



## **Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych do modelowania procesu oczyszczania ścieków w małej oczyszczalni ścieków**

*Iwona Skoczko, Piotr Ofman, Ewa Szatyłowicz*  
*Politechnika Białostocka*

### **1. Wstęp**

Sztuczne sieci neuronowe przez wzgląd na swoją uniwersalność i skuteczność w znajdowaniu najprostszego powiązania pomiędzy zmiennymi (Mjalli i in. 2007) wykorzystane są między innymi do budowy modeli „Black Box” pracy oczyszczalni ścieków. W odróżnieniu od dostępnego na rynku oprogramowania branżowego modele „Black Box” pozwalają na uwzględnienie w analizie dowolnej ilości zmiennych, których charakter może być zróżnicowany pod względem ilościowym i jakościowym. Stąd też modele tego typu pozwalają na zaobserwowanie nowych zjawisk lub czynników kształtujących kompozycję chemiczną ścieków oczyszczonych. Dzięki temu uzyskiwana jest identyfikacja i ocena wpływu danego parametru na dokładność modelu, a także w sposób przybliżony na istotności danej zmiennej w procesie oczyszczania ścieków.

Zdaniem Moreno-Alfonso i Redondo (2001) wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych w nadzorze procesów oczyszczania ścieków pozwala na lepszą kontrolę jakości ścieków trafiających do odbiornika. Dokładność predykcji modelu zależna jest przede wszystkim od zbioru danych jaki został wzięty pod uwagę w trakcie jego tworzenia. Ilość wyników pomiaru ma kluczowe znaczenia w naukach technicznych i środowiskowych, ponieważ wraz ze wzrostem badań przeprowadzonych w danym obiekcie wzrasta szansa na zaobserwowanie zjawiska ekstremalnego. Wartości skrajne w przypadku predykcji pracy oczyszczalni ścieków są szcze-

gólnie istotne. Zaobserwowane maksima wartości parametrów kryterialnych i warunki pracy oczyszczalni przy jakich one wystąpiły pozwalają na dokładniejsze odzwierciedlenie w modelu „Black Box” parametrów rzeczywistych. Dzięki temu możliwe jest przynajmniej przybliżone określenie momentu, w którym dane maksimum wystąpi. Wiedza ta pozwala na podjęcie odpowiednich czynności zapobiegających przeciążeniu ciągu technologicznego oczyszczalni ścieków lub umożliwia predykcję awarii elementów jednostkowych w całym procesie oczyszczania ścieków.

Celem pracy było opracowanie modelu „Black Box” Miejskiej Oczyszczalni Ścieków w Stawiskach i jego ocena pod względem dopasowania do wartości parametrów obserwowanych w ściekach oczyszczonych.

## 2. Metodyka i obiekt badań

Badana miejska oczyszczalnia ścieków oczyszcza ścieki bytowe dopływające systemem kanalizacji grawitacyjnej z miejscowości Stawiski. Na oczyszczalni znajduje się punkt zlewny ścieków dowożonych z gminy. Przepustowość oczyszczalni obliczono na następujące objętości ścieków:

- maksymalna godzinowa –  $30,82 \text{ m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$ ,
- średnia dobowa –  $370 \text{ m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$ ,
- maksymalna dobowa –  $554 \text{ m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$ ,
- maksymalna roczna –  $202210 \text{ m}^3 \cdot \text{rok}^{-1}$ .

Ścieki bytowe dowożone z terenu gminy Stawiski dostarczane są taborem asenizacyjnym do punktu zlewnego (dwie komory betonowe wyposażone w kraty) skąd trafiają do ciągu technologicznego oczyszczalni ścieków. Natomiast ścieki z terenu miasta dopływają systemem kanalizacji grawitacyjnej do dwóch przepompowni ścieków zlokalizowanych przy ulicy Długiej i Ogrodowej skąd tłoczone są do komory rozprężnej. Następnie ścieki dopływają do piaskownika radialnego, gdzie następuje usunięcie części stałych. Z piaskownika radialnego ścieki przepływają do komory beztlenowej wyposażonej w mieszadło poziome, której zadaniem jest selekcja metaboliczna dla bakterii nitkowatych oraz wstępna faza usuwania fosforu na drodze biologicznej.

Po procesie defosfatacji ścieki dopływają są do komory tlenowej 1, w której następuje proces napowietrzania za pośrednictwem dyfuzorów dyskowych o średnicy 270 mm zasilanych wentylatorem boczno-kanałowym typu SC40C z silnikiem 7,5 kW, o wydajności 300 m<sup>3</sup>/h i nadciśnieniu 300 mbar. Zapotrzebowanie powietrza korygowane jest sondą tlenową SENCO typu IOMm, przetwarzającą sygnał z czujnika SENCO typu OS-8t na wielkość mierzoną. Z komory napowietrzającej 1 ścieki dopływają do komory napowietrzającej 2. Komora ta wyposażona jest w dyfuzory dyskowe takie jak w komorze napowietrzającej 1. Po procesie napowietrzania ścieki dopływają do osadników wtórnych, z których odprowadzane są poprzez rynienki grzebieniowe do studzienki kontrolnej. Wpływają do urządzenia pomiarowego (przepływomierz elektromagnetyczny MPP04), gdzie następuje bieżąca rejestracja ilości ścieków oczyszczonych odprowadzanych do rowu melioracyjnego. Z komory napowietrzającej 2 osad recyrkulowany jest do komory beztlenowej i komory tlenowej 1, przy pomocy pompy typu INFRA200TEKO. Zewnętrzna recyrkulacja osadu z osadników wtórnych do komory napowietrzania prowadzona jest przy pomocy pomp mamutowych. Natomiast usuwanie osadu nadmiernego z komory napowietrzającej 2 następuje przy pomocy pompy typu INFRA100TEKO. Osad nadmierny kierowany jest do węzła osadowego, gdzie podlega stabilizacji tlenowej i zagęszczeniu. Następnie jest odwadniany na prasie taśmowej MONOBELT typu NP08CK, skąd trafia na poletka osadowe. Przedmiotowa oczyszczalnia ścieków posiada 4 poletka osadowe wykonane z betonu, które są zainstalowane izolbetem.

Zgodnie z Załącznikiem nr 1 do Rozporządzenia Ministra Środowiska z dnia 24 lipca 2006 (Dz. U. 137 poz. 984 z późniejszymi zmianami) najwyższe dopuszczalne wartości wskaźników zanieczyszczeń dla oczyszczalni ścieków w Stawiskach, której RLM mieści się w przedziale 2000-9999 wynosząc 2630, nie mogą przekraczać następujących wartości:

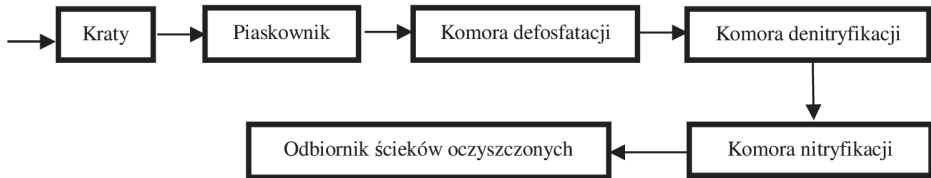
- BZT<sub>5</sub> – 25 mg O<sub>2</sub>·dm<sup>-3</sup>,
- ChZT<sub>Cr</sub> – 125 mg O<sub>2</sub>·dm<sup>-3</sup>,
- Zawiesiny ogólne – 35 mg·dm<sup>-3</sup>.

Opisane w pracy badania przeprowadzono w latach 2005-2013 w próbkach ścieków surowych oraz oczyszczonych. Analizy wykonywane były 2 razy w roku, w czerwcu i grudniu, w latach 2005-2013 przez

delegaturę łomżyńską Wojewódzkiego Inspektoratu Ochrony Środowiska w Białymstoku. Zakres analiz obejmował:

- $\text{ChZT}_{\text{Cr}}$  – zgodnie z normą PN-ISO 15705:2005,
- $\text{BZT}_5$  – zgodnie z normami PN-EN 1899-1:2002 i PN-EN 1899-2:2002,
- Zawiesiny ogólne – zgodnie z normą PN-EN 872:2007,
- Przepływ ścieków surowych – przepływomierz elektromagnetyczny MPP04.

Mechaniczno-biologiczna, oczyszczalnia ścieków w Stawiskach jest obiektem pracującym w technologii przepływowej. W okresie badawczym do oczyszczalni nie dopływały ścieki przemysłowe. Skład chemiczny ścieków surowych kształtowany był głównie przez działalność bytowo-gospodarczą mieszkańców gminy i miasta. Największe obciążenie dla układu technologicznego oczyszczalni ścieków stanowiły ścieki dowożone taborem asenizacyjnym, które obdarzone były znacznym ładunkiem zanieczyszczeń.



**Rys. 1.** Ciąg technologiczny oczyszczania ścieków  
**Fig. 1.** Technological line of wastewater treatment

Zakres analizy statystycznej obejmował obliczenie średniej arytmetycznej, mediany, odchylenia standardowego, minimum i maksimum. Na cele budowy modelu sieci neuronowej wykonano analizę korelacji Pearsona w celu określenia stopnia powiązania poszczególnych zmiennych przyjętych do analizy. Opracowany model sztucznej sieci neuronowej jako funkcję aktywacji warstwy neuronów ukrytych wykorzystywał tangens hiperboliczny, natomiast w warstwie wyjściowej funkcję sinus. Jako algorytm uczący wykorzystano algorytm Broydena-Letchera-Goldfarba-Shanno'a (BFGS). Jako funkcję błędu wykorzystano sumę kwadratów (SOS). Za funkcję aktywacji perceptronu przyjęto funkcję logi-

styczną. Do opracowania modelu pracy oczyszczalni ścieków zastosowano próbkowanie w wielkości 2000 sieci. Jako zmienne wejściowe wykorzystano liczbę mieszkańców zamieszkujących miasto Stawiski, objętość ścieków dopływającą do obiektu kanalizacją ogólnospławną, jak również objętość ścieków dowożonych taborem asenizacyjnym oraz wartości wskaźników takich jak zawiesina ogólna,  $BZT_5$  i  $ChZT_{Cr}$  w ściekach surowych. Warstwę wyjściową stanowiły wartości zawiesiny ogólnej,  $BZT_5$  i  $ChZT_{Cr}$  w ściekach oczyszczonych. W modelu nie zostały uwzględnione parametry ścieków dowożonych. Bazę danych podzielono na 3 zbiory: walidacyjny, uczący i testowy. Wielkości poszczególnych zbiorów równe były odpowiednio 70%, 15% i 15% wszystkich wyników pomiaru. Najlepszy z uzyskanych modeli poddany został optymalizacji metodą jednostopniowej wstecznej propagacji błędu. Wszystkie obliczenia i analizy statystyczne wykonano za pomocą pakietu Statistica 10 w polskiej wersji językowej pracującej na platformie Windows 7 Home Edition.

### 3. Analiza wyników badań

Wyniki badań ścieków surowych i oczyszczonych przedstawiono w tabeli 1 w postaci statystyk opisowych. Parametry zarówno ścieków surowych jak i oczyszczonych są typowe dla oczyszczalni o zbliżonej wielkości w grupie małych oczyszczalni ścieków (Przybyła i in. 2009). Prowadzone badania przez Przybyłą i in. (2009), w trzech oczyszczalniach ścieków w Wielkopolsce wykazały, że średnie stężeniach ścieków surowych w stosunku do oczyszczonych są zbliżone dla tej wielkości oczyszczalni ścieków. Zbliżone parametry charakteryzujące ścieki do uzyskanych w oczyszczalni w Stawiskach odnotowali również Długosz i Gawdzik (2013). Analizowany przez autorów obiekt, należał do II grupy oczyszczalni ścieków, zgodnie z Rozporządzenia Ministra Środowiska z dnia 24 lipca 2006 roku.

Podane w tabeli 1 wartości odchyłeń standardowych sugerują, że w okresie badawczym występowały znaczne zmiany wartości i stężeń poszczególnych badanych składników w ściekach surowych. Odchylenie standardowe dla stężenia zawiesin ogólnych jest równe 152,25 przy średniej arytmetycznej 310,56, odchylenie standardowe wartości  $BZT_5$  jest równe 197,86 przy średniej arytmetycznej równej 462,50, natomiast odchylenie standardowe dla wartości  $ChZT_{Cr}$  jest równe 419,53 przy średniej arytmetycznej równej 997,17.

**Tabela 1.** Statystyki opisowe  
**Table 1.** The descriptive statistics

Zmienna	Średnia	Mediana	Minimum	Maksimum	Odchylenie standardowe
Zawiesina ogólna – ŚS* [mg·dm <sup>-3</sup> ]	310,56	250,00	192,00	789,00	152,25
BZT <sub>5</sub> – ŚS [mg O <sub>2</sub> ·dm <sup>-3</sup> ]	462,50	385,00	275,00	785,00	197,84
ChZT <sub>Cr</sub> – ŚS [mg O <sub>2</sub> ·dm <sup>-3</sup> ]	997,17	748,00	421,50	1625,00	419,53
Zawiesina ogólna – ŚO** [mg·dm <sup>-3</sup> ]	11,57	7,85	5,00	37,90	9,11
BZT <sub>5</sub> – ŚO [mg O <sub>2</sub> ·dm <sup>-3</sup> ]	7,99	5,93	2,90	17,25	4,36
ChZT <sub>Cr</sub> – ŚO [mg O <sub>2</sub> ·dm <sup>-3</sup> ]	65,97	60,00	27,50	109,25	22,97
Ścieki dowożone [m <sup>3</sup> ]	192,48	193,50	41,92	288,50	60,48
Ścieki dopływające [m <sup>3</sup> ]	7685,44	7702,17	5263,67	9901,83	1290,31
LM*** [osób]	2476	2486	2386	2546	53

\* – ścieki surowe, \*\* – ścieki oczyszczone, \*\*\* – liczba mieszkańców

Podobne wyniki uzyskano w przypadku ścieków oczyszczonych. Odchylenie standardowe dla stężenia zawiesin ogólnych jest równe 9,11 przy średniej arytmetycznej 11,57, odchylenie standardowe wartości BZT<sub>5</sub> jest równe 4,36 przy średniej arytmetycznej równej 7,99, natomiast odchylenie standardowe wartości ChZT<sub>Cr</sub> jest równe 22,97 przy średniej arytmetycznej równej 65,97.

Na podstawie uzyskanych wyników badań ścieków surowych i oczyszczonych obliczone zostały także współczynniki korelacji liniowych. Kalkulacje wykonano, aby przybliżyć struktury opisujące efektywność pracy oczyszczalni ścieków. Poszczególne współczynniki korelacji Pearsona przedstawiono w tabeli 2. Do opisu zjawisk kształtujących proces oczyszczania ścieków przyjęto korelacje, których moduł równy był 0,60 lub więcej.

**Tabela 2.** Współczynniki korelacji Pearsona w układzie zmiennych  
**Table 2.** Pearson correlation coefficients of the variables in the system

Zmienna	Zaw. og.*	BZT <sub>5</sub> *	ChZT <sub>Cr</sub> *	Zaw. og.**	BZT <sub>5</sub> **	ChZT <sub>Cr</sub> **	Ścieki dow.	Ścieki dop.	LM***
Zaw. og.*	1,00	0,02	-0,24	<b>0,49</b>	0,25	0,19	0,10	-0,13	0,11
BZT <sub>5</sub> *	–	1,00	<b>0,89</b>	0,03	0,26	0,18	<b>-0,50</b>	-0,14	0,29
ChZT <sub>Cr</sub> *	–	–	1,00	-0,14	0,09	0,08	-0,39	-0,08	0,42
Zaw. og.**	–	–	–	1,00	<b>0,85</b>	<b>0,75</b>	0,02	0,22	<b>0,49</b>
BZT <sub>5</sub> **	–	–	–	–	1,00	<b>0,68</b>	-0,14	0,21	0,43
ChZT <sub>Cr</sub> **	–	–	–	–	–	1,00	-0,14	0,12	<b>0,66</b>
Ścieki dow.	–	–	–	–	–	–	1,00	-0,16	-0,25
Ścieki dop.	–	–	–	–	–	–	–	1,00	0,06
LM***	–	–	–	–	–	–	–	–	1,00

\* – ścieki surowe, \*\* – ścieki oczyszczone, \*\*\* – liczba mieszkańców.

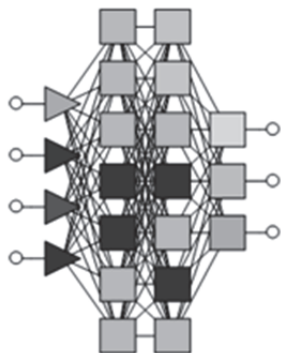
Istotne wartości zostały pogrubione.

W przypadku BZT<sub>5</sub> w ściekach surowych zaobserwowano silne dodatnie korelacje parametryczne i nieparametryczne w stosunku do wartości ChZT<sub>Cr</sub> w ściekach surowych. Współczynnik liniowej korelacji równy był 0,89. Nie odnotowano istotnych statystycznie korelacji dotyczących oddziaływań pomiędzy którąś ze zmiennych, a ilością doprowadzanych ścieków z obszaru miasta Stawiski lub ilością ścieków dowożonych taborem asenizacyjnym.

Odnotowana została jedna istotna statystycznie dodatnia korelacja pomiędzy ilością mieszkańców, a wartością ChZT<sub>Cr</sub> w ściekach oczyszczonych. Liniowy współczynnik korelacji Pearsona dla tej pary zmiennych równy był 0,66.

Uzyskane współczynniki korelacji parametrycznych pomiędzy BZT<sub>5</sub>, ChZT<sub>Cr</sub> i zawiesiną ogólną, są zbliżone do wyników uzyskanych przez Wiśniewską-Kadżajan i in. (2010). Autorzy prowadząc badania w wybranych oczyszczalniach powiatu Siedleckiego, uzyskali współczynniki korelacji parametrycznych między BZT<sub>5</sub> i ChZT<sub>Cr</sub> wynoszące 0,79, pomiędzy BZT<sub>5</sub> i zawiesinami ogólnymi równe 0,52, pomiędzy ChZT<sub>Cr</sub> i zawiesinami ogólnymi 0,58.

Na rysunku 2 przedstawiono strukturę najlepszego z opracowanych modeli sztucznych sieci neuronowej.



**Rys.2.** Model „Black Box” pracy oczyszczalni ścieków

**Fig. 2.** Model "Black Box" working wastewater treatment plant

Utworzone przez model matematyczne równanie empiryczne pozwala na wyznaczenie wartości poszczególnych wskaźników w ściekach oczyszczonych przy znajomości ilości ścieków dowożonych, liczby mieszkańców oraz wartości BZT<sub>5</sub> i ChZT<sub>Cr</sub> w ściekach surowych. W modelu nie zostały ujęte dane technologiczne. Jednakże mimo to model cechował się bardzo dobrym dopasowaniem do rzeczywistych badań ścieków surowych. Analiza błędów sieci i tak zwanej dobroci dopasowania przedstawiono w tabeli 3.

**Tabela 3.** Podsumowanie modelu sztucznej sieci neuronowej (ścieki oczyszczone)

**Table 3.** Summary of artificial neural network model (treated wastewater)

Miara statystyczna	Zawiesina ogólna [mg·dm <sup>-3</sup> ]	BZT <sub>5</sub> [mg O <sub>2</sub> ·dm <sup>-3</sup> ]	ChZT <sub>Cr</sub> [mg O <sub>2</sub> ·dm <sup>-3</sup> ]
Średnia arytmetyczna	11,57	7,99	65,97
Odchylenie standardowe	8,85	4,24	22,33
Średni błąd	-0,07	-0,03	-0,82
Odchylenie standardowe błędu	2,29	0,52	7,86
Średni błąd bezwzględny	<b>1,73</b>	<b>0,37</b>	<b>5,49</b>
Iloraz odchyień	0,26	0,12	0,35
Korelacja	<b>0,97</b>	<b>0,99</b>	<b>0,95</b>

Spośród wszystkich statystyk dotyczących jakości dopasowania zmiennych rzeczywistych do modelu najważniejsze są tylko te pogrubione, mianowicie średni błąd bezwzględny i korelacja. Średni błąd bezwzględny można wyjaśnić jako dokładność wyniku uzyskanego z mode-



lu sztucznej sieci neuronowej. Natomiast współczynnik korelacji świadczy o stopniu dopasowania wartości rzeczywistych do wartości wyznaczonych w toku obliczeniowym sieci neuronowej.

Zaproponowany model matematyczny może zostać wykorzystany do obliczania wartości poszczególnych parametrów w ściekach oczyszczonych w zadanym przedziale czasowym lub może zostać wykorzystany jako narzędzie do kontroli pracy oczyszczalni ścieków poprzez odręczne podanie wartości wejściowych tj. wartości BZT<sub>5</sub> i ChZT<sub>Cr</sub> w ściekach surowych oraz ilości ścieków dowożonych i ilości mieszkańców.

Oprócz przewidywania wartości poszczególnych parametrów, sztuczne sieci neuronowe są w stanie wskazać potencjalne wielkości, które w największym stopniu wpływają na jakość ścieków oczyszczonych. Wykonywane jest to poprzez tak zwaną analizę wrażliwości sieci. Celem analizy tego typu jest badanie wpływu usunięcia poszczególnych zastosowanych zmiennych objaśniających na sumaryczny błąd sieci. Im większa wartość rangi danej zmiennej tym większy wpływ ma ta zmienna na parametry wyjściowe modelu sztucznej sieci, w analizowanym przypadku na jakość ścieków oczyszczonych. Dla badanej oczyszczalni ścieków rangi te zestawiono w tabeli 4.

**Tabela 4.** Analiza wrażliwości sztucznych sieci neuronowych  
**Table 4.** The sensitivity analysis of artificial neural networks

Miara dopasowania zmiennych	BZT <sub>5</sub> ścieki surowe	ChZT <sub>Cr</sub> ścieki surowe	Ścieki dowożone	Liczba mieszkańców
Iloraz [-]	3,48	4,63	2,46	4,77
Ranga [-]	3,00	2,00	4,00	1,00

Na podstawie analizy wrażliwości potwierdzono, że największy wpływ na jakość ścieków oczyszczony ma ilość ścieków dowożonych, która uzyskała największą rangę w zaproponowanym modelu, natomiast rangę najniższą zaobserwowano dla liczby mieszkańców. Należy w tym miejscu zaznaczyć, że nie wykonano żadnych badań dotyczących jakości ścieków dowożonych, w modelu uwzględniona został jedynie ich ilość.

Ostatnią z zalet sieci neuronowych jest ich prostota w poszukiwaniu rozwiązania. Często spotykaną sytuacją jest odrzucanie przez model zmiennych, które mogą zakłócać działanie całej sieci lub zmiennych, które bardzo mocno związane są z innymi parametrami wejściowymi.

W tym wypadku model odrzucił wartość zawiesin w ściekach surowych i ilość ścieków dopływających systemem kanalizacyjnym. Odrzucenie tych zmiennych pozwoliło na uzyskanie lepszego odwzorowania zmiennych rzeczywistych.

#### **4. Podsumowanie**

Wykorzystanie narzędzi komputerowych np. programów lub pakietów do modelowania, które służy poprawie efektywności działania oczyszczalni ścieków, stacji uzdatniania wody bądź jednostkowego procesu z dziedziny inżynierii środowiska w ostatnich czasach jest coraz częściej wykorzystywane. Komputerowe wspomaganie dotyczy między innymi aplikacji pozwalających na szybkie i dokładne wykonanie analizy służącej poprawie działa w fazie eksploatacji obiektu bądź nawet wykonanie całego projektu (Piekarski, 2011). Szczególnie narzędzia statystyczne stają się przydatne w trakcie analizy danych, będących wynikiem badania eksperymentalnego. Coraz częściej oblicza się korelacje między zmiennymi, w szczególności pomiędzy tymi, którymi manipulujemy a tymi, na które ta zmiana wpłynęła lub może mieć wpływ (Dąbrowski, Piecuch 2005).

Modelowanie za pomocą sztucznych sieci neuronowych sprawdza się do prognozowania pracy obiektów opartych o procesy biologiczne. Sieci neuronowe w modelowaniu dróg migracji składników mineralnych i organicznych do środowiska wodnego jest ważnym elementem inżynierii i ochrony środowiska. Uzyskane modele matematyczne pozwalają na lepsze zrozumienie zachowania poszczególnych związków w relacji człowiek – środowisko. Uzyskane na drodze modelowania zależności pomiędzy aktywnością człowieka, a występowaniem poszczególnych zanieczyszczeń może posłużyć do ograniczenia ich emisji, poprzez wypracowanie odpowiednich technologii zapobiegających migracji substancji silnie toksycznych do wód powierzchniowych oraz uregulowań prawnych (Lek, Guegan 1999, Recknagel 2001). Warto też nadmienić, że wielu autorów uważa sztuczne sieci neuronowe (AAN) za bardzo dobre narzędzie w diagnostyce zlewni rzecznych, które umożliwia w bardzo wysokim stopniu predykcję zmian zachodzących w kompozycji chemicznej wód powierzchniowych (Raković i in. 2010). Jak wykazują w swoich badaniach Dogan i in. (2009) nad modelowaniem biologicznego zapotrzebowania na tlen (BZT<sub>5</sub>) w rzece Melen (Turcja) sztuczne sieci neuronowe pozwoliły na stworzenie modelu, który pozwolił na stosunkowo

dokładne odzwierciedlenie zmian zachodzących w układzie zmiennych. Uzyskany przez badaczy współczynnik determinacji pomiędzy estymowanym, a obserwowanym BZT<sub>5</sub> równy był około 0,88 co świadczy o dużym dopasowaniu zaproponowanego modelu do rzeczywistych zmian zachodzących w środowisku. Podobne wyniki przy modelowaniu jakości wód rzecznych uzyskali Singh i in. (2009) w rzece Gomti. Autorzy w zaproponowanym modelu wykazali, że sztuczne sieci neuronowe są zdolne do prawidłowej predykcji trendów zmian poszczególnych składników (BZT<sub>5</sub> i tlen rozpuszczony) w znacznym interwale czasowym. Tego typu podejście również pozwoliło na wyznaczenie punktów, w których mogą występować zwiększone dostawy BZT<sub>5</sub>. Kolejnym przykładem zastosowania sztucznych sieci neuronowych może być ich wykorzystanie do przewidywania miesięcznego stężenia azotu całkowitego. Takiego typu badania przeprowadzone zostały przez He i in. (2011) w 59 zlewniach rzecznych Japonii. W badaniach uzależniono stężenie azotu ogólnego od sposobu użytkowania terenu, wykorzystywanych nawozów oraz od warunków hydrometeorologicznych. Uzyskane przez badaczy współczynniki determinacji dla różnych grup zlewni mieściły się w przedziale od 0,94 do 0,98 co świadczy o prawie pełnym odwzorowaniu zachowania azotu w badanych zlewniach.

Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych związane jest z pewnym ryzykiem, które wynika z charakteru składników jakie będą poddawane estymacji. Na zmiany poszczególnych składników wpływa prawie niemożliwa do jednoznacznego określenia liczba zmiennych (Jiang i in. 2013). Podejście proablityczne do modelowania pracy oczyszczalni ścieków wykorzystali w swoich badaniach Dellana i West (2009) porównując dwa modele – liniowy i nieliniowy. Z uzyskanych wyników modelowania badacze wywnioskowali, że nieliniowy model pracy obiektu pozwala na dokładniejszą predykcję jakości ścieków oczyszczonych w dłuższym interwale czasowym, co jak podkreślają jest szczególnie ważne z punktu stanu wód, które odbierają zrzuty ścieków oczyszczonych. Podobne wnioski w swoje pracy przedstawili Hamed i in. (2004). Badacze podkreślają, że bardzo ważna jest ilość zmiennych wchodzących do analizy w modelu. Jak zauważają, wraz ze zwiększeniem ilości rozpatrywanych parametrów wzrosnąć może dokładność modelu matematycznego.

## 5. Wnioski

1. Za pomocą sieci neuronowej wykonana została klasyfikacja składników wpływających na wartość  $BZT_5$ ,  $ChZT_{Cr}$  i zawiesin ogólnych w ściekach oczyszczonych.
2. Sieć neuronowa z dużą dokładnością odwzorowała zmiany składników oczyszczonych.
3. Uzyskany model może posłużyć do predykcji parametrów ścieków oczyszczonych w zależności od zadanych wielkości wejściowych.
4. Analiza wag poszczególnych zmiennych uwidoczniała, te które wpływają w największym stopniu na jakość ścieków oczyszczonych.

## Literatura

- Dąbrowski, T., Piecuch, T. (2005). Matematyczny opis technologii podczyszczania ścieków z zakładu przetwórstwa ryb. *Rocznik Ochrona Środowiska*, 7, 71-98.
- Dellan, S. S., West D. (2009). Predictive modeling for wastewater applications: Linear and nonlinear approaches. *Environmental Modeling & Software*, 24, 96-106.
- Długosz, J., Gawdzik, J. (2013). Ocena skuteczności funkcjonowania oczyszczalni ścieków w Barczy (woj. Świętokrzyskie), *Proceedings of ECOpole*, 7(1), 311-317.
- Dogan, E., Sengorur, B., Koklu, R. (2009). Modeling biological oxygen demand of the Melen River in Turkey using an artificial neural network technique, *Journal of Environmental Management*, 90, 1229-1235.
- Hamed, M. H., Khalafallah, M. G., Hassanien, E. A. (2004). Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks. *Environmental Modeling & Software*, 19, 919-928.
- He, B., Oki, T., Sun, F., Komori, D., Kanae, S., Wang, Y., Kim, H., Yamazaki, D. (2011). Estimating monthly total nitrogen concentration in streams by using artificial neural network, *Journal of Environmental Management*, 92, 172-177.
- Lek, S., Guegan, J. F. (1999). Artificial neural networks as a tool in ecological modeling an introduction, *Ecological Modeling*, 120, 65-73.
- Mjalli, F. S., Al-Asheh, S., Alfadala, H. E. (2007). Use of artificial neural network black-box modeling for prediction of wastewater treatment plants performance, *Journal of Environmental Management*, 83, 329-338.
- Moreno-Alfonso, N., Redondo, C. (2001). Intelligent wastewater treatment with neural-networks. *Water Policy*, 3, 267-271.

- Piekarski, J. (2011). Zastosowanie metod numerycznych do modelowania procesu filtracji grawitacyjnej. *Rocznik Ochrona Środowiska*, 13, 315-332.
- Przybyła, C., Bykowski J., Filipiak J. (2009). Efektywność funkcjonowania gminnych oczyszczalni ścieków, *Rocznik Ochrona Środowiska*, 11, 231-239.
- Raković, V., Radulović, J., Radojević, I., Ostojić, A. Comić, L. (2010). Neural Network modeling of dissolved oxygen in the Gruza reservoir, Serbia, *Ecological Modeling*, 221, 1239-1244.
- Recknagel, F. (2001). Applications of machine learning to ecological modeling, *Ecological Modeling*, 146, 303-310.
- Singh, K. P., Basant, A., Malik, A., Jain, G. (2009). Artificial neural network modeling of the river water quality – A case study, *Ecological Modeling*, 220, 888-895.
- Wiśniewska-Kadzaján, B., Jankowski, K., Sosnowski, J. (2010). Skuteczność oczyszczania ścieków komunalnych w wybranych oczyszczalniach powiatu Siedleckiego. *Ochrona Środowiska i Zasobów Naturalnych*, 52, 32-41.

## **Using Artificial Neural Networks for Modeling Wastewater Treatment in Small Wastewater Treatment Plant**

### **Abstract**

The aim of this study was to develop a model of "Black Box" for Municipal Wastewater Treatment Plant in Stawiskach. This sewage treatment plant based on of population equivalent (pe) is among the objects from the second group, in accordance with the Regulation of the Minister of Environment of 11 November 2014, in which monitoring of the effluent includes the amount of total suspended solids, BOD<sub>5</sub> and COD. A mathematical model was developed based on research conducted in the years 2005-2013, which concerned the quality of raw sewage and sewage. In the model as input variables takes into account the number of inhabitants of the village, the amount of sewage influent sewer system and the amount of waste imported from the city. The developed neural network showed a very good fit to the actual parameters. Developed regression model was characterized by a good fit to the observed predicted values. The correlation coefficients obtained for these couples variables were equal to 0.99 BOD, COD norm of 0.94 and 0.97 for total suspended solids, with values of average absolute error for each variable equal to 0.37; 5.49 and 1.72.

**Streszczenie**

Celem pracy było opracowanie modelu „Black Box” dla Miejskiej Oczyszczalni Ścieków w Stawiskach. Badana oczyszczalnia ścieków na podstawie równoważnej liczby mieszkańców (RLM) zaliczana jest do obiektów z II grupy, zgodnie z Rozporządzeniem Ministra Środowiska z 11 listopada 2014 roku, w których monitoring jakości ścieków oczyszczonych obejmuje ilość zawiesin ogólnych, BZT<sub>5</sub> i ChZT<sub>Cr</sub>. Model matematyczny został opracowany na podstawie badań prowadzonych w latach 2005-2013, które dotyczyły jakości ścieków surowych i oczyszczonych. W modelu jako zmienne wejściowe uwzględniono ilość mieszkańców miejscowości, ilość ścieków dopływających systemem kanalizacyjnym oraz ilość ścieków dowożonych. Opracowana sieć neuronowa wykazywała bardzo dobre dopasowanie do parametrów rzeczywistych. Opracowany model regresyjnym odznaczał się dobrym dopasowaniem wartości przewidywanych do obserwowanych. Współczynniki korelacji uzyskane dla tych par zmiennych równe były dla BZT<sub>5</sub> 0,99, dla ChZT<sub>Cr</sub> 0,94 i dla zawiesin ogólnych 0,97, przy wartościach średniego błędu bezwzględnego równego dla poszczególnych zmiennych odpowiednio 0,37; 5,49 i 1,72.

**Słowa kluczowe:**

oczyszczalnia ścieków, model black box, sztuczne sieci neuronowe

**Keywords:**

wastewater treatment plant, model black box, artificial neural networks