BZT₅, utrudnia ciągłą kontrolę parametrów działania komór osadu czynnego.

Biorąc pod uwagę powyższe stwierdzenia, konieczne jest opracowanie modelu (metryki) prognozowania i kontroli opadalności osadu uwzględniającego ograniczony dostęp i problemy techniczne związane z oznaczeniem i pomiarami wskaźników jakości ścieków mających wpływ na sedimentację osadu. Model ten powinien umożliwiać ciągłą kontrolę i korektę parametrów operacyjnych reaktora i dawkowania związków chemicznych biorąc pod uwagę zmieniającą się jakość ścieków dopływających do oczyszczalni ścieków. W niniejszej publikacji do prognozy sedimentacji osadu zastosowano model regresji logistycznej stanowiący jawną zależność matematyczną, która na etapie codziennej eksploatacji może być wykorzystywana przez technologa do podejmowania odpowiednich decyzji.

2. Obiekt badań

Obiekt prowadzonych analiz stanowiła komunalna oczyszczalnia ścieków o nominalnej przepustowości 72 000 m³/d zlokalizowana na terenie gminy Sitkówka - Nowiny, do której dopływają ścieki z systemu kanalizacyjnego miasta Kielce, gminy Sitkówka - Nowiny i części gminy Masłów. Ścieki podczyszczane są mechanicznie (kraty schodkowe, piaskownik napowietrzany), a następnie kierowane są do osadników wstępnych, z których przepływają do części biologicznej (rys. 1).



Rys. 1. Schemat ciągu technologicznego oczyszczania ścieków

gdzie: 1 – komora krat, 2 – osadnik, 3 – pompownia główna, 4 – osadnik wstępny, 5 – komora predenitryfikacji, 6 – komora denitryfikacji, 7 – komora defosfatacji, 8 – komora nityfikacji, 9 – osadnik wtórny, 10 – recykulacja zewnętrzna, 11 – recykulacja wewnętrzna.

Reaktory biologiczne składają się z wydzielonych komór defosfatacji, denitryfikacji i nityfikacji, w których usuwane są zanieczyszczenia organiczne oraz

związki azotu i fosforu. Po oczyszczeniu biologicznym ścieki przepływają do czterech osadników wtórnych, skąd po oddzieleniu od osadu czynnego odpływają do rzeki Bobrzy.

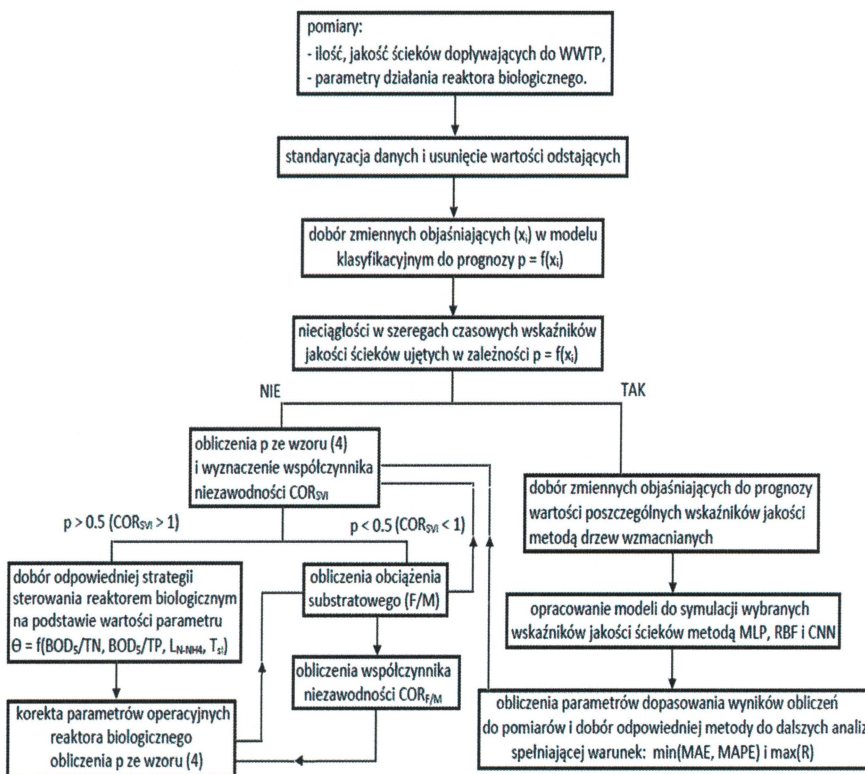
W okresie letnim fosfor usuwany jest ze ścieków metodą biologiczną bez chemicznego wspomaganie, a koagulant dawkowany jest w celu poprawy zdolności sedymentacyjnych zarówno w okresie bezdeszczowym i opadowym. Natomiast, w okresie zimowym, z uwagi na obniżenie temperatury i spowolnienie reakcji i przemian biochemicznych proces usuwania fosforu jest wspomagany chemicznie – dawkowany jest koagulant w postaci związków żelaza. Równocześnie w tym czasie występują problemy z sedymentacją osadu czynnego – wartość SVI przekracza $150 \text{ cm}^3/\text{g}$ co wskazuje na puchnięcie osadu. W okresie letnim dawkowany jest koagulant głównie z uwagi na poprawę zdolności sedymentacyjnych osadu czynnego. W omówionych wyżej okresach zachodzą problemy z doborem nastaw w reaktorze biologicznym, tak aby uniknąć puchnięcia osadu. W związku z tym zachodzi potrzeba opracowania modelu matematycznego pozwalającego monitorować i korygować zdolności sedymentacyjne osadu.

3. Metodyka

W ramach niniejszego artykułu opracowano model matematyczny pozwalający na ciągłą ocenę niezawodności działania obiektu oraz symulację i korektę zdolności sedymentacyjnych osadu czynnego, w przypadku ograniczonego dostępu do wyników pomiarów wskaźników jakości ścieków determinujących badany proces. W pracy podstawę oceny niezawodności działania obiektu stanowiły dwa proces – sedymentacja osadu czynnego i przebieg procesu usuwania C, N i P. Wdrożenie odpowiednich modeli matematycznych w niniejszym przypadku pozwoli na poprawę eksploatacji oczyszczalni poprzez ustalenie odpowiednich reguł sterowania reaktorem w zależności od ilości, jakości ścieków i warunków pogodowych. Umożliwi to ograniczyć ilość dawkowanych reagentów chemicznych i zapewni stabilną pracę reaktora biologicznego.

W pracy do prognozy sedymentacji osadu czynnego rozważono zastosowanie modelu klasyfikacyjnego z uwagi na to, że mimo mniejszej ilości zmiennych objaśniających ujętych w modelach tego typu w odniesieniu do modeli regresyjnych otrzymane przy ich pomocy zależności mają interpretację fizyczną (Bayo i inni 2008, Szeląg i Siwicki 2016, Flores – Alsina i inni 2009) i mogą stanowić podstawę kontroli nastaw w reaktorze biologicznym. W celu uzyskania ciągłości prognoz i kontroli

procesu sedymentacji (zapewnienia odpowiedniej niezawodności działania obiektu) mimo braków w szeregach pomiarowych wskaźników jakości ścieków determinujących rozpatrywany proces rozważono możliwość ich modelowania za pomocą wybranych metod data mining.



Rys. 2. Schemat obliczeniowy opracowanej metody do symulacji i kontroli sedymentacji osadu czynnego.

Z uwagi na to, że w przypadku oczyszczalni kluczowe jest utrzymanie na odpowiednim poziomie redukcji związków organicznych oraz azotu i fosforu, w celu

oceny poprawności przebiegu redukcji związków C i N w pracy uwzględniono obciążenie substratowe osadu czynnego (F/M). W przypadku obiektów (nisko obciążone) z usuwaniem C, N i P wartość $0.15 > F/M > 0.05$ gBOD₅/gMLSS·d, a dla obiektów z pełnym usuwaniem C (wysoko obciążone) wartość $F/M > 0.15$ gBOD₅/gMLSS·d.

Do oceny niezawodności działania oczyszczalni tj. przebiegu procesów usuwania C, N i P i sedymentacji osadu wykorzystano współczynnik niezawodności (WN) szczegółowo opisany poniżej. Schemat obliczeniowy opracowanego w artykule modelu matematycznego przedstawiono na rys. 2.

4. Regresja logistyczna

W niniejszym artykule do modelowania procesu sedymentacji wykorzystano model klasyfikacyjny jak regresja logistyczna, którego wyniki obliczeń mieszczą się w zakresie 0 – 1, a co za tym idzie daje możliwość opisu prawdopodobieństwa przewyższenia granicznej wartości (np. objętościowy indeks osadu). Metoda ta była już stosowana do identyfikacji sedymentacji osadu czynnego (Bayo i inni 2008, Szeląg i Siwicki 2017, Bezak – Mazur i inni 2016) przy czym uzyskane przy jej pomocy zależności miały ograniczony charakter i nie pozwalały na kontrolę nastaw w reaktorze biologicznym. Model ten również zastosowano w inżynierii środowiska, medycynie i naukach społecznych itp. Regresja logistyczna stanowi szczególny przypadek uogólnionego modelu liniowego o postaci:

$$g(\mu) = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot X_1 + \alpha_2 \cdot X_2 + \alpha_3 \cdot X_3 + \dots + \alpha_k \cdot X_k \quad (1)$$

gdzie: g – funkcja wiążąca opisująca zależność średniej wartości zmiennej objaśnianej $\mu = E(Y|X_1 = x_1, X_2 = x_2, X_k = x_k)$ z liniową kombinacją predyktorów, α_0 – wyraz wolny, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ – współczynniki regresji, x_i – zmienne zależne (predyktory) obejmujące ilość i jakość ścieków tj. BOD₅/TN, BOD₅/TP, L_{N-NH4} (gdzie: biochemiczne zapotrzebowanie na tlen (BOD₅), azot amonowy (N-NH₄), azot ogólny (TN), fosfor ogólny (TP)) i wskaźników działania komór osadu czynnego (temperatura (T_{sl}), stężenie tlenu (DO), stężenie osadu (MLSS), ilość dawkowanego PIX-u (m_{PIX}) ustalone w oparciu o wyniki badań Lou i Zhao (2012), Flores – Alsina i inni (2008), Szeląg i Siwicki (2017), Szeląg i Studziński (2018a, 2018b), Bayo i inni (2008).

W rozpatrywanym modelu $p = P(Y|X_1 = x_1, X_2 = x_2, X_3 = x_3, X_k = x_k)$ funkcja wiążąca nazywana logitem jest opisana równaniem:

$$g(p) = \text{logit}(p) = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) \quad (2)$$

W oparciu o (1) i (2) można zapisać, że

$$p = P(Y = 1|X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_k = x_k) = \frac{\exp(\alpha_0 + \sum_{i=1}^k \alpha_i x_i)}{1 + \exp(\alpha_0 + \sum_{i=1}^k \alpha_i x_i)} \quad (3)$$

w którym: p – prawdopodobieństwo przekroczenia wartości granicznej przyjętej przez badacza,

W niniejszym artykule kryterium oceny wpływu wskaźników działania reaktora biologicznego i jakości dopływających ścieków na sedymentację osadu czynnego stanowiła wartość objętościowego indeksu osadu równa $SVI_{lim} = 150 \text{ cm}^3/\text{g}$ (Bayo i inni 2006). W celu doboru odpowiednich zmiennych objaśniających do modelu warunkujących zadowalające zdolności predykcyjne wykorzystano miary dopasowania stosowane w modelach klasyfikacyjnych takie jak: specyficzność (SPEC), wrażliwość (SENS) i błąd zliczeniowy (R_z^2) opisane w pracy Harella (2001) wyrażające odpowiednio poprawność identyfikacji przypadków gdy $SVI < 150 \text{ cm}^3/\text{g}$ i $SVI > 150 \text{ cm}^3/\text{g}$.

5. Niezawodność działania oczyszczalni ścieków w odniesieniu do sedymentacji osadu

Niezawodność funkcjonowania obiektu opiera się o znajomości przebiegu procesu i w wielu przypadkach stanowi podstawę oceny działania oczyszczalni ścieków. Jednym z najprostszych parametrów, który stanowi podstawę analizy niezawodności jest współczynnik niezawodności (COR) wyrażający stosunek stężenia na odpływie do wartości dopuszczalnej (Niku 1979, Saleem 2008). Dla OŚ konieczna jest równocześnie analiza kilku wartości COR ze względu na konieczność uzyskania na

odpływie wymaganych stężeń zanieczyszczeń w odniesieniu do związków C, N i P. Zaletą współczynnika niezawodności jest fakt, iż jest on wartością bezwymiarową i może być wykorzystany do równoczesnej oceny przebiegu kilku procesów zachodzących na OŚ. Mając na uwadze ten fakt w artykule w oceny opadalności osadu i poprawności przebiegu procesów wprowadzono współczynnik niezawodności funkcjonowania OŚ odnoszący się do zdolności sedymentacyjnych uzyskanych modelem logitowym (COR_{SVI}) i poprawności przebiegu procesu usuwania związków C, N i P ($COR_{F/M}$) w odniesieniu do obciążenia substratowego opisane wzorami postaci:

$$COR_{SVI} = \frac{p}{p_{SVIlim}} \quad (4)$$

$$COR_{F/M} = \frac{F/M}{F/Mlim} \quad (5)$$

gdzie: p_{SVIlim} – prawdopodobieństwo przewyższenia wartości SVI, której przekroczenie prowadzi do problemów z sedymentacją; w obliczeniach przyjęto $p_{SVIlim} = 0.50$, $F/Mlim$ – wartość obciążenia substratowego, której przekroczenie prowadzi do problemów z usuwaniem związków C, N i P; w analizach założono $F/Mlim = 0.15$ gBOD₅/gMLSS·d.

Wobec powyższego, można stwierdzić, że w celu utrzymania odpowiedniej niezawodności działania oczyszczalni kluczowe jest utrzymanie wartości $COR_{SVI} \leq 1$ i $COR_{F/M} \leq 1$ co pozwala wyeliminować puchnięcie osadu i zachować ciągłość procesu usuwania związków C, N i P. W przypadku przekroczenia podanych wyżej wartości współczynników niezawodności (COR_{SVI} , $COR_{F/M}$) wystąpią problemy z eksploatacją oczyszczalni omówione we wstępie.

6. Prognoza wskaźników jakości ścieków

Z wykonanego przeglądu literatury wynika, że w większości modeli procesowych (sedymentacja, usuwanie związków C, N i P itp.) zachodzących na OŚ podstawowe zmienne objaśniające stanowią wskaźniki jakości ścieków. Z tego wynika, że ich znajomość jest kluczowa do ciągłości prognoz analizowanych procesów. Brak wartości wskaźników jakości ścieków w wielu opracowanych modelach procesowych ogranicza ich wykorzystanie do kontroli ciągłości procesu oczyszczania ścieków co, a

co za tym uniemożliwia ich odpowiednią eksploatację i prowadzi do spadku niezawodności działania obiektu. Poruszany problem nie jest jednostkowy i nie dotyczy tylko jednej OS, ale szeroki w skali kraju i Europy, bowiem wyniki pomiarów wskaźników jakości ścieków są prowadzone na większości oczyszczalni, ale nie w sposób ciągły co jest problematyczne z punktu eksploatacji urządzeń on-line do pomiaru jakości ścieków jak i kosztów ich obsługi.

Mając na względzie powyższe uwagi, w niniejszym artykule do obliczenia wskaźników jakości ścieków ujętych w równaniu (1) wykorzystano wyniki pomiarów ilości i temperatury dopływających ścieków co można zapisać równaniem postaci (Szeląg i Studziński 2017a, 2017b):

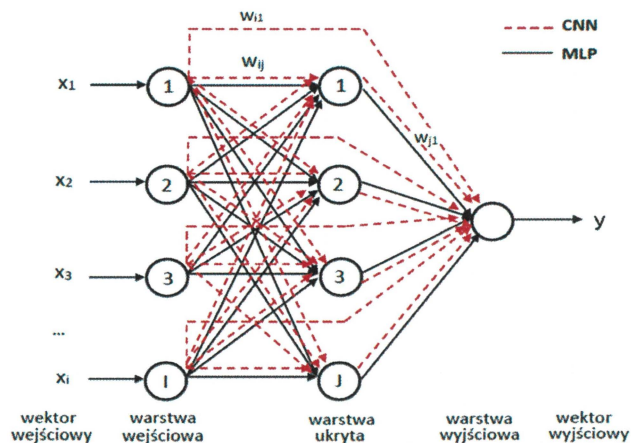
$$C(t)_n = f(Q(t), Q(t-1), Q(t-j), \dots, T_{in}(t), T_{in}(t-1), T_{in}(t-m)) \quad (6)$$

Zapisane równanie (6) wskazuje, że wartości wskaźników jakości ścieków dopływających do oczyszczalni można modelować na podstawie stopnia rozcieńczenia ścieków i kinetyki przemian biochemicznych, co znajduje potwierdzenie również w pracy Jurika i innych (2017), Roessau i inni (2008). W pracy do modelowania wskaźników jakości ścieków wykorzystano metodę sztucznych sieci neuronowych. Sieci neuronowe, a szczególnie typ perceptron wielowarstwowy (MLP, rys. 3) znajduje zastosowanie przy symulacji złożonych, procesów zachodzących w reaktorze biologicznym oraz prognozie ilości i jakości ścieków na dopływie (...). Otrzymane modele matematyczne metodą MLP w wielu przypadkach charakteryzują się zadowalającymi zdolnościami predykcyjnymi a wyniki obliczeń nie różnią się znacznie od rezultatów symulacji uzyskanych bardziej złożonymi modelami jak np. SVM, ANFIS czy też modelami hybrydowymi. Gdy uzyskane wyniki za pomocą MLP nie spełniały postawionych wymagań badacze stosowali lub opracowywali skomplikowane modyfikacje pierwotnego modelu co prowadziło do rozwoju metod data mining, a nie wykorzystywali kolejnego dostępnego modelu ANN, w którym wprowadzona modyfikacja wpływa na poprawę zdolności predykcyjnych. Do jednych z najprostszych modeli tego typu należą sieci neuronowe RBF lub kaskadowe sieci neuronowe. Mając na względzie powyższe uwagi do prognozy wskaźników jakości ścieków zastosowano sieci neuronowe typu MLP, RBF i CNN; wyniki te porównano z innymi modelami (k-NN, BT), które przedstawiono w pracy Szeląga i innych (2018).

Sieci neuronowe stosowane są do modelowania zależności między wejściami (x_i) a wyjściem (y). W modelu typu MLP w pierwszej kolejności I – dane wejściowe (x) przemnaża się przez wartości wag (w_{ij}) i przekazuje do J – neuronów warstwy ukrytej, w których odbywa się sumowanie. Uzyskane sumy poddaje się transformacji za pomocą funkcji aktywacji $f(\cdot)$ i przekazuje do neuronów wyjściowych. Estymacja wartości wag w modelu odbywa się na etapie uczenia przy pomocy opracowanych algorytmów numerycznych. Otrzymane tym sposobem wartości wyjścia (y) oblicza się ze wzoru:

$$y = \sum_{j=1}^J w_{j1} f\left(\sum_{i=1}^I w_{ij} \cdot x_i + b_j\right) \quad (7)$$

gdzie: I – liczba wejść do modelu, J – liczba neuronów w warstwie ukrytej, w_{ij} – wartości wag między wejściami a neuronami j – tej warstwy ukrytej, b_j – biasy dla neuronów warstwy ukrytej, w_{j1} – wartości wag między neuronami j – tej warstwy ukrytej a pojedynczym wyjściem z modelu, $f(\cdot)$ – funkcja aktywacji; sieć typu RBF stanowi modyfikację sieci typu MLP, w której funkcję aktywacji w neuronach warstwy ukrytej stanowi funkcja Gaussa.



Rys. 3. Porównanie struktury MLP i CNN

Kaskadowa sieć neuronowa (CNN) stanowi modyfikację sieci typu MLP, w której wprowadzono dodatkowe wagi wynikające z połączeń między wejściem a wyjściem i z każdej do kolejnej warstwy. Wykonane analizy przez licznych badaczy wykazały, że dodatkowe połączenia prowadzą do przyspieszenia procesu uczenia i poprawy zdolności predykcyjnych modelu w odniesieniu do MLP (Setti i Rao 2014, Capizzi i inni 2015). Wyniki symulacji (y) uzyskanych modelem CNN można opisać wzorem postaci:

$$y = \sum_{j=1}^J w_{j1} f(\sum_{i=1}^I w_{ij} \cdot x_i + b_j) + (\sum_{i=1}^I w_{i1} \cdot x_i + b_1) \quad (8)$$

w którym: $I, J, w_{ij}, w_{j1}, b_j$ – wg. oznaczeń jak powyżej.

Optymalną strukturę sieci neuronowych typu MLP i CNN określono wyznaczając dla przyjętej liczby neuronów w pojedynczej warstwie ukrytej (3-30) i założonych funkcji aktywacji (liniowej - lin, eksponentialnej (exp), sinusoidalnej (sin), sigmoidalnej (sigm) oraz tangens-hiperboliczny (tanh) wartości parametrów dopasowania (MAE – średni błąd bezwzględny, MAPE – średni błąd względny). W modelu CNN przyjęto dwie warstwy ukryte (Setti i Rao 2014, Al - Batah i inni 2015, Szeląg i inni 2017), a w modelu RBF poszukiwano liczby neuronów, dla której uzyskano identyczne założenia jak w modelach typu MLP i CNN. W warstwie wyjściowej przyjęto liniową funkcję aktywacji. Strukturę modeli uznano za optymalną gdy wymienione wyżej miary dopasowania uzyskały wartość najmniejszą w obrębie rozważanych modeli. Na etapie uczenia do estymacji wag w sieciach neuronowych zastosowano metodę Broydena – Fletchera – Goldfarba – Shanno (Rutkowski 2006). Do opracowania modeli, MLP, RBF i CNN wykorzystano program MATLAB.

W celu ograniczenia ilości zmiennych objaśniających poszczególne wskaźniki jakości ścieków w równaniu (4) wykorzystano metodę drzew wzmocnianych (BT), przy pomocy której określono tzw. ranking predyktorów pozwalający ustalić wpływ poszczególnych zmiennych niezależnych (x_i) na zmienną zależną (y). Podejście to na chwilę obecną jest często stosowane co potwierdzają liczne prace (Kudo i Matsumoto 2004, Elliath i inni 2008, Verma i inni 2012, Szeląg i Studziński 2016), bowiem pozwala ono na redukcję ilości zmiennych objaśniających przy minimalnej utracie zdolności predykcyjnej modelu.

7. Identyfikacja typowych warunków działania reaktora biologicznego

Z uwagi na złożony wpływ ilości, jakości ścieków na dopływie do OŚ i warunków klimatycznych na działanie obiektu wydaje się celowe wydzielenie

charakterystycznych okresów w czasie eksploatacji. W rozważaniach praktycznych pozwala to uprościć eksploatację obiektu z uwagi na to, że dla tych zbliżonych warunków ustala się reguły doboru i kontroli nastaw działania reaktora w zależności od ilości, jakości ścieków dopływających, warunków pogodowych itp. czynników. Podejście to zapewnia wysoką efektywność działania reaktora biologicznego na etapie codziennej eksploatacji z uwagi na to, że opracowane typowe schematy działania reaktora warunkują uzyskanie odpowiedniego efektu technologicznego. W praktyce ma to istotne znaczenie, bo technolog odpowiedzialny za przebieg procesów oczyszczania ścieków nie musi metodą „prób i błędów” dobrać nastaw, ale realizacja typowych schematów dla dynamicznie zmieniających się warunków zapewnia uzyskanie wymaganej niezawodności działania obiektu (w tym przypadku tj. brak puchnięcia osadu i proces usuwania C, N i P bez zaburzeń).

Wobec powyższego na etapie optymalizacji działania OS poza modelami procesowymi istotne znaczenie ma wydzielenie okresów, w których obciążenie ładunkiem zanieczyszczeń dopływających do reaktora jak i kinetyka procesów biochemicznych są zbliżone i mogą stanowić podstawę ustalenie reguł sterowania. Do tego celu wykorzystuje się metody stosowane w klasyfikacji (...), gdzie *a priori* przyjmuje się liczbę tzw. skupień (tj. klas o zbliżonych cechach). W obliczeniach może to prowadzić do niejednoznacznych rozwiązań i problemów na etapie eksploatacji OS przez co zastosowanie znalazły metody nienadzorowane gdzie, na etapie obliczeń zbiór cech $x \in X$ jest klasyfikowany do pewnych klas (skupień) $s \in \Theta$ (gdzie: $\Theta = \{1, 2, \dots, \emptyset\}$, gdzie: \emptyset - liczba skupień). Jedną z najprostszych oraz efektywnych metod identyfikacji podobieństw w wielowymiarowych zespołach cech jest hierarchiczna analiza skupień (HAC). W metodzie tej wstępnie każdy obiekt tj. wektor wejściowy $X = [x_1, x_2, \dots, x_i]_p$ (gdzie: p – ilość pomiarów opisanych za pomocą zmiennych x_i) stanowi skupienie i w toku prowadzonych obliczeń podobne obiekty łączy się w nowe, tworząc jedno duże skupienie. Uzyskany wynik obliczeń stanowi tzw. dendrogram, który jest stosunkowo prosty w interpretacji i pozwala jednoznacznie wyznaczyć zróżnicowane obiekty. Do oceny zróżnicowania obiektów na dendrogramie stosuje się pewne miary odległości. Jedną z najczęściej stosowanych miar stanowi odległość euklidesowa, która w przypadku dwóch dowolnych obiektów opisanych przez i – zmiennych wyrażona jest równaniem:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

w którym: p – liczba analizowanych zmiennych losowych x_i determinująca przebieg procesu sedimentacji. W celu określenia odległości między obiektami zastosowano metodę Warda, w której podstawę podobieństwa zmiennych w danej klasie stanowi wariancja.

Mając na uwadze zalety metody HCA zastosowano ją do identyfikacji okresów w czasie, których obciążenie ładunkiem zanieczyszczeń i kinetyka procesów będą zbliżone. Do analizy skupień wykorzystano zmienne objaśniające opisujące ilość, jakość ścieków i kinetykę procesów biochemicznych ujęte w modelu logitowym. Wykorzystując równanie (3) w celu uwzględnienia interakcji między BOD_5/TN , BOD_5/TP , L_{N-NH_4} , T_{sl} wprowadzono parametr θ stanowiący ich liniową kombinację:

$$\theta = \alpha_1 \cdot \frac{BOD_5}{TN} + \alpha_2 \cdot \frac{BOD_5}{TP} + \alpha_3 \cdot L_{N-NH_4} + \alpha_4 \cdot T_{sl} \quad (10)$$

i determinujący parametr sterujący Γ wyrażony zależnością:

$$\Gamma = \alpha_0 + \alpha_{1,1} \cdot MLSS + \alpha_{1,2} \cdot DO + \alpha_{1,3} \cdot m_{PIX} \quad (11)$$

Wobec powyższego parametry θ i Γ opisane równaniami (9), (10) spełniają warunek postaci:

$$\theta + \Gamma = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) \quad (12)$$

co wynika z zależności w modelu logitowym.

8. Sterowanie i optymalizacja działania reaktora biologicznego

Podczas codziennej eksploatacji oczyszczalni ścieków istotną rolę odgrywa sterowanie nastawami urządzeń w poszczególnych obiektach. Istotne jest aby zaprojektowany system sterowania uwzględniał zmieniającą się ilość, jakość dopływających ścieków i warunki pogodowe i na tej podstawie ustalał w jakim

zakresie dobierać wartości nastaw aby proces był efektywny tj. aby nie występowało puchnięcie osadu i ciągłość procesu usuwania związków C, N i P przebiegała bez zaburzeń. Odpowiednio zaprojektowany system sterowania daje możliwość poprawy eksploatacji OS, technolog ma jednoznacznie opracowane algorytmy kontroli procesu co umożliwi mu podejmowanie decyzji. W związku z tym możliwe jest utrzymanie odpowiedniej niezawodności działania obiektu jak i racjonalny dobór nastaw oraz dawkowanie reagentów chemicznych co może prowadzić do obniżenia kosztów eksploatacji obiektu.

Mając na uwadze iż na rozpatrywanej w pracy OS mają miejsce problemy z sedymentacją osadu czynnego (...) podjęto próbę poprawy niezawodności jej działania mającą na celu wyeliminowanie puchnięcia osadu, zapewnienie ciągłości procesu usuwania C, N, P i ograniczenie do minimum ilości dawkowanych reagentów chemicznych co można zapisać warunkami postaci:

$$\sum_{t=1}^{242} (m_{PIX}(\theta, MLSS, DO))_{\theta_z} \rightarrow \min \quad (13)$$

$$COR_{SVI}(t = 1,2,3..242) \leq 1 \quad (14)$$

$$COR_{F/M}(t = 1,2,3..242) \leq 1 \quad (15)$$

gdzie: $m_{PIX}(\theta, MLSS, DO)_{\theta}$ – funkcja dawkowania PIX w zależności od: ilości, jakości ścieków i warunków pogodowych i sposobu korygowania DO i MLSS zależnym od sposobu sterowania θ_z .

W niniejszych analizach realizację warunków ograniczających (13) ÷ (15) przewiduje się poprzez sterowanie wartościami MLSS i DO w odpowiednich zakresach (min – max) w zależności od ilości, jakości ścieków oraz warunków pogodowych. Gdy uzyskana z obliczeń wartość $COR_{SVI} > 1$ lub $\theta + \Gamma > 1$ dla wartości granicznych MLSS i DO to przewidziano dawkowanie PIX – u w ilości:

$$m_{PIX} = \frac{-\theta - \alpha_{1,1} \cdot MLSS - \alpha_{1,2} \cdot DO}{\alpha_{1,3}} \quad (16)$$

W przypadku ciągłej kontroli wartości MLSS i DO w chwili (t) i (t+1) konieczne jest spełnienie warunku, aby ze wzrostem DO odpowiednio zwiększana była wartość MLSS co wynika z... Powyższą zależność można wyrazić wzorem:

$$DO(t + 1) - DO(t) < 0 \rightarrow MLSS(t + 1) = MLSS(t) + \Delta MLSS(\theta(t + 1)) \quad (17)$$

lub w przeciwnym przypadku:

$$MLSS(t + 1) = MLSS(t) - \Delta MLSS(\theta(t + 1)) \quad (18)$$

gdzie: $\Delta MLSS(\theta)$ – zmiana stężenia osadu czynnego między krokiem czasowym (t) i (t + 1).

Na podstawie opracowanych modeli matematycznych, w oparciu o równanie (3) wykonano obliczenia wybranych wskaźników jakości ścieków metodą CNN dla okresu styczeń – sierpień 2015. Rozpatrywany odcinek czasu obejmuje okres zimy, wiosny i lata, w którym w okresie marzec – sierpień całkowita wysokość opadu była równa 552 mm, a liczba dni opadowych wynosiła 50 (w okresie tj. 2012÷2016 jest to największa suma opadów w okresie wiosennym). Wykorzystując uzyskane wyniki obliczeń wskaźników i pomiary nastaw (MLSS, DO, m_{PIX}) reaktora biologicznego dla stanu istniejącego obliczono wartości COR_{SVI} i $COR_{F/M}$. Na tej podstawie wykorzystując uzyskane zależności oraz warunki ograniczające (13÷15) wykonano optymalizację nastaw MLSS, DO i ilości dawkowanego PIX.

9. Wyniki obliczeń

W oparciu o dane (ilość, jakość ścieków i wskaźniki działania technologiczne) zebrane na oczyszczalni ścieków wyznaczono zakres ich zmienności (tab. 1). Na ich podstawie stwierdzono dużą zmienność ilości, jakości ścieków na dopływie co w połączeniu ze zróżnicowanymi warunkami pogodowymi istotnie wpłynęło na wartości parametrów operacyjnych jak i sedymentację osadu. Z danych w tab. 1 wynika, że w analizowanym okresie zachodziło pogorszenie zdolności sedymentacyjnych osadu czynnego na co wskazują wartości $SVI > 150 \text{ cm}^3/\text{g}$ i $F/M < 0,05 \text{ gBOD}_5/\text{gMLSS} \cdot \text{d}$.

Tab. 1. Zakres zmienności wartości ilości i jakości ścieków i parametrów operacyjnych komór osadu czynnego [Szeląg i Studziński 2017, Szeląg i Studziński 2018, Szeląg i Siwicki 2017].

Variable	Minimum	Mean	Maximum
Q, m ³ /d	32564	40698	86592
T _{in} , °C			
T _{sl} , °C	10.0	15.9	23.0
pH	7.2	7.7	7.8
MLSS, kg/m ³	1.98	4.26	6.59
PIX, m ³ /d	0.00	0.80	1.93
F/M, gBOD ₅ /gMLSS·d	0.03	0.07	0.17
DO, mg/L	0.55	2.56	5.78
SVI, cm ³ /g	95	186	320
BOD ₅ , mg/L	127	309	557
NH ₄ ⁺ -N, mg/L	24.4	49.4	65.9
TN, mg/L	39.9	77.7	124.1
TP, mg/L	4.30	7.80	12.6

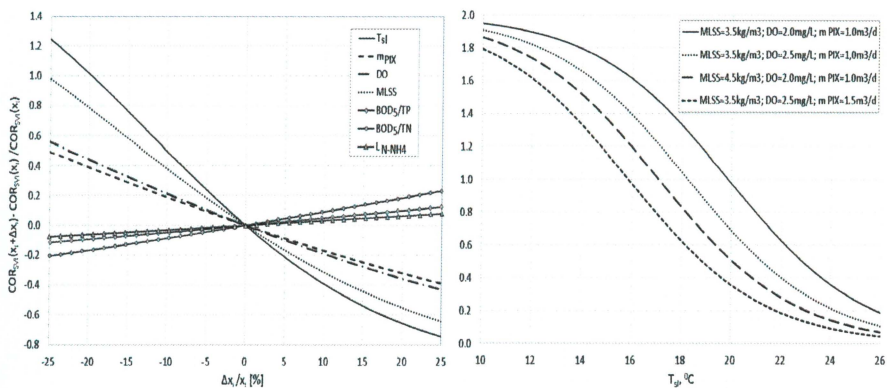
Ponadto, maksymalna pomierzona wartość F/M potwierdza, że w okresie objętym badaniami mogły pojawić się problemy z usuwaniem związków N i P. Rozpatrywany obiekt może stanowić przykład, na którym będzie można ocenić w jakim stopniu wdrożenie modelu do prognozy sedimentacji osadu może poprawić niezawodność działania OŚ. Na podstawie wyników pomiarów ilości, jakości ścieków na dopływie i parametrów operacyjnych reaktora biologicznego oraz przyjętych założeń wejściowych przy pomocy programu MATLAB opracowano model regresji logistycznej do wartości SVI, w którym wektor X stanowiący kombinację liniową zmiennych opisany jest wzorem:

$$X = 0.02 \cdot \frac{BOD_5}{TN} + 0.32 \cdot \frac{BOD_5}{TP} + 0.0012 \cdot L_{N-NH_4} - 0.37 \cdot T_{sl} - 1.36 \cdot MLSS - 1.76 \cdot m_{PIX} - 1.18 \cdot DO + 14.38 \quad (19)$$

Otrzymany model regresji logistycznej charakteryzuje się zadowalającymi zdolnościami predykcyjnymi. Wskazuje na to wartość SPEC = 0,900 oznaczająca, że na 80 przypadków gdy SVI > SVI_{lim} poprawnie zaklasyfikowano 72 zdarzenia i wartość SENS = 0,867 oznaczająca, że na 100 przypadków gdy SVI < 150 cm³/g odpowiednio zidentyfikowano 87 zdarzeń. Z powyższego wynika, że na 180 analizowanych zdarzeń model właściwie zaklasyfikował 169 przypadków. Walidacja modelu wykazała, że na 10 zdarzeń model poprawnie zaklasyfikował 8 przypadków. Analizując uzyskane wartości dopasowania wyników pomiarów do obliczeń stwierdzono, że uzyskany model klasyfikacyjny charakteryzuje się lepszymi zdolnościami predykcyjnymi niż opracowany przez Belanche i inni (2000) czy też Bayo i inni (2007), którzy jako zmienne objaśniające wykorzystali parametry działania reaktora biologicznego (RAS) i mikroflory bakteryjnej oraz temperatury i pH w KOC. Uzyskane zależności $p = f(x_i)$ znajdują również potwierdzenie w obliczeniach Luo i Zhao (2012), Flores – Alsina i inni (2009) jak i autora (Szelaąg i Siwicki 2017, Szelaąg i Studziński 2018a, 2018b) dla komunalnych oczyszczalni ścieków.

W oparciu o równanie (19) obliczono COR_{SVI} ze wzoru (4) i przeanalizowano wpływ zmiany wartości x_i o Δx_i na jego wielkość (rys. 4a). Na podstawie danych na rys. 4a stwierdzono, że największy wpływ na zmianę COR_{SVI} ma T_{sl} i MLSS, natomiast spośród rozpatrywanych zmiennych niezależnych najmniejszy wpływ ma jakość ścieków tj. BOD₅/TP oraz BOD₅/TN i L_{N-NH₄}. Istotny wpływ na zmianę wartości COR_{SVI} mają także parametry KOC takie jak m_{PIX} i DO. Przykładowo, wzrost wartości MLSS i DO o 10% prowadzi do zmniejszenia się wielkości COR_{SVI} odpowiednio o 37% i 9%, a co za tym idzie poprawy niezawodności i efektywności działania reaktora biologicznego. Ponadto, na rys. 4b zamieszczono graficzną interpretację równania (4).

W oparciu o dane zamieszczone na rys. 4b można stwierdzić, że dla COR_{SVI} > 1 na oczyszczalni występują problemy z sedymentacją osadu – ma miejsce puchnięcie osadu i pogorszenie jakości ścieków na odpływie. Mając na uwadze dane przedstawione rys. 4 a, b wynika, że możliwe jest uzyskanie wysokiej niezawodności działania oczyszczalni (COR_{SVI} > 1) pod warunkiem odpowiedniego utrzymania wartości MLSS, DO, m_{PIX} w zależności od ilości, jakości ścieków dopływających i warunków pogodowych.



Rys. 4. Wpływ zmiany wartości x_i o Δx_i na wielkość COR_{SVI} .

W przypadku braku wartości BOD_5/TP , BOD_5/TN , L_{N-NH4} i T_{sl} mogą wystąpić problemy z eksploatacją oczyszczalni ścieków. Nie odpowiednio ustalone wartości parametrów reaktora mogą prowadzić w pewnych przypadkach do problemów z usuwaniem C, N i P jak i realizowany sposób sterowania może generować wysokie koszty eksploatacji obiektu. Znajduje to potwierdzenie w wynikach analiz wykonanych przez Flores – Alsina i inni (2008) oraz Cortes i inni (2003).

Z uwagi na to, że w opracowanym modelu matematycznym opisanym równaniem (4), gdzie wartość p wyznacza się z równania (19) na wielkość COR_{SVI} wpływają wartości BOD_5/TN , BOD_5/TP i $N-NH_4$ w związku z tym ograniczono się do wykonania modeli matematycznych do prognozy wymienionych wskaźników jakości. Przed ich wykonaniem określono zmienne niezależne w równaniu (6) metodą drzew wzmocnianych determinujące wskaźniki jakości ścieków; wyniki obliczeń szczegółowo omówiono w pracy Szeląg i inni (2018). Na tej podstawie stosując metodę MLP, RBF, CNN wykonano modele do prognozy wskaźników jakości; w tab. 4 zamieszczono zestawienie parametrów dopasowania wyników obliczeń do pomiarów. Z danych w tab. 4 wynika, że liczba neuronów wynosiła $5 \div 7$ (CNN) i $8 \div 9$ (MLP), a funkcje aktywacji stanowiła zależność tangens – hiperboliczny, eksponentjalna i sigmoidalna. W modelu RBF liczba neuronów była równa $8 \div 15$. Na podstawie tych danych w tab. 4 stwierdzono, że najmniejsze wartości błędów prognozy wskaźników jakości otrzymano metodą CNN, a większe błędy symulacji uzyskano metodami MLP i RBF. Obliczona wartość R dla modelu do predykcji BOD_5

metodą CNN jest większa od określonej przez Abyaneh (2014) ($R=0.83$) metodą ANN, który wykorzystał T_{in} , pH i TSS. Mniejsze błędy symulacji BOD₅ otrzymał Dogan i inni (2008) – $R=0.92$, którzy wykorzystali wartości TN, TP, TSS i Q. Mniejsze wartości błędów prognozy TN niż uzyskane w artykule uzyskał Minsoo i inni (2016), bowiem wartość MAPE = 4,54%. Wyniki obliczeń jakości ścieków (BOD₅, TN, TP, N-NH₄) wykonane metodą BT i k-NN (Szeląg i inni 2018) były równocześnie gorsze niż CNN a lepsze niż MLP i RBF (tab. 4).

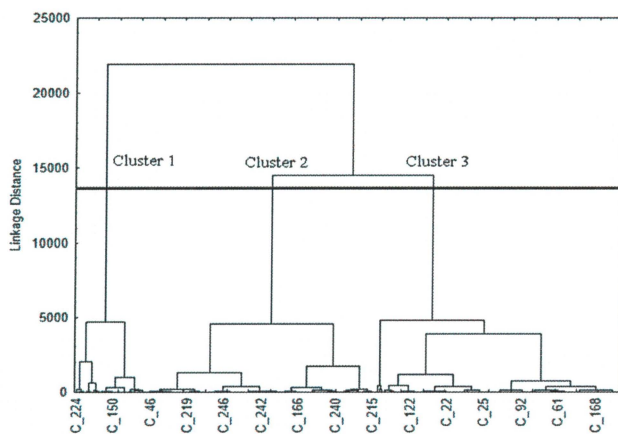
Tab. 4. Zestawienie parametrów dopasowania wyników symulacji metodą CNN i MLP do pomiarów wskaźników jakości ścieków.

Wskaźniki	n_I n_P	CNN					MLP					RBF			
		MAE	MAPE	R	N^*	$f(\cdot)$	MAE	MAPE	R	N	$f(\cdot)$	MAE	MAPE	R	N
		mg/d m^3	%	-			mg/d m^3	%	-			mg/d m^3	%	-	
BOD ₅	10	32.35	10.21	0.89	7	tan h	49.2	18.6	0.69	11	exp	58.21	23.12	0.48	8
TP	8	0.79	10.5	0.83	8	exp	1.15	16.5	0.38	10	sigm	1.11	15.76	0.40	16
TN	8	4.66	5.46	0.85	7	tan h	6.25	8.22	0.59	10	tan h	5.82	7.75	0.63	14
N-NH ₄	8	2.74	5.19	0.87	8	tan h	4.08	8.33	0.68	10	exp	5.06	9.21	0.63	15

gdzie: N^* - liczba neuronów odnosi się do pojedynczej warstwy ukrytej.

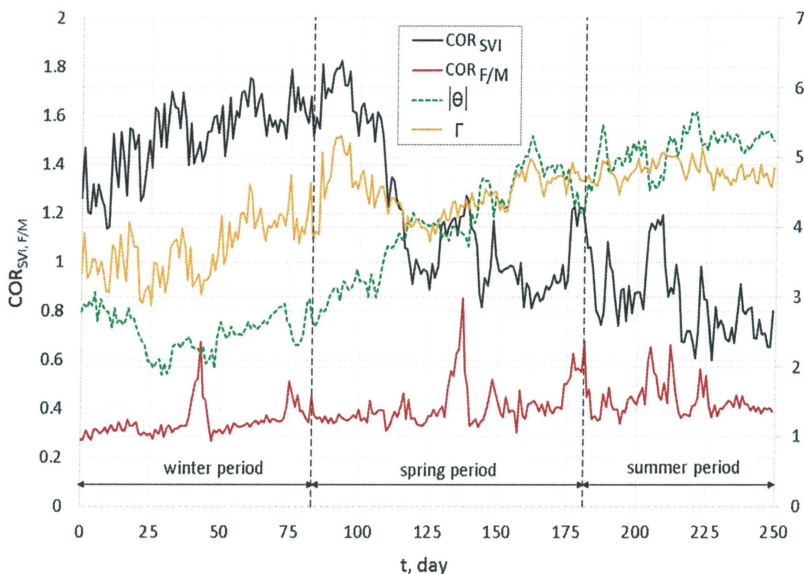
W modelu do prognozy Q liczba neuronów w warstwie ukrytej wynosiła 5 (CNN) i 6 (MLP) a funkcje aktywacji stanowił tangens hiperboliczny; w przypadku RBF liczba neuronów wynosiła 8. Mniejsze błędy prognozy Q niż w pracy uzyskał Wei i Kusiak (2013, 2015) zmodyfikowanym modelem ANN bo $R = 0.98$. Uzyskane w pracy wyniki znajdują również potwierdzenie w pracach jak Kim i inni (2006), El – Din i Smith (2002).

W kolejnym etapie analiz, w celu określenia sposobu sterowania reaktorem w zależności od ilości, jakości dopływających ścieków i warunków pogodowych wykorzystano hierarchiczną analizę skupień; wyniki obliczeń tj. dendrogram przedstawiono na rys. 5. Na podstawie danych zamieszczonych na rys. 5 stwierdzono występowanie 3 skupień co wykazuje co może stanowić podstawę do opracowania strategii sterowania reaktorem biologicznym. Analizując wartości zmiennych zależnych ujętych w analizie skupień (BOD_5/TN , BOD_5/TP , L_{N-NH_4} , T_{sl}) w poszczególnych skupieniach (rys. 5) stwierdzono, że w skupieniu 1 wartości T_{sl} (średnia $12,3^{\circ}C$) są niższe niż skupieniu 2 (średnia $17,9^{\circ}C$) i 3 (średnia $15,9^{\circ}C$). W skupieniu 3 (średnia $2550 \text{ kgN-NH}_4/d$) wartości L_{N-NH_4} są większe niż skupieniu 1 ($2016 \text{ kgN-NH}_4/d$) i 2 ($2150 \text{ kgN-NH}_4/d$). Z powyższego wynika, że skupienie 1 obejmuje zdarzenia gdy kinetyka procesów biochemicznych w reaktorze biologicznym była niższa niż dla skupienia 2 i 3 co jest typowe dla okresu zimowego i znajduje potwierdzenie w temperaturze osadu. W przypadku skupienia 3 obniżona wartość T_{sl} w odniesieniu do skupienia 2 i zwiększony ładunek zanieczyszczeń $N-NH_4$ może wskazywać na przeciążenie obiektu co jest charakterystyczne dla warunków działania w okresie pogody deszczowej. Natomiast, biorąc pod uwagę wyniki obliczeń uzyskane dla skupienia 1 i 3 można stwierdzić, że skupienie 2 obejmuje przypadki działania OS dla pogody bezdeszczowej.



Rys. 5. Dendrogram uzyskany z analizy skupień.

Równocześnie wykorzystując metodę CNN obliczono wartości wskaźników jakości ścieków (BOD_5 , TN, TP, $N-NH_4$) i Q, a następnie w oparciu o wzór (17) i równania (4), (5) określono wartości $COR_{SVI, F/M}$ i parametr θ i Γ ; wyniki zamieszczono na rys. 6.



Rys. 6. Wyniki obliczeń $COR_{SVI, F/M}$ i parametrów θ i Γ dla okresu 01.01 – 07.30.2015.

Mając na uwadze wyniki obliczeń metodą analizy skupień oraz przebieg zmienności parametru θ wydzielono trzy okresy działania oczyszczalni ścieków: zimowy, bezdeszczowy, opadowy, dla których opracowano sterowanie parametrami operacyjnymi KOC (MLSS, DO i m_{PIX}) w odniesieniu do sedimentacji osadu i przebiegu usuwania C, N i P. W okresie zimowym wartości parametru θ są najmniejsze i wynoszą $1.9 \div 3.0$. Natomiast, w okresie letnim i wiosennym wartości parametru θ są większe od 3.0, ale podczas opadów deszczów są mniejsze niż w okresie bezopadowym o około 15%. Biorąc pod uwagę uzyskane wyniki obliczeń stwierdzono, że parametr θ można stanowić istotną zmienną pozwalającą określić

odpowiedni sposób sterowania reaktorem biologicznym w odniesieniu do sedymentacji osadu i usuwania C, N i P.

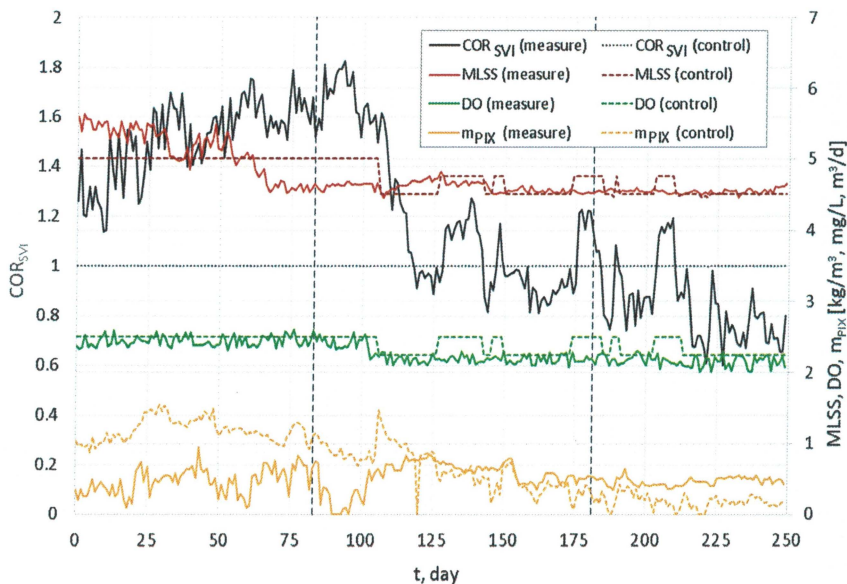
Z danych na rys. 6 wynika, że w okresie zimowym, wiosennym i letnim występowały problemy z eksploatacją oczyszczalni – miało miejsce puchnięcie osadu czynnego co potwierdzają wartości $COR_{SVI} > 1$. W okresie wiosennym i letnim epizody te miały miejsce w przypadku pogody deszczowej. Z danych na rys. 6 wynika, że w okresie zimowym wartości COR_{SVI} zmieniały się w zakresie $1.90 \div 3.60$, a w okresie wiosny i lata w czasie zdarzeń opadowych deszczu nie przekroczyły $COR_{SVI} = 1.24$. W czasie dni bezdeszczowych w okresie wiosna - lato gdy nie było problemów z eksploatacją OŚ w odniesieniu do sedymentacji osadu wartości $COR_{SVI} = 0.60 \div 1.00$ obiekt charakteryzował się wysoką niezawodnością działania. Mimo tego, że w okresie tym $COR_{SVI} < 1$ to nie oznacza, że obiekt działał optymalnie. Mianowicie, wydaje się możliwe ograniczenie ilości dawkowanych reagentów chemicznych i korekta MLSS i DO w okresach bezdeszczowych na co wskazują wartości $COR_{SVI} < 0,60$ (rys. 7). Kolejny problem stanowią wartości MLSS znacznie przekraczające wartości maksymalne ($5,0 \text{ kg/m}^3$) zalecane do eksploatacji układów z osadem czynnym w systemie przepływowym. Wykonane badania (Barbusiński i Kościelniak 1990) wykazały, że utrzymywanie wysokich wartości MLSS przez dłuższy okres czasu może prowadzić do problemów z eksploatacją reaktora biologicznego. Ponadto, na uwagę zasługuje fakt, że obliczone wartości $COR_{F/M}$ były mniejsze od 1,0 (maksymalna wartość wynosi 0.81) co wskazuje, że w analizowanym okresie nie występowały zaburzenia w przebiegu procesów usuwania C, N i P.

Biorąc pod uwagę zalecenia przy eksploatacji OŚ w systemie komór osadu czynnego (Hezne i inni 2010), wyniki obliczeń Lou i Zhao (2012) i Flores – Alsina i inni (2008) a także analizując zmienność wartości $COR_{SVI} = f(MLSS, DO, m_{PIX})$ dla stanu istniejącego przyjęto zakresy zmienności parametrów operacyjnych dla opisanych stanów działania OŚ:

$$\varnothing_z = \begin{cases} MLSS \leq 4.50 \text{ kg/m}^3 \vee DO \leq 2.25 \text{ mg/L}, & z = 1 \\ MLSS \leq 4.75 \text{ kg/m}^3 \vee DO \leq 2.50 \text{ mg/L}, & z = 2 \\ MLSS \leq 5.00 \text{ kg/m}^3 \vee DO \leq 2.50 \text{ mg/L}, & z = 3 \end{cases} \quad (16)$$

gdzie: $z = 1$ (okres bezdeszczowy), $z = 2$ (okres opadowy), $z = 3$ (okres zimowy).

W analizach dla okresu opadowego przyjęto wartość MLSS większą niż dla okresu bezdeszczowego z uwagi na to, że dopływające do reaktora ścieki mogą prowadzić do obniżenia wartości T_{SI} i MLSS, a co za tym do pogorszenia procesu sedimentacji osadu. Założenie te znajduje potwierdzenie w wynikach obliczeń, bo wyznaczone wartości współczynnika korelacji Spearmana między Q i $MLSS/T_{SI}$ wynoszą -0.33 oraz -0.32 i są istotne statystycznie na przyjętym poziomie ufności ($p=0.05$).

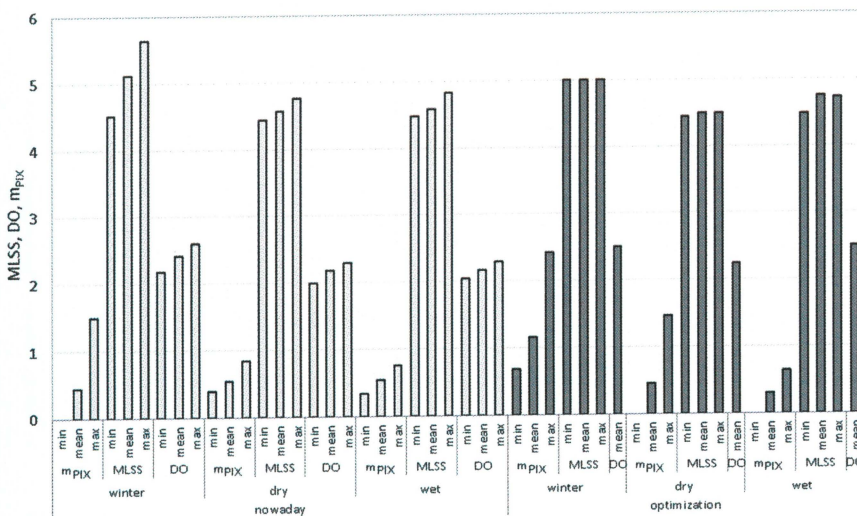


Rys. 7. Wyniki obliczeń zmienności parametrów operacyjnych reaktora biologicznego (MLSS, DO, m_{px}) po optymalizacji.

W oparciu o równanie (17) oraz zależności (4), (5) i warunki ograniczające (14) ÷ (16) stosując metodę gradientów sprzężonych wykonano optymalizację parametrów operacyjnych działania reaktora biologicznego; wyniki obliczeń przedstawiono na rys. 7. Na podstawie danych na rys. 7 stwierdzono, że optymalizacja parametrów działania reaktora biologicznego istotnie wpłynęła na niezawodność działania oczyszczalni

ścieków. Potwierdzają to wyznaczone wartości COR_{SVI} , których obliczone wartości nie przekraczają 1.0 co oznacza, że zastosowanie opisanej wyżej metody modelowania SVI eliminuje problemy z puchnięciem osadu czynnego.

W oparciu o dane na rys. 7 stwierdzono, że w okresie zimowym w celu uzyskania odpowiedniej niezawodności (redukcja $COR_{SVI} = 1.57$ dla stanu istniejącego do $COR_{SVI} = 1.0$) działania OŚ konieczne było zwiększenie ilości dawkowanych reagentów chemicznych (119.3 m^3 w czasie 106 dni) w porównaniu do stanu istniejącego (46.16 m^3).



Rys. 8. Porównanie zmienności parametrów operacyjnych reaktora (MLSS, DO, m_{PIX}) dla stanu istniejącego i po optymalizacji.

Poprawa efektywności działania OŚ w odniesieniu do sedymentacji prowadziła do zwiększenia się średniej dobowej dawki PIX z $0.44 \text{ m}^3/\text{d}$ do $1.12 \text{ m}^3/\text{d}$ co z punktu widzenia ekonomicznego nie jest korzystane, jednakże biorąc pod uwagę względy technologiczne konieczne. Ponadto, otrzymane z obliczeń wartości MLSS nie przekraczają maksymalnych wielkości ($5,0 \text{ kg}/\text{m}^3$) zalecanych przez eksploatacji OŚ w technologii osadu czynnego. Równocześnie na etapie optymalizacji wartości DO

powyżej 2,5mg/L zostały wyeliminowane w celu uniknięcia potencjalnego przetlenienia osadu czynnego co mogłoby być przyczyną pogorszenia zdolności sedymentacyjnych.

W okresie bezdeszczowym (123 dni) optymalizacja parametrów KOC przyczyniła się do redukcji wartości MLSS i wzrostu DO w odniesieniu do stanu istniejącego co przełożyło się na zmniejszenie ilości dawkowanego PIX z 54.24 m³ do 42.35 m³ (rys. 8). Średnia dobowa dawka PIX zredukowana została z 0.55 m³/d do 0.46 m³/d a średnia wartość MLSS zmniejszyła się z 4.57 kg/m³ do 4.50 kg/m³. W okresie opadowym zastosowanie modelu i optymalizacja parametrów działania reaktora poprawiła niezawodność działania oczyszczalni bowiem wartość średnia COR_{SVI} dla stanu istniejącego zmniejszyła się z 1.08 do 1.0. Efekt ten uzyskano zwiększając średnie wartości MLSS = 4,6 kg/m³ i DO = 2,3 mg/L w odniesieniu do stanu istniejącego o 3,3 % i 15,2 % co pozwoliło na redukcję ilości dawkowanych reagentów chemicznych tj. od 24.86 m³ do 14.68 m³.

10. Wnioski końcowe

Na podstawie przeprowadzonych wyżej analiz przedstawiono metodykę oceny i kontroli niezawodności działania oczyszczalni ścieków w odniesieniu do sedymentacji osadu czynnego i przebiegu usuwania związków C, N i P. W opracowanej metodzie podstawę oceny niezawodności działania OS stanowiły dwa współczynniki niezawodności. Pierwszy z nich (COR_{SVI}) opisywał proces sedymentacji osadu i określał stosunek prawdopodobieństwa przekroczenia wartości SVI_{lim} (określany modelem logitowym) do wielkości granicznego prawdopodobieństwa, przy którym nie występują problemy z sedymentacją osadu czynnego. Drugi ze współczynników niezawodności (COR_{F/M}) charakteryzował procesy usuwania C, N i P i określał iloraz wartości obciążenia substratowego do jego granicznej wartości, przy której mogą wystąpić problemy z usuwaniem związków biogenych. Wykonane analizy wykazały, że zaproponowane współczynniki niezawodności mogą stanowić podstawę oceny niezawodności działania oczyszczalni ścieków, a opracowana metodyka daje możliwość ciągłej kontroli i oceny niezawodności działania obiektu, z uwagi na to, że wartości wskaźników jakości ścieków można prognozować w rozpatrywanym obiekcie w oparciu o wyniki pomiarów ilości i temperatury dopływających ścieków. Stanowi to istotną zaletę w porównaniu z dotychczas przedstawionymi modelami, bowiem daje ona możliwość uzyskania odpowiedniej efektywności i niezawodności działania OS w przypadku ograniczonego dostępu do ciągłych wyników pomiarów jakości ścieków lub awarii zamontowanych analizatorów.

Wykonana analiza wyników wskazuje, że przy ustalaniu strategii sterowania reaktorem w odniesieniu do sedymentacji osadu i przebiegu usuwania związków C, N i P istotne znaczenie ma wprowadzony parametr θ , opisujący interakcję między ilością, jakością ścieków i warunkami pogodowymi. Parametr ten najmniejsze wartości przyjmuje w okresie zimowym, a w okresie wiosennym i letnim jego wartości dla dni opadowych są mniejsze niż dla okresów opadowych. Podejście to stanowi alternatywę do typowych rozwiązań, w których wykorzystuje się złożone metody klasyfikacyjne do ustalania strategii sterowania reaktorem biologicznym.

Analiza wyników obliczeń wskazuje, że na analizowanej oczyszczalni ścieków w okresie letnim można było zmniejszyć ilość dawkowanego koagulanta bez pogorszenia się zdolności sedymentacyjnych na tyle, że objętościowy indeks osadu by przekroczył $150 \text{ cm}^3/\text{g}$ tj. $\text{COR}_{\text{SVI}} < 1.0$. Ponadto, z obliczeń wynika, że w okresie zimowym można było wyeliminować puchnięcie osadu poprzez zwiększenie dobowej ilości podawanego koagulanta oraz korektę stężenia osadu i tlenu. W przypadku epizodów opadowych prowadzących do zaburzeń w działaniu oczyszczalni możliwe było poprawienie zdolności sedymentacyjnych osadu i ograniczenie ilości dawkowanego koagulanta przez odpowiedni dobór stężenia tlenu i osadu czynnego.

Mając na uwadze zadowalające zdolności predykcyjne przedstawionego w pracy modelu konieczna jest jego weryfikacja na innych obiektach. Równocześnie konieczne są analizy mające na celu ocenę wpływu błędów prognozy wskaźników jakości ścieków na dokładność prognozy wartości COR_{SVI} . Dodatkowo, konieczne są dalsze analizy mające na celu rozbudowę opracowanego modelu o prognozę niezawodności działania OS w odniesieniu do związków C, N i P.

11. Literatura

Bartosz Szelać, Łukasz Bąk, Jarosław Górski. Wpływ charakterystyk opadowych na parametry hydrogramu odpływu ze zlewni zurbanizowanej. Woda-Środowisko-Obszary Wiejskie. Tom: 14, Zeszyt: 2, Strony: 103-114.

Andrés-Doménech I., Múnera J.C., Francés F., Marco J.B., 2010: Coupling urban event-based and catchment continuous modelling for combined sewer overflow river impact assessment. Hydrol. Earth Syst. Sci., 14, pp. 2057-2072.

Dąbkowski S.L., Górka K., Górski J., Szelać B., 2010: Wstępne wyniki badań ścieków deszczowych w jednym z kanałów w Kielcach (Introductory results of

examining precipitation sewage in one of Kielce channels). *Gaz, Woda i Technika Sanitarna*, 10, pp. 20–24.

DWA ATV-A128, 1992: Standards for the Dimensioning and Design of Stormwater Overflows in Combined Wastewater Sewers. German Association for Water, Wastewater and Waste Hennef.

Gamerith V., Bertrand-Krajewski J.L., Mourad M., Rauch W., 2011: Implications of long-term stormwater quality modelling for design of combined sewer infrastructure. *Urban Water Journal*, 8 (3), pp. 155-166.

Mantegazza S.A., Alessandro G., Mambretti S., Camylyn L., 2010: Designing CSO storage tanks in Italy: A comparison between normative criteria and dynamic modelling methods. *Urban Water Journal*, 7: 3, pp. 211 – 216.

S. Thorndahl. (2008). Stochastic long term modelling of a drainage system with estimation of return period uncertainty. Conference Proceedings of the 11th International Conference on Urban Drainage, Edinburgh, August 31 – September 5, 2008.

Muhaisen O. S., Osorio F., García P.A., 2009: Two-copula based simulation for detention basin design *Civil Engineering and Environmental Systems*, 1029-0249, Vol. 26, No. 4, pp. 355 – 366.

Osorio F., Muhaisen O., García P.A., 2009: Copula-Based Simulation for the Estimation of Optimal Volume for a Detention Basin *J. Hydrologic Engineering*, Vol. 14, No. 12, pp. 1378-1382.

Szeląg B., Górski J., Bąk Ł., Górski K., 2013: Modelling of stormwater quantity and quality on the example of urbanised catchment in Kielce. *Ecological Chemistry and Engineering A*, 20 (11), pp.1305–1316.

Thorndahl S., Willems P., 2008: Probabilistic modelling of overflow, surcharge and flooding in urban drainage using the first-order reliability method and parameterization of local rain series, *Water Research*, vol. 42, no. 1-2, pp. 455-466.

Vaes G., Berlamont J., 1999: Emission predictions with a multi – linear reservoir model. *Water Science and Technology*, 39 (2), pp. 9–16.

Rauch W., Henze M., Koncsos L., Reichert P., Shanahan P., Somlyódy L. and Vanrolleghem P. (1998). River Water Quality Modelling: I. State of the art. *Water Science and Technology*, Vol. 38, No. 11 38, pp. 237-244.

Leandro, J., Chen, A., Djordjevic, S., and Savic, D., 2009. Comparison of 1D/1D and 1D/2D coupled (sewer/surface) hydraulic models for urban flood simulation. *Journal of Hydraulic Engineering*, 135, 495–504.

Fu, G. and Kapelan, Z., 2013. Flood analysis of urban drainage systems: Probabilistic dependence structure of rainfall characteristics and fuzzy model parameters. *Journal of Hydroinformatics*, 3, 687–699.

Fu, G., Butler, D., Khu, S.T., and Sun, S., 2011. Imprecise probabilistic evaluation of sewer flooding in urban drainage systems using random set theory. *Water Resources Research*, 47 (2), 1–13.

Harrell, F., 2001. *Regression Modeling Strategies with Application to Linear Models, Logistic Regression, and Survival Analysis*. New York: Springer.

FIDALA-SZOPE M., SAWICKA-SIARKIEWICZ H. i KOCZYK A.: Ochrona wód powierzchniowych przed zrzutami burzowymi z kanalizacji ogólnospławnej: poradnik, Instytut Ochrony Środowiska, Warszawa 1999.

Bagley SC, White H, Golomb BA. Logistic regression in the medical literature: standards for use and reporting, with particular attention to one medical domain. *Journal of Clinical Epidemiology*. 2001 Oct;54(10): 979-85.

Heyer, T. and Stamm, J., 2013. Levee reliability analysis using logistic regression models – abilities, limitations and practical considerations. *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 7 (2), 77–87.

J. Bayo, J.M. Angosto, J. M, J. Serrano-Aniorte, Evaluation of physicochemical parameters influencing bulking episodes in a municipal wastewater treatment plant. *Water Pollution VIII: Modelling, Monitoring and Management*, 531 (2006).

D.H. Tran, A.W.M. Ng, B.J.C. Perera, S. Burn, P. Davis, Application of probabilistic neural networks in modelling structural deterioration of stormwater pipes, *Urban Water J* 3, 175 (2006).

Balisticchi, M., Grossi, G., and Bacchi B., 2008. Assessment of the long term efficiency of CSO capture tanks by semiprobabilistic methods. *11th International Conference on Urban Drainage*, Edinburgh, UK.

B. Szeląg, L. Bąk (2017). Probabilistic model for the annual number of storm overflow discharges in a stormwater drainage system. *Urban Water Journal*.

Guo Y., Adams B.J. (1998) Hydrologic analysis of urban catchments with event - based probabilistic models. I. Runoff volume. *Water Resources Research*, 34(12), 3421- 3443.

Adams B.J., Papa F. (1999). *Urban Stormwater Management Planning with analytical probabilistic models*. John Wiley & Sons, New York.

Bacchi B., Balistrocchi M., Grossi G. (2008). Proposal of a semi – probabilistic approach for storage facility design. *Urban Water Journal*, 5(3), 195 – 208.

Adams, B.J., Fraser, H.G., Howard C.D.D. & Hanafy, M.S., Meteorologic data analysis for drainage system design. *Journal of Environmental Engineering*, 112(5), pp. 827–848, 1986.

B. Szelaĝ, A. Kiczko, L. Dąbek (2016). Analiza wrażliwości i niepewności modelu hydrodynamicznego (SWMM) do prognozowania odpływu wód opadowych ze zlewni zurbanizowanej – studium przypadku. *Ochrona Środowiska*, 38(3), 15 – 22.

P. Urcikán, D. Rusnák (2006). Kompleksowa metoda obliczania natężenia deszczu granicznego do projektowania przelewów burzowych. *Ochrona Środowiska*, 28(1), 33 – 38.

Grum, M.; Aalderink, R.H. (1999): Uncertainty in return period analysis of combined sewer overflow effects using embedded monte carlo simulations. In: *Water Science and Technology*, Vol. 39(4), p. 233-240.

Ronald L. Iman & W. J. Conover (1982). A distribution-free approach to inducing rank correlation among input variables. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*. Vol.11, No.3, 311 – 334.

Wu. F.Ch., Tsang Y.P. (2004). Second – order Monte Carlo uncertainty/variability analysis using correlated model parameters: application to salmonid embryo survival risk assessment. *Ecological Modelling* 177, 393 – 414.

Tarpanelli, A.; Franchini, M.; Brocca, L.; Camici, S.; Melone, F.; Moramarco, T. (2012). A simple approach for stochastic generation of spatial rainfall patterns. *Journal of Hydrology*, Volume 472, p. 63-76.

K. Beven (2012). *Rainfall – Runoff Modelling. The Primer*. Second Edition. John Wiley& Sons, 488.

Weldkamp R., Wiggers J.B.M (1997). A statistical approach to pollutant emissions from combined sewer systems. *Water Science and Technology*. Vol. 36, No.8-9, 95 – 100.

Benoist A.P., Lijklema L. (1989). A methodology for assessment of frequency distributions of combined sewer overflow volumes. *Water Resources*. Vol. 23, No. 4, 487-493.

Madsen, H. and Arnbjerg-Nielsen, K. (2006) Statistisk bearbejdning af nedbørsdata fra Spildevandskomiteens Regnmålessystem 1979-2005. Styregruppen for Spildevandskomiteens Regnmålersystem (The Water Pollution Committee of the Society of Danish Engineers).

