

*Study on sludge incineration treatment based on deep learning***Badanie procesu spalania osadów ściekowych z wykorzystaniem uczenia głębokiego**

DOI: 10.15199/62.2024.1.8

Model oceny wykonalności procesu spalania osadów ściekowych został opracowany przy użyciu sieci neuronowej wstecznej propagacji (BPNN), aby zapewnić istotne wsparcie dla oczyszczalni ścieków, pomagając im w ocenie warunków ekologicznych i jakości środowiska miejskiego za pomocą zaawansowanej technologii sztucznej inteligencji. Dane z węzłów sieci zostały przeanalizowane w celu ujawnienia ukrytych struktur klasowych w danych dotyczących zanieczyszczeń ekologicznych i wpływu spalania osadów ściekowych na wyniki oczyszczania ścieków. Znaczącą przewagę nad innymi metodami osiągnięto przy wskaźniku dokładności przekraczającym 95%. Ten model może pomóc miejskim oczyszczalniom ścieków w ocenie procesów spalania osadów ściekowych i zwiększeniu wydajności operacyjnej, zmniejszeniu ich śladu ekologicznego i skutecznym sprostaniu współczesnym wyzwaniom.

Słowa kluczowe: oczyszczanie ścieków, spalanie osadów ściekowych, głębokie uczenie, sieć neuronowa z propagacją wsteczną, korzyści ekologiczne

A feasibility assessment model of sludge incineration treatment was developed by using back-propagation neural network (BPNN) to provide a vital support to sewage treatment plants, aiding them in assessing urban ecol. conditions and environ. qual. with advanced artificial intelligence technol. The data from network nodes were analyzed to reveal hidden class structures in ecol. pollution data and the impact of sludge incineration on sewage treatment outcomes. A significant advantage over other methods was achieved at the accuracy rate over 95%. This model can help urban sewage plants to evaluate sludge incineration treatments and enhance operational efficiency, reduce their ecol. footprint, and address contemporary challenges effectively.

Keywords: sewage treatment, sludge incineration, deep learning, back-propagation neural network, ecological benefit

Stałe i półstałe osady powstające na etapie uzdatniania wody w zakładach wodociągowych oraz na etapie oczyszczania ścieków w miejskich oczyszczalniach ścieków określane są jako szlamy. Szlamy z komunalnych oczyszczalni ścieków wymagają obróbki ze względu na zawartość w nich różnorodnych patogenów, metali ciężkich i innych substancji toksycznych¹⁾. Wraz ze wzrostem wielkości miasta, zdolności oczyszczania ścieków są znaczne, a ścieki mogą być poddawane recyklingowi po oczyszczeniu. W pracy skonstruowano algorytm oceny korzyści ekologicznych oparty na głębokim uczeniu się, przeanalizowano dane generowane przez rozpowszechnianie informacji między węzłami modelu sieciowego oraz określono strukturę klas ukrytą w atrybutach danych zanieczyszczenia ekologicznego i wpływ spalania osadów ściekowych na wyniki oczyszczania ścieków w celu przeprowadzenia oceny wykonalności procesu spalania osadów ściekowych. Wyniki eksperymentów pokazały, że metoda ta ma oczywistą przewagę nad metodą kontrastu zarówno w przypadku wczesnego, jak i późniejszego przebiegu, szybkość reakcji jest wyraźnie większa w porównaniu z tradycyjnym algorytmem SVM, a wskaźnik dokładności wynosi ponad 95%. W związku z tym model może racjonalnie ocenić proces spalania osadów

Sludge refers to the solid and semi-solid precipitates produced during the water treatment stage in water supply plants and on the sewage treatment stage in urban sewage plants. Sludge from municipal sewage plants requires treatment due to its content of various pathogens, heavy metals, and other toxic substances¹⁾. With the increase of city scale, the sewage treatment capacity is considerable, and the sewage can be recycled after treatment. In the paper, an ecological benefit assessment algorithm based on deep learning is constructed, and the data generated by information dissemination among nodes of the network model are analyzed, and the class structure hidden in the ecological pollution data attributes and the influence of sludge incineration on sewage treatment results are discovered, to realize the feasibility assessment of sludge incineration treatment. The experimental results show that this method has obvious advantages over the contrast method in both the early and late running, and the response speed is obviously improved compared with the traditional SVM algorithm, and the accuracy rate is over 95%. Therefore, the model can reasonably evaluate the sludge incineration treatment of urban sewage plants, and reasonably select relevant processes, which can improve the sludge treatment effect of urban sewage plants.

Concurrently, as urban sewage treatment rates in China rise, sludge output has seen a significant increase. Consequently, the treatment and disposal of sludge has

* Address for correspondence/Adres do korespondencji:

Shanghai Municipal Engineering Design Institute (Group) Co. Ltd, Shanghai 200092, China; e-mail: huweijie888@hotmail.com

w miejskich oczyszczalniach ścieków i racjonalnie wybrać odpowiednie procesy, które mogą poprawić efekt oczyszczania osadów w miejskich oczyszczalniach ścieków.

Wraz ze wzrostem wskaźników oczyszczania ścieków komunalnych w Chinach znacznie wzrosła produkcja osadów ściekowych. W związku z tym przetwarzanie i usuwanie osadów ściekowych stało się głównym ograniczeniem rozwoju wielu miast. Osady z komunalnych oczyszczalni ścieków zawierają liczne patogeny, toksyny i metale ciężkie²⁾.

Praca jest poświęcona ocenie wykonalności spalania osadów ściekowych. Jej główne innowacje i dokonania obejmują: (i) model oceny wykonalności oparty na głębokim uczeniu, skonstruowany dla spalania osadów ściekowych, który ujawnia ukrytą strukturę klas w atrybutach danych dotyczących zanieczyszczenia ekologicznego i wpływu spalania osadów ściekowych na wyniki oczyszczania ścieków, oraz (ii) sieć neuronową wstecznej propagacji (BPNN), która została wykorzystana do przewidywania zestawu danych testowych i analizy wewnętrznego związku między zanieczyszczeniem ekologicznym a spalaniem osadów ściekowych.

Duża zawartość wilgoci i duża objętość osadów ściekowych nie tylko zajmują znaczne zasoby gruntów podczas utylizacji, ale także wymagają dużej przestrzeni magazynowej. Aby zoptymalizować przetwarzanie osadów ściekowych, wielu naukowców ulepszyło istniejące metody spalania osadów i opracowało nowe technologie, uzyskując istotne wyniki badań. Na przykład, Li i współpr.³⁾ wykorzystali rozmyty model oceny do analizy przetwarzania osadów ściekowych w oczyszczalniach ścieków, i dokonali oceny obecnych metod przetwarzania. Han i współpr.⁴⁾ wprowadzili analityczny model przetwarzania osadów ściekowych w oczyszczalni ścieków, który uwzględnia wskaźniki odległości i koordynacji. Ich model podkreśla analizę kondycji ekosystemu, biorąc pod uwagę zarówno systemy złożone, jak i zróżnicowanie przestrzenne.

W pracy przedstawiono model oceny wykonalności skonstruowany dla spalania osadów ściekowych przy użyciu głębokiego uczenia. Bada on dane generowane przez wymianę informacji między węzłami modelu sieci. Zbiór danych testowych jest przetwarzany przez BPNN w celu zbadania związku między zanieczyszczeniem ekologicznym a spalaniem osadów ściekowych, co ostatecznie ma na celu ocenę opłacalności spalania osadów ściekowych. Wpływ suszenia i spalania osadów ściekowych na eksploatację różni się w zależności od konkretnych okoliczności, a jasne zrozumienie można uzyskać jedynie poprzez długoterminowe obserwacje eksploatacyjne⁵⁾. Niemniej jednak pewne jest, że takie warunki będą miały negatywny wpływ na funkcjonowanie kotła i konserwację sprzętu. Jeśli osad jest transportowany rurociągami, wyłączenia i konserwacja systemu mogą prowadzić do wysychania i twardnienia osadu, co z kolei może powodować zatory. Aby temu przeciwdziałać, należy wdrożyć takie metody jak przedmuchiwanie parą, zwiększając tym samym zużycie pary. Zarówno osad wydalany z osadnika wtórnego w oczyszczalni ścieków bytowych, jak

become a primary constraint on the development of many cities. Municipal sewage plant sludge contains numerous pathogens, which often arise due to the presence of heavy metal toxins²⁾.

Hence, this paper is dedicated to assessing the feasibility of sludge incineration treatment. Its primary innovations and contributions include: (i) a deep learning-based feasibility assessment model constructed for sludge incineration which reveals the hidden class structure within ecological pollution data attributes and the influence of sludge incineration on sewage treatment outcomes, and (ii) the back-propagation neural network (BPNN) which was used to predict the test data set, and to analyze the internal relationship between ecological pollution and sludge incineration.

The high moisture content and vast volume of sludge not only occupy considerable land resources during disposal but also require extensive storage space. To optimize the treatment of sewage sludge, many scholars have enhanced existing sludge incineration methods and developed new technologies, yielding notable research outcomes. For instance, Li et al.³⁾ utilized a fuzzy assessment model for the analysis of sludge treatment in sewage treatment plants, providing an evaluation of their current treatment methodologies. Han et al.⁴⁾ introduced an analytical model for sewage plant sludge treatment, which incorporates distance and coordination indices. Their model underscores the analysis of ecosystem health, considering both composite systems and spatial differentiation.

This paper presents a feasibility assessment model constructed for sludge incineration using deep learning. It examines the data produced by the information exchange between network model nodes. The test dataset is processed through BPNN to explore the relationship between ecological pollution and sludge incineration, ultimately aiming to evaluate the viability of sludge incineration. The impact of sludge drying and incineration on operations varies depending on specific circumstances, and a clear understanding can only be attained through long-term operational observations⁵⁾. Nevertheless, it's certain that such conditions will negatively impact boiler operations and equipment maintenance. If sludge is transported via pipelines, system shutdowns and maintenance can lead to the sludge drying and hardening, resulting in blockages. To counteract this, methods like steam purging must be implemented, thereby increasing steam consumption. The sludge expelled from a domestic sewage plant's secondary sedimentation tank and the sludge from industrial wastewater treatment both contain toxic substances and heavy metals that are challenging to degrade. Using landfills for sludge disposal imposes significant environmental burdens. Proper sludge treatment is a fundamental operation in urban sewage plants. Assessing sludge incineration treatment accurately and selecting appropriate processes can enhance the treatment efficiency of these plants. This is particularly true when aiming for better resource recovery and utilization, thus elevating the treatment efficiency. The

i osad z oczyszczania ścieków przemysłowych zawierają substancje toksyczne i metale ciężkie, których degradacja stanowi wyzwanie. Wykorzystywanie składowisk odpadów do utylizacji osadów wiąże się ze znacznymi obciążeniami dla środowiska. Prawidłowa obróbka osadów ściekowych jest podstawową operacją w miejskich oczyszczalniach ścieków. Dokładna ocena procesu spalania osadów ściekowych i wybór odpowiednich procesów może zwiększyć wydajność oczyszczania w tych zakładach. Jest to szczególnie widoczne w przypadku dążenia do lepszego odzyskiwania i wykorzystania zasobów, a tym samym zwiększenia wydajności przetwarzania. Stabilność spalania mieszanek węglowych można określić albo poprzez praktyczne operacje, albo poprzez obserwację płomienia na platformach eksperymentalnych. Na podstawie eksperymentów przeprowadzonych przez odpowiednie jednostki badawcze zaobserwowano, że gdy udział węgla jest mały, płomień pozostaje jasny i stabilny w różnych warunkach bez znaczących różnic.

Opracowanie modelu oceny wykonalności spalania osadów ściekowych

Spalanie osadów ma kilka zalet w porównaniu z ich zakopaniem i wykorzystaniem gruntów. Nie tylko zmniejsza obszar wymagany do utylizacji osadów, ale także podczas spalania degraduje niektóre nierozkładalne substancje organiczne, minimalizując zanieczyszczenie środowiska i zapobiegając wtórnemu skażeniu. Co więcej, popiół po spalaniu, który zmniejsza obciążenie dla środowiska, może być ponownie wykorzystany do wytwarzania innych produktów. Ta metoda oczyszczania osadów ściekowych jest jednak wymagająca technicznie i zazwyczaj droższa niż inne metody. Podczas spalania niewłaściwa kontrola temperatury lub wartości opałowej może negatywnie wpłynąć na wynik spalania. Nieoptymalna wartość opałowa może skutkować niepełnym spalaniem, zwiększając zużycie energii⁽⁶⁾. Szlam, będący odpadem o dużej wilgotności i niestabilności, zawiera wodę związaną w lukach struktury molekularnej przez flokulującą materię organiczną. Woda ta okazuje się trudna do usunięcia. Istniejące metody mechanicznego odwadniania pozwalają osiągnąć jedynie ok. 20% zawartości substancji stałych. Aby przygotować osad do dalszych procesów, takich jak składowanie lub spalanie, konieczne jest wykorzystanie energii cieplnej w celu dalszego zmniejszenia zawartości wilgoci.

Etap generowania modelu ekosystemu symbolizuje również okres introspekcji, w którym gromadzi się i udostępnia maksymalną ilość informacji w celu skonstruowania nadrzędnego modelu⁽⁷⁾. Ekosystemy, jako systemy złożone, nieustannie ewoluują pod wpływem skomplikowanych nieliniowych interakcji między ich komponentami, zgodnie z zasadą uogólnionej entropii informacyjnej⁽⁸⁾. Ekosystem jest holistycznym bytem powstałym z uogólnionych informacji, a jego wewnętrzne i zewnętrzne przepływy materii i energii kształtują dynamiczną reprezentację przepływu informacji.

stability of blended coal combustion can either be determined by practical operations or through flame observation on experimental platforms. Based on experiments conducted by relevant institutions, it has been observed that when the proportion of blended coal combustion is low, the flame remains bright and stable across varying conditions without significant differences.

Developing a feasibility assessment model of sludge incineration treatment

Incineration offers several advantages over burial and land use. It not only reduces the land area required for sludge disposal but also degrades certain non-degradable organic substances during combustion, minimizing environmental pollution and preventing secondary contamination. Moreover, the post-combustion ash, which lessens environmental burdens, can be repurposed for producing other products. However, this method of sludge treatment is technically demanding and typically more expensive than the former methods. During incineration, improper temperature or calorific value control can impair the incineration outcome. A suboptimal calorific value can result in incomplete incineration, escalating energy consumption⁽⁶⁾. Sludge, being a high-moisture and unstable waste, contains "bound water" held within the molecular structure gaps by flocculating organic matter, which proves challenging to remove. Existing mechanical dehydration methods can only achieve a solid content of around 20%. To prepare sludge for subsequent processes such as landfill or incineration, it's necessary to use heat energy to further reduce its moisture content.

The stage of ecosystem model generation also symbolizes a period of introspection, wherein maximum information is gathered and shared to construct an overarching model⁽⁷⁾. Ecosystems, as intricate systems, are perpetually evolving under the intricate nonlinear interactions between their components, abiding by the principle of generalized information entropy⁽⁸⁾. An ecosystem is a holistic entity borne out of generalized information, with its internal and external material and energy flows shaping a dynamic information-flow representation. On Fig. 1 the BPNN model designed for assessing the feasibility of sludge incineration treatment was depicted.

Sludge incineration, being a nonlinear endeavor, is susceptible to external disturbances⁽⁹⁾. In the phase of constructing the information network, certain factors may constrain the ecosystem. Similarly, during the ecosystem's pattern formation stage, there will inevitably be certain restrictions. These constraints dictate that the system's components or nodes adhere to specific conservation relations. The input variable, hidden layer variable and output variable are respectively x , y and z , the weight value of the input layer connecting to the hidden layer is w_{ji} , and the transfer function is given by equation (1):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

Na rys. 1 przedstawiono model BPNN zaprojektowany do oceny opłacalności spalania osadów ściekowych.

Spalanie osadów ściekowych, jako proces nieliniowy, jest podatne na zakłócenia zewnętrzne⁹⁾. Na etapie budowy sieci informacyjnej pewne czynniki mogą ograniczać ekosystem. Podobnie, na etapie formowania się wzorca ekosystemu nieuchronnie pojawią się pewne ograniczenia. Te ograniczenia nakazują komponentom lub węzłom systemu przestrzeganie określonych relacji ochrony. Zmienna wejściowa, zmienna warstwy ukrytej i zmienna wyjściowa to odpowiednio x , y i z , wartość wagi warstwy wejściowej łączącej się z warstwą ukrytą to w_{jp} a funkcja transferu jest określona równaniem (1):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

Gdy warstwa ukryta jest połączona z warstwą wyjściową, wartość wagi wynosi w_{ji} a funkcja transferu jest liniowa. Wzór obliczeniowy zmiennej wartości wyjściowej węzła warstwy ukrytej w BPNN ma postać zależności (2):

$$y_j = f\left(\sum_i w_{ji} x_i - \theta_j\right) \quad (2)$$

w której θ_j jest progami j -tej jednostki warstwy ukrytej, zbiór (3):

$$net_j = w_j x_i - \theta_j \quad (3)$$

Do obliczania zmiennej wartości wyjściowej węzła wyjściowego zastosowano wzór (4):

$$y_i = f\left(\sum_t w_{it} y_t - \theta_i\right) \quad (4)$$

w którym θ_i jest progami i -tej jednostki warstwy wyjściowej.

Rozsądne gromadzenie danych może zapewnić wiarygodne źródło dla eksploracji danych, a tylko wystarczająca liczba zbiorów danych może zwiększyć wiarygodność i siłę eksploracji danych. Dzięki grupowaniu klastrów można opisać główne atrybuty i pełniej wyjaśnić przyczyny nieprawidłowych danych. Pojedyncza zmienna szeregu czasowego X_1, X_2, \dots, X_n została wykorzystana do przewidywania zanieczyszczenia ekologicznego, które można opisać równaniem (5):

$$X_{m+1} = F(X_1, X_2, \Lambda, X_m) \quad (5)$$

BPNN jest używany do dopasowania tej zależności funkcyjnej F oraz do wnioskowania o przyszłej wartości. Pomiedzy zmienną zależną Y i wieloma zmiennymi niezależnymi X_1, X_2, \dots, X_k istnieje związek funkcji przyczynowej w postaci równania (6):

$$Y = F(X_1, X_2, \dots, X_k) \quad (6)$$

Załóżmy, że przykładowe dane są reprezentowane wzorem (7):

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\} \quad (7)$$

wśród których $y_i (1 < i < n)$ reprezentuje obiekt; istnieje m klas reprezentowanych przez wzór (8):

$$C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_m\} \quad (8)$$

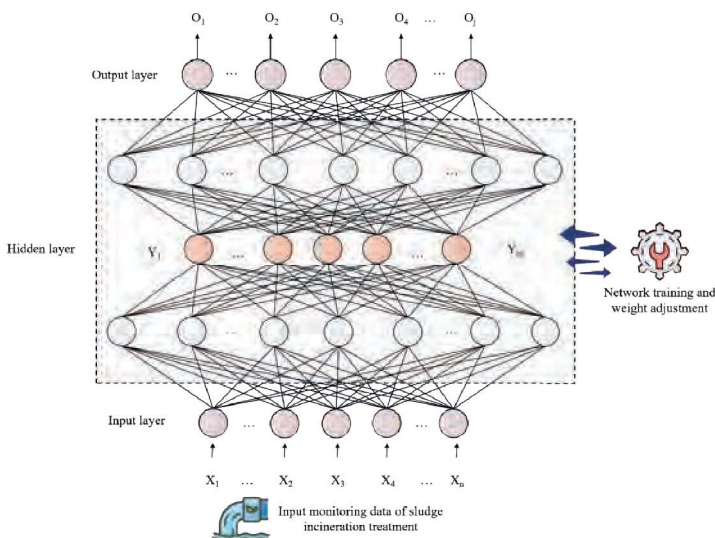


Fig. 1. BPNN model for feasibility assessment of sludge incineration treatment

Rys. 1. Model BPNN do oceny opłacalności spalania osadów ściekowych

When the hidden layer is connected to the output layer, the weight value is, w_{ji} and the transfer function is a linear one. The calculation formula (2) of the variable output value of the hidden layer node in BPNN is:

$$y_j = f\left(\sum_i w_{ji} x_i - \theta_j\right) \quad (2)$$

where θ_j is the threshold of the j -th unit of the hidden layer; set (3):

$$net_j = w_j x_i - \theta_j \quad (3)$$

The formula (4) for calculating the variable output value of the output node is:

$$y_i = f\left(\sum_t w_{it} y_t - \theta_i\right) \quad (4)$$

where θ_i is the threshold of the i -th unit of the output layer.

Reasonable data collection can provide a reliable source for data mining, and only enough data sets can enhance the reliability and persuasiveness of data mining. By clustering clusters, the main attributes can be described, and the causes of abnormal data can be more fully explained. A single variable time series X_1, X_2, \dots, X_n was used to predict the ecological pollution, which can be described by equation (5):

$$X_{m+1} = F(X_1, X_2, \Lambda, X_m) \quad (5)$$

BPNN is used to fit this functional relationship F , and it is used to deduce the future value. There is the following causal function relationship (equation 6) between dependent variable Y and multiple independent variables X_1, X_2, \dots, X_k :

$$Y = F(X_1, X_2, \dots, X_k) \quad (6)$$

Assume that the sample data is represented by the formula (7):

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\} \quad (7)$$

Among them, $y_i (1 < i < n)$ represents an object; there are m classes represented by the formula (8):

Dla odległości między dwoma obiektami zastosowano odległość euklidesową (9):

$$d(y_i, y_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (y_{k,i} - y_{k,j})^2} \quad (9)$$

w której m reprezentuje wymiar, $c_k = \frac{1}{n} \sum_{y \in C_k} y$ reprezentuje klasę środkową w k -tej klasie. Po podzieleniu danych metodą iteracyjną i podzieleniu przykładowych danych poprzez rozwiązanie minimalnej wartości funkcji celu, uzyskano wartość E (10):

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{y \in C_i} d(x, c_i) \quad (10)$$

Punkty próbkowania T , które znajdują się bliżej siebie mają zwykle podobny charakter, podczas gdy odległe punkty próbkowania wykazują więcej różnic. Termin „koordynacja” zazwyczaj oznacza poprawę jakości populacji i dostosowanie równowagi między środowiskiem przyrodniczym a rozwojem cywilizacyjnym. Zapewnia to harmonijną relację między ludźmi a przyrodą, a także między poszczególnymi osobami. Mówiąc prościej, stopień harmonii lub spójności w skoordynowanym rozwoju między systemami lub elementami odzwierciedla postęp od chaosu do porządku.

W miarę postępu w spalaniu osadów ściekowych niektóre wskaźniki zanieczyszczenia ekologicznego początkowo pogarszają się wraz ze wzrostem gospodarczym, by następnie ulec poprawie. Uproszczone wyrażenie matematyczne dla tego trendu przedstawia równanie (11):

$$Z = m - n(x - p)^2 \quad (11)$$

w którym z oznacza stopień pogorszenia zanieczyszczenia środowiska, x produkt narodowy brutto na mieszkańca, a m jest progiem środowiskowym.

Dzięki ustalonemu systemowi wskaźników zauważono, że znormalizowany wskaźnik oceny procesu spalania osadów ściekowych i wskaźniki zanieczyszczenia ekologicznego w czasie t wynoszą odpowiednio $f_i^x(t)$ i $f_i^y(t)$, a następnie uzyskano równanie (12):

$$\xi(j)(t) = \frac{\min_i \min_j |f_i^x(t) - f_i^y(t)| + \theta \max_i \max_j |f_i^x(t) - f_i^y(t)|}{|f_i^x(t) - f_i^y(t)| + \theta \max_i \max_j |f_i^x(t) - f_i^y(t)|} \quad (12)$$

w którym θ jest parametrem korelacji, a $\xi(j)(t)$ jest współczynnikiem korelacji w czasie t . Macierz stopnia asocjacji Y można uzyskać poprzez uśrednienie współczynnika asocjacji zgodnie z próbką K . Odzwierciedla ona związek między wzrostem spalania osadów ściekowych a zmianą zanieczyszczenia ekologicznego. Stopień sprzężenia między systemami można uzyskać głównie za pomocą wzoru (13):

$$C(t) = \frac{1}{s \times e} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^e \xi(j)(t) \quad (13)$$

w którym $C(t)$ oznacza stopień sprzężenia między rozwojem procesów spalania osadów ściekowych a systemem zanieczyszczeń ekologicznych; s i e reprezentują wielkość dwóch indeksów systemowych.

$$C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_m\} \quad (8)$$

The Euclidean distance (9) for the distance between two objects was used:

$$d(y_i, y_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (y_{k,i} - y_{k,j})^2} \quad (9)$$

where m represents the dimension, $c_k = \frac{1}{n} \sum_{y \in C_k} y$ represents the center class in the k -th class. After dividing the data by iterative method, and dividing the sample data by solving the minimum value of the objective function, the E value (10) was obtained:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{y \in C_i} d(x, c_i) \quad (10)$$

T Sample points that are closer to each other tend to be similar in nature, whereas distant sample points exhibit more differences. The term “coordination” typically implies enhancing the population’s quality and adjusting the balance between the environment and development. This ensures a harmonious relationship between humanity and nature, as well as among individuals. In simpler terms, the degree of harmony or consistency in coordinated development between systems or elements reflects a progression from chaos to order.

As sludge incineration treatment progresses, certain ecological pollution indicators initially worsen with economic growth, only to subsequently improve. The simplified mathematical expression for this trend is given by equation (11):

$$Z = m - n(x - p)^2 \quad (11)$$

where z is the deterioration degree of ecological pollution, x the gross national product per capita, and m is the environmental threshold.

Through the established indicator system, it can be seen that the standardized assessment index of sludge incineration treatment and ecological pollution indicators at t time are $f_i^x(t)$ and $f_i^y(t)$ respectively, then the equation (12) was obtained:

$$\xi(j)(t) = \frac{\min_i \min_j |f_i^x(t) - f_i^y(t)| + \theta \max_i \max_j |f_i^x(t) - f_i^y(t)|}{|f_i^x(t) - f_i^y(t)| + \theta \max_i \max_j |f_i^x(t) - f_i^y(t)|} \quad (12)$$

Where θ is the correlation parameter and $\xi(j)(t)$ is the correlation coefficient at t time. An association degree matrix Y can be obtained by averaging the association coefficient according to the sample K . Y reflects the relationship between the growth of sludge incineration treatment and the change of ecological pollution. The coupling degree between systems can be obtained mainly by the formula (13):

$$C(t) = \frac{1}{s \times e} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^e \xi(j)(t) \quad (13)$$

where $C(t)$ is the coupling degree between sludge incineration treatment development and ecological pollution system; s and e respectively represent the quantity of two system indexes.

After dimensionless treatment of the original data, the correlation coefficient of the coupling degree between sludge

Po bezwymiarowej obróbce oryginalnych danych, współczynnik korelacji stopnia sprzężenia między procesem spalania osadów ściekowych a korzyściami ekologicznymi uzyskano w drodze obliczeń. Następnie uzyskano się macierz korelacji między procesem spalania osadów ściekowych a wskaźnikami środowiskowymi i znaleziono się średnią wartość każdego wiersza i kolumny, aby zaobserwować korelację między poszczególnymi wskaźnikami. Osad pozostały po oczyszczeniu ścieków należy najpierw zagęścić, odwodnić i wysuszyć, po czym zawartość wody w osadzie zostanie zredukowana do określonej wartości przed wprowadzeniem do spalarni. Ciepło odpadowe generowane na etapie spalania osadu może być wykorzystywane z jednej strony do suszenia, a z drugiej do wstępnego podgrzewania osadów w spalarni. Gaz i dym powstające po spalaniu mogą być odprowadzane do środowiska po przejściu przez urządzenie do oczyszczania gazów spalinowych i przetestowaniu pod kątem zgodności z normami emisji do atmosfery.

Wyniki i ich omówienie

Ekosystemy składają się z komponentów, które oddziałują na siebie i są wewnętrznie powiązane, tworząc zintegrowaną całość o określonych funkcjach. Konkurencja i współpraca między tymi komponentami regulują stan i trajektorię ekosystemu, ostatecznie prowadząc do różnych stanów zdrowia ekosystemu. Innymi słowy, komponenty systemu tworzą różne stany zdrowia poprzez różne tryby współpracy i konkurencji. Dane statystyczne dotyczące zanieczyszczeń ekologicznych są jednak obciążone wewnętrznymi błędami. Aby je złagodzić, konieczne jest zdyskretyzowanie danych ilościowych o znacznych odchyleniach rozkładu. Proces usuwania wartości odstających przedstawiono na rys. 2.

Na początek należy wybrać odpowiednie parametry sieci neuronowej, aby stworzyć odpowiedni model. Należy użyć zestawu próbek do wytrenowania sieci, dostosowując jej wagę i testując jej wydajność, aby upewnić się, że wytrenowana sieć BPNN spełnia wymagania standardu. Następnie należy przetworzyć przykładowe dane, aby stwierdzić, czy pożądaný wynik jest możliwy do osiągnięcia. Wstępne przetwarzanie nieidealnych źródeł danych zwiększa wydajność modelu oceny korzyści ekologicznych i procesu poszerzania wiedzy. Uczenie zaprojektowanej sieci BPNN z tymi danymi zapewni lepsze wagi sieci. Po wstawieniu tych wag do sieci neuronowej, wynikowy system staje się podstawowym modelem oceny wykonalności spalania osadów ściekowych. Porównanie danych wyjściowych BPNN z rzeczywistymi danymi dotyczącymi zanieczyszczenia ekologicznego przedstawiono na rys. 3.

Ta nadmiarowość ułatwia dopasowywanie skali w czasie rzeczywistym i obliczenia podczas oceny ekologicznej wydajności, zwiększając szybkość operacyjną i szybkość reakcji. Zestawiono omówiony w tym artykule model wykonalności spalania osadów z MAE tradycyjnego modelu SVM, a wyniki przedstawiono na rys. 4. Jak pokazano na rys. 4, błąd proponowanej metody zmniejsza się znacząco po wielu iteracjach.

incineration treatment and ecological benefits was obtained by calculation. Then the correlation matrix between sludge incineration treatment and environmental indicators is obtained, and the average value of each row and column is found to observe the correlation between individual indicators. The remaining sludge after sewage treatment should be concentrated, dehydrated and dried first, and then the water content in the sludge will be reduced to a certain value before entering the incinerator. The waste heat generated in the stage of sludge incineration can be used for drying on the one hand and preheating the incinerator on the other. The gas and smoke produced after incineration can be discharged into the environment after passing through the flue gas purification device and being tested to meet the atmospheric emission standards.

Result and discussion

Ecosystems comprise components that interact and relate internally, creating an integrated entity with specific functions. Competition and cooperation among these components regulate the state and trajectory of the ecosystem, ultimately resulting in varying health states of the ecosystem. In other words, system components form different health states through various modes of cooperation and competition. However, the statistical data on ecological pollution has inherent errors. To mitigate these, it's vital to discretize quantitative data with significant distribution variances. The process of removing data outliers is depicted in Fig. 2.

To begin with, select the right neural network parameters to establish an appropriate model. Use the sample set to train the network, adjusting the network's weight, and testing its performance to ensure the trained BPNN is up to standard. Subsequently, process the sample data to confirm if the desired outcome is attainable. Preprocessing non-ideal data sources enhances the efficiency of the ecological benefit assessment model and the knowledge discovery process. Training the designed BPNN with these data will yield better network weights. Upon inserting these weights into the neural network, the resulting system becomes the foundational model for the feasibility assessment of sludge incineration treatment. Comparing the BPNN output with actual ecological pollution data is illustrated in Fig. 3.

This redundancy facilitates real-time scale matching and computations during ecological carrying capacity evaluations, enhancing operational speed and responsiveness. When we juxtapose the feasibility model of sludge incineration treatment discussed in this article with the MAE of the traditional SVM model, the findings are depicted in Fig. 4.

As illustrated in Fig. 4, the error of the proposed method diminishes significantly after numerous iterations. The combustion chamber is meticulously designed to possess sufficient volume, ensuring that sludge remains long enough to result in a flue gas temperature that is distinctly above the minimum yet below the threshold for ash melting. Both temperature and duration are critical to ensure the sludge's complete combustion.

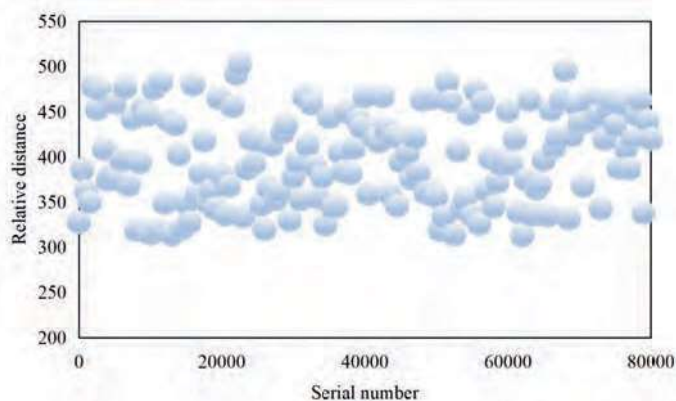


Fig. 2. Data outlier removal processing

Rys. 2. Proces usuwania danych odstających

Komora spalania jest tak zaprojektowana, by miała wystarczającą objętość, co zapewnia, że osad pozostaje wystarczająco długo, aby uzyskać temperaturę spalin wyraźnie wyższą od minimalnej, ale poniżej progu topnienia popiołu. Zarówno temperatura, jak i czas spalania mają kluczowe znaczenie dla zapewnienia całkowitego spalania osadu.

Warstwa pozyskiwania danych zbiera różne nieprzetworzone dane ze źródłowej bazy danych. Po oczyszczeniu, te dane są dodawane do „hurtowni” danych. Następnie generowana jest biblioteka transakcji przy użyciu algorytmu ekstrakcji danych, która jest następnie aktualizowana i przekazywana do hurtowni danych. Warstwa zarządzania danymi tworzy wielowymiarowy model danych skupiony wokół systemu indeksów oceny i wprowadza mechanizm odświeżania. Zachowując integralność oryginalnych danych, hurtownia danych jest aktualizowana na czas, aby odzwierciedlić najnowsze informacje w bazie danych, a dane te są przesyłane do dalszego przetwarzania. Wykorzystując funkcję przynależności, niepewności są przekształcane w pewności, a niejednoznaczności są określane ilościowo, umożliwiając ich analizę tradycyjnymi metodami matematycznymi. Na rys. 5 przedstawiono porównanie szybkości reakcji udoskonalonego algorytmu, a na rys. 6 zobrazowano porównanie dokładności algorytmów.

W porównaniu z tradycyjnym algorytmem SVM, metoda przedstawiona w tym artykule wykazuje wyraźne zalety zarówno w fazie początkowej, jak i później, ze znacznie zwiększoną szybkością reakcji i wskaźnikiem dokładności przekraczającym 95%. Dlatego zastosowanie tego modelu do oceny wykonalności spalania osadów ściekowych w oczyszczalniach ścieków ma zarówno znaczenie teoretyczne, jak i praktyczne. Odnosi się do niedociągnięć wcześniejszych badań, które koncentrowały się głównie na szerszym obrazie skomplikowanych ekosystemów, pomijając bardziej wpływowe badania podsystemów kluczowe dla świadomego podejmowania decyzji i strategii operacyjnych. Takie podejście zapewnia bardziej holistyczne przedstawienie efektów spalania osadów ściekowych i jest bliższe praktycznym potrzebom oczyszczalni ścieków.

The data acquisition layer collects various raw data from the source database. Once cleaned, this data is added to the data warehouse. Subsequently, a transaction library is generated using a data extraction algorithm, which is then updated and provided to the data warehouse. The data management layer sets up a multi-dimensional data model, centered around the assessment index system, and introduces a refresh mechanism. While preserving the integrity of the original data, the data warehouse is timely updated to mirror the database's latest information, and this data is transferred for further processing. Utilizing the membership function, uncertainties are converted into certainties, and ambiguities are quantified, enabling traditional mathematical methods to analyze them. Figure 5 shows the response speed comparison of the refined algorithm, whereas Fig. 6 depicts the algorithm's accuracy comparison.

Compared with the traditional SVM algorithm, the method presented in this article demonstrates clear advantages during both the initial and subsequent phases, with a notably enhanced response speed and an accuracy rate exceeding 95%. Therefore, employing this model to assess the feasibility of sludge incineration treatment in sewage treatment plants holds both theoretical and practical significance. It addresses the shortcoming of prior studies that focused predominantly on the broader picture of intricate ecosystems, overlooking the more impactful subsystem research crucial for informed decision-making and operational strategies. This approach provides a more holistic representation of sludge incineration effects and aligns more closely with the practical needs of sewage treatment plants.

Conclusions

The surge in urban sewage treatment has led to a sharp increase in sludge production, making its treatment and disposal crucial for many cities. Municipal sewage plant sludge contains pathogens, heavy metals, and toxic substances, requiring treatment. Currently, incineration is the fastest and most comprehensive method for sludge disposal, reducing its volume by carbonizing organic matter. In this paper, a deep learning-based feasibility model for sludge incineration was developed. The data from network nodes were analyzed to reveal hidden

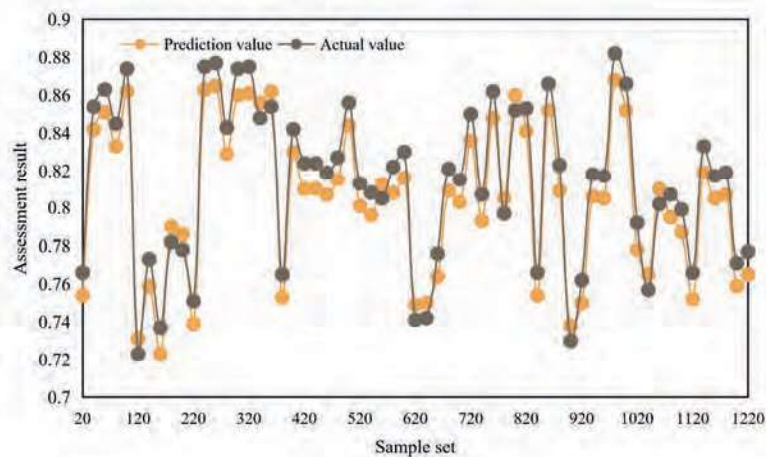


Fig. 3. BPNN learning results

Rys. 3. Wyniki uczenia BPNN

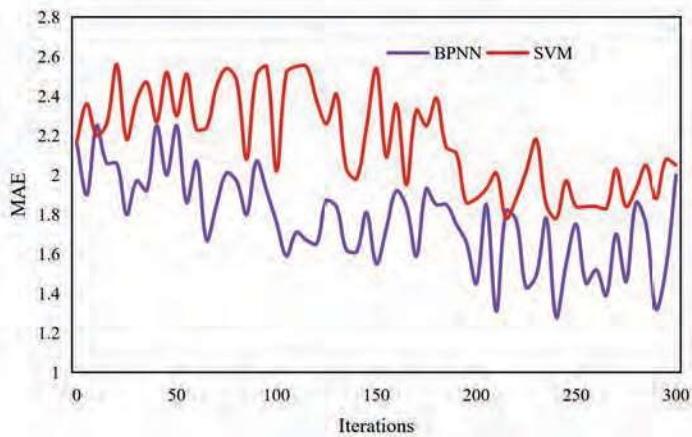


Fig. 4. Comparison of MAE

Rys. 4. Porównanie z MAE

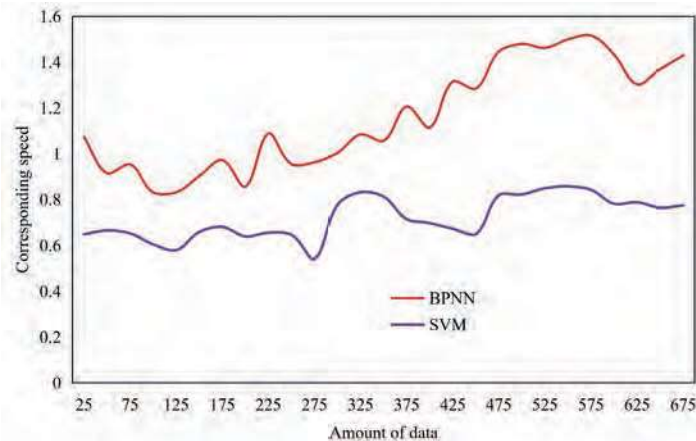


Fig. 5. Comparison of response speed of different algorithms

Rys. 5. Porównanie szybkości reagowania poszczególnych algorytmów

Wnioski

Szybki wzrost oczyszczania ścieków komunalnych doprowadził do gwałtownego wzrostu produkcji osadów ściekowych, co sprawia, że ich przetwarzanie i usuwanie ma kluczowe znaczenie dla wielu miast. Osady z komunalnych oczyszczalni ścieków zawierają patogeny, metale ciężkie i substancje toksyczne, które wymagają przetworzenia. Obecnie spalanie jest najszybszą i najbardziej kompleksową metodą utylizacji osadów, zmniejszającą ich objętość poprzez karbonizację materii organicznej. Opracowano model wykonalności spalania osadów ściekowych oparty na głębokim uczeniu. Dane z węzłów sieci zostały przeanalizowane w celu ujawnienia ukrytych struktur klasowych w danych dotyczących zanieczyszczeń ekologicznych i wpływu spalania osadów ściekowych na wyniki oczyszczania ścieków. Wyniki wskazują na znaczną przewagę opracowanej metody nad innymi metodami, z szybkością reakcji przekraczającą tradycyjne algorytmy SVM i współczynnikiem dokładności przekraczającym 95%. Ten model pomaga miejskim oczyszczalniom ścieków w ocenie procesów spalania osadów ściekowych i podejmowaniu świadomych decyzji.

Wykorzystując BPNN, ten model wykonalności zapewnia istotne wsparcie dla oczyszczalni ścieków, pomagając im w ocenie miejskich warunków ekologicznych i jakości środowiska dzięki zaawansowanej technologii AI. Stosując naukowe techniki utylizacji osadów ściekowych, oczyszczalnie ścieków mogą zwiększyć wydajność operacyjną, zmniejszyć swój ślad ekologiczny i skutecznie sprostać współczesnym wyzwaniom.

Podziękowania

Badania te były wspierane przez Projekt Planu Nauki i Technologii w Szanghaju: Badanie technologii czystego zrzutu zanieczyszczeń ze spalania osadów z oczyszczalni ścieków 20230730100.

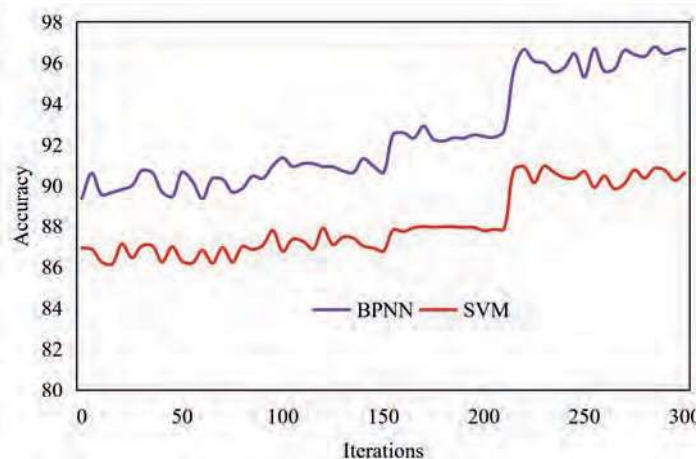


Fig. 6. Comparison of accuracy of different algorithms

Rys. 6. Porównanie dokładności poszczególnych algorytmów

class structures in ecological pollution data and the impact of sludge incineration on sewage treatment outcomes. The results show significant advantages over other methods, with a response speed exceeding traditional SVM algorithms and an accuracy rate over 95%. This model helps urban sewage plants evaluate sludge incineration treatments and make informed decisions.

Using BPNN, this feasibility model provides vital support to sewage treatment plants, aiding them in assessing urban ecological conditions and environmental quality with advanced AI technology. By employing scientific sludge disposal techniques, sewage treatment plants can enhance operational efficiency, reduce their ecological footprint, and address contemporary challenges effectively.

Acknowledgement

This research was supported by the Shanghai Science and Technology Plan Project: Study on the clean discharge technology of pollutants from incineration treatment of sludge from sewage plant 20230730100.

Received/Otrzymano: 16-11-2023

REFERENCES/LITERATURA

- [1] M. Kuosa, R. Kopra, *Nordic Pulp Paper Res. J.* 2019, No. 1, 128.
- [2] L. Zhu, *Environ. Eng. Geosci.* 2022, No. 3, 28.
- [3] L. Li, J. He, Z. Gan, *Chemosphere* 2021, **272**, No. 1–3, 129730.
- [4] H. Han, L. Guo, J. Zhang, *Ecol. Indic.* 2021, **127**, No. 8, 1.
- [5] F. Corradini, P. Meza, R. Eguiluz, *Sci. Total Environ.* 2019, **671**, No. 6, 411.
- [6] Y. Hu, Y. Fan, F. Chen, *Waste Manag.* 2018, **75**, No. 5, 340.
- [7] K.P. Law, K.R. Pagilla, *J. Clean. Prod.* 2021, **290**, No. 2, 125874.
- [8] H. Zhang, L. Rigamonti, S. Visigalli, *J. Clean. Prod.* 2019, **210**, No. 2, 1180.
- [9] L.F. Wang, C. Qian, J.K. Jiang, *Environ. Pollut.* 2017, **231**, No. 2, 1388.