

OCENA UDZIAŁU CZYNNEGO PUNKTOWEGO ŹRÓDŁA EMISJI W WIELKOŚCI EMISJI

Dorota Kaleta

Katedra Ochrony Powietrza, Politechnika Śląska, Gliwice

1 WPROWADZENIE

Zarządzanie środowiskiem w zakresie ochrony powietrza opiera się między innymi na spełnieniu prawnych wymogów stawianych podmiotom gospodarczym emitującym substancje zanieczyszczające. Jednym z najważniejszych, co określa obowiązująca w kraju ustawa „Prawo Ochrony Środowiska”, jest utrzymanie stężeń substancji zanieczyszczających w powietrzu na poziomie nieprzekraczającym wartości dopuszczalnych, określonych stosownymi przepisami [1, 2]. Stężenia te, w odniesieniu do czasu uśredniania jednego roku, muszą przy tym uwzględniać tzw. tło zanieczyszczeń.

Rozporządzenie [2] definiuje tło zanieczyszczeń jako aktualny stan jakości powietrza określany przez stężenie substancji zanieczyszczającej uśrednione dla roku.

W praktyce, w celu określenia tła zanieczyszczeń, stosuje się nieco inne postępowanie w odniesieniu do obiektów projektowanych, a inne do obiektów istniejących.

Ustalenie wartości tła dla obiektów projektowanych nie następuje trudności, dlatego że za tło przyjmuje się aktualne stężenie mierzone w danym rejonie. Natomiast dla obiektów istniejących ustalenie wartości tła stanowi duży problem, ponieważ z jednej strony wartość pomierzoną należy skorygować o udział tych obiektów w zanieczyszczeniu powietrza. Z drugiej natomiast istniejące akty prawne nie precyzują sposobu określania udziału obiektów w tle zanieczyszczeń. Sposobem określania udziału źródła emisji w wielkości stężeń pochodzących z grupy źródeł jest zastosowanie modeli matematycznych. Przy ich pomocy

można określić stężenie zanieczyszczenia w dowolnym punkcie, będące efektem oddziaływania wybranego źródła, jak i grupy wszystkich istniejących źródeł emisji na rozpatrywanym obszarze. Stosunek tak obliczonych stężeń to udział emitora w polu stężeń. Jednak z uwagi na strukturę modelowanych procesów, trudności ze sparametryzowaniem zjawisk towarzyszących transportowi zanieczyszczeń, takich jak wymywanie czy osiadanie zanieczyszczeń oraz istnienie nie w pełni poznanych wzajemnych powiązań pomiędzy poszczególnymi parametrami meteorologicznymi, wyniki, jakie można uzyskać, mogą być obciążone dużym błędem [3, 4].

2 CEL I ZAKRES PRACY

Celem pracy było opracowanie metody umożliwiającej obliczenie udziału punktowego źródła emisji w wielkości tła zanieczyszczeń, na przykładzie wybranego źródła emisji, jakim był komin Ciepłowni spalającej węgiel i wybranej substancji zanieczyszczającej – ditlenku siarki. Sposób realizacji zadania polega na wykorzystaniu danych o emisji SO_2 z Ciepłowni, wyników ciągłych pomiarów stężenia SO_2 i parametrów meteorologicznych z lokalnej stacji monitoringu powietrza i na zastosowaniu sztucznych sieci neuronowych. Te ostatnie wykorzystano do analizy stężenia SO_2 w powietrzu, spowodowanego oddziaływaniem na receptor grupy źródeł emisji, wśród których znajduje się Ciepłownia, a następnie do predykcji stężeń SO_2 przy założeniu zerowej emisji SO_2 z tego źródła.

Zakres badań obejmował:

- określenie uciążliwości rozpatrywanego źródła emisji na teren znajdujący się w jego okolicy,
- obliczenie emisji ditlenku siarki pochodzącej z badanego źródła,
- stworzenie bazy danych parametrów meteorologicznych i emisji SO_2 ,
- zastosowanie sztucznych sieci neuronowych do wygenerowania wartości stężeń SO_2 w powietrzu pochodzących od emitora punktowego,
- identyfikację dominujących mechanizmów wpływających na kształtowanie się poziomów stężeń SO_2 ,
- identyfikację charakteru rozkładów stężeń SO_2 i wyznaczenie ich parametrów,
- określenie udziału źródła emisji SO_2 w poziomie imisji SO_2 na rozpatrywanym terenie.

3 OPIS BADAŃ

Obliczenia prowadzono na przykładzie Zakładu Ciepłego nr 1, wchodzącego w skład PEC Gliwice (nazywanego dalej Ciepłownią) oraz danych pochodzących z automatycznej stacji monitoringu jakości powietrza znajdującej się na terenie Gliwic, która jest usytuowana około 2,5 km na południowy-zachód od Ciepłowni. Należy w tym miejscu zwrócić uwagę na to, że obszar między Ciepłownią a stacją monitoringu jest jednorodny i charakteryzuje się mało zróżnicowanymi wartościami współczynników szorstkości, a udział innych źródeł emisji SO_2 jest niewielki (rys. 1).

Modelowanie prowadzono na dwóch zestawach danych obejmujących 30-minutowe wartości pomiarowe. W pierwszym zbiorze zebrano dane dotyczące stężeń SO_2 oraz parametry meteorologiczne, takie jak: temperatura otoczenia, prędkość i kierunek wiatru, promieniowanie słoneczne, wilgotność powietrza, klasa stabilności atmosfery wg klasyfikacji Pasquilla [5]. Parametry te były rejestrowane w automatycznej stacji monitoringu powietrza w Gliwicach dla wiatrów o kierunkach $75^\circ \pm 15^\circ$, przy których to napływa SO_2 z grupy emitatorów, wśród których znajduje się Ciepłownia, jako źródło dominujące, i osiedle domów jednorodzinnych, stanowiące zespół źródeł niskich.

Drugi zbiór stanowiły dane dotyczące emisji SO_2 z Ciepłowni.



Rys. 1. Lokalizacja Ciepłowni i stacji monitoringu w Gliwicach.

Badania prowadziłam w trzech etapach, przy zastosowaniu odpowiedniej metodyki.

Etap I miał charakter rozpoznawczy i służył do określenia wpływu Ciepłowni na teren znajdujący się w jej okolicy. Stosując zalecaną w Polsce metodę obliczania stanu zanieczyszczenia powietrza, z wykorzystaniem standardowego modelu Gaussa rozprzestrzeniania zanieczyszczeń obliczyłam stężenia SO_2 , jakie występują na obszarze o powierzchni 36 km^2 w wyniku emisji z Ciepłowni. Obliczenia obejmowały swym zasięgiem automatyczną stację monitoringu.

W etapie II została stworzona baza 1413 kompletów danych, które posłużyły do uczenia sieci neuronowej. Pojedynczy komplet danych zawierał parametry niezależne wprowadzane do trenowania sieci neuronowej, takie jak: kierunek wiatru, prędkość wiatru (v , m/s), temperatura powietrza (T , K), wilgotność względna (q , %), promieniowanie słoneczne (P , W/m^2), klasa stabilności atmosfery (SR) i emisja SO_2 (E , g/s) oraz parametr zależny – stężenie SO_2 zmierzone w automatycznej stacji monitoringu (S , $\mu\text{g/m}^3$). Charakterystykę danych pomiarowych: wartości stężeń ditlenku siarki, parametrów meteorologicznych oraz obliczonych wartości emisji SO_2 zawiera tabela 1.

Tabela 1. Charakterystyka danych (statystyki opisowe).

Mierzona wielkość	Zakres zmian	Wartość średnia	Mediana	Modalna	Wariancja	Odchylenie standardowe
kierunek wiatru, °	61-89	77	79	88	68,3	8,3
prędkość wiatru, m/s	0-6,3	2,4	2,6	0,1	2,1	1,45
temp. powietrza, °C	-23-30,3	2,9	1,2	-4,8	108,2	10,4
wilg. względna, %	25-96	74	79	92	296,9	17,2
promieniowanie słoneczne, W/m ²	0-924	104,2	0	0	35421	188,2
klasa stabilności, -	1-6	-	4	4	-	-
emisja SO ₂ , g/s	0-266,6	119,8	135,6	70,4	4389,8	66,2
stężenie SO ₂ , µg/m ³	6-303	74,7	71,0	82	2072,39	45,5

Ze względu na specyfikę działania sieci neuronowych niektóre dane przed wprowadzeniem do programu zostały zmodyfikowane.

Poczyniono następujące zmiany:

- kierunek wiatru wyrażony pierwotnie w stopniach przedstawiono jako zmienną nominalną, gdyż przedstawienie kierunków za pomocą liczb może spowodować przypisanie im rang zależnych od wartości liczb,
- klasę stabilności atmosfery również przedstawiono jako zmienną nominalną, poprzez wprowadzenie odpowiednich nazw w miejsce stosowania standardowych wartości liczbowych.

W etapie III wykorzystano sztuczne sieci neuronowe (SSN) w celu stworzenia modelu predykcji stężeń SO₂ w powietrzu oraz zidentyfikowano zjawiska o dominującym wpływie na kształtowanie poziomu stężeń SO₂. Podczas uczenia SSN zbiór danych został podzielony na trzy podzbiory: uczący (50%), weryfikujący (25%) i testowy (25%). Następnie wykorzystano wybrany, najlepszy model neuronowy do znajdowania wartości funkcji odpowiadających dowolnym argumentom z jej dziedziny. Wprowadzając za emisję SO₂ z Ciepłowni wartości zerowe, obliczono stężenie SO₂ pochodzące od wszystkich innych źródeł emisji poza Ciepłownią (tło zanieczyszczeń).

W ten sposób otrzymano dwa rozkłady gęstości stężeń chwilowych: stężenia SO₂ z udziałem Ciepłowni zmierzone w automatycznej stacji monitoringu oraz obliczone przy pomocy SSN stężenia SO₂ bez udziału Ciepłowni (tło zanieczyszczeń). Uzyskane rozkłady poddano dalszej analizie statystycznej celem ich identyfikacji oraz wyznaczenia parametrów. W końcowej fazie obliczeń w oparciu o wyznaczone parametry rozkładów oszacowano udział Ciepłowni w poziomie stężeń SO₂

zmierzonych w powietrzu w automatycznej stacji monitoringu.

4 METODYKA BADAŃ

Stężenia zanieczyszczeń oraz parametry meteorologiczne są zmiennymi losowymi, zatem wyniki badań są opisane metodami statystycznymi. Uzyskane dane zostały poddane analizie statystycznej z wykorzystaniem aparatu statystyki opisowej, która doprowadziła do zwięzłego przedstawienia ogólnej charakterystyki właściwości badanych zmiennych.

Wytyczone zadania zrealizowano stosując programy: *STATISTICA* i *STATISTICA Sieci Neuronowe (SNN)*.

4.1 Modelowanie sieci neuronowych

Złożone poszukiwania najlepszego modelu neuronowego wśród sieci różniących się typem, budową, algorytmami uczenia i ich parametrami przeprowadzono przy użyciu kreatora *Automatyczny Projektant Sieci (APS)*. Optymalizację sieci przeprowadzono etapami. Najpierw zidentyfikowano typ sieci charakteryzujący się najlepszą jakością (najmniejszy współczynnik regresji) i najmniejszym błędem RMS, a następnie kolejno modyfikowano dane wejściowe oraz zwiększono również liczbę przypadków uczących. Jakość sieci oceniano na podstawie parametrów: współczynnika regresji, współczynnika korelacji oraz błędu sieci RMS [6, 7, 8].

4.2 Identyfikacja funkcji rozkładu prawdopodobieństwa

Podczas identyfikacji funkcji rozkładu prawdopodobieństwa, który najlepiej opisuje rozważany zbiór danych, wzięto pod uwagę cztery

rozkłady: log-normalny, gamma, wykładniczy i Weibulla [9, 10, 11, 12].

Proces identyfikacji rozkładu najlepiej opisującego zmienność stężeń w czasie przebiegał dwuetapowo.

W pierwszym etapie użyto technik graficznych dla odrzucenia rozkładów ewidentnie niezgodnych. W tym celu posłużono się wykresem prawdopodobieństwo-prawdopodobieństwo (P-P) oraz wykresem kwantyl-kwantyl (K-K). W drugim etapie kryterium wyboru stanowiły wyniki testu Kołmogorowa-Smirnowa, ocenione na poziomie istotności równym 0,01.

Dopasowanie rozkładu najlepiej opisującego zmienność stężeń w czasie miało na celu

wyznaczenie jego parametrów: wartości oczekiwanej – $E(X)$ oraz odchylenia standardowego – $\sigma(X)$.

5 WYNIKI OBLICZEŃ

5.1 Wyniki uczenia SSN

Podczas uczenia sztucznych sieci neuronowych przetestowano 3573 sieci. Łącznie przeprowadzono siedem serii szkolenia, w trakcie których wytypowano najlepsze modele na podstawie wartości współczynnika regresji, błędu RMS sieci i współczynnika korelacji (tabela 2).

Tabela 2. Wyniki treningów sieci w VII seriach szkolenia.

Nr serii szkolenia	Nr modelu	Rodzaj sieci	Architektura sieci	Liczba warstw	Współczynnik regresji	Błąd RM	Współ. korelacji
I	3	MLP	7:40-6-1:1	3	0,51	25,19	0,85
II	8	MLP	7:40-4-1:1	3	0,53	24,6	0,85
III	15	MLP	7:12-8-1:1	3	0,46	21,98	0,88
IV	22	MLP	7:7-9-1:1	3	0,52	23,87	0,86
V	25	MLP	7:12-8-1:1	3	0,51	21,73	0,87
VI	31	MLP	4:9-10-1:1	3	0,51	22,77	0,86
VII	7	Liniowa	7:12-1:1	-	0,61	27,82	0,79

Z analizy charakterystycznych parametrów wynika, że najlepszą sieć uzyskano dla modelu 15, w którym zastąpiono kierunek wiatru częstością jego występowania. Związane to było ze zmianą struktury sieci, a mianowicie

zmniejszeniu uległa liczba neuronów w 1 warstwie. Jest to sieć o strukturze perceptronu wielowarstwowego, z jedną warstwą ukrytą. Szczegółową charakterystykę poszczególnych parametrów dla modelu 15 zawiera tabela 3.

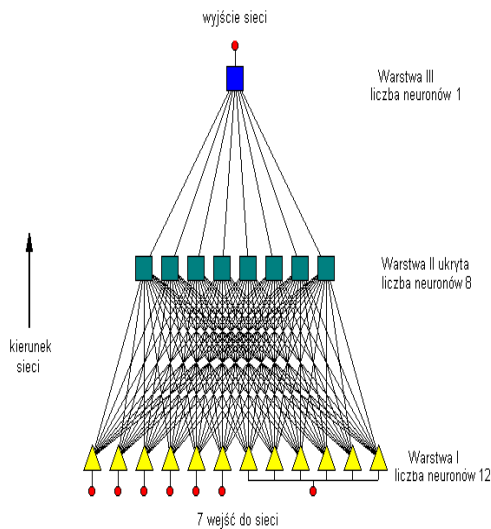
Tabela 3. Ocena efektywności uczenia SSN dla modelu 15.

Zbiór	Uczący	Weryfikujący	Testowy
średnie stężenie SO ₂	76,1	71,3	75,3
odch. stand.	43,6	47,3	47,4
średni błąd	-0,019	0,225	-1,102
odch.std. błędu	20,46	22,01	26,97
śr. błąd bezw.	15,28	16,62	18,28
współ. regresji	0,47	0,46	0,57
współ. korelacji	0,88	0,88	0,82
błąd RMS	20,40	21,98	26,96

Dobłą miarą wytrenowania SSN i możliwości predykcji stężeń SO₂ są wartości współczynnika regresji oraz bezwzględny błąd RMS, nieróżniące się istotnie dla poszczególnych zbiorów. Również wartości współczynników korelacji pomiędzy stężeniami SO₂ obliczonymi przez SSN a stężeniami rzeczy-

wistymi (mierzonymi w stacji monitoringu) dla wszystkich trzech zbiorów są wysokie. Każdy z obliczonych współczynników w oparciu o wyniki testu Fishera okazał się istotny statystycznie na poziomie istotności 0,05.

Na rys. 2 przedstawiono schemat najlepszego modelu neuronowego 7:12-8-1:1.



Rys. 2. Schemat sieci neuronowej MLP 7:12-8-1:1.

Model ten został uruchomiony do prognozowania (obliczenia) stężeń SO_2 na podstawie wszystkich danych wejściowych w celu sprawdzenia efektu pracy sieci.

Efekty pracy tego modelu przedstawiono za pomocą wykresu przebiegu stężeń SO_2 zmierzonych na stacji monitoringu i obliczonych przez sieć (rys. 3). Analizując wykres, widać, że oba przebiegi są zbliżone, ogólna tendencja jest dobrze zachowana, a uśrednione wartości są niemal identyczne ($74,72 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dla stężeń zmierzonych i $74,49 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dla stężeń obliczonych). Zaobserwowane spłaszczenie przebiegów stężeń obliczonych, spowodowane jest

tym, iż model dostarcza gorszych wyników w przypadku stężeń maksymalnych (podobnie jak w większości modeli, w których stosowano sieci neuronowe). W niektórych punktach występują duże różnice pomiędzy tymi stężeniami. Najczęściej ma to miejsce przy gwałtownym wzroście zmierzonych stężeń SO_2 oraz dla niskich wartości stężeń (w sezonie letnim).

Dodatkowymi kryteriami, które przekonują, że model ten dobrze odzwierciedla stężenia SO_2 zmierzone w stacji monitoringu, są wykresy: jednostkowych błędów względnych (rys. 4) oraz rozrzutu stężeń zmierzonych na stacji względem stężeń obliczonych (rys. 5). Jednostkowy błąd względny obliczono według wzoru:

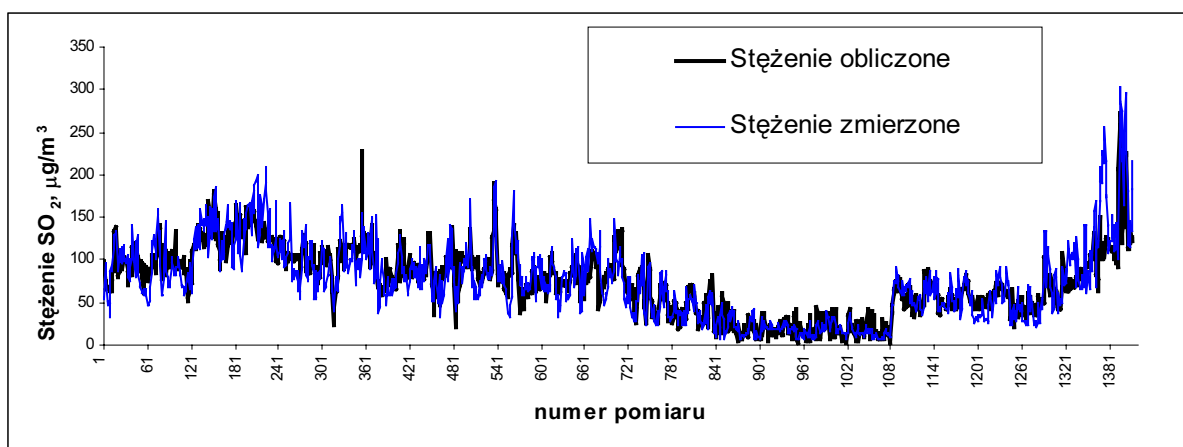
$$\delta = \frac{|S_{Zm} - S_{Ob}|}{S_{Zm}} \cdot 100\% \quad (1)$$

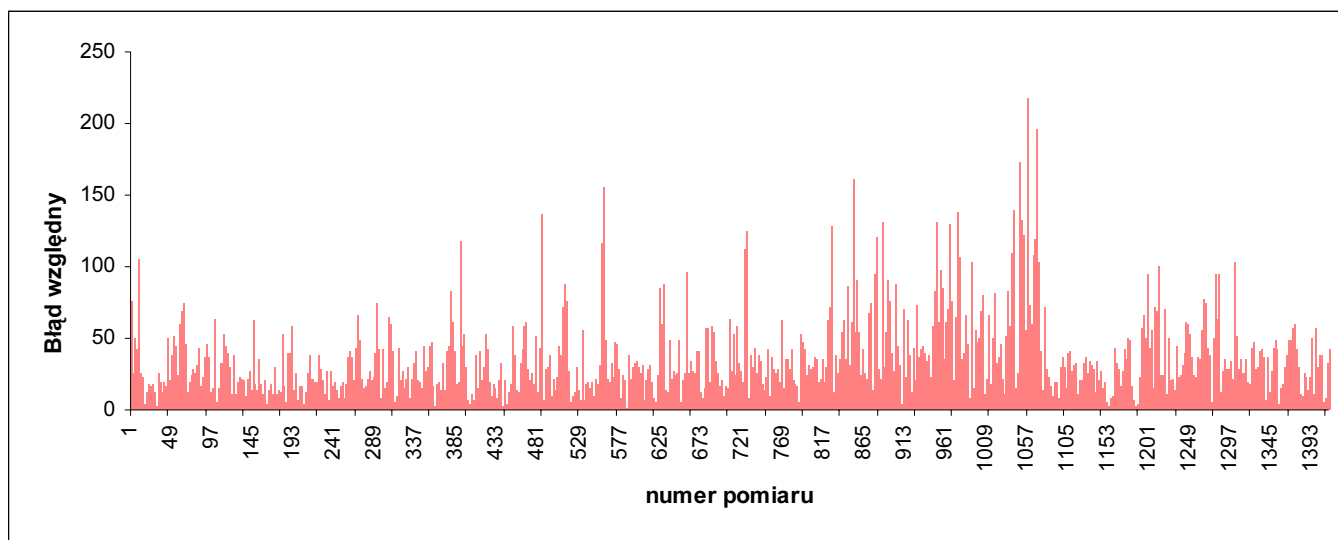
gdzie:

S_{Zm} – stężenia rzeczywiste zmierzone w stacji monitoringu, $\mu\text{g}/\text{m}^3$;

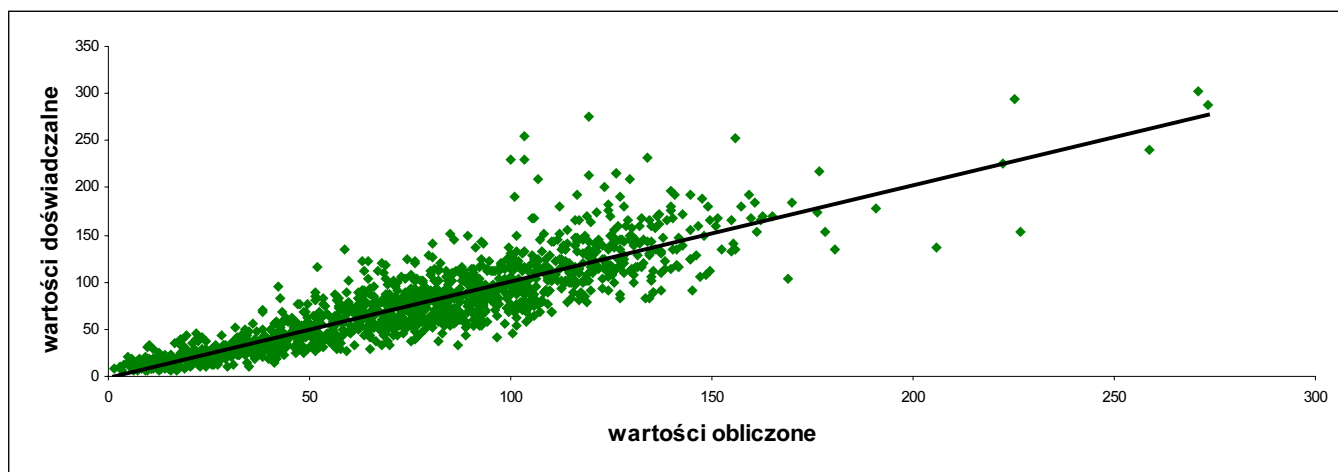
S_{Ob} – stężenia obliczone przez SSN, $\mu\text{g}/\text{m}^3$.

Na podstawie prezentowanych wykresów widać, że w wielu przypadkach stężenia SO_2 przewidywane są z dużą dokładnością. Świadczy to o tym, że dla większości przypadków wyniki uzyskane przez sieć są zbliżone do rzeczywistych, a stężenia układają się wzdłuż prostej będącej zbiorem punktów o współczynniku korelacji 0,88.

Rys. 3. Przebieg zmierzonych i obliczonych stężeń chwilowych SO_2 w powietrzu.



Rys. 4. Wykres jednostkowych błędów względnych.



Rys. 5. Wykres rozrzutu stężeń zmierzonych w stacji monitoringu względem stężeń obliczonych.

Z przeprowadzonych obliczeń wynika, że wybrany model neuronowy popełnia błąd względny w granicach od 0% do 217%. Największe błędy występują przy niskich stężeniach w sezonie letnim. Obliczone błędy jednostkowe po uśrednieniu dają średni błąd względny 25,6%, przy czym 62,5% wyników uzyskuje się z błędem poniżej tej wartości.

5.1.1 Wyniki analizy wrażliwości sieci

Przeprowadzone analizy: analiza wrażliwości sieci oraz zastosowanie algorytmu genetycznego w szóstej serii szkolenia wykazały, że najistotniejszymi parametrami objaśniającymi, które mają dominujący wpływ w kształtowaniu poziomu emisji SO_2 w powietrzu są: temperatura powietrza, związana z nią w istotny sposób emisja SO_2 (bowiem temperatura powietrza decyduje

o ilości paliw spalanych przez urządzenia grzewcze) oraz stan równowagi atmosfery, który jest kształtowany przez temperaturę powietrza, a dokładniej przez jej pionowy gradient. Wyniki analizy wrażliwości sieci dla wybranego modelu przedstawiono w tabeli 4.

Tabela 4. Wyniki analizy wrażliwości sieci MLP 7:12-8-1:1.

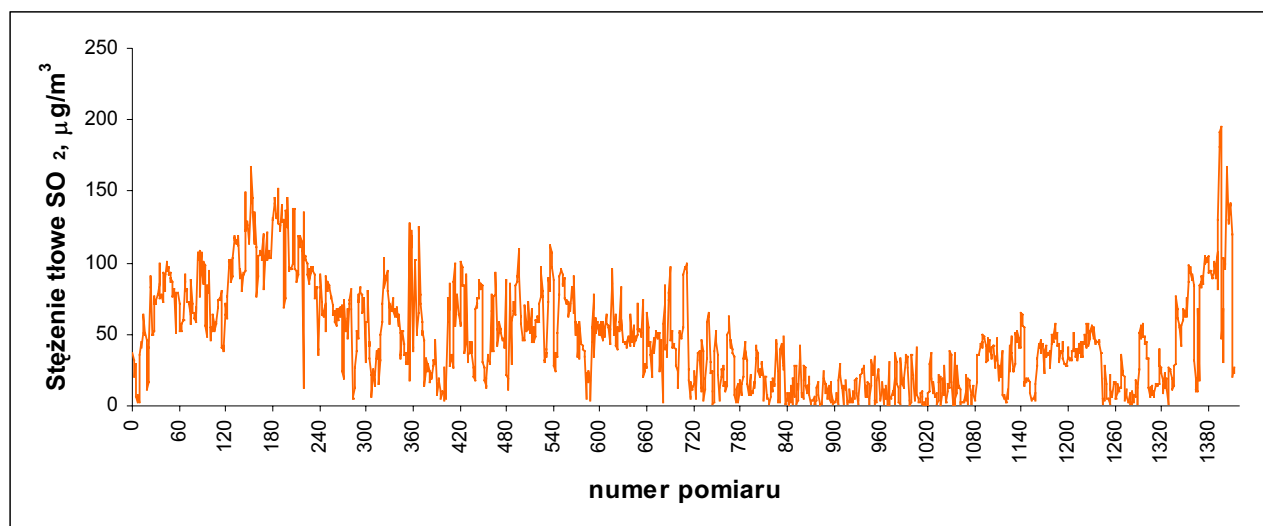
Parametry wejściowe	Ranga	Błąd	Iloraz
Częstość występowania wiatru	7	23,92	1,09
Prędkość wiatru	4	26,09	1,187
Temperatura powietrza	1	43,99	2,00
Wilgotność względna powietrza	5	25,58	1,16
Promieniowanie słoneczne	6	24,1	1,096
Stan równowagi	3	28,13	1,279
Emisja SO_2	2	30,84	1,403

Analiza wrażliwości wskazuje zmienne, które przy najmniejszej stracie jakości sieci mogą być pominięte, oraz zmienne kluczowe, których nie wolno pominąć, poprzez określenie błędów powstających wskutek ich kolejnego odrzucenia.

Dla żadnej zmiennej nie stwierdzono ilorazu mniejszego od jedności, co świadczy o istotności wszystkich zmiennych, nawet tych o randze najmniejszej (tj. prędkość wiatru, wilgotność powietrza czy promieniowanie słoneczne). Należy zaznaczyć również, że w analizowanym przypadku kierunek wiatru nie odgrywa decydującej roli w kształtowaniu stężeń SO_2 . Jest to związane ze sposobem selekcji danych, bowiem stężenia i parametry meteorologiczne wybrano tak, by pochodziły wciąż od tych samych źródeł emisji, a tym samym rola kierunku wiatru została ograniczona.

5.2 Predykcja stężeń SO_2 przy braku emisji z dominującego źródła

Ostatnim etapem zastosowania SSN było wykorzystanie wyuczonej sieci MLP 7:12-8-1:1 do przewidywania wartości stężeń SO_2 przy tych samych parametrach meteorologicznych i założeniu we wszystkich przypadkach zerowej emisji ditlenku siarki. W ten sposób wybrany model neuronowy, opierając się na nabytej wcześniej wiedzy podczas procesu uczenia, wyliczył stężenia SO_2 , jakie występują w punkcie recepcyjnym, bez udziału Ciepłowni, a są spowodowane pracą innych źródeł emisji SO_2 (rys. 6). Ostatecznie otrzymano rozkład stężeń tłowych SO_2 , który poddano dalszej analizie statystycznej celem identyfikacji rozkładu i wyznaczenia jego parametrów.



Rys. 6. Przebieg stężeń SO_2 przy zerowej emisji pochodzącej z Ciepłowni.

5.3 Identyfikacja rozkładu

Otrzymane rozkłady: zmierzonych stężeń SO_2 na stacji monitoringu i stężeń obliczonych przez sieć bez udziału Ciepłowni (stężeń tłowych) poddano analizie statystycznej celem identyfikacji rozkładów z wykorzystaniem metod wnioskowania statystycznego, tj. za pomocą technik graficznych i testów badania zgodności rozkładów oraz wyznaczenia ich parametrów.

W pierwszym etapie, posługując się technikami graficznymi, celem odrzucenia rozkładów ewidentnie niezgodnych stwierdzono, że najlepszymi przybliżeniami empirycznego rozkładu

stężeń 30-minutowych są rozkłady gamma i Weibulla (rys. 7).

W drugim etapie jako kryterium wyboru jednego z dwóch wskazanych rozkładów stanowiły wyniki testu Kołmogorowa-Smirnowa, ocenione na poziomie istotności 0,01. Wyniki testu potwierdziły dużą zgodność danych empirycznych z rozkładami Weibulla i gamma, przy czym nieco lepszy okazał się rozkład gamma (tabela 5).

Wyniki testu potwierdziły dużą zgodność danych empirycznych z rozkładem Weibulla oraz gamma. Do dalszych obliczeń zdecydowano się na wybór jednakowego rozkładu w stosunku do obu stężeń.

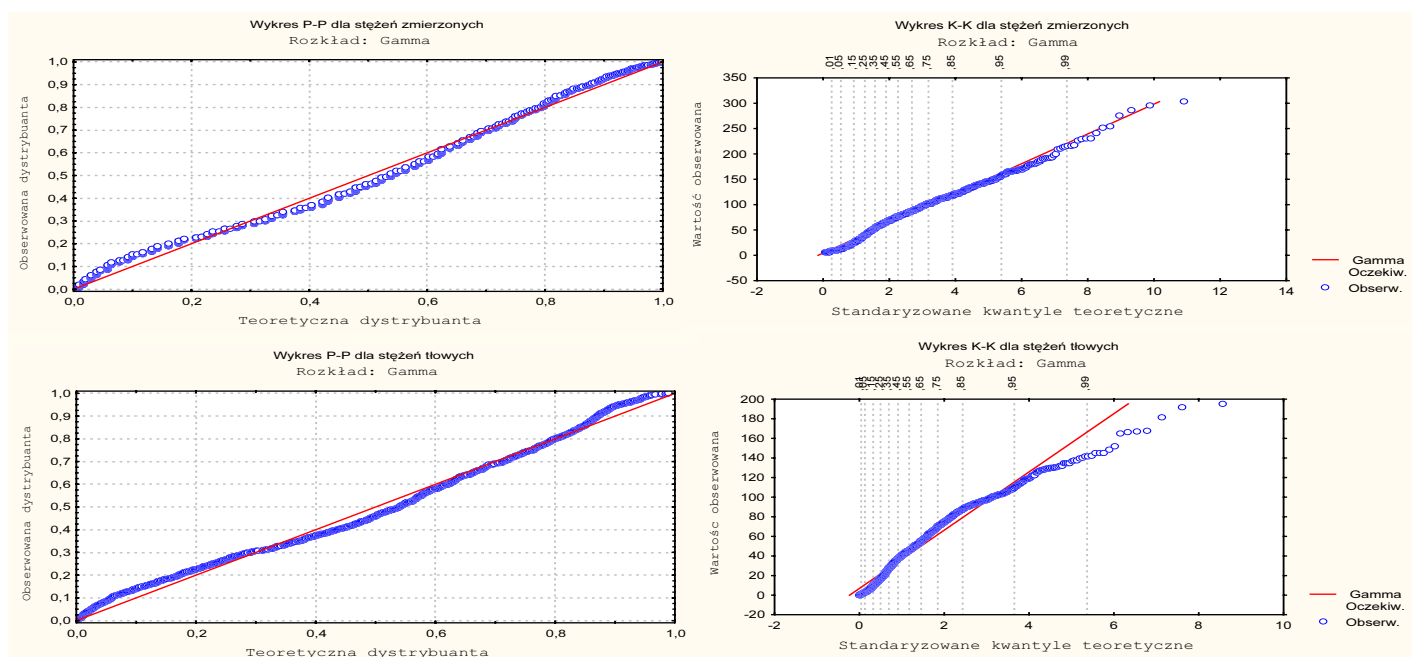
Rys. 7. Wykresy P-P i K-K dla stężeń SO₂ zmierzonych i tłowych.

Tabela 5. Zestawienie wyników testu Kołmogorowa-Smirnowa dla poszczególnych rozkładów.

Typ rozkładu	Parametry rozkładu		D	λ	λ_{kr}
stężenia zmierzone					
Gamma	$\alpha^*=2,4$	$\beta^{**}=0,0312$	0,0435	1,63	1,64
Weibulla	$\alpha=1,7$	$\beta=0,0118$	0,0411	1,54	1,64
stężenia tłowe					
Gamma	$\alpha=1,35$	$\beta=0,0271$	0,0423	1,59	1,64
Weibulla	$\alpha=1,3$	$\beta=0,02$	0,0437	1,64	1,64

* parametr kształtu, ** parametr skali.

Ostatecznie wybrano dwuparametryczny rozkład gamma jako funkcję rozkładu prawdopodobieństwa najlepiej przybliżającego roczną zmienność stężeń SO₂ w danym przedziale kierunków wiatru.

5.4 Określenie udziału Ciepłowni w poziomie stężeń SO₂ w powietrzu

Chcąc wyznaczyć udział Ciepłowni w poziomie zmierzonego stężenia SO₂ w stacji monitoringu, na podstawie obliczonych parametrów rozkładów (parametru kształtu i skali) wyliczono w oparciu o wzór (2): wartość oczekiwaną $E(X)$, która jest wartością przeciętną

$$E(X) = \frac{\alpha}{\beta} \quad (2)$$

a na podstawie wzoru (3) obliczono odchylenie standardowe: $\sigma(X)$, które określa rozproszenie wyników pomiarów wokół wartości średniej

$$\sigma(X) = \sqrt{\text{Var}X} = \sqrt{\frac{\alpha}{\beta^2}} \quad (3)$$

W tabeli 6 przedstawiono wybrane wartości rozkładu gamma.

Tabela 6. Parametry wyznaczone dla rozkładu gamma.

	α	β	$E(X)$ μg/m ³	$\sigma(X)$	$S_{99,8}$ μg/m ³
zmierzone stężenia SO ₂	2,4	0,0312	76,92	49,65	246,6
stężenie tłowe	1,35	0,0271	49,81	42,39	203,8

Znając wartości oczekiwane dla obydwu rozkładów, obliczono, że udział Ciepłowni w poziomie stężeń mierzonych w stacji monitoringu przy danym przedziale kierunków wiatru wynosi 35,2%.

Obliczono również udział Ciepłowni w poziomie imisji dla wszystkich kierunków róży

wiatrów. W tym przypadku stężenie SO_2 , które jest wynikiem emisji pochodzącej z badanego źródła, obliczono jako średnią ważoną, gdzie wagami były częstości występowania wiatru z danego kierunku, wg wzoru:

$$\bar{S} = \frac{\sum_{i=1}^{36} \sum_j S \cdot N_{ij}}{L_p} \quad (4)$$

gdzie:

S – średnie stężenie SO_2 w sektorze spowodowanym emisją z emitora – Ciepłowni dla „i-tego” stanu równowagi atmosfery i „j-tego” kierunku wiatru,

L_p – liczba wszystkich przypadków występowania sytuacji meteorologicznych w róży wiatrów ($L_p = \sum N_{ij} = 8760$).

N_{ij} – liczba przypadków występowania sytuacji meteorologicznej „i” ($i = 1, 2, \dots, 36$) w sektorze róży wiatrów „j” ($j = 1, 2, \dots, 12$).

Za stężenie SO_2 we wzorze (4) przyjmowano odpowiednio wartości wynikające z różnicy stężeń zmierzonych w stacji monitoringu i obliczonych przy zerowej emisji, gdy wiatr występował w 2 sektorze róży wiatrów. Dla pozostałych kierunków wiatru udział badanego emitora w rozpatrywanym receptorze uznano za zerowy, przyjmując za stężenie wartość równą 0.

Średnioroczne stężenie SO_2 spowodowane emisją z emitora dla wszystkich 12 kierunków róży wiatrów określono jako $3,26 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Wiedząc, że stężenie średnie dla całego roku, z uwzględnieniem statystyki wszystkich kierunków wiatrów w tym punkcie pomiarowym, jest równe $45 \mu\text{g}/\text{m}^3$, udział Ciepłowni w poziomie stężeń SO_2 w powietrzu oszacowano na poziomie 7%.

Na podstawie uzyskanych wyników, biorąc pod uwagę wielkość emisji z badanego źródła, przy wietrze wiejącym w 2 sektorze róży wiatrów, uznano, że udział ten jest stosunkowo niewielki, co wskazywałoby, że udział niskiej emisji lub innych emitatorów w kształtowaniu poziomu stężeń SO_2 w powietrzu jest większy niż początkowo przypuszczano.

6 PODSUMOWANIE

Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych, w szczególności sieci o strukturze perceptronu

wielowarstwowego, oraz przeprowadzone analizy statystyczne pozwoliły na osiągnięcie zamierzonego celu, jakim było opracowanie systemu kompleksowej, etapowej procedury postępowania w zakresie oszacowania udziału źródła emisji w poziomie stężenia zanieczyszczeń panujących na danym obszarze. W przypadku średniorocznych stężeń danego zanieczyszczenia wyniki, jakie uzyskano, można uznać za zadowalające.

Cechą charakterystyczną proponowanej metody jest konieczność uczenia sztucznych sieci neuronowych i identyfikacja odpowiedniego rozkładu funkcji gęstości w przypadku nowych danych meteorologicznych, nowego źródła emisji, co eliminuje możliwość popełnienia błędów wynikających z bezkrytycznego zapożyczenia modelu.

Za niedoskonałość modelu neuronowego można uznać trudności w przedstawieniu wartości ekstremalnych rozkładu prognozowanych stężeń. Tak więc model nie najlepiej nadaje się do przewidywania wartości maksymalnych, natomiast z powodzeniem można go stosować do obliczania stężeń średnich.

Duży wpływ na działanie sieci neuronowych ma dokładność wyznaczania parametrów wejściowych. Można przypuszczać, że dokładniejszy monitoring emisji SO_2 z Ciepłowni pozwoliłby uzyskać model neuronowy obciążony mniejszym błędem RMS.

Zjawiskami dominującymi w rozprzestrzenianiu się ditlenku siarki w powietrzu są: temperatura powietrza, ściśle związana z nią emisji SO_2 oraz klasa stabilności atmosfery, co potwierdzają udowodnione globalne tendencje wpływu zjawisk meteorologicznych na rozprzestrzenianie zanieczyszczeń.

Zaproponowana metoda określania udziału emitora w wielkości stężeń zanieczyszczeń pochodzących ze źródeł emisji na rozpatrywanym terenie została przetestowana w przypadku dominującego emitora i znajdującej się w pobliżu automatycznej stacji monitoringu. Istnieje również możliwość, aby proponowaną procedurę obliczeniową zastosować, zastępując automatyczną stację monitoringu przez mobilne laboratorium do pomiaru zanieczyszczeń powietrza i wykonując sesje pomiarowe w odpowiednich sytuacjach meteorologicznych.

BIBLIOGRAFIA

- 1) Rozporządzenie Ministra Środowiska z dnia 6 czerwca 2002 r. w sprawie dopuszczalnych poziomów niektórych substancji w powietrzu, alarmowych poziomów niektórych substancji w powietrzu oraz marginesów tolerancji dla dopuszczalnych poziomów niektórych substancji – Dz. U. nr 87 poz. 796 z dnia 27.06.2002.
- 2) Rozporządzenie Ministra Środowiska z dnia 5 grudnia 2002 r. w sprawie wartości odniesienia dla niektórych substancji w powietrzu – Dz. U. nr 1 poz. 12 z dnia 8.01.2003.
- 3) Turner D.B. 1994. *Workbook of atmospheric dispersion estimates*. Chapel Hill: Lewis Publishers.
- 4) Morawska-Horawska M., Kuros E. 1992. Specyfika kształtowania się wielkości emisji SO₂ na obszarze GOP i możliwości prognozowania średnich dobowych stężeń SO₂. *Ochrona powietrza*. Nr 6, s. 121.
- 5) Zannetti P. 1990. *Air pollution modeling*. New York: Computational Mechanics Publications.
- 6) Tadeusiewicz R. 1993. *Sieci neuronowe*. Warszawa: Read Me.
- 7) STATISTICA Neural Networks PL. 2001. *Wprowadzenie do sztucznych sieci neuronowych*. Kraków: StatSoft.
- 8) STATISTICA Neural Networks PL. 2001. *Kurs użytkownika programu na przykładach*. Kraków: StatSoft.
- 9) Larsen R. 1967. Analyzing air pollutant concentration and dosage data. *Air Pollution Control*. Nr 17, s. 85-93.
- 10) Simpson R. W., Butt J., Jakeman A. J. 1974. An averaging time model of SO₂ frequency distributions from a single point source. *Atmospheric Environment*. Nr 18, s. 1115-1123.
- 11) Wayne R. Ott. 1995. *Environmental statistics and data analysis*. Florida: Lewis Publishers.
- 12) Prom S.M. 1994. *Introductory Statistics*. New York: Wiley.